

Digitale Translatologie

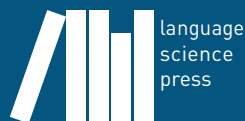
Herausgegeben von

Oliver Czulo

Martin Kappus

Felix Hoberg

Translation and Multilingual Natural
Language Processing 24



Translation and Multilingual Natural Language Processing

Editors: Oliver Czulo (Universität Leipzig), Silvia Hansen-Schirra (Johannes Gutenberg-Universität Mainz), Reinhard Rapp (Hochschule Magdeburg-Stendal), Mario Bisiada (Universitat Pompeu Fabra)

In this series (see the complete series history at <https://langsci-press.org/catalog/series/tmnlp>):

13. Vandevoorde, Lore. Semantic differences in translation.
14. Bisiada, Mario (ed.). Empirical studies in translation and discourse.
15. Tra&Co Group (ed.). Translation, interpreting, cognition: The way out of the box.
16. Nitzke, Jean & Silvia Hansen-Schirra. A short guide to post-editing.
17. Hoberg, Felix. Informationsintegration in mehrsprachigen Textchats: Der Skype Translator im Sprachenpaar Katalanisch-Deutsch.
18. Kenny, Dorothy (ed.). Machine translation for everyone: Empowering users in the age of artificial intelligence. (*)
19. Kajzer-Wietrzny, Marta, Adriano Ferraresi, Ilmari Ivaska & Silvia Bernardini. Mediated discourse at the European Parliament: Empirical investigations. *)
20. Marzouk, Shaimaa. Sprachkontrolle im Spiegel der Maschinellen Übersetzung: Untersuchung zur Wechselwirkung ausgewählter Regeln der Kontrollierten Sprache mit verschiedenen Ansätzen der Maschinellen Übersetzung.
21. Frittella, Francesca Maria. Usability research for interpreter-centred technology: The case study of SmarTerp.
22. Prandi, Bianca. Computer-assisted simultaneous interpreting: A cognitive-experimental study on terminology.
23. Kenny, Dorothy (ed.). 机器翻译知识普及: 为人工智能时代的用户赋能.
24. Czulo, Oliver, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.). Digitale Translatologie.

Digitale Translatologie

Herausgegeben von

Oliver Czulo

Martin Kappus

Felix Hoberg


Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.). 2025. *Digitale Translatologie* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 24). Berlin: Language Science Press.

This title can be downloaded at:

<http://langsci-press.org/catalog/book/467>

© 2025, the authors

Published under the Creative Commons Attribution 4.0 Licence (CC BY 4.0):

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/> 

ISBN: 978-3-96110-541-0 (Digital)

978-3-98554-161-4 (Hardcover)

ISSN: 2364-8899

DOI: [10.5281/zenodo.17100314](https://doi.org/10.5281/zenodo.17100314)

Source code available from www.github.com/langsci/467

Errata: paperhive.org/documents/remote?type=langsci&id=467

Cover and concept of design: Ulrike Harbort

Typesetting: Oliver Czulo, Felix Hoberg, Sebastian Nordhoff

Proofreading: Sebastian Nordhoff, Matthew Korte

Fonts: Libertinus, Arimo, DejaVu Sans Mono

Typesetting software: \LaTeX

Language Science Press

Scharnweberstraße 10

10247 Berlin, Germany

<http://langsci-press.org>

support@langsci-press.org

Storage and cataloguing done by FU Berlin

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	iii
I Soziohistorische Aspekte	
1 Algorithmische Übersetzung: Die Ideengeschichte vor der Entwicklung der Maschinellen Übersetzung Maria Wolf & Oliver Czulo	3
2 Psychologische Aspekte des computergestützten Übersetzens und Dolmetschens Katharina Oster & Anne Catherine Gieshoff	17
II Grundlagen	
3 Korpustranslatologie Oliver Czulo & Ekaterina Lapshinova-Koltunski	35
4 CAT-Tools: Komponenten und Konzepte Martin Kappus	49
5 Moderne MÜ: Grundfunktionsweisen und Paradigmen Hellmut Riediger & Martin Kappus	65
6 LLMs: ChatGPT und weitere KI-basierte Hilfsmittel für Übersetzende Silvana Deilen, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Hellmut Riediger	87
7 Grundlagen des Post-Editings Jean Nitzke	105
8 Begriffliche Grundlagen der Softwarelokalisierung Alexander Behrens	115

9 Computergestütztes Dolmetschen Bianca Prandi	131
 III Anwendungsgebiete	
10 Übersetzungsdatenmanagement Simon Varga	155
11 Risiken in digitalen Übersetzungsprozessen Carmen Canfora & Jean Nitzke	181
12 Digitalisierung in der Audiovisuellen Translation Sylvia Jaki	199
13 Literarisches Übersetzen im Zeitalter der künstlichen Intelligenz: Möglichkeiten und Grenzen teilautomatisierter Arbeitsprozesse Katharina Walter	217
 IV Kompetenzen und Didaktik	
14 MT-Literacy für Alltag, Fremdsprachenunterricht und Beruf Michael Tieber, Manuel Lardelli & Stefan Baumgarten	241
15 Post-Editing-Kompetenzen Jean Nitzke & Silvia Hansen-Schirra	259
16 Künstliche Intelligenz in Translation und Fachkommunikation: Skizze eines Kompetenzrahmens Ralph Krüger	269
Index	287

Vorwort

Das Digitale ist inzwischen tief in Forschung, Lehre und Praxis der Translation verankert. Genügte es noch vor nicht allzu langer Zeit, in diesem Zusammenhang vor allem von der Maschinellen Übersetzung und von CAT-Tools, unter Umständen noch von Termdatenbanken oder Softwarelokalisierungswerkzeugen u. ä. zu sprechen, so gibt es inzwischen eine Vielzahl von Unterstützungswerkzeugen für die Translation. Zudem ist nicht mehr hauptsächlich die Technologie an sich von Interesse, sondern ihre Einbettung in Prozesse und ihre Auswirkung auf Produktionsbedingungen, wodurch sich das Spektrum relevanter Themen deutlich erweitert hat.

Dieser Band versucht, diesen Umständen derzeit möglichst gerecht zu werden. Er versammelt unterschiedlichste Expertise in einer Reihe von einführenden Beiträgen, die sich v. a. an vier Zielgruppen in Translationslehre, -forschung und -praxis richten:

- Studierende, die einen zugänglichen Überblick über die einzelnen Themen benötigen
- Lehrende, die neben dem Überblick weiterführende Literatur suchen
- Forschende, die für ihren Bereich Anschlussmöglichkeiten zu digitalen Themen identifizieren wollen
- Praktizierende, die sich über den wissenschaftlichen Stand des Digitalen in ihrem Arbeitsgebiet informieren wollen

Der Band ist in vier Teile unterteilt: Im soziohistorischen Teil wird die Ideengeschichte der Algorithmischen Übersetzung ab dem 9. Jahrhundert nachgezeichnet, aber auch psychologischen Aspekten von Techniknutzung nachgegangen. Im anschließenden Teil werden insbesondere technische Grundlagen vermittelt. Dies reicht von Grundzügen der Korpustranslatologie über CAT-Tools und die Funktionsweise moderner Maschineller Übersetzung inklusive Sprachmodellen, bis hin zu Grundlagen des Post-Editings, der Softwarelokalisierung und des Computergestützten Dolmetschens. Die im dritten Teil aufgegriffenen Anwendungsgebiete zeigen sich ebenfalls vielfältig: Das Übersetzungsdatenmanagement

spielt ebenso eine Rolle wie die Ermittlung von Risiken in digital unterstützten Prozessen. Gerade auch der literarisch-mediale Bereich darf nicht fehlen und wird durch Beiträge über Digitalisierung in der Audiovisuellen Translation und im Literarischen Übersetzen vertreten. Der abschließende Teil ist dem Gebiet der Kompetenzen und der Didaktik gewidmet. Alltagskompetenzen jenseits der professionellen Translation sind dabei ebenso ein Thema wie das professionelle Post-Editing und Künstliche Intelligenz auch in der Fachkommunikation.

Der Band deckt damit einerseits ein weites Feld ab, andererseits ist aber schon zum Zeitpunkt des Erscheinens der ersten Fassung klar, dass es noch größere Lücken gibt. So fehlen beispielsweise Einblicke ins Schwarmübersetzen, eine Art der kollaborativen Translation, die durch digitale Werkzeuge einen massiven Schub erhalten hat; oder eine tiefgreifendere Aufarbeitung von didaktischen Aspekten des computergestützten Dolmetschens; nicht zuletzt ein soziologischer Blick auf die Auswirkungen der Digitalisierung weiter Bereiche der Translation. Dennoch schien ein erster Aufschlag nötig, der einen ersten Überblick über das Digitale in der Translation bietet, wobei sich die Arbeit an einer erweiterten Auflage direkt an die Veröffentlichung anschließen soll.

Oliver Czulo, Martin Kappus, Felix Hoberg

August 2025

Teil I

Soziohistorische Aspekte

Kapitel 1

Algorithmische Übersetzung: Die Ideengeschichte vor der Entwicklung der Maschinellen Übersetzung

Maria Wolf & Oliver Czulo^a

^aInstitut für Translatologie gGmbH

Der Traum, Sprachbarrieren mittels berechenbarer Methoden zu überwinden, ist keine Erfindung des zwanzigsten Jahrhunderts: Solcherlei Ideen lassen sich aktuell bis ins neunte Jahrhundert zurückverfolgen. Die Ideengeschichte ist brüchig, doch gerade die Vielfalt der gewagten Perspektiven macht ihre Nachzeichnung lohnenswert. In diesem Beitrag geben wir einen Überblick über verschiedene Konzepte zur Sprachübertragung bis zur Mitte des zwanzigsten Jahrhunderts, als algorithmische Verfahren zur Übersetzung durch den Einsatz von Maschinen eine neue Qualität gewannen.

1 Einleitung

In diesem Kapitel skizzieren wir die Ideengeschichte dessen, was wir als *Algorithmische Übersetzung* verstehen: Verfahren mit einer festgelegten Abfolge von vordefinierten Arbeitsschritten, die dem Ziel dienen, eine Übersetzung eines natürlichsprachlichen Ausgangstexts zu erstellen. Die *Maschinelle Übersetzung* sehen wir als Umsetzung algorithmischer Verfahren mittels (überwiegend) elektronischer Rechenwerke. Algorithmische Übersetzungsverfahren fassen wir in diesem Beitrag insofern eng, als dass sie Aspekte der Berechenbarkeit und Determiniertheit mindestens in Ansätzen in sich tragen. Wir grenzen sie somit von Modellen für Humanübersetzungsverfahren ab, wiewohl diese Grenzen selbstverständlich fließend sein können.



Maria Wolf & Oliver Czulo. 2025. Algorithmische Übersetzung: Die Ideengeschichte vor der Entwicklung der Maschinellen Übersetzung. In Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.), *Digitale Translatologie*, 3–16. Berlin: Language Science Press.

DOI: ?? 

Die hier vorgestellten Ansätze datieren vor dem 20. Jahrhundert. Anhand der vorgestellten Ideen wird deutlich, was die Gelehrten antrieb und in welchem historischen Zusammenhang sie agierten: al-Kindī übersetzte in Bagdad griechische Schriften ins Arabische, Ramon Llull missionierte im Mittelmeerraum, Gottfried Wilhelm Leibniz suchte nach einer Universalsprache, um die Begriffswelt der Menschen zu erschließen, und Johann Joachim Becher wollte den Handel mit fremden Ländern fördern. Die Autoren sind Vordenker des technologischen Fortschritts, den wir in den vergangenen Jahrzehnten erlebt haben. Allerdings ist die Ideengeschichte der Algorithmischen Übersetzung brüchig: Nicht immer beziehen sich die Autoren auf ihre zeitlichen Vorgänger, und auch heute wird in der Literatur zur Maschinellen Übersetzung erfahrungsgemäß eher selten Bezug auf historische Überlegungen genommen.

Einige der Verfahren sind eng verbunden mit der Kryptologie, wobei kryptographische Verfahren Sprache verschlüsseln und damit auf eine bestimmte Art und Weise kodieren, während kryptoanalytische (auch: kryptanalytische) Verfahren eine solche Kodierung zu entschlüsseln versuchen. Die von DuPont (2018) skizzierte Archäologie der Maschinellen Übersetzung umfasst solche Verfahren, die Übersetzung als Dekodierung und Rekodierung verstehen. Die Idee einer Interlingua sucht nach einem Universalcode, der zwischen allen Sprachen vermitteln kann und nicht von den Idiosynkrasien natürlicher Sprachen geplagt ist, während Ansätze zu Plansprachen die Universalisierung einer künstlich geschaffenen Sprache erreichen wollen. Den Wunsch, die Informationen eines Ausgangstextes vollständig aus ihm zu lösen und in der Zielsprache zu generieren, kennzeichnet Stein (2009) als fortwährende Utopie, welche die Geschichte der Maschinellen Übersetzung seit dem 13. Jahrhundert prägt.

2 Entschlüsselungsverfahren nach al-Kindī

Die ersten Zeugnisse der Beschreibung von Rechenverfahren zur Übersetzung eines Textes liegen heute in der *Sulaymannja Library* in Istanbul und sind kryptoanalytischer Natur (DuPont 2018, Strick 2009). Im neunten Jahrhundert nach Christus wirkte Abū Ya‘qūb ibn Ishāq al-Kindī (ca. 800–873 n. C.) in Bagdad und entschlüsselte „schleierhafte“¹ Schriftstücke. Seine *Abhandlung über die Entzifferung von verschlüsselten Botschaften* wurde im Jahr 1987 wiederentdeckt. Über al-Kindī (auch Al Kindus) ist bekannt, dass er im Haus der Weisheit² „mit der

¹Die arabische Schule habe Wörter als Schleier beschrieben, die die Verbindungen zwischen Gedanken und Verstehen verdeckten. Demnach sei Kommunikation der Vermittlungsprozess, um diese Schleier aufzudecken (u. a. DuPont 2018).

²Von der arabischen Schule ist bekannt, dass sie sich mit Kryptologie beschäftigte und bereits eine feste Terminologie nutzte zur Unterscheidung zwischen Verschlüsselung und Entschlüs-

Übersetzung wissenschaftlicher Schriften aus verschiedenen Kulturkreisen ins Arabische“ (Strick 2009) beauftragt wurde. Er habe sich dabei vor allem mit den philosophischen Schriften der Griechen beschäftigt, verstand aber selbst kein Griechisch, sondern überarbeitete und kommentierte Übersetzungen seiner Dragomane,³ die für die Entschlüsselung der fremden Texte zuständig waren. Aufgrund seiner Beiträge zur Geometrie, Arithmetik und Logik und seiner Abhandlung *Über den Intellekt* wird er heute als „erster Philosoph der arabischen Welt“ bezeichnet. Er verfasste auch medizinische Schriften und lehrte seine Schüler Rechenverfahren. Einige Schriften seien später ins Lateinische übersetzt worden, aber viele seiner Werke verloren gegangen (Strick 2009).

Al-Kindī war Experte für kryptologische Methoden und linguistische Kenntnisse, die seinerzeit in der arabischen Schule gelehrt und angewandt wurden. Seine o. g. kryptoanalytische Abhandlung untersucht die arabische Sprache anhand phonetischer und syntaktischer Merkmale sowie anhand der Häufigkeitsverteilung der Buchstaben. Schmeh (2006: 16) beschreibt al-Kindī's Methoden als „Ersetzungsverfahren“ und „Umordnungsverfahren“, mit welchen Buchstahenhäufigkeiten analysiert, häufige Wörter erraten und Buchstabenpaare ausgezählt wurden.

„Eine Möglichkeit, eine verschlüsselte Botschaft zu entziffern, vorausgesetzt, wir kennen ihre Sprache, besteht darin, einen anderen Klartext in derselben Sprache zu finden, der lang genug ist, um ein oder zwei Blätter zu füllen, und dann zu zählen, wie oft jeder Buchstabe vorkommt. Wir nennen den häufigsten Buchstaben den »ersten«, den zweithäufigsten den »zweiten«, den folgenden den »dritten« und so weiter, bis wir alle Buchstaben in der Klartextprobe durchgezählt haben.

Dann betrachten wir den Geheimtext, den wir entschlüsseln wollen, und ordnen auch seine Symbole. Wir finden das häufigste Symbol und geben ihm die Gestalt des »ersten« Buchstabens der Klartextprobe, das zweithäufigste Symbol wird zum »zweiten« Buchstaben, das dritthäufigste Symbol zum »dritten« und so weiter, bis wir alle Symbole des Kryptogramms, das wir entschlüsseln wollen, auf diese Weise zugeordnet haben.“ (al-Kindī nach Singh 2001: 35).

selung, zur Bezeichnung von Ausgangstexten, verschlüsselten Texten und Übersetzungen sowie zur Beschreibung von Methoden und Prozessen. Wieber (1977) gibt einen Einblick in die algorithmischen Verfahren der damaligen Kryptographie.

³Das arabische Wort *tarğumān* habe nicht nur Übersetzende und Dolmetschende bezeichnet, sondern auch „Dechiffreure“ und „Codebrecher“ (Wieber 1977: 257).

Aus der Perspektive der Gelehrten dürfte damals oft nicht klar gewesen sein, ob das vorliegende Schriftstück in fremder Sprache, in verschlüsselter Sprache oder in beidem vorlag. Dazu kommt, dass es damals noch keine Einheitssprachen, sondern eine unvorstellbare Sprachvarietät gab. Verständlich also, dass al-Kindi nach definierten Rechenschritten suchte – nach einem Algorithmus, der ihm die Arbeit erleichtern würde. Seine statistischen Methoden, z. B. die Auszählung des Vokal-Konsonanten-Verhältnisses, wurden noch Jahrhunderte später zur Feststellung der Ausgangssprache genutzt.⁴

Kryptoanalytische Verfahren und Übersetzung sind aufgrund der Natur ihrer Ausgangstexte nicht zu verwechseln. Die (metaphorische) Verbindung der beiden Disziplinen, die jeweils einen eigenen Gegenstand haben und demnach einen anderen Zweck verfolgen, besteht jedoch in der Anwendung von Verfahren, mit denen zunächst der „Code“ des Ausgangstextes bestimmt wird, um somit den Ausgangstext zu „entschlüsseln“ und den Zieltext zu erhalten.⁵ Die Ideengeschichte beider Disziplinen überlappt sich aufgrund gemeinsamer Methoden und der Entwicklung ihrer Automatisierung, die in Programmiersprachen zur Ansteuerung von Maschinen kulminiert.

3 Die *ars combinatoria* von Ramon Llull

Der Universalgelehrte Ramon Llull (1232–1316, auch Raimundus Lullus) widmete sich der Christianisierung des Mittelmeerraums, warb für die Lehre der hebräischen und arabischen Sprache an westeuropäischen Universitäten und gilt heute als der Begründer der westeuropäischen Orientalistik. Llull entwarf eine Argumentationsmaschine, mit der er weltanschauliche Begriffe vom Lateinischen ins Arabische übertrug. Mit dieser mechanischen Übertragungshilfe habe er die Missionierung erleichtern wollen (u. a. Martiny 2018, Zotter 2004: 31).⁶ Sie funk-

⁴Ein Beispiel hierfür sind die kryptologischen Werke von Leon Battista Alberti. Ein weiteres Beispiel ist der vom Kryptologen William Friedman Anfang der 1920er Jahre entwickelte Koinzidenzenindex (vgl. DuPont 2018).

⁵Dafür argumentiert auch DuPont (2018): Er findet den Ursprung der Maschinellen Übersetzung in kryptoanalytischen Verfahren und verbindet die Ideengeschichte von Entschlüsselung und Übersetzung: Beides „crackt“ einen unbekannten Text. DuPont veranschaulicht anhand kryptoanalytischer Verfahren, wie sehr die (gemeinsame) Geschichte durch die Spannung zwischen Rationalismus und Empirismus geprägt ist.

⁶Zotter (2004) vermutet, dass Llull eine mechanische Unterstützung für christliche Missionare im Sinn hatte, weil Juden und Araber ihm argumentativ überlegen erschienen. Die Macht der Argumentation habe er jedoch unterschätzt, denn er sei auf einer seiner Missionsreisen gesteinigt worden (Zotter 2004).

tionierte durch übereinanderliegende Drehscheiben,⁷ deren Inhalt miteinander kombiniert werden konnte. Der Auszug aus Llulls Werk (1) zeigt Skizzen dieser Scheiben, auf denen Zeichen, Buchstaben und Begriffe abgebildet sind.

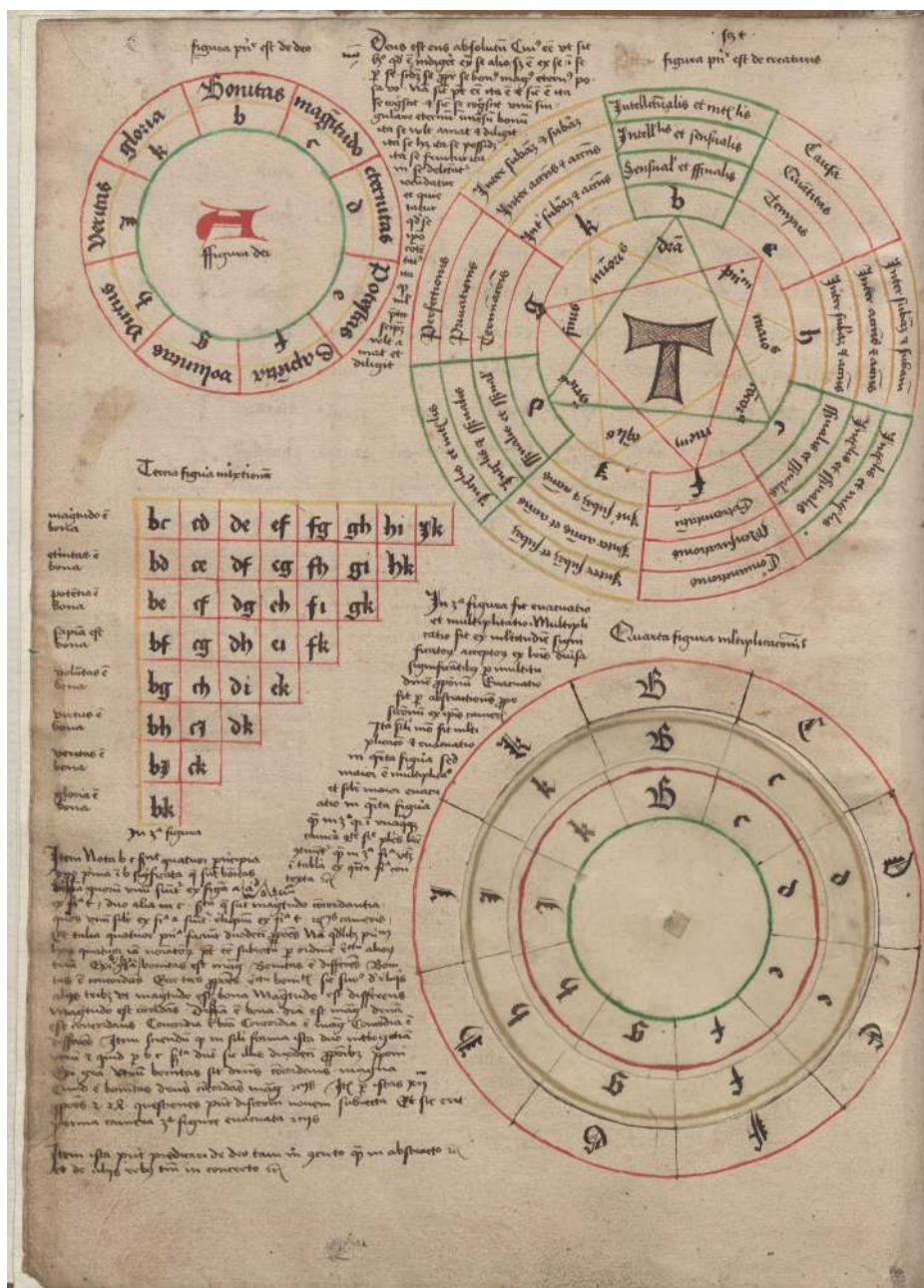
Die Idee der *ars combinatoria* wird heute als herausragend angesehen, da sie Begriffen Zeichen zuweist und über eine Zeichenfolge bestimmte Argumente festhält. Der Inhalt der zu kombinierenden Begriffe in Llulls Kombinatorik beruht auf grundlegenden Prinzipien, die den drei großen monotheistischen Religionen gemein sind, womit die „konfliktträchtige Tradition der Textinterpretation der jeweiligen heiligen Schriften (Bibel, Talmud, Koran)“ durchbrochen worden sei (Duda 2016). Pring-Mill (2001) beschreibt den „Mikrokosmos“ von Ramon Llull und liefert eine ausführliche Darstellung des Inhalts der Scheiben und der Funktionsweise ihrer Kombinationen. Die Sekundärliteratur ist sich darüber einig, dass Llulls Argumentationsmaschine mehr als ein Übersetzungswerkzeug war und damit die Wahrheit der Menschen erklärbar werden sollte (vgl. u. a. Duda 2016, Martiny 2018). Llull gilt als Vordenker der Informatik, da er versucht, die Gedankenwelt der Menschen in Grundbegriffe zu zerlegen und sie über einen Code miteinander zu kombinieren. Die Idee, Begriffe durch Buchstaben zu ersetzen, also sprachliche Inhalte durch Zeichenfolgen, ihre Kombination durch eine Kodierung festzuhalten und dann auch wieder zu entschlüsseln, gilt heute als der erste Versuch, Sprache mittels einer Maschine zu verarbeiten, denn dieses algorithmische Verfahren ist das Grundprinzip von Programmier- und Maschinensprachen.

4 Leibniz und seine Universalsprache

Wie sehr die algorithmischen Verfahren zur Übersetzung durch ihren historischen Kontext und damit auch durch bestimmte weltanschauliche und wissenschaftliche Desiderate geprägt sind, zeigt die Weiterentwicklung von Llulls *ars combinatoria* durch Gottfried Wilhelm Leibniz (1646-1716).

„Wenn man Charaktere oder Zeichen finden könnte, die alle unsere Gedanken genauso rein und klar ausdrücken könnten, wie die Arithmetik Zahlen oder die Analytische Geometrie Linien ausdrückt, dann könnte man in allen Angelegenheiten, soweit sie dem rationalen Denken zugänglich sind, das tun, was man in der Arithmetik und Geometrie tut.“ (Leibniz 1960: 90)

⁷ Auch die Kryptologie kennt mechanische Konstruktionen aus verschiedenen Scheiben, so funktionieren z. B. die Alberti-Chiffren auf diese Weise (DuPont 2018, Schmeh 2006: 19f.).



Quelle: Stadtbibliothek und Stadtarchiv Trier, Trier Hs. 1895/1428

Abbildung 1: Die vier Figuren der Ars brevis von Ramon Llull

Leibniz war überzeugt davon, dass nicht nur Sprachen, sondern letztendlich alles, was wir wahrnehmen, aus einzelnen Einheiten besteht (Monadentheorie⁸) und sich deshalb durch eine Kodierung beschreiben lässt. Er erstellte ein duales Zahlensystem, weshalb ihm die Entwicklung der binären Kodierung zugeschrieben wird und er heute als Vordenker der Informatik gilt (Breger 2009). Als letzter Universalgelehrter⁹ verknüpfte er mathematische und logische Erkenntnisse mit religiösen Konzepten, wobei Wissenschaft für ihn eine Art Universalkennntnis war. So habe Leibniz das binäre Zahlensystem, bei dem alle Zahlen durch Eins und Null kodiert sind, als „Sinnbild der göttlichen Schöpfung“ (Breger 2009: 387) beschrieben: Wenn die Eins „die Einheit oder das Eine“ und die Null „das Nichts oder den Mangel an Existenz“ darstelle, werde ersichtlich, dass „Gott oder die absolute Einheit [...] alles aus dem Nichts“ erzeuge (ebd.).

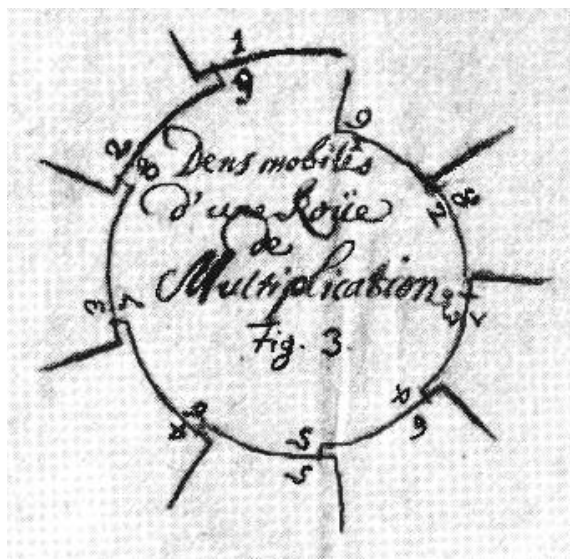
Leibniz zählt zu den Vertretern der wissenschaftlichen Überzeugung, dass alle Sprachen auf einem gemeinsamen Code beruhen. So verfasste Athanasius Kircher (1602-1680) auf der Suche nach einer Interlingua als sprachuniversalen Code die *Polygraphia nova et universalis* – eine Plansprache, die den schriftlichen Austausch unter den Völkern ermöglichen sollte und durch die Geheimsprache von Johannes Trithemius (1462-1516, *Polygraphiæ libri sex*) inspiriert gewesen sei (Strasser 1988). Leibniz' *characteristica universalis* verfolge die Idee eines „Alphabets des menschlichen Denkens“, welches durch Grundbegriffe alle menschlichen Begriffe umfasse, womit „alle wahren Sätze“ mechanisch gebildet werden könnten (Bedürftig & Murawski 2015: 56). Die erdachte Universalsprache sollte „alle Begriffe der Wissenschaften ausdrücken“ und der „Verständigung der Menschen aller Nationen“ dienen (ebd.).

„Und wenn dies geschieht [...], werden zwei Philosophen, die in einen Streit geraten, nicht anders argumentieren als zwei Rechenmeister. Es genügt, dass sie eine Feder in die Hand nehmen, sich vor ein Täfelchen setzen und zueinander sagen: ‚Calcuemus!‘ (Rechnen wir!)“ (Leibniz 1890: 7: 198f.).

⁸Leibniz' Monadologie von 1714 beruht auf der Theorie, dass die Welt aus *Monaden* (griech. *monas* = Einzelteil, Einzelnes, Substanz) zusammengesetzt ist, und erklärt seine Methode, Gegenstände, die er verstehen will, in ihre Einzelteile zu zerlegen und deren Zusammenhang zu erforschen. Die Vorstellung, dass die wahrgenommene Welt aus zusammenhängenden Einheiten bestehe, führte ihn zur Überlegung, dass also die wahrgenommene und gedachte Welt in Einzelteile zerlegbar und ihr Zusammenhang kodifizierbar sei.

⁹Leibniz lebte in einer Zeit des wissenschaftlichen Umbruchs: In den Geistes- und Naturwissenschaften kristallisierten sich einzelne Disziplinen heraus und es setzte sich die Auffassung durch, dass Zusammenhänge nicht getrennt von ihren Gegenständen vorliegen und durch eine allgemeine Formel erklärbar seien.

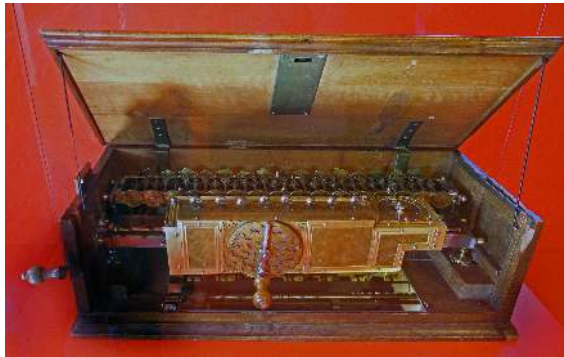
Hier wird deutlich, dass die Universalsprache nicht ausschließlich als Übersetzungswerkzeug konzipiert wurde, sondern dass durch sie algorithmische Verfahren möglich werden sollten, mit denen die Arbeit der Wissenschaft erleichtert und die Wahrheit zugänglicher würde. Leibniz war überzeugt, dass es „unwürdig“ sei, die Zeit der Gelehrten mit einfachen Rechenaufgaben zu verschwenden und dass mit Maschinen solche Aufgaben schneller und fehlerfrei gelöst werden könnten. So entwarf er unter anderem seine *machina deciphratoria* zur Verschlüsselung und Entschlüsselung von Botschaften.



Quelle: [Wiki Commons](#)

Abbildung 2: Leibniz' Sprossenrad.

Seine Entwürfe für Rechenmaschinen waren für die Entwicklung der Mechanik zur Lösung von mathematischen Problemen ein gewaltiger Fortschritt. Grundlage hierfür war die Erfindung der Staffelwalze, deren mechanisches Grundprinzip in der handschriftlichen Skizze des Sprossenrads (siehe Abbildung 2) festgehalten ist. Die Rechenmaschine auf Abbildung 3 ist ein Originalentwurf von 1690. Seinerzeit fehlte es noch an geeigneten Baumaterialien als technische Voraussetzung für solche feinmechanischen Apparaturen und die Umsetzung seiner Entwürfe bedurfte der Entwicklung und Forschung im Bereich der Feinmechanik.



Quelle: [Wikipedia](#)

Abbildung 3: Leibniz' Rechenmaschine.

5 Bechers Programmerversuch

Zum Lebenswerk von Johann Joachim Becher (1635-1682) gehört die Entwicklung einer Interlingua als Code zur Entschlüsselung fremder Sprachen. Bechers Wirken als Chemiker, Techniker und Politikberater, seine Schriften über Handel und Warenexport und die Gründung einer Art Technologiezentrum für verschiedene Handelszweige verdeutlichen den gesellschaftlichen Kontext seiner Idee. [Sprengler \(2014\)](#) bezeichnet ihn als ersten Volkswirt, der als Merkantilist die Produktion und den Export von Waren fördern wollte. Er sei selbst kein Kaufmann gewesen, sondern habe sich theoretisch mit den Voraussetzungen für den Verkauf von Gütern in andere Länder beschäftigt ([Sprengler 2014](#)). Becher selbst sah sein Werk als Beitrag zur Völkerverständigung. Seine Methode zur Kommunikation in anderen Sprachen versah er mit dem Untertitel „Eine geheimschriftliche Erfindung, bisher unerhört, womit jeder beim Lesen in seiner eigenen Sprache verschiedene, ja sogar alle Sprachen, durch eintägiges Einarbeiten erklären und verstehen kann“ ([Becher 1962](#): 22. Übersetzung des lateinischen Originaluntertitels, 59).

Sein Werk *Allgemeine Verschlüsselung der Sprachen* (lat. Originaltitel: *Character, pro Notitia Linguarum Universali*) aus dem Jahre 1661 wird heute als der erste Programmerversuch bezeichnet. Becher kannte Kirchers Entwurf einer Plansprache und entwarf ein Sprachsystem mit über zehntausend Wörtern, die er in einem erweiterbaren Indexverzeichnis festhielt. Die Zahlencodes wurden als Punkte und Striche in „Schlüsseln“ (siehe Abbildung 4 und 5) graphisch umgesetzt. Abbildung 4 zeigt das Grundprinzip zur Entschlüsselung, dem beim Lesen dieser Zeichen gefolgt werden muss:

„Wenn du im Raum von A oder B, C, D ein kleines Strichlein in waagerechter Richtung erblickst, so bedeutet dies fünf. Einzelne Pünktchen bei A bezeichnen jedesmal eine Einheit, so oft sie gesetzt sind. Senkrechte Striche in B erfordern, daß du soviele Zehnereinheiten zählst, wie Striche da sind, in C soviele Hunderteinheiten wie Striche, in D soviele Tausender wie Striche vorhanden sind.“ (Becher 1962: 31)

In den Bereichen A, B, C und D (siehe Abbildung 4) werde ein Wort anhand des Index dargestellt. Der zweite Teil des Schlüssels in den Bereichen E, F, G, H und I zeige die „Flexion des Wortes“ (Becher 1962: 32). In den Bereichen L und K können Satzzeichen markiert und Pluszeichen ergänzt werden. So markiere z. B. ein Pluszeichen die adverbiale Verwendung eines Wortes, drei Pluszeichen bedeuten hingegen, dass es sich um „eine reine Zahl“ handelt (Becher 1962: 32). Abbildung 5 ist der Abhandlung von Reiner mann (2006) entnommen und veranschaulicht die Bechersche Methode an einem Beispielsatz. Aufgrund der Komplexität des entwickelten Zeichensystems wird Becher, trotzdem sich seine Methode aufgrund vieler praktischer Mängel nicht durchsetzen konnte, als ein Vordenker der automatischen Sprachübersetzung angesehen (Reiner mann 2006).

6 Der Übergang zur Maschinellen Übersetzung

Das 20. Jahrhundert markiert den Übergang zur Theorie und Praxis der Maschinellen Übersetzung, einem konzeptuell zwar untergeordneten, aber doch sehr starken und somit für sich selbst stehenden Feld. Zweifelsohne hat sich mit der Maschinellen Übersetzung ein Traum der alten Gelehrten erfüllt, denn sie selbst verbrachten viel Zeit damit, die Schriften unbekannter Sprache zu entschlüsseln, um deren Inhalt zu verstehen. Jede der hier vorgestellten Ideen für algorithmische Übersetzungsverfahren diente bestimmten gesellschaftlichem Zwecken und ist durch ihren philosophisch-weltanschaulichen Kontext geprägt.

Mitte der 1930er Jahre entwickelten Georges Artsrouni in Frankreich und Petr Trojanskij in der Sowjetunion unabhängig voneinander Übersetzungsmaschinen und meldeten dafür auch Patente an (Hutchins 2004). Die von ihnen entwickelten algorithmischen Verfahren wurden auf bilinguale Wortverzeichnisse angewandt und konnten einfache Wortfolgen übertragen. Trojanskij's Überlegungen gingen wohl deutlich weiter als die von Artsrouni: Sein Übertragungsmechanismus basierte auf logischen Sinneinheiten und er konzipierte die Idee eines dreischrittigen Prozesses bestehend aus der Analyse von Wortformen in der Ausgangssprache, der Übertragung durch ein bilinguales Lexikon und der Synthese

1 Die Ideengeschichte der Algorithmischen Übersetzung

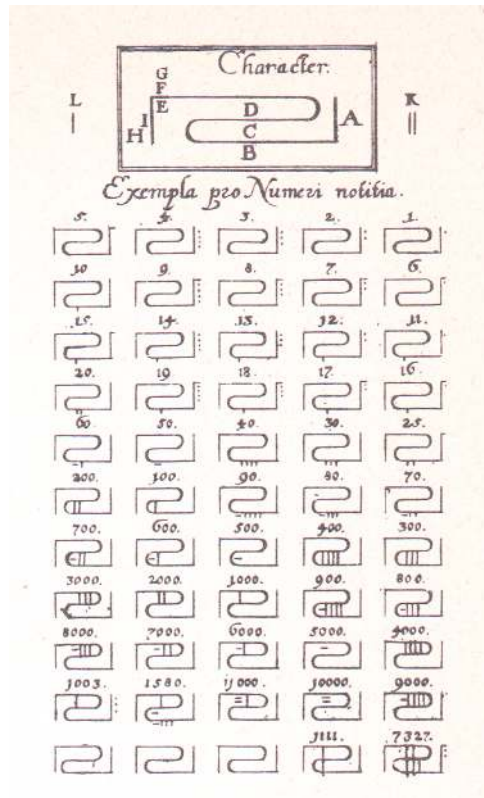


Abbildung 4: Das Becher'sche Schlüsselprinzip (basierend auf [Becher 1962: 35](#))

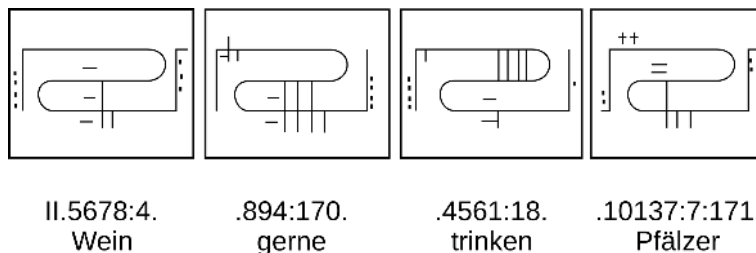


Abbildung 5: Rechenbeispiel nach Becher (basierend auf [Reinermann 2006: 18](#))

von Wortformen in der Zielsprache. Die Arbeiten dieser beiden Pioniere wurden allerdings im weiteren Verlauf kaum bis gar nicht rezipiert.

Erst das berühmte Weaver-Memorandum (Weaver 1949) stieß die Forschung zur Maschinellen Übersetzung im großen Stil an. Die in der Folge entwickelten Ansätze nahmen in ihrer Mächtigkeit stetig zu. Sie werden heute üblicherweise in regelbasierte und datenbasierte Verfahren unterteilt. Blickt man aber auf die hier vorgestellten historischen Skizzen zurück, ließe sich durchaus eine andere Unterteilung vornehmen: Regelbasierte sowie einfache statistische Ansätze, die mit Übersetzungstabellen arbeiten, könnte man demnach unter Verfahren der Dekodierung und Rekodierung fassen, während neuronale Ansätze mit häufig in sich mehrsprachigen Sprachmodellen der Idee einer Universalcode-Maschine durchaus nahekommen.

Die Aufstellung der historischen Verfahrensskizzen für eine Algorithmische Übersetzung ist mehr als nur ein Zurückblicken auf die Anfänge. Neben dem Angebot einer alternativen Perspektive auf die Klassifikation heutiger Maschineller Übersetzungssysteme erinnert sie uns daran, wie alt und vielfältig der Traum von einer einfachen, berechenbaren Übersetzung zwischen Sprachen ist.

Literatur

- Becher, Johann Joachim. 1662. *Zur mechanischen Sprachübersetzung. Ein Programmierungsversuch aus dem Jahre 1661. Allgemeine Verschlüsselung der Sprachen (Character, pro Notitia Linguarum Universali) deutsch-lateinisch*. Walter Georg Waffenschmidt (Hrsg.) (Veröffentlichungen der Wirtschaftshochschule Mannheim). Stuttgart: W. Kohlhammer.
- Bedürftig, Thomas & Roman Murawski. 2015. *Philosophie der Mathematik*. 3. Aufl. Berlin: De Gruyter.
- Breger, Herbert. 2009. Leibniz' binäres Zahlensystem als Grundlage der Computertechnologie. In *Jahrbuch der Akademie der Wissenschaften zu Göttingen 2008*, 385–391. Berlin: de Gruyter. DOI: [10.26015/adwdocs-289](https://doi.org/10.26015/adwdocs-289). (1 April, 2024).
- Duda, Justine. 2016. *Die Anfänge moderner Computertechnik. Raimundus Lullus - Leben und Werk*. <https://dhmuseum.uni-trier.de/node/354> (18 Januar, 2024).
- DuPont, Quinn. 2018. The cryptological origins of machine translation, from al-Kindi to Weaver. *Amodern* 8. <http://amodern.net/article/cryptological-origins-machine-translation/> (16 November, 2024).
- Hutchins, John. 2004. Two precursors of machine translation : Artsrouni and Trojanskij. *International Journal of Translation* 1(16). 11–31. <https://aclanthology.org/www.mt-archive.info/IJT-2004-Hutchins.pdf> (1 August, 2025).

- Leibniz, Gottfried Wilhelm. 1890. *Die philosophischen Schriften*. Carl Immanuel Gerhardt (Hrsg.), Bd. 7. Berlin: Weidmann.
- Leibniz, Gottfried Wilhelm. 1960. *Fragmente zur Logik*. Franz Schmidt (Hrsg.). Berlin: Akademie-Verlag.
- Martiny, Jonas. 2018. *Ramón Llulls Wahrheitsmaschine*. <https://www.jonasmartiny.com/2018/05/26/ramon-llulls-wahrheitsmaschine/> (18 Januar, 2024).
- Pring-Mill, Robert D. F. 2001. *Der Mikrokosmos Ramon Llulls: Eine Einführung in das mittelalterliche Weltbild*. Übers. von Ulli Roth (Clavis pansophiae 9). Stuttgart-Bad Cannstatt: Frommann-Holzboog.
- Reinermann, Heinrich. 2006. Automatische Sprachübersetzung anno 1661 mit Johann Joachim Becher. In *Zwei Tüftler aus der Pfalz: J.J. Becher und H. Hollerith* (Schriftenreihe der Johann Joachim Becher-Gesellschaft zu Speyer e.V 22), 5–47. Speyer: Johann-Joachim-Becher-Gesellschaft zu Speyer. <https://www.uni-speyer.de/fileadmin/Ehemalige/Reinermann/jjbheft22.pdf> (18 Januar, 2024).
- Schmeh, Klaus. 2006. *Codeknacker gegen Codemacher. Die faszinierende Geschichte der Verschlüsselung*. Wiesbaden: Springer.
- Singh, Simon. 2001. *Geheime Botschaften: Die Kunst der Verschlüsselung von der Antike bis in die Zeiten des Internet*. München: Hanser.
- Sprengher, Hans-Joachim. 2014. Johann Joachim Becher - der erste Volkswirt. In Carl Böhrer (Hrsg.), *J. J. Becher und die Gegenwart : Hans-Joachim Spengler zum 70. Geburtstag* (Schriftenreihe der Johann-Joachim-Becher-Gesellschaft zu Speyer 32), 31–33. Speyer: Johann-Joachim-Becher-Gesellschaft zu Speyer.
- Stein, Daniel. 2009. Maschinelle Übersetzung – ein Überblick. *Journal for Language Technology and Computational Linguistics* 24(3). 5–18. DOI: [10.21248/jlcl.24.2009.119](https://doi.org/10.21248/jlcl.24.2009.119). (18 Januar, 2024).
- Strasser, Gerhard Friedrich. 1988. *Lingua universalis: Kryptologie und Theorie der Universal Sprachen im 16. und 17. Jahrhundert* (Wolfenbütteler Forschungen 38). Wiesbaden: Harrassowitz.
- Strick, Heinz Klaus. 2009. Al Kindi (800–870): Der erste Philosoph der arabischen Welt. *Spektrum der Wissenschaft. Der mathematische Monatskalender*. <https://www.spektrum.de/wissen/abu-yusuf-yaqub-ibn-ishaq-al-sabbah-al-kindi-800-870/1001728> (1 April, 2024).
- Weaver, Warren. 1949. *Translation*. <https://dimes.rockarch.org/objects/SrisEuJJy5DRcMhtsbvC2R> (18 Januar, 2024).
- Wieber, Reinhard. 1977. Kryptographie bei Qalqašandī. *Zeitschrift der Deutschen Morgenländischen Gesellschaft* Supplement IV: XX. Deutscher Orientalistentag. 257–260. DOI: [10.25673/111290](https://doi.org/10.25673/111290).

Zotter, Hans. 2004. Parallele Modelle von Wissenssicherung und Ordnung. In Theo Stammen & Wolfgang E. J. Weber (Hrsg.), *Wissenssicherung, Wissensordnung und Wissensverarbeitung: das europäische Modell der Enzyklopädien* (Colloquia Augustana 18), 25–37. Berlin: Akademie Verlag. <https://doi.org/10.1524/9783050055824>.

Kapitel 2

Psychologische Aspekte des computergestützten Übersetzens und Dolmetschens

Katharina Oster^a & Anne Catherine Gieshoff^b

^aJohannes Gutenberg-Universität Mainz ^bZürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften

Translationstechnologien sind mittlerweile fester Bestandteil des Arbeitsalltags von Übersetzer:innen und Dolmetscher:innen. Bisher wurde jedoch kaum untersucht, inwiefern Menschen auf psychologischer Ebene mit den Technologien und den damit generierten Produkten interagieren. In diesem Beitrag betrachten wir erste Studien in diesem Bereich: Tendenziell lässt sich darauf schließen, dass Translator:innen zwar durchaus effizienter mit Technologien arbeiten, diesen jedoch eher kritisch eingestellt sind. Endnutzer:innen hingegen haben insgesamt wenig Vorbehalte und werten die mit Hilfe von Technologien erstellten Translate als qualitativ gut.

1 Einleitung

Technologien sind ein wichtiger Teil in der Translation. Beim Übersetzen reicht der Einsatz von der Nutzung einfacher Online-Wörterbücher über den Einsatz von Translation Memories (TMs) bis hin zum Post-Editieren maschinell übersetzter Texte. Besondere Bedeutung haben dabei Translation Memories und das Post-Editing, da sie vermutlich den größten Einfluss auf den Übersetzungsprozess haben. Diese Technologien sind bereits seit Jahrzehnten Teil des Übersetzens. Translation Memory-Systeme spalten den zu übersetzenden Text in Segmente ein und speichern eingegebene Übersetzungslösungen ab, die für zukünftige Projekte genutzt werden können und dann als 100 %-Matches oder als Fuzzy



Matches als mögliche Lösung angeboten werden. Seit den 1990er Jahren werden TMs eingesetzt (O'Brien & Moorkens 2014). Auch das Post-Editing von maschinell übersetzten Texten wird bereits seit den 1980er Jahren (Alvarez-Vidal u. a. 2020) verwendet.

Das Dolmetschen ist ebenfalls in vielerlei Hinsicht von Technologien und Technik abhängig: Ohne Mikrofone und Mischpult kann keine Simultanverdolmetschung stattfinden und der Laptop hat in der Kabine längst Einzug gehalten (zur Rolle von Technologien im Dolmetschen s. a. Pöchhacker & Liu 2024). Neben der konventionellen Terminologiemanagement-Software gibt es mittlerweile auch eine Reihe von Weiterentwicklungen, die zu einer Teilautomatisierung sowohl der Vorbereitung auf Dolmetschaufträge als auch des Dolmetschens selbst führen. Diese Anwendungen werden wesentlich häufiger im Konferenzdolmetschen als im Kommunaldolmetschen (auch: Community Interpreting) genutzt (Kerremans u. a. 2019).

Da diese Technologien einen großen Platz im Übersetzen und Dolmetschen einnehmen, stellt sich die Frage, wie sie die Menschen, die mit ihnen in Kontakt kommen, kognitiv beeinflussen. Im Folgenden betrachten wir verschiedene Aspekte, die damit in Zusammenhang stehen. Zunächst widmen wir uns den Übersetzer:innen und Dolmetscher:innen und gehen auf die objektive kognitive Beeinflussung durch und die subjektive Wahrnehmung von Translationstechnologien ein. Im letzten Teil dieses Beitrags soll dann die Wahrnehmung von Translationstechnologien durch den Endnutzer:innen vorgestellt werden.

2 Kognitive Aspekte des technologiegestützten Übersetzen und Dolmetschen

2.1 Übersetzen

Der kognitive Aufwand bei der Verwendung von Translationstechnologien, insbesondere Translation Memorys (TM) und vor allem Post-Editing (PE), ist relativ gut erforscht und die Studien in diesem Bereich zeichnen ein ziemlich deutliches Bild: Die Verwendung von TMs führt zu einem geringeren kognitiven Aufwand als das Übersetzen von Grund auf (O'Brien 2007) und auch der Einsatz von Post-Editing reduziert den kognitiven Aufwand (Daems u. a. 2017a, Guerberof Arenas 2013, Teixeira 2014).

Der kognitive Aufwand wird dabei mit verschiedenen Methoden erfasst. In vielen Studien wird die Produktivität angegeben, also wie schnell eine bestimmte Anzahl an Wörtern im Ausgangstext mit oder ohne Technologieinsatz übersetzt

werden kann. Dabei zeichnet sich sehr deutlich ab, dass der Einsatz von Technologien die Produktivität erhöht (LeBlanc 2013, Alvarez-Vidal u. a. 2020, Carl u. a. 2015). Auch die Qualität wird gemessen, um den kognitiven Aufwand zu bestimmen. Dies wird in der Post-Editing-Literatur zum Beispiel als Fehlerrate (Teixeira 2014) oder auch als *Fluency* und *Adequacy* (Vieira 2014) angegeben. Hier lassen sich allerdings keine einheitlichen Ergebnisse feststellen.

In anderen Studien kamen Messungen von Tastatureingaben und Blickbewegungen zum Einsatz (O'Brien 2007, Carl u. a. 2015, Daems u. a. 2017b). Carl u. a. (2015) zeigten zum Beispiel, dass die Bearbeitungszeit beim Post-Editing, aber auch die Anzahl und Dauer der Fixationen geringer ist als beim Übersetzen von Grund auf. Die Autoren deuteten diese Ergebnisse im Sinne einer geringeren kognitiven Belastung beim Post-Editing im Vergleich zum Übersetzen.

Neben den Vergleichen zwischen dem Übersetzen von Grund auf und dem Einsatz von Technologien beschäftigt sich auch eine Reihe von Studien mit dem Zusammenhang zwischen kognitiven Aufwand beim Technologieeinsatz und bestimmten linguistischen Eigenschaften der Ausgangstexte und Zielsprachen. Hier sei insbesondere die Linearität zwischen Ausgangs- und Zielsprache genannt (*Literality*, Schaeffer & Carl (2017)). Diese Studien stützen sich bei der Untersuchung ebenfalls auf das Messen von Tastatureingaben (Schaeffer & Carl 2017) und Tastatureingaben kombiniert mit Blickbewegungen (Vardaro u. a. 2019, Vieira 2014).

2.2 Dolmetschen

Die Vorbereitung zu Dolmetschtaufträgen umfasst in der Regel Fachterminologie, inhaltliche Konzepte und Kontextualisierung der Informationen, aber auch sprachliche oder kulturelle Aspekte, beispielsweise das ‚Einhören‘ in bestimmte Sprachvarietäten oder Akzente (Álvarez-Pérez & Pérez-Luzardo Díaz 2024). Traditionell bedienen sich Dolmetschende vieler Hilfsmittel, um Fachbegriffe festzuhalten: Wortlisten auf Papier mit den wichtigsten Begriffen, Übersetzungen und Notizen auf Vorbereitungsunterlagen, Tabellen auf MS Word oder Excel, Terminologiemangement-Systeme. Beim Dolmetschen dienen Terminologiemangement-Anwendungen insbesondere dazu, Fachbegriffe aus Korpora zu extrahieren und (halb)automatisch Glossare zu erstellen. Ersten Studien zufolge kann eine solche Unterstützung die terminologische Genauigkeit in den Verdolmetschungen verbessern (Pérez Pérez 2018, Xu 2018).

In der Kabine können CAI-Anwendungen insbesondere beim Nachschauen von Fachwörtern helfen. Eine neuere Entwicklung ist der sogenannte *Artificial Boothmate*, mit dem automatisch Fachbegriffe, Eigennamen, Zahlen oder sogar

ein komplettes Transkript eingeblendet werden (Guo u. a. 2022). Verschiedene Studien deuten darauf hin, dass automatische Einblendungen die Fehler, die Vollständigkeit und Genauigkeit in Verdolmetschungen verbessern können. Prandi (2023) fand in den Verdolmetschungen von neun Studierenden im Konferenzdolmetschen weniger Auslassungen und Fehler, wenn diese mit automatischen Einblendungen dolmetschten statt in einer CAI-Software oder einem PDF-Glossar. Insbesondere bei der Verdolmetschung von Zahlen, einem bekannten ‚Stolperstein‘ (Gile 2009), führten automatische Einblendungen in den Verdolmetschungen von Studierenden insgesamt zu einer höheren Genauigkeit (Defrancq & Fantinuoli 2021, Desmet u. a. 2018, Guo u. a. 2022, Pisani & Fantinuoli 2021).

Allerdings wurde in einigen Fällen auch deutlich, dass automatische Einblendungen auch dazu führen können, dass sich Dolmetschende zu stark auf die maschinelle Unterstützung verlassen. In einer Studie mit professionellen Konferenzdolmetschenden testete Frittella (2023) die Software SmarTerp, die Fachtermini, Zahlen und Entitäten automatisch einblendet. In ihren Ergebnissen stellte sie fest, dass 93 % der Auslassungen und 48 % der Fehler auf fehlende oder fehlerhafte Vorschläge zurückzuführen sind. Eine ähnliche Feststellung machten Defrancq & Fantinuoli (2021). In ihrer Studie verließen sich die Teilnehmenden ebenfalls zu sehr auf die automatische Spracherkennung und ihre Leistung fiel deutlich ab, wenn die automatische Spracherkennung an einigen Stellen ausfiel.

3 Subjektive Wahrnehmung der Übersetzer:innen und Dolmetscher:innen

3.1 Übersetzende

In den letzten Jahren wurden verschiedene Studien zu der Einstellung von Übersetzenden zum Einsatz von Technologien durchgeführt. Die Ergebnisse sind dabei eher gemischt. Einige Autoren geben an, dass Technologien in Form von Translation Memories (Dillon & Fraser 2007, LeBlanc 2013) als eher positiv wahrgenommen werden und unter anderem deren Beitrag zu einer besseren Produktivität und Konsistenz geschätzt wird. Auch die maschinelle Übersetzung mit Post-Editing wird in einigen Untersuchungen als positiv bewertet (Cadwell u. a. 2018, Guerberoof Arenas 2013). Im größten Teil der aktuell existierenden Literatur wird allerdings berichtet, dass vor allem aber MÜ und Post-Editing (Alvarez-Vidal u. a. 2020, Carl u. a. 2015, Teixeira 2014) als negativ wahrgenommen werden. In einer Studie von Carl u. a. (2015) gaben die meisten Proband:innen (78 %) z. B. an, dass sie lieber einen Text von Grund auf übersetzen als ihn zu post-editieren (Teixeira 2014: siehe auch). Insgesamt waren sie auch mit der Qualität des maschinell

übersetzten Textes unzufrieden¹ und gaben an, dass dieser komplett überarbeitet werden müsse. Dies steht im Gegensatz zu objektiven Beobachtungen der kognitiven Leistung in derselben Studie (siehe vorangegangener Abschnitt). Welche Gründe werden daher in der Literatur für die ablehnende Haltung genannt?

Ein wichtiger Punkt scheint die Affinität und Erfahrung der Benutzer mit IT-Tools zu sein (Alvarez-Vidal u. a. 2020, Dillon & Fraser 2007, Teixeira 2014).

Es scheint aber weitere Faktoren zu geben, die die subjektive Wahrnehmung beeinflussen. Alvarez-Vidal u. a. (2020) führten einen Fragebogen mit professionellen Post-Editor:innen auf LinkedIn durch (50 Teilnehmer:innen). Die Proband:innen waren ebenfalls der Ansicht, dass PE weniger produktiv und anstrengender ist als Übersetzen. Hier wurden jedoch auch weitere Gründe für Unzufriedenheit genannt. So waren die Probanden der Ansicht, das Post-Editing langweilig und repetitiv ist. Es fehlte ihnen die Möglichkeit, kreativ zu arbeiten.

Auch Sorgen hinsichtlich der Entwicklung des Berufs werden immer wieder als Gründe der Ablehnung von Technologien genannt (Cadwell u. a. 2018, Guerberof Arenas 2013, Läubli & Orrego-Carmona 2017). Guerberof Arenas (2013) gibt zum Beispiel an, dass professionelle Post-Editor:innen grundsätzlich eher zufrieden mit ihrer Tätigkeit sind, aber die bezahlten Honorare als viel zu gering empfinden. Dies wird in dieser Studie sowohl auf das Post-Editing als auch auf die Verwendung von Translation Memories bezogen.

Es werden aber auch ganz klare technische Aspekte genannt, die dazu führen, dass Übersetzer:innen nicht zufrieden mit Übersetzungstechnologien sind. So berichten O'Brien & Moorkens (2014), dass von ihnen befragte Übersetzer:innen sehr unzufrieden mit den von ihnen verwendeten TM-Tools waren. Dabei wünschten sie sich vor allem mehr Transparenz bezüglich der Herkunft der Daten. Diese Metadaten würden bei Bearbeitungsentscheidungen helfen. Ein weiterer Wunsch war eine dynamischere Anpassung des MÜ-Outputs anhand des Post-Editing-Inputs, um wiederholte Korrekturen des gleichen Fehlers zu vermeiden.

Geht man auf die Wünsche der Übersetzer:innen ein, kann dies zu einer deutlichen Steigerung der Zufriedenheit und auch der Produktivität führen. Briva-Iglesias u. a. (2023) untersuchten eine neuere Version des Post-Editings (Interactive Post-Editing), bei dem sich die vorgeschlagene Übersetzungslösung der Maschine in Bezug auf die Eingaben und Änderungen der Post-Editor:innen kontinuierlich ändern. Dieses System wurde mit dem klassischen, statischen Post-Editing verglichen. Die an der Studie teilnehmenden Proband:innen bevorzugten

¹Einige der Studien verwenden MÜ-Systeme, die noch keine neuronale MÜ verwendeten und daher mehr/andere Fehler machten.

das interaktive System und waren, gemessen an ihren Tastatureingaben, auch produktiver.

Lösungen für eine verbesserte Akzeptabilität von Translationstechnologien könnten daher 1. eine bessere Schulung über die technischen Grundlagen, 2. eine bessere Bezahlung und 3. eine verbesserte Kommunikation zwischen Übersetzer:innen und Produktentwickler:innen sein, um somit den Übersetzenden ins Zentrum des Übersetzungsprozesses zu bringen (vgl. O'Brien 2024). Dies könnte nicht nur die Wahrnehmung der Technologien in Einklang mit den verbesserten kognitiven Prozessen bringen, sondern die kognitiven Prozesse eventuell sogar weiter verbessern.

3.2 Dolmetschende

Ersten Studien zur computergestützten Vorbereitung von Dolmetschaufträgen, die ausschließlich mit Studierenden durchgeführt wurden, zufolge kann eine solche Unterstützung die terminologische Genauigkeit in den Verdolmetschungen verbessern (Pérez Pérez 2018, Xu 2018). Die Wahrnehmung solcher Anwendungen ist gemischt: Einerseits wird die automatische Extraktion als Zeitersparnis, andererseits durch das nachfolgende Prüfen und Editieren als zeitaufwändig empfunden (Xu 2018). Tatsächlich stuften Studierende, die mit einem automatisch erstellten Glossar gearbeitet haben, die Möglichkeit, eigene Einträge anzulegen, als wichtiger ein als Studierende, die keine Erfahrung mit automatisch erstellten Glossaren haben.

Ob eine automatische Termextraktion die Vorbereitung vollständig ersetzen kann, ist fraglich, denn die Glossarerstellung ist nicht mit der Wissensorganisation gleichzusetzen. Die Wissensorganisation erlaubt es, neue Konzepte zu erlernen und Inhalte zu kategorisieren. Dieser Prozess ist wesentlich, um den Sinn einer Äusserung vollständig zu erfassen und leistet somit letzten Endes einen bedeutenden Beitrag zum Gelingen der Kommunikation (Rütten 2013). Allerdings gibt es Hinweise, die vermuten lassen, dass Dolmetschende nicht nur den Prozess der Wissensorganisation nutzen, um ein Glossar zu erstellen, sondern auch umgekehrt: Der Prozess der Glossarerstellung scheint auch dazu zu dienen, Wissen zu strukturieren und abrufbar zu machen (Chang u. a. 2018). Studien hierzu liegen allerdings noch nicht vor.

Auch in Bezug auf die Wahrnehmung des computergestützten Dolmetschens gibt es bislang wenige Untersuchungen. Die existierenden Studien beschäftigen sich hauptsächlich mit der subjektiv wahrgenommenen Beeinflussung des Dolmetschprozesses. Sie zeigen sehr gemischte Ergebnisse. Einige Studien zeigen,

dass automatische Einblendungen durchaus als Entlastung wahrgenommen werden (Frittella 2023, Pisani & Fantinuoli 2021) und zu einem höheren Sicherheitsgefühl führen (Defrancq & Fantinuoli 2021, Frittella 2023). Gleichzeitig wurde aber auch angegeben, dass diese zusätzlichen visuellen Informationen kognitive Ressourcen beanspruchen können. So meldeten die Studienteilnehmende in Frittellas Studie (2023) unter anderem zurück, dass die automatischen Übersetzungsvorschläge ihre Aufmerksamkeit übermäßig auf die Übersetzung einzelner Wörter lenkten und sie vermehrt Schwierigkeiten hatten, sich auf die Ausgangsrede zu konzentrieren oder die Bedeutung der Ausgangsrede gesamthaft zu erfassen (Frittella 2023). Ähnliche Bedenken wurden auch in einer Studie von Gieshoff u. a. (2024) laut. So berichteten vier von neun Studienteilnehmer:innen, dass sie in ihrer Verdolmetschung Sätze abbrechen oder neu formulieren mussten, damit der vorgeschlagene Begriff in den Zielsatz passt. Dieses gemischte Bild wurde auch in einer Umfrage unter Konferenzdolmetscher:innen deutlich. So bewerteten die Teilnehmenden den Einfluss von Technologien auf ihre Produktivität und Mobilität als durchaus positiv. Sie befürchteten aber negative Auswirkungen, wie zum Beispiel eine Verringerung der Dolmetschqualität, der Verlust ihrer Dolmetschfertigkeiten und nicht zuletzt die Frage, ob die Maschine nicht irgendwann den Mensch ersetzen wird (Fan 2024).

4 Wahrnehmung der Endnutzer:innen

4.1 Übersetzen

Übersetzungen werden für End-Nutzer:innen erstellt. Die meisten Nutzer:innen von Translaten werden dabei wahrscheinlich nie erfahren, ob der Text, den sie lesen, mithilfe von Technologien übersetzt wurde oder nicht. Dennoch stellt sich die Frage, wie diese Texte wahrgenommen werden.

Wenn Proband:innen nicht wissen, wie Texte übersetzt wurden, kann man auch bei objektiven Untersuchungen der Wahrnehmung kaum Unterschiede feststellen. Screen (2019) führte zum Beispiel eine Studie zum Vergleich von Full Post-Editing² mit Humanübersetzungen durch. Die Proband:innen lasen die Texte, ohne die Übersetzungsmethode zu kennen, und bewerteten sie. Dabei wurden nicht nur die subjektiven Qualitätsbewertungen der Proband:innen erhoben, sondern auch Blickbewegungsmessungen. Es konnten keine Unterschiede zwischen den beiden Übersetzungsarten festgestellt werden.

²Unter Light Post-Editing versteht man eine grobe Bearbeitung einer maschinellen Übersetzung, sodass der Text verständlich ist, unter Full Post-Editing eine Bearbeitung, nach der der Text druckreif ist.

Endnutzer:innen von Übersetzungen scheinen insgesamt auch nicht negativ gegenüber Translationstechnologien eingestellt zu sein, wenn sie um deren Benutzung wissen. Bowker (2009) berichtet, dass durchschnittliche Nutzer:innen der Einsatz von MÜ gekoppelt mit Light Post-Editing ausreicht, um informative Texte zu lesen. Sie seien dabei auch wesentlich positiver gegenüber MÜ eingestellt als Menschen, die im Sprachensektor arbeiten. Hier scheint auch ein gewisser finanzieller Aspekt mit einzufließen. Bowker & Buitrago-Ciro (2015) verglichen zunächst blind vier verschiedene Übersetzungsmethoden einer Webseite: MÜ ohne Post-Editing, Light Post-Editing, Full Post-Editing und eine rein humane Übersetzung. Die Proband:innen sollten angeben, welche Übersetzung sie bevorzugten. Dabei schnitt die Humanübersetzung am besten ab, aber knapp gefolgt von dem Full-Post-Editing. In einem zweiten Schritt sahen die Proband:innen dann aber auch die verwendete Übersetzungsmethode und vor allem auch den Aufwand und Preis, den diese Übersetzungen mit sich brachten. Dies führte dazu, dass das Light Post-Editing mit Abstand am besten bewertet wurde.

Seit dem Einführen der Neuronalen MÜ (um das Jahr 2015, s. Koehn 2020) hat die Qualität von MÜ deutlich zugenommen. Neuere Studien zur Verwendung von MÜ ohne Einsatz von Post-Editing spiegeln dies wider. Kasperè u. a. (2021) führten eine Fragebogenstudie zur Verwendung von MÜ in Litauen durch und fragten nach der Verwendung, aber auch nach der Zufriedenheit mit dem Produkt. Auch wenn die Proband:innen eher geteilter Meinung bezüglich der Qualität waren, gaben Sie an, MÜ in vielen Bereichen Ihres Alltags anzuwenden. Dazu zählten Studium und Arbeit sowie Freizeitaktivitäten. Lee & Lee (2024) zeigten in einer Studie ein ähnliches Bild aus dem Tourismusbereich.

Einschränkend muss man zu diesen Studien sagen, dass die dort beschriebenen Einsatzfelder der MÜ vermutlich keine schwerwiegenden Konsequenzen für die Nutzer nach sich ziehen. Asscher & Glikson (2021) haben die Wahrnehmung von MÜ in einem deutlich kritischeren Kontext untersucht. Sie erstellten ein Szenario, in dem ein Mensch mit Migrationshintergrund in einer ethisch aufgeladenen Situation mit den lokalen Behörden kommunizieren muss: In dem verwendeten Szenario wurde ein Mensch auf Grund seiner Herkunft von lokalen Sicherheitsbehörden aufgegriffen. Es wurde ein Ausgangstext erstellt, der maschinell übersetzt wurde. Die Proband:innen der Studie sollten dann die Qualität der Übersetzung bewerten. Allerdings wurde einer Gruppe gesagt, es handle sich um eine humane Übersetzung, der anderen um eine maschinelle Übersetzung. Obwohl die Texte identisch waren, wurde der als maschinell übersetzt gekennzeichnete Text als schlechter bewertet. Dies zeigt, dass der Kommunikationszweck und

mögliche Konsequenzen, die durch die Übersetzung entstehen können, einen großen Einfluss auf die Wahrnehmung der MÜ haben, ganz unabhängig von deren tatsächlicher Qualität.

4.2 Dolmetschen

Was das computergestützte Dolmetschen betrifft, gibt es unseres Wissens nach bislang keine Studien zur subjektiven Wahrnehmung der End-Nutzer:innen. Studien zur Wahrnehmung der End-Nutzer:innen von vollautomatisiertem Dolmetschen oder maschineller Übersetzung von gesprochener Sprache gibt es bislang auch kaum. Pilotstudien lassen vermuten, dass menschliche Verdolmetschungen besser verständlich sind, aber bezüglich Texttreue und Inhalt ähnlich abschneiden (Liu & Liang 2024, Fantinuoli & Prandi 2021)³. Aus einer weiteren Studie ergab sich zudem der Hinweis, dass Maschinen möglicherweise den Inhalt eines Fachtexts besser übertragen können als menschliche Dolmetscher:innen (Cao 2024). Die bessere Verständlichkeit bei Humanverdolmetschungen lässt sich möglicherweise auf die Tatsache zurückführen, dass Menschen den situativen Kontext und sensorische Informationen außerhalb des Ausgangstexts, wie z. B. visuelle Informationen auf Folien, in die Verdolmetschung einfließen lassen, was für Maschinen derzeit (Stand 2024) noch nicht möglich ist (Pöchhacker 2024).

4.3 Translation-Apps

Wir möchten hier auch noch kurz auf die Anwendung von Translation-Apps eingehen. Diese stellen meist eine Mischform aus schriftlicher und mündlicher Übersetzung dar. Sie sind von großer Bedeutung, da sie für viele Alltagssituationen verwendet werden (Tourismus, Gesundheitswesen, Behörden). Erste Studien lassen vermuten, dass sie eine große Erleichterung bei der Kommunikation z. B. Im Gesundheitsbereich darstellen. Panayiotou u. a. (2020) untersuchten die Einstellung von älteren Menschen mit kulturell diversem Hintergrund im Altenheim und deren Pflegepersonal zum Einsatz von Translation-Apps. Die Befragten waren den Apps gegenüber eher positiv eingestellt. Dabei bevorzugten sie allerdings vorgefertigte Satzvorschlge gegenber freien bersetzungen von Google Translate, da diese fehleranfllig seien.

Auch fr Menschen mit Migrationshintergrund knnen sie eine groe Kommunikationshilfe darstellen. Liebling u. a. (2020) fhrten eine Untersuchung mit

³Bei diesen Studien muss allerdings einschrnkend gesagt werden, dass die maschinelle bersetzung der gesprochenen Sprache nicht simultan erfolgte, dies htte jedoch wiederum die Performanz maschineller Systeme stark herabsetzen knnen.

Migranten in den USA und in Indien durch. Die Migranten in den USA verwendeten Translation-Apps sehr häufig und sie waren ein wichtiges Hilfsmittel für sie, um sich verständlich zu machen. Sie gaben allerdings an, dass nicht alle Kommunikationspartner bereit wären, über das Smartphone mit ihnen zu kommunizieren und es wurde angemerkt, dass die Bedienung der derzeit existierenden Apps in stressigen Situationen zu schwierig sei.

5 Fazit und Ausblick

Betrachtet man psychologische Aspekte des technologiegestützten Übersetzens und Dolmetschens, zeichnen sich drei größere Bereiche ab, die betroffen sind: 1) die objektive kognitive Beeinflussung der mit den Technologien arbeitenden Menschen, 2) die subjektive Wahrnehmung der Technologien durch diese Menschen und 3) die Wahrnehmung der Translate durch die End-Nutzer:innen.

Wie dieses Kapitel zeigt, sind diese Bereiche unterschiedlich gut erforscht. Insgesamt gibt es mehr Studien zum Übersetzen als zum Dolmetschen, was auf die vergleichsweise junge Entwicklung von CAI-Tools zurückgeführt werden kann.

Vor allem die Beeinflussung von kognitiven Prozessen ist im Übersetzen bereits relativ gut erforscht und deutet darauf hin, dass Translationstechnologien zu mehr Produktivität und geringeren kognitiven Belastungen führen können. Die subjektive Wahrnehmung der Technologien ist im Übersetzen ebenfalls bereits recht gut erforscht und lässt darauf schließen, dass es durchaus Vorurteile gegenüber den Technologien gibt, die nicht in Einklang mit den kognitiven Vorteilen sind. Eine stärkere Einbindung von Übersetzer:innen in die Entwicklung von Tools könnte dabei die Zufriedenheit steigern. Im Bereich des Dolmetschens zeigt sich hingegen, dass automatische Einblendungen Auswirkungen auf die Satzplanung haben. Das gilt auch für die Wahrnehmung durch die End-Nutzer:innen von Verdolmetschungen. In Bezug auf schriftliche Übersetzungen und auch Translation-Apps scheinen die End-Nutzer:innen diese je nach Situation gerne einzusetzen.

Insgesamt wird deutlich, dass einige Fragen bezüglich der psychologischen Aspekte von Translationstechnologien offen bleiben. Vor allem die subjektive Wahrnehmung von Dolmetsche:rinnen bezüglich der existierenden Technologien, aber auch die Zufriedenheit der End-Nutzer:innen muss weiter untersucht werden. Dies könnte eine Möglichkeit darstellen, Technologien besser auf die Bedürfnisse und Erwartungen der am Translationsprozess beteiligten Menschen anzupassen.

Literatur

- Álvarez-Pérez, Beneharo & Jessica Pérez-Luzardo Díaz. 2024. Towards a tool for the integrated management of the interpreter's prior preparation: A pilot study. *Cadernos de Tradução* 44(1). 1–16. DOI: [10.5007/2175-7968.2024.e95229](https://doi.org/10.5007/2175-7968.2024.e95229).
- Alvarez-Vidal, Sergi, Antoni Oliver & Toni Badia. 2020. Post-editing for professional translators: Cheer or fear? *Tradumàtica tecnologies de la traducció* 18. 49–69. DOI: [10.5565/rev/tradumatica.275](https://doi.org/10.5565/rev/tradumatica.275).
- Asscher, Omri & Ella Glikson. 2021. Human evaluations of machine translation in an ethically charged situation. *New Media & Society* 25(5). 1087–1107. DOI: [10.1177/14614448211018833](https://doi.org/10.1177/14614448211018833).
- Bowker, Lynne. 2009. Can Machine Translation meet the needs of official language minority communities in Canada? A recipient evaluation. *Linguistica Antverpiensia* 8. 123–155.
- Bowker, Lynne & Jairo Buitrago Ciro. 2015. Investigating the usefulness of machine translation for newcomers at the public library. *Translation and Interpreting Studies* 10(2). 165–186. DOI: [10.1075/tis.10.2.01bow](https://doi.org/10.1075/tis.10.2.01bow).
- Briva-Iglesias, Vicent, Sharon O'Brien & Benjamin R. Cowan. 2023. The impact of traditional and interactive post-editing on Machine Translation User Experience, quality, and productivity. *Translation, Cognition & Behavior* 6(1). 60–86. DOI: [10.1075/tcb.00077.bri](https://doi.org/10.1075/tcb.00077.bri).
- Cadwell, Patrick, Sharon O'Brien & Carlos S. C. Teixeira. 2018. Resistance and accommodation: factors for the (non-)adoption of machine translation among professional translators. *Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice* 26(3). 301–321. DOI: [10.1080/0907676X.2017.1337210](https://doi.org/10.1080/0907676X.2017.1337210).
- Cao, Ying. 2024. Comparative analysis of machine interpreting and human interpreting: Insights into consecutive interpreting teaching. In Mohd Fauzi Bin Sedon, Intakhab Alam Khan, Mehmet Cüneyt Birkök & KinSun Chan (Hrsg.), *Proceedings of the 2024 3rd International Conference on Social Sciences and Humanities and Arts (SSHA 2024)*, 730–741. Paris: Atlantis Press SARL. DOI: [10.2991/978-2-38476-259-0_76](https://doi.org/10.2991/978-2-38476-259-0_76).
- Carl, Michael, Silke Gutermuth & Silvia Hansen-Schirra. 2015. Post-editing machine translation: Efficiency, strategies, and revision processes in professional translation settings. In Aline Ferreira & John Schwieter (Hrsg.), *Psycholinguistic and cognitive inquiries into translation and interpreting*, 145–174. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Chang, Chia-chien, Michelle Min-chia Wu & Tien-chun Gina Kuo. 2018. Conference interpreting and knowledge acquisition: How professional interpre-

- ters tackle unfamiliar topics. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 20(2). 204–231. DOI: [10.1075/intp.00010.cha](https://doi.org/10.1075/intp.00010.cha).
- Daems, Joke, Sonia Vandepitte, Robert J. Hartsuiker & Lieve Macken. 2017a. Identifying the machine translation error types with the greatest impact on post-editing effort. *Frontiers in Psychology* 8. 1282–1297.
- Daems, Joke, Sonia Vandepitte, Robert J. Hartsuiker & Lieve Macken. 2017b. Translation methods and experience: A comparative analysis of human translation and post-editing with students and professional translators. *Meta* 62(2). 245–270. DOI: [10.7202/1041023ar](https://doi.org/10.7202/1041023ar).
- Defrancq, Bart & Claudio Fantinuoli. 2021. Automatic speech recognition in the booth: Assessment of system performance, interpreters' performances and interactions in the context of numbers. *Target. International Journal of Translation Studies* 33(1). 73–102. DOI: [10.1075/target.19166.def](https://doi.org/10.1075/target.19166.def).
- Desmet, Bart, Mieke Vandierendonck & Bart Defrancq. 2018. Simultaneous interpretation of numbers and the impact of technological support. In Claudio Fantinuoli (Hrsg.), *Interpreting and technology*, 13–27. Berlin: Language Science Press.
- Dillon, Sarah & Janet Fraser. 2007. Translators and TM: An investigation of translators' perceptions of translation memory adoption. *Machine Translation* 20(2). 67–79. DOI: [10.1007/s10590-006-9004-8](https://doi.org/10.1007/s10590-006-9004-8).
- Fan, Damien Chiaming. 2024. Conference interpreters' technology readiness and perception of digital technologies. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 26(2). 178–200. DOI: [10.1075/intp.00110.fan](https://doi.org/10.1075/intp.00110.fan).
- Fantinuoli, Claudio & Bianca Prandi. 2021. Towards the evaluation of automatic simultaneous speech translation from a communicative perspective. In *Proceedings of the 18th International Conference on Spoken Language Translation (IWSLT 2021)*, 245–254. Bangkok, Thailand: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/2021.iwslt-1.29](https://doi.org/10.18653/v1/2021.iwslt-1.29).
- Frittella, Francesca Maria. 2023. *Usability research for interpreter-centred technology: The case study of SmarTerp* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 21). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.7376351](https://doi.org/10.5281/ZENODO.7376351).
- Gieshoff, Anne Catherine, Martin Schuler & Zaniyar Jahany. 2024. The Augmented Interpreter: An exploratory study of the usability of augmented reality technology in interpreting. *Interpreting* 26(2). 282–315. DOI: [10.1075/intp.00108.gie](https://doi.org/10.1075/intp.00108.gie).
- Gile, Daniel. 2009. *Basic concepts and models for interpreter and translator training*. Amsterdam: John Benjamins.

- Guerberof Arenas, Ana. 2013. What do professional translators think about post-editing. *JoSTrans. The journal of specialised translation* 19. 75–95.
- Guo, Meng, Lili Han & Marta Teixeira Anacleto. 2022. Computer-assisted interpreting tools: Status quo and future trends. *Theory and Practice in Language Studies* 13(1). 89–99. DOI: [10.17507/tpls.1301.11](https://doi.org/10.17507/tpls.1301.11).
- Kasperė, Ramunė, Jolita Horbačiauskienė, Jurgita Motiejūnienė, Vilmantė Liubiniėnė, Irena Patašienė & Martynas Patašius. 2021. Towards sustainable use of machine translation: usability and perceived quality from the end-user perspective. *Sustainability* 13(23). 13430. DOI: [10.3390/su132313430](https://doi.org/10.3390/su132313430).
- Kerremans, Koen, Raquel Lázaro Gutiérrez, Helene Stengers, Antoon Cox & Pascal Rillof. 2019. Technology use by public service interpreters and translators: The link between frequency of use and forms of prior training. *FITISPos International Journal* 6(1). 107–122. DOI: [10.37536/FITISPos-IJ.2019.6.1.211](https://doi.org/10.37536/FITISPos-IJ.2019.6.1.211).
- Koehn, Philipp. 2020. *Neural Machine Translation*. Cambridge: Cambridge University Press. DOI: [10.1017/9781108608480](https://doi.org/10.1017/9781108608480).
- Läubli, Samuel & David Orrego-Carmona. 2017. When Google Translate is better than some human colleagues, those people are no longer colleagues. In *Proceedings of the 39th Conference Translating and the Computer*, 59–69. London. DOI: [10.5167/UZH-147260](https://doi.org/10.5167/UZH-147260).
- LeBlanc, Matthieu. 2013. Translators on translation memory (TM). Results of an ethnographic study in three translation services and agencies. *Translation & Interpreting* 5(2). 1–13.
- Lee, Namhee & Kanghee Lee. 2024. Travelers' viewpoints on machine translation using Q methodology: a perspective of consumption value theory. *Information Technology & Tourism*. DOI: [10.1007/s40558-024-00296-x](https://doi.org/10.1007/s40558-024-00296-x).
- Liebling, Daniel J., Michal Lahav, Abigail Evans, Aaron Donsbach, Jess Holbrook, Boris Smus & Lindsey Boran. 2020. Unmet needs and opportunities for mobile translation AI. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–13. Honolulu, USA: ACM. DOI: [10.1145/3313831.3376261](https://doi.org/10.1145/3313831.3376261).
- Liu, Yiguang & Junying Liang. 2024. Multidimensional comparison of Chinese-English interpreting outputs from human and machine: Implications for interpreting education in the machine-translation age. *Linguistics and Education* 80. 101273. DOI: [10.1016/j.linged.2024.101273](https://doi.org/10.1016/j.linged.2024.101273).
- O'Brien, Sharon. 2007. Eye-tracking and translation memory matches. *Perspectives: Studies in Translatology* 14(3). 185–205. DOI: [10.1080/09076760708669037](https://doi.org/10.1080/09076760708669037).
- O'Brien, Sharon. 2024. Human-Centered augmented translation: Against antagonistic dualisms. *Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice* 32(3). 391–406. DOI: [10.1080/0907676X.2023.2247423](https://doi.org/10.1080/0907676X.2023.2247423).

- O'Brien, Sharon & Joss Moorkens. 2014. Towards intelligent post-editing interfaces. In Wolfram Baur, Brigitte Eichner, Sylvia Kalina, Norma Keßler, Felix Mayer & Jeannette Ørsted (Hrsg.), *Proceedings of the XXth FIT world congress*, 131–137.
- Panayiotou, Anita, Kerry Hwang, Sue Williams, Terence W. H. Chong, Dina Lo-Giudice, Betty Haralambous, Xiaoping Lin, Emiliano Zucchi, Monita Mascitti-Meuter, Anita M. Y. Goh, Emily You & Frances Batchelor. 2020. The perceptions of translation apps for everyday health care in healthcare workers and older people: A multi-method study. *Journal of Clinical Nursing* 29(17-18). 3516–3526. DOI: [10.1111/jocn.15390](https://doi.org/10.1111/jocn.15390).
- Pérez Pérez, Pablo Salvador. 2018. The use of a corpus management tool for the preparation of interpreting assignments: A case study. *The International Journal of Translation and Interpreting Research* 10(1). 137–151. DOI: [10.12807/ti.110201.2018.a08](https://doi.org/10.12807/ti.110201.2018.a08).
- Pisani, Elisabetta & Claudio Fantinuoli. 2021. Measuring the impact of automatic speech recognition on number rendition in simultaneous interpreting. In Caiwen Wang & Bingham Zheng (Hrsg.), *Empirical studies of translation and interpreting: The post-structuralist approach*, 181–197. New York: Routledge. DOI: [10.4324/9781003017400](https://doi.org/10.4324/9781003017400).
- Pöhhacker, Franz. 2024. Is machine interpreting interpreting? *Translation Spaces*. 1–21. DOI: [10.1075/ts.23028.poc](https://doi.org/10.1075/ts.23028.poc).
- Pöhhacker, Franz & Minhua Liu. 2024. Interpreting technologized: Distance and assistance. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 26(2). 157–177. DOI: [10.1075/intp.00112.poc](https://doi.org/10.1075/intp.00112.poc).
- Prandi, Bianca. 2023. *Computer-assisted simultaneous interpreting: A cognitive-experimental study on terminology* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 22). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.7143056](https://doi.org/10.5281/zenodo.7143056).
- Rütten, Anja. 2013. Pragmatik in der Informations- und Wissensarbeit von Konferenzdolmetschern. In Barbara Ahrens, Silvia Hansen-Schirra, Monika Krein-Kühle & Michael Schreiber (Hrsg.), *Translationswissenschaftliches Kolloquium II* (Beiträge zur Übersetzungs- und Dolmetschwissenschaft (Köln/Germersheim) 60), 261–271. Berlin: Peter Lang. DOI: [10.3726/978-3-653-02501-9](https://doi.org/10.3726/978-3-653-02501-9).
- Schaeffer, Moritz & Michael Carl. 2017. A minimal cognitive model for translating and post-editing. In Sadao Kurohashi & Pascale Fung (Hrsg.), *Proceedings of MT Summit XVI*, 144–155. Nagoya, Japan.
- Screen, Benjamin. 2019. What effect does post-editing have on the translation product from an end-user's perspective? *The Journal of Specialised Translation* 31. 133–157. DOI: [10.26034/cm.jostrans.2019.180](https://doi.org/10.26034/cm.jostrans.2019.180).

- Teixeira, Carlos S. C. 2014. Perceived vs. measured performance in the post-editing of suggestions from machine translation and translation memories. In Sharon O'Brien, Michel Simard & Lucia Specia (Hrsg.), *Proceedings of the Third Workshop on Post-Editing Technology and Practice*, 45–59. Vancouver, Canada: Association for Machine Translation in the Americas. <https://aclanthology.org/2014.amta-wptp.4/> (1 September, 2025).
- Vardaro, Jennifer, Moritz Schaeffer & Silvia Hansen-Schirra. 2019. Translation quality and error recognition in professional neural machine translation post-editing. *Informatics* 6(3). 41. DOI: [10.3390/informatics6030041](https://doi.org/10.3390/informatics6030041).
- Vieira, Lucas Nunes. 2014. Indices of cognitive effort in machine translation post-editing. *Machine Translation* 28(3–4). 187–216. DOI: [10.1007/s10590-014-9156-x](https://doi.org/10.1007/s10590-014-9156-x).
- Xu, Ran. 2018. Corpus-based terminological preparation for simultaneous interpreting. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 20(1). 29–58. DOI: [10.1075/intp.00002.xu](https://doi.org/10.1075/intp.00002.xu).

Teil II

Grundlagen

Kapitel 3

Korpustranslatologie

Oliver Czulo^a & Ekaterina Lapshinova-Koltunski^b

^aInstitut für Translatologie gGmbH ^bUniversität Hildesheim

Dieses Kapitel stellt die theoretischen Ansätze des Funktionalismus, der Descriptive Translation Studies und der Universalientheorie als Motivation und als theoretische Grundlage dar, sich mit Translationsdaten in Form von Korpora auseinanderzusetzen. Es wird vor allem auf die produktorientierte Perspektive in der translatologischen Korpusforschung eingegangen. Ein methodisches Kapitel führt Grundbegriffe der Korpusanalyse ein und stellt beispielhaft Top-down- und Bottom-up-Zugänge in der Korpusarbeit dar. Prozessorientierte Perspektiven – mit Blick auf kognitionsorientierte oder informationstheoretische Forschung – werden ebenfalls aufgegriffen.

1 Einführung

Die im späteren 20. Jahrhundert aufgekommenen funktionalen Translationstheorien (u. a. Nord 1989, Reiss & Vermeer 1984, Holz-Mänttari 1984) lösten die Dichotomie der „freien“ vs. der „nahen“ Übersetzung auf und schlugen stattdessen ausgehend vom Übersetzungsauftrag – der den Zweck und das Zielpublikum definiert – ein Spektrum an Strategien vor, die sich zwischen den beiden genannten Polen bewegen können. Die Beschaffenheit des *Translats*, d.h. des Produkts eines Translationsprozesses, hängt somit nicht allein vom Ausgangstext ab, sondern ist von verschiedenen Faktoren und den damit zusammenhängenden strategischen Erwägungen abhängig. Mit dieser Sichtweise rückt die Frage ins Blickfeld, welche Faktoren die Beschaffenheit des *Translats* wie beeinflussen, wobei inzwischen neben dem Übersetzungsauftrag zahlreiche andere situative Variablen wie z. B. das Kompetenzniveau der Translatoren, das Trägermedium des *Translats* etc. von Interesse sind.



Es sind vor allem die Ausführungen von Toury (insbes. 1995) und Baker (insbes. 1996) sowie die zunehmende Verfügbarkeit von Sprachdaten, die in den 1990er Jahren die Entstehung einer Korpustranslatologie anstoßen. Anfangs konzentrierten die Untersuchungen sich auf die Frage, welche Faktoren translations-spezifisch, oder genauer gesagt übersetzungsspezifisch sind, also was Übersetzungen von Nicht-Übersetzungen systematisch unterscheidet. Steht zu Beginn das (geschriebene) Produkt im Vordergrund, werden nach und nach Methoden – korpusbasierte wie andere – entwickelt, um auch Auswirkungen verschiedener Variablen auf den Übersetzungsprozess zu untersuchen.

Vergleichbare Untersuchungen setzen fürs Dolmetschen später als fürs Übersetzen ein. Zum einen liegt dies darin mitbegründet, dass gesprochensprachliche Daten nicht so leicht verfügbar sind wie geschriebensprachliche Daten: Erstere müssen erst transkribiert werden.¹ Zum anderen kann man vermuten, dass ein hinderlicher Umstand war, dass das Dolmetschen nicht in gleicher Weise in den Wissenschaftsinstitutionen verankert ist wie das Übersetzen: Dolmetschprofessuren etwa sind deutlich seltener zu finden. In jüngerer Vergangenheit weitet sich der Blick über das Geschriebene und Gesprochene hinaus auch auf multimediale Aspekte der Translation. Neben den Forschungsinteressen spielen didaktische und praktische Aspekte, d.h. der Einsatz von Korpora als Wissensquelle in der Lehre und in der Translationspraxis, früh eine Rolle in der Korpustranslatologie.

2 Theoretische Grundlagen der Korpustranslatologie

Die Korpustranslatologie bedient sich in vielerlei Hinsicht der Grundlagen und Erkenntnisse der Korpuslinguistik² und ist stark empirisch geprägt. Sie passt somit zur Kategorisierung der *Translation Studies* von Holmes (2000) als empirische Wissenschaft.

Biber u. a. (1998) zufolge besteht der Korpusansatz darin, Gebrauchsmuster in natürlich vorkommenden Texten zu analysieren. Grundlage ist dafür eine Sammlung von Texten, die man als *das Korpus* bezeichnet. Die Analyse bedient sich der Unterstützung von Computern und bringt Beobachtungen

- auf der *qualitativen* Ebene, also anhand von Einzelbeispielen, die meist tiefgehend analysiert werden, oft mit dem Ziel, daraus verallgemeinerbare Kategorien abzuleiten, und

¹Jüngste Fortschritte in der automatischen Transkription können hier Abhilfe schaffen.

²Eine eingehende theoretische sowie praktische Einführung in die Korpuslinguistik findet sich in (Lemmitzer & Zinsmeister 2015).

- auf der *quantitativen* Ebene, also anhand einer Vielzahl von Einzelbeobachtungen, die anhand bestehender Kategorisierung eingeordnet, ausgezählt und interpretiert werden,

hervor. Dabei schließen diese beiden Ebenen einander nicht aus: Qualitativ hergeleitete Kategorien lassen sich quantitativ auf ihre Anwendbarkeit und Aussagekraft überprüfen; ebenso natürlich Kategorien, die quantitativ, z. B. über statistische Rechenverfahren, gewonnen wurden. Untersucht man quantitative Befunde, können Fundstellen auffallen, die nicht oder nicht so richtig in eine bestehende Kategorisierung passen; diese muss dann auf Grundlage qualitativer Analysen überarbeitet werden. Legt man sich nicht von vorneherein ausschließlich auf eine der beiden Herangehensweisen fest, wird sich so ein wechselseitiges, einander ergänzendes Verfahren ergeben.

Viele korpusbasierte Studien im Bereich der Translatologie folgen der Annahme, dass übersetzte Texte bestimmte sprachliche Gemeinsamkeiten aufweisen, die nicht oder nur in geringerem Maße in nicht übersetzten Originaltexten vorkommen. Es gibt verschiedene Namen für diese übersetzungsspezifische Phänomene. Mona Baker spricht von *Translationsuniversalia* und meint dabei, dass diese vom Einfluss der spezifischen Sprachpaare unabhängig sind (Baker 1993: S. 243). Toury (1995) postuliert zwei „Gesetze“ der Übersetzung, wobei er diese ausdrücklich als probabilistische Tendenzen ansieht. Das *law of growing standardization* sagt aus: „in translation, textual relations obtaining in the original are often modified [...] in favour of (more) habitual options offered by a target repertoire“ (Toury 1995: 268): Übersetzungen orientieren sich demzufolge eher als Originaltexte an etablierten Normen in Grammatik und Lexik der Zielsprache. Dem Gegenüber steht das *law of interference* (Toury 1995: 275), demzufolge Eigenschaften des Ausgangstexts tendenziell in den Zieltext übertragen werden. Diese beiden scheinbar widersprüchlichen „Gesetze“ bestimmen in einer Wechselwirkung die sprachlichen Eigenschaften des übersetzten Texts mit. Baker (1996) führt auf Grundlage von Vorläuferstudien vier Universalien auf (s. u.), die in der Folge vielfach erforscht, teils angezweifelt und später um weitere Universalien erweitert wurden. Chesterman (2004) klassifiziert die Universalien in S- und T-Universalien, d.h. Übersetzungsuniversalien, die entweder von der Ausgangs- oder Zielsprache abhängig sind. Während die S-Universalien Wechselwirkungen zwischen Übersetzungen und ihren Ausgangstexten erklären sollen, beziehen sich die T-Universalien auf Unterschiede zwischen Übersetzungen und Originalen in der Zielsprache. Die ursprünglich von Baker aufgeführten Universalien sieht Pym (2008) alle als Varianten von Tourys *law of growing standardization* an, sie würden somit nach Chesterman unter die T-Universalien fallen.

Eine weitere Bezeichnung dieser Phänomene ist *Translationese*, ein Begriff, der von Gellerstam (1986) geprägt wurde. Translationese ließe sich ins Deutsche mit „Übersetzungssprech“ oder „übersetzungstypischer Sprache“ übersetzen: Dies drückt pointiert aus, dass Übersetzungen ihren ganz eigenen Sprachstil haben, was sie, so betonen auch einige Forscher, zu einem Gegenstand echten Forschungsinteresses jenseits einer reinen „Defizitdiskussion“ – also in einfachen Worten gesagt der oft gestellten Frage, was in der Übersetzung „verloren geht“ – macht. Zu den am häufigsten erforschten Phänomenen gehören:

- *Shining-through* (Teich 2003) bzw. *Durchscheinen*, also die Tendenz, die Häufigkeit von Ausgangstextmerkmalen zu reproduzieren, anstatt den Konventionen der Zielsprache zu folgen;
- *(Über-)Normalisierung* (Baker 1993, 1996), d. h. die Tendenz, sich an die typischen Merkmale der Zielsprache anzupassen und diese sogar übertrieben häufig zu verwenden;
- *Explizierung* (Baker 1996, Olohan & Baker 2000), die Tendenz, die Inhalte deutlicher auszudrücken, anstatt sie implizit zu belassen;
- *Simplifizierung* (Toury 1995), die Tendenz, die bei der Übersetzung verwendete Sprache zu vereinfachen und eindeutiger zu machen.

Nicht alle Phänomene sind als rein sprachsystembezogen zu verstehen: Phänomene wie z. B. eine Tendenz zur Simplifizierung können anderweitige Ursache haben, etwa unterschiedliche Textsortenkonventionen oder kognitive Entlastungseffekte beim Übersetzen.

Diese Übersetzungsphänomene werden im Translationsprodukt anhand von Beobachtungen über die Verteilung (*Distribution*) spezifischer sprachlicher Merkmale untersucht. Dafür werden verschiedene statistische Methoden und Techniken eingesetzt, die weiter unten in den Abschnitten 3.2 und 3.3 beschrieben werden. Anhand dieser Distributionen lassen sich übersetzte Texte von original verfassten Texten sogar automatisch unterscheiden (Volansky u. a. 2015, Baroni & Bernardini 2006).

Die Phänomene wurden in den letzten Jahren in verschiedenen Kontexten untersucht, wie z. B. in verschiedenen Textsorten (Evert & Neumann 2017, Lapshinova-Koltunski 2017), für verschiedene Modalitäten wie geschrieben und gesprochen (Lapshinova-Koltunski u. a. 2021, He u. a. 2016, Kajzer-Wietrzny 2012) für verschiedene Produzierenden wie z. B. professionelle Übersetzende, Novizen oder Laien (Bizzoni & Lapshinova-Koltunski 2021, Kunilovskaya &

Lapshinova-Koltunski 2020, Popović 2020, De Sutter u. a. 2017, Rubino u. a. 2016) und verschiedene Übersetzungsmethoden wie automatisch, händisch oder kombiniert (Popović u. a. 2023, Konovalova & Toral 2022, van der Werff u. a. 2022, Vanmassenhove u. a. 2021, Čulo u. a. 2017).

3 Grundbegriffe und Methoden der Korpusanalyse

3.1 Grundbegriffe

Ein Korpus wird von Lemnitzer & Zinsmeister (2015: 39) als „Sammlung schriftlicher oder gesprochener Äußerungen in einer oder mehreren Sprachen“ definiert. Die Grenze zwischen einem Korpus und einer Datensammlung ziehen Lemnitzer und Zinsmeister anhand des Kriteriums, dass Korpora ganze Texte oder große Textausschnitte umfassen; allerdings betonen sie, dass diese Grenze nicht absolut definierbar sei. Sprechen wir heute über ein Korpus, meinen wir oft eine digitalisierte Sammlung. Bei der Zusammenstellung eines Korpus sind verschiedenste Kriterien denkbar, wobei einige Kriterien recht grundlegend für die wahrscheinlich meisten Korpora sind, insbesondere:

- *Repräsentativität*: Ein Korpus soll ausreichend Material enthalten, um davon verallgemeinerbare Aussagen ableiten zu können. Diese Größe ist allerdings nicht fest bestimmbar, d. h. man kann keine absoluten Zahlen angeben, ab wann ein Korpus repräsentativ ist, zumal verschiedene Phänomene unterschiedlich häufig auftreten. Hier kommen oft Erfahrungswerte zum Einsatz, oder man kann ein Korpus sukzessive erweitern und dabei überprüfen, ob Beobachtungen, die man zuvor gemacht hat, auch auf das größere Korpus zutreffen.
- *Balanciertheit* (also *Ausgewogenheit*): Ein Korpus soll Texte aus ausreichend verschiedenen Quellen umfassen, um verallgemeinerbare Aussagen machen zu können. In einem Korpus beispielsweise, das Texte von frühen Lernern einer Sprache enthält, um deren typische Fehler zu untersuchen, sollten nicht nur Texte einer oder sehr weniger Personen enthalten sein, da dies keine Verallgemeinerung auf weitere Personen erlauben würde.³

Korpora können nach Lemnitzer & Zinsmeister (2015) drei verschiedene Datentypen enthalten.

³Dieses Kriterium gilt natürlich dann, wenn es dem Ziel der Untersuchung entspricht. Anders würde es sich verhalten, würde man beispielsweise den Schreibstil nur einer Person in einem Genre untersuchen wollen.

- *Primärdaten*: Dies ist das Material, anhand dessen bzw. über das wir Erkenntnisse gewinnen wollen, z. B. ein übersetzter Text, ein transkribiertes Gespräch oder eine Videoaufnahme.
- *Annotationen*: In unserem Fall sind dies linguistische Beschreibungen von Einheiten in den Primärdaten, z. B. das Labeln von Wortarten oder die Markierung von Sprechpausen.
- *Metadaten*: Diese beschreiben kontextuelle Aspekte der Entstehung der Primärdaten, also z. B. das Alter der Textproduzenten oder die Entstehungszeit von Texten.

Es gibt eine ganze Reihe von Korpusarten, etwa Fachsprachenkorpora, Korpora von Sprachenlernern oder multimediale Korpora. Oft lässt sich ein Korpus mehreren Typen zuordnen, z. B. ist ein Korpus mit Videoaufnahmen, in denen Grundbegriffe der Physik erklärt werden, ein multimediales Fachsprachenkorpus. In einem solchen Korpus könnte neben den zu Hilfe genommen Bildern auch interessant sein, mit welchen Gesten bestimmte Aussagen gemeinsam vorkommen und ob sich zwischen Gesten und Gesagtem ein Zusammenhang erkennen lässt. So könnte man z. B. hypothesieren, dass ein „entweder [...], oder [...]“ durch markante Handbewegungen begleitet wird, die relativ zu zwei verschiedene Positionen vor dem Körper der Sprecher – einmal links, einmal rechts der Körpermitte – erfolgen.

Für die Translatologie sind zwei Arten von Korpora von besonderem Interesse: das *Parallelkorpus* und das *Vergleichskorpus*. Der Klassifikation von Granger (2003)⁴ folgend gelten folgende Definitionen:

- *Parallelkorpus*: Eine Sammlung von Originaltexten und deren Übersetzungen, bei denen jedem Originaltext mindestens eine Übersetzung zugewiesen ist.
- *Vergleichskorpus*: Das mehrsprachige Vergleichskorpus ist eine Sammlung von Originalen und/oder Übersetzungen in mehreren Sprachen aus demselben Genre. Das einsprachige Vergleichskorpus enthält aus derselben

⁴Die Begriffe *Parallelkorpus* und *Vergleichskorpus* wurden und werden teils noch heute uneinheitlich verwendet, so gibt es Autoren, die die Benennungen genau umgekehrt verwenden wie hier dargestellt. Die Granger'schen Definitionen haben sich inzwischen aber erfahrungsgemäß weitestgehend etabliert.

Sprache Originale und Übersetzungen oder Erstsprachlertexte⁵ und Lernertexte. Im ersteren Fall sind die Übersetzungen nicht notwendigerweise Übersetzungen der Originaltexte.

Um Übersetzungsbeziehungen zwischen sprachlichen Einheiten oder die Effekte der Ausgangssprache (nach Chesterman S-Universalien) zu untersuchen, ist ein Parallelkorpus erforderlich. Zum Beispiel kann ein beobachteter ungewöhnlich hoher Anteil an Nomen in übersetzten Texte ein Effekt der Ausgangssprache sein, die einen höheren Anteil an Nomen verwendet als in der Zielsprache üblich ist (also ein Durchscheinen). Andererseits kann der erhöhte Anteil an Nomen auch durch Überanpassungen an Konventionen der Zielsprache verursacht sein (also eine Normalisierung, nach Chesterman in der Gruppe der T-Universalien), was wiederum mit Hilfe monolingualer vergleichbarer Korpora zu überprüfen wäre. Darüber hinaus könnte es sich auch um ein „drittes Phänomen“ handeln, also eines, das nicht von Ausgangs- oder Zielsprache abhängig ist. Dies könnte beispielsweise ein kognitiver Effekt des Übersetzungsprozesses sein, dass etwa Übersetzende tendenziell auf Nomen zurückgriffen, weil es ihnen kognitiv einfacher fiel, die Formulierungen so zu verfassen. Um letztere Annahme genauer zu beleuchten, genügen rein produktbasierte Korpora nicht, hierfür sind Prozesskorpora nötig, die Aspekte des Übersetzungsprozesses enthalten.

Die Korpustranslatologie geht in der Regel deskriptiv vor und beschreibt Gebrauchsmuster in Texten. Dies kann entweder, wie eben dargelegt, hypothesengeleitet (*top-down*) erfolgen oder auch datengeleitet (*bottom-up*) ablaufen. Die beiden Herangehensweisen können kombiniert werden.

3.2 Top-down-Analyse

Bei einer Top-down-Analyse werden ein existierendes theoretisches Modell oder Ergebnisse und Beobachtungen aus vorhergehenden Studien als Ausgangspunkt genutzt. Darauf aufbauend werden Hypothesen gebildet, die mittels Tests verworfen oder bestätigt werden können. Um sie zu testen, müssen Hypothesen *operationalisiert* werden: Es müssen beobachtbare Phänomene benannt werden, deren Erscheinungsbild als *abhängige Variable* von einer oder mehrerer *unabhängigen Variablen* beeinflusst wird. Üblicherweise formuliert man eine so genannte *Nullhypothese*, die keinen Zusammenhang zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen sieht. Die *Alternativhypothese* geht im Gegensatz dazu von einem

⁵„Erstsprachler“ oder wissenschaftlich oft „L1-Sprecher“ werden umgangssprachlich als „Muttersprachler“ bezeichnet, wobei ja nicht ausgemacht ist, dass dies die Sprache einer Mutter eines Textproduzenten ist. Hier meint Erstsprache die im gegebenen Kontext stärkste Sprache von Textproduzenten, d. h. nicht notwendigerweise die Sprache, die zuerst gelernt wurde.

Zusammenhang zwischen den unabhängigen Variablen und den abhängigen Variablen aus. Weiterhin müssen die sprachlichen Merkmale definiert werden, die für ein Phänomen stehen und in Korpora gesucht werden können. Die beobachtete(n) Ausprägung(en) der sprachlichen Merkmale werden (ggf. statistisch) ausgewertet und in Bezug auf Hypothesen oder Fragestellungen interpretiert.

Zum Beispiel wird in Arbeiten im Bereich der kontrastiven Pragmatik (House 1997) ausgesagt, dass die deutsche Sprache inhaltsorientierter (unpersönlicher im Stil) als die englische Sprache ist, welche adressatenorientierter (durch persönlichere Ansprache) funktioniert. Auf diesen Beobachtungen aufbauend könnte man eine Hypothese aufstellen, dass Übersetzungen aus dem Deutschen ins Englische aufgrund von Einflüssen der Ausgangssprache inhaltsorientierter als vergleichbare Originale im Englischen sind. Hier wären die unabhängigen Variablen also die sprachlichen Konventionen der Ausgangs- und der Zielsprache sowie die Übersetzungsrichtung; die Häufigkeit der Produktion von inhalts- vs. adressatenorientierten Merkmalen wären davon abhängig. Die Nullhypothese würde besagen, dass kein Unterschied in der Häufigkeit unpersönlicher vs. persönlicher Ausdrücke zwischen übersetzten Texten und Originaltexten im Englischen bestünde; die Alternativhypothese würde unsere eben formulierte Annahme enthalten, dass die aus dem Deutschen übersetzten englischen Texte unpersönlicher gestaltet wären.

Um dies korpusbasiert zu untersuchen zu können, muss zunächst festgelegt werden, welche sprachlichen Ausdrücke im Deutschen und Englischen jeweils als inhalts- bzw. adressatenorientiert gelten. Die Inhaltsorientierung spiegelt sich z. B. in der Verwendung von Passivkonstruktionen, *zu*-Infinitiven und Reflexivverben wider. Also werden im Korpus die Häufigkeiten von Passiv- und Reflexivverben und *zu*-Infinitiven ermittelt. Passivkonstruktionen im Englischen lassen sich beispielsweise als Abfolge von einem Hilfs- oder Modalverb in finiter Form (*is, are, was, were, has, have, can* etc.), gefolgt von einem optionalen Adverb (*always, recently, etc.*), gefolgt von einem optionalen Verb *to be* im Gerundium oder als Partizip II (*been, being*) und gefolgt von Partizip II eines beliebigen Verbes definieren: *is always being done, has been asked, were written, could be clarified*.

Anhand der ermittelten Häufigkeiten dieser sprachlichen Merkmale kann untersucht werden, ob englische Übersetzungen aus dem Deutschen tatsächlich eine signifikant höhere Anzahl inhaltsorientierter Merkmale haben als die vergleichbaren Originale im Englischen. Trifft dies zu, wäre die aufgestellte Hypothese aber noch nicht bestätigt: Es muss zusätzlich noch im deutsch-englischen Parallelkorpus anhand der deutschen Originale überprüft werden, ob die unpersönlichen Ausdrücke tatsächlich aus dem Deutschen übersetzt wurden. Ist dies nicht der Fall, würde man nicht von einem Durchscheinen ausgehen, sondern

könnte u. a. annehmen, dass eine zielsprachliche Konvention beim Übersetzen ungewöhnlich oft verwendet wurde, was eher dem Phänomen der Normalisierung zuzuordnen wäre.

Anhand dieses Beispiels wird deutlich, wie ein theoriegetriebener bzw. hypothesengeleiteter Ansatz in der Korpustranslatologie eingesetzt wird: Bereits existierende Vorarbeiten und Theorien werden für die Hypothesenbildung genutzt, außerdem soweit angegeben auch als Informationsquelle für die zu untersuchenden sprachlichen Merkmale.

3.3 Bottom-up-Analyse

Bottom-up-Ansätze werden auch als *datengesteuert* oder *datengeleitet* bezeichnet. Bei diesen Ansätzen werden zunächst Beobachtungen festgehalten, die mit einem notwendigen Minimum an Konzepten auskommen. Für die Interpretation der Beobachtungen werden theoretische Ansätze verwendet oder gebildet.

Bottom-up-Ansätze arbeiten mit so genannten *shallow features*, d. h. oberflächlichen sprachlichen Merkmalen, die automatisch leicht zu ermitteln sind und keine besonders theorieabhängige Fundierung haben, wie etwa Wortarten.⁶ Schon eine einfache Statistik über die Verteilung von Wortarten kann informativ sein: In einem Bottom-up-Ansatz würde man z. B. für ein Vergleichskorpus zunächst die Häufigkeitsverteilung aller Wortarten in übersetzten und Originaltexten beschreiben, um dann Abweichungen in den Verteilungen genauer unter die Lupe zu nehmen. Anders als bei einem Top-down-Ansatz würde man nicht von vorneherein bestimmte Verteilungen vermuten. Daneben wird auch mit so genannten *N-Grammen* gearbeitet, wobei *Gramme* eine kontinuierliche Abfolge von Elementen meint und *N* für eine beliebige Zahl steht. *N-Gramme* können auf der Grundlage verschiedener Größen berechnet werden, z. B. Wortformen, Wortarten oder *Tokens* (d. h. alle sprachlichen Oberflächenelemente, also Wörter, Satzzeichen, Emojis, ...). Ein Satz wie

Ich bin ein Satz.

würde folgende Tri-Gramme, also Abfolgen mit jeweils drei Elementen ergeben:

- Wortformen: *Ich bin ein // bin ein Satz*
- Wortarten: Pronomen–Vollverb–Artikel // Vollverb–Artikel–Nomen

⁶Streng genommen ist auch die Definition von Wortarten durchaus theorieabhängig, aber es haben sich gerade im Bereich der Korpusanalyse einige Konventionen durchgesetzt, die als quasi „theorieneutral“ gelten und aufgrund ihres häufigen Einsatzes Ergebnisse vergleichbar machen.

- Tokens: *Ich bin ein // bin ein Satz // ein Satz* .

Solche N-Gramme wurden u. a. verwendet, um Unterschiede zwischen maschinell übersetzten und menschlich übersetzten Texten in der Verteilung von Wortarten zu ermitteln (z. B. [Toral u. a. 2019](#)). Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass diese unterschiedlich produzierten Texte tatsächlich verschiedene sprachliche Profile haben.

Im Gegensatz zum Top-down-Verfahren kommt bei einem Bottom-up-Verfahren also die Beobachtung vor der theoretischen Einordnung. In gewisser Weise kann man eine Analogie zu jenen qualitativen Verfahren ziehen, bei denen Kategorien und Hypothesen erst aus der Beobachtung (von Einzelbelegen) heraus gewonnen und nicht vorab angenommen werden.

4 Ausblick

Dieser sehr komprimierte Einblick in die Grundlagen der Korpustranslatologie wird der Breite des Feldes eigentlich kaum gerecht. Nicht nur werden inzwischen deutlich elaboriertere statistische Modelle verwendet, um Produktdaten Einsichten in Übersetzungsphänomene zu entlocken, sondern es werden hierfür zunehmend Prozessdaten – also z. B. Blickbewegungsdaten oder Tastaturanschlagsprotokolle – ausgewertet. Nur angerissen wurde außerdem die Relevanz kognitiver Faktoren, deren Untersuchung Einblicke in die Verarbeitungsprozesse bei der Übersetzung geben, oder multimedialer Faktoren, die durch neue digitale Möglichkeiten an Wichtigkeit zunehmen; und mit diesen Faktoren hören die Möglichkeiten der Beschreibung translatorischer Kontexte nicht auf. Die korpusbasierte Erforschung von Dolmetschdaten konnte ebenfalls nicht ausgeführt werden. Neben Untersuchungen auf all diesen Feldern bietet die korpustranslatologische Literatur zahlreiche korpuspraktische und -didaktische Überlegungen, die ebenfalls gewinnbringend sind.

Literatur

Baker, Mona. 1993. Corpus linguistics and translation studies: Implications and applications. In Mona Baker, Gill Francis & Elena Tognini-Bonelli (Hrsg.), *Text and technology: In honour of John Sinclair*, 233–250. Amsterdam & Philadelphia: John Benjamins.

- Baker, Mona. 1996. Corpus-based translation studies: The challenges that lie ahead. In Harold Somers (Hrsg.), *Terminology, LSP and translation: Studies in language engineering in honour of Juan C. Sager*, 175–186. Amsterdam: John Benjamins.
- Baroni, Marco & Silvia Bernardini. 2006. A new approach to the study of translationese: Machine-learning the difference between original and translated text. *Literary and Linguistic Computing* 21(3). 259–274. DOI: [10.1093/llc/fqi039](https://doi.org/10.1093/llc/fqi039).
- Biber, Douglas, Susan Conrad & Randi Reppen. 1998. *Corpus linguistics: Investigating language structure and use*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Bizzoni, Yuri & Ekaterina Lapshinova-Koltunski. 2021. Measuring translationese across levels of expertise: Are professionals more surprising than students? In *Proceedings of the 23rd nordic conference on computational linguistics (NoDaLiDa)*, 53–63. Reykjavik, Iceland: Linköping University Electronic Press, Sweden. <https://aclanthology.org/2021.nodalida-main.6>.
- Chesterman, Andrew. 2004. Beyond the particular. In Anna Mauranen & Pekka Kujamäki (Hrsg.), *Translation Universals: Do they exist?*, 33–49. Amsterdam: John Benjamins.
- Čulo, Oliver, Silvia Hansen-Schirra & Jean Nitzke. 2017. Contrasting terminological variation in post-editing and human translation of texts from the technical and medical domain. In Gert De Sutter, Isabelle Delaere & Marie-Aude Lefer (Hrsg.), *Empirical translation studies: New theoretical and methodological traditions* (Trends in Linguistics Studies and Monographs 300). Berlin; Boston: De Gruyter Mouton.
- De Sutter, Gert, Bert Cappelle, Orphée De Clercq, Rudy Looock & Koen Plevoets. 2017. Towards a corpus-based, statistical approach to translation quality: Measuring and visualizing linguistic deviance in student translations. *Linguistica Antverpiensia, New Series—Themes in Translation Studies* 16.
- Evert, Stefan & Stella Neumann. 2017. The impact of translation direction on characteristics of translated texts: A multivariate analysis for english and german. In Gert De Sutter, Marie-Aude Lefer & Isabelle Delaere (Hrsg.), *Empirical translation studies: New theoretical and methodological traditions*, 47–80. Berlin; Boston: De Gruyter Mouton.
- Gellerstam, Martin. 1986. Translationese in Swedish novels translated from English. In Lars Wollin & Hans Lindquist (Hrsg.), *Translation Studies in Scandinavia*, 88–95. Lund: CWK Gleerup.
- Granger, Sylviane. 2003. The corpus approach: A common way forward for Contrastive Linguistics and Translation Studies? In Sylviane Granger, Jacques Lerot & Stephanie Petch-Tyson (Hrsg.), *Corpus-based approaches to Contrastive Linguistics and Translation Studies*, 17–30. Amsterdam: Rodopi.

- He, He, Jordan Boyd-Graber & Hal Daumé III. 2016. Interpretese vs. translationese: The uniqueness of human strategies in simultaneous interpretation. In Kevin Knight, Ani Nenkova & Owen Rambow (Hrsg.), *Proceedings of the 2016 conference of the north American chapter of the association for computational linguistics: Human language technologies*, 971–976. San Diego, California: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/N16-1111](https://doi.org/10.18653/v1/N16-1111). <https://aclanthology.org/N16-1111>.
- Holmes, James S. 2000. The name and nature of Translation Studies. In Lawrence Venuti (Hrsg.), *The Translation Studies reader*, 172–185. London: Routledge.
- Holz-Mänttää, Justa. 1984. *Translatorisches Handeln: Theorie und Methode*. Helsinki: Suomalainen tiedeakatemia.
- House, Juliane. 1997. *Translation Quality Assessment: A model revisited* (Tübinger Beiträge zur Linguistik 410). Tübingen: Gunter Narr.
- Kajzer-Wietrzny, Marta. 2012. *Interpreting universals and interpreting style*. Adam Mickiewicz University, Poznan. (Dissertation).
- Konovalova, Aleksandra & Antonio Toral. 2022. Man vs. machine: Extracting character networks from human and machine translations. In *Proceedings of LateCHCLFL*, 75–82. Gyeongju, Republic of Korea: COLING. <https://aclanthology.org/2022.latechclfl-1.10>.
- Kunilovskaya, Maria & Ekaterina Lapshinova-Koltunski. 2020. Lexicogrammatic translationese across two targets and competence levels. In *Proceedings of LREC-2020*, 4102–4112. Marseille, France.
- Lapshinova-Koltunski, Ekaterina. 2017. Exploratory analysis of dimensions influencing variation in translation: The case of text register and translation method. In Gert De Sutter, Marie-Aude Lefer & Isabelle Delaere (Hrsg.), *Empirical translation studies: New methodological and theoretical traditions* (Trends in Linguistics Studies and Monographs 300), 207–234. Berlin; Boston: De Gruyter Mouton.
- Lapshinova-Koltunski, Ekaterina, Yuri Bizzoni, Heike Przybyl & Elke Teich. 2021. Found in translation/interpreting: Combining data-driven and supervised methods to analyse cross-linguistically mediated communication. In Yuri Bizzoni, Elke Teich, Cristina España-Bonet & Josef van Genabith (Hrsg.), *Proceedings for the first workshop on modelling translation: Translatology in the digital age*, 82–90. Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/2021.motra-1.9>.
- Lemmitzer, Lothar & Heike Zinsmeister. 2015. *Korpuslinguistik: eine Einführung*. 3., überarbeitete und erweiterte Auflage (Narr Studienbücher). Tübingen: Narr Francke Attempto.

- Nord, Christiane. 1989. Loyalität statt Treue. Vorschläge zu einer funktionalen Übersetzungstypologie. *Lebende Sprachen* 3. 100–105.
- Olohan, Maeve & Mona Baker. 2000. Reporting ‘that’ in translated English: Evidence for subconscious processes of explicitation? *Across Languages and Cultures* 1(2). 141–158. DOI: [10.1556/acr.1.2000.2.1](https://doi.org/10.1556/acr.1.2000.2.1).
- Popović, Maja. 2020. On the differences between human translations. In *Proceedings of the EAMT-2020*, 365–374. Lissabon: European Association for Machine Translation.
- Popović, Maja, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Maarit Koponen. 2023. Computational analysis of different translations: By professionals, students and machines. In Mary Nurminen, Judith Brenner, Maarit Koponen, Sirkku Latomaa, Mikhail Mikhailov, Frederike Schierl, Tharindu Ranasinghe, Eva Vanmassenhove, Sergi Alvarez Vidal, Nora Aranberri, Mara Nunziatini, Carla Parra Escartín, Mikel Forcada, Maja Popovic, Carolina Scarton & Helena Moniz (Hrsg.), *Proceedings of the 24th annual conference of the european association for machine translation*, 365–374. Tampere, Finland: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2023.eamt-1.36>.
- Pym, Anthony. 2008. On Toury’s laws of how translators translate. In Anthony Pym, Miriam Shlesinger & Daniel Simeoni (Hrsg.), *Descriptive Translation Studies and beyond*, 311–328. Amsterdam: Benjamins.
- Reiss, Katharina & Hans J. Vermeer. 1984. *Grundlegung einer allgemeinen Translationstheorie* (Linguistische Arbeiten 147). Tübingen: M. Niemeyer.
- Rubino, Raphael, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Josef van Genabith. 2016. Information density and quality estimation features as translationese indicators for human translation classification. In *Proceedings of NAACL-HLT-2016*, 960–970. San Diego, California.
- Teich, Elke. 2003. *Cross-linguistic variation in system and text: A methodology for the investigation of translations and comparable texts*. Berlin & New York: Mouton de Gruyter.
- Toral, Antonio, Mikel Forcada & Andy Way. 2019. Post-editese: An exacerbated translationese. In *Proceedings of MT Summit XVII*, 273–281. Dublin. <http://arxiv.org/abs/1907.00900>.
- Toury, Gideon. 1995. *Descriptive Translation Studies – and beyond* (Benjamin Translation Library 4). Amsterdam: John Benjamins.
- van der Werff, Tobias, Rik van Noord & Antonio Toral. 2022. Automatic discrimination of human and neural machine translation: A study with multiple pre-trained models and longer context. In *Proceedings of the 23rd Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 161–170. Ghent,

- Belgium: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2022.eamt-1.19>.
- Vanmassenhove, Eva, Dimitar Shterionov & Matthew Gwilliam. 2021. Machine translationese: Effects of algorithmic bias on linguistic complexity in machine translation. In *Proceedings of EACL-2021*, 2203–2213. ACL. DOI: [10.18653/v1/2021.eacl-main.188](https://doi.org/10.18653/v1/2021.eacl-main.188).
- Volansky, Vered, Noam Ordan & Shuly Wintner. 2015. On the features of translationese. *Digital Scholarship in the Humanities* 30(1). 98–118. DOI: [10.1093/llc/fqt031](https://doi.org/10.1093/llc/fqt031).

Kapitel 4

CAT-Tools: Komponenten und Konzepte

Martin Kappus

Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften

In den letzten Jahren wurden die Diskussionen zum Thema Sprach- und Übersetzungstechnologie von neuen Entwicklungen wie neuronaler maschineller Übersetzung und generativen KI-Werkzeugen wie *Large Language Models* (LLMs) dominiert. Aus der professionellen Übersetzung sind aber traditionelle Übersetzungstechnologien wie Computer-Assisted-Translation Tools (CAT-Tools) immer noch nicht wegzudenken. In diesem Artikel werden die wichtigsten Konzepte und Komponenten von CAT-Tools erläutert. Dabei wird auch diskutiert, warum CAT-Tools auch heute noch eine wichtige Rolle spielen. Darüber hinaus wird aufgezeigt, welche Möglichkeiten es gibt, traditionelle Übersetzungstechnologien wie CAT-Tools mit neuronalen maschinellen Übersetzungssystemen und LLMs kombiniert werden können und wie effizientere Verknüpfungen in der Zukunft aussehen könnten

1 Einleitung

In den vergangenen Jahren haben sich die Diskussionen im Bereich der Übersetzungstechnologie in erster Linie auf generative Technologien wie neuronale maschinelle Übersetzungssysteme und generative KI-Systeme, wie die sogenannten *Large Language Models* (LLMs) konzentriert. Dabei sind etablierte Technologien wie CAT-Tools aus dem Fokus geraten, obwohl diese Anwendungen auch gegenwärtig noch ein wichtiger Bestandteil des Werkzeugkastens von professionellen Übersetzer:innen sind. Während maschinelle Übersetzungssysteme automatisch Übersetzungen generieren (oft ohne menschliches Eingreifen), unterstützen CAT-Tools menschliche Übersetzer:innen, indem sie frühere Übersetzungen, Terminologie und Qualitätsprüfungen bereitstellen, wodurch der Übersetzungsprozess effizienter und konsistenter gestaltet wird. Dieser Artikel gibt



einen Überblick über die Geschichte von CAT-Tools, erklärt wichtige Komponenten von CAT-Tools und zeigt Unterschiede zwischen verschiedenen CAT-Tools anhand verschiedener Kategorien auf. Abschließend wird die Relevanz von CAT-Tools auch und gerade in Zeiten von neuronaler maschineller Übersetzung und generativer KI diskutiert¹.

2 Geschichte

Die Geschichte der CAT-Tools lässt sich grob in zwei Phasen unterteilen. Einerseits in die Phase der konzeptuellen Vorüberlegungen, die überhaupt zur Entwicklung und zur kommerziellen Verwendung von CAT-Tools geführt haben. Andererseits in die Phase der Weiterentwicklungen, die diese kommerziellen Produkte im Anschluss bis heute durchlaufen haben. Eine detailliertere Darstellung der geschichtlichen Entwicklung der Übersetzungstechnologie findet man in [Chan \(2023\)](#).

2.1 Vorläufer

Ein Anstoß für die Entwicklung der ersten Übersetzungs-Werkzeuge, wie wir sie heute kennen, war die Enttäuschung Mitte der 1960er Jahre über mangelnde Fortschritte bei der Entwicklung produktiver maschineller Übersetzungssysteme, wie sie im ALPAC-Report deutlich zum Ausdruck kommt: „We have no useful machine translation [and] there is no immediate or predictable prospect of useful machine translation“ ([Automatic Language Processing Advisory Committee 1966](#); vgl. auch [Hutchins 1996](#)). In den späten 1970er Jahren verlagerte sich daher der Schwerpunkt von der vollautomatischen maschinellen Übersetzung auf die so genannte „menschlich unterstützte maschinelle Übersetzung“ (d.h. die Vor- und/oder Nachbearbeitung von MT) oder „maschinell unterstützte menschliche Übersetzung“ (d. h. die Verwendung von Sprachtechnologiewerkzeugen). Anstatt neue Übersetzungen automatisch zu erstellen, wurde die Wiederverwendung bereits vorhandener Übersetzungen und Terminologie immer wichtiger. Es wurden Datenbanksysteme entwickelt, um frühere Übersetzungen einfach speichern und abrufen zu können. Die ersten Vorschläge für so genannte Überset-

¹Prinzipiell sind KI-Tools wie neuronale maschinelle Übersetzung und LLMs, wenn sie für translatorische Zwecke genutzt werden, auch CAT-Tools (R. Krüger p.c.). In diesem Artikel wird der Begriff *CAT-Tool* von anderen Übersetzungstechnologien dadurch abgegrenzt, dass bei den traditionellen CAT-Tool-Komponenten wie Translation Memory und Terminologiedatenbank bestehende Ressourcen wiederverwendet werden, während bei der neuronalen maschinellen Übersetzung und bei der Nutzung von LLMs neue Texte automatisiert generiert werden.

zungsarchive, die als Vorläufer der heutigen Translation Memory Tools angesehen werden können, findet man bei Krollmann (1971) und dann 1979 bei Peter Arthern bei der Europäischen Kommission (Hutchins 1998: 294). Anlass für den Vorschlag von Arthern war die Tatsache, dass die Texte der Europäischen Kommission zu dieser Zeit sehr repetitiv waren, was dazu führte, dass die Übersetzer:innen bestimmte Passagen mehr als einmal übersetzen mussten. Die ersten kommerziellen Translation-Memory-Systeme kamen jedoch erst Anfang der 1990er Jahre auf den Markt.

2.2 Geschichte der kommerziellen CAT-Tools

Der IBM Translation Manager (1980er Jahre) ist eines der frühesten Beispiele für ein CAT-Tool. Es war ein umfangreiches System, das auf Großrechnern lief und Übersetzungsspeicher (Translation Memory, TM) sowie Terminologiedatenbanken nutzte. In den 1980er Jahren entwickelte das Unternehmen ALPS eines der ersten CAT-Systeme, das eine Kombination aus Textverarbeitung und Übersetzungsspeicher bot. Es war speziell für große Unternehmen gedacht. In den frühen 90er Jahren kamen weitere kommerzielle Terminologie- und Translation-Memory-Systeme auf den Markt wie z.B. MultiTerm (1990) sowie die Translator's Workbench (1994), beide von Trados (D. Brockmann p.c.), STAR Transit im Jahr 1991 (Nimdzi 2022), Deja Vu im Jahr 1993 (Lejosne 2018) und etwas später Wordfast. Die Nachfolger zwei dieser Systeme (STAR Transit und Trados Studio) sind heute noch auf dem Markt, obwohl sie mit den ursprünglichen Versionen nicht mehr viel gemeinsam haben. Ein wichtiger Faktor für den Erfolg dieser Systeme war die Entwicklung der ersten grafischen Benutzeroberflächen. Die ersten Windows-basierten Versionen von Translation-Memory-Tools wurden viel beliebter als die früheren Versionen, die auf DOS basierten.² Die Kerntechnologie von CAT-Tools hat sich in den letzten Jahren nicht verändert. So haben sich beispielsweise die Algorithmen, die für den Vergleich und das Matching von zu übersetzendem Text mit Translation-Memory-Inhalten verwendet werden, seit der Einführung von Translation-Memory-Tools nicht wesentlich verändert. Eine bemerkenswerte Ausnahme ist der Versuch, kleinere Einheiten innerhalb der Translation-Memory-Inhalte zu verwenden (das so genannte Subsegment-Matching), das in verschiedenen CAT-Tools zu finden ist (siehe auch Garcia 2014: 82–83). Neuere Entwicklungen konzentrieren sich auf die Integration anderer Systeme (z. B. NMT) oder die Kombination von Projektmanagementfunktionen und erweiterten Funktionen für die Übersetzungsproduktion (z. B. Online-Vorschau,

²Ausführlichere Übersichten über die frühe Geschichte der Übersetzungstechnologie finden sich bei Hutchins (1998) und Garcia (2014).

Predictive Typing) in einem einzigen Tool. Ein weiterer wichtiger Schritt in der Entwicklung von Übersetzungsmanagementsystemen und CAT-Tools war der Übergang von rein desktop-basierten Anwendungen zum web-basierten Zugriff auf Übersetzungstools (s.u.).

CAT-Tools haben sich also über die Jahre von einfachen Übersetzungsspeichern zu komplexen, kollaborativen Plattformen entwickelt. Sie integrieren maschinelle Übersetzung, Terminologieverwaltung, Workflow-Management und mehr.

3 Komponenten

Oft werden die Begriffe *CAT-Tool* und *Translation-Memory-System* synonym verwendet. Allerdings haben CAT-Tools einen breiteren Funktionsumfang, während ein Translation-Memory-System auf die Verwaltung und Nutzung von gespeicherten Übersetzungen spezialisiert ist. Letztlich ist das Translation Memory eine spezifische Komponente oder Funktionlität innerhalb eines CAT-Tools, die sich ausschließlich auf die Speicherung und Wiederverwendung von Übersetzungen konzentriert. In den folgende Abschnitten werden das Translation Memory und andere wichtige Komponenten von CAT-Tools genauer vorgestellt.

3.1 Translation Memory

Translation Memorys, im Deutschen auch Übersetzungsspeicher, werden vielfach als das Herzstück von CAT-Tools bezeichnet.

Translation Memorys sind Datenbanken, in denen Übersetzungen während der Übersetzung in der Regel als Satzpaare (sogenannte Übersetzungseinheiten), bestehend aus Ausgangssatz und der dazugehörigen Übersetzung, abgespeichert werden. Die in der Datenbank gespeicherten Übersetzungen werden den Übersetzer:innen im weiteren Verlauf der Übersetzungsarbeit oder bei späteren Übersetzungen immer dann vorgeschlagen, wenn derselbe oder ein ähnlicher Ausgangssatz im zu übersetzenden Text vorkommt. Die Übersetzer:innen können die vorgeschlagene Übersetzung dann übernehmen, anstatt den selben Ausgangssatz noch einmal zu übersetzen.

Vor der Übersetzung werden die zu übersetzenden Texte in kleinere Einheiten zerlegt, die dann einerseits zur Übersetzung angezeigt werden und andererseits als Grundlage für die Suche in der Datenbank (dem Translation Memory) dienen. Dieser Vorgang wird als Segmentierung bezeichnet. Die Segmentierung basiert in der Regel darauf, dass bestimmte (Satz-)Zeichen (wie Punkte, Fragezeichen), aber auch nicht druckbare Zeichen (wie Tabulatoren oder Absatzmarken)

als Indikatoren für das Ende eines Segments verwendet werden (zusammen mit anderen Merkmalen wie Leerzeichen und nachfolgenden Großbuchstaben). Die meisten auf dem Markt erhältlichen CAT-Tools zielen auf eine Segmentierung auf Satzebene ab, d.h. der vorliegende Text wird in einzelne Sätze zerlegt.

In den früheren Versionen von CAT-Tools wurden neben den eigentlichen Übersetzungen (Satzpaaren) nur wenige Zusatzinformationen gespeichert. Typischerweise wurden Informationen zu den Benutzer:innen, die die Übersetzungseinheit erstellt oder zuletzt bearbeitet haben, sowie Datum und Uhrzeit der Erstellung der Übersetzungseinheit und der letzten Bearbeitung mit abgespeichert. Mittlerweile bieten die meisten CAT-Tools die Möglichkeit, eigene Felder anzulegen, in denen Metadaten verschiedener Datentypen verwaltet werden können. Oft werden diese Felder verwendet, um Translation-Memory-Inhalte mit Informationen wie dem Namen des Kunden, dem Fachgebiet oder Informationen zum Übersetzungsprojekt zu speichern. Diese Informationen können verwendet werden, um die Suche im Translation Memory auf bestimmte bereits angefertigte Übersetzungen einzuschränken, die für die anstehende Übersetzung besonders relevant sind. Differenzierte Metadaten können aber auch hilfreich sein, um aus großen TMs zielgerichtet Teilmengen für das Training/Fine-Tuning von MÜ-Systemen oder LLMs zu extrahieren. Seit Ende der 2000er Jahre speichern einige CAT-Tools neben den Übersetzungen und den benutzerspezifischen Metadaten auch Kontextinformationen im Translation Memory. Dabei handelt es sich in der Regel um die Information, welches Segment/welcher Satz dem aktuellen Segment/Satz vorausgeht bzw. folgt. Stimmt neben der Übersetzung aus dem Translation Memory auch der Kontext der Übersetzungseinheit mit dem zu übersetzenden Satz überein, ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass die Übersetzung aus dem Translation Memory auch für die neue Übersetzung adäquat ist.

3.2 Terminologiekomponente

Die meisten CAT-Tools verfügen neben dem Translation Memory über eine weitere Datenbank, in der Terminologeeinträge verwaltet werden können und für die Übersetzung bereitgestellt werden. Eine Terminologiedatenbank ist eine spezialisierte Datenbank, die zur Verwaltung, Speicherung und Pflege von Fachbegriffen und deren Definitionen und anderen Metadaten verwendet wird. Bei den Einträgen in der Terminologiedatenbank kann es sich um Einzelwörter, Abkürzungen aber auch um Mehrwortbegriffe handeln. Terminologiedatenbanken unterscheiden sich von Translation Memorys nicht nur in der Größe der gespeicherten Einträge (Satz/Segment im Translation Memory vs. Einzelwort-/Mehrwortbegriffe in der Terminologiedatenbank), in Terminologiedatenbanken

werden auch oft mehr als zwei Sprachen verwaltet und sie zeichnen sich durch eine größere Anzahl von oft strukturierten Metadaten aus, die man in Translation Memorys so kaum findet.

Beim Übersetzen werden den Übersetzer:innen Vorschläge aus der Termdatenbank in der Zielsprache angezeigt, wenn der entsprechende Begriff aus der Termdatenbank im Ausgangstext vorkommt. Verschiedene CAT-Tools unterscheiden sich in Bezug auf die Terminologiekomponenten im Hinblick auf:

- die Art ihrer Einbindung
- die Flexibilität der Terminologiekomponente
- deren Funktionsumfang.

Dementsprechend verwenden verschiedene Hersteller auch verschiedene Bezeichnungen für die Terminologiekomponenten ihrer Tools (Termdatenbank, Terminologieverwaltung, u. a.). Im Folgenden wird die Benennung Terminologiekomponente verwendet. Einige CAT-Tools bieten die Terminologiekomponente als eigenständige Anwendung an, die jedoch eng in die Übersetzungsumgebung der Tools integriert sind. Beispiele dafür sind Trados MultiTerm, TermStar und Cross-Term.

Die Idee hinter diesem Ansatz ist, eine eigenständige Oberfläche für die ausführlichere Erstellung und Bearbeitung von Terminologiebeständen zur Verfügung zu stellen. In der Übersetzungsumgebung werden die für die Übersetzung relevanten Ergebnisse aus den Terminologiedatenbanken angezeigt. Darüber hinaus gibt es nur begrenzte Funktionalitäten zur Bearbeitung der Terminologiebestände. Andere CAT-Tools beinhalten alle Funktionalitäten der Terminologiekomponenten im CAT-Tool selbst. Diese Unterscheidung geht in der Regel mit Unterschieden in der Flexibilität der Termbankstrukturen einher. Die Tools mit eigenständigen Anwendungen für die Terminologieverwaltung erlauben meist eine freiere Definition von Terminologiedatenbanken, wohingegen bei den CAT-Tools, bei denen die Terminologiekomponente integriert ist (wie z. B. Phrase oder memoQ), die Struktur der Termdatenbank (also die Anzahl, Art und Benennung der verfügbaren Felder) oft vorgegeben ist. Beide Ansätze haben Vor- und Nachteile. So ermöglicht eine flexiblere Handhabung der Termbankstruktur eine bessere Anpassung auch an komplexere Anforderungen im Bereich der Terminologieverwaltung, wie sie gerade in größeren Organisationen an der Tagesordnung sind. Allerdings bringt diese Flexibilität Nachteile beim Datenaustausch zwischen verschiedenen Termdatenbanken mit sich, da nicht von einer gemeinsamen Struktur ausgegangen werden kann. Eine Reihe von Artikeln

über wichtige Themen aus dem Bereich der Terminologie in der Redaktion und Übersetzung findet man im Sammelband von Hennig & Tjarks-Sobhani (2016).

3.3 Editor

Eine wichtige Komponente in einem CAT-Tool ist der Editor in dem die Übersetzer:innen ihre Übersetzungen erstellen und bearbeiten können. Im Unterschied zu herkömmlichen Texteditoren müssen die Editoren von CAT-Tools standardmäßig die Verarbeitung zweisprachiger Texte ermöglichen. Dazu wird in der Regel die einsprachige zu übersetzende Datei zunächst segmentiert und dann in ein Format umgewandelt, das Platz für die Übersetzung zur Verfügung stellt. Die Übersetzung wird direkt an dieser zweisprachigen Datei vorgenommen. Nach Abschluss der Übersetzung wird aus der zweisprachigen Datei eine einsprachige Datei in der Zielsprache erzeugt. Bis Anfang der 2000er Jahre nutzten viele CAT-Tools das Textverarbeitungssystem MS Word als Editor für die Übersetzer:innen. Die Verbindung zum Translation Memory (und die Terminologie) wurde über Makros und Symbolleisten in Word zur Verfügung gestellt. Mithilfe dieser Makros wurde der Text anhand von Sonderformatierungen und geschützten Zeichen segmentiert und die Platzhalter für die Übersetzung in den Text eingefügt. Ein Vorteil dieses Ansatzes ist die Tatsache, dass die meisten Anwender mit MS Word und seinen Funktionalitäten bereits vertraut sind. Allerdings hatte diese Herangehensweise auch Nachteile, so war die Segmentierung der Texte im Editor nur bedingt geschützt und eine Datei mit beschädigter Segmentierung konnte nicht in eine einsprachig zielsprachige Datei konvertiert werden. Da Ende der 1990er Jahre und Anfang der 2000er Jahre neben Worddateien auch immer mehr andere Dateiformate übersetzt werden mussten, wurden erste eigenständige Editoren für CAT-Tools entwickelt. Für diese Editoren werden die Ausgangsdateien in ein anderes (meist XML-basiertes) Format konvertiert. In diesen modernen Editoren werden Formatierungen und Strukturinformationen meist in Form von sogenannten Tags angezeigt. Beim Übersetzen müssen diese Tags von den Übersetzer:innen entsprechend im Zieltext platziert werden, wobei verschiedene CAT-Tools unterschiedliche Mechanismen bzw. Tastenkombinationen bieten, damit das Platzieren der Tags möglichst effizient ausgeführt werden kann. Einfache Formatierungen (z. B. Kursivschrift, Fettdruck) werden oft direkt in der Übersetzungsansicht so angezeigt, wie sie im fertigen Dokument erscheinen (WYSIWYG), während komplexere Formatierungen nur über die Labels der Tags sichtbar sind.

4 Verschiedene Kategorien von CAT-Tools

Obwohl fast alle CAT-Tools die gleichen Kernfunktionen bieten, gibt es eine Reihe von Unterschieden, anhand derer CAT-Tools bis zu einem gewissen Grad kategorisiert werden können. Die Zuordnung einzelner Produkte zu diesen Kategorien ist jedoch nicht immer eindeutig, und einige Tools können (je nach Konfiguration und Verwendungszweck) mehreren Kategorien zugeordnet werden.

4.1 Art der Plattform: Desktop-basiert vs. cloud-basiert

4.1.1 Desktop-basierte CAT-Tools

Bis ca. 2010 waren alle führenden CAT-Tools desktop-basiert. Desktop-basierte Software wird direkt auf dem lokalen Computer installiert und ausgeführt. Dieser Ansatz hat sowohl Vor- als auch Nachteile gegenüber anderen Plattformen. Die Daten und Programme befinden sich physisch auf der Festplatte der jeweiligen Benutzer:innen (oder auf einem anderen im Netzwerk zugänglichen Laufwerk). Dadurch haben die Benutzer:innen die volle Kontrolle über ihre Daten. Ein Arbeiten ist auch offline (d.h. ohne Internetzugang) möglich. Insbesondere im Vergleich zu den ersten Implementierungen von web-basierten CAT-Tools verfügen desktop-basierte CAT-Tools über einen größeren Funktionsumfang. Dieser Unterschied hat sich jedoch in den letzten Jahren deutlich verringert. Bei desktop-basierten CAT-Tools müssen die für die Abwicklung eines Übersetzungsauftrags oder -projekts notwendigen Daten und Dateien auf dem lokalen Rechner verwaltet werden, d.h. es müssen entsprechende Verzeichnisse für die verschiedenen im Prozess anfallenden Daten angelegt werden (manuell oder automatisiert). Dies kann bei einer größeren Organisation oder einem größeren Auftragsvolumen zu recht komplexen Dateistrukturen führen. Außerdem ist der gleichzeitige Zugriff mehrerer Benutzer:innen auf Translation-Memory- und Terminologedaten bei desktop-basierten CAT-Tools nicht ohne Weiteres möglich. Selbst wenn die Daten an einem Speicherort abgelegt werden, der für mehrere Personen zugänglich ist, sind die zugrunde liegenden Datenbanken oft nicht für den gleichzeitigen Zugriff mehrerer Benutzer:innen ausgelegt.

4.1.2 Cloud-basierte CAT-Tools

Mit der Weiterentwicklung des Internets und der zunehmenden Verbreitung von Breitbandanschlüssen entstanden Ende der 2000er und Anfang der 2010er Jahre die ersten cloud-basierten CAT-Tools. Schon im Jahr 2012 wurden die Vor-

und Nachteile von cloud-basiertern CAT-Tools von Muegge thematisiert (Muegge 2012).

Cloud-basierte Systeme werden nicht auf dem lokalen Computer, sondern auf Servern eines Anbieters installiert und über das Internet bereitgestellt. Benutzer:innen greifen über einen Webbrowser oder spezielle Clients auf die Software zu. Ein großer Vorteil cloud-basierter CAT-Tools besteht darin, dass sie unabhängig vom Betriebssystem auf jedem Computer laufen, der mit dem Internet verbunden ist. Viele der am weitesten verbreiteten kommerziellen desktop-basierten CAT-Tools (z. B. Trados, memoQ, STAR Transit, across) können nur auf Computern mit dem Betriebssystem Windows installiert werden. Benutzer:innen, die ein anderes Betriebssystem wie MacOS oder Linux verwenden, können diese Anwendungen nicht oder nur mit größerem technischen Aufwand, wie z. B. mit der Verwendung von virtuellen Umgebungen, einsetzen. Da ein Großteil der Rechenleistung auf den Servern des jeweiligen Anbieters erfolgt, sind auf Seiten der Benutzer:innen auch keine so leistungsstarken Rechner wie bei desktop-basierten Tools erforderlich. Die Ablage aller benötigten Daten erfolgt bei cloud-basierten Systemen ebenfalls auf den Servern der Anbieter und die erforderlichen Strukturen werden dort meist automatisiert von den Systemen angelegt, so dass sich die Benutzer:innen nicht darum kümmern müssen. Cloud-basierte CAT-Tools sind über das Internet zugänglich und bieten den Vorteil, dass mehrere Benutzer:innen gleichzeitig und ortsunabhängig an einem Projekt arbeiten können. Dies erleichtert die Zusammenarbeit an Projekten in Teams, da auch die für die jeweiligen Schritte benötigten Dateien automatisch den jeweiligen Benutzer:innen zugewiesen werden und nicht manuell im Dateisystem verwaltet und verschoben werden müssen.

4.1.3 Client-Server-Anwendungen

Ein Sonderfall, der nicht in die oben genannten Kategorien fällt, sind die so genannten Client-Server-Anwendungen. Sie stellen eine Erweiterung von Desktop-basierten CAT-Tools dar und können einige der Nachteile von reinen Desktop-Tools ausgleichen. Noch vor dem Aufkommen von Cloud-basierten CAT-Tools boten mehrere CAT-Tool-Hersteller Client-Server-Lösungen an, bei denen die Anwendersoftware (die Client-Software) lokal auf den Rechnern der Anwender:innen installiert wird, die Daten (z. B. Translation-Memory-Daten oder Terminologie-Daten) aber auf einem Server liegen. So können verschiedene Anwender:innen gleichzeitig auf die Daten zugreifen. Diese Daten können auf internen Servern der jeweiligen Organisation gespeichert werden, was eine höhere Datensicherheit für die Organisation mit sich bringt. Die Client-Software

ist meist identisch mit den reinen Desktop-Anwendungen dieser Hersteller. Die Benutzerzugriffe können zentral verwaltet und überwacht werden, was eine bessere Einhaltung von Compliance-Richtlinien ermöglicht. Allerdings ist die Installation solcher Client-Server-Lösungen meist mit großem Aufwand und entsprechendem technischen Know-how verbunden. Außerdem sind die Kosten für Software und Hardware bei Client-Server-Anwendungen oft sehr hoch, so dass diese Lösungen in der Regel nur für größere Organisationen in Frage kommen und für kleinere Gruppen und Netzwerke von Übersetzer:innen nicht sinnvoll sind.

Die Entwicklung von CAT-Tools hat sich von einer fast ausschließlichen Konzentration auf Desktop-basierte Lösungen hin zu einer vielfältigeren Landschaft entwickelt, in der Cloud- und Hybridlösungen eine wichtige Rolle spielen. Diese Entwicklung spiegelt die zunehmende Vernetzung und Globalisierung der Übersetzungsbranche sowie den wachsenden Bedarf an Flexibilität, Mobilität und Zusammenarbeit in Echtzeit wider. Während Desktop-Tools nach wie vor für spezialisierte Aufgaben und größere Projekte beliebt sind, haben sich Cloud-basierte Tools mit interessanten Funktionalitäten und verbesserter Benutzerfreundlichkeit ihren Platz gefunden.

4.2 Unterschiedliche Lizenzmodelle: Kommerziell bis Open-Source

Die CAT-Tools verschiedener Anbieter unterscheiden sich auch in Bezug auf die Lizenzierung und die Monetarisierung. Bei vielen der verbreiteten CAT-Tools handelt es sich um kommerziell vertriebene CAT-Tools. Die wichtigsten Modelle sind hier rein kommerziell angebotene CAT-Tools auf der einen Seite und Open-Source Software auf der anderen Seite. Kommerzielle Tools werden von Unternehmen entwickelt und vertrieben, und ihre Nutzung ist in der Regel kostenpflichtig. Es gibt dabei verschiedene Lizenzmodelle, darunter (dauerhafte) Einzelizenzen, Abonnements oder Unternehmenslizenzen. In den meisten Fällen bieten die Hersteller darüber hinaus kostenpflichtige Unterstützung bei Problemen mit der Software in Form von Support und Wartungsverträgen an. Open-Source-CAT-Tools sind in der Regel (zumindest in der einen oder anderen Form) kostenlos erhältlich, da sie unter einer Open-Source-Lizenz veröffentlicht werden. Diese Tools können von jedem heruntergeladen, genutzt und verändert werden. Sie werden von Entwicklercommunities und -konsortien entwickelt. Bekannteste Beispiele für Open-Source CAT-Tools sind OmegaT (desktop-basiert) oder Translate 5 (cloud-basiert).

Andere Kategorisierungen von CAT-Tools und verwandten Systemen finden sich z. B. in (Slator 2022) oder (Nimdzi 2022).

5 Die Rolle von CAT-Tools in Zeiten von NMT und generativer KI

CAT-Tools basieren im Wesentlichen auf der Wiederverwendung bereits vorhandener Übersetzungen, während neuere Technologien wie neuronale maschinelle Übersetzungssysteme oder generative KI, die auf LLMs basieren, darauf abzielen, neue Texte zu erstellen. Beide Ansätze weisen Vor- und Nachteile im Bereich der Übersetzung auf. Die Wiederverwendung bereits bestehender, geprüfter Übersetzungen ist für die Konsistenz und Qualität von entscheidender Bedeutung. Generative Systeme hingegen können einen zusätzlichen positiven Effekt auf die Produktivität bei der Erstellung von Übersetzungen haben. Eine der wesentlichen Herausforderungen der kommenden Jahre wird darin bestehen, die jeweiligen Vorteile der Systeme in sinnvoller Weise zu kombinieren. Im Folgenden wird zunächst erörtert, ob CAT-Tools weiterhin ihre Daseinsberechtigung besitzen, und anschließend werden bereits implementierte sowie neuartige Möglichkeiten der Kombination von CAT-Tools mit generativen Technologien dargelegt.

5.1 Warum CAT-Tools immer noch ihre Berechtigung haben

Einer der Hauptgründe für den Einsatz von CAT-Tools für bestimmte Texte, Prozesse und Szenarien ist die terminologische und textliche Konsistenz der Übersetzungen. CAT-Tools nutzen Translation Memorys, in denen frühere Übersetzungen gespeichert und wiederverwendet werden können. Dies spart Zeit und verbessert die Konsistenz, da wiederkehrende Phrasen oder Sätze automatisch vorgeschlagen werden. Generative KI-Modelle hingegen erstellen jede Übersetzung neu, was zu Inkonsistenzen führen kann. Darüber hinaus bieten CAT-Tools spezielle Funktionen zur Verwaltung von Terminologie und Glossaren. Dies ist besonders wichtig in Fachgebieten wie Recht, Medizin oder Technik, in denen terminologische Konsistenz von entscheidender Bedeutung ist. Generative KI kann zwar kreative und natürliche Übersetzungen liefern, hat aber oft Schwierigkeiten, die terminologische Konsistenz über lange Texte hinweg zu gewährleisten. Ein weiterer Punkt, der für CAT-Tools als Übersetzungswerkzeuge spricht, ist die Datensicherheit und Vertraulichkeit. Viele CAT-Tools bieten die Möglichkeit, Daten lokal auf den Rechnern der Übersetzer:innen oder auf einem firmeneigenen Server zu speichern. Generative KI-Modelle, insbesondere solche, die auf externen Cloud-Diensten basieren, werfen oft Fragen des Datenschutzes und der Datensicherheit auf, insbesondere wenn vertrauliche oder geschützte Informationen übersetzt werden sollen. CAT-Tools sind darüber hinaus speziell auf die Bedürfnisse eines Unternehmens oder einer Organisation zugeschnitten und enthalten

in der Regel nur Daten, die für die Organisation relevant sind. D. h. Translation Memorys und Terminologiedatenbanken enthalten Daten, die aus der Organisation stammen und die spezifische Unternehmenssprache widerspiegeln. Generative KI kann zwar bis zu einem gewissen Grad angepasst werden, aber die Feinabstimmung auf spezifische Kundenbedürfnisse ist zumindest derzeit schwieriger und oft weniger präzise.

Weitere Gründe für den Einsatz von CAT-Tools im Zeitalter der generativen KI sind die Integration der Tools in bestehende Arbeitsabläufe und die Nachvollziehbarkeit der Prozesse: CAT-Tools sind häufig in komplexe Übersetzungs- und Lokalisierungsworkflows integriert. Sie ermöglichen die Zusammenarbeit mehrerer Übersetzer:innen, Terminolog:innen und Projektmanager:innen und unterstützen den gesamten Lebenszyklus eines Übersetzungsprojekts von der Auftragsannahme bis zur Lieferung. KI-Tools können dies derzeit nicht in gleichem Maße leisten. Darüber hinaus ermöglichen CAT-Tools die Dokumentation und Rückverfolgbarkeit aller Schritte des Übersetzungsprozesses, was für die Qualitätssicherung und die Einhaltung von Standards wichtig ist. Generative KI liefert zwar schnelle Ergebnisse, die Nachvollziehbarkeit des Prozesses und die Sicherung einer gleichbleibend hohen Qualität sind jedoch oft schwieriger zu gewährleisten.

CAT-Tools haben also nach wie vor ihre Daseinsberechtigung, aber zu den bereits vorhandenen Funktionalitäten werden in den nächsten Jahren sicherlich weitere KI-gestützte Funktionalitäten hinzukommen.

5.2 Integration von KI und CAT-Tools

Moderne CAT-Tools nutzen in den letzten Jahren drei Kerntechnologien: Translation Memory, Terminologie und maschinelle Übersetzung. Mit der generativen künstlichen Intelligenz (KI) kommt nun eine vierte Technologie hinzu, die neue Übersetzungsmöglichkeiten eröffnet und das Potential hat, die Qualität der Übersetzungen zu verbessern. Auch wenn die generativen KI-Anwendungen erst seit ein paar Jahren die breite Masse der Anwender:innen erreicht hat, haben verschiedene CAT-Tool-Hersteller Ansätze entwickelt, wie diese neuen Technologien sinnvoll in die vorhandenen Übersetzungsumgebungen und -prozesse integriert werden. Dabei gibt es Funktionalitäten, die sich auf vorbereitende Schritte wie die Vorübersetzung mit Hilfe von maschineller Übersetzung beziehen. Verschiedene Hersteller haben bereits eine Einschätzung der Qualität von Vorschlägen aus der maschinellen Übersetzung (MT Quality Estimation, MTQE). MTQE schätzt die Qualität der maschinellen Übersetzung auf Basis verschiedener Metriken und Algorithmen, die beispielsweise sprachliche Merkmale, Kohärenz

und Übereinstimmung mit dem Ausgangstext bewerten. Dies erfolgt ohne Referenzübersetzungen, also ohne den direkten Vergleich mit einer menschlichen Übersetzung. Durch die automatische Bewertung sollen Übersetzer:innen und Projektmanager:innen schneller entscheiden können, ob eine maschinell erstellte Übersetzung direkt verwendet werden kann oder ob eine Nachbearbeitung (Post-Editing) erforderlich ist. Dadurch sollen Zeit und Kosten für die manuelle Qualitätsprüfung und das Post-Editing reduziert werden.

Eine gute Übersicht über weitere wichtige KI-gestützte Funktionalitäten, die bereits implementiert worden sind, und die Überlegungen dahinter findet man z. B. bei einem der großen CAT-Tool-Anbieter (RWS, Hersteller unter anderem von Trados Studio). Dort werden folgende Möglichkeiten für ihren KI-gestützten Assistenten aufgelistet (Brockmann 2024):

- Generative KI-Werkzeuge können ohne weitere Bearbeitungsaufforderungen (Prompts) – ähnlich wie NMT Systeme – für die eigentliche Übersetzung verwendet werden. Dies kann als Vorübersetzung des ganzen Textes geschehen oder auf Segmentebene, wenn andere Quellen kein Ergebnis liefern.
- Bei der Vorübersetzung ganzer Texte durch ein generatives KI-Werkzeug können mit zusätzlichen Bearbeitungsaufforderungen (Prompts) bestimmte Vorgaben für die Übersetzung gemacht werden. Dadurch wird die Übersetzung nach individuellen Vorgaben angepasst und auf die ganze Vorübersetzung angewendet. Dies ermöglicht eine Bearbeitung der gesamten Übersetzungsausgabe anstelle einer individuellen Anpassung jeder einzelnen Übersetzung.
- Während der Arbeit im Desktop-Editor kann von den Übersetzer:innen Unterstützung vom generativen KI-Werkzeug für die Bearbeitung der Übersetzung angefordert werden. Während der Arbeit im Editor besteht die Möglichkeit, die Bearbeitungsaufforderungen interaktiv auf Segmentbasis anzuwenden. Der wesentliche Vorteil dieser Vorgehensweise besteht darin, dass die Eingabeaufforderung auf jede Übersetzung anwendbar ist, unabhängig davon, aus welcher Quelle sie stammt (Translation Memory, NMT, generative KI) oder ob das Segment von Grund auf neu übersetzt wurde.
- Eine weitere Möglichkeit für den Einsatz von KI-Werkzeugen betrifft eines der größten Probleme, die sowohl NMT als auch generative KI heute (2024) noch mit sich bringen; die inkonsistente Verwendung von Fachterminologie in den vorgeschlagenen Übersetzungen. Mithilfe von KI-Werk-

zeugen kann die Übernahme von vorgegebener Terminologie forciert werden und das System „gezwungen“ werden, die vorgeschriebene Terminologie zu verwenden. Diese automatische Übernahme von Terminologie kann sowohl bei der Erstübersetzung durch die generative KI als auch im Editor interaktiv auf Segmentbasis angewendet werden. In beiden Fällen besteht die Möglichkeit, den Assistenten anzuweisen, bei der Bereitstellung von Übersetzungsvorschlägen die für das Projekt verwendete Terminologie zu berücksichtigen.

Solche und ähnliche KI-gestützte Funktionalitäten findet man auch in anderen CAT-Tools. In den kommenden Jahren werden sicher noch viele neue Anwendungsbereiche für generative KI-Werkzeuge im Zusammenspiel mit CAT-Tools auf den Markt kommen. Angesichts der schnellen Entwicklungen in diesem Bereich in den letzten Jahren lässt sich nur spekulieren, welche dieser Funktionalitäten sich dauerhaft durchsetzen werden und ob generative KI-Werkzeuge die Aufgaben von CAT-Tools mittelfristig nicht doch mit übernehmen werden und so CAT-Tools als die Standardarbeitsumgebung für Übersetzer:innen ablösen können.

Literatur

- Automatic Language Processing Advisory Committee. 1966. *Languages and machines. Computers in translation and linguistics*. Techn. Ber. Washington, D.C.: National Research Council.
- Brockmann, Daniel. 2024. *Introducing Trados Studio 2024* — *trados.com*. <https://www.trados.com/blog/introducing-trados-studio-2024/>.
- Chan, Sin-Wai. 2023. The development of translation technology 1967–2023. In Sin-Wai Chan (Hrsg.), *The Routledge encyclopedia of translation technology*, 3–41. London: Routledge.
- Garcia, Ignacio. 2014. Computer-aided translation systems. In Sin-Wai Chan (Hrsg.), *The Routledge encyclopedia of translation technology*, 68–87. Amsterdam: Routledge.
- Hennig, Jörg & Marita Tjarks-Sobhani (Hrsg.). 2016. *Terminologiarbeit für Technische Dokumentation* (Schriften zur Technischen Kommunikation). Stuttgart, Germany: tcworld.
- Hutchins, John. 1996. ALPAC: The infamous report. *MT New International* 14. 9–12.
- Hutchins, John W. 1998. The origins of the translator’s workstation. *Machine Translation* (13). 287–307. DOI: [10.1023/a:1008123410206](https://doi.org/10.1023/a:1008123410206).

- Krollmann, Friedrich. 1971. Linguistic data banks and the technical translator. *Meta* 16(1-2). 117–124. DOI: [10.7202/003352ar](https://doi.org/10.7202/003352ar).
- Lejosne, Arnaud. 2018. *Our story - Atril Solutions*. <https://atril.com/our-story/>.
- Muegge, Uwe. 2012. Cloud-based translation memory tools are changing the way translators work and train. *The Big Wave of Language Technology* 1(3). http://works.bepress.com/uwe_muegge/76/.
- Nimdzi. 2022. *Language technology atlas*. <https://www.nimdzi.com/language-technology-atlas/>.
- Slator. 2022. *Slator machine translation expert-in-the-loop report*. <https://slator.com/machine-translation-expert-in-the-loop-report/> (27 Mai, 2024).

Kapitel 5


Moderne MÜ: Grundfunktionsweisen und Paradigmen

Hellmut Riediger^a & Martin Kappus^b

^aCivica Scuola Interpreti e Traduttori Altiero Spinelli ^bZürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften

Maschinelle Übersetzung (Machine Translation, MT) ist eines der zentralen Themen der digitalen Translatologie und beeinflusst in zunehmendem Maße sowohl die Übersetzungsindustrie als auch die linguistische Forschung. Seit ihren Anfängen in den 1940er Jahren hat sich die MT von einfachen, regelbasierten Ansätzen zu hochkomplexen neuronalen Modellen entwickelt, die heute in der Lage sind, Übersetzungen in Echtzeit zu liefern. Diese Entwicklung stellt nicht nur eine technologische Erfolgsgeschichte dar, sondern auch einen tiefgreifenden Wandel in der Art und Weise, wie Übersetzung wahrgenommen, gelehrt und praktiziert wird. Dieses Kapitel bietet eine Einführung in die grundlegenden Funktionen moderner MT-Systeme und beleuchtet die Paradigmen, die ihre Entwicklung geprägt haben. Von regelbasierten und statistischen Methoden bis hin zu neuronaler maschineller Übersetzung (NMT) und großen Sprachmodellen (LLMs) werden die theoretischen und praktischen Grundlagen der Technologie skizziert. Darüber hinaus wird der Einfluss von MT auf die Rolle menschlicher Übersetzer*innen sowie auf traditionelle Übersetzungskonzepte wie Äquivalenz und kulturelle Adaption diskutiert. Ein besonderer Schwerpunkt liegt auf den Herausforderungen und Möglichkeiten, die sich aus der Integration von MT in hybride Übersetzungsprozesse ergeben. Post-Editing, Pre-Editing und die Interaktion mit Computer-Assisted Translation (CAT)-Werkzeugen sind zu unverzichtbaren Bestandteilen professioneller Übersetzungsarbeit geworden. Gleichzeitig werfen diese Entwicklungen Fragen zu Qualität, Ethik und Didaktik auf. Ziel dieses Kapitels ist es, ein fundiertes Verständnis der technologischen, methodischen und praktischen Grundlagen der modernen maschinellen Übersetzung zu vermitteln und deren Auswirkungen auf die Übersetzungspraxis und -theorie aufzuzeigen. Es richtet sich damit sowohl an Forschende und Studierende der Translationswissenschaft als auch an Praktiker*innen, die sich mit den Herausforderungen und Potenzialen der digitalen Übersetzung auseinandersetzen.



Hellmut Riediger & Martin Kappus. 2025. Moderne MÜ: Grundfunktionsweisen und Paradigmen. In Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.), *Digitale Translatologie*, 65–86. Berlin: Language Science Press. DOI: ?? 

1 Der Traum der Überwindung von Sprachbarrieren

Die Wurzeln der maschinellen Übersetzung (Englisch: *Machine Translation* - kurz: MT) reichen weit in die Geschichte zurück. Bereits im Mittelalter träumten Denker von Systemen zur Überwindung von Sprachbarrieren. Ramon Llull entwickelte im 13. Jahrhundert mit seiner *Ars Magna* ein logisches System zur Wissensrepräsentation, das als Vorläufer der Künstlichen Intelligenz (KI) gesehen werden kann. Sein Ziel war es, durch logische Kombination von Begriffen eine universelle Methode zur Erkenntnisgewinnung zu schaffen, wobei er noch keine direkte Anwendung auf die Sprachübersetzung im Sinn hatte (Koetsier 2016). Im 17. Jahrhundert griff Gottfried Wilhelm Leibniz die Idee einer symbolischen Darstellung von Wissen auf und entwickelte die *characteristica universalis*, eine Universalsprache, die komplexe Gedanken in symbolische und formale Konzepte zerlegte (Sarayani 2023). Diese sollte als universelles Kommunikationsmittel in den Wissenschaften dienen, wobei der Gedanke einer universellen Struktur von Sprachen eine entfernte Verbindung zur späteren Entwicklung der maschinellen Übersetzung aufwies. Johann Joachim Becher verfolgte ähnliche Ziele und arbeitete an einem numerischen System zur Übersetzung zwischen Sprachen (Hutchins 2004). Obwohl sein Ansatz innovativ war, blieb er weitgehend unbeachtet und hatte keinen direkten Einfluss auf die späteren Entwicklungen der maschinellen Übersetzung.

Diese frühen Konzepte legten nicht unmittelbar die Basis für die maschinelle Übersetzung, boten aber wichtige theoretische Grundlagen in der Logik und Systematisierung von Wissen. Sie inspirierten spätere Fortschritte in der formalen Logik und der Computerlinguistik. Ihr Vermächtnis spiegelt sich heute in der Entwicklung von KI-gestützten Übersetzungssystemen und Sprachmodellen wider, die den komplexen Anforderungen der globalisierten Kommunikation gerecht werden und die Herausforderungen präziser, kontextgerechter Übersetzungen adressieren. Eine ausführlichere Darstellung dieser Vorläufer der modernen maschinellen Übersetzung finden Sie im Beitrag „Algorithmische Übersetzung“ (Kapitel 1) in diesem Band.

2 Erste Übersetzungsmaschinen

1933 entwickelten der Franzose Georges Artsrouni und der Russe Peter Trojanskij unabhängig voneinander erste Ansätze für maschinelle Übersetzungssysteme (Hutchins 2004). Artsrouni meldete 1933 ein Patent für einen mechanischen

Übersetzer an, der die Form eines Papierstreifens hatte. Trojanskij patentierte ebenfalls 1933 eine Maschine, die mithilfe eines logischen Zwischencodes und zweier Personen, die jeweils die Quell- und Zielsprache beherrschten, Übersetzungen durchführte. Trojanskij's System war für die vielsprachige Sowjetunion gedacht und beruhte auf der Annahme, dass Sprachen einer gemeinsamen logischen Struktur folgen könnten – ähnlich der späteren Universalgrammatik von Noam Chomsky. Trojanskij's Tod und die Isolation der Sowjetunion verhinderten jedoch die Weiterentwicklung seines Projekts.

In den 1940er Jahren führte das wachsende militärische Interesse zu einem Wechsel von mechanischen zu elektronischen Computern. John von Neumann entwickelte eine Architektur, die Programme und Daten im gleichen Speicher ablegen konnte, was die Verarbeitung symbolischer Daten und den Wechsel zwischen Codes ermöglichte. Auch die interlinguale Übersetzung wurde als eine spezielle Form dieses Codewechsels betrachtet, ein Konzept, das eng mit der Kryptografie verbunden war. Diese ist die Kunst und Wissenschaft der Verschlüsselung von Informationen, um sie vor unbefugtem Zugriff zu schützen. Ihre lange Geschichte reicht bis in die Antike zurück und hat sich als Schlüsseltechnologie in der Sicherheit und Kommunikation etabliert. Besonders im Zweiten Weltkrieg spielte die Kryptografie eine entscheidende Rolle: Alan Turing und sein Team entschlüsselten den Enigma-Code der Deutschen, was als Meilenstein in der modernen Kryptografie und Computerwissenschaft gilt. Als Mathematiker wie Warren Weaver und Claude Shannon sich für die maschinelle Übersetzung interessierten, sahen sie Parallelen zur Kryptografie. In seinem berühmten Memorandum skizzierte **Weaver (1949)** die Potenziale der maschinellen Übersetzung. Er verglich Sprachen mit einem verschlüsselten Code, der entschlüsselt werden könnte, und betonte die Ähnlichkeiten zwischen dem Übersetzungsprozess und der Dekodierung verschlüsselter Nachrichten.

3 Regelbasierte Maschinelle Übersetzung (RBMT)

3.1 Erste Systeme und erste Begeisterung

Die erste Welle der maschinellen Übersetzung (RBMT, Rule-Based Machine Translation) in den 1950er Jahren basierte auf der Idee, sprachliche Regeln explizit zu codieren und von Computern ausführen zu lassen. Diese Systeme verwendeten Lexika und komplexe Regelwerke, um Wörter und Sätze zwischen Sprachen zu übersetzen. Diese Regelwerke dienten dazu den Ausgangstext zu analysieren, grammatische Umformungen vorzunehmen und schließlich zur

zielsprachlichen Synthese. 1954 stellte IBM in New York ein erstes Übersetzungssystem vor, das als Demonstrationsprojekt diente. Es umfasste lediglich 250 Wörter und übersetzte 49 vordefinierte russische Sätze ins Englische (Hutchins & Somers 1992). Dieses Ereignis schürte den Glauben, dass umfassende Übersetzungssysteme bald Realität sein könnten, was zu erheblichen Fördergeldern für die Forschung zur maschinellen Übersetzung durch die US-Regierung führte. Diese Zeit war von großem Optimismus geprägt: Viele, darunter Leon Dostert, Direktor des Maschinellen Übersetzungsprojekts an der Georgetown University, glaubten an schnelle Fortschritte und daran, dass man bald über eine Technologie verfügen würde, die vollautomatische und qualitativ hochwertige Übersetzungen für viele Arten von Texten und viele Sprachkombinationen ermöglichen könnte. Schnell stellte sich jedoch heraus, dass diese frühen Systeme nur einfache Sätze übersetzen konnten und zahlreiche Einschränkungen aufwiesen. So erkannte der österreichisch-israelische Linguist Bar-Hillel (Bar-Hillel 1960) beispielsweise, dass das Scheitern der maschinellen Übersetzung auf einer reduzierten Auffassung von Sprache als rein logischem System beruhte. Er argumentierte, dass Maschinen aufgrund der inhärenten Mehrdeutigkeit und des komplexen Kontexts menschlicher Sprache nicht in der Lage seien, Semantik adäquat zu verarbeiten. Daher hielt er vollautomatische maschinelle Übersetzung für grundsätzlich unmöglich und plädierte stattdessen für „halbautomatische“ oder „menschlich unterstützte“ Übersetzungsmethoden. Maschinelle Übersetzungssysteme stützten sich stark auf das saussurische Konzept der *langue* (de Saussure 1916), also das abstrakte, kollektive Sprachsystem mit grammatischen Regeln und Bedeutungen. In realen menschlichen Texten jedoch zeigt sich auch die *parole*: die individuelle, kreative und oft einzigartige Anwendung von Sprache durch die Sprechenden. 1966 stellte der ALPAC-Bericht fest, dass die Fortschritte in der maschinellen Übersetzung weit hinter den Erwartungen zurückgeblieben waren, was zu einer drastischen Kürzung der Forschungsförderung führte (Automatic Language Processing Advisory Committee 1966). Damit endete die optimistische Phase der frühen Forschung zur maschinellen Übersetzung.

3.2 Krise der frühen maschinellen Übersetzung: Herausforderungen, praktische und wissenschaftliche Impulse

Nach diesen ersten Rückschlägen in der maschinellen Übersetzung schwankte die Weiterentwicklung der Technologie zwischen Skepsis und Optimismus. Auf der einen Seite stand die Kritik von Yehoshua Bar-Hillel, der auf die Unfähigkeit von Maschinen hinwies, kontextabhängige Bedeutungen zu interpretieren. Diese Kritik wurde später in seinem Buch *Language and information* (Bar-Hillel 1964)

systematischer ausgeführt und ist als das sogenannte „Bar-Hillel-Paradoxon“ bekannt geworden. Auf der anderen Seite dagegen blieb beispielsweise die sowjetische Computerlinguistin Izabella Bel'skaja (Bel'skaya 1959) überzeugt, dass es bald möglich sein würde, alle Komponenten der Sprache, einschließlich der Semantik, zu formalisieren. Sie glaubte, dass maschinelle Übersetzungen für alle Textarten, sogar literarische, realisierbar wären, sobald die passenden Algorithmen entwickelt würden. Ein großes Hindernis beim Fortschritt der maschinellen Übersetzung war die Trennung zwischen den technischen Disziplinen und den Geisteswissenschaften. Mathematiker*innen, Ingenieur*innen und Linguist*innen arbeiteten zwar gemeinsam an computergestützten Projekten, hatten jedoch oft nur wenig Verständnis für Sprachphilosophie, Semiotik oder Pragmatik. Dadurch konnte die menschliche Sprache – geprägt von Ambiguität und Kontextabhängigkeit – nicht vollständig erfasst werden. Dennoch legte diese Phase wichtige theoretische Grundlagen für spätere Entwicklungen in der maschinellen Übersetzung.

3.3 Neuorientierung und Neuausrichtung

Das Scheitern der ersten vollautomatischen maschinellen Übersetzungsversuche machte deutlich, dass linguistische Algorithmen weitaus komplexer waren, als ursprünglich angenommen. Dies führte zur Entstehung zweier wichtiger Forschungsrichtungen: Die erste Forschungsrichtung konzentrierte sich auf die Unterstützung menschlicher Übersetzer*innen durch technologische Hilfsmittel, die die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine verbesserten, um den Übersetzungsprozess effizienter zu gestalten. In den 1970er Jahren wurden die ersten elektronischen Terminologiedatenbanken entwickelt, und in den 1980er Jahren folgten computergestützte Übersetzungssysteme (CAT-Tools), mit Funktionen wie Translation Memories (TM), die menschliche Übersetzungen speicherten, um diese später wiederverwenden zu können. Die zweite Forschungsrichtung beschäftigte sich mit den theoretischen Grundlagen der Übersetzung und trug maßgeblich zur Entstehung der Translationswissenschaft bei. Die ersten Versuche der maschinellen Übersetzung (MT) weckten ein großes Interesse an der Analyse des Übersetzungsprozesses. Obwohl die Übersetzungstheorie zunächst als Randgebiet der Linguistik galt, führten die Herausforderungen der interlingualen Kommunikation zu einer intensiven Suche nach effizienten Übersetzungsmethoden. Der Übersetzungsprozess wurde damals grundsätzlich als Dekodierungs- und Rekodierungsprozess verstanden, bei dem der Ausgangstext in seine Bestandteile zerlegt und im Zieltext wieder zusammengesetzt wurde. In den 1950er Jahren entstanden Modelle wie die Äquivalenztheorie, die das

Verhältnis zwischen Quell- und Zieltext untersuchte. Oettinger (1960) definierte das Übersetzen als die Umwandlung von Zeichen oder Repräsentationen in andere Zeichen und Repräsentationen, während Catford (1965) mit seinem Konzept der „translation shifts“ (Übersetzungsverschiebungen) die Möglichkeiten und Grenzen sowohl der menschlichen als auch der maschinellen Übersetzung analysierte. Mit der zunehmenden Diversifizierung der Übersetzungsindustrie in den 1980er und 1990er Jahren geriet das Äquivalenzparadigma jedoch unter Druck. Funktionalistische Theorien wie die Skopostheorie, die den Zweck und die Funktion des Zieltextes ins Zentrum rückte (Reiss & Vermeer 1984), und der „Cultural Turn“ (Bassnett 2000), der kulturelle Aspekte betonte, verschoben den Fokus weg von einer wörtlichen, prinzipiell ausgangstextorientierten Übersetzung. Übersetzer*innen mussten nun Entscheidungen treffen, die weit über die bloße sprachliche Wiedergabe hinausgingen, was ihre Rolle komplexer und verantwortungsvoller machte.

4 Statistische Maschinelle Übersetzung (SMT)

In den 1990er Jahren erlebte die maschinelle Übersetzung eine neue Ära der Begeisterung mit der Einführung statistischer Systeme, auch bekannt als Statistical Machine Translation (SMT). Diese Systeme verließen sich nicht mehr ausschließlich auf festgelegte Regeln, sondern nutzten umfangreiche Textkorpora, um statistische Modelle zu trainieren. Diese Modelle ermöglichten es, die Wahrscheinlichkeit von Wörtern oder Phrasen in der Zielsprache auf Grundlage der Ausgangssprache vorherzusagen. Die Einführung statistischer Modelle führte zu erheblichen Verbesserungen der Übersetzungsqualität und stellte einen wichtigen Meilenstein in der Entwicklung der maschinellen Übersetzung dar. Besonders bei komplexeren Texten erzielten diese Systeme bessere Ergebnisse. Im Gegensatz zur regelbasierten Übersetzung, die auf festen sprachlichen Regeln basiert, orientierte sich SMT an empirischen Daten. Dies führte zu flexibleren und oft flüssigeren Übersetzungen, die besser mit der tatsächlichen Sprachverwendung übereinstimmten. SMT verwendete sogenannte N-Gramme, also kleine Gruppen aufeinanderfolgender Wörter, um Muster in der Ausgangs- und Zielsprache zu identifizieren. Während des Trainingsprozesses wurde das System mit großen Mengen an Beispielsätzen gefüttert, die in N-Gramme unterteilt wurden. Der Lernalgorithmus ermittelte dann, welche N-Gramme in der Zielsprache am wahrscheinlichsten auftreten, basierend auf den entsprechenden N-Grammen in der Ausgangssprache. Obwohl SMT keine tiefere linguistische Grundlage hatte und es ihr oft an innerer Logik und Konsistenz mangelte, erzielte sie dennoch über-

raschend gute Ergebnisse. Mit der Verfügbarkeit dieser Systeme im Internet, insbesondere durch Google Translate, wurden maschinelle Übersetzungen erstmals für eine breite Öffentlichkeit zugänglich. Diese Dienste konnten auf eine ständig wachsende Menge an online verfügbaren Texten zurückgreifen, was ihre Leistung weiter verbesserte. Trotz dieser Fortschritte zeigte sich jedoch, dass eine vollständige Automatisierung des Übersetzungsprozesses mit hoher Qualität für alle Sprachkombinationen und Textarten weiterhin unerreichbar blieb. Statistische Ansätze erbrachten deutliche Verbesserungen, stießen jedoch an Grenzen bei komplexen Kontexten und semantischer Tiefe. Um diese Herausforderungen zu überwinden, wurden auch hybride Systeme entwickelt, die regelbasierte und statistische Ansätze kombinierten. Um die Übersetzungsqualität weiter zu verbessern, nutzten diese Systeme die Flexibilität der statistischen Modelle und kombinierten sie mit der Präzision regelbasierter Verfahren.

5 Übersetzen mit KI

5.1 Neuronale Maschinelle Übersetzung (NMT)

Seit Mitte der 2010er Jahre hat die neuronale maschinelle Übersetzung (NMT), die auf großen Sprachkorpora und modernen KI-Technologien basiert, die maschinelle Übersetzung grundlegend revolutioniert. Der Ausgangspunkt dafür war das erste neuronale Übersetzungssystem, das von Wu u. a. (2016) präsentiert wurde. Die von NMT-Systemen produzierten Texte sind deutlich flüssiger, natürlicher und lesbarer. Zudem erreichen sie auf Satzebene eine höhere sprachliche Korrektheit als frühere Übersetzungstechnologien. NMT nutzt künstliche neuronale Netzwerke, ein Konzept aus der Künstlichen Intelligenz, das lose von der Funktionsweise des menschlichen Gehirns inspiriert ist. Diese Netzwerke bestehen aus vielen miteinander verbundenen „Einheiten“ oder „Knoten“, die Informationen verarbeiten und gewichten. Sie sind in Schichten organisiert, durch die die Daten propagiert werden, damit das System eine Übersetzung erstellt. Um effektiv arbeiten zu können, wird das Netzwerk mit großen Mengen zweisprachiger Texte, den sogenannten Parallelkorpora, trainiert, um Muster und Beziehungen zwischen den Sprachen zu erkennen. Ein zentrales Konzept in der NMT ist die Encoder-Decoder-Struktur: Der Encoder analysiert den Eingabetext und wandelt ihn in eine kompakte, numerische Darstellung um, die als Vektor bezeichnet wird. Dieser Vektor ist im Grunde eine Reihe von Zahlen, die die wesentlichen Informationen des Textes zusammenfassen. Der Decoder verwendet diese Zahlenreihe, um den Text in die Zielsprache zu übersetzen. Ein weiterer wichtiger Bestandteil

der NMT-Technologie ist der Attention-Mechanismus, der es dem Modell ermöglicht, sich auf besonders relevante Teile des Eingabetextes zu konzentrieren (Vaswani u. a. 2023). Dieser Mechanismus verbessert die Genauigkeit und Natürlichkeit der Übersetzungen, da das Modell erkennt, welche Teile des Textes für die jeweilige Übersetzung besonders wichtig sind. Das Training eines NMT-Modells erfordert große Rechenressourcen und viel Zeit, aber nach Abschluss des Trainings kann das Modell neue Texte effizient und genau übersetzen. Zu den Vorteilen von NMT-Systemen gehören eine höhere Genauigkeit, Flüssigkeit sowie die Fähigkeit zur kontinuierlichen Verbesserung durch die Integration neuer Daten. NMT-Modelle sind zudem flexibel und anpassbar an verschiedene Fachgebiete und Sprachdomänen. Es gibt jedoch auch Herausforderungen: Im Unterschied zu früheren Systemen wie der regelbasierten (RBMT) und der statistischen maschinellen Übersetzung (SMT) basiert die neuronale maschinelle Übersetzung (NMT) auf der Analyse ganzer Sätze, was zu einer verbesserten grammatikalischen und morphosyntaktischen Korrektheit führt. Dadurch wird die „Fluency“ (Sprachflüssigkeit) der Übersetzungen deutlich verbessert. Diese Verbesserung betrifft jedoch nicht immer die „Accuracy“ (Genauigkeit), also die genaue Wiedergabe der Bedeutung des Ausgangstextes. Aufgrund der höheren Lesbarkeit besteht die Gefahr, dass Benutzer*innen den Übersetzungen zu sehr vertrauen, insbesondere wenn sie weniger erfahren im Umgang mit sensiblen Texten sind. Dies kann problematisch sein, da fehlerhafte Übersetzungen bei wichtigen Dokumenten, wie rechtlichen, medizinischen oder technischen Texten, schwerwiegende Konsequenzen nach sich ziehen können. Der hohe Rechenaufwand, die Abhängigkeit von großen Datenmengen sowie die Herausforderungen bei der Übersetzung seltener Wörter und weniger verbreiteter Sprachpaare stellen potenzielle Einschränkungen dar. Zudem sind NMT-Systeme oft intransparent, da es schwierig ist, nachzuvollziehen, wie das Modell zu bestimmten Entscheidungen gelangt. Während NMT besonders effektiv für häufig genutzte Sprachpaare ist, verlieren die Systeme bei weniger verbreiteten Sprachen oder spezialisierten Fachgebieten häufig an Übersetzungsqualität.

5.2 Large Language Models (LLMs)

Die jüngste Entwicklung in der maschinellen Übersetzung sind Large Language Models (LLMs) wie z.B. GPT-3, GPT-4 oder BERT, die mit Millionen bis Milliarden von Parametern Texte generieren und übersetzen. Diese Modelle, entwickelt von Unternehmen wie OpenAI und Google, zeigen beeindruckende Fähigkeiten in der Verarbeitung natürlicher Sprache. Obwohl sowohl neuronale maschinelle Übersetzung (NMT) als auch LLMs auf großen neuronalen Netzwerken basieren,

unterscheiden sie sich in ihrer Trainingsmethodik und ihren Anwendungsbereichen. NMT-Modelle werden direkt auf zweisprachigen Übersetzungskorpora trainiert, was sie speziell für das Übersetzen optimiert, jedoch oft ohne umfassende Berücksichtigung des sprachlichen Kontexts. Dadurch sind NMT-Systeme besonders geeignet für spezialisierte Anwendungsgebiete, bei denen Genauigkeit, Konsistenz und Datensicherheit von entscheidender Bedeutung sind. Beispiele hierfür sind Fachtexte, Unternehmensdokumente und datenschutzsensitive Inhalte, bei denen eine präzise, ausgangstextorientierte Übersetzung erforderlich ist. LLMs hingegen werden zunächst auf Millionen von monolingualen Texten vortrainiert, wodurch sie ein breites Verständnis der Sprachen entwickeln, zwischen denen sie übersetzen. Darüber hinaus bieten LLMs zahlreiche zusätzliche Funktionen: Sie können Texte nicht nur übersetzen, sondern auch in verschiedenen Genres und Stilen verfassen, analysieren, zusammenfassen und stilistische Richtlinien befolgen. Diese Fähigkeiten ermöglichen es LLMs, flüssigere und kontextuell reichhaltigere Texte zu erzeugen. Allerdings zeigen sie in spezialisierten Bereichen oder bei anspruchsvollen Fachübersetzungen oft weniger Genauigkeit als NMT-Modelle. Die Wahl zwischen NMT und LLM hängt stark von den spezifischen Anforderungen der jeweiligen Übersetzungsaufgabe ab. Während NMT für präzise und technisch exakte Übersetzungen bevorzugt wird, eignen sich LLMs besser für Aufgaben, bei denen Kreativität, Sprachfluss und Kontextverständnis eine größere Rolle spielen.

6 Typologie von MÜ-Systemen

Das Internet verbindet Menschen weltweit, doch eine der verbleibenden Barrieren bleibt die Sprachbarriere. Um diese Herausforderung zu überwinden, investieren große Unternehmen wie Google, Microsoft, Amazon, Apple, Yandex und Baidu erhebliche Ressourcen in die Entwicklung moderner Systeme für maschinelle Übersetzung (MT). Ihr Ziel ist es, Inhalte verständlich und die Kommunikation zwischen Nutzer*innen, Kund*innen und Unternehmen nahtlos zu gestalten. Mehrheitlich greifen Web-Benutzer*innen auf diese Dienste zurück, um die maschinelle Übersetzungen für alltägliche Aufgaben zu gebrauchen. Online-Übersetzer wie Google Translate, DeepL, Lara, Bing oder Yandex sowie integrierte Übersetzungsfunktionen in Browsern und Anwendungen wie Microsoft Word erleichtern das Verstehen von Websites, Produktbeschreibungen und anderen Texten. Auch Sofortübersetzungsdienste in sozialen Medien wie Facebook oder LinkedIn sowie Tools zur Übersetzung von Videountertiteln und Texten in Bildern oder gesprochener Sprache sind weit verbreitet. Diese Technologien un-

terstützen nicht nur den Informationsaustausch, sondern auch das Sprachenlernen. Unternehmen und Fachleute setzen MT-Systeme gezielt ein, um qualitativ hochwertige Übersetzungen in Echtzeit zu erhalten. Die Einführung von neuronalen maschinellen Übersetzungsmodellen (NMT) hat die Übersetzungsqualität deutlich verbessert, insbesondere bei der Sprachflüssigkeit. Dadurch sind diese Systeme besonders hilfreich für Branchen wie Medizin, Recht und Technik, wo eine schnelle und präzise Verarbeitung spezifischer Inhalte entscheidend ist. Die Vielfalt der maschinellen Übersetzung hat sich erweitert: Neben allgemeinen Systemen gibt es zunehmend maßgeschneiderte bzw. benutzerdefinierte, adaptive oder interaktive Übersetzungsmodelle, die an spezifische Anforderungen angepasst werden können. Dabei unterscheiden sich die Systeme darin, ob und in welcher Phase der Entwicklung oder Nutzung Anpassungen gemacht werden können (O. Czulo, p.c.). Ist das System eher statisch (also von der Trainingsphase geprägt) oder findet während der Nutzung (also im Übersetzungsprozess) ein Lernprozess statt und wenn ja, wie sieht dieser aus? Diese Entwicklungen fördern auch die Unterstützung weniger verbreiteter Sprachen und spezialisierter Fachgebiete. So lässt sich eine differenzierte Typologie von MT-Systemen erkennen, die sich darin unterscheidet, wie flexibel und anpassbar sie sind – sei es durch Training vor der Nutzung oder Lernen während des Einsatzes.

6.1 Generalistische Systeme

Bekannte generalistische Übersetzungssysteme wie DeepL, Google Translate und Microsoft Translator bieten online verfügbare Dienste für eine Vielzahl von Texten und Sprachpaaren. Diese Systeme nutzen umfangreiche, heterogene Datenmengen, um qualitativ hochwertige Ergebnisse für allgemeine Inhalte zu liefern. Dennoch stoßen sie bei fachspezifischen oder besonders anspruchsvollen Texten oft an ihre Grenzen, da sie nicht für spezifische Domänen oder Kontexte optimiert sind. Kostenpflichtige Versionen dieser Dienste erweitern den Funktionsumfang erheblich. Sie ermöglichen unter anderem den Download bearbeitbarer Dokumente und bieten die Integration in Computer-Aided Translation (CAT)-Tools über APIs oder Plug-ins, was Übersetzungsprozesse effizienter gestaltet. Ein häufiger Kritikpunkt bleibt jedoch die Verarbeitung der Daten auf externen Servern, was bei sensiblen oder vertraulichen Informationen problematisch sein kann. Anbieter wie DeepL bieten in kostenpflichtigen Versionen die Möglichkeit, Daten nach Abschluss der Übersetzung automatisch zu löschen, um den Datenschutz zu verbessern und den Einsatz in geschäftskritischen Bereichen zu erleichtern.

6.2 Maßgeschneiderte MT-Engines

Eine maßgeschneiderte MT-Engine wird durch Training mit unternehmensspezifischen Daten wie Translation Memories, Glossaren und zweisprachigen Textkorpora an die individuellen Bedürfnisse und Terminologien eines Unternehmens oder Fachbereichs angepasst. Dadurch können besonders präzise und konsistente Übersetzungen erstellt werden, die die spezifischen Anforderungen besser erfüllen als allgemeine Übersetzungssysteme. Das Training einer Übersetzungsenge erfordert jedoch umfangreiche zweisprachige Daten in hoher Qualität, wie zum Beispiel konsistente Translation Memorys oder parallelisierte Texte, um optimale Ergebnisse zu erzielen. Durch diesen Prozess können Unternehmen ihre Markenstimme, den gewünschten Stil und Ton sowie regionale Unterschiede in den Übersetzungen berücksichtigen. Dies ist besonders vorteilhaft bei hochspezialisierten Inhalten wie Marketingmaterialien, technischen Dokumentationen oder juristischen Texten. Eine Voraussetzung für erfolgreiches Training ist das Vorhandensein einer ausreichenden Datenmenge: Als Richtwert gelten mindestens 15.000 eindeutige Segmente, um eine zuverlässige Anpassung zu gewährleisten. Größere Mengen führen in der Regel zu noch besseren Ergebnissen. Zwar können die anfänglichen Trainingskosten hoch sein, doch der langfristige Nutzen – durch effizientere Prozesse und qualitativ hochwertige Übersetzungen – macht diese Investition besonders für Unternehmen mit regelmäßigem Übersetzungsbedarf lohnenswert. Maßgeschneiderte Systeme können weitreichend angepasst werden, erfordern jedoch erhebliche Datenmengen und initialen Aufwand. Für viele Unternehmen, die keine vollständige Neuentwicklung benötigen oder deren Datenbasis begrenzt ist, stellt sich die Frage nach einer flexibleren Lösung. Hier kommen benutzerdefinierte Systeme ins Spiel: Sie bieten einen Mittelweg zwischen generalistischen und vollständig maßgeschneiderten MT-Engines, indem sie auf bestehenden Modellen aufbauen und diese gezielt mit unternehmenseigenen Daten optimieren.

6.3 Benutzerdefinierte MT-Engines

Benutzerdefinierte Systeme wie Google Cloud AutoML, Microsoft Custom und Globalese ermöglichen die Anpassung von ursprünglich generischen MT-Systemen an spezifische Bedürfnisse, indem sie mit unternehmenseigenen Daten trainiert werden. Diese Systeme verbessern die Terminologie und stilistische Konsistenz und sind besonders effektiv bei fachspezifischen Texten. Trainingsdaten wie Translation Memorys (im TMX-Format) und Terminologiedateien (im TBX-Format) sind hierbei besonders wertvoll. Je mehr eigene Daten verwendet

werden, desto präziser ist der Output. Solche benutzerdefinierten MT-Systeme lassen sich in gängige CAT-Tools integrieren, und Post-Editing-Ergebnisse können zur kontinuierlichen Verbesserung der Engine genutzt werden. Diese Systeme ermöglichen es Organisationen, ihre Markenidentität zu bewahren und ihre eigene Terminologie sowie regionale Unterschiede in maschinellen Übersetzungen zu berücksichtigen. Durch die Verwendung von Glossaren und Do-Not-Translate (DNT)-Listen wird die Genauigkeit der Übersetzungen erhöht, was den Aufwand für Nachbearbeitungen erheblich reduziert. Dies ist besonders vorteilhaft für technologische oder detailorientierte Inhalte, die eine präzise Fachterminologie erfordern. Man kann darüber hinaus Input- und Output-Normalisierungsregeln anwenden, um Inkonsistenzen im Ausgangstext zu korrigieren und die Qualität der Übersetzung zu optimieren. Zwar verursacht die Anpassung solcher Systeme sowohl einmalige als auch laufende Kosten, doch bleibt sie wirtschaftlich günstiger als das vollständige Anlernen einer neuen MT-Engine, insbesondere für Unternehmen mit regelmäßigem Übersetzungsbedarf.

6.4 Adaptive und interaktive MT-Systeme

Wenn nicht genügend eigene Daten verfügbar sind, können vortrainierte (generische) Systeme wie eTranslation der Europäischen Kommission domänenspezifische Übersetzungen liefern. Diese Systeme nutzen umfangreiche Sprachressourcen, die speziell für bestimmte Anwendungsbereiche, wie rechtliche oder administrative Texte, optimiert sind. Adaptive MT-Systeme, wie ModernMT, lernen in Echtzeit aus Benutzerkorrekturen und passen sich kontinuierlich an veränderte Anforderungen an. Dies macht sie besonders geeignet für dynamische Workflows, in denen Terminologie und Stil laufend aktualisiert werden müssen. Interaktive MT-Systeme, wie LILT, ermöglichen eine direkte Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine. Benutzer*innen können Übersetzungsvorschläge in Echtzeit beeinflussen, während das System durch diese Interaktionen lernt und sich weiterentwickelt. Diese Kombination aus Automatisierung und menschlicher Kontrolle führt zu personalisierten und kontextuell präziseren Übersetzungen.

7 Professioneller Einsatz von maschineller Übersetzung (MT)

Die professionelle Übersetzung umfasst heute ein breites Spektrum von Tätigkeiten, die zwischen den Extremen der ausschließlich menschlichen Übersetzung einerseits und der ausschließlich maschinellen Übersetzung andererseits liegen.

Dazwischen existieren verschiedene Kombinationen beider Ansätze (s. Abb. 1). Daher kann die Arbeit mit oder für MT sehr unterschiedliche Ziele und Modalitäten haben.

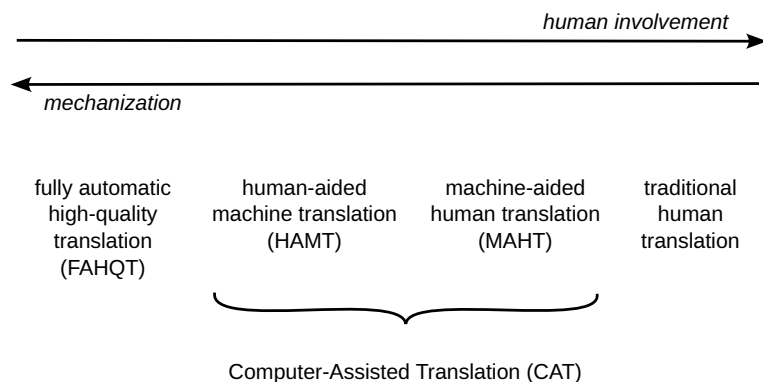


Abbildung 1: Spektrum der Nutzung von MT

Nachfolgend sind die Dienstleistungen aufgeführt, die in der Post-Editing-Norm ISO 18587 (ISO 2017) genannt werden. Diese Norm regelt den Einsatz von MT bei den Tätigkeiten von Sprachdienstleistern und Übersetzungsagenturen.

7.1 Post-Editing

Post-Editing (PE) oder **Post-Revision** bezieht sich auf die Nachbearbeitung von maschinell erstellten Übersetzungen (MT-Output). Dabei unterscheidet man zwischen:

Light Post-Editing (Leichtes Post-Editing): Hierbei handelt es sich um eine menschliche Überarbeitung auf einem grundlegenden Niveau, oft als „gut genug“ (good enough), „den Zweck erfüllend“ (good for purpose) bezeichnet. Dies wird häufig für interne Kommunikation verwendet, bei der der Post-Editor nur Fehler korrigiert, die das Verständnis des Textinhalts beeinträchtigen.

Full Post-Editing (Vollständiges Post-Editing): Dies umfasst eine hochwertige menschliche Übersetzung (human quality) und Überarbeitung, z. B. von Verträgen, offiziellen Dokumenten, Verkaufsunterlagen oder zur Veröffentlichung bestimmte Texte. Die menschliche Übersetzer*in korrigiert alle sprachlichen Fehler und nimmt stilistische Anpassungen vor. Ausführlichere Darstellungen verschiedener Aspekte des Post-Editing finden Sie in den Beiträgen „Post-Editing Grundlagen“ und „Post-Editing Kompetenzen“ in diesem Band.

7.2 Pre-Editing

Pre-Editing bezeichnet die Anpassung von Quelltexten vor der maschinellen Übersetzung (MT), um Lesbarkeit und Verständlichkeit zu verbessern sowie den Nachbearbeitungsaufwand zu minimieren. Typische Maßnahmen umfassen die Korrektur von sprachlichen und formalen Fehlern, die Vereinheitlichung der Terminologie, die Vereinfachung grammatikalischer Strukturen und die Beseitigung von Mehrdeutigkeiten. Tools wie Acrolinx, Congree oder Large Language Models (LLMs) können diesen Prozess unterstützen.

Pre-Editing wird vor allem in zwei Fällen angewendet: zur Optimierung der Übersetzbarkeit von Texten für den Einsatz mit MT-Engines, um den Post-Editing-Aufwand zu reduzieren, und zur Aufbereitung von Trainingsdaten für das Training einer MT-Engine (ISO 2017). Nach ISO 18587 (2017) kann es auch während der Texterstellung mit kontrollierten natürlichen Sprachen (*controlled natural language*, CNL) erfolgen, die Wortschatz, Grammatik und Stil einschränken, um die Übersetzbarkeit zu verbessern (Kuhn 2014). Klassische Pre-Editing-Maßnahmen, wie die Eliminierung von Mehrdeutigkeiten, die Vereinfachung von Satzstrukturen oder die Standardisierung von Terminologie, waren insbesondere bei regelbasierten und statistischen MT-Systemen essenziell. Bei modernen, KI-gestützten Übersetzungssystemen spielt Pre-Editing hingegen eine geringere Rolle. Dennoch bleibt die Forderung nach verständlichem und präzise Schreiben zentral, um die Vorteile aktueller Technologien bestmöglich zu nutzen. Ein klar formulierter Ausgangstext führt in jedem Fall zu besseren Ergebnissen – unabhängig davon, ob KI im Übersetzungsprozess eingesetzt wird oder nicht.

7.3 Augmented Translation (Integration von CAT-Tools, MT und LLMs)

Ein vorherrschender Trend in der professionellen Übersetzungsbranche ist die Konvergenz – die intelligente Kombination von Translation Memory (TM), maschineller Übersetzung (MT) und Large Language Models (LLMs). Auf professioneller Ebene wird MT zunehmend in Computer-Assisted Translation (CAT)-Tools integriert. Krüger (2019) verwendet dafür den Begriff „Augmented Translation“. Viele führende CAT-Tools wie RWS Trados Studio, memoQ oder Phrase ermöglichen es, neben TM auch MT in den Übersetzungsprozess einzubeziehen. Dies erlaubt Nutzer*innen, Dateien automatisch vorübersetzen zu lassen oder maschinelle Übersetzungsvorschläge während des Übersetzungsprozesses direkt in Segmente zu integrieren. Bearbeitete Segmente werden im TM gespeichert, was langfristig die Übersetzungsqualität verbessert.

Die Integration von MT in CAT-Tools erfolgt auf zwei Arten:

Direkte Integration: MT-Vorschläge werden direkt in den CAT-Workflow eingebunden. Tools wie Phrase (ex-Memsource) wählen mithilfe künstlicher Intelligenz automatisch die am besten geeignete MT-Engine für den jeweiligen Inhalt aus (Memsource, 2023).

Indirekte Integration: Separate MT-Systeme werden genutzt, deren Ergebnisse anschließend in das CAT-System importiert werden.

Viele CAT-Tools bieten Plugins oder kostenpflichtige APIs an, um MT-Systeme nahtlos in den Übersetzungsprozess zu integrieren. Lösungen wie RWS Trados Studio, memoQ und Across Language Server ermöglichen damit einen effizienten und flexiblen Workflow für Übersetzungsprojekte.

7.4 Weitere berufliche Anwendungen oder Dienstleistungen

Neben Post-Editing und Pre-Editing umfasst der professionelle Einsatz von maschineller Übersetzung eine Vielzahl von Tätigkeiten und Dienstleistungen, die auf spezifische Branchen und Anwendungen zugeschnitten sind. Zu den wichtigsten gehören:

Gisting: Erstellung einer groben Übersetzung, um den allgemeinen Inhalt eines Textes schnell zu erfassen, ohne eine vollständige Übersetzung zu benötigen.

Anpassung und Training von MT-Engines: Anpassung maschineller Übersetzungssysteme an Kundenbedürfnisse durch Training mit firmenspezifischen Daten wie Translation Memories und Terminologien (siehe oben).

Terminologiedatenbanken: Erstellung und Pflege von Datenbanken mit spezifischen Begriffen und Übersetzungen zur Gewährleistung von Konsistenz und Qualität.

Beratung und Schulung: Unterstützung bei der Implementierung von MT-Lösungen und Schulungen zur effektiven Nutzung durch Mitarbeiter*innen.

8 Qualitätsbewertungsmethoden und -metriken

Die Frage nach der Qualität einer Übersetzung hängt stark vom Kontext ab. Für dynamische Inhalte wie Social Media, Kundenservice oder E-Mail-Kommunikation reicht oft eine „ausreichend gute“ (*good enough*) Übersetzungsqualität. Für

Texte, die veröffentlicht werden, wie Marketingmaterialien, Bedienungsanleitungen, Verträge oder Zeitschriftenartikel, ist hingegen eine hohe Qualität unerlässlich (*human quality*).

8.1 Menschliche Bewertungsmethoden

Eine weitverbreitete Methode der menschlichen Bewertung ist das von Koehn (2010) entwickelte Modell „Adequacy-Fluency“. Bewertet wird anhand zweier Kriterien:

Angemessenheit (Adequacy): Vermittelt der übersetzte Satz denselben Inhalt wie das Original? Gibt es Auslassungen, Ergänzungen oder Verzerrungen?

Flüssigkeit (Fluency): Ist der Text in der Zielsprache grammatikalisch und stilistisch korrekt und flüssig?

Bewertet wird auf einer numerischen Skala von 1 bis 5, wobei 5 die beste Bewertung darstellt (Koehn 2010). Andere Skalen konzentrieren sich auf Verständlichkeit oder Nutzbarkeit, wie z.B. die Skala von Arnold u. a. (1994), die zwischen perfekt verständlicher/nutzbarer, weitgehend verständlicher/nutzbarer, bedingt verständlicher/nutzbarer und überarbeitungsbedürftiger und unverständlicher Übersetzung unterscheiden.

Eine wesentliche Einschränkung solcher Bewertungsskalen liegt jedoch in ihrer Fokussierung auf einzelne Sätze. Mit der zunehmenden Qualität maschineller Übersetzungen werden Aspekte wie Kohärenz und Konsistenz auf Textebene immer relevanter, aber von diesen Skalen nur unzureichend berücksichtigt. Sie ignorieren Probleme auf Dokumentenebene, wie:

Kohäsion: Die sprachlichen Mittel, die zur Verbindung der einzelnen Teile eines Textes verwendet werden, wie z. B. Pronomen, Konjunktionen, Synonyme sowie sprachliche Bezugnahmen auf Begriffe (z. B. Hyponyme, Hyperonyme, Ellipsen).

Kohärenz: Die logische und sinnvolle Verknüpfung von Ideen und Inhalten innerhalb eines Textes, die einen zusammenhängenden Gedankengang ermöglicht.

Konsistenz: Die einheitliche und systematische Verwendung von Terminologien, Formulierungen und Übersetzungen, insbesondere bei wiederholten oder ähnlichen Inhalten.

Die von Läubli u. a. (2018) vorgeschlagene Bewertungsskala auf Dokumentenebene bietet eine umfassende Methode zur Qualitätsbewertung maschineller Übersetzungen. Im Gegensatz zu satzbasierten Ansätzen berücksichtigt diese Skala nicht nur die Qualität einzelner Sätze, sondern auch die Kohärenz und Kohäsion eines gesamten Dokuments. Zu den bewerteten Kriterien gehören Kohärenz, Kohäsion, Grammatik, Stil, kulturelle Angemessenheit, Konsistenz und der Gesamteindruck des Textes. Besonders die Konsistenz, etwa in Terminologie und Stil, spielt eine entscheidende Rolle für die Einheitlichkeit des Textes. Die Integration dieser Kriterien in den Bewertungsprozess ermöglicht es Übersetzer*innen, sicherzustellen, dass ihre Übersetzungen sowohl grammatikalisch korrekt als auch auf die Zielgruppe abgestimmt sind. Insgesamt stellt diese Skala einen bedeutenden Fortschritt in der Qualitätsbewertung maschineller Übersetzungen dar.

Vorteile:

- Sie nutzt die sprachliche und fachliche Expertise erfahrener Übersetzer*innen.

Nachteile:

- Die Bewertung ist zeitaufwendig und kostenintensiv.
- Aufgrund der subjektiven Natur solcher Bewertungen sind mehrere Gutachter*innen erforderlich, was die Kosten weiter steigert.

8.2 Automatisierte Bewertungsmethoden

Automatisierte Metriken wie BLEU, NIST, METEOR, TER oder BERT bewerten die Qualität maschineller Übersetzungen, indem sie diese mit Referenzübersetzungen vergleichen und Übereinstimmungen analysieren. Diese Metriken nutzen häufig die Levenshtein-Distanz, die die Anzahl der erforderlichen Änderungen misst, um den maschinell übersetzten Text in die Referenzübersetzung umzuwandeln (Papineni u. a. 2002).

Vorteile:

- Schnell und kosteneffizient.
- Hilfreich bei der Entwicklung und Optimierung von MT-Systemen.

Nachteile:

- Nicht geeignet für den praktischen Übersetzungsworkflow, da Referenzübersetzungen erforderlich sind.
- Berücksichtigt weder Kohäsion noch Kohärenz auf Dokumentenebene.

8.3 Qualitätsschätzung (*Quality Estimation*)

Eine neuere Entwicklung in der automatisierten Qualitätsbewertung ist die *Quality Estimation* (QE), die auf künstlicher Intelligenz basiert. Dabei werden maschinelle Lernmodelle trainiert, um die Qualität von Übersetzungen ohne Referenztext zu beurteilen. Diese Modelle analysieren linguistische Merkmale wie Satzstruktur, Wortwahl und grammatikalische Korrektheit, um die erforderliche Nachbearbeitung einzuschätzen. Ein Beispiel dafür ist die Bewertungsskala des CAT-Tools Phrase Memsources, die maschinelle Übersetzungsausgaben in folgende Kategorien einteilt:¹

100%: Sehr gute Übereinstimmung der maschinellen Übersetzung; wahrscheinlich keine Nachbearbeitung erforderlich.

99%: Nahezu perfekt; eventuell geringfügige Nachbearbeitung nötig.

75%: Gut geeignet, erfordert jedoch wahrscheinlich eine Nachbearbeitung

Keine Bewertung: Sehr wahrscheinlich von geringer Qualität; sollte nur als Referenz verwendet werden.

In jüngster Zeit werden auch Large Language Models (LLMs), wie GPT-Modelle, zur Unterstützung bei der Qualitätsschätzung eingesetzt. Der Leistungsumfang dieser Modelle sind in Abschnitt 5.2 beschrieben. Trotz dieser Fortschritte bestehen weiterhin Herausforderungen bei der Implementierung von QE, etwa der hohe Bedarf an umfangreichen Datenmengen für das Training der Modelle und die Schwierigkeit, subtile kontextuelle Nuancen vollständig zu erfassen.

9 Fazit: Einfluss auf die Auffassung und die Didaktik der Übersetzung und die Rolle des Menschen

Die rasante Entwicklung von Übersetzungstechnologien verändert traditionelle Vorstellungen von Übersetzung und der Rolle von Übersetzer*innen grundlegend. Übersetzungsarbeit erfolgt heute zunehmend in Zusammenarbeit mit maschinellen Systemen, die mittlerweile beeindruckende Leistungen erzielen und viele standardisierte Aufgaben schneller und zuverlässiger als durchschnittliche

¹Diese Kategorien wurden inzwischen vom Phrase Quality Performance Score abgelöst, der Werte von 1–100% vergibt

menschliche Übersetzer*innen bewältigen. Dadurch verliert der Beruf der risikoarmen, gering qualifizierten „Text- oder Wortersetzer*n“ an Bedeutung, da Technologien Geschäftsmodelle, Preise und Arbeitsprozesse umgestalten. Übersetzungsprofis, Agenturen und Projektmanager*innen müssen sich an diese neuen technologischen Realitäten anpassen. Wie etwa [Bernardini & Miličević Petrović \(2021\)](#), [Massey u. a. \(2022\)](#) und [Riediger & Galati \(2023\)](#) betonen, wird die Rolle der menschlichen Übersetzer*innen zunehmend vielfältiger. Sie agieren als Expert*innen für Adaption, Post-Editing, Qualitätskontrolle, Transkreation, Sprachdatenmanagement und mehrsprachige Kommunikationsberatung. Die Perfektionierung maschineller Übersetzungssysteme und deren Auswirkungen auf Übersetzungsprozesse, die Definition von Qualität sowie kulturelle und semantische Herausforderungen haben auch die Übersetzungstheorie nachhaltig beeinflusst. Traditionelle Konzepte wie die Äquivalenztheorie, die eine textuelle Entsprechung zwischen Ausgangs- und Zieltext anstrebt, werden von datengetriebene Ansätzen herausgefordert. Statistische und neuronale Modelle basieren auf probabilistischen Übereinstimmungen und sind auf syntaktische und lexikalische Muster ausgerichtet, ohne tiefere semantische oder kulturelle Nuancen vollständig zu erfassen. Während diese Systeme sprachlich präzise Übersetzungen generieren können, stoßen sie bei Kontext und Kultur an ihre Grenzen. Im Zeitalter von MT und KI gewinnen funktionalistische Ansätze wie die Skopos-theorie an Bedeutung (vgl. [Reiss & Vermeer \(1984\)](#)). Sie betonen, dass der Zweck einer Übersetzung zentral für deren Ausführung ist. Diese Perspektive ist besonders relevant für Texte, die über den bloßen Informationsaustausch hinausgehen, wie Marketing- oder juristische Inhalte, bei denen kulturelle Sensibilität und inhaltliche Präzision entscheidend sind. Die Transformation der Übersetzerrolle von Schöpfer*in hin zu Post-Editor*in hat tiefgreifende Auswirkungen auf Berufsbilder. Neben den sprachlichen Fähigkeiten benötigen Übersetzer*innen heute technische Kompetenzen, um effektiv mit MT- und KI-Systemen zu arbeiten. Post-Editing und Qualitätssicherung werden zu zentralen Fähigkeiten, die in Ausbildungsprogrammen verstärkt berücksichtigt werden. Neue Modelle für die Mensch-Maschine-Interaktion sind erforderlich, um hybride Übersetzungsprozesse optimal zu gestalten. Zudem wirft der Einsatz von MT ethische Fragen auf: Wie können kulturelle Sensibilität, die Vermeidung von Stereotypen und die verantwortungsvolle Nutzung von Sprachdaten gewährleistet werden? Übersetzer*innen, Entwickler*innen und Forscher*innen müssen Leitlinien entwickeln, um Verzerrungen und diskriminierende Inhalte in MT zu minimieren. Trotz der Automatisierung vieler standardisierter Aufgaben bleiben menschliche Übersetzer*innen unverzichtbar, insbesondere für die Übermittlung kultureller Nuancen und kreativer Ausdrucksformen. Je mehr Maschinen das „Übersetzbare“ be-

wältigen, desto wichtiger wird es für Übersetzerinnen, das „Unübersetzbare“ zu vermitteln. Der Schlüssel liegt in kontinuierlicher Weiterbildung und gezieltem Einsatz neuer Technologien, um die eigene Expertise zu erweitern. In Übersetzungsabteilungen wird zunehmend diskutiert, wie Technologien wie NMT und KI in die Lehre integriert werden können. Sollten sie für Aufgaben, Prüfungen oder Abschlussarbeiten zulässig sein? Wie können sie genutzt werden, um den Übersetzungsprozess zu unterstützen und die Kompetenzen von Studierenden zu fördern? Die Einführung von NMT und KI hat eine Bandbreite an Reaktionen ausgelöst: von Begeisterung bis Besorgnis. Einerseits versprechen sie Produktivitätssteigerung und höhere Qualität, andererseits besteht die Sorge, dass klassische Übersetzungsaufgaben überflüssig werden könnten. Einige meinen Studierende sollten in ihrem Studium möglichst früh mit diesen Technologien vertraut gemacht werden, während andere meinen, vor dem kritischen Umgang mit MT und LLMs sollten zuerst die menschlichen Übersetzungsfähigkeiten geschult und entfaltet werden, um sich nicht blindlings auf MT und KI zu verlassen. Es besteht Einigkeit darüber, dass der Umgang mit MT und LLMs eine Kernkompetenz darstellt. Statt diese Technologien lediglich zu erlauben oder zu verbieten, sollte ihre Anwendung aktiv in die Lehre integriert werden, um ihre Potenziale zu nutzen und mögliche negative Auswirkungen zu minimieren.

Literatur

- Arnold, Doug, Lorna Balkan, Siety Meijer, R.Lee Humphreys & Louisa Sadler. 1994. *Machine translation: An introductory guide*. London: NCC Blackwell. <http://www.essex.ac.uk/linguistics/external/clmt/MTbook/PostScript/>.
- Automatic Language Processing Advisory Committee. 1966. *Languages and machines. Computers in translation and linguistics*. Techn. Ber. Washington, D.C.: National Research Council.
- Bar-Hillel, Yehoshua. 1960. The present status of automatic translation of languages. In Franz L. Alt (Hrsg.), *Advances in computers* (Advances in computers 1), 91–163. Elsevier. DOI: [10.1016/S0065-2458\(08\)60607-5](https://doi.org/10.1016/S0065-2458(08)60607-5).
- Bar-Hillel, Yehoshua. 1964. *Language and information: selected essays on their theory and application*. Reading, Mass.: Addison-Wesley.
- Bassnett, Susan. 2000. The translation turn in cultural studies. In Susan Petrilli (Hrsg.), *Translation translation*, 433–449. Leiden: Brill. DOI: [10.1163/9789004490093_028](https://doi.org/10.1163/9789004490093_028).

- Bel'skaya, Izabella Kuz'minichna. 1959. Machine translation methods and their application to an Anglo-Russian scheme. In *Information Processing: International Conference on Information Processing, UNESCO, Paris, 15-20 June 1959*, 199–217. Paris: UNESCO.
- Bernardini, Silvia & Maja Miličević Petrović. 2021. *Toward a new profile for twenty-first century language specialists: Industry, institutional and academic insights. UPSKILLS Intellectual Output 1.2*. Techn. Ber. Zenodo. DOI: [10.5281/zenodo.5030873](https://doi.org/10.5281/zenodo.5030873).
- Catford, John C. 1965. *A linguistic theory of translation: An essay in applied linguistics*. Oxford: Oxford University Press.
- de Saussure, Ferdinand. 1916. *Cours de linguistique générale*. Paris: Payot.
- Hutchins, John. 2004. Two precursors of machine translation : Artsrouni and Trojanskij. *International Journal of Translation* 1(16). 11–31. <https://aclanthology.org/www.mt-archive.info/IJT-2004-Hutchins.pdf> (1 August, 2025).
- Hutchins, John & Harold Somers. 1992. *An introduction to machine translation*. London: Academic Press.
- ISO. 2017. *ISO 18587 Translation Services – Post-editing of Machine Translation Output – Requirements*, Geneva.
- Koehn, Philipp. 2010. *Statistical Machine Translation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Koetsier, Teun. 2016. The Art of Ramon Llull (1232–1350): From theology to mathematics. *Studies in Logic, Grammar and Rhetoric* 44. 55–80. DOI: [10.1515/slgr-2016-0004](https://doi.org/10.1515/slgr-2016-0004).
- Krüger, Ralph. 2019. Augmented Translation – eine Bestandsaufnahme des rechnergestützten Fachübersetzungsprozesses. *trans-kom* 12(1). 142–181. <https://www.trans-kom.eu>.
- Kuhn, Tobias. 2014. A survey and classification of controlled natural languages. *Computational Linguistics* 40(1). 121–170. DOI: [10.1162/COLI_a_00168](https://doi.org/10.1162/COLI_a_00168).
- Läubli, Samuel, Rico Sennrich & Martin Volk. 2018. Has machine translation achieved human parity? A case for document-level evaluation. In Ellen Riloff, David Chiang, Julia Hockenmaier & Jun'ichi Tsujii (Hrsg.), *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 4791–4796. Brussels, Belgium: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/D18-1512](https://doi.org/10.18653/v1/D18-1512).
- Massey, Gary, Elsa Huertas-Barros & David Katan (Hrsg.). 2022. *The human translator in the 2020s*. London: Routledge. DOI: [10.4324/9781003223344](https://doi.org/10.4324/9781003223344).
- Oettinger, Anthony G. 1960. A New Theory of Translation and its Application. In H. P. Edmundson (Hrsg.), *Proceedings of the National Symposium on Machine Translation*. Los Angeles. <https://aclanthology.org/1960.earlymt-nsmt.44>.

- Papineni, Kishore, Salim Roukos, Todd Ward & Wei-Jing Zhu. 2002. BLEU: A method for automatic evaluation of machine translation. In *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 311–318. Philadelphia: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.3115/1073083.1073135](https://doi.org/10.3115/1073083.1073135).
- Reiss, Katharina & Hans J. Vermeer. 1984. *Grundlegung einer allgemeinen Translationstheorie* (Linguistische Arbeiten 147). Tübingen: M. Niemeyer.
- Riediger, Hellmut & Gabriele Galati. 2023. La traduzione nell’era dell’IA: Nuovi ruoli, nuove competenze, nuova formazione. *mediAzioni* 39. A35–A54. DOI: [10.6092/issn.1974-4382/18786](https://doi.org/10.6092/issn.1974-4382/18786).
- Sarayani, Mira. 2023. *Die bestmögliche aller Sprachen: Gottfried Wilhelm Leibniz’ Entwurf einer Characteristica Universalis im Kontext seiner Philosophie und der Tradition der Universal Sprachen*. Universität Hamburg. (PhD Thesis).
- Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser & Illia Polosukhin. 2023. *Attention Is All You Need*. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- Weaver, Warren. 1949. *Translation*. [https : / / dimes . rockarch . org / objects / SrisEuJy5DRcMhtsbvC2R](https://dimes.rockarch.org/objects/SrisEuJy5DRcMhtsbvC2R) (18 Januar, 2024).
- Wu, Yonghui, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V. Le, Mohammad Norouzi, Wolfgang Macherey, Maxim Krikun, Yuan Cao, Qin Gao, Klaus Macherey, Jeff Klingner, Apurva Shah, Melvin Johnson, Xiaobing Liu, Lukasz Kaiser, Stephan Gouws, Yoshikiyo Kato, Taku Kudo, Hideto Kazawa, Keith Stevens, George Kurian, Nishant Patil, Wei Wang, Cliff Young, Jason Smith, Jason Riesa, Alex Rudnick, Oriol Vinyals, Greg Corrado, Macduff Hughes & Jeffrey Dean. 2016. Google’s Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. *CoRR* abs/1609.08144. arXiv: 1609.08144. <http://arxiv.org/abs/1609.08144>.

Kapitel 6

LLMs: ChatGPT und weitere KI-basierte Hilfsmittel für Übersetzende

Silvana Deilen^a, Ekaterina Lapshinova-Koltunski^a & Hellmut Riediger^b

^aStiftung Universität Hildesheim ^bCivica Scuola Traduttori e Interpreti Altiero Spinelli Milano

In dem Beitrag wird die Anwendung von Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT und Google Gemini in der Übersetzungspraxis beleuchtet. Dabei erfolgt zunächst eine allgemeine Einführung gefolgt von einer Erläuterung des theoretischen Hintergrunds der Funktionsweise von LLMs. Anschließend werden aktuelle Forschungsergebnisse anhand verschiedener Studien präsentiert, u.a. Evaluierungen von LLMs im Vergleich zu „klassischenmaschinellen Übersetzungssystemen wie DeepL oder Google Translate. Der Schwerpunkt liegt hierbei auf der Anwendung von LLMs in der Übersetzungspraxis und der didaktischen Nutzung in translationswissenschaftlichen Studiengängen. Wesentlich ist dabei die Vermittlung von Techniken zur Erstellung sinnvoller Prompts (Prompt-Engineering), anhand derer die von LLMs generierten Antworten verbessert werden können. Es wird untersucht, wie LLMs die Übersetzenden in verschiedenen Anwendungsbereichen, wie Pre-Editing, Post-Editing, Terminologearbeit, Qualitätskontrolle, Recherche, Integration von KI und LLMs in Übersetzungsumgebungen wie z.B. Trados unterstützen können. Dabei werden Praxiserfahrungen geschildert und Herausforderungen wie Gender Bias und die Gefahr von Halluzinationen bei der Verwendung von LLMs als Recherchewerkzeug aufgezeigt. Außerdem werden ethische und datenschutzrechtliche Aspekte beleuchtet und es wird die Frage diskutiert, ob die KI eine Gefährdung für den Übersetzerberuf darstellt. Dabei wird betont, dass trotz Veränderungen im Berufsbild, menschliche Übersetzer*innen, obwohl sich ihre Rolle wandelt, als „expert-in-the-loop in sicherheitskritischen und spezialisierten Domänen weiterhin unverzichtbar sind.



1 Allgemeine Einführung

Dieses Kapitel widmet sich der Anwendung von großen Sprachmodellen, d.h. Large Language Models (LLMs) im Bereich des Übersetzens. LLMs, die ursprünglich für Textgenerierung genutzt wurden, werden mittlerweile für verschiedene Aufgaben benutzt. Der Übersetzungsbereich, in dem LLMs nicht nur für automatische Übersetzung von Texten oder Sätzen, sondern auch für Terminologie- und Informationsrecherche eingesetzt wird, ist dabei keine Ausnahme. Allerdings ist das Potenzial von LLMs in diesem Bereich noch nicht vollständig erforscht. In diesem Kapitel liegt der Fokus auf der Qualität des Outputs, möglichen Halluzinationen sowie auf Möglichkeiten, den Output durch Abfragen (sog. Prompts) zu verbessern.

Neben allgemeinen Informationen über LLMs, ihren Grundlagen und ihrer Architektur wird in diesem Kapitel die Funktionsweise von LLMs dargestellt und auch allgemein auf das Thema Sprachmodellierung eingegangen. Darüber hinaus werden die aktuellen Forschungsarbeiten in diesem Bereich skizziert. Verschiedene Forschungsfragen und ihre Ergebnisse werden anhand zahlreicher Studien illustriert, wie die Evaluierungen von LLMs (z.B. ChatGPT) im Vergleich zu „klassischen“ maschinellen Übersetzungssystemen (z.B. DeepL oder Google Translate). Der Schwerpunkt liegt hierbei nicht auf den technischen Aspekten der Sprachmodellierung, sondern auf der Anwendung von LLMs in der Übersetzungspraxis. Außerdem wird auch die didaktische Nutzung in translationswissenschaftlichen Studiengängen angesprochen und diskutiert. Wesentlich ist dabei die Vermittlung von Techniken zur Erstellung sinnvoller Prompts (Prompt-Engineering). Diese helfen dabei, die von LLMs generierten Antworten zu verbessern. Es wird untersucht, wie LLMs die Übersetzenden in verschiedenen Anwendungsbereichen, wie Pre-Editing, Post-Editing, Terminologiarbeit, Qualitätskontrolle, Recherche sowie Integration von KI und LLMs in Übersetzungsumgebungen wie Trados, unterstützen können.

Zudem werden in diesem Kapitel auch Praxiserfahrungen dargestellt. Dabei werden u.a. Herausforderungen bei der Verwendung von LLMs als Rechercheinstrument, wie etwa Gender Bias oder Halluzinationen, illustriert. Im Anschluss werden auch ethische und datenschutzrechtliche Aspekte beleuchtet sowie die Frage nach der Gefährdung des Übersetzerberufs durch KI diskutiert. Es wird betont, dass trotz Veränderungen im Berufsbild, menschliche Übersetzer*innen, obwohl sich ihre Rolle wandelt, als „expert-in-the-loop“ in sicherheitskritischen und spezialisierten Domänen weiterhin unverzichtbar sind.

2 Grundlagen der LLMs

2.1 Funktionsweise von LLMs

Den Begriff *Large Language Models* (LLMs) wurde im Bereich der maschinellen Sprachverarbeitung (*Natural language processing*, NLP) geprägt, um vortrainierte Sprachmodelle von erheblicher Größe und mit vielen Parametern von anderen vortrainierten Sprachmodellen zu unterscheiden. Technisch gesehen können Sprachmodelle die Sprachintelligenz von Maschinen und somit die künstliche Intelligenz vorantreiben. Ein Sprachmodell enthält die Informationen über die Wahrscheinlichkeiten von Wörtern und Wortkombinationen. Diese helfen dabei, die Wahrscheinlichkeiten folgender (oder fehlender) Wörter und Wortkombinationen vorherzusagen (Zhao u. a. 2023). Die Modelle basieren auf der Technik des Vortrainings (Zhou u. a. 2023). Ihr Ziel ist ein allgemeines Modell mit großen Datenmengen und Aufgaben zu trainieren, das in verschiedenen darauffolgenden Anwendungen leicht feinabgestimmt (*fine-tuned*) werden kann.

Für die vortrainierten Sprachmodelle werden riesige Korpora verwendet, um die Wahrscheinlichkeiten der Wörter und Wortkombinationen zu lernen. Die Korpora können dabei beliebig groß sein. Durch die Entwicklung dieser Technologie sind in den letzten Jahren mehrere vortrainierte Sprachmodelle entstanden, wie z.B. GPT, Gemini, Gemma, Llama, Claude, etc. Frühere Sprachmodelle wurden hauptsächlich für Textgenerierung eingesetzt, während neuere Sprachmodelle (z.B. GPT-4) für die Lösung komplexerer Aufgaben verwendet werden. Fast alle dieser Modelle basieren auf der sogenannten Transformerarchitektur (Vaswani u. a. 2023). Das ist eine neuronale Architektur mit den sogenannten Attention-Mechanismen (Aufmerksamkeitsmechanismen), die das Gewicht verwandter oder zusammenhängender Wörter hervorheben können und somit bessere Vorhersagen über die Wörter und Wortkombinationen machen können. Darüber hinaus kann eine Art von Eingabe in eine andere Art von Ausgabe automatisch umgewandelt werden.

Bei der Anwendung von vortrainierten Sprachmodellen für spezifische Aufgaben, wie zum Beispiel maschinelle Übersetzung, wird noch eine Reihe von Techniken eingesetzt, wie etwa Feinabstimmung (Finetuning) mit spezifischen Daten. Zum Beispiel wird für die Feinabstimmung für maschinelle Übersetzung (MÜ) ein zweisprachiges Parallelkorpus verwendet, z.B. Englisch-Deutsch für die automatische Übersetzung aus dem Englischen ins Deutsche. Die Trainingsdaten von LLMs sind größtenteils englischsprachig und enthalten nur einen geringen Anteil an Daten in anderen Sprachen. Deshalb sind Forschende bemüht, Möglichkeiten zu finden, die zuvor aufgezeigten Probleme zu lösen und die Leistung von LLMs für Übersetzungsaufgaben zu verbessern.

Beim Einsatz von LLMs unterscheidet man zwischen verschiedenen Prompting-Strategien, wie Zero-Shot-Prompting und Few-Shot-Prompting. Bei Zero-Shot-Prompting wird einem LLM eine Aufforderung gestellt, die in den Trainingsdaten des Modells nicht vorkommt. Solche Prompts enthalten üblicherweise spezifische Aufgabenanweisungen zusammen mit der Hauptabfrage. Zum Beispiel kann der Zero-Shot-Prompt für die Übersetzung aus dem Englischen ins Deutsche wie folgt aussehen: „*Übersetze den folgenden englischen Text ins Deutsche:...*“. Da LLMs gegenüber der Struktur und dem Inhalt von Prompts sehr empfindlich sind, sollten die Prompts bedacht formuliert werden. So könnte die Übersetzungsaufgabe oben alternativ auch anders formuliert werden: „*Du bist ein Übersetzer. Übersetze den folgenden englischen Text ins Deutsche. Ausgangstext:... Zieltext:* “, usw. Prompt-Engineering ist ein wichtiger Forschungsbereich, in dem es primär darum geht, Prompts zu verbessern.

Bei einem Few-Shot-Prompting werden zu erwartende Ausgabebeispiele direkt in die Aufforderung an die LLMs integriert. Diese Technik wird auch als kontextbezogenes Lernen bezeichnet. Die Beispiele, die dem Modell zur Verfügung gestellt werden, steuern und instruieren das Modell, die besten Antworten zu geben. Dies kann zur Verbesserung der Outputs von LLMs führen, wie es von Bawden & Yvon (2023) für maschinelle Übersetzung gezeigt wird. Außerdem zeigt der Beitrag, dass beim Zero-Shot-Prompting oft Übergenerierung oder Generierung in der falschen Sprache beobachtet wird. Few-Shot-Prompting verbessert die Ergebnisse für eine Reihe von Sprachpaaren. Prompt-Engineering und die Einstellung verschiedener Parameter für bessere Ergebnisse im Bereich der maschinellen Übersetzung werden derzeit aktiv untersucht (siehe z. B. Vilar u. a. 2023, Zhang u. a. 2023).

2.2 Abgrenzungen und Konvergenzen zwischen der regulären NMT und LLMs

Neural Machine Translation (NMT) und LLMs basieren beide auf großen neuronalen Netzwerken, unterscheiden sich jedoch in ihrer Trainingsmethodik. NMT-Modelle werden auf zweisprachigen Übersetzungskorpora trainiert, d.h. direkt auf das Übersetzen gedrillt, jedoch ohne Berücksichtigung des sprachlichen Kontextes. Neuronale maschinelle Übersetzungssysteme sind daher besonders geeignet für spezialisierte Anwendungsgebiete, in denen Genauigkeit, Konsistenz und Datensicherheit entscheidend sind. Dazu gehören Fachtexte, Unternehmensdokumente, datenschutzsensitive Inhalte sowie weitere komplexe Dokumente, also ausgangssprachlich orientierte Übersetzungen. LLMs dagegen werden zunächst auf Millionen von mono- und multilingualen, aber nicht unbedingt parallelen

(alignierten) Texten vortrainiert. Gewissermaßen lernen sie zuerst die Sprachen, zwischen denen sie dann auch übersetzen können. LLMs können also auch übersetzen, obwohl sie nicht direkt für die Übersetzung trainiert wurden. Darüber hinaus können sie aber auch Texte in den verschiedensten Genres und Stilen verfassen, analysieren, zusammenfassen, korrigieren und auf Konsistenz prüfen oder hinsichtlich Sprachregister oder Textgattung umformulieren. Sie können Terminologie extrahieren und anwenden sowie Stilrichtlinien befolgen. Dies ermöglicht LLMs flüssigere, kreativere und kontextuell reichhaltigere Texte zu erzeugen, jedoch oft mit weniger Genauigkeit bei spezialisierten Inhalten. Die Wahl zwischen NMT und LLM hängt stark von den spezifischen Anforderungen der Übersetzungsaufgabe ab.

Der Trend geht jedoch in Richtung der Integration von LLMs in andere Übersetzungstechnologien. So wie schon NMT-Systeme, wird es allmählich möglich sein, auch LLMs in CAT-Tools wie RWS Trados einzubinden, sodass die menschlich überarbeiteten Übersetzungen für weitere Projekte in Translation Memories gespeichert werden können.

Unterdessen sind auch Übersetzungs-LLMs wie Unbabel oder Tower auf den Markt gebracht worden, sowie Tools wie Wordscope, eine Übersetzungssoftware, welche die integrierte Nutzung von verschiedenen NMT-Systemen, ChatGPT, eigenen Translation Memories und Termbases ermöglicht.

3 Aktueller Forschungsstand

Im Folgenden wird eine Übersicht über den aktuellen Forschungsstand gegeben. Da die Anzahl an Veröffentlichungen zum Thema LLMs in der Translationswissenschaft aufgrund der aktuellen Relevanz enorm ist und rapide steigt, wird nur auf die Studien eingegangen, die sich konkret mit der Integration von LLMs in die übersetzerische Praxis befassen. Einen umfassenden Überblick über die Performance von LLMs als MÜ-Systeme bietet [Krüger \(2023\)](#).

3.1 Anwendungsbereiche

[Krüger \(2023\)](#) beschäftigt sich mit der praktischen Anwendbarkeit von KI-Technologien in der Übersetzungsbranche und zeigt auf, wie die Arbeitsabläufe durch LLMs automatisiert und optimiert werden können. Er veranschaulicht, dass LLMs nicht nur als MÜ-Tools, sondern auch zur automatischen Evaluation der MÜ-Qualität eingesetzt werden können ([Krüger 2023: 35–36](#)). So veranschaulicht er, dass ChatGPT zur Berechnung verschiedener Scores wie der *translation*

edit rate (TER) und folglich auch zur *machine translation quality evaluation* (MTQE) verwendet werden kann. Zudem können LLMs problematische Stellen im Text kennzeichnen, die dann entweder von professionellen Übersetzer*innen oder aber vom Modell selbst korrigiert werden können. Ebenso können LLMs einen Text nach kundenspezifischen Vorgaben und Styleguides anfertigen oder anpassen sowie zur automatischen Terminologiekxtraktion und Terminologearbeit genutzt werden. Außerdem könnten autonome LLMs laut Krüger sogar Managementaufgaben übernehmen, wie Termine oder Übersetzungsprojekte koordinieren. Hier ist es denkbar, dass in Zukunft alle mit einem Übersetzungsprojekt einhergehenden Aufgaben und eingesetzten Tools in einem zentralen LLM zusammengefügt werden. Übersetzende werden dabei vermehrt die Rolle von „experts-in-the-loop“ (Krüger 2023: 39) einnehmen und die Performance des LLMs überwachen, im Falle von Defiziten eingreifen sowie für die Kommunikation zwischen Kunden und LLM zuständig sein. Im Hinblick auf die benötigten Kompetenzen für die Nutzung von KI führt Krüger (2023) darüber hinaus den Ausdruck *artificial intelligence literacy* (KI Kompetenz) ein und zieht Parallelen zu den Konzepten *professional MT literacy* (professionelle MÜ-Kompetenz) und dem daraus entwickelten *MT-oriented data literacy framework* (MÜ-orientierter Datenkompetenzrahmen).

So vielversprechend die potentiellen Anwendungsbereiche auch klingen mögen, so ernüchternd ist teilweise die Realität. Reineke (2023) ist der Frage nachgegangen, für welche Tätigkeiten KI-gestützte Chatbots im Bereich der Terminologearbeit eingesetzt werden können. Er zeigt auf, dass ChatGPT zwar prinzipiell Definitionen und Quellen für Fachtermini ausgeben kann, die vom Tool angegebenen Quellen jedoch häufig auf nicht existierende Webseiten verweisen. Ebenso wie bei Anfragen zu Definitionen und Benennungen sind die angezeigten Ergebnisse auch bei der Frage nach Begriffssystemen nicht stabil. Er schlussfolgert, dass ChatGPT „für eine erste Annäherung an die Begriffssystematik eines Fachgebietes sicherlich ein nützliches Werkzeug [ist]“ (Reineke 2023: p. 27), aber selbst vermeintlich brauchbare Ergebnisse mit Vorsicht zu genießen sind. Die Tatsache, dass die Antworten auf identische Fragen erheblich voneinander abweichen und angegebene Quellen nicht vorhanden sind, widerspricht den Grundsätzen der Terminologearbeit, die sich durch Eineindeutigkeit und Konsistenz auszeichnet.

3.2 Performance von LLMs

In vielen der bislang durchgeführten Studien wurde die Performance von LLMs als MÜ-Tool evaluiert und mit der Performance von konventionellen

MÜ-Systemen verglichen. So haben Hendy u. a. (2023) für 18 Sprachrichtungen die Performance von drei GPT-Modellen evaluiert und mit state-of-the-art NMT-Systemen verglichen. Die Evaluation, die sowohl aus einer Humanevaluation als auch aus automatischen Evaluationsmetriken bestand, ergab, dass die Performance für *High-Resource Languages* mit der Performance von NMT-Systemen vergleichbar ist und durch Few-Shot-Prompting weiter verbessert werden kann. Bei *Low-Resource Languages* lag die Qualität jedoch unter der Qualität von NMT-Systemen.

Dieses Ergebnis wurde in mehreren Studien repliziert: So haben Moslem u. a. (2023) ebenfalls gezeigt, dass die Performance von LLMs für *High-Resource Languages* sehr vielversprechend ist, wohingegen dies bei *Low-Resource Languages* nicht der Fall ist. Darüber hinaus untersuchten sie, inwiefern der MÜ-Output von LLMs (insbesondere GPT-3.5) durch In-Context-Learning verbessert werden kann. Ihre Untersuchung ergab, dass das Few-Shot-Prompting mit Fuzzy Matches (Übersetzungsbeispiele, bei denen Segmente des Ausgangstextes eine hohe Ähnlichkeit zu den Segmenten des zu übersetzenden Zieltext aufweisen) zu besseren Ergebnissen führte als das Few-Shot-Prompting mit zufälligen Beispielen (d.h. Beispiele, die keine Ähnlichkeit zum Zieltext aufweisen). Übersetzungen ohne Prompting (Zero-Shot-Translation) schnitten am schlechtesten ab (Moslem u. a. 2023: p. 229). Zudem zeigten sie auf, dass beim Inkludieren von Glossareinträgen im Prompt die Terminologie häufiger erfolgreich in den Text übernommen wurde als es bei Zero-Shot- und Few-Shot-Übersetzungen ohne das Bereitstellen von Terminologie der Fall war (Moslem u. a. 2023: p. 232). Der Vergleich von GPT-3.5 und GPT-4 hat zudem gezeigt, dass mit GPT-4 zwar eine bessere Zero-Shot-Übersetzungsqualität erzielt wurde, die Qualität von Few-Shot-Übersetzungen jedoch mit beiden Modellen ähnlich war (Moslem u. a. 2023: p. 233).

Raunak u. a. (2023) untersuchten, ob GPT-4 für automatisches Post-Editing von MÜ-Output eingesetzt werden kann. Hierfür forderten sie das Tool auf, Verbesserungsvorschläge für eine vorgefertigte Übersetzung zu liefern und anschließend den post-editierten Zieltext zu produzieren. Sie kamen zu dem Ergebnis, dass die post-editierte Version von GPT-4 deutlich besser war als die nicht post-editierte Version. Dies galt sowohl für Übersetzungen ins Englische (DE-EN, ZH-EN) als auch für Übersetzungen in andere Zielsprachen (EN-DE, EN-ZH). Darüber hinaus untersuchten sie, wie viele der Verbesserungsvorschläge tatsächlich vom Tool in die finale Zieltextversion eingearbeitet wurden. Sie zeigten, dass GPT-3.5 turbo deutlich weniger Vorschläge auch tatsächlich implementiert als GPT-4 und schlussfolgern, dass GPT-4 in dieser Hinsicht vertrauenswürdiger ist. Auch Jiao u. a. (2023) kamen zu dem Schluss, dass die Übersetzungsqualität

durch den Einsatz von GPT-4 deutlich verbessert werden kann, und das auch für Sprachen aus unterschiedlichen Sprachfamilien. Dass GPT-4 mit anderen state-of-the-art NMT-Systemen mithalten und teilweise sogar besseren Output liefern kann, zeigten [Manakhimova u. a. \(2023\)](#) auch für die Sprachenpaare DE-EN und EN-DE.

Interessante Ergebnisse zum Einsatz von LLMs lieferten auch die Studien von [Popovic u. a. \(2024\)](#) und [Castilho u. a. \(2023\)](#). [Popovic u. a. \(2024\)](#) untersuchten die Auswirkungen von fehlerhaften Ausgangstexten (z.B. Texte mit Rechtschreib-, Grammatik-, oder Ausdrucksfehlern) auf die Qualität von maschinellen Übersetzungen. Hierbei gingen sie der Frage nach, ob die Fehler im Zieltext übernommen oder korrigiert werden. Bei den Ausgangstexten handelte es sich um Amazon-Rezensionen, die aus dem Englischen ins Kroatische, Russische und Finnische übersetzt wurden, und zwar von konventionellen MÜ-Systemen und ChatGPT. Die Studie ergab, dass die Fehler von ChatGPT deutlich häufiger korrigiert wurden als von konventionellen MT-Systemen ([Popovic u. a. 2024](#): p. 22). Dennoch bereiten insbesondere Rechtschreibfehler und informelle Konstruktionen sowohl ChatGPT als auch MÜ-Systemen Probleme und führen häufig zu Übersetzungsfehlern (z.B. falsche Übersetzung, Auslassung etc.). Insgesamt kamen sie zu dem Ergebnis, dass ChatGPT in Hinblick auf die Tolerierung von Fehlern im Ausgangstext „robuster“ ([Popovic u. a. 2024](#): p. 24) ist als konventionelle MÜ-Systeme.

[Castilho u. a. \(2023\)](#) untersuchten hingegen, wie MÜ-Systeme mit kontextbezogenen Übersetzungsproblemen wie lexikalischer Ambiguität, grammatischem Geschlecht, Referenzen, Ellipsen und Terminologie umgehen, wenn die Lösung für dieses Problem in einer längeren Kontextspanne gegeben wird. Die Studie wurde mit Sprachen aus unterschiedlichen Sprachfamilien durchgeführt, und zwar mit deutschen, portugiesischen, irischen und chinesischen Texten. Der Vergleich von konventionellen NMT-Systemen (Google Translate, DeepL und Microsoft Bing) und ChatGPT-3 zeigte, dass ChatGPT zwar insgesamt besser abschnitt; die Performance für das Irische jedoch unabhängig von der auftretenden Übersetzungsherausforderung häufig schlechter war als die Performance der NMT-Systeme. Angesichts dessen, dass Irisch zu den *Low-Resource Languages* zählt, stimmt dieses Ergebnis ebenfalls wieder mit dem Ergebnis von [Hendy u. a. \(2023\)](#) überein. Zudem zeigte die Studie, dass die Position des Kontextes (vor oder nach dem problematischen Wort) keinen Einfluss auf die Ergebnisse hatte.

Darüber hinaus wurde auch bereits untersucht, inwiefern ChatGPT auch im Bereich der intralingualen Übersetzung eingesetzt werden kann. [Deilen u. a. \(2023\)](#) ließen 30 juristisch-administrative Texte von ChatGPT aus dem Standarddeutschen in Leichte Sprache übersetzen. Die Analyse des Outputs, in welcher

Korrektheit des Inhalts, Verständlichkeit und syntaktische Komplexität evaluiert wurden, ergab allerdings, dass die von ChatGPT erstellten Texte zwar leichter als die Standardtexte, jedoch nachwievor nicht leicht genug waren und zudem die gängigen Leichte-Sprache-Regeln nicht eingehalten wurden. Zudem wurde der Inhalt nicht immer korrekt wiedergegeben.

3.3 Auswirkungen auf das Berufsbild und die übersetzerische Ausbildung

Lee (2024) beschäftigt sich mit der Frage, welche Auswirkungen die technologischen Entwicklungen und damit einhergehend der „Paradigmenwechsel“ (Lee 2024: p. 13) auf das Berufsbild von Übersetzer*innen haben werden. Es besteht Konsens darüber, dass LLMs Übersetzer*innen (noch) nicht ersetzen können, da sie nachwievor fehleranfällig und nicht zuverlässig genug sind und darüber hinaus keine „ethische Verantwortung“ (Lee 2024: p. 12) übernehmen können. Beim Einsatz von MÜ-Tools wie DeepL nimmt der Übersetzende heutzutage vermehrt die Rolle des Post-Editors ein. ChatGPT hingegen kann – aufgrund der Möglichkeit des Promptings – nicht nur als Übersetzer, sondern zugleich auch als Post-Editor fungieren. Das wiederum hat zur Folge, dass Humanübersetzer*innen nicht von Übersetzer*innen zu Post-Editor*innen werden, sondern eher zu „Post-Post-Editor*innen“ (Lee 2024: 13). Eine wichtige Kompetenz von Übersetzer*innen ist somit neben der Post-Editing- auch die Prompt-Engineering-Kompetenz. Der immer weiter voranschreitende technologische Wandel und Paradigmenwechsel kann schließlich dazu führen, dass Übersetzer*innen alles machen außer übersetzen (Lee 2024: 13). Lee (2024) geht davon aus, dass Übersetzer*innen vermehrt die Rolle einer zweisprachigen Berater*in oder Projektmanager*in einnehmen werden. Übersetzen wird somit vermehrt zu einer *cross-cultural-communication* bzw. einem *interpersonal and interactional event* und somit Teil der interkulturellen Kommunikation. Übersetzende benötigen hierfür ein komplexes, umfangreiches Repertoire an Fähigkeiten, u. a. logistische, verwaltungstechnische und zwischenmenschliche Fähigkeiten. Aufgrund dessen stellt Lee (2024) auch in Frage, ob die derzeit recht statischen Kriterien zur Bewertung von Übersetzungsklausuren in der Übersetzer*innenbildung überhaupt noch zeitgemäß sind. Er plädiert neben der Anpassung von Prüfungsformen auch dafür, die neu erforderlichen Kompetenzen in die Studieninhalte und somit in das „Toolkit“ (Lee 2024: p. 17) der Übersetzer*innen zu integrieren. Als Kernkompetenzen nennt er Recherchekompetenzen, also das Wissen darüber, wie man die Zuverlässigkeit von Informationen und Informationsquellen bewertet, technologische Kompetenzen, d.h. die Arbeit mit digitalen

Texten und deren Empfang, Bearbeitung und Übermittlung an Kunden, sowie Dienstleistungskompetenzen, d.h. die Abwicklung eines Übersetzungsauftrags.

Die Potentiale von LLMs für die Übersetzungsbranche werden auch von **Siu (2023)** untersucht. Als Vorteile von ChatGPT gegenüber konventionellen MÜ-Systemen nennen sie die Fähigkeit, die Bedeutung eines Ausdrucks in unterschiedlichen Kontexten zu erklären, was bei polysemen Wörtern, die je nach Kontext eine andere Bedeutung haben, relevant ist. Darüber hinaus ist es möglich, sich kulturspezifische Ausdrücke und fachspezifische Termini erklären zu lassen. Im Bereich des Fachtextübersetzens kann es zudem hilfreich sein, sich eine vereinfachte Textzusammenfassung ausgeben zu lassen. Im Unterschied zu konventionellen MÜ-Tools ist es auch möglich, sich mehrere Übersetzungsvorschläge generieren zu lassen, so dass der Text nicht nur als *draft* fungiert, sondern dem Übersetzenden zugleich auch als Inspiration dient. Weitere Anwendungsmöglichkeiten sind Fehlererkennung, Grammatikprüfung und Revision. Diese Vorteile von ChatGPT gegenüber anderen MÜ-Tools sind insbesondere auf die Fähigkeit der interaktiven Übersetzung zurückzuführen. Die Nutzer*innen arbeiten nicht mit einem finalen vom Tool generierten Output, sondern können sich durch den Dialogmodus den Output erneut vom Tool überarbeiten und je nach spezifischen Vorgaben anpassen lassen. Mit diesen einzelnen Instruktionen kann das Produkt somit *step by step* verbessert werden.

4 Anwendungen und Erfahrungen in Didaktik

Im folgenden Kapitel wird näher auf Erfahrungen im Umgang mit LLMs im Übersetzungsunterricht und der Übersetzungspraxis eingegangen. Dies wird an einem praktischen Beispiel aus dem Unterricht illustriert. Zwischen Herbst 2023 und Frühling 2024 wurden am Mailänder Institut für Dolmetschen und Übersetzen Altiero Spinelli mit knapp 30 Studierenden aus Masterstudiengängen und 10 Dozierenden mit unterschiedlichen Sprachkombinationen Workshops zur Nutzung von LLMs als Hilfsmittel beim Übersetzen organisiert.

Zunächst erhielten die Teilnehmer*innen (Studierende und Dozierende) eine allgemeine theoretische Einführung und es wurden die Grundregeln des Prompt-Engineering vermittelt:

1. Klare Definition der Aufgabe.
2. Komplexe Aufgaben in einfachere Unteraufgaben unterteilen.
3. Sich nicht mit dem ersten Ergebnis zufrieden geben und die Unterschiede ständig überprüfen.

4. Dem Chatbot so viel Kontext wie möglich und Zeit zum „Denken“ geben.
5. Sich vom Chatbot helfen lassen, das Prompt-Engineering zu verbessern.

Sie wurden aufgefordert sich mit den Anleitungen von OpenAI¹ und von RWS Group Limited² vertraut zu machen. Danach sollten sich die verschiedenen Gruppen innerhalb ihrer Kurse einer oder mehrerer der folgenden Aufgaben widmen:

- Entwicklung eines Repertoires von Beispielen wie LLMs zur Verbesserung des Übersetzungsprozesses genutzt werden können.
- Erstellung einer Prompt-Bibliothek mit allgemein nützlichen Prompts.
- Entwicklung von Übungs-, Unterrichts- und Prüfungsmaterialien.
- Erstellung eines Leitfadens zur Nutzung von LLMs im Übersetzungsprozess.
- Beurteilung des Nutzens von LLMs im Übersetzungsprozess.

Die Teilnehmer*innen sollten die frei zugänglichen LLMs wie ChatGPT, Gemini oder Perplexity AI befragen, um herauszufinden, wie diese sie in ihrer Tätigkeit unterstützen können (als Übersetzungsprofis, -studierende bzw. -dozierende). Auf die Frage „Wie kannst du Übersetzende in ihrer Tätigkeit unterstützen?“ gab ChatGPT z.B. folgende Antworten:

1. Automatisierte Übersetzungen: Schnelle Vorübersetzungen.
2. Terminologie und Konsistenz: Terminologie-Extraktion und Erstellung von Glossaren.
3. Qualitätssicherung: Korrekturlesen und stilistische Anpassungen.
4. Kulturelle und kontextuelle Anpassungen: Kulturelle Anpassungen und Kontextanalysen.
5. Recherche und Informationsbeschaffung: Hintergrundrecherche und Synonymvorschläge.
6. Projektmanagement: Zeiteffizienz und Textanalysen.
7. Lernen und Weiterbildung: Sprachpraxis und Musterbeispiele.

¹<https://platform.openai.com/docs/guides/prompt-engineering>

²Introduction to Linguistic Prompt Design Training for Everyone - Linguistic Prompt Design Training for Everyone (rws.com)

Studierende und Dozierende wurden aufgefordert mit den in ihren Kursen behandelten Texten einige der genannten Kompetenzen im Übersetzungsprozess zu testen. In einem Abschlusstreffen sollten die Teilnehmenden den Nutzen der LLMs für verschiedene Zwecke spontan evaluieren.

Zusammenfassend wurden LLMs als reine Übersetzungstools ähnlich wie NMT-Systeme betrachtet, obwohl sie tendenziell mehr „Halluzinationen“ aufweisen. Besonders geschätzt wurden die LLMs jedoch als Hilfsmittel zur Textanalyse vor der Übersetzung, als lexikalisch-terminologische Verständnishilfe (Wörterbuchfunktion), zur Erstellung von Zusammenfassungen, als Korrektur- bzw. Post-Editing-Tool, zur Anpassung von Sprachregistern oder Terminologie sowie zur Vereinfachung von Texten. Sie wurden auch als nützlich für die Erstellung von Taxonomien und als erste Anlaufstelle für Hintergrundinformationen (z.B. als Wikipedia-Ersatz) angesehen. Eine Schwachstelle ist die geringe Zuverlässigkeit bzw. Transparenz der Quellen, auf die sich die Outputs stützen. Einige Teilnehmende betonten jedoch, dass Perplexity AI in dieser Hinsicht überlegen sei. Die Dozierenden fanden LLMs auch nützlich als Hilfsmittel für die Erstellung von Präsentationen, zur Einholung von Tipps zur Kursgestaltung, zur Erstellung von Übungen und Texten zur Fokussierung auf bestimmte Merkmale bzw. Probleme und als Hilfsmittel bei der Korrektur.

Was die Leistungsnachweise betrifft, besteht Konsens darüber, dass traditionelle Übersetzungsaufgaben weitgehend überholt sind. Der Trend verlagert sich von der Beurteilung des Endprodukts hin zur kritischen Beurteilung des Übersetzungsprozesses, bzw. den verschiedenen Prozessschritten.

Tabelle 1 illustriert die Beispiele von Prompts, die in verschiedenen Phasen des Übersetzungsprozesses (wie z.B. Textanalyse, Vorgabe von Terminologie, usw.) integriert werden können.

In (1) wird auch ein konkretes Beispiel für die Verbesserung einer Übersetzung durch detaillierte Prompts gegeben. Im ersten Prompt wird das LLM aufgefordert, den Ausgangstext zu übersetzen. Im zweiten Prompt werden dem Sprachmodell noch weitere Restriktionen und Anweisungen gegeben. Aus den in den Outputs illustrierten Texten wird deutlich, dass das detaillierte Prompting zu einer verbesserten Übersetzung führt. Das deutet darauf hin, dass die Informationen in Prompts eine große Rolle spielen und dass die Ausformulierung von geeigneten Prompts für den Übersetzungsprozess sehr wichtig ist.

(1) Verbesserung einer Übersetzung mittels Prompts

Ausgangstext *Tradition, die man schmeckt. Seit 1885 werden im Weingut Hallenbach, nun schon in der fünften Generation, edle Weine geschaffen. Durch diese lange kellerwirtschaftliche Tradition erfuhr das Weingut*

Tabelle 1: Prompt-Beispiele nach verschiedenen Phasen des Übersetzungsprozesses

Phasen des Übersetzungsprozesses	Mögliche Prompts
1. Textanalyse	Was sind die sprachlichen, inhaltlichen und kommunikativen Merkmale? Was ist der Zweck des Textes? Welche Probleme könnten bei der Übersetzung auftreten?
2. Allgemeine Übersetzung	Übersetze den Text [Ausgangstext] in [Zielsprache].
3. Adaption der Übersetzung	Übersetze [Quelltext] in [Zielsprache]. Der zu übersetzende Text ist [Textart]. Das Zielpublikum der Übersetzung sind [Zielgruppe]. Der Tonfall der Übersetzung sollte [Tonfall/Sprache] sein. Er erscheint in [Medium].
4. Revision	Führe eine Revision der Übersetzung durch, um sicherzustellen, dass sie den ursprünglichen Text genau widerspiegelt. Ausgangstext: [...] Übersetzung: [...]
5. Bewertung	Bewerte die folgende Übersetzung, die als Leistungsnachweis in einem Übersetzungskurs erstellt wurde, nach den folgenden Kriterien: 1) Bedeutung der Übersetzung 2) Grammatik 3) Stil und Flüssigkeit 4) Wortschatz 5) Kohärenz, Kohäsion und innere Logik Ausgangstext: [...] Zu bewertende Übersetzung: [...]
6. Erkennung von Übersetzungss Stolpersteinen	Erstelle eine Tabelle der Wörter und Ausdrücke im folgenden Text, die schwer zu übersetzen sind. Gib die folgenden Informationen an: Begriff, Wortart, Satz aus dem Text [...]
7. Vorgabe von Terminologie/Lexik	Verwende diese Wortpaare, um die Übersetzungsaufgaben zu optimieren: [Wort Ausgangssprache] = [Wort Zielsprache] [Wort Ausgangssprache] = [Wort Zielsprache]

überregionale Anerkennung. Wir bewirtschaften ausschließlich schieferdurchsetzte Steilhänge in den besten Lagen von Zell. Das Weingut umfasst insgesamt 4,5 Hektar Weinberge, in denen hauptsächlich Riesling, jedoch auch Spätburgunder und Dornfelder angebaut werden. Der Riesling, die edelste Weißweinsorte der Welt, bildet den Grundstock dieser feinen Weine.

Prompt 1 Übersetze den Text ins Englische.

Output 1 *Tradition You Can Taste. Since 1885, noble wines have been created at the Hallenbach Winery, now in its fifth generation. Through this long tradition of cellar management, the winery has gained recognition beyond the region. We exclusively cultivate slate-infused steep slopes in the best locations of Zell. The winery comprises a total of 4.5 hectares of vineyards, primarily growing Riesling, as well as Spätburgunder and Dornfelder. Riesling, the noblest white wine variety in the world, forms the foundation of these fine wines.*

Prompt 2 Übersetze denselben Text ins Englische unter

Berücksichtigung der folgenden Aspekte:

- Es handelt sich um einen Marketingtext für eine Website.
- Lokalisere die englische Übersetzung für nicht-deutsche Leser.
- „Weingut Hallenbach“ ist der Name des Unternehmens: übersetze ihn nicht ins Englische.
- Sei kreativ in Bezug auf Wortwahl und Satzstruktur.
- Du musst der deutschen Syntax nicht strikt folgen.
- Wichtig ist, dass die Bedeutung des ursprünglichen Textes genau ins Englische übertragen wird.
- Vermeide nominale Sätze.
- Verwende kürzere Sätze.
- Bevorzuge Verben anstelle von Nomen, wo möglich.
- Berücksichtige SEO³.

Output 2 *Savor Tradition Since 1885. For over 130 years, Weingut Hallenbach has crafted premium wines, passed down through five generations. This deep-rooted tradition has earned us recognition well beyond our region. We focus on cultivating steep, slate-rich slopes in Zell's top vineyards. Our 4.5 hectares are primarily planted with Riesling, the world's most celebrated white grape, alongside select Spätburgunder and Dornfelder vines. At Weingut Hallenbach, Riesling*

³SEO=Search Engine Optimisation

stands at the core of our fine wines, delivering unmatched flavor and elegance. Discover the essence of tradition in every sip.

Die zweite Version zeigt eine deutlich bessere Anpassung an ein internationales, nicht-deutschsprachiges Publikum. Sie ist optimiert für das Web, mit einem flüssigeren und ansprechenderen Stil. Die Satzstruktur ist klarer und weniger verschachtelt. Zudem wurde der Titel kreativ angepasst, um Aufmerksamkeit zu erzeugen. SEO-relevante Schlüsselwörter wie „Riesling“ und „Weingut Hallenbach“ wurden hervorgehoben, während unnötige Füllwörter vermieden wurden.

Kommentar
aus
Beispiel
ausge-
gliedert

5 Fazit

Im Fazit sollen, basierend auf den obigen Ausführungen, die Auswirkungen für die Übersetzer*innenausbildung abgeleitet werden.

In vielen Übersetzungsabteilungen wird diskutiert, wie der Umgang mit LLMs in die Lehrpläne integriert werden sollte und ob LLMs in Prüfungen und Abschlussarbeiten erlaubt sein sollten. Darüber hinaus stellt sich die Frage, wie sie richtig eingesetzt werden können, um den Übersetzungsprozess zu unterstützen und die Fähigkeiten von Studierenden zu verbessern. Wie schon nach dem Erscheinen der NMT-Systeme, erzeugen LLMs gemischte Gefühle in der Didaktik und in der Praxis: Verwunderung und Begeisterung, aber auch Skepsis, Desorientierung und sogar Angst. Denn einerseits können Produktivität und Qualität verbessert werden, andererseits besteht aber das Risiko, dass bestimmte menschliche Tätigkeiten, insbesondere viele „klassische Übersetzungsarbeiten“, überflüssig werden. Schon vor dem Durchbruch von LLMs wurde beobachtet, wie sich die Rollen, Aufgaben und Kompetenzen in der Übersetzungsbranche verändern. Anstatt *from scratch* zu übersetzen, gehen die Aufgaben mehr und mehr in Richtung Adaption, Post-Editing, Qualitätskontrolle und Gutachten, Transkreation, Sprachdatenmanagement, Testen von Tools oder Beratung für mehrsprachige Kommunikation (Bernardini & Miličević Petrović 2021, Massey u. a. 2022 und Riediger & Galati 2023). Der Umgang mit LLMs ist mittlerweile zu einer dieser neuen Kompetenzen geworden.

Die Nutzung von LLMs erfordert somit technologische sowie sprachliche, fachliche und kulturelle Kenntnisse. Erfahrungen zeigen, dass der Einsatz von LLMs sowie der von MÜ eine Anleitung der Nutzenden erfordert, um Missbrauch und Fehlanwendungen zu vermeiden. Daher sollten Studierende frühzeitig in einem reflektierten Umgang mit diesen Technologien geschult werden. Der Einsatz von

LLMs sowie von MÜ erfordert somit eine gezielte Anleitung durch Lehrkräfte, um einen effektiven Lerneffekt zu erzielen.

KI und MÜ sollten daher nicht nur „erlaubt oder verboten“ werden, sondern aktiv in die Lehre integriert werden, um Missbrauch und negative Gewohnheiten zu vermeiden. Eine mögliche Herausforderung besteht nämlich darin, dass Übersetzer*innen sich zu sehr auf LLMs verlassen könnten, was zu einer Abnahme der eigenen Übersetzungsfähigkeiten führen kann.

Studierende sollten bereits auf Bachelor-Niveau und hier nicht nur in Technologiekursen, sondern vielmehr in allen Übersetzungskursen zu einem reflektierten Umgang mit MÜ und KI angeleitet werden.

Literatur

- Bawden, Rachel & François Yvon. 2023. Investigating the translation performance of a large multilingual language model: The case of BLOOM. In Mary Nurminen, Judith Brenner, Maarit Koponen, Sirkku Latomaa, Mikhail Mikhailov, Frederike Schierl, Tharindu Ranasinghe, Eva Vanmassenhove, Sergi Alvarez Vidal, Nora Aranberri, Mara Nunziatini, Carla Parra Escartín, Mikel Forcada, Maja Popovic, Carolina Scarton & Helena Moniz (Hrsg.), *Proceedings of the 24th annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 157–170. Tampere, Finland: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2023.eamt-1.16>.
- Bernardini, Silvia & Maja Miličević Petrović. 2021. *Toward a new profile for twenty-first century language specialists: Industry, institutional and academic insights*. UPSKILLS Intellectual Output 1.2. Techn. Ber. Zenodo. DOI: [10.5281/zenodo.5030873](https://doi.org/10.5281/zenodo.5030873).
- Castilho, Sheila, Clodagh Quinn Mallon, Rahel Meister & Shengya Yue. 2023. Do online machine translation systems care for context? What about a GPT model? In Mary Nurminen, Judith Brenner, Maarit Koponen, Sirkku Latomaa, Mikhail Mikhailov, Frederike Schierl, Tharindu Ranasinghe, Eva Vanmassenhove, Sergi Alvarez Vidal, Nora Aranberri, Mara Nunziatini, Carla Parra Escartín, Mikel Forcada, Maja Popovic, Carolina Scarton & Helena Moniz (Hrsg.), *Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 393–417. Tampere, Finland: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2023.eamt-1.39>.

- Deilen, Silvana, Sergio Hernández Garrido, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Christiane Maaß. 2023. Using ChatGPT as a CAT tool in Easy Language translation. In Sanja Štajner, Horacio Saggio, Matthew Shardlow & Fernando Alva-Manchego (Hrsg.), *Proceedings of the second workshop on text simplification, accessibility and readability*, 1–10. Varna, Bulgaria: INCOMA Ltd., Shoumen, Bulgaria. <https://aclanthology.org/2023.tsar-1.1>.
- Hendy, Amr, Mohamed Abdelrehim, Amr Sharaf, Vikas Raunak, Mohamed Gabr, Hitokazu Matsushita, Young Jin Kim, Mohamed Afify & Hany Hassan Awadalla. 2023. *How good are GPT models at machine translation? A comprehensive evaluation*. DOI: [10.48550/arXiv.2302.09210](https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09210).
- Jiao, Wenxiang, Wenxuan Wang, Jen-tse Huang, Xing Wang, Shuming Shi & Zhaopeng Tu. 2023. *Is ChatGPT a good translator? Yes with GPT-4 as the engine*. DOI: [10.48550/arXiv.2301.08745](https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.08745).
- Krüger, Ralph. 2023. Artificial intelligence literacy for the language industry – with particular emphasis on recent large language models such as GPT-4. *Lebende Sprachen* 68(2). 283–330. DOI: [10.1515/les-2023-0024](https://doi.org/10.1515/les-2023-0024). (27 Mai, 2024).
- Lee, Tong King. 2024. Artificial intelligence and posthumanist translation: ChatGPT versus the translator. *Applied Linguistics Review* 15(6). 2351–2372. DOI: <https://doi.org/10.1515/applirev-2023-0122>.
- Manakhimova, Shushen, Eleftherios Avramidis, Vivien Macketanz, Ekaterina Lapshinova-Koltunski, Sergei Bagdasarov & Sebastian Möller. 2023. Linguistically motivated evaluation of the 2023 state-of-the-art machine translation: Can ChatGPT outperform NMT? In Philipp Koehn, Barry Haddow, Tom Kocmi & Christof Monz (Hrsg.), *Proceedings of the eighth conference on machine translation*, 224–245. Singapore: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/2023.wmt-1.23](https://doi.org/10.18653/v1/2023.wmt-1.23).
- Massey, Gary, Elsa Huertas-Barros & David Katan (Hrsg.). 2022. *The human translator in the 2020s*. London: Routledge. DOI: [10.4324/9781003223344](https://doi.org/10.4324/9781003223344).
- Moslem, Yasmin, Rejwanul Haque, John D Kelleher & Andy Way. 2023. Adaptive machine translation with large language models. *arXiv preprint arXiv:2301.13294*.
- Popovic, Maja, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Maarit Koponen. 2024. Effects of different types of noise in user-generated reviews on human and machine translations including ChatGPT. In Rob van der Goot, JinYeong Bak, Max Müller-Eberstein, Wei Xu, Alan Ritter & Tim Baldwin (Hrsg.), *Proceedings of the Ninth Workshop on Noisy and User-generated Text (w-NUT 2024)*, 17–30. San Ġiljan, Malta: Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/2024.wnut-1.3>.

- Raunak, Vikas, Amr Sharaf, Hany Hassan Awadallah & Arul Menezes. 2023. Leveraging GPT-4 for automatic translation post-editing. *arXiv preprint arXiv:2305.14878*.
- Reineke, Detlef. 2023. Terminologearbeit mit ChatGPT & Co. *edition 1*. 25–27.
- Riediger, Hellmut & Gabriele Galati. 2023. La traduzione nell'era dell'IA: Nuovi ruoli, nuove competenze, nuova formazione. *mediAzioni* 39. A35–A54. DOI: [10.6092/issn.1974-4382/18786](https://doi.org/10.6092/issn.1974-4382/18786).
- Siu, Sai Cheong. 2023. ChatGPT and GPT-4 for professional translators: Exploring the potential of large language models in translation. *SSRN*. DOI: [10.2139/ssrn.4448091](https://doi.org/10.2139/ssrn.4448091).
- Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser & Illia Polosukhin. 2023. *Attention Is All You Need*. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- Vilar, David, Markus Freitag, Colin Cherry, Jiaming Luo, Viresh Ratnakar & George Foster. 2023. Prompting PaLM for translation: Assessing strategies and performance. In Anna Rogers, Jordan Boyd-Graber & Naoaki Okazaki (Hrsg.), *Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 15406–15427. Toronto, Canada: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/2023.acl-long.859](https://doi.org/10.18653/v1/2023.acl-long.859).
- Zhang, Biao, Barry Haddow & Alexandra Birch. 2023. *Prompting large language model for machine translation: A case study*. arXiv: 2301.07069 [cs.CL]. <https://arxiv.org/abs/2301.07069>.
- Zhao, Wayne Xin, Kun Zhou, Junyi Li, Tianyi Tang, Xiaolei Wang, Yupeng Hou, Yingqian Min, Beichen Zhang, Junjie Zhang, Zican Dong, Yifan Du, Chen Yang, Yushuo Chen, Zhipeng Chen, Jinhao Jiang, Ruiyang Ren, Yifan Li, Xinyu Tang, Zikang Liu, Peiyu Liu, Jian-Yun Nie & Ji-Rong Wen. 2023. *A survey of large language models*. <https://arxiv.org/abs/2303.18223>.
- Zhou, Ce, Qian Li, Chen Li, Jun Yu, Yixin Liu, Guangjing Wang, Kai Zhang, Cheng Ji, Qiben Yan, Lifang He, Hao Peng, Jianxin Li, Jia Wu, Ziwei Liu, Pengtao Xie, Caiming Xiong, Jian Pei, Philip S. Yu & Lichao Sun. 2023. *A comprehensive survey on pretrained foundation models: A history from BERT to ChatGPT*. <https://arxiv.org/abs/2302.09419>.

Kapitel 7

Grundlagen des Post-Editings

Jean Nitzke

Universitetet i Agder, Norwegen

In diesem Kapitel zu Post-Editing (PE) Grundlagen werde ich zunächst den Begriff definieren und festhalten, was beim PE wichtig ist. Dabei wird ein Fokus auf unterschiedliche PE Richtlinien liegen (Light und Full PE), insbesondere unter Beachtung der DIN ISO 18587. Außerdem werde ich darauf eingehen, wie sich MÜ zum Post-Editing in Translation-Memory-Umgebungen einbetten lässt. Abschließend werde ich diskutieren, welche Fehler bei neuronaler MÜ am häufigsten vorkommen, was man bei verschiedenen Textsorten beachten muss und welche ethischen Aspekte berücksichtigt werden müssen.

Maschinelle Übersetzung (MÜ) kann für verschiedene Szenarien genutzt werden. So nutzen wir MÜ im Alltag häufig nur zur Informationsgewinnung, was auch als *Gisting* bezeichnet wird, oder zur Kommunikation mit anderen (s. auch Kapitel 9 zum computergestütztem Dolmetschen). Im professionellen Kontext wird MÜ aber häufig genutzt, um den Übersetzungsprozess zu beschleunigen und günstiger zu machen. Damit maschinell übersetzte Texte veröffentlicht werden können, müssen diese nachbearbeitet werden. Dieser Prozess wird als Post-Editing (PE) bezeichnet. Beim PE handelt es sich um die Überarbeitung von MÜ durch Humanübersetzer:innen entsprechend vorgegebener Richtlinien und Qualitätskriterien (O'Brien 2011: 197).

Verschiedene Faktoren spielen für einen erfolgreichen PE-Prozess eine Rolle und nicht alle Ausgangstexte sind gleichermaßen für das PE geeignet. Daher werden wir im Folgenden Ausgangstexte, PE-Richtlinien, Entscheidungen im PE-Prozess und ethische Aspekte diskutieren. Für eine ausführliche Einführung in das PE siehe Nitzke & Hansen-Schirra (2021).



1 Ausgangstexte

Traditionell wurden unterschiedliche Fachgebiete und die damit einhergehenden Textsorten als mehr oder weniger geeignet für MÜ und PE eingeschätzt. So wurden beispielsweise technische Texte als besonders geeignet eingestuft, da sie oft sehr standardisiert sind und teilweise die Ausgangstexte bereits in kontrollierter Sprache geschrieben werden. Aber auch andere Fachtexte, die Regeln folgen und weniger Platz für Kreativität lassen, wurden als geeigneter für MÜ und PE eingestuft, besonders wenn das MÜ-System mit den passenden Texten trainiert wurde. Kreativere Textsorten, die mehr sprachliche Flexibilität aufweisen, galten hingegen als eher ungeeignet.

Diese Unterscheidung ist weiterhin nicht grundlegend falsch. Jedoch liest sich die Ausgabe von neuronalen MÜ-Systemen viel flüssiger als die Texte, die früher durch statistische Systeme generiert wurden. Entsprechend ist die Ausgabe von Allgemeinsprache mittlerweile auch ziemlich gut, zumindest auf den ersten Blick. So können Touristeninformationen beispielsweise bereits ganz gut von der Maschine übersetzt sein und beim Post-Editing müssen nur noch einige Schrauben gedreht werden, um einen funktionierenden Zieltext zu erhalten. Auf der anderen Seite sind die maschinellen Übersetzungen von Texten wie Gedichte oder Werbeslogans oftmals weiterhin eher unbrauchbar – wobei hier natürlich die Frage bleibt, ob es sich um eine offizielle Übersetzung handeln soll, die veröffentlicht wird, oder man nur interessehalber Informationen über den Inhalt erhalten möchte. Neue Möglichkeiten können hier Large Language Models bieten, die durch gezielteres Prompting flexibler Zieltexte generieren können oder beim kreativen Prozess unterstützen können.

Die bisherigen Überlegungen beziehen allerdings nur sprachliche Aspekte ein. Wenn wir uns nun die verschiedenen Textsorten bezüglich der Risiken betrachten, die durch mögliche Fehler im Zieltext entstehen können, sieht das Bild anders aus. Beim Übersetzen können generell unterschiedliche Risiken entstehen, angefangen bei eingeschränkter Kommunikation oder Rufschädigung, da Fehler im Text unprofessionell wirken können oder den Leser:innen fehlerhafte Informationen übermittelt werden. Wenn für ein Hotel beispielsweise eine fehlerhaft übersetzte Werbebroschüre gedruckt und verbreitet wird, kann das Hotel dadurch potenziell Kund:innen verlieren und einen schlechten Ruf erlangen. Wenn wir nun aber an Fachtexte denken, können die entstehenden Risiken durchaus weitgreifender sein. Ein mangelhaftes Handbuch kann dazu führen, dass ein Gerät falsch installiert wird und dann nicht ordnungsgemäß funktioniert oder gar durch fehlerhafte Handhabung oder Installation beschädigt wird. Ein Fehler in einer Packungsbeilage kann nicht nur dazu führen, dass das Medikament nicht

richtig wirkt und beim Patient keine Besserung der Symptome eintritt, es können auch Leben gefährdet werden. Canfora & Ottmann (2015) beschreiben ausführlich die unterschiedlichen Risikoparameter beim Übersetzen und entwerfen ein Risikobewertungssystem für Texte und deren Übersetzungen. Je höher das Risiko, desto mehr Qualitätssicherungsmaßnahmen sollten in Betracht gezogen werden. Wenn die Zieltexte publiziert werden sollen, gelten diese Annahmen beim PE natürlich genauso. Hinzu kommen aber noch weitere Risiken wie Datensicherheit und andere Cyberrisiken (s. Kapitel 11 zu Risiken). Daher muss beim PE ganz klar definiert sein, wofür der Zieltext genutzt werden soll, welche Qualität der Text haben soll und welche Qualitätssicherungsmaßnahmen angewandt werden sollen.

2 PE-Richtlinien und Einbindung von MÜ in den PE-Prozess

Ähnlich wie bei der traditionellen Humanübersetzung, ist es wichtig für Post-Editor:innen zu wissen, nach welchen Kriterien post-edited werden soll. Während bei einem Übersetzungsauftrag unter anderem Zieltextleser:innen, Publikationsform, Register definiert werden können, muss beim Post-Editing zusätzlich noch vorgegeben werden, welche Aspekte überarbeitet werden sollen und welchen Qualitätsanspruch der Zieltext haben soll. Diese Richtlinien können individuell für jedes Unternehmen und jedes PE-Projekt entwickelt werden. Traditionell wird hier grob zwischen *Full* und *Light Post-Editing* unterschieden. Schauen wir uns zunächst die PE-Regeln an, wie sie von TAUS 2016 zum ersten Mal vorgeschlagen wurden (Massardo u. a. 2016). *Light PE* entspricht einer „ausreichenden“ Zieltextqualität. Was hiermit gemeint ist, ist dass der im Zieltext dargestellte Inhalt korrekt ist und dass der Text die gleiche Bedeutung hat. Der Zieltext ist also verständlich und präzise. Allerdings kann der Text weiterhin sprachliche Mängel enthalten, solange diese nicht die Verständlichkeit beeinträchtigen. Beim *Full PE* sollen Zieltexte entstehen, die der Qualität einer Humanübersetzung vergleichbar sind. D. h. der Zieltext ist nicht nur inhaltlich richtig und präzise, sondern auch stilistisch passend und sprachlich korrekt.

Einige Regeln für *Full* und *Light PE* überschneiden sich also, wie beispielsweise, dass der Inhalt des Ausgangstextes korrekt wiedergegeben werden muss und dass so viel wie möglich von der MÜ genutzt werden soll. Hinsichtlich Terminologie, Grammatik oder Zeichensetzung hingegen unterscheiden sich die Regeln. Während im *Full PE* Terminologie konsistent verwendet werden soll und Grammatik und Zeichensetzung korrekt sein sollen, müssen diese Art Fehler im *Light*

PE nicht verbessert werden, solange der Inhalt trotz der Fehler vermittelt werden kann.

Die DIN ISO 18587 (DIN 2018: 1) widmet sich dem „Posteditieren maschinell erstellter Übersetzungen“, dient als Handreichung für vollständiges humanes PE, also Full PE, und bezieht sich ausschließlich auf Inhalte, „die von MÜ Systemen verarbeitet wurden“. Informationen zu Light und automatischem PE (Do Carmo u. a. 2021) lassen sich in der Norm im Anhang finden, stehen aber nicht im Fokus. Als intendierte Nutzer:innen der Norm werden Übersetzungsdienstleister:innen, deren Kund:innen und Posteditor:innen genannt.

Als sinnvoll wird der Einsatz von MÜ und PE bei engem Zeitrahmen, geringem Budget oder Dokumenten eingeschätzt, die sonst nicht übersetzt werden würden. Laut Norm sind die Vorteile von PE, dass sie die Übersetzungskosten senken, die Produkteinführung oder den Informationsfluss beschleunigen, die Übersetzungsproduktivität steigern und Durchlaufzeiten verkürzen können. Durch die Kostenreduktion können Unternehmen potenziell wettbewerbsfähig bleiben. Im Einführungsbeitrag der Norm wird aber auch klar festgehalten, dass

kein MÜ System [existiert], dessen Ergebnisse qualitativ an das der Humanübersetzung heranreichen kann. Daher hängt die Qualität des endgültigen Übersetzungsergebnisses vom Humanübersetzer ab und vor diesem Hintergrund seiner Kompetenz auf dem Gebiet des Posteditierens.

Im Folgenden werden dann Prozesse bei PE-Projekten besprochen, inklusive Vorbereitung, Produktion und Nachbereitung. Außerdem werden Kompetenzen (Überlegungen dazu finden sich auch im Kapitel 15) und Qualifikationen von Posteditor:innen besprochen. Dabei wird festgehalten, dass Übersetzungsdienstleister:innen sicherstellen müssen, dass diese Kompetenzen und Qualifikationen vorhanden sind. Des Weiteren werden Full PE-Anforderungen dargelegt. Die englische Originalfassung ISO:1857 ist momentan unter Bearbeitung und wird durch die ISO/CD 18587 ersetzt werden (Stand: Juli 2025).

PE kann grob gesehen auf zwei Weisen durchgeführt werden: Entweder der Ausgangstext wird als Ganzes maschinell übersetzt und dann nachbearbeitet oder das PE geschieht im CAT-Tool, in dem der Text dann i. d. R. zunächst segmentiert und dann maschinell übersetzt wird. In der Praxis werden MÜ-Systeme meistens im Translation-Memory-System eingebunden (Nitzke u. a. 2024). Das heißt, dass die MÜ neben Full und Fuzzy Matches aus dem Translation Memory als eine weitere Quelle für Übersetzungsvorschläge gilt. Die MÜ wird vorgeschlagen und oftmals automatisch eingefügt, wenn kein Match aus dem Translation Memory vorhanden ist oder ein gewisser Match-Wert unterschritten wird. Die

meisten MÜ-Systeme können dann entweder direkt für ein Projekt aktiviert werden oder werden wie ein weiteres Translation Memory hinzugefügt.

3 Entscheidungen im PE-Prozess

Wie wir schon im ersten Abschnitt andiskutiert haben, müssen für PE-Projekte verschiedene Entscheidungen getroffen sowie Vor- und Nachteile abgewogen werden, die darüber hinausgehen, ob ein MÜ-System vorhanden ist und ob Geld oder Zeit gespart werden soll.

In einem ersten Artikel (Nitzke u. a. 2019) haben wir einen Entscheidungsbaum mit Fragen aufgestellt, die für ein Übersetzungsprojekt von Bedeutung sind und hauptsächlich mit „ja“ oder „nein“ beantwortbar sind. Die Fragen können für jedes Projekt individuell beantwortet werden und enden an einer projektspezifischen Empfehlung, die entweder dazu rät, keine MÜ zu verwenden, Full oder Light PE-Regeln anzuwenden oder gar ganz auf das PE zu verzichten.

Dieses erste Modell hat sich anhand der Literatur und Diskussionen im Feld orientiert. Um die Praktikabilität des Modells auf den Prüfstand zu stellen, haben wir in einer Interviewstudie 19 Entscheidungsträger:innen aus der Industrie gefragt, welche Abwägungen sie in ihren Projekten tätigen und was für sie ausschlaggebend ist. Anhand der Ergebnisse haben wir unser Modell weiterentwickelt (siehe Abbildung 1 sowie Nitzke u. a. 2024 und Hansen-Schirra u. a. 2024).

Die erste zu beantwortende Frage ist, ob der Ausgangstext an sich für MÜ und PE geeignet ist. Dazu gehören Abwägungen bezüglich Sensibilität der Informationen im Text, Risiken, die der Text mit sich bringt, aber auch Textsorte, Sprachkombination oder Fachgebiet. Wenn alle Überlegungen dafür sprechen und der Ausgangstext als geeignet für MÜ und PE eingestuft werden kann, stellt sich als nächstes die Frage, ob ein verlässliches MÜ-System vorhanden ist, idealerweise als Plug-In für das verwendete Translation Memory-System, da alle von uns Befragten bestätigten, dass sie PE im Translation Memory-System durchführen. Als verlässlich kann das MÜ-System eingeschätzt werden, wenn es sicher ist und für die Sprachkombination und das jeweilige Fachgebiet brauchbare Ergebnisse liefert. Wenn eine dieser beiden ersten Fragen, mit „nein“ beantwortet werden muss, ist von MÜ und PE abzuraten.

Wenn aber auch die zweite Frage mit „ja“ beantwortet werden kann, gilt es nun auszuloten, welche Zieltextqualität erreicht werden soll. Wenn der Zieltext beispielsweise nur zur Informationsgewinnung, also zum „Gisting“, dienen soll, kann es sein, dass die rohe maschinelle Übersetzung bereits ausreicht. Wenn der

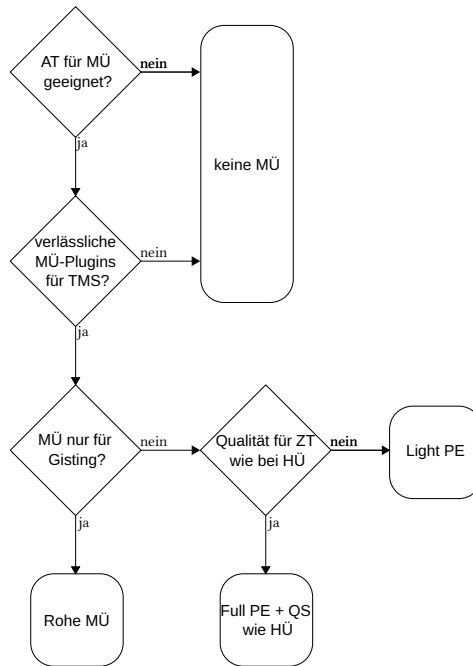


Abbildung 1: Entscheidungsmodell nach (Hansen-Schirra u. a. 2024: 108)

Zieltext inhaltliche korrekt, die Gesamtqualität allerdings nicht ausgefeilt sein muss, können Light PE-Richtlinien reichen. Wenn die Zieltextqualität ähnlich oder gleich der einer Humanübersetzung sein soll, werden Full-PE-Richtlinien plus gegebenenfalls weitere Qualitätssicherungsmaßnahmen wie bei einer Humanübersetzung von Nöten sein. Viele der Teilnehmenden in unserer Interviewstudie haben berichtet, dass sie auch bei PE-Projekten Qualitätssicherungs- und Revisionsschritte mit einplanen, dass PE hier der Humanübersetzung also gleichgestellt ist.

Das Entscheidungsmodell in Abbildung 1 kann natürlich nur als eine Orientierungshilfe verstanden werden, da jedes Projekt individuell betrachtet werden muss und man entsprechend bei Abweichungen zu anderen finalen Entscheidungen kommt. Wichtig ist jedoch festzuhalten, dass zum einen sich nicht jedes Übersetzungsprojekt für die Nutzung von MÜ und PE eignet, zum anderen aber auch dass Kosten- und Zeitfragen nicht die einzigen oder wichtigsten sein können, die bei der Entscheidungsfindung gestellt werden dürfen.

4 Ethische Fragen

Die Diskussionen, welchen Einfluss Technologien auf den Übersetzungsmarkt haben und wie sich der Markt zukünftig entwickeln wird, sind groß. Die meisten professionellen Übersetzer:innen werden sich einig darin sein, dass die Maschine weiterhin nicht die Übersetzungsqualität liefert, die für viele professionelle Übersetzungsaufträge erwartet wird. Dennoch scheint dies einem Laienpublikum oftmals nicht ganz so ersichtlich und viele Übersetzer:innen berichten von einem spürbaren Preisdruck.

Daher werden in den letzten Jahren auch vermehrt ethische Aspekte bezüglich Translation und Technologie diskutiert (siehe z. B. [Bowker 2020](#) oder [Moorkens 2022](#)), angefangen beim Copyright. Um MÜ- und KI-Systeme trainieren zu können, braucht es Unmengen an sprachbezogenen Daten und Paralleltexten. Wem gehören diese übersetzten Texte nun aber und sollten Übersetzer:innen nicht davon profitieren, wenn ihre Übersetzungen von globalen Unternehmen zum Training ihrer Systeme genutzt werden? [Moorkens & Lewis \(2019\)](#) diskutieren diese Frage ausführlich. Ein weiteres Thema ist, dass KI- und MÜ-Systeme Stereotypen oder veraltete Sprache reproduzieren, da die Trainingsdaten beispielsweise keine genderneutrale Sprache hergeben. Aber auch welchen Einfluss die Nutzung von MÜ und KI auf die Umwelt hat, wird zunehmend diskutiert (mehr dazu im Kapitel 11).

[Moorkens u. a. \(2024\)](#) stellen sich die Frage, welche Aspekte eigentlich wichtig sind, um eine nachhaltige Nutzung von MÜ und PE garantieren zu können. Sie übertragen dafür drei Aspekte auf die Übersetzungsbranche: Menschen, Planet und Leistung. Mit Menschen sind nicht nur diejenigen gemeint, die die Arbeit durchführen, sondern alle am Übersetzungsprozess Beteiligte, von den Übersetzer:innen, Posteditor:innen und Auftraggeber:innen bis hin zu den Zieltextrezipient:innen. Des Weiteren gestaltet sich ein nachhaltiger Prozess umweltschonend (Aspekt: Planet). Außerdem sollte bei Leistung nicht nur an ökonomischen Profit und geringe Kosten gedacht werden, sondern auch an Humankapital, Sozialkapital und Naturkapital.

5 Zusammenfassung

Im Idealfall sollten sowohl Übersetzer:innen als auch Kunden an der Nutzung von MÜ für PE-Projekte gewinnen. Die Übersetzer:innen gewinnen daran, dass sie mehr Text umsetzen können, während die Auftraggeber an geringerem Wortpreis profitieren. Jedoch ist in der Praxis die Rechnung oftmals nicht ganz so einfach. Für jedes PE-Projekt sollten die Qualitätserwartungen an den Zieltext klar

sein, und Textsorten, Ressourcen, Risiken und Qualitätserwartungen sollten in den Entscheidungsprozess einfließen. Entsprechend können PE-Richtlinien für die Posteditor:innen erarbeitet werden.

Literatur

- Bowker, Lynne. 2020. Translation technology and ethics. In Kaisa Koskinen & Nike K. Pokorn (Hrsg.), *The Routledge handbook of translation and ethics*, 262–278. London: Routledge.
- Canfora, Carmen & Angelika Ottmann. 2015. Risikomanagement für Übersetzungen. *trans-kom* 8(2). 314–346.
- DIN. 2018. *DIN ISO 18587 Übersetzungsdienstleistungen - Posteditieren maschinell erstellter Übersetzungen - Anforderungen (ISO 18587:2017)*.
- Do Carmo, Félix, Dimitar Shterionov, Joss Moorkens, Joachim Wagner, Murhaf Hossari, Eric Paquin, Dag Schmidtke, Declan Groves & Andy Way. 2021. A review of the state-of-the-art in automatic post-editing. *Machine Translation* 35. 101–143.
- Hansen-Schirra, Silvia, Jean Nitzke, Carmen Canfora & Dimitrios Kapnas. 2024. Eine Interviewstudie zu Postediting-Prozessen und ihre Implikationen für die Zukunft einer Branche. In Christoph Rösener, Carmen Canfora, Torsten Dörflinger, Felix Hoberg & Simon Varga (Hrsg.), *Übersetzen im Wandel: Wie Technologisierung, Automatisierung und Künstliche Intelligenz das Übersetzen verändern*, 97–110. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Massardo, Isabella, Jaap van der Meer, Sharon O'Brien, Fred Hollowood, Nora Aranberri & Katrin Drescher. 2016. *TAUS MT post-editing guidelines*. Techn. Ber. Amsterdam. <https://www.taus.net/think-tank/articles/postedit-articles/taus-post-editing-guidelines> (16 März, 2017).
- Moorkens, Joss. 2022. Ethics and machine translation. In Dorothy Kenny (Hrsg.), *Machine translation for everyone: Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 18), 121–140. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.6653406](https://doi.org/10.5281/zenodo.6653406).
- Moorkens, Joss, Sheila Castilho, Federico Gaspari, Antonio Toral & Maja Popović. 2024. Proposal for a triple bottom line for translation automation and sustainability: An editorial position paper. *Journal of Specialised Translation* (41). 2–25.
- Moorkens, Joss & Dave Lewis. 2019. Copyright and the re-use of translation as data. In *The Routledge handbook of translation and technology*, 469–481. London: Routledge.

- Nitzke, Jean, Carmen Canfora, Silvia Hansen-Schirra & Dimitrios Kapnas. 2024. Decisions in projects using machine translation and post-editing: An interview study. *The Journal of Specialised Translation* (41). 127–148.
- Nitzke, Jean & Silvia Hansen-Schirra. 2021. *A short guide to post-editing* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 16). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.5646896](https://doi.org/10.5281/zenodo.5646896).
- Nitzke, Jean, Silvia Hansen-Schirra & Carmen Canfora. 2019. Risk management and post-editing competence. *The Journal of Specialised Translation* 31(1). 239–259.
- O'Brien, Sharon. 2011. Towards predicting post-editing productivity. *Machine Translation* 25(3). 197–215. DOI: [10.1007/s10590-011-9096-7](https://doi.org/10.1007/s10590-011-9096-7).

Kapitel 8

Begriffliche Grundlagen der Softwarelokalisierung

Alexander Behrens

Universität Leipzig

Softwarelokalisierung war zu Beginn der ersten Globalisierungswelle in den achtziger Jahren eine Tätigkeit, die technisches Verständnis voraussetzte und entsprechend von nur wenigen Übersetzungsdienstleistern erbracht wurde, alternativ von Tandems, die sich aus Übersetzungsdienstleistern und Entwicklern zusammensetzten. Dass Softwarelokalisierung zu einem Massenmarkt werden konnte, liegt weniger an einer gestiegenen IT-Expertise unter Translatoren denn an der Tatsache, dass die Softwareentwicklung Werkzeuge und Dienstleister (namentlich Lokalisierungsingenieure) hervorgebracht hat, die dem Translator die extralinguistische Seite der Softwarelokalisierung abnehmen. Diese Entwicklung hat den Begriff der Softwarelokalisierung zunehmend verzerrt. Eine begriffliche Bestandsaufnahme wird umso nötiger, je leistungsfähiger und paternalistischer die Werkzeuge werden. Gegenstand vorliegenden Beitrags soll die am Rohprodukt Software erbrachte menschliche Dienstleistung sein.

1 Globalisierung (G11N)

Der Terminus GLOBALISIERUNG, abgekürzt auch mit dem Numeronym G11N für *globalization*, bezeichnet im GILT-Paradigma alle auf die Erschließung von Auslandsmärkten abzielenden unternehmerischen Aktivitäten.¹ Aufgabenfelder der Globalisierung sind u. a. Standortentwicklung, Finanzplanung, Entwicklungsplanung, Marktforschung, Vertriebs- und Lieferantenmanagement. Dieser Globalisierungsbegriff hat keinen fachlichen Bezug zum Produkt Software und existiert

¹Die Abkürzung GILT umfasst die vier Begriffe Globalisierung – Internationalisierung – Lokalisierung – Translation (siehe [Fry & Lommel 2003](#): 6).



losgelöst von den übrigen drei Begriffen des GILT-Paradigmas. Dass er trotzdem Eingang ins Begriffssystem gefunden hat, wird vornehmlich terminographischen Überlegungen geschuldet gewesen sein, denn bis dahin wurden die Ausdrücke *Globalisierung* und *Internationalisierung* uneinheitlich verwendet, oft genug synonymisch. Eine normative Gegenüberstellung der zwei war aus damaliger Sicht also durchaus sinnvoll.

2 Internationalisierung (I18N)

Der Terminus INTERNATIONALISIERUNG, abgekürzt I18N für *internationalization*, wird in der Literatur bis heute uneinheitlich verwendet und entzieht sich deswegen einer allgemeingültigen Definition (siehe hierzu Behrens 2016: 45–64). Dies mag nicht zuletzt der Tatsache geschuldet sein, dass unterschiedliche Produkte unterschiedlich internationalisiert werden müssen. Bei der Betrachtung materieller wie immaterieller Produkte lassen sich grob zwei Internationalisierungstypen unterscheiden: Lokalisierbarkeit und Universalität.

2.1 Internationalisierungstypen

2.1.1 Internationalisierungstyp Lokalisierbarkeit

Der am stärksten beanspruchte Internationalisierungsbegriff beinhaltet jenen Entwicklungsschritt, der ein Produkt für die Lokalisierung (zum Begriff siehe Abschnitt 3) vorbereiten – es also lokalisierbar machen – soll. Vertreter dieses Internationalisierungsbegriffs sind u. a. Schmitz & Wahle (2000) sowie Fry & Lommel (2003: 14). Göpferich (2002: 343–366) bespricht diesen Begriff unter der Bezeichnung *Internationalisierung mit dem Ziel einer anschließenden Lokalisierung (Fall b)*. Diese Form der Internationalisierung wird vorzugsweise durch eine modulare Gestaltung des Produkts erreicht: Ein marktneutraler Produktkern wird von marktabhängigen Komponenten technologisch getrennt. Ein auf diese Weise modularisiertes Produkt kann ohne Interferenzen zwischen den einzelnen Gewerken – zwischen jenen, die am Produktkern arbeiten und jenen, die für dessen marktabhängige Komponenten zuständig sind – entwickelt, verändert und produziert werden.

2.1.2 Internationalisierungstyp Universalität

Ein anderer, in der Literatur etwas vernachlässigter Internationalisierungsbegriff beinhaltet das Überflüssigmachen des Lokalisierungsschritts. Göpferich (2002:

340–342) bespricht diesen Begriff unter der Bezeichnung *Internationalisierung ohne anschließende Lokalisierung (Fall a)*. Diese Form der Internationalisierung wird durch Eliminierung marktabhängiger Merkmale im Produkt erreicht. Universalität entsteht etwa durch den Verzicht auf verbale Informationen, wie wir es von Icons und Piktogrammen kennen.

2.2 Internationalisierung von natürlicher Sprache

2.2.1 Internationalisierungstyp Lokalisierbarkeit

Internationalisierung von natürlicher Sprache bedeutet im Lokalisierungskontext zunächst allgemein die Herstellung von Übersetzungsgerechtigkeit durch den Einsatz kontrollierter Sprache. Je nach Regelwerk mag Übersetzungsgerechtigkeit etwa die Absenkung des Präsuppositions-niveaus, die Vermeidung von Implikationen, Realia, Regionalismen, Idiolektismen und Suprasegmentalia bedeuten, ferner Konnotationsfreiheit, die Einhaltung lexikalischer und syntaktischer Verbote und Konsistenz im Fachlichkeitsgrad. Internationalisierung von natürlicher Sprache ist schließlich auch die Sicherstellung terminologischer Eineindeutigkeit und Konsistenz in der Bedienoberfläche und in der Beziehung zwischen der Bedienoberfläche und den Hilfeseiten eines Programms.

Zur Verwendung von kontrollierter Sprache in Softwareoberflächen äußern sich Beste (2006: 53–55) und O'Brien (2019).

2.2.2 Internationalisierungstyp Universalität

Das Prinzip der Universalität kommt zunächst überall dort zur Anwendung, wo auf eine Lingua franca ausgewichen wird; es kann aber ebenso auf Nomina propria angewandt werden. Weil der Glaubenssatz „Nomen est omen“ auch für zufällige Assoziationen gilt, sollten Produktnamen möglichst universal sein (*culturally sensitive branding*), was u. a. die Freiheit von lautlicher Ähnlichkeit mit ungewollten Botschaften einschließt. Manche Hersteller unterziehen ihre Produkte deswegen vor der internationalen Vermarktung einer sprachlichen Unbedenklichkeitsprüfung.

2.3 Internationalisierung von Software

2.3.1 Nicht internationalisierte Software

Bis in die siebziger Jahre hinein wurden Ausgabestrings noch explizit in der Quelltextdatei hinterlegt – sie wurden hartkodiert. In nicht internationalisier-

ter Software finden Datenspeicherung und Datenverarbeitung also in einer und derselben Datei statt wie in Listing 8.1 illustriert:

```
write("Hallo, Welt!");
```

Listing 8.1: Beispiel für Hartkodierung in Pseudocode

In diesem Beispiel ist `write()` die Ausgabefunktion und deren Argument `Hallo, Welt!` der Ausgabestring. Hartkodierung war in der Entwicklungsphase gewiss komfortabel, machte die Wartung und das Projektmanagement im Zuge der Globalisierung aber zunehmend unbeherrschbar und teuer, weil nach jeder Modifikation das Programm neu lokalisiert werden musste.

2.3.2 Internationalisierte Software

Aus solchen Erfahrungen, die keineswegs nur, aber eben auch die Lokalisierung betrafen, begann man, Software modellhaft in Schichten zu organisieren (Internationalisierungstyp Lokalisierbarkeit, siehe Abschnitt 2.1.1). In den nun folgenden Überlegungen soll von einer dreischichtigen Architektur ausgegangen werden mit ...

1. einer Präsentationsschicht, umfassend jene Dateien, die für die Darstellung am Ausgabegerät zuständig sind (Typographie- und Layoutinformationen);
2. einer Geschäftslogik-Schicht, umfassend jene Dateien, die für die logische Verarbeitung zuständig sind (QUELLTEXTDATEIEN) und
3. einer Datenschicht, umfassend die von der Software benötigten persistenten Daten (RESSOURCEN).

Zu den Ressourcen und damit zur Datenschicht gehören auch die Ausgabestrings, mithin das, woran hauptsächlich Translatoren arbeiten. Ressourcen können Datenbanken oder Dateien sein. Im letzteren Fall spricht man von RESOURCE-DATEIEN oder, wenn es um regionsabhängige Dateien geht, auch von *Lokalisierungsdateien*. Da, wie in Abschnitt 4.1 noch auszuführen sein wird, in der Softwarelokalisierung unterschiedliche Gewerke und Denktraditionen aufeinandertreffen, darf man sich hier allerdings auf terminologische Abenteuer gefasst machen. Bei Trados Studio heißen die Resource-Dateien *Projektdateien*, bei memoQ *zu übersetzende Dokumente*. (Das Wort „Ressource“ ist bei diesen Werkzeugen Dateien und Technologien vorbehalten, die den Translator bei seiner Arbeit unterstützen: TMs, Termbanken, MÜ, Autokorrektur-Tools etc.). Auch in der Entwicklung haben die Projekte jeweils eigene Hausterminologien. Bei GNU gettext

heißen die Resource-Dateien *message catalogs*, bei Apple werden sie je nach Format *string catalogs* oder *strings dictionaries* genannt, bei KDE *dictionary files*, bei Qt *translation files* oder *translation sources*, bei Mozilla Fluent *translation lists*.

2.3.2.1 Datenspeicherung (Resource-Datei) Die Ausgabestrings verbleiben bei internationalisierter Software also nicht in der Quelltextdatei, sondern werden in Resource-Dateien ausgelagert. Dies geschieht meist getrennt nach Kultur, im Falle eines Dateisystems sinnvollerweise eine Kultur pro Ordner oder Datei, seltener mehrere Kulturen in einer Datei. Die **locale**-neutrale Identifikation eines Ausgabestrings erfolgt hier über einen Bezeichner, der **SCHLÜSSEL** genannt wird.² Der unter diesem Schlüssel in der Resource-Datei gespeicherte String heißt **WERT**. Entsprechend nennt man den Datensatz einer so strukturierten Resource-Datei **KEY-VALUE-PAAR** (Listings 8.2 und 8.3) und die Datei **KEY-VALUE-DATEI**. Als Resource-Dateien kommen flache Formate wie Java Properties, Objective-C Strings oder gettext Portable Object, aber auch hierarchische Formate wie XML, JSON oder YAML zum Einsatz, die nach der translatorischen Bearbeitung zum Teil noch in ein Binärformat übersetzt oder in eine Programmbibliothek eingebunden werden.

```
string_1 = Hallo, Welt!
```

Listing 8.2: Key-Value-Paar in einer deutschen Ressource

```
string_1 = Hello, world!
```

Listing 8.3: Key-Value-Paar in einer englischen Ressource

In diesen Beispielen ist `string_1` der Schlüssel, das Gleichheitszeichen der Zuweisungsoperator und `Hallo, Welt!` resp. `Hello, world!` der Wert.

2.3.2.2 Datenaufruf (Quelltextdatei) In der Quelltextdatei eines internationalisierten Programms steht anstelle des Ausgabestrings eine Lookup-Funktion, die diesen String in der Resource-Datei des aktuell eingestellten **Locale** zunächst nachschlagen muss. Die Identifikation des Strings erfolgt, wie oben gesagt, über einen Schlüssel, der der Funktion mitgegeben werden muss (Listing 8.4). Der Rückgabewert der Lookup-Funktion ist der aufgelöste Ausgabestring.

```
write(lookup("string_1"))
```

Listing 8.4: Aufruf in einer internationalisierten Quelle (Pseudocode)

²Zum Locale-Begriff siehe Abschnitt 3.1.

In diesem Aufruf ist `write()` die Ausgabefunktion, deren Argument `lookup()` die Lookup-Funktion und wiederum deren Argument `string_1` der Schlüssel, unter dem der Ausgabestring in der Resource-Datei gespeichert ist.

3 Lokalisierung (L10N)

Der Terminus **LOKALISIERUNG**, abgekürzt auch **L10N** für *localization*, bezeichnet im GILT-Paradigma die Anpassung eines Produkts an einen regionalen Markt. Softwarelokalisierung ist entsprechend die Anpassung der Benutzerschnittstelle (englisch **USER INTERFACE**, **UI**) eines Computerprogramms.

3.1 Locale

Das Wort *localization* leitet sich von englisch *locale* ab, deutsch auch *Gebietsschema*. Der Terminus **LOCALE** bezeichnet das Einstellungsprofil eines Absatzmarkts. In einem solchen Einstellungsprofil wird marktabhängiger Content zusammengefasst. Für die Identifikation solcher Locales greifen die einzelnen Entwicklungsumgebungen auf teilweise generische, teilweise proprietäre Nomenklaturen zurück, z. B. `de_AT` für Deutsch / Region Österreich oder `de-AT` für Deutsch / Subsprache österreichisches Deutsch.

3.2 Zu lokalisierende Daten

3.2.1 Manuelle Ersetzungen

Manuell zu lokalisierende verbale Informationen sind beim Produkt Software vor allem Ausgabestrings und Zugriffstasten. Diese Eingriffe übernimmt im GILT-Paradigma der Translator (mehr hierzu Abschnitt 4). Manuell zu lokalisierende nonverbale Informationen können zunächst Schriftauszeichnungen sein. Das mag selbstverständlich klingen, ist es aber nicht, denn nach dem Prinzip der Trennung von Content und Format (Goldfarb & Rubinsky 1990: 567) gehören Stile in die Präsentationsschicht, sind also außerhalb der Reichweite des Translators definiert. Eine solche Trennung ist zweifellos gut gedacht, doch etwas zu kurz, beruht sie doch auf der irrigen Annahme, alle in einer Kultur üblichen typographischen Gestaltungsmittel – Laufweite, Kursivdruck, Unterstreichungen, Versalierung usw. – seien in einer anderen Kultur oder gar in einem anderen Schriftsystem in derselben Weise gebräuchlich oder auch nur vorhanden. Aus diesem Grund werden Schriftauszeichnungen zuweilen mit in die Ausgabestrings eingebettet und damit für die translatorische Bearbeitung zugänglich gemacht.

Bei unglücklich internationalisierter Software müssen u. U. auch Symbole, Farben und Schallereignisse manuell lokalisiert werden, nämlich immer dann, wenn diese nicht universal sind. Diese Aufgabe obliegt im GILT-Paradigma dem Lokalisierungsingenieur; fehlt ein solcher, so erfolgt deren Erledigung kollaborativ, je nach Projekt unter Einbeziehung des Translators, des Entwicklers und des Auftraggebers. Einen Eindruck über die Bandbreite kulturabhängiger Größen vermittelt [Heimgärtner \(2017: 17-19\)](#).

Dem Werkzeugcharakter von Software ist geschuldet, dass Benutzerschnittstellen gesetzlich stärker geregelt sind als Druckmedien, besonders etwa dann, wenn Fragen der Arbeits-, Verkehrs-, Patienten- oder Datensicherheit berührt sind. Die Anpassung von Software an unterschiedliche rechtliche und korporative Erfordernisse geschieht i. d. R. ebenfalls kollaborativ.

3.2.2 Automatische Ersetzungen

Es fällt aber auch Content an, der automatisch lokalisiert werden kann. Die hierfür benötigten Daten findet das Programm in einer Bibliothek. Eine solche Bibliothek mag die Lokalisierung u. a. der folgenden Größen übernehmen:

- wenn eine Single-Byte-Kodierung verwendet wird: Wahl der Codepage
- Sprachregeln
 - Schreibrichtung
 - Sortier- und Silbentrennungsregeln
 - Numerusregeln (mehr hierzu in Abschnitt [3.3.4](#))
 - Wahl der Wörterbücher für Rechtschreibprüfung, Autovervollständigung und Autokorrektur
- Layout
 - Tastaturbelegung
 - Bedien-Gesten (Bildschirmgesten, Raumgesten)
 - bei logographischen Schriftarten: Eingabeschema
 - im Desktop-Publishing (DTP): Papierformate
- Formatierungen
 - Grund- und Ordnungszahlen

- Aufzählungszeichen
 - Telefonnummern
 - Zeitangaben
 - Datumsangaben
 - Preisangaben
 - Adressangaben
- Kalenderfunktionen
 - Default-Zeitzone
 - Sommerzeitregelung
 - Festlegung des ersten Tags der Woche
 - Wochenend- und Feiertagsregeln
- Maßsysteme
 - Währungseinheiten
 - Temperatureinheiten
 - Geschwindigkeitseinheiten
 - Gewichtseinheiten
 - Längeneinheiten
 - Raumeinheiten

3.2.3 Hinzufügung und Unterdrückung von Content

Der Vollständigkeit halber ist darauf hinzuweisen, dass Lokalisierung nicht zwangsläufig die Ersetzung von Content sein muss; je nach regionalen Vorschriften müssen besonders in stark regulierten Anwendungen wie Luftfahrt und Medizintechnik auch Pflichtinformationen bzw. -features hinzutreten oder verbotener bzw. unüblicher Content unterdrückt bzw. aus dem Default genommen werden.

3.3 Organisation der Oberflächenstrings

3.3.1 Normalisierung

Komplexe Strings (Sätze oder Syntagmen) werden mitunter in einfachere (Wörter oder Wortverbindungen) zerlegt, wodurch zunächst Redundanzen entstehen, die in einem anschließenden, *Konsolidierung* genannten Schritt durch Zusammenlegen von Datensätzen eliminiert werden können. Die auf diese Weise entstehenden String-Fragmente können zur Laufzeit dann nach Bedarf zu Syntagmen bzw. Sätzen verkettet (*konkateniert*) werden. Das hilft Speicherplatz sparen, die lexikalische Konsistenz verbessern, kombinatorische Explosion vermeiden und das Volumen für den anschließenden Arbeitsschritt (Translation) senken. Eine mögliche Anwendung für die Normalisierung von Stringbeständen wäre eine Navigations-App, die eine praktisch unbegrenzte und vor allem nicht vorher-sagbare Auswahl möglicher Anweisungssequenzen generieren kann, wohingegen die Anzahl möglicher Anweisungsbausteine – „links/rechts halten/abbiegen“ etc. – durchaus begrenzt ist.

Die Konkatenation von Teilstrings ist eine logische Operation, erfolgt also in der Geschäftslogik eines Programms. Dies geschieht i. d. R. nach den Bedürfnissen der Ausgangssprache der Programmoberfläche, meistens Englisch. So sinnvoll die Normalisierung für die Datenhaltung sein mag – für den Lokalisierer bedeutet sie einen Verlust an Kontrolle über die Syntax und Morphologie in der Zielsprache. In den Abschnitten 3.3.2, 3.3.3 und 3.3.4 sollen Techniken vorgestellt werden, die dem Lokalisierer helfen können, einen Teil der Kontrolle zurückzugewinnen.

3.3.2 Interpolation von Teilstrings

Damit der Lokalisierer einen besseren Zugriff auf die Wortfolge in der Zielsprache bekommt, verzichten Entwickler zuweilen auf die Konkatenation von Strings und greifen zu einer alternativen Technik – der Interpolation von Strings. Bei dieser Technik werden Strings in andere Strings „eingeschoben“. Die Stelle, an der dies passieren soll, wird im aufnehmenden String durch eine als Platzhalter dienende Variable reserviert. Für die Notation solcher Platzhalter existieren in unterschiedlichen Sprachen unterschiedliche Konventionen. Oft ist es eine Indexzahl (z. B. {0}), ein sprechender Variablenname (*self-documenting identifier*, z. B. %{username}) oder ein sprechender Buchstabe für den jeweiligen Datentyp (*format specifier*, z. B. %s für *String*). Gemeinsam ist solchen Platzhalterausdrücken, dass sie durch Delimiter – geschweifte Klammern, Prozentzeichen, @-Zeichen, Ausrufezeichen oder eine Kombination daraus – ausgezeichnet sind.

3.3.3 Translation Scripting

Mit der Interpolation von Teilstrings bekommt der Translator Zugriff auf die Wortfolge, nicht jedoch auf die Genus-, Kasus- und Numeruskongruenz im Satz. Nach der Jahrtausendwende entstanden deswegen Überlegungen, wie man die Datenschicht befähigen kann, selbst Teile der logischen Verarbeitung zu übernehmen, namentlich dort, wo logische Beziehungen sprachspezifisch sind. Ein Beispiel ist (Illich 2003), dort noch unter der Bezeichnung *programmable UI translations*. Im Jahr 2008 schließlich lag für das KDE Framework 5 eine erste praxistaugliche, auf JavaScript basierende Architektur zum Skripten von Übersetzungen vor.³ Ausführlich wird dieses Konzept in (Behrens 2016: 137–152) vorgestellt, dort unter der auf das KDE Framework 5 zurückgehenden Bezeichnung TRANSLATION SCRIPTING. Beispiele für jüngere Scripting-Lösungen sind Mozilla Fluent und ICU MessageFormat.

3.3.4 Numerusregeln

Häufig sind in Platzhaltern Zahlen gespeichert. Wo eine erst zur Laufzeit entstehende Zahl andere Konstituenten im Satz regiert, ergeben sich Übersetzbarkeitsprobleme, da unterschiedliche Sprachen unterschiedlichen Rektionsregeln folgen. Im Gegensatz zur Technologie des Translation-Scripting, die sich in der Breitenanwendung bis heute nicht so recht durchsetzen konnte, sind Mechanismen für die Abbildung des Rektionsverhaltens von Zahlen, meist unter Schlagworten wie *pluralization*, *plural rules* oder *plural handling* diskutiert, in den gängigen Bibliotheken schon seit längerem Standard.⁴ Systematisch kategorisiert findet man die in den jeweiligen Sprachen anzutreffenden Rektionsmuster im CLDR (Common Locale Data Repository, siehe Unicode-Konsortium 2023). Hauptwerk des CLDR sind in LDML (Locale Data Markup Language, einem XML-Format) geschriebene Dateien mit **Locale**-Informationen, darunter eben auch solchen zum Rektionsverhalten von Zahlen.

4 Translation (T9N)

Der Terminus TRANSLATION, abgekürzt auch T9N für *translation*, bezeichnet im GILT-Paradigma den sprachmittlerischen Teil des Arbeitsschritts Lokalisierung.

³Private Kommunikation mit Chusslove Illich ab dem 09.12.2013.

⁴Das im Deutschen gebräuchliche Wort *Pluralregeln* trifft das Ansinnen nur schlecht und soll hier gemieden werden, denn es ist mit der Dichotomie Singular ↔ Plural eben nicht getan, wo eine Sprache Numerus-Kategorien aufweist, die in die genannte Dichotomie nicht so recht hineinpassen wollen (Paukal, Dual, Trial).

4.1 Arbeitsumgebungen

4.1.1 TMS (Translation-Memory-Systeme)

Die der Textverarbeitungs-Tradition verpflichteten TMS verarbeiten ein Dokument i. d. R. bei jeder Iteration *in toto*. Namensgebende Funktion eines TMS ist dessen Fähigkeit, sich Strings zu „merken“. Damit das TMS dies kann, muss es wertbasiert arbeiten. (Zum Begriff des Werts siehe die Ausführungen in Abschnitt 2.3.2.1.)

4.1.2 Non-TMS

Die aus der Welt des Software-Engineerings hervorgegangenen proprietären Ressourcen-Editoren setzen tendenziell auf eine inkrementelle Pflege des Datenbestands. Sie unterscheiden Oberflächenstrings nicht (wie TMS dies tun) nach bekannten und unbekannten, sondern nach erledigten und unerledigten. Damit können diese Arbeitsumgebungen in gewisser Weise als Gegenentwurf zum TMS verstanden werden, denn sie legen den Fokus eher aufs Vergessen denn aufs Merken. Hierfür müssen sie ein entsprechendes Veränderungsmanagement mitbringen. Ein solches Veränderungsmanagement wird schon aus Gründen der Ressourcenschonung nicht über Werte umgesetzt werden, sondern über Metadaten.

Eine vielleicht nicht mehr ganz zeitgemäße, aber immer noch praktizierte Vorgehensweise besteht darin, neue Strings zunächst in eine Template-Datei zu schreiben oder mit einem einfachen „Diff-Tool“ dorthin zu extrahieren. Eine solche Template-Datei kann nach der translatorischen Bearbeitung dann zurück in die Produktiv-Ressource gemergt werden.

4.1.3 Mischkonzepte

Jeder dieser zwei Wege hat seine Berechtigung. Vorteil des Übersetzungsspeichers ist, dass er projektübergreifend eingesetzt werden kann (eine Anforderung, auf die Softwareentwickler nicht unbedingt von selbst kommen) und überall dort, wo im Vorfeld der translatorischen Bearbeitung kein Veränderungsmanagement stattgefunden hat. Inkrementell – i. d. R. ohne TM – arbeitende proprietäre Umgebungen bewähren sich dagegen besser im Umfeld einer kontinuierlichen Entwicklung (eine Anforderung, an die zur Entstehung klassischer TMS noch nicht zu denken war). Unter Umständen bietet sich an, das eine zu tun, ohne das andere zu lassen, also inkrementell und mit TM zu arbeiten. Der Übersetzungseditor Poedit (mit dem Arbeitsformat POT ein klassisches Beispiel für den Weg über

eine Template-Datei) verfügt mittlerweile auch über ein TM. Eine andere Strategie verkörpert das Lokalisierungs-Tool Rigi (Abbildung 1). Rigi selbst arbeitet ID-basiert (also nicht wertbasiert) und gehört damit zur Klasse der Non-TMS. Aber es bietet Plugins für Trados und memoQ und erlaubt so eine Koexistenz beider Konzepte.

Dass die genannten zwei Konzepte in der Datenorganisation unterschiedliche Wege gehen, soll nicht über bestehende Gemeinsamkeiten in der Datenverarbeitung hinwegtäuschen. Immer wird im Translationsschritt eine ausgangssprachliche Resource-Datei sprachmittlerisch bearbeitet. Dies geschieht praktischerweise in einem vorgeparsten Dokument, ganz gleich, ob mit oder ohne TM gearbeitet wird.

4.2 Parsen der Datei

4.2.1 Dateistruktur definieren

Wie in Abschnitt 4.1 festgestellt, arbeitet ein TMS rein wertbasiert, also so, wie der mit ihm arbeitende Translator es auch tut. Schlüssel und andere Strukturdaten sind für die Datenorganisation in einem TMS überflüssig; für das menschliche Auge sind sie Rauschen.⁵ Entwickelte TMS haben Werkzeuge, mit denen sich Parser – im vorliegenden Kontext wird meist von FILTERN gesprochen – individuell herstellen und konfigurieren lassen. Der Filter sorgt dafür, dass ausschließlich Translatables ausgewertet werden und im Übersetzungseditor erscheinen, also Strukturdaten ausgeblendet werden und bei der Berechnung der Match-Raten unberücksichtigt bleiben.

Die schier unbegrenzt anmutende Vielfalt möglicher Resource-Formate mag auf den ersten Blick einschüchtern; tatsächlich aber ist das Spektrum der in solchen Dateien verwendeten Sprachen gar nicht so groß, und entsprechend gering die Anzahl der für die Formulierung von Filterregeln infrage kommenden Methoden:

1. Feldtrennzeichen-strukturierte Dateien (CSV, TSV etc.) werden je nach Tool graphisch oder mit regulären Ausdrücken definiert.
2. Flache Key-Value-Dateien (Properties, Strings etc.) und Quelltextdateien (PHP, JS etc.) werden sinnvollerweise mit regulären Ausdrücken definiert.

⁵Der für Matches > 100 % verwendete ID-basierte Kontext in memoQ stellt eine über das Konzept von TMS hinausgehende Beziehung dar und ändert nichts an der Wertbasiertheit von TMS.

3. XML-Dateien werden sinnvollerweise mit XPath definiert.
4. JSON-Dateien werden sinnvollerweise mit JSONPath definiert.

Es existieren auch Formate, die sich in den graphischen Dialogen von Filterassistenten nicht gut beschreiben lassen. Zu diesen Formaten gehören Plain-Text-Formate wie PO oder RTF, mittlerweile selten auch Binärformate wie DLL oder EXE. Bei ihnen wird man auf werkseitig ausgelieferte Filter zurückgreifen oder auf die Möglichkeit, Filter als Plugin einzubinden.

4.2.2 Eingebettete Strukturdaten definieren

In den Ausgabestring eingebettete Non-Translatables wie Platzhalter (s. o. Abschnitt 3.3.2) oder Auszeichnungs-Tags können in entwickelten CAT-Tools maskiert werden. Hierfür wird an den Filter für die Dateistruktur ein weiterer für eingebettete Elemente angehängt. Eine solche Maskierung erhöht den Lesekomfort bei der Bearbeitung im CAT-Tool und mindert das Risiko der Verletzung von Strukturdaten, die gerade bei XML recht ausladend sein können, ist aber natürlich nur sinnvoll, wenn solche Strukturdaten tatsächlich nicht bearbeitet werden müssen.⁶

4.3 Graphischen Kontext vorrendern

Die persistente Datenrepräsentation in den Resource-Dateien von Programmen liegt i. d. R. dekontextualisiert – weil ohne syntaktischen und graphischen Kontext – vor (Abschnitt 3.3). Dies macht Softwarelokalisierung inhaltlich wie sprachlich anfällig und ergonomisch aufwändig.

Früher, als Anwendungen nicht selten erst kompiliert und dann lokalisiert wurden, konnte man mit *visuellen Lokalisierungstools* (die bekanntesten unter ihnen RWS Passolo und Alchemy CATALYST) versuchen, die in der Ressourcen-sektion der ausgelieferten Binary immer noch im Klartext vorliegenden Strings (Accelerators, Dialoge, Menüs, Stringtables) und Layoutinformationen zu extrahieren und aus ihnen eine WYSIWYG-Vorschau zu erzeugen.⁷ Das erlaubte es dem Lokalisierer, im graphischen Kontext zu arbeiten.

⁶URLs werden selten zu übersetzen sein; sie sind es aber dort, wo eine zielsprachliche Version einer Webseite mit eigener URL existiert. Zur Bearbeitungsbedürftigkeit von Schriftauszeichnungen siehe Abschnitt 3.2.1.

⁷WYSIWYG ist die Abkürzung für *What You See Is What You Get* und bezeichnet vor allem in der Textverarbeitung eine Technologie zum Vorrendern des graphischen Endbildes eines Texts.

Aus heutiger Sicht mag verwundern, wie die Praxis, ein Produkt erst zu finalisieren und dann doch noch zu bearbeiten, sich derart bewähren konnte, dass sie eine eigene Werkzeugklasse hervorgebracht hat. Historisch lässt sich diese Tatsache aber erklären: Zum einen verstand man den Lokalisierungsschritt nicht von Beginn an als Teil des Entwicklungsprozesses (siehe hier beispielhaft [Esse-link 2003](#)), weswegen die Lokalisierung als Anschlussgewerk lange Zeit selbst zusehen musste, wie sie Zugang zu den Ressourcen bekam: Es blieb oft nur der über das fertige Produkt. Zum anderen kamen die klassischen CAT-Tools noch zur Jahrtausendwende für Lokalisierungsaufgaben nicht in Frage, weil sie kaum mehr als Office-Dateien verarbeiten konnten. Das ließ den Ruf nach einem dedizierten „Loctool“ laut werden. Offensichtlich war bei alledem ein Vorteil, der in den fertigen Binarys selbst lag: Diese hatten häufig alle zum Rekontextualisieren der fragmentierten Stringbestände nötigen Daten beisammen.

Heute, wo auch klassische CAT-Tools für Ressourcenformate der Softwareentwicklung bestens gerüstet sind, wo immer seltener statische Binarys zum Einsatz kommen, wo mehr interpretiert und mehr mit verteilten Anwendungen gearbeitet wird, müssen die überkommenen visuellen Lokalisierungstools als überholt gelten. Für Webanwendungen gibt es heute die Technologie des In-Context-Editing (ICE). Beim ICE arbeitet der Translator auf einem separaten Lokalisierungsserver, also nicht auf dem Produktivsystem, sehr wohl aber live in der laufenden Anwendung, und immer mit graphischem Kontext. Beispiele für ICE-Editoren sind Lokalise, Phrase oder Smartling. Diese Editoren integrieren zwei Systeme: eine allein dem Preview dienende Kopie der laufenden Anwendung (*Staging-Kopie*) und ein TM-System. Zwischen beiden vermittelt der ICE-Layer.

Mit ICE lassen sich freilich nur Anwendungen lokalisieren, die auf einem Server laufen können, also hauptsächlich Webanwendungen. Desktop-Anwendungen muss man deswegen aber noch nicht abschreiben. Einen interessanten Mittelweg geht nämlich XTM mit dem Visualisierungstool XTM Rigi. Im Unterschied zu den früheren visuellen Lokalisierungstools ist das in der Lage, aus Laufzeitdaten eine graphische Vorschau zu rendern, und im Unterschied zu den modernen ICE-Werkzeugen kann es WYSIWYG-Ansichten auch für Desktopanwendungen erzeugen. Rigi lässt zunächst die Anwendung in einem nativen Umfeld laufen und erzeugt dabei eine statische Zwischenschicht (*Capturing*). Beim Capturing entstehen die für die Previews erforderlichen Screenshots und die String-Ressourcen. Letztere sind XML-Dateien mit der Dateiendung RIF (*Rigi Intermediate Format*). Die RIF-Ressourcen können (anders als beim ICE) lokal mit dem eigenen CAT-Tool bearbeitet werden, sinnvollerweise freilich bevorzugt mit Trados Studio oder memoQ, weil Rigi neben dem hauseigenen Webeditor auch

Plugins für diese Tools anbietet. Im Falle eines Einsatzes von Trados oder memoQ findet der graphische Preview nicht im CAT-Tool selbst statt, sondern in einem separaten Client, dem Rigi Viewer. Der Rigi Viewer lädt die benötigten Screenshots vom Rigi-Server, dies entweder einmalig als Gesamtprojekt oder dynamisch in Echtzeit (im letzteren Fall wie beim ICE über einen *Staging-Server*), und gibt im Übersetzungsprozess den für die jeweilige Translation Unit benötigten Screenshot aus. Ein Beispiel für so eine Ausgabe zeigt Abbildung 1.

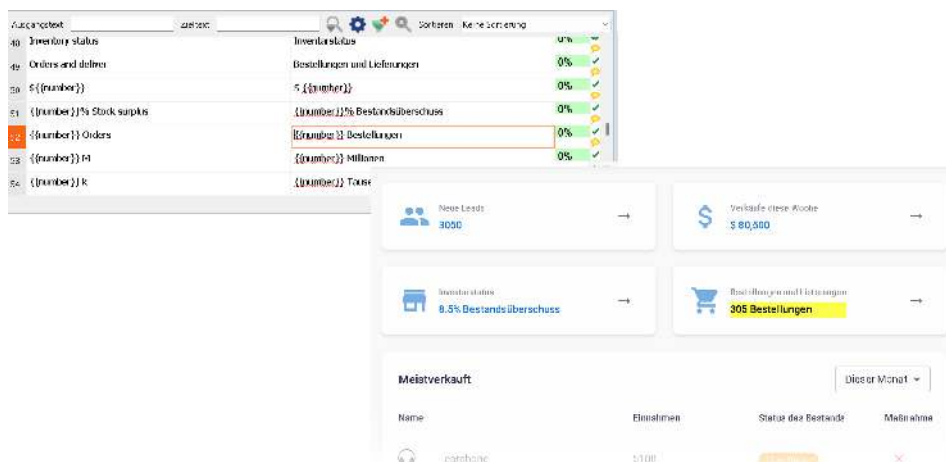


Abbildung 1: Oberflächenstrings im Editor von memoQ; vorne: graphischer Preview in Rigi Viewer (Ausschnitt)

Beide Lösungen – ICE und der statische Zwischenschritt von Rigi – sind im Einsatz natürlich etwas aufwändiger, weil der Anbieter zunächst die Anwendung in einem nativen Umfeld zum Laufen bringen und sich in sie einklinken muss. Sie sind in diesem Sinne nicht nur ein Softwareprodukt, sondern auch eine Dienstleistung.

Literatur

Behrens, Alexander. 2016. *Lokalisierbarkeit von user-interface-strings. Übersetzerische Aspekte der Internationalisierung und Lokalisierung von Software, untersucht anhand der Übersetzungsrichtungen englisch-deutsch und englisch-russisch* (Leipziger Studien zur Angewandten Linguistik und Translatologie 16). Frankfurt: Lang.

- Beste, Kai. 2006. *Softwarelokalisierung und Übersetzung* (Heidelberger Studien zur Übersetzungswissenschaft 8). Trier: WVT, Wissenschaftlicher Verlag.
- Esselink, Bert. 2003. *The evolution of localization*. <https://multilingual.com/downloads/screenSupp57.pdf>.
- Fry, Deborah & Arle R. Lommel. 2003. *LISA. The globalization industry primer*.
- Goldfarb, Charles F. & Yuri Rubinsky. 1990. *The SGML handbook*. Oxford: Oxford University Press.
- Göpferich, Susanne. 2002. *Textproduktion im Zeitalter der Globalisierung: Entwicklung einer Didaktik des Wissenstransfers*. 3. Aufl (Studien zur Translation 15). Tübingen: Stauffenburg-Verlag.
- Heimgärtner, Rüdiger. 2017. *Interkulturelles user interface design: Von der Idee bis zum erfolgreichen Produkt*. Berlin: Springer Vieweg.
- Illich, Chusslove. 2003. *Programmable UI translations*. <http://nedohodnik.net/misc/cotras-intro.html>.
- O'Brien, Sharon. 2019. Controlled language and writing for an international audience. In Bruce Maylath & Kirk St. Amant (Hrsg.), *Translation and localization: A guide for technical and professional communicators*, 65–88. New York: Routledge. DOI: [10.4324/9780429453670-4](https://doi.org/10.4324/9780429453670-4).
- Schmitz, Klaus-Dirk & Kirsten Wahle (Hrsg.). 2000. *Softwarelokalisierung*. Tübingen: Stauffenburg-Verlag.
- Unicode-Konsortium. 2023. *Language plural rules*. https://www.unicode.org/cldr/charts/43/supplemental/language_plural_rules.html.

Kapitel 9

Computergestütztes Dolmetschen

Bianca Prandi

Università di Bologna

Das Kapitel bietet eine umfassende Einführung in das computergestützte Dolmetschen und die neueste Forschung zu unterstützenden Technologien für Dolmetscher*innen. Im ersten Teil des Kapitels wird die Entwicklungsgeschichte von CAI-Tools präsentiert. Es werden zudem die neuesten Entwicklungen im Bereich computergestützten Dolmetschens sowie der aktuelle Stand der Automation in den verschiedenen Dolmetschphasen. Das zweite Teil des Kapitels widmet sich der Forschung im Bereich des computergestützten Dolmetschens. Es werden die aktuellen Forschungsfragen, -methoden und -ergebnisse präsentiert. Das Ziel besteht darin, den aktuellen Wissensstand zu CAI-Tools zu erfassen und Forschungslücken zu identifizieren, um Lesenden eine Orientierungshilfe anzubieten. Das Kapitel endet mit Überlegungen zu den möglichen zukünftigen Entwicklungen in diesem Bereich.

1 Begriffsabgrenzung

Die zunehmende Technologisierung, die auch den Dolmetschberuf betrifft, wirft eine Vielzahl von Fragen auf: Wie kann man Technologie und künstliche Intelligenz (KI) für das Dolmetschen einsetzen? Kann KI DolmetscherInnen unterstützen? Der vorliegende Beitrag zielt darauf ab, Lesenden einen kritischen Überblick über unterstützende Technologien für das Dolmetschen zu liefern. Er kann somit als Orientierungshilfe sowohl für die Praxis als auch für die Forschung und die Lehre betrachtet werden.

Dolmetschtechnologie betrifft verschiedene Bereiche, die von *Distance* zu *Assistance* (Pöchhacker & Liu 2024, siehe auch Braun 2019), d.h., vom Ferndolmetschen zum computergestützten Dolmetschen, bis hin zur Vollautomatisierung



reichen. Das computergestützte Dolmetschen, das in diesem Kapitel behandelt wird, bezeichnet den Einsatz von Hardware und Software zur Voll- oder Teilautomatisierung verschiedener Aufgaben im Arbeitsablauf der DolmetscherInnen, z. B. Terminologieextraktion oder Glossarerstellung. Das Endprodukt, die Verdolmetschung, wird jedoch weiterhin vom Dolmetschenden geliefert (Will 2020: 47). So unterscheidet sich das computergestützte Dolmetschen von *Automatic Speech Translation* (Pöchhacker 2024), die auf die Vollautomatisierung des Dolmetschprozesses abzielt und eine Alternative bzw. eine Ergänzung zum menschlichen Dolmetschen darstellt.

In Anlehnung an den Bereich des Übersetzens wurde bereits zu Beginn der 1990er Jahre die Suche nach Möglichkeiten initiiert, die Arbeitsabläufe von DolmetscherInnen durch Technologie zu unterstützen. Computergestützte Dolmetschtools (im Engl. *Computer-Assisted Interpreting* bzw. CAI-Tools) können als prozessorientierte Technologie bezeichnet werden (Fantinuoli 2018), da sie darauf abzielen, die Teilprozesse beim Dolmetschen zu optimieren. Zu diesem Zweck werden unter anderem auch diejenigen Technologien eingesetzt, die zur Teil- oder Vollautomatisierung des Dolmetschprozesses beitragen können. Die Entwicklung von Technologien für das Ferndolmetschen, das computergestützte Dolmetschen und die automatische Sprachübersetzung hängt immer enger zusammen. Exemplarisch hierfür ist die Integration unterstützender Funktionen durch den Einsatz von KI in Plattformen für das Ferndolmetschen sowie die Entstehung hybrider Dolmetschformen durch die Integration automatisierender Technologien in traditionelle Dolmetschprozesse wie etwa bei Sim-Consec (Orlando 2014), SightConsec (Ünlü 2023a) und *Computer-Assisted Consecutive Interpreting* oder CACI (Chen & Kruger 2023).

Für CAI-Tools gibt es in der Literatur unterschiedliche Definitionen. Manche AutorInnen befürworten eine breite Definition von CAI-Tools, die alle Lösungen umfasst, die DolmetscherInnen als Unterstützung verwenden können (vgl. Bowker 2022). Hierzu zählen sowohl Hardware (wie beispielsweise Tablets für das computergestützte Konsekutivdolmetschen) als auch Software unterschiedlicher Art. Letztere umfasst zum einen allgemein verfügbare Programme wie z. B. Microsoft Word oder Excel, zum anderen dolmetschspezifische Programme wie etwa InterpretBank¹ (Fantinuoli 2016) oder Interpreters' Help.² Schließlich sind auch Sprachmodelle, die auf generativer KI basieren (wie ChatGPT oder Gemini) Teil dieser Entwicklung. In anderen Fällen wird eine engere Definition von CAI-Tools bevorzugt (vgl. z. B. Fantinuoli 2018; Prandi 2023), die nur diejenigen Softwareprogramme erfasst, die speziell für DolmetscherInnen entwickelt

¹<https://interpretbank.com> (letzter Zugriff: 2024-12-23)

²<https://interpretershelp.com/> (letzter Zugriff: 2025-09-15)

wurden. Allgemein können als CAI-Tools alle Lösungen bezeichnet werden, die darauf abzielen, die kognitive Belastung von DolmetscherInnen zu reduzieren.

Je nachdem, in welcher Phase eines Dolmetscheinsatzes CAI-Tools Anwendung finden, wird nach Will (2020) unter primären (nur während des Dolmetschens einsetzbar), sekundären (nur vor oder nach der Verdolmetschung einsetzbar) und integrierten CAI-Tools (in allen Phasen einsetzbar) unterschieden.

Um das Potential unterstützender Technologien für das computergestützte Dolmetschen zu veranschaulichen, liefert Abschnitt 2 einen Überblick über die Technologie. Die Übersicht der Forschungsfragen, -methoden und -ergebnisse in Abschnitt 3 soll die aktuellen Grenzen und Möglichkeiten von CAI-Tools erläutern. Abschnitt 4 fasst den Inhalt des Kapitels zusammen und präsentiert einige Überlegungen zu den potenziellen zukünftigen Entwicklungen im Bereich des computergestützten Dolmetschens.

2 Technologie

2.1 Aktueller Stand der Automation

In der Automation menschlicher Tätigkeiten und somit auch beim computergestützten Dolmetschen sind verschiedene Phasen erkennbar. Fantinuoli (2018) differenziert in diesem Zusammenhang zwischen vier Phasen, die sich von der reinen menschlichen Tätigkeit über die maschinengestützte Tätigkeit bis hin zur menschunterstützten maschinellen Tätigkeit und schließlich zur vollständig automatisierten Tätigkeit erstrecken. Gemäß dem Automationsgrad lassen sich bis zu vier Generationen von CAI-Tools identifizieren (Prandi 2025). CAI-Tools der ersten Generation bieten einfache Funktionen für die Verwaltung und Erstellung von Terminologiesammlungen, während Tools der zweiten Generation zusätzliche Funktionen zur Bearbeitung von Vorbereitungsunterlagen, Terminologieextraktion und Memorierung der Termini bereithalten. Tools der dritten Generation zeichnen sich durch einen hohen Automationsgrad aus, wobei auch ‚traditionelle‘ Arbeitsweisen unterstützt werden. Tools der vierten Generation sind in Plattformen für das simultane Ferndolmetschen integriert und zielen auf eine möglichst vollständige Automation verschiedener Arbeitsschritte ab. Im Weiteren werden die konkreten Möglichkeiten der Unterstützung durch Technologie und insbesondere KI für die verschiedenen Phasen eines Dolmetscheinsatzes erläutert.

2.2 Vor- und Nachbereitungsphase

In der Vor- und Nachbereitungsphase liegt der Fokus der technologischen Unterstützung vorwiegend auf der Terminologiarbeit. Ohne Unterstützung von CAI-Tools stellen sich DolmetscherInnen Glossare anhand von Sitzungsunterlagen und Internetrecherchen zusammen. In den Phasen vor und nach dem Prozess (vgl. Kalina 2005) können DolmetscherInnen CAI-Tools einsetzen, um (teil-)automatisch Glossare zu erstellen und Terminologie zu lernen. Eine wichtige Phase in der Glossarerstellung kann das Zusammenstellen von Korpora nach den Grundsätzen der *Corpus-Driven Interpreters' Preparation* (Fantinuoli 2017a) sein. Diese kann die Informationskluft zwischen ExpertInnen (Kundschaft, Publikum) und Laien (DolmetscherInnen) verringern. Tools wie SketchEngine (Kilgariff u. a. 2014) oder #LancsBox X (Brezina & Platt 2024) können bei der Korpuserstellung helfen. Auf Grundlage von Stichwörtern (*Seeds*) wird das Internet automatisch nach fachlich relevanten Texten durchsucht, die in einem Korpus zusammengestellt werden. Ausgehend von diesen Sammlungen können Terminologielisten erstellt werden, entweder durch manuelle oder automatische Terminologieextraktion oder beides.

Zudem können CAI-Tools verwendet werden, um die Glossare in einer einzelnen Datenbank zu verwalten, anstatt eigene Ordnerstrukturen zu erstellen. Durch die Integration von KI-basierten Funktionen kann die Glossarerstellung komplett automatisiert werden. Es besteht beispielsweise die Möglichkeit, aus Webseiten oder Dokumenten Terminologie automatisch zu extrahieren und die Termini durch neuronale maschinelle Übersetzung (NMÜ) zu übersetzen. DolmetscherInnen können die automatischen Ergebnisse prüfen und diesen Glossarentwurf weiter verfeinern.

Angesichts der rasanten Entwicklungen im Bereich der generativen KI ist es plausibel, Large Language Models (LLMs) auch in der Vorbereitungsphase zu verwenden. LLMs sind sowohl als eigenständige Lösungen als auch als Integration in einigen CAI-Tools verfügbar. Im letzteren Fall können LLMs beispielsweise dazu beitragen, mehr Kontext für die Terminologieextraktion bereitzustellen (siehe z. B. InterpretBank Version 9.47). Durch Schnittstellen zu ChatGPT oder Gemini ist es möglich, LLMs in natürlicher Sprache zu bestimmten Aufgaben anzuleiten (*Prompting*). Hierzu zählen die Erstellung von Glossarentwürfen, die Terminologieextraktion, die Systematisierung von Termlisten, das Brainstorming von Ideen zum Veranstaltungsthema oder zu einsatzrelevanten Faktoren, das Zusammenfassen und Übersetzen von Dokumenten und viel mehr (bei LLMs ist Übersetzung jedoch sehr eng konzipiert, siehe Pym & Hao 2024: 7). Darüber hinaus können die Textgenerierungsfähigkeiten von LLMs dazu genutzt werden, Reden

zu generieren, die als Übungsmaterialien sowohl zur Vorbereitung auf einen Dolmetschereinsatz als auch im Training dienen können (vgl. z. B. das Projekt „InterpreTutor“, Ünlü 2023b).

Einige CAI-Tools (InterpretBank und Interpreters' Help) bieten Funktionen für das computergestützte Einüben der Terminologie an. Glossare werden in digitale Karteikarten umgewandelt. Die Programme speichern den Lernfortschritt und ermöglichen es, die Übung auf die Fehler zu intensivieren. InterpretBank ermöglicht zudem die Präsentation der Karteikarten im Audioformat mittels Sprachsynthese, sodass DolmetscherInnen sich auf den akustischen Input fokussieren können.

Die zuvor genannten Einsatzmöglichkeiten von KI sind selbstverständlich auch für die Nachbereitungsphase von Relevanz. In diesem Kontext sind insbesondere die Aufgaben der Terminologiarbeit zu nennen. Dies umfasst beispielsweise die Ergänzung eigener Terminologieressourcen durch Termini und Fachausdrücke, die sich während des Einsatzes als relevant erwiesen haben und in den Vorbereitungsglossaren nicht berücksichtigt wurden. Darüber hinaus wären weitere Anwendungsfälle in der Reflexion der eigenen Arbeit im Umgang mit CAI-Tools denkbar, die aber eher im Training oder in der Forschung Einsatz finden würden, da sie zeitintensiv und mit einem gewissen Arbeitsaufwand verbunden sind. Im Falle der Verwendung von CAI-Tools zum Nachschlagen von Terminologie in eigenen Glossaren oder der Unterstützung durch automatische Spracherkennung (ASE, siehe Abschnitt 2.3) könnte das eigene Suchverhalten analysiert werden, um Schlussfolgerungen für die Interaktion mit Technologie als Unterstützung zu ziehen und die eigenen Strategien zu optimieren. Zu diesem Zweck könnten Log-Dateien oder Videoaufnahmen untersucht werden. Ferner wäre es denkbar, LLMs zur Evaluation der eigenen Dolmetschleistungen einzusetzen.

2.3 Dolmetschphase

Die Terminologiarbeit findet beim Dolmetschen kontinuierlich statt, sodass auch während des Dolmetschens und insbesondere in der Peri-Prozess-Phase (Kalina 2005) Glossare vervollständigt und Termini ad-hoc hinzugefügt werden.

Der Einsatz unterstützender Technologie in der Dolmetschphase betrifft allerdings vor allem das manuelle oder automatische Nachschlagen von Terminologie in CAI-Tools sowie die Möglichkeit, weitere *Problem Triggers* (Gile 2009) wie Zahlen und *Named Entities* (Namen von Organisationen, Ortsangaben, Eigennamen) durch Spracherkennung automatisch identifizieren und anzeigen zu lassen. Darüber hinaus können automatisch, in Echtzeit generierte Untertitel in

der Ausgangs- oder Zielsprache von DolmetscherInnen als Hilfestellung verwendet werden. Einige CAI-Tools bieten eine ASE-Funktion an (vgl. Hansen-Schirra 2012; Fantinuoli 2017b), die das Gesagte transkribiert und durch einen entsprechenden Algorithmus *Problem Triggers* erkennt. Im Falle der Zahlen werden diese auf dem Bildschirm eingeblendet, mit oder ohne zusätzliche Informationen wie z. B. Größenordnung, Zeitangaben oder Maßeinheit (vgl. Defrancq & Fantinuoli 2021). Automatisch erkannte Terminologie kann entweder mit den Einträgen in den von den DolmetscherInnen erstellten und validierten Glossaren verglichen und mit entsprechender Benennung in der Zielsprache angezeigt oder automatisch übersetzt und eingeblendet werden (Fantinuoli u. a. 2022). Zudem besteht die Möglichkeit, das Transkript einzublenden, um den DolmetscherInnen zusätzlichen Kontext anzubieten. Abbildung 1 gibt einen Überblick über die aktuellen Möglichkeiten des Einsatzes von KI in den verschiedenen Dolmetschphasen.

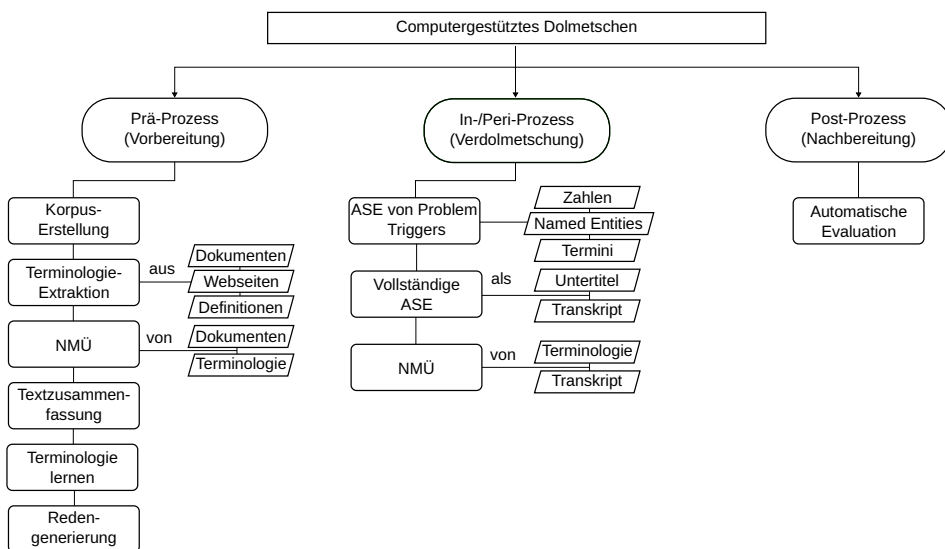


Abbildung 1: Möglichkeiten der Unterstützung durch KI beim Dolmetschen

Derartige Einsatzmöglichkeiten sind nicht nur beim Simultandolmetschen, sondern auch beim Konsekutivdolmetschen vorstellbar. Im Rahmen von Experimenten im Konsekutivmodus wurde die Nutzung von ASE und/oder *Respeaking* als Ergänzung oder Ersatz für traditionelle Notizen erörtert. Das generierte Transkript kann anschließend mittels NMÜ übersetzt werden (Ünlü 2023a; Chen & Kruger 2023). So können sowohl die Rezeptions- als auch die Wiedergabephase partiell oder vollständig automatisiert werden. Bei der Wiedergabe der

Rede in der Zielsprache ist es daher denkbar, dass DolmetscherInnen eine Art „Live-Post-Editing“ durchführen, indem sie die automatisch generierte Übersetzung korrigieren und ergänzen, oder sie als zusätzliche Unterstützung zuziehen. Das Resultat ist ein neuer hybrider Dolmetschmodus, der als SightConsec (Ün-lü 2023a) oder CACI (Chen & Kruger 2023) bezeichnet werden kann. Darüber hinaus sind teilweise automatisierte Workflows möglich, bei denen nur Phase I (Rezeption) oder nur Phase 2 (Wiedergabe) durch KI unterstützt werden. Letztere wurde bereits erfolgreich getestet, beispielsweise beim Einsatz von Smartpens für den SimConsec-Modus (vgl. Orlando 2014).

3 Forschung

Im Zuge der signifikanten Fortschritte in der KI sowie der vielfältigen Möglichkeiten der Automation beim Dolmetschen hat die Forschung im Bereich des computergestützten Dolmetschens in den vergangenen Jahren einen Aufwind erfahren. Neben Publikationen, die sich mit den theoretischen Grundlagen des computergestützten Dolmetschens beschäftigen (vgl. z. B. Rütten 2007; Stoll 2009; Will 2020), widmet sich die Forschung aktuell der empirischen Untersuchung verschiedener Fragen, die sich wie folgt zusammenfassen lassen:

1. Wie beeinflussen CAI-Tools die kognitiven Prozesse von DolmetscherInnen?
2. Welche Auswirkungen hat der Einsatz von CAI-Tools auf die Dolmetschleistung?
3. Wie gut ist die (kognitive) Ergonomie von CAI-Tools?
4. Wie gut ist die Systemleistung von CAI-Tools?

Im Folgenden werden die wichtigsten Forschungsmethoden erläutert, die in der Forschung zu CAI verwendet werden, und die wichtigsten Indikatoren der Systemleistung kurz erklärt.

3.1 CAI erforschen

3.1.1 Forschungsmethoden

Im Rahmen der Forschung zum computergestützten Dolmetschen werden unterschiedliche Methoden verwendet, um die kognitive Belastung und die Dolmetschqualität zu messen. Diese Methoden können leistungs-basiert, subjektiv,

verhaltensbasiert (*behavioral*) und psychophysiologisch sein (siehe z. B. Seeber 2013 für eine Übersicht der Methoden zur Messung der kognitiven Belastung).

Leistungsbasierte Methoden finden in Studien Anwendung, die sich primär mit der Qualität des computergestützten Dolmetschens befassen, sowie in prozessorientierten Untersuchungen. Man geht davon aus, dass das Produkt Informationen über die zugrunde liegenden Prozesse liefern kann; dieser Rückschluss erfordert jedoch die Interpretation der ForscherInnen und kann manchmal nur als Hypothese gestellt werden. In der CAI-Forschung wird die Qualität auf der Basis verschiedener Skalen gemessen. Dabei liegt der Fokus entweder auf einzelnen Qualitätselementen (*Problem Triggers*) oder auf der Gesamtleistung von DolmetscherInnen. Studien, die sich auf die Präzision der Zahlen bei der Verwendung von ASE als Unterstützung fokussieren, zielen darauf ab, die Anzahl und Art von Fehlern zu quantifizieren (vgl. z. B. Defrancq & Fantinuoli 2021; Pisani & Fantinuoli 2021). Dabei wird die Schwierigkeit anerkannt, die zu untersuchende Einheit exakt zu definieren, da eine korrekte Wiedergabe des Zahlworts mit Sinnfehlern einhergehen kann (vgl. Frittella 2022). Auch bei Fachterminologie werden Skalen verwendet, die den Präzisionsgrad der Verdolmetschung widerspiegeln. Beispiele finden sich in Van Cauwenberghé (2020) und Prandi (2023). In einigen Studien wird daher der Fokus auf das gesamte Translat erweitert, weil davon ausgegangen wird, dass eine Reduzierung der kognitiven Belastung sich positiv auf die gesamte Dolmetschqualität auswirken kann. Chen und Kruger kombinierten beispielsweise die analytische Skala von Han (2018), die „information completeness, fluency of delivery, and target language quality“ misst (Chen & Kruger 2024a: 386), mit einer propositionsbasierten Skala (Chen 2020), um die Präzision der Verdolmetschungen näher zu untersuchen. Auch die Sprechflüssigkeit (*Fluency*) ist ein Qualitätsindikator, der gleichzeitig eine indirekte Messung der kognitiven Belastung ermöglichen kann. Chen & Kruger (2023) operationalisierten Sprechflüssigkeit als die Anzahl von ungefüllten und gefüllten Pausen, die sie jeweils automatisch und manuell maßen. In ihrer Folgestudie (Chen & Kruger 2024a) wurde die manuell gemessene Sprechflüssigkeit um die Aspekte Wiederholungen und Selbstkorrekturen (*Repairs*) erweitert. Die automatische Messung lieferte außerdem Daten zur Dauer der Verdolmetschung und zur Redegeschwindigkeit in der Zielsprache. Auch Ünlü (2023a: 85) verwendete verschiedene Indikatoren, d.h. „overall frequency of disfluencies, false starts, frequency of filled pauses, filler words, whole-word repetitions, broken words, and incomplete phrases“.

Da die persönliche Erfahrung von DolmetscherInnen eine entscheidende Rolle für die effektive Verwendung von CAI-Tools spielen und gleichzeitig zusätzliche Hinweise auf die erlebte kognitive Belastung liefern kann, enthalten die

meisten Studien auch eine subjektive Messungskomponente. Subjektive Methoden können jedoch für Gedächtnis- und Bewusstseinseffekte anfällig sein. Zu den subjektiven Methoden in der CAI-Forschung zählen *post-hoc* Fragebögen (u. a. auch der NASA-TLX, Hart 2006), Usability-Fragebögen, Interviews und Fokusgruppen. Fragebögen wurden beispielsweise von Desmet u. a. (2018), Defrancq & Fantinuoli (2021) und Ünlü (2023a) verwendet, um die subjektive Erfahrung der StudienteilnehmerInnen zu erkundigen. Rodríguez González u. a. (2023) verwendeten Usability-Fragebögen basierend auf dem *User Experience Questionnaire* von Laugwitz u. a. (2008), um die Nutzererfahrung beim Ferndolmetschen mit ASE-Unterstützung in unterschiedlichen Benutzeroberflächen zu erörtern. Interviews und Fokusgruppen sind in diesem Forschungsbereich ein selten verwendetes Mittel, das jedoch zusätzliche Faktoren beim Einsatz von CAI-Tools zutage fördern kann. So führten Wang & Wang (2019), Frittella (2023) und Gieshoff u. a. (2024) *post-hoc* Interviews mit den StudienteilnehmerInnen durch, um Einblicke über deren Erfahrung mit unterstützender Technologie zu gewinnen. Fokusgruppen wurden in Usability-Studien sowohl *pre-* als auch *post-hoc* eingesetzt (Saeed u. a. 2022; Frittella 2023), um die Bedürfnisse und Präferenzen von DolmetscherInnen bezüglich des Designs von Tools zu eruieren. Der NASA-TLX (Hart 2006) stellt einen validierten Fragebogen zur Messung der empfundenen kognitiven Belastung dar, welche sechs Dimensionen umfasst: mentale, physische und zeitliche Anforderungen, Leistung, Anstrengung und Frustration. Der NASA-TLX wurde von Li & Chmiel (2024) und Chen & Kruger (2024a) zusammen mit anderen objektiven Messungen der kognitiven Belastung eingesetzt.

Verhaltensbasierte Methoden bieten einen hohen Grad an Objektivität an und haben den Vorteil, wenig invasiv zu sein. Die Interpretation der Ergebnisse erfordert jedoch eine gewisse Expertise in diesen Forschungsmethoden. Beispiele für verhaltensbasierte Methoden, die in der CAI-Forschung verwendet wurden, sind Eyetracking und Keylogging. Im Rahmen der Untersuchungen der kognitiven Belastung durch Eyetracking wurden verschiedene Maße herangezogen. Die Zeit zur ersten Fixation (vgl. z. B. Prandi 2023) gibt an, wie schnell die Aufmerksamkeit auf eine bestimmte Stelle auf dem Bildschirm gelenkt wurde, z. B., wie schnell Dolmetschende den nötigen Vorschlag im Glossar finden können. Die durchschnittliche Fixationsdauer (vgl. z. B. Prandi 2023) und die Anzahl der Fixationen (z. B. Yuan & Wang 2023) können mit der kognitiven Belastung korrelieren; die Maßen Fixationszeit und *Dwell Time* (z. B. Chen & Kruger 2024b und Li & Chmiel 2024) können Aufschluss über die Aufmerksamkeitsverteilung der StudienteilnehmerInnen geben. Keylogging wurde bisher nur von Du (2024) verwendet. Mithilfe von Keylogging kann das Tippverhalten der StudienteilnehmerInnen aufgezeichnet und somit einen Einblick in den Prozess (vor allem in

die zeitlichen Aspekte) gewonnen werden. Es wurde zum Beispiel festgestellt, dass Tippfehler ein Indikator für erhöhte kognitive Belastung sein können. Du (2024) nutzte Keylogging, um zu verstehen, wie DolmetscherInnen Fachtermini während des Dolmetschens nachschlagen.

Psychophysiologische Methoden zeichnen sich durch eine geringere Subjektivität und Sprachunabhängigkeit aus, was die Vergleichbarkeit der Studienergebnisse erhöht (Prandi 2023: 121–122). Allerdings können sie intrusiver als andere Methoden sein und wurden deshalb bisher seltener in der CAI-Forschung eingesetzt. Defrancq u. a. (2024) testeten den Einsatz der durchschnittlichen Grundfrequenz (F_0) als potenzielles Korrelat von kognitiver Belastung und *Fatigue* beim computergestützten Dolmetschen. Obwohl keine Korrelation festgestellt werden konnte und diese Methode viel Rauschen in den Daten generieren kann (vgl. Gieshoff 2018), wäre es interessant, sie für die Messung von kognitiver Belastung weiter zu testen (vgl. Shao & Defrancq 2025). In der Studie von Li & Chmiel (2024) konnte die EEG-Maße Theta-Aktivität erfolgreich als Indikator für kognitive Belastung eingesetzt werden, da sie mit kognitiv herausfordernden Aufgaben, höherer Belastung des Arbeitsgedächtnisses und größerer geistiger Ermüdung korreliert (Li & Chmiel 2024: 257–258). Die Autoren weisen jedoch darauf hin, dass bei EEG eine hohe experimentelle Kontrolle sowie eine sorgfältige Bereinigung der Daten aufgrund möglicher Artefakte beim Simultandolmetschen erforderlich sind. Auch Eyetracking wird manchmal als psychophysiologische Methode eingestuft (vgl. Seeber 2013).

3.1.2 Indikatoren für die Systemleistung

Die technischen Eigenschaften eines ASE-Systems für das Dolmetschen werden anhand verschiedener Indikatoren gemessen, die die Systemleistung beschreiben.

Die Word-Error-Rate (WER) beschreibt die Qualität der von einem ASE-System generierten Transkription. Um die WER zu erhalten, wird die Anzahl der vom System ersetzten, gelöschten und hinzugefügten Wörter im Vergleich zu einem Referenztranskript, das hundertprozentig korrekt ist, ermittelt. ASE-Systeme sollten also eine niedrige WER (5% oder weniger) aufweisen.

Die Genauigkeit eines CAI-Tools wird von den Maßen *Precision* und *Recall* angegeben. Die *Precision* beschreibt die Anzahl der relevanten Elemente unter allen erkannten Elementen. Ein ASE-System sollte möglichst wenige Elemente anzeigen, die für die DolmetscherInnen nicht relevant sind, ansonsten kann es verwirrend und ablenkend wirken. Das *Recall* beschreibt wie viele relevante Elemente erkannt wurden unter all denen, die sich in der zu transkribierenden Rede

befinden. *Precision* und *Recall* sollten im Idealfall beide hoch sein, aber die *Precision* ist wichtiger: Es ist für DolmetscherInnen nützlicher, weniger aber genauere Vorschläge zu erhalten. Manchmal werden *Precision* und *Recall* anhand eines einzigen Wert angegeben, des F1-Wert, der von 0 (sehr niedrig) zu 1 (sehr hoch) reichen kann.

Wie schnell ein ASE-System in der Lage ist, relevante Zahlen, Termini und Eigennamen oder ein ganzes Transkript zu erkennen und einzublenden, wird von der Latenz (auch *Real Time Factor* genannt) angegeben, die in Sekunden gemessen wird.

Zusammenfassend sollten Präzision und Recall bei einem ASE-System möglichst hoch und die Latenz möglichst gering sein, um den Nutzen für DolmetscherInnen zu maximieren und die erfolgreiche Integration der automatisch generierten Vorschläge in die Verdolmetschung zu gewährleisten.

3.2 Forschungsergebnisse

Obwohl zahlreiche Fragen hinsichtlich der Auswirkungen des computergestützten Dolmetschens auf den Prozess und das Produkt derzeit noch ungeklärt sind, erlauben die bis dato durchgeführten Untersuchungen die Gewinnung erster Erkenntnisse. Diese werden im Folgenden mit Bezug auf die leitenden Forschungsfragen präsentiert.

3.2.1 Wie beeinflussen CAI-Tools die kognitiven Prozesse von DolmetscherInnen?

Nur wenige Studien, die sich mit dieser Forschungsfrage beschäftigten, untersuchten den Einsatz von Technologie während der Vorbereitungsphase. Die korpusbasierte Vorbereitung und die Verwendung automatischer Terminologieextraktion scheinen die Effizienz des Dokumentationsprozesses zu steigern und die Glossarerstellungszeit zu verringern (vgl. [Xu & Sharoff 2014](#); [Du 2024](#)). In der Studie von [Xu \(2018\)](#) konnten die StudienteilnehmerInnen, die ihre Glossare mit Unterstützung der Technologie erstellt hatten, sich länger an den Termini erinnern. Allerdings kann die computergestützte Vorbereitung zu einer gewissen Standardisierung der Glossare beitragen ([Du 2024](#)).

Die Mehrzahl der Studien, die sich überwiegend mit prozessorientierten Aspekten des computergestützten Dolmetschens beschäftigten, betraf jedoch die Dolmetschphase (siehe Abschnitt [2.3](#)). Die Möglichkeit der ASE von *Problem Triggers* motivierte zahlreiche Studien in diesem Bereich. Dabei wurden

sowohl simulierte ASE (Prandi 2023; Frittella 2023) als auch die echten ASE-Funktionen von CAI-Tools oder eigenständigen Lösungen analysiert (wie die Untertitelungsfunktion von YouTube, vgl. Wang & Wang 2019 und Li & Chmiel 2024). Der Einsatz von ASE als Live-Unterstützung für Terminologie während des Dolmetschens scheint eine positive Auswirkung auf die kognitive Belastung von DolmetscherInnen zu haben (Prandi 2023). Die Daten aus dem NASA-TLX-Fragebogen weisen jedoch auf eine niedrigere zeitliche Anforderung hin, wenn keine ASE-Untertitel angeboten werden (Li & Chmiel 2024: 266), was jedoch mit den Ergebnissen von Chen & Kruger (2023, 2024a, 2024b) kollidiert, da sie niedrigeren *Temporal Demand* bei CACI im Vergleich zum konventionellen Konsekutivdolmetschen feststellten. Zudem scheint CACI zu einer besseren empfundenen Leistung zu führen, während mentale Anstrengung, Effort und Frustration von der Sprachrichtung moduliert sind: Ein signifikanter Effekt von CACI wurde lediglich beim Dolmetschen aus der Muttersprache (Chinesisch) in die Fremdsprache (Englisch) beobachtet (Chen & Kruger 2024b: 11).

Die vorliegenden Untersuchungen zeigen bisher keine eindeutigen Ergebnisse bezüglich des Zusammenhangs zwischen der Genauigkeit automatisch generierter Untertitel und der kognitiven Belastung von DolmetscherInnen. Allerdings deuten aktuelle Studien darauf hin, dass 100-prozentig korrekte Untertitel zu einer niedrigeren kognitiven Belastung führen könnten (Li & Chmiel 2024). Es ist daher noch zu früh, um die kognitive Belastung bei ASE als definitiv niedriger oder höher einzustufen im Vergleich zum traditionellen Dolmetschen. Weitere Studien sind erforderlich, um die Implikationen von Unstimmigkeiten bei automatisch generierten Vorschlägen zu identifizieren. Eine weitere offene Forschungsfrage betrifft das Leseverhalten von DolmetscherInnen bei durch ASE generierten Untertiteln und individuellem Input für *Problem Triggers*.

In einigen Studien wurde zudem untersucht, wie sich die visuelle Aufmerksamkeit der DolmetscherInnen beim Einsatz von ASE verteilt. Wenn ASE anstatt von manueller Suche nach Terminologie eingesetzt wird, scheint sie den Fokus auf die Hauptinputquelle (RednerIn) zu fördern (Prandi 2023). Werden jedoch vollständige Untertitel eingeblendet, so schauen DolmetscherInnen tendenziell mehr auf die Untertitel als auf RednerInnen im Vergleich zum Dolmetschen ohne Unterstützung. Dieser Unterschied lässt sich in dem Maß *Dwell Time* widerspiegeln (Li & Chmiel 2024; Yuan & Wang 2023). Die Genauigkeit der Untertitel scheint jedoch keinen Einfluss darauf zu haben (Li & Chmiel 2024). Diese Ergebnisse beziehen sich auf das computergestützte Simultandolmetschen. Ein interessanter Forschungsbereich liegt in der Überprüfung alternativer Workflows für das Konsekutivdolmetschen. Chen & Kruger (2023) analysierten die Auswirkungen von ASE durch *Respeaking* als Alternative zu den Notizen sowie von NMÜ als

zusätzliche Unterstützung für die Wiedergabephase auf die kognitive Belastung von Dolmetschstudierenden. Beim Konsektivdolmetschen konnten Unterschiede zwischen der Rezeptionsphase und der Produktionsphase festgestellt werden. In der Rezeptionsphase scheint die Aufmerksamkeit für das durch Respeaking erzeugte Transkript geringer zu sein. Allerdings korrelierte in [Chen & Kruger \(2024b\)](#) eine längere *Dwell Time* mit besserer Respeaking-Qualität. In der Produktionsphase wurde dem maschinell übersetzten Text mehr Aufmerksamkeit geschenkt, was wiederum mit einer besseren Qualität in der Verdolmetschung korrelierte, jedoch nur beim Dolmetschen aus der Fremdsprache (*ibid.*).

Die kognitiven Implikationen des computergestützten Dolmetschens können außerdem auch im Hinblick auf die Didaktik von CAI-Tools untersucht werden. Die noch wenigen Studien in diesem Bereich zeigten, dass Studierende Gefahr laufen, sich zu sehr auf dem Tool zu verlassen; ausreichende Erfahrung hilft Studierenden jedoch, eigene Strategien für den Umgang mit CAI-Tools zu entwickeln (vgl. [Prandi 2015](#); [Du 2024](#)). In ihrer Doktorarbeit fand [Frittella \(2024\)](#), dass sowohl die Automatisierung von Routinen als auch die Fähigkeit, Strategien an konkreten Einsatzfällen anzupassen, eine entscheidende Rolle für einen erfolgreichen Umgang mit CAI-Tools während des Dolmetschens haben. Dies gilt nicht nur für Studierende, sondern auch für professionelle Dolmetschende.

3.2.2 Welche Auswirkungen hat der Einsatz von CAI-Tools auf die Dolmetschleistung?

In Studien, die sich mit dieser Forschungsfrage beschäftigen, werden entweder einzelne Qualitätselemente des Dolmetschproduktes oder die Dolmetschqualität im Allgemeinen untersucht. Solche Studien weisen in vielen Fällen auch eine prozessorientierte Komponente auf, da produktbezogene Ergebnisse nützliche Hinweise auf die mit computergestütztem Dolmetschen einhergehende kognitive Belastung liefern können.

Erste Erkenntnisse weisen darauf hin, dass eine corpusbasierte, computergestützte Vorbereitung zu höherer terminologischen Genauigkeit und weniger Auslassungen beim Simultandolmetschen führt ([Xu 2018](#)).

Einige Studien untersuchten die Frage, wie sich die Verwendung von CAI-Tools für das manuelle Nachschlagen von Fachterminologie während des Dolmetschens auf die kognitive Belastung auswirkt. Dabei wurden traditionelle Glossare in Form von Word-, Exceltabellen oder PDFs sowie Papierglossare mit digitalen Glossaren in CAI-Tools verglichen. [Biagini \(2015\)](#) und [Prandi \(2018\)](#) fanden eine höhere terminologische Genauigkeit und weniger Auslassungen,

wenn ein CAI-Tool verwendet wurde. In der Studie von Du (2024) waren die Unterschiede weniger offensichtlich, obwohl die Verwendung von InterpretBank einen allgemein positiven Einfluss auf die Gesamtqualität in der RSI-Aufgabe hatte.

Der Einsatz von CAI-Tools mit ASE scheint sich positiv auf die Dolmetschqualität auszuwirken. Verschiedene Studien weisen auf eine höhere Genauigkeit in der Verdolmetschung von Zahlen beim Einsatz von ASE hin. Dies gilt sowohl für Studien mit simulierter ASE (Desmet u. a. 2018) als auch im Falle der ASE-Funktion im CAI-Tool InterpretBank (Defrancq & Fantinuoli 2021; Pisani & Fantinuoli 2021). Die gleiche Tendenz zeigt sich bei Termini (Prandi 2023; Van Cauwenberghe 2020; Gieshoff u. a. 2024) und Eigennamen (Yuan & Wang 2023). Auch bei Untertiteln konnten positive Effekte festgestellt werden. Li & Chmiel (2024) konstatierten, dass Untertitel mit einer Genauigkeit über 90% die Präzision verbessern, während weniger präzise Untertitel zu einer weniger akkuraten Verdolmetschung führen, die in ihrer Studie jedoch akkurater als ohne ASE war. Es sei jedoch angemerkt, dass auch negative Effekte festzustellen sind, wenn der Fokus der Untersuchung erweitert wird. So weisen einige Studien darauf hin, dass DolmetscherInnen das Risiko eingehen, sich zu sehr auf automatische Inputs zu stützen und Fehler zu importieren oder Sinnfehler zu begehen (Frittella 2022). Zudem können Terminologievorschläge mit der Satzplanung interferieren, wie Gieshoff u. a. (2024: 21) in einer Studie über den Einsatz von Augmented-Reality-Brillen (AR) feststellten. Auch die Sprechflüssigkeit kann beeinflusst werden: Beim Konsekutivdolmetschen fand Ünlü (2023a) negative Auswirkungen; andere Studien (Chen & Kruger 2023; Chen & Kruger 2024a) fanden im Gegenteil positive Effekte, jedoch nur aus der L1 (Chinesisch) in die L2 (Englisch), wahrscheinlich weil Respeaking als Zwischenschritt für die ASE verwendet wurde.

3.2.3 Wie gut ist die (kognitive) Ergonomie von CAI-Tools?

Im Fokus der empirischen Untersuchungen, die sich mit den ergonomischen Aspekten von CAI-Tools bzw. CAI-Funktionen in RSI-Plattformen beschäftigen, steht die Ergründung der potenziellen Auswirkungen des Designs auf die Dolmetschleistung und der Wünsche von DolmetscherInnen bezüglich der Nutzeroberfläche solcher Lösungen. Diese Studien liefern deshalb nützliche Erkenntnisse für die benutzerorientierte Entwicklung unterstützender Dolmetschtechnologie, denn wenn DolmetscherInnen den Tools vertrauen, ist es wahrscheinlicher, dass sie sie tatsächlich einsetzen (Mellinger & Hanson 2018).

Die vorliegenden Studien zeigen, dass DolmetscherInnen einen großen Wert auf Anpassungsmöglichkeiten an individuelle Bedürfnisse legen (Frittella 2023;

Gieshoff u. a. 2024). Darüber hinaus tragen Usability-Studien zur Klärung konkreter Fragen bezüglich einzelner Elemente der Nutzeroberfläche bei. So wird deutlich, dass DolmetscherInnen eine Präferenz für die Einblendung von Untertiteln und ASE-Vorschläge am unteren Rand des Bildschirms haben (Saeed u. a. 2022). Derartige Studien sind zudem nützlich, um zusätzliche Technologien als Unterstützung zu testen, wie etwa AR-Brillen, die eine gewisse Flexibilität in der Positionierung der automatischen Vorschläge im Blickfeld ermöglichen, aber für die StudienteilnehmerInnen in der Studie von Gieshoff u. a. (2024) unangenehm zu tragen waren.

3.2.4 Wie gut ist die Systemleistung von CAI-Tools?

Obwohl menschenbezogene Faktoren den erfolgreichen Einsatz unterstützender Dolmetschtechnologie beeinflussen können, spielt die Systemleistung dabei auch eine entscheidende Rolle.

Die bisher durchgeführten Studien weisen auf zufriedenstellende Leistungen von CAI-Tools hin. ASE scheint bereits als unterstützende Technologie einsetzbar zu sein. Die Leistung von ASE-Systemen ist hoch, mit niedriger *Word Error Rate* (WER, z. B. 5.04% in Fantinuoli 2017b) bzw. hoher Präzision (81.43% in Pisani & Fantinuoli 2021) des Transkripts. Bessere Leistungen werden nach Fine-Tuning mit einer domänenspezifischen Terminologieliste erreicht (Rodríguez u. a. 2021). Die Leistung der ASE von Zahlen und Fachtermini ist im Durchschnitt bereits sehr hoch: Sie erreichte F1-Werte von 1 (Zahlen) und 0.97 (Fachtermini) in einem Experiment von Fantinuoli (2017b); Defrancq & Fantinuoli (2021) berichten von einer durchschnittlichen Präzision von 96% für Zahlen.

Es wird außerdem die Frage gestellt, mit welcher Latenz DolmetscherInnen umgehen können, ohne dass diese eine negative Auswirkung auf die Verdolmetschung hat. Dabei wird angenommen, dass die Latenz kurz genug sein muss, um innerhalb des *Ear-Voice-Spans* der DolmetscherInnen zu liegen. Dies scheint der Fall zu sein (Fantinuoli & Montecchio 2023). Allerdings fehlt es hier noch an Forschung: Man könnte nämlich auch die Hypothese stellen, dass der Zeitpunkt der Produktion eigentlich der beste Zeitpunkt für die automatischen Vorschläge wäre; dieser lässt sich aber nicht leicht vorhersagen.

Systeme, die Glossare durch Terminologieextraktion und MÜ automatisch erstellen (wie KUDO AI Assist) scheinen ebenfalls gute Ergebnisse zu liefern. In der Studie von Fantinuoli u. a. (2022) wurden nur 1,5% der automatisch extrahierten Termini als fehlerhaft eingestuft, während die MÜ-Qualität sehr gut bewertet wurde (91.2% für Englisch > Französisch, 89.4% für Englisch > Italienisch).

Diese Ergebnisse sollten kritisch betrachtet werden. In den meisten Studien wurde Englisch als Ausgangssprache analysiert, während die Systemleistung für andere Sprache deutlich niedriger sein könnte. Darüber hinaus wurden die meisten Tests unter kontrollierten Bedingungen durchgeführt. Die Systemleistung kann von zahlreichen Faktoren beeinflusst werden, wie etwa die Sprechereigenschaften, die Tonqualität oder die Domäne, wofür Fachterminologie automatisch extrahiert werden soll.

4 Fazit

In diesem Beitrag wurde eine umfangreiche Übersicht über den aktuellen Stand der Automation und Forschung im Bereich des computergestützten Dolmetschens angeboten. Im ersten Teil des Kapitels wurden die Möglichkeiten der Automation der verschiedenen Dolmetschphasen erläutert und die relevanten Tools zusammenfassend präsentiert. Mit dem Ziel, Lesenden eine Orientierungshilfe für die Forschung, Lehre und Praxis zur Verfügung zu stellen, wurde außerdem ein Überblick über aktuelle Forschungsfragen, -methoden und -ergebnisse im Bereich des computergestützten Dolmetschens gegeben.

DolmetscherInnen stehen eine Vielzahl an CAI-Tools zur Verfügung, die ihnen in den verschiedenen Phasen des Dolmetschprozesses Unterstützung bieten können. Die bisher durchgeführten Studien weisen auf eine positive Auswirkung solcher Tools während der Dolmetschphase auf das Dolmetschprodukt, vor allem im Hinblick auf einzelne *Problem Triggers*. Auch die Systemleistung scheint gut zu sein, was eine wichtige Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz von CAI-Tools beim Dolmetschen ist und sowohl die kognitiven Prozesse als auch die Dolmetschleistung beeinflussen kann. Um die kognitive Ergonomie von CAI-Tools zu verbessern, ist es wichtig, DolmetscherInnen Anpassungsmöglichkeiten in der Benutzeroberfläche anzubieten.

Trotz der vielversprechenden Forschungsergebnisse gibt es noch viele Fragen, die die Forschung in Bezug auf die Auswirkungen des Einsatzes von CAI-Tools erörtern sollte. Sie betreffen in erster Linie die vielen Facetten der Interaktion zwischen DolmetscherInnen und ihren Tools; die Frage, wie diese Tools aussehen sollten, um eine breitere Implementierung in die Arbeitsabläufe der DolmetscherInnen zu fördern und den kognitiven *Trade-Off*, der mit der Tool-Nutzung verbunden ist, zu optimieren; sowie die Frage, wie die Ausbildung angepasst werden sollte, um zur effektiven Nutzung solcher Lösungen beizutragen.

Da CAI-Systeme offenbar bereits zufriedenstellende technische Leistungen bieten, könnten künftige Forschungsarbeiten die Erprobung solcher Systeme unter realitätsnäheren Arbeitsbedingungen in Betracht ziehen, mit dem Ziel, die

Faktoren zu erforschen, die das computergestützte Dolmetschen beeinflussen und den Umfang der Untersuchungen über die traditionellen Sprachpaare und starke experimentelle Kontrolle hinaus zu erweitern.

Schließlich ist zu erwarten, dass die beeindruckenden Fortschritte im Bereich der generativen KI und das Versprechen großer Sprachmodelle, die Leistung von CAI-Tools zu verbessern, weitere Forschungsarbeit über das Potenzial der KI zur Unterstützung von DolmetscherInnen in ihrem äußerst anspruchsvollen Beruf anregen werden.

Literatur

- Biagini, Giulio. 2015. *Glossario cartaceo e glossario elettronico durante l'interpretazione*. Trieste: Università di Trieste. (Magisterarb.).
- Bowker, Lynne. 2022. Computer-assisted translation and interpreting tools. In Federico Zanettin & Christopher Rundle (Hrsg.), *The Routledge Handbook of translation and methodology*, 392–409. New York; London: Routledge.
- Braun, Sabine. 2019. Technology and interpreting. In Minako O'Hagan (Hrsg.), *The Routledge handbook of translation and technology*, 271–288. New York; London: Routledge.
- Brezina, Vaclav & William Platt. 2024. #LancsBox X. Lancaster University.
- Chen, Sijia. 2020. The process of note-taking in consecutive interpreting: A digital pen recording approach. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 22(1). 117–139. DOI: [10.1075/intp.00036.che](https://doi.org/10.1075/intp.00036.che).
- Chen, Sijia & Jan-Louis Kruger. 2023. The effectiveness of computer-assisted interpreting: A preliminary study based on english-chinese consecutive interpreting. *Translation and Interpreting Studies* 18(3). 399–420. DOI: [10.1075/tis.21036.che](https://doi.org/10.1075/tis.21036.che).
- Chen, Sijia & Jan-Louis Kruger. 2024a. A computer-assisted consecutive interpreting workflow: Training and evaluation. *The Interpreter and Translator Trainer* 18(3). 380–399. DOI: [10.1080/1750399x.2024.2373553](https://doi.org/10.1080/1750399x.2024.2373553).
- Chen, Sijia & Jan-Louis Kruger. 2024b. Visual processing during computer-assisted consecutive interpreting: Evidence from eye movements. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 26(2). 231–252. DOI: [10.1075/intp.00104.che](https://doi.org/10.1075/intp.00104.che).
- Defrancq, Bart & Claudio Fantinuoli. 2021. Automatic speech recognition in the booth: Assessment of system performance, interpreters' performances and interactions in the context of numbers. *Target. International Journal of Translation Studies* 33(1). 73–102. DOI: [10.1075/target.19166.def](https://doi.org/10.1075/target.19166.def).

- Defrancq, Bart, Helena Snoeck & Claudio Fantinuoli. 2024. Interpreters' performances and cognitive load in the context of a CAI tool. In Sharon Deane-Cox, Ursula Böser & Marion Winters (Hrsg.), *Translation, Interpreting and Technological Change: Innovations in Research, Practice and Training* (Bloomsbury Advances in Translation), 38–58. London: Bloomsbury Academic.
- Desmet, Bart, Mieke Vandierendonck & Bart Defrancq. 2018. Simultaneous interpretation of numbers and the impact of technological support. In Claudio Fantinuoli (Hrsg.), *Interpreting and technology*, 13–27. Berlin: Language Science Press.
- Du, Zhiqiang. 2024. *Bridging the gap. Exploring the cognitive impact of interpret-bank on chinese interpreting trainees*. Forlì: Università di Bologna. (Dissertation). <https://amsdottorato.unibo.it/id/eprint/11584>.
- Fantinuoli, Claudio. 2016. InterpretBank. Redefining computer-assisted interpreting tools. In João Esteves-Ferreira, Juliet Macan, Ruslan Mitkov & Olaf-Michael Stefanov (Hrsg.), *Proceedings of 38th Conference Translating and the Computer*, 42–52. Geneva: Editions Tradulex.
- Fantinuoli, Claudio. 2017a. Computerlinguistik in der Dolmetschpraxis unter besonderer Berücksichtigung der Korpusanalyse. In Silvia Hansen-Schirra, Stella Neumann & Oliver Czulo (Hrsg.), *Annotation, exploitation and evaluation of parallel corpora*, 111–146. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.283501](https://doi.org/10.5281/ZENODO.283501).
- Fantinuoli, Claudio. 2017b. Speech recognition in the interpreter workstation. In João Esteves-Ferreira, Juliet Macan, Ruslan Mitkov & Olaf-Michael Stefanov (Hrsg.), *Proceedings of the 39th Conference Translating and the Computer*, 25–34. London: Editions Tradulex.
- Fantinuoli, Claudio. 2018. Computer-assisted interpreting: Challenges and future perspectives. In Gloria Corpas Pastor & Isabel Durán-Muñoz (Hrsg.), *Trends in E-Tools and Resources for Translators and Interpreters*, 153–174. Leiden: Brill. https://doi.org/10.1163/9789004351790_009.
- Fantinuoli, Claudio, Giulia Marchesini, David Landan & Lukas Horak. 2022. KU-DO Interpreter Assist: Automated real-time support for remote interpretation. In Ruslan Mitkov, Juliet Macan, João Esteves-Ferreira, Olaf-Michael Stefanov, Maria Recort Ruiz, David Chambers & Vilelmini Sosoni (Hrsg.), *Proceedings of the 43rd Conference Translating and the Computer*, 68–77. Geneva: Editions Tradulex.
- Fantinuoli, Claudio & Maddalena Montecchio. 2023. Defining maximum acceptable latency of AI-enhanced CAI tools. In Óscar Ferreiro Vázquez, Ana Correia & Sílvia Araújo (Hrsg.), *Technological Innovation Put to the Service of Language*

- Learning, Translation and Interpreting: Insights from Academic and Professional Contexts*, Bd. 2 (Lengua, Literatura, Traducción), 213–225. Berlin: Peter Lang.
- Frittella, Francesca Maria. 2022. ASR-CAI tool-supported SI of numbers: Sit back, relax and enjoy interpreting? In Juliet Macan, Ruslan Mitkov, David Chambers, Olaf-Michael Stefanov, João Esteves-Ferreira, Maria Recort Ruiz & Vilelmini Sosoni (Hrsg.), *Proceedings of the 43rd Conference Translating and the Computer*, 88–102. Geneva: Editions Tradulex.
- Frittella, Francesca Maria. 2023. *Usability research for interpreter-centred technology: The case study of SmarTerp* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 21). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.7376351](https://doi.org/10.5281/ZENODO.7376351).
- Frittella, Francesca Maria. 2024. *Computer-assisted interpreting: Cognitive task analysis and evidence-informed instructional design recommendations*. University of Surrey. (Dissertation).
- Gieshoff, Anne Catherine. 2018. *The impact of audio-visual speech on work-load in simultaneous interpreting*. Mainz: Johannes Gutenberg-Universität Mainz. (Dissertation). <https://openscience.ub.uni-mainz.de/handle/20.500.12030/2182> (6 August, 2025).
- Gieshoff, Anne Catherine, Martin Schuler & Zaniyar Jahany. 2024. The Augmented Interpreter: An exploratory study of the usability of augmented reality technology in interpreting. *Interpreting* 26(2). 282–315. DOI: [10.1075/intp.00108.gie](https://doi.org/10.1075/intp.00108.gie).
- Gile, Daniel. 2009. *Basic concepts and models for interpreter and translator training*. Amsterdam: John Benjamins.
- Han, Chao. 2018. Latent trait modelling of rater accuracy in formative peer assessment of English-Chinese consecutive interpreting. *Assessment & Evaluation in Higher Education* 43(6). 979–994. DOI: [10.1080/02602938.2018.1424799](https://doi.org/10.1080/02602938.2018.1424799).
- Hansen-Schirra, Silvia. 2012. Nutzbarkeit von Sprachtechnologien für die Translation. *trans-kom: Journal of Translation and Technical Communication Research* 5(2). 211–226.
- Hart, Sandra G. 2006. Nasa-task load index (NASA-TLX): 20 years later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 50(9). 904–908. DOI: [10.1177/154193120605000909](https://doi.org/10.1177/154193120605000909).
- Kalina, Sylvia. 2005. Quality assurance for interpreting processes. *Meta: Translators' Journal* 50(2). 768–784. DOI: [10.7202/011017ar](https://doi.org/10.7202/011017ar).
- Kilgarrieff, Adam, Vít Baisa, Jan Bušta, Miloš Jakubíček, Vojtěch Kovář, Jan Michelfeit, Pavel Rychlý & Vít Suchomel. 2014. The sketch engine: Ten years on. *Lexicography* 1(1). 7–36. DOI: [10.1007/s40607-014-0009-9](https://doi.org/10.1007/s40607-014-0009-9).

- Laugwitz, Bettina, Theo Held & Martin Schrepp. 2008. Construction and evaluation of a user experience questionnaire. In Andreas Holzinger (Hrsg.), *HCI and Usability for Education and Work* (Lecture Notes in Computer Science 5298), 63–76. Berlin, Heidelberg: Springer. DOI: [10.1007/978-3-540-89350-9_6](https://doi.org/10.1007/978-3-540-89350-9_6).
- Li, Tianyun & Agnieszka Chmiel. 2024. Automatic subtitles increase accuracy and decrease cognitive load in simultaneous interpreting. *Interpreting* 26(2). 253–281. DOI: [10.1075/intp.00111.li](https://doi.org/10.1075/intp.00111.li).
- Mellinger, Christopher D. & Thomas A. Hanson. 2018. Interpreter traits and the relationship with technology and visibility. *Translation and Interpreting Studies* 13(3). 366–392.
- Orlando, Marc. 2014. A study on the amenability of digital pen technology in a hybrid mode of interpreting: Consec-simul with notes. *Translation and Interpreting* 6(2). 39–54. DOI: [10.12807/ti.106202.2014.a03](https://doi.org/10.12807/ti.106202.2014.a03).
- Pisani, Elisabetta & Claudio Fantinuoli. 2021. Measuring the impact of automatic speech recognition on number rendition in simultaneous interpreting. In Caiwen Wang & Binghan Zheng (Hrsg.), *Empirical studies of translation and interpreting: The post-structuralist approach*, 181–197. New York: Routledge. DOI: [10.4324/9781003017400](https://doi.org/10.4324/9781003017400).
- Pöchhacker, Franz. 2024. Is machine interpreting interpreting? *Translation Spaces*. 1–21. DOI: [10.1075/ts.23028.poc](https://doi.org/10.1075/ts.23028.poc).
- Pöchhacker, Franz & Minhua Liu. 2024. Interpreting technologized: Distance and assistance. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 26(2). 157–177. DOI: [10.1075/intp.00112.poc](https://doi.org/10.1075/intp.00112.poc).
- Prandi, Bianca. 2015. The use of CAI tools in interpreters' training: A pilot study. In João Esteves-Ferreira, Juliet Macan, Ruslan Mitkov & Olaf-Michael Stefanov (Hrsg.), *Proceedings of the 37th Conference Translating and the Computer*, 48–57. London: AsLing.
- Prandi, Bianca. 2018. An exploratory study on CAI tools in simultaneous interpreting: Theoretical framework and stimulus validation. In Claudio Fantinuoli (Hrsg.), *Interpreting and Technology* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 11), 29–59. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.1493293](https://doi.org/10.5281/ZENODO.1493293). (12 April, 2022).
- Prandi, Bianca. 2023. *Computer-assisted simultaneous interpreting: A cognitive-experimental study on terminology* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 22). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.7143056](https://doi.org/10.5281/zenodo.7143056).
- Prandi, Bianca. 2025. Computer-assisted interpreting (CAI) tools and CAI tool training. In Elena Davitti, Sabine Braun & Tomasz Korybski (Hrsg.), *Routledge*

- handbook of interpreting and technology*, 123–144. New York; London: Routledge.
- Pym, Anthony & Yu Hao. 2024. What are language technologies and why should we know about them? In Anthony Pym & Yu Hao (Hrsg.), *How to augment language skills: Generative AI and machine translation in language learning and translator training*, 1–31. London: Routledge. DOI: [10.4324/9781032648033](https://doi.org/10.4324/9781032648033).
- Rodríguez, Susana, Roberto Gretter, Marco Matassoni, Daniele Falavigna, Álvaro Alonso, Oscar Corcho & Mariano Rico. 2021. SmarTerp: A CAI system to support simultaneous interpreters in real-time. In Ruslan Mitkov, Vilemini Sisoni, Julie Christine Giguère, Elena Murgolo & Elizabeth Deysel (Hrsg.), *Proceedings of the Translation and Interpreting Technology Online Conference*, 102–109. Online: INCOMA Ltd. DOI: [10.26615/978-954-452-071-7_012](https://doi.org/10.26615/978-954-452-071-7_012).
- Rodríguez González, Eloy, Muhammad Ahmed Saeed, Tomasz Korybski, Elena Davitti & Sabine Braun. 2023. Reimagining the remote simultaneous interpreting interface to improve support for interpreters. In Oscar Ferreiro Vázquez, Ana Teresa Vara & Silvia Lima Gonçalves Araújo (Hrsg.), *Technological innovation for language learning, translation and interpreting*, 227–246. Berlin: Peter Lang.
- Rütten, Anja. 2007. *Informations- und Wissensmanagement im Konferenzdolmetschen* (Sabest. Saarbrücker Beiträge zur Sprach- und Translationswissenschaft 15). Berlin: Peter Lang.
- Saeed, Muhammad Ahmed, Eloy Rodríguez González, Tomasz Korybski, Elena Davitti & Sabine Braun. 2022. Connected yet distant: An experimental study into the visual needs of the interpreter in remote simultaneous interpreting. In Masaaki Kurosu (Hrsg.), *Human-computer interaction. User experience and behavior*, 214–232. Cham: Springer International Publishing. DOI: [10.1007/978-3-031-05412-9_16](https://doi.org/10.1007/978-3-031-05412-9_16).
- Seeber, Kilian G. 2013. Cognitive load in simultaneous interpreting: Measures and methods. *Target. International Journal of Translation Studies* 25(1). 18–32. DOI: [10.1075/target.25.1.03see](https://doi.org/10.1075/target.25.1.03see).
- Shao, Zhangminzi & Bart Defrancq. 2025. Fundamental frequency as an acoustic mirror of interpreters' cognitive states. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 27(1). 1–27. DOI: [10.1075/intp.00107.sha](https://doi.org/10.1075/intp.00107.sha).
- Stoll, Christoph. 2009. *Jenseits simultanfähiger Terminologiesysteme: Methoden der Vorverlagerung und Fixierung von Kognition im Arbeitsablauf professioneller Konferenzdolmetscher* (Heidelberger Studien zur Übersetzungswissenschaft 13). Trier: WVT, Wissenschaftlicher Verlag Trier.

- Ünlü, Cihan. 2023a. *Automatic speech recognition in consecutive interpreter workstation: Computer-aided interpreting tool 'Sight-Terp' / Otomatik Konuşma Tanıma Sistemlerinin Ardıl Çeviride Kullanılması: Sight-Terp*. Ankara: Hacettepe Üniversitesi. (Magisterarb.).
- Ünlü, Cihan. 2023b. InterpreTutor: Using large language models for interpreter assessment. In Constantin Orasan, Ruslan Mitkov, Gloria Corpas Pastor & Johanna Monti (Hrsg.), *International Conference on Human-Informed Translation and Interpreting Technology (HiT-IT 2023)*, 78–96. Naples: INCOMA Ltd. DOI: [10.26615/issn.2683-0078.2023_007](https://doi.org/10.26615/issn.2683-0078.2023_007).
- Van Cauwenberghe, Goran. 2020. *Étude expérimentale de l'impact d'un soutien visuel automatisé sur la restitution de terminologie spécialisée*. Ghent: Universiteit Ghent. (Magisterarb.).
- Wang, Xinyu & Caiwen Wang. 2019. Can computer-assisted interpreting tools assist interpreting? *Transletters. International Journal of Translation and Interpreting* 3. 109–139.
- Will, Martin. 2020. Computer aided interpreting (CAI) for conference interpreters. Concepts, content and prospects. *ESSACHESS-Journal for Communication Studies* 13(25). 37–71.
- Xu, Ran. 2018. Corpus-based terminological preparation for simultaneous interpreting. *Interpreting. International Journal of Research and Practice in Interpreting* 20(1). 29–58. DOI: [10.1075/intp.00002.xu](https://doi.org/10.1075/intp.00002.xu).
- Xu, Ran & Serge Sharoff. 2014. Evaluating term extraction methods for interpreters. In Patrick Drouin, Natalia Grabar, Thierry Hamon & Kyo Kageura (Hrsg.), *Proceedings of the 4th International Workshop on Computational Terminology (Computerm)*, 86–93. Dublin: Association for Computational Linguistics & Dublin City University. DOI: [10.3115/v1/w14-4811](https://doi.org/10.3115/v1/w14-4811).
- Yuan, Lu & Binhua Wang. 2023. Cognitive processing of the extra visual layer of live captioning in simultaneous interpreting. Triangulation of eye-tracked process and performance data. *Ampersand* 11. 100131. DOI: [10/gsc8x8](https://doi.org/10/gsc8x8).

Teil III

Anwendungsgebiete

Kapitel 10

Übersetzungsdatenmanagement

Simon Varga

Johannes Gutenberg-Universität Mainz

Dieser Beitrag gibt einen Überblick über Strategien und Prozesse des Übersetzungsdatenmanagements. Die Reihenfolge der Kapitel orientiert sich an der Vorgehensweise bei der Durchführung von Translation-Memory-Harmonisierungs-/Zentralisierungsprojekten: von der Definition der Datenorganisation und der Identifizierung potenziell relevanter Datenquellen über deren Migration, Analyse, Bereinigung und Harmonisierung bis hin zu ihrer Implementierung in Produktionsprozessen und der kontinuierlichen Überwachung ihrer Qualität und Performance.

1 Einleitung

Die Übersetzungsindustrie hat in den letzten Jahrzehnten einen grundlegenden technologischen Wandel erfahren. Auf das Übersetzen als Tätigkeit an sich hatten dabei insbesondere drei Technologien einen massiven Einfluss: So wurde mit der Veröffentlichung der ersten kommerziellen CAT-Tools in den frühen 1990er Jahren zunächst die einfache Wiederverwendung bereits übersetzter Texte ermöglicht – wodurch sich nicht nur das Arbeiten von ÜbersetzerInnen, sondern auch Art und Weise, wie sie ihre Leistungen abrechnen, grundlegend änderte. Mit der neuronalen maschinellen Übersetzung (NMÜ) folgte im Jahr 2016 dann der nächste Technologiesprung, in dessen Folge maschinelle Übersetzung von der Nischen- zur Breitentechnologie wurde – auch hier sowohl mit Auswirkungen auf Arbeitsweisen und Abrechnungsmodalitäten. Mit der Entwicklung der adaptiven maschinellen Übersetzung im Jahr 2017, spätestens aber mit der Veröffentlichung der ersten Large Language Models (LLMs) Ende 2022 wurde es dann



schnell einfacher, MÜ-Ergebnisse in Echtzeit – und ohne vorheriges aufwendiges Training – in die gewünschte Richtung zu lenken.

Was alle diese Technologien gemeinsam haben? Sie funktionieren auf Grundlage von Daten. Waren Übersetzungsdaten im Zeitalter der CAT-Tools noch eine hochspezialisierte Ressource, die außerhalb klassischer Übersetzungsprozesse kaum eine Rolle spielten, so gewannen sie mit der Verfügbarkeit trainierbarer bzw. customisierbarer NMÜ-Modelle zunehmend auch breitere Bedeutung (Wang 2016: 12) – etwa für die Bereitstellung von maschineller Übersetzung als Self Service in Unternehmen; ein Trend, der sich mit dem schrittweisen Umschwenken vieler Anbieter auf LLMs nahtlos fortsetzt.

In erster Konsequenz lässt sich daraus folgende Beobachtung ableiten: In dem Maße, in dem Übersetzungsdaten breiter eingesetzt und die auf ihrer Grundlage erstellten Übersetzungen nicht systematisch von Menschen überprüft werden (können), steigen die Anforderungen an ihre Qualität. Diese lässt sich definieren anhand der Dimensionen Genauigkeit (*Accuracy*), Konsistenz (*Consistency*), Vollständigkeit (*Completeness*) und Aktualität (*Currency* und *Timeliness*) (Scannapieco u. a. 2005, Batini & Scannapieco 2016). Konkret sollten Übersetzungsdaten also:

- den an sie gestellten Qualitätsanforderungen entsprechen, etwa in Bezug auf die Einhaltung einer Corporate Language oder eines vordefinierten Metadatenschemas (*Accuracy*),
- konsistent sein in Bezug auf die Einhaltung sowohl sprachlicher Vorgaben als auch auf die Verwendung von Metadaten (*Consistency*),
- den jeweiligen Einsatzzweck abdecken (*Completeness*),
- in ihrem Inhalt dem aktuellen Stand des durch sie abgebildeten Sprachgebrauchs entsprechen (*Currency*), also z. B. keine veraltete Terminologie enthalten,
- durch geeignete Managementprozesse auf dem jeweils neuesten Stand gehalten werden (*Timeliness*) (vgl. Zielinski & Varga 2020: 307-309).

Wie aus diesen Anforderungen deutlich wird, gehen erhöhte Anforderungen an die Übersetzungsdatenqualität Hand in Hand mit erhöhten Anforderungen an das Übersetzungsdatenmanagement.

Vor diesem Hintergrund geben die folgenden Kapitel einen Überblick über die wichtigsten Schritte und Ansätze für ein effizientes Management von Übersetzungsdaten in Form von Translation Memorys (TMs). Das Augenmerk liegt dabei

nicht nur Aufbau und Pflege neuer Datenbestände, sondern auch und gerade auf der Zusammenführung von Daten aus unterschiedlichsten Quellen, wie sie im Rahmen von Zentralisierungs- und Harmonisierungsprojekten in Übersetzungsabteilungen erforderlich sind.

2 Datenorganisation definieren

Die Implementierung effizienter Managementprozesse für Übersetzungsdaten setzt zuallererst die Definition von Anforderungen und Zielen sowie einer darauf ausgerichteten Datenorganisation voraus.

2.1 Physische TM-Organisation

Dies betrifft zunächst die physische Organisation von TMs: Sollen (bzw. können!) je Übersetzungsrichtung alle Inhalte in ein und demselben TM gespeichert werden? Die Vorteile eines solchen Single-TM-Ansatzes liegen auf der Hand: je kleiner die Zahl an TMs, desto kleiner der Aufwand für ihre Implementierung, Verwaltung und Pflege.

Unterschiedliche TMs für Übersetzungen in derselben Sprachrichtung können jedoch etwa aus Vertraulichkeitsgründen erforderlich sein: Werden bspw. vertrauliche Inhalte von In-House-Übersetzern bearbeitet und andere Übersetzungen extern vergeben, kann über zwei separate TMs je Übersetzungsrichtung garantiert werden, dass ein Zugriff auf vertrauliche Inhalte durch externe Übersetzer – über Fuzzy-Matches oder Konkordanzsuchen – unmöglich ist.

2.2 Unterstützende Ressourcen

Zusätzlich zu den TMs selbst müssen in diesem Schritt auch weitere Ressourcen erstellt bzw. geprüft werden, die sich direkt auf die Qualität der Übersetzungsdaten auswirken.

Dies betrifft zunächst die TM-Einstellungen. Je nach verwendetem Tool bieten diese unterschiedliche Optionen für die Verwendung von TMs in Übersetzungsprojekten, wie etwa Filter, über die TM-Treffer mit bestimmten Metadaten priorisiert oder aber ausgeschlossen werden können (siehe Abschnitt 2.4).

Weitere Ressourcen, die direkten Einfluss auf die Qualität der im Übersetzungsprozess entstehenden Daten hat, sind Segmentierungsregeln und Dateiimportheinstellungen. Segmentierungsregeln definieren jeweils für eine spezifische Ausgangssprache, an welchen Stellen Texte in einzelne Segmente aufgesplittet werden sollen, also etwa nach Satzendzeichen, Zeilenumbrüchen oder bestimmten

Sonderzeichen. Dateiiporteinstellungen wiederum definieren für ein bestimmtes Dateiformat (also etwa .docx oder .xml), wie Inhalte aus entsprechenden Dateien in den Übersetzungseditor importiert werden. Fehlerhafte Segmentierungsregeln und/oder Dateiiporteinstellungen wirken sich negativ auf Qualität und Wiederverwendbarkeit von Übersetzungseinheiten aus, indem sie Texte auseinanderreißen oder aber zu grob segmentieren oder zum Import nichtübersetzbarer Inhalte führen (siehe Abschnitt 5.2.1).

Je nach System besteht darüber hinaus u. U. die Möglichkeit, nichtübersetzbare Elemente, wie etwa Produktnamen und -nummern, zu hinterlegen und im Idealfall sogar zu schützen. Hier sind unterschiedliche Ansätze möglich: So bieten manche Tools die Möglichkeit, zu schützenden Text mithilfe regulärer Ausdrücke in Tags zu verwandeln.¹ Eine zusätzliche toolspezifische Option ist etwa die Erstellung sog. *Non-Translatables*-Listen in memoQ (siehe Abb. 1). Unabhängig von der konkreten Vorgehensweise können fehlende/veränderte Elemente in laufenden Projekten über QA-Routinen identifiziert werden, sodass fehlerhafte Segmente erst gar nicht in das Master-TM gelangen.

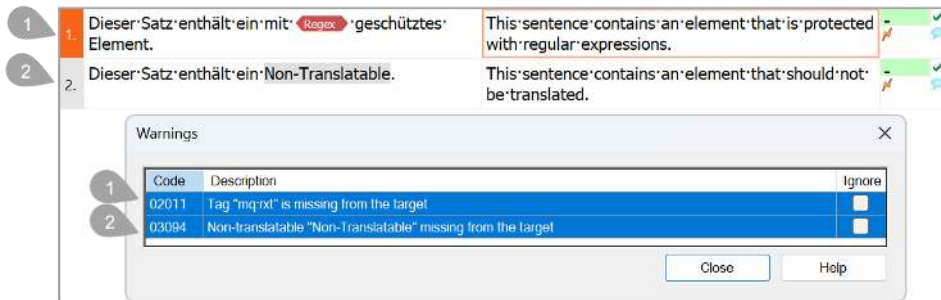


Abbildung 1: Regexp-Tagging und Non-Translatables in memoQ

2.3 Berechtigungskonzepte

Neben der Frage, *wie* TMs bearbeitet werden sollen, ist vor allem auch die Frage wichtig, *wer* die entsprechenden Berechtigungen dazu erhalten soll. Diese Frage betrifft sowohl die Verwendung in laufenden Übersetzungsprojekten als auch die flankierende TM-Pflege.

In Bezug auf die Verwendung in Übersetzungsprojekten stellt sich etwa die Frage, ob Übersetzer nur Lese- oder auch Schreibzugriff auf bestimmte TMs erhalten sollen. Ein typischer Ansatz ist hier die Unterscheidung zwischen

¹Für einen Überblick über die Verwendung regulärer Ausdrücke in CAT-Tools siehe Rudd (2018).

Master-TMs (die bereits übersetzte Texte enthalten) und Arbeits-TMs (die für jedes Projekt neu erstellt und in die neue Übersetzungseinheiten zunächst gespeichert werden). Indem man den Schreibzugriff der Übersetzer auf das Arbeits-TM beschränkt, kann verhindert werden, dass diese unerwünschte Änderungen in Master-TMs vornehmen.

2.4 Metadatenschema

Metadaten sind Daten über andere Daten. Konkret handelt es sich bei diesen „anderen“ Daten im Fall von TMs sowohl um das TM als Ganzes als auch um die darin enthaltenen Übersetzungseinheiten.

Die hier relevanten Metadaten zu deren Beschreibung lassen sich grob in drei Kategorien einteilen (vgl. [Pomerantz 2015](#), [Zielinski & Varga 2020](#)):

- Administrative Metadaten
- Beschreibende Metadaten
- Nutzungsbezogene Metadaten

2.4.1 Administrative Metadaten

Administrative Metadaten werden automatisch generiert, wenn ein TM erstellt, neue Übersetzungseinheiten darin gespeichert oder bereits darin vorhandene Übersetzungseinheiten geändert werden. Sie geben Aufschluss über die Erstellung und Herkunft von TM-Daten. Typische Beispiele hierfür sind etwa Name und Version des Tools, mit dem ein TM erstellt wurde, die IDs der Nutzer, die die darin enthaltenen Übersetzungseinheiten erstellt haben, sowie die Zeitstempel ihrer Erstellung und/oder Änderung.

Zu den administrativen Metadaten gehören auch sog. strukturelle Metadaten, die etwa Auskunft darüber geben, um welche Art von Text es sich bei einem Segment handelt (Überschrift, Listenelement etc.). Auch die in einer Übersetzungseinheit gespeicherten Kontextinformationen fallen in diese Kategorie.

2.4.2 Beschreibende Metadaten

Beschreibende Metadaten enthalten zusätzliche Informationen zu einem TM oder den darin enthaltenen Übersetzungseinheiten. Typische Beispiele für beschreibende Metadaten sind etwa die IDs von Kunden oder Projekten sowie Angaben zu Fachgebiet, Textsorte, Produkt(familie), Kommunikationskanal etc.

Im Gegensatz zu administrativen Metadaten werden beschreibende Metadaten nicht automatisch generiert, sondern müssen von den NutzerInnen selbst definiert/ausgewählt werden. Gespeichert werden diese Informationen entweder in Metadatenfeldern, die standardmäßig von dem verwendeten TM-System bereitgestellt werden, oder aber in benutzerdefinierten Metadatenfeldern. Dies bietet einerseits Flexibilität bei der TM-Verwaltung, andererseits erschweren fehlende oder inkonsistente Metadaten die Zusammenführung von Übersetzungsdaten aus unterschiedlichen Quellen, selbst wenn sie alle aus demselben Tool stammen.

Je nach Tool kann es unterschiedliche Optionen für das Speichern bestimmter beschreibender Metadaten geben. So verfügen etwa memoQ-TMs über eine Option zum automatischen Speichern des Namens oder Pfads der Datei, aus der eine Übersetzungseinheit stammt – in Trados Studio hingegen kann ein solcher Wert, wie alle beschreibenden Metadaten, standardmäßig nur manuell über die Projekteinstellungen eingegeben werden.

Generell gilt: Wo immer möglich, sollten die Metadatenwerte in beschreibenden Feldern als Auswahllisten hinterlegt werden, um Inkonsistenzen durch Schreibvarianten, Rechtschreibfehler etc. zu vermeiden. Freitextfelder bleiben typischerweise auf diejenigen Metadaten beschränkt, die sich von Projekt zu Projekt ändern, z. B. der Projektname.

2.4.3 Nutzungsbezogene Metadaten

Nutzungsbezogene Metadaten geben Aufschluss darüber, ob und wie oft, von wem und wann zuletzt individuelle Übersetzungseinheiten wiederverwendet wurden. Dies ermöglicht es etwa, alte/nicht (mehr) genutzte Übersetzungseinheiten zu löschen und so übermäßig große TMs gezielt zu bereinigen, um Performanceproblemen entgegenzuwirken. Darüber hinaus können entsprechende Informationen auch dazu genutzt werden, gezielte Qualitätssicherung für häufig wiederverwendete Übersetzungseinheiten zu betreiben.

3 Datenquellen identifizieren

Nachdem die Zielsituation definiert und die erforderlichen Ressourcen erstellt wurden, gilt es, Quellen für existierende Übersetzungsdaten zu identifizieren. Hier sind natürlich zuallererst vorhandene TMs relevant, die bereits in der eigenen Organisation oder von Übersetzungsdienstleistern verwendet und (idealerweise) gepflegt werden. Darüber hinaus können jedoch auch andere Daten von Interesse sein, insbesondere wenn vorhandene TMs unvollständig oder von schlechter Qualität sind. Alternative Möglichkeiten, um

an Übersetzungsdaten zu gelangen, sind mehrsprachige Dokumente, XLIFF-Dateien aus vergangenen Übersetzungsprojekten oder auch mehrsprachige Exporte aus inhaltsführenden Systemen, wie etwa Content-Management- (CMS), Produktinformationsmanagement- (PIM) und Enterprise-Resource-Planning-Systemen (ERP).

4 Daten exportieren und migrieren

Nachdem alle relevanten Datenquellen identifiziert wurden, müssen die Daten im nächsten Schritt in ein einheitliches Format gebracht werden. Mit Blick auf die Verwendung von Übersetzungsdaten in CAT-Tools bedeutet dies konkret, dass diese in das proprietäre Format des jeweiligen Tools überführt werden müssen.

Das genaue Vorgehen dabei hängt von Art und Umfang der Übersetzungsdaten ab: So können etwa XLIFF-Dateien aus vergangenen Projekten in den CAT-Editor importiert und darüber in ein neues TM gespeichert werden. In mehreren Sprachen verfügbare Dokumente, aber u. U. auch mehrsprachige Exporte aus inhaltsführenden Systemen erfordern hingegen ein aufwendigeres Alignment. Der vermeintlich einfachste Weg, bestehende Übersetzungsdaten zu migrieren, ist der Austausch über den Translation-Memory-eXchange-Standard (TMX). In den folgenden Unterkapiteln werden dieser Standard sowie seine Umsetzung durch unterschiedliche CAT-Tool-Hersteller und die daraus entstehenden Herausforderungen bei Datenmigrationen skizziert.

4.1 Der TMX-Standard

Der TMX-Standard hat die Aufgabe, den Datenaustausch zwischen Übersetzungssystemen unterschiedlicher Hersteller zu erleichtern. Entwickelt und veröffentlicht wurde er von der *Fachgruppe Open Standards for Container/Content Allowing Re-use* (OSCAR) der Localization Industry Standards Association (LISA). Nach einer ersten Version aus dem Jahr 1998 erfolgten mehrere Überarbeitungen, bis zur Veröffentlichung der aktuellen Version des Standards, TMX 1.4b, im Jahr 2005 ([Localization Industry Standards Association 2005](#)).

Der TMX-Standard basiert auf der Extensible Markup Language (XML), einer Auszeichnungssprache zur Darstellung hierarchischer Datenstrukturen in Textform, die sowohl menschen- als auch maschinenlesbar ist.²

Eine TMX-Datei muss dabei mindestens die in Abb. 2 dargestellten Elemente enthalten:

²Für einen Überblick über den Einsatz von XML in Übersetzung in Lokalisierung siehe [Savourel \(2001\)](#).

- Die XML-Deklaration.
- Das Root-Element `<tmx>` inkl. der Version.
- Einen Header mit Metadaten über die TMX-Datei. Diese geben an:
 - mit welchem Tool (`<creationtool>`) in welcher Version (`<creationtoolversion>`) die Datei erstellt wurde,
 - welche Systemsprache in dem Tool eingestellt war (`<adminlang>`),
 - welches Dateiformat das Translation Memory hatte, auf dessen Grundlage die TMX-Datei erstellt wurde (`<o-tmf>`),
 - welche Art von Daten die TMX-Datei enthält (`<datatype>`),
 - wie die darin enthaltenen Übersetzungen segmentiert sind, bspw. satz- oder absatzbasiert (`<segtype>`),
 - welche Ausgangssprache sie hat (`<srclang>`).
- Das `<body>`-Element mit den Translation Units (`<tu>`), die die eigentlichen Übersetzungsdaten enthalten.


Neben diesen verpflichtenden Elementen können TMX-Dateien eine ganze Reihe weiterer Elemente enthalten: darunter eine Reihe von Elementen, die im TMX-Standard definiert sind, wie etwa Angaben von wem und wann eine Übersetzungseinheit erstellt oder geändert wurde (`<creationid>` und `<creationdate>` bzw. `<changeid>` und `<changedate>`).

Darüber hinaus können jedoch auch sogenannte Properties (`<prop>`) enthalten sein, die nicht Teil des Standards sind, sondern vom jeweiligen Tool vorgegeben werden. Die Schwierigkeiten, die sich daraus für den Austausch von Übersetzungsdaten zwischen unterschiedlichen Tools ergeben, werden im folgenden Kapitel beschrieben.

4.2 TMX-Kompatibilität vs. -Interoperabilität

Idee und Ziel hinter der Entwicklung des TMX-Standards sind eindeutig: den Austausch von Übersetzungsdaten über verschiedene Installationen bzw. auch unterschiedliche Systeme hinweg zu ermöglichen. Betrachtet man die große Zahl an Übersetzungssystemen, die TMX implementiert haben,³ so scheint dieses Ziel

³Für eine Liste mit Beispielen siehe [Chan \(2015\)](#).



```

1 <?xml version="1.0"?>
2 <tmx version="1.4">
3   < header
      creationtool="ABCTrans"
      creationtoolversion="1.01-023"
      adminlang="de-de"
      o-tmf="ABCTransMem"
      datatype="PlainText"
      segtype="sentence"
      srclang="de-de" >
   </header>
4   <body>
      <tu>
         <tuv xml:lang="de-de" >
            <seg>Dies ist ein Satz.</seg>
         </tuv>
         <tuv xml:lang="fr" >
            <seg>Ceci est une phrase.</seg>
         </tuv>
      </tu>
   </body>
</tmx>

```

Abbildung 2: TMX-Beispieldokument mit verpflichtenden Elementen (in Anlehnung an ebd.)

erreicht. Allerdings: So „nahtlos“, wie der Austausch häufig dargestellt wird (siehe etwa [Chan 2015](#), [Roturier 2020](#)), ist er bei genauerem Hinsehen nicht. Tatsächlich basieren die Austauschformate vieler CAT-Tools zwar auf TMX, die Hersteller gehen bei der Umsetzung des Standards jedoch eigene Wege. Die dabei entstehenden TMX-„Dialekte“ sind mehr oder weniger interoperabel, jedoch bei weitem nicht voll miteinander kompatibel.⁴

Grob lässt sich hierzu Folgendes festhalten: Die in einem TM gespeicherten Übersetzungen lassen sich typischerweise – auch über verschiedene Systeme hinweg – problemlos(er) per TMX austauschen (wobei es auch hier Inkompatibilitäten geben kann, die zu Matchverlusten führen, etwa in Bezug auf die Auszeichnung von Tags!). Anders sieht es hingegen mit den Metadaten aus, die Informationen zu diesen Übersetzungen bereitstellen.

⁴Toolspezifische Dialekte und die damit verbundenen Schwierigkeiten betreffen neben TMX auch andere Datenaustauschformate wie etwa TBX (TermBase eXchange, siehe [Wright 2018](#)).

Dies betrifft zunächst beschreibende Metadaten, die von unterschiedlichen Tools unterschiedlich umgesetzt werden. So gibt es:

- TM-Systeme, die eine feste Auswahl an Feldern für beschreibende Metadaten vorgeben. Dies trifft beispielsweise auf Phrase zu, wo es die Felder *Client*, *Business Unit*, *Domain*, *Subdomain* und *Note* gibt.
- TM-Systeme, die feste Felder für beschreibende Metadaten vorgeben, zusätzlich aber auch benutzerdefinierte Felder zulassen. Dies trifft etwa auf memoQ zu. Neben den Standardmetadatenfeldern *Client*, *Project*, *Domain* und *Subject* lassen sich in memoQ-TMs für eine feingliedrigere Auszeichnung benutzerdefinierte Felder anlegen.
- TM-Systeme, in denen für die Speicherung beschreibender Metadaten benutzerdefinierte Felder angelegt werden müssen. Dies ist beispielsweise bei Trados Studio der Fall.

Konkret bedeutet dies, dass bei der Konsolidierung von Übersetzungsdaten aus verschiedenen Systemen die beschreibenden Metadatenfelder aufeinander gemappt werden müssen, wobei es – etwa im Fall von Phrase – Einschränkungen in Bezug auf die Zahl verfügbarer Felder geben kann.

Ein weiteres eindrückliches Beispiel für durch TMX-Dialekte entstehende Herausforderungen ist die Speicherung von Fließtextkontexten in memoQ- und Trados-TMs: Während memoQ sowohl das vorgehende als auch das nachfolgende Segment als Kontext speichert (in den Property-Elementen des Typs *x-context-pre* bzw. *x-context-post*, siehe Abb. 3), speichert Trados Studio nur das vorhergehende Segment (in Property-Elementen des Typs *x-ContextContent*, siehe Abb. 4).

```
<tu changedate="20240905T090932Z" creationdate="20240905T090932Z" creationid="Simon" changeid="Simon">
  <prop type="client">Language Science Press</prop>
  <prop type="project">Handbuch Digitale Translatologie</prop>
  <prop type="domain">Translation Technology</prop>
  <prop type="subject">TM Management</prop>
  <prop type="corrected">no</prop>
  <prop type="aligned">no</prop>
  <prop type="x-document">C:\Users\Simon\OneDrive - JGU\Desktop\HBDT_Kontextinformation.docx</prop>
  <tuv xml:lang="de-de">
    <prop type="x-context-pre">&lt;seg&gt;Das ist der erste Satz.&lt;/seg&gt;</prop>
    <prop type="x-context-post">&lt;seg&gt;Das ist der dritte Satz.&lt;/seg&gt;</prop>
    <seg>Das ist der zweite Satz.</seg>
  </tuv>
  <tuv xml:lang="fr-fr">
    <seg>C'est la deuxième phrase.</seg>
  </tuv>
</tu>
```

Abbildung 3: Speicherung von Fließtextkontext in memoQ-TMX-Dateien

```

<tu creationdate="20240905T100016Z" creationid="DESKTOP-IF57REJ\Simon" changedate="20240905T100020Z" changeid="DESKTOP-IF57REJ\Simon" lastusedate="20240905T100020Z">
  <prop type="x-LastUsedBy">DESKTOP-IF57REJ\Simon</prop>
  <prop type="x-Context">-9089797955150250108, 6937468699914682364</prop>
  <prop type="x-ContextContent">Das ist der erste Satz. | | C'est la première phrase. | </prop>
  <prop type="x-Origin">TM</prop>
  <prop type="x-ConfirmationLevel">Translated</prop>
  <luv xml:lang="de-DE">
    <seq>Das ist der zweite Satz.</seq>
  </tuv>
  <tuv xml:lang="fr-FR">
    <seq>C'est la deuxième phrase.</seq>
  </tuv>
</tu>

```

Abbildung 4: Speicherung von Fließtextkontext in Trados-TMX-Dateien

Das bedeutet: Während (in dieser Hinsicht!) eine Migration von TM-Daten aus memoQ in Trados Studio keine besonderen Maßnahmen erfordert, führt im umgekehrten Fall ein einfacher Import von TMX-Dateien aus Trados Studio dazu, dass alle Segmente ihren Fließtextkontext verlieren. Da für Kontext-Matches in memoQ beide Kontexte im TM gespeichert sein müssen, würde dies bedeuten, dass alle potenziellen Kontext-Matches nur noch mit 100 % matchen – was zu erheblichen Mehrkosten führen kann (siehe Abb. 5 und 6)!

1.	Das ist der erste Satz.	C'est la première phrase.	101	✓
2.	Das ist der zweite Satz.	C'est la deuxième phrase.	101	✓
3.	Das ist der dritte Satz.	C'est la troisième phrase.	101	✓

Abbildung 5: Match-Werte in memoQ mit unverändertem TMX-Import aus memoQ

1.	Das ist der erste Satz.	C'est la première phrase.	100	✓
2.	Das ist der zweite Satz.	C'est la deuxième phrase.	100	✓
3.	Das ist der dritte Satz.	C'est la troisième phrase.	100	✓

Abbildung 6: Match-Werte in memoQ mit unverändertem TMX-Import aus Trados Studio

Dieses Beispiel zeigt bereits, dass ein einfaches Importieren von TMX-Dateien aus anderen CAT-Tools u. U. massive Matchverluste nach sich ziehen kann. Eine Migration von Übersetzungsdaten über verschiedene Systeme hinweg ist damit sinnvoll allein mit CAT-Tools nicht möglich. Vielmehr werden je nach beteiligten Systemen und Migrationsrichtung spezielle Migrationsskripte benötigt, die Inkompatibilitäten zwischen TMX-Dialekten so weit wie möglich ausgleichen.

5 Daten analysieren

Nachdem alle Übersetzungsdaten in das Format des Zielsystems gebracht wurden, kann die Analyse beginnen. Die in diesem Zusammenhang erforderlichen Analysen umfassen quantitative wie qualitative Aspekte, die in den folgenden Unterkapiteln vorgestellt werden. Eine nachhaltige, effiziente Nutzung und Pflege von Translation Memorys setzt nämlich nicht nur standardisierte Prozesse, sondern auch und vor allem explizit definierte Qualitätskriterien für die darin enthaltenen Daten voraus. Im Rahmen von Harmonisierungsprojekten ist eine Bewertung vorhandener Übersetzungsdaten anhand entsprechender Kriterien umso wichtiger, als diese Daten typischerweise aus unterschiedlichen Quellen stammen und unterschiedlich verwaltet wurden.

5.1 Quantitative Analysen

Zu den quantitativen Aspekten bei der Analyse von Übersetzungsdaten zählen unter anderem folgende Frage:

- Wie viele Sprachenkombinationen gibt es?
- Wie viele TMs gibt es für diese Sprachenkombinationen jeweils?
- Wie viele Übersetzungseinheiten sind jeweils in diesen enthalten?
- Welche Inhalte sind in diesen TMs gespeichert?
- Welche beschreibenden Metadatenfelder sind in den TMs zu finden?
- Welche Metadatenwerte enthalten diese Felder?
- Wie viele Übersetzungseinheiten sind jeweils mit diesen Metadatenwerten ausgezeichnet?

Bereits hier zeigt sich eine der grundlegenden Hürden: So lassen sich Antworten auf grundlegende Fragen, wie die nach Sprachkombinationen, Anzahl und Größe der TMs, zwar mithilfe eines CAT-Tools ermitteln – viel weiter allerdings reicht deren Funktionsumfang typischerweise nicht!

So ist zwar etwa anhand der TM-Definition in memoQ oder Trados Studio ersichtlich, welche Metadatenfelder in einem TM vorhanden sind. Welche Werte aber in diesen Feldern existieren, ist hingegen bei Freitextfeldern mit diesen Tools ebenso wenig zu ermitteln wie die Zahl der Übersetzungseinheiten, die damit jeweils ausgezeichnet wurden.

Auch hier müssen also zusätzliche Tools eingesetzt werden – seien es XML-Editoren, in denen Werte manuell ermittelt und gezählt werden, oder dedizierte TM-Analyseskripte.

5.2 Qualitative Analysen

Neben rein quantitativen Analysen muss im Rahmen von Migrationsprojekten und TM-Pflege auch die Qualität der Übersetzungsdaten analysiert werden. Typische Fehler und Mängel lassen sich dabei in drei Kategorien einordnen (vgl. [Zielinski & Varga 2020](#): 301–306):

- Fehler/Inkonsistenzen auf Segmentebene
- Fehler/Inkonsistenzen auf Subsegmentebene
- Fehler/Inkonsistenzen in den Metadaten

5.2.1 Fehler und Inkonsistenzen auf Segmentebene

Auf Segmentebene können u. a. folgende Aspekte die Qualität und Performance von TMs negativ beeinflussen:

- unübersetzte Ausgangssegmente, die per Copy & Paste in die Zielsprache übertragen wurden,
- unvollständige Übersetzungen von Ausgangssegmenten (etwa bei nicht bearbeiteten Fragment-Matches),
- Dubletten,
- Segmente, die nur aus Tags, Sonderzeichen, Hex-Codes etc. bestehend, die durch fehlerhafte Dateimporteinstellungen entstehen,
- Inhalte in abweichenden Sprachen, die etwa durch den fehlerhaften Import mehrsprachiger Projektdateien entstehen.

Problematisch sind auf Segmentebene weiterhin Inkonsistenzen, die potenziell zu einer Vielzahl fast identischer Segmente führen können. [Moorkens \(2015\)](#) unterscheidet in diesem Zusammenhang drei Szenarien, nämlich:

- inkonsistente Ausgangssegmente, die inkonsistent übersetzt werden (n:n),

- konsistente Ausgangssegmente, die inkonsistent übersetzt werden (1:n) und
- inkonsistente Ausgangssegmente, die konsistent übersetzt werden (n:1).

Mögliche Gründe für derartige Inkonsistenzen sind vielfältig: So wurden in der Vergangenheit vielleicht TM-Daten aus unterschiedlichen Quellen ohne entsprechende Aufarbeitung aggregiert. Weitere Ursachen können fehlerhafte TM-Update-Einstellungen oder Inkonsistenzen beim Import der Ausgangstexte sein. Abb. 7 verdeutlicht dieses Problem anhand des Beispiels einer Datei mit eingebetteten HTML-Inhalten. Je nachdem, wie die Ausgangsdateien für die Übersetzung importiert werden, ändern sich auch die dabei entstehenden Übersetzungseinheiten im TM:

- Im ersten Fall werden die HTML-Inhalte korrekt verarbeitet, sodass der Text korrekt segmentiert wird und keine überflüssigen Tags importiert werden.
- Im zweiten Fall werden die Tags mithilfe regulärer Ausdrücke geschützt, sodass sie importiert werden und keine korrekte Segmentierung erfolgen kann.
- Im dritten Fall wird der Text inklusive aller Tags als übersetzbare Inhalte importiert. Neben der fehlerhaften Segmentierung besteht hier das Risiko einer versehentlichen Bearbeitung der Tags.

1	Das'ist:der'erste'Listenpunkt	C'est'le'premier'point'de'la'liste
	Modified: Simon @16/09/2024 16:40:19 Document: C:\Users\Simon\OneDrive - JGU\...\HBDT_embedded HTML_Cascading filter.docx	
	Das'ist:der'zweite'Listenpunkt	C'est'le'deuxième'point'de'la'liste
	Modified: Simon @16/09/2024 16:40:28 Document: C:\Users\Simon\OneDrive - JGU\...\HBDT_embedded HTML_Cascading filter.docx	
2	 Das'ist:der'erste'Listenpunkt · Das'ist:der'zweite'Listenpunkt 	 C'est'le'premier'point'de'la'liste · C'est'le'deuxième'point'de'la'liste
	Modified: Simon @16/09/2024 16:41:41 Document: C:\Users\Simon\OneDrive - JGU\...\HBDT_embedded HTML_Word filter with regex.docx	
3	Das'ist:der'erste'Listenpunkt · Das'ist:der'zweite'Listenpunkt	C'est'le'premier'point'de'la'liste · C'est'le'deuxième'point'de'la'liste
	Modified: Simon @16/09/2024 16:42:45 Document: C:\Users\Simon\OneDrive - JGU\Un\...\HBDT_embedded HTML_Word filter.docx	

Abbildung 7: Dubletten aufgrund abweichender Importeinstellungen bei Dokumenten mit eingebetteten HTML-Inhalten in memoQ

Die potenziellen Auswirkungen dieser und anderer Qualitätsprobleme auf Segmentebene hängen vom geplanten Verwendungszweck der Übersetzungsdaten

ab: Bei der Verwendung als Übersetzungshilfe in CAT-Tools erhöhen TMs mit einer Vielzahl an Dubletten und nicht bzw. inkonsistent übersetzten Segmenten die kognitive Belastung bei Auswahl und Überprüfung von TM-Treffern und wirken sich negativ auf Usability, Produktivität und die Übersetzungsqualität insgesamt aus (vgl. O'Brien & Roturier 2007, Wolff 2016). Aus technischer Perspektive können aufgeblähte TMs sich außerdem negativ auf Performance und Geschwindigkeit auswirken und den Wert der Übersetzungsdaten für Training und Customization maschineller Übersetzungsmodelle mindern (vgl. Khayrallah & Koehn 2018, Ott u. a. 2018).

5.3 Fehler und Inkonsistenzen auf Subsegmentebene

Inkonsistenzen auf Segmentebene sind häufig auf Qualitätsmängel in den Segmenten selbst zurückzuführen, etwa in Bezug auf:

- Rechtschreibung, Grammatik und Zeichensetzung
- die Verwendung inkonsistenter oder veralteter Terminologie
- Verstöße gegen Styleguide-Regeln
- Sprach- oder Rechtschreibvarianten (belgisches vs. französisches Französisch, Genitivvarianten im Deutschen (-es vs. -s))
- Inlineformatierung und Tags
- nichtdruckbare Zeichen (einfaches vs. geschütztes vs. schmales Leerzeichen etc.)
- abweichende Formatierung von Zahlen, Daten, Zeit- und Maßangaben
- Auslassungen oder Hinzufügungen

Hinzu kommt, dass über lange Zeiträume hinweg genutzte TMs häufig Übersetzungseinheiten mit an sich veralteten Inhalten enthalten.

Aus dieser Liste möglicher Qualitätsprobleme – sowohl auf Segment- als auch auf Subsegmentebene – wird schnell deutlich, welche Herausforderungen mit der Analyse von Übersetzungsdaten verbunden sind. Es zeigen sich außerdem bereits hier deutlich die Unzulänglichkeiten von CAT-Tools, die nur über sehr eingeschränkte TM-Management-Funktionen verfügen.

6 Daten bereinigen

Die qualitative Analyse von Übersetzungsdaten geht Hand in Hand mit ihrer Bereinigung. Es gibt dabei je nach Anforderungen und zu erwartendem Aufwand unterschiedliche Möglichkeiten, fehlerhafte TM-Einträge zu korrigieren.

6.1 TM-Bereinigungstools und -funktionen

Clientbasierte CAT-Tools wie memoQ, Trados Studio oder Across bieten integrierte TM-Editoren, in denen die Bearbeitung von Übersetzungsdaten im jeweils eigenen proprietären Format möglich ist. Der Funktionsumfang dieser Lösungen ist jedoch typischerweise sehr gering, sodass diese eher für die punktuelle Korrektur bekannter Fehler als für Qualitätsanalysen über große Datenmengen hinweg nutzbar sind.

So bietet etwa der integrierte TM-Editor der aktuellen memoQ-Version 11.1 folgende Optionen:

- Filtern von TM-Einträgen (auf Grundlage von Volltextsuchen in Ausgangs- und/oder Zielsprache, administrativen/beschreibenden Metadaten oder Inlinetags)
- Auf-/absteigende Sortierung der Ergebnisse (alphabetisch oder auf Grundlage der Segment-ID oder des Datums der letzten Bearbeitung)
- Bearbeitung von Metadaten im Batch-Verfahren
- Suchen und Ersetzen von Zeichenfolgen in Ausgangs- oder Zieltext (an beliebiger Stelle oder nur als ganze Wörter bzw. ganze Segmente)
- Löschen aller/bestimmter Tags

Wie diese Liste zeigt, zielen diese Optionen eher darauf ab, bestimmte Segmente gezielt herauszufiltern und zu bearbeiten als umfängliche Qualitätssicherung zu betreiben. Für umfangreichere Überprüfungen, etwa von Terminologie- und Rechtschreibung, sind somit externe Tools erforderlich. Hier gibt es unterschiedliche Möglichkeiten:

- Clientbasierte QA-Tools mit Unterstützung für TM-Dateien wie ErrorSpy, ApSIC Xbench und QA Distiller
- Cloudbasierte Tools wie myproof (<http://www.glossa.de/de/dienstleistungen/glossa-myproof.html#myproofplatform>)

- TM-Bereinigungsskripte in Python oder anderen Programmiersprachen (siehe etwa Barbu 2015, Barbu u. a. 2016, Sabet u. a. 2016, Negri u. a. 2017)

Dezidierte QA-Anwendungen wie diese verfügen typischerweise über einen deutlich höheren Funktionsumfang im Vergleich zu integrierten TM-Editoren in CAT-Tools. So bietet etwa ApSIC Xbench in seiner aktuellen Version 3.0 u. a. Funktionen zum Auffinden von nicht oder inkonsistent übersetzten Segmenten, Terminologiefehlern, Differenzen zwischen Zahlen, Tags, Sonderzeichen etc. in Ausgangs- und Zielsegment und Wortwiederholungen.

6.2 TM-Bereinigung mit Large Language Models

Large Language Models (LLMs) bieten heute eine Reihe neuer Möglichkeiten bei der Pflege und Bereinigung von Übersetzungsdaten. Ein Anwendungsfall, der dies eindrücklich zeigt, ist die Bereinigung von Terminologiefehlern. Klassische Terminologieprüfungen dienen lediglich dem Auffinden von Segmenten mit potenziellen Terminologiefehlern. Eine automatische Korrektur (oder auch nur eine halbautomatische mittels Suchen und Ersetzen) war bei Terminologiefehlern jedoch bislang in den allermeisten Fällen nicht möglich. Problematisch waren in diesem Zusammenhang sowohl flektierte Formen der Benennung als auch abhängige Wörter wie Adjektive, Artikel, Pronomen etc. Eine einfache Ersetzung von Benennungen hätte damit in der Vergangenheit unweigerlich zu Folgefehlern geführt.

LLMs bieten nun erstmals die Möglichkeit, nicht nur inkorrekte Benennungen zu ersetzen, sondern auch alle erforderlichen grammatischen Anpassungen in deren Umfeld vorzunehmen – also etwa a) Artikel, b) Flexionsendungen und c) Pronomen zu ändern (siehe Abb. 8).

Ob LLMs dabei als Ersatz oder Ergänzung klassischer Qualitätsprüfungen eingesetzt werden, hängt nicht zuletzt von wirtschaftlichen Überlegungen ab: Je nach Kosten des verwendeten Modells und Menge der zu prüfenden Daten kann es so etwa vorteilhaft sein, zunächst mit klassischen Methoden problematische Segmente zu identifizieren und nur diese dann gezielt mithilfe von LLMs korrigieren zu lassen.

Unabhängig davon stellt sich die Frage, wie automatisch per LLM korrigierte Übersetzungseinheiten in Produktionsprozesse integriert werden. Unter bestimmten Voraussetzungen ist eine manuelle Überprüfung der angepassten Übersetzungseinheiten denkbar, bevor diese eingesetzt werden: dann etwa, wenn die erforderlichen Ressourcen vorhanden, die Datenmengen überschaubar und ihre Kritikalität hoch ist. Eine weitere Möglichkeit ist die Auszeichnung der ge-

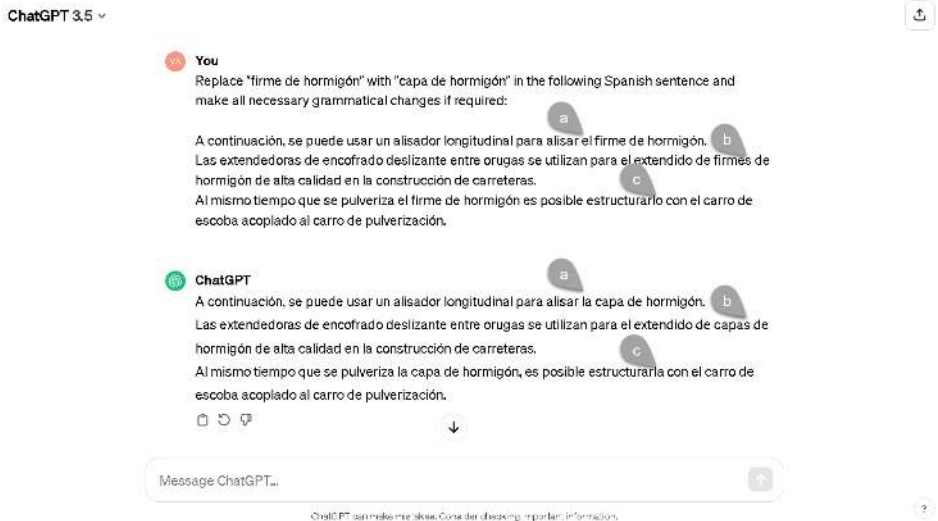


Abbildung 8: Terminologiekorrektur mit ChatGPT (Zielinski & Varga 2024)

änderten Segmente mit entsprechenden Metadatenwerten, die dann in den TM-Einstellungen mit einer Penalty belegt werden können. Dadurch ist gewährleistet, dass automatisch geänderte Übersetzungseinheiten in Übersetzungsprojekten nicht als Kontextmatches erscheinen, sondern auf jeden Fall vom Übersetzungsdienstleister geprüft und ggf. bearbeitet werden.

7 Daten annotieren und harmonisieren

Nach Analyse und Bereinigung der Übersetzungsdaten müssen diese anhand des neuen Metadatenschemas annotiert und harmonisiert werden. Ein wichtiger Schritt ist in diesem Zusammenhang die Ergänzung fehlender beschreibender Metadatenwerte. Diese können mithilfe unterschiedlicher Ansätze ermittelt werden, entweder anhand vorhandener Metadaten oder aber auf Grundlage der in den Übersetzungseinheiten enthaltenen Texte selbst.

Die Kreuzung von Metadatenwerten kann dabei auf unterschiedliche Weise erfolgen. So lassen etwa beschreibende Metadaten wie Projekt- oder Dateinamen potenziell Rückschlüsse auf Content-Typen oder Fachgebiete zu. Gleiches gilt u. U. auch für administrative Metadaten, wenn z. B. ein bestimmter Content-Typ ausschließlich von einem festen Übersetzungsdienstleister bearbeitet wurde.

Letztendlich sind die Möglichkeiten in diesem Bereich durch die vorhandenen Metadaten vorgegeben. Sind aus diesen keine Rückschlüsse auf die Inhalte von Übersetzungsdaten möglich, so besteht unter bestimmten Umständen auch die Möglichkeit, die Segmente selbst auf ihre Zugehörigkeit zu relevanten Kategorien hin zu untersuchen, und zwar anhand der der darin verwendeten Terminologie. Hierzu ein einfaches Beispiel: Liegen TMs mit Übersetzungen vor, die von verschiedenen Abteilungen – z. B. Marketing und Technische Dokumentation – in Auftrag gegeben wurden, können diese potenziell durch die darin vorkommenden Benennungen voneinander unterschieden werden. Voraussetzung hierfür ist natürlich zunächst, dass es zwischen den Inhalten beider Abteilungen terminologische Unterschiede gibt; darüber hinaus muss eine Terminologiedatenbank mit entsprechend gelabelten Einträgen existieren (bzw. angelegt werden!).

8 Daten anreichern

Wie in den bisherigen Abschnitten deutlich wurde, befasst sich Übersetzungsdatenmanagement nicht nur mit der Verwaltung und Pflege von TMs, sondern auch mit flankierenden Ressourcen und Prozessen, die sich unmittelbar auf die Nutzbarkeit der Übersetzungsdaten auswirken – also etwa Segmentierungsregeln und Non-Translatables. Eine weitere zentrale Tätigkeit ist in diesem Zusammenhang die Generierung von Übersetzungsdaten. Ob und in welchem Umfang eine solche erforderlich sein kann, hängt vom Zweck und den Zielen ab, zu denen die Übersetzungsdaten eingesetzt werden sollen.

In klassischen Übersetzungsworkflows etwa ist der Wert solcher synthetischer Daten gegenüber „organischen“ TM-Treffern eher gering einzustufen: Einzelne Fuzzy-Matches genügen hier, um eine konsistente Übersetzung neuer Inhalte zu ermöglichen. Anders sieht es jedoch im Bereich MÜ-Training/-Customization bzw. MÜ-Output-Customization aus. Hier können automatisch generierte Übersetzungseinheiten die Qualität des MÜ-Outputs verbessern. Interessant ist diese Möglichkeit vor allem für Anwendungsfälle, in denen authentische Trainingsdaten nicht in ausreichender Menge vorhanden sind – was aus Sicht von Organisationen mit spezifischer Corporate Language eher die Regel als die Ausnahme darstellt.

Es gibt eine Reihe von Möglichkeiten, synthetische Trainingsdaten zu generieren, von denen an dieser Stelle zur Illustration zwei kurz genannt werden sollen: die sogenannte Back-Translation und die Umformulierung existierender Übersetzungseinheiten.

Back-Translation bezeichnet die Generierung zweisprachiger Trainingsdaten durch die maschinelle Übersetzung zielsprachlicher Inhalte in die gewünschte

Ausgangssprache (Sennrich u. a. 2016, Edunov u. a. 2018). Das Ergebnis sind korrekte Zielsegmente mit einem oder mehreren (potenziell fehlerhaften!) maschinell übersetzten Ausgangssegmenten (Imamura & Sumita 2019). In diesem Zusammenhang können nicht nur monolinguale Daten (also nicht übersetzte Texte) verwendet werden, sondern auch die Zielsegmente bereits existierender Übersetzungseinheiten, zu denen alternative Ausgangssegmente generiert werden.

Die Umformulierung bestehender Übersetzungseinheiten wiederum kann sowohl auf Ausgangs- als auch auf Zielsegmente angewendet werden. Die konkreten Möglichkeiten sind hier vielfältig: So können etwa negierte Varianten von Sätzen erstellt werden (Wetzel & Bond 2012). Ein weiterer Ansatz besteht darin, Entitäten, wie etwa Personen- und Städtenamen, durch andere Entitäten derselben Kategorie zu ersetzen und so verschiedene Varianten derselben Übersetzungseinheit zu erstellen (Winter & Zielinski 2020). Auch hier ermöglichen LLMs unterschiedlichste Transformationen, ohne dass hierfür aufwendige Methoden und Skripte entwickelt werden müssen – im einfachsten Fall mithilfe eines simplen Prompts, der bestehende Segmente rein syntaktisch variiert.

Unabhängig vom gewählten Ansatz müssen synthetische Daten in nachgelagerten Prozessen eindeutig identifizierbar bleiben, indem sie etwa in separaten TMs gespeichert, mindestens aber mit entsprechenden Metadaten ausgezeichnet und mit einer Penalty belegt werden. Ob und wie sie in klassische Übersetzungsprozesse eingebunden werden, hängt von der eingesetzten MÜ-Technologie ab: Bei Training/Customization von MÜ-Modellen sind sie nicht als Ressource in die eigentliche Übersetzung eingebunden. In den letzten Jahren zeichnet sich für viele Anwendungsfälle allerdings ein anderer Trend ab: Anstatt aufwendig MÜ-Modelle zu trainieren oder zu customizen, wird mithilfe sogenannter „adaptiver“ MÜ der Output des Modells selbst auf Grundlage der zur Verfügung stehenden Referenzübersetzungen angepasst (mittlerweile typischerweise mithilfe von LLMs!).

9 Daten integrieren

Nach Abschluss ihrer Aufbereitung können die Übersetzungsdaten dann in die relevanten Systeme und Prozesse integriert werden, im einfachsten Fall etwa durch Import in lokale bzw. server- oder cloudbasierte TMs. Werden die Daten hingegen (auch) an anderer Stelle benötigt, bspw. für MÜ-Training/Customization, müssen ggf. vorab geeignete Austauschformate und -routinen definiert werden.

10 Daten überwachen und pflegen

Übersetzungsdatenmanagement ist ein kontinuierlicher, aktiver Prozess. Nach ihrer initialen Aufbereitung und Bereitstellung müssen Qualität und Performance der Daten überwacht werden. Hierfür bieten sich APIs an, über die ein kontinuierliches Monitoring durchgeführt werden kann, ohne dass die Daten aus laufenden Prozessen genommen werden müssen. Prinzipiell kommen auch hier etwa die in Abschnitt 5.2 vorgestellten Analysedimensionen zur kontinuierlichen Qualitätssicherung in Frage.

Grundsätzlich sind jedoch Qualitätssicherungsmaßnahmen an der Quelle, also in laufenden Übersetzungsprojekten, die effektivsten Garanten für die Qualität von Übersetzungsdaten. Das Augenmerk sollte also auch und vor allem auf der Fehlervermeidung in den Übersetzungsprozessen selbst liegen – u. a. durch die in Abschnitt 2.2 genannten Maßnahmen. Dadurch werden nicht nur Qualitätsprobleme in den Übersetzungsdaten, sondern auch in den eigentlichen mehrsprachigen Inhalten vermieden – schließlich ist ein Fehler in den Übersetzungsdaten immer auch ein Fehler an anderer Stelle!

11 Ausblick

In den letzten Jahren haben Übersetzungsdaten zunehmend an Aufmerksamkeit gewonnen. Schließlich sind sie nicht mehr nur reine Übersetzungshilfen in von außen typischerweise unsichtbaren Prozessen, sondern können auch für andere Zwecke eingesetzt werden.⁵ Wie bei anderen Daten auch hängt ihre Eignung für diese intendierten Einsatzzwecke – ihre *fitness for use* (Wang 1998) – dabei von explizit zu definierenden Qualitätskriterien ab, für deren Einhaltung ein aktives Datenmanagement unerlässlich ist. Ein solches setzt, wie aus den vorangegangenen Kapiteln deutlich wurde, eine ganze Reihe von Maßnahmen und entsprechenden Kompetenzen voraus, sei es auf technischer, organisatorischer oder prozessualer Ebene.

Die Ausführungen hierzu bezogen sich in diesem Kapitel auf den aktuell vorherrschenden technischen Standard für die Speicherung von Übersetzungsdaten, nämlich in Form fein segmentierter Übersetzungseinheiten in Translation Memorys. Dieser Ansatz, Inhalte auf möglichst kleine, wiederverwendbare Einheiten

⁵Die Erwartungen an ihr Monetisierungspotenzial, die im Zuge der Verbreitung trainierbarer NMÜ-Modelle aufkamen, scheinen sich jedoch – zumindest bislang – nicht zu bewahrheiten. So wurde etwa der von der Translation Automation User Society (TAUS) im Jahr 2020 geschaffene Data Marketplace, auf dem Übersetzungsdaten gehandelt werden konnten, Anfang 2024 wieder eingestellt.

herunterzuberechnen, ist auch in der Content-Erstellung seit Jahren Standard, wie sich etwa an Component-Content-Management-Systemen (CCMS) in der technischen Redaktion deutlich erkennen lässt. Dabei handelt es sich aber keineswegs um den einzigen Ansatz: So halten Tools wie STAR Transit Übersetzungsdaten in Form von Referenzdokumenten ohne Feinsegmentierung vor. War dieser Ansatz bislang die Ausnahme, so könnten die aktuellen technologischen Entwicklungen ihn in Zukunft aus seinem Nischendasein holen: Die neuesten Generationen von Übersetzungssystemen sind mittlerweile nicht nur in der Lage, wesentlich umfassendere Kontexte einzubeziehen, als durch klassische Segmentgrenzen vorgegeben sind – sie liefern auch potenziell bessere Ergebnisse, wenn ihnen mehr Kontext zur Verfügung steht! Dies ist der Fall bei LLMs, aber auch bei NMÜ. Dies wird zunehmend zu Nachteilen führen, wenn etwa Texte aus CAT-Tools weiterhin segmentweise statt im Kontext maschinell übersetzt werden (siehe Abb. 9 und 10):

Source	Target	Sort	No sorting
1. The in-line pressure filter is installed directly after the system pump (e.g. hydraulic cylinder pump; open loop).	Der Inline-Druckfilter wird direkt nach der Systempumpe (z.B. Hydraulikzylinderpumpe; offener Kreislauf) installiert.	N/A	✖
2. It should always be fitted with a contamination indicator.	✖ Es sollte immer mit einer Verschmutzungsanzeige ausgestattet sein.	N/A	✖
3. This filter type is specifically designed for the system pressure and volume flow.	Dieser Filtertyp ist speziell auf den Systemdruck und den Volumenstrom abgestimmt.	N/A	✖
4. One of its main purposes is the protection of sensitive components (e.g. servo valves).	✖ Einer ihrer Hauptzwecke ist der Schutz empfindlicher Komponenten (z.B. Servoventile).	N/A	✖
5. Pressure filters not only have to withstand the maximum pressure in the system, but also have to absorb pressure peaks over a long period of time.	Druckfilter müssen nicht nur dem maximalen Druck im System standhalten, sondern auch Druckspitzen über einen langen Zeitraum hinweg abfangen.	N/A	✖

Abbildung 9: Maschinelle Übersetzung segmentierter Texte in memoQ mit DeepL (Zielinski & Varga 2024)

Unberührt von einem möglicherweise bevorstehenden Paradigmenwechsel bleibt die Erkenntnis, dass datengetriebene Anwendungen und Prozesse nur so gute Ergebnisse liefern können, wie die Daten es zulassen. Für Hochschulen in der Übersetzerausbildung scheint also eine stärkere Einbeziehung von Aspekten wie *Data Literacy* (Krüger 2022), Engineering und (Daten-)Prozessmanagement geboten, damit ihre Studierende auch lernen, mit Datenmengen umzugehen, die mit klassischen Übersetzungsstrategien nicht zu bewältigen sind.

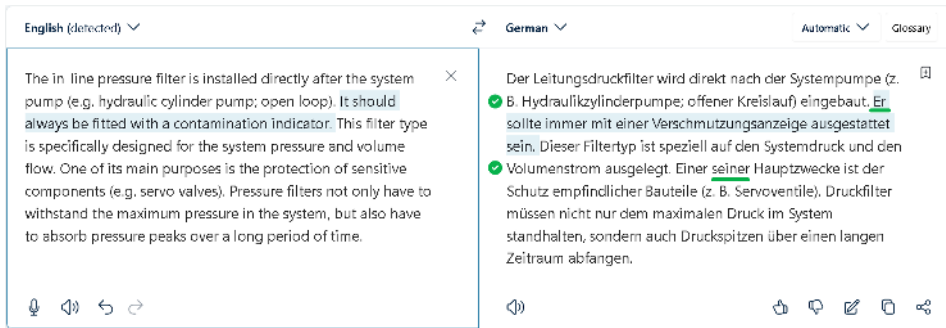


Abbildung 10: Maschinelle Übersetzung unsegmentierter Texte im DeepL-Webeditor (Zielinski & Varga 2024)

Literatur

- Barbu, Eduard. 2015. Spotting false translation segments in translation memories. In *Proceedings of the Workshop on Natural Language Processing for Translation Memories (NLP4TM)*, 9–16. Hissar, Bulgaria.
- Barbu, Eduard, Carla Parra Escartín, Luisa Bentivogli, Matteo Negri, Marco Turchi, Marcello Federico, Luca Mastrostefano & Constantin Orasan. 2016. 1st Shared Task on automatic translation memory cleaning preparation and lessons learned. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Natural Language Processing for Translation Memories (NLP4TM)*, 1–5. Portorož.
- Batini, Carlo & Monica Scannapieco. 2016. Data Quality Dimensions. In Carlo Batini & Monica Scannapieco (Hrsg.), *Data and information quality. Dimensions, principles and techniques* (Data-Centric Systems and Applications), 19–49. Cham: Springer International Publishing.
- Chan, Sin-Wai. 2015. Computer-aided translation: Major concepts. In Sin-Wai Chan (Hrsg.), *The Routledge encyclopedia of translation technology*, 32–67. Oxon, New York: Routledge.
- Edunov, Sergey, Myle Ott, Michael Auli & David Grangier. 2018. Understanding back-translation at scale. In *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 489–500. Brussels, Belgium: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/D18-1045](https://doi.org/10.18653/v1/D18-1045).
- Imamura, Kenji & Eiichiro Sumita. 2019. Long warm-up and self-training: Training strategies of NICT-2 NMT system at WAT-2019. In *Proceedings of the 6th Workshop on Asian Translation*, 141–146. Hong Kong: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/D19-5217](https://doi.org/10.18653/v1/D19-5217).

- Khayrallah, Huda & Philipp Koehn. 2018. On the impact of various types of noise on neural machine translation. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Neural Machine Translation and Generation*, 74–83. Melbourne, Australia: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/W18-2709](https://doi.org/10.18653/v1/W18-2709).
- Krüger, Ralph. 2022. Integrating professional machine translation literacy and data literacy. *Lebende Sprachen* 67(2). 247–282. DOI: [10.1515/les-2022-1022](https://doi.org/10.1515/les-2022-1022).
- Localization Industry Standards Association. 2005. *TMX 1.4b Specification*. <https://www.gala-global.org/tmx-14b> (11 September, 2024).
- Moorkens, Joss. 2015. Consistency in translation memory corpora: A mixed methods case study. *Journal of Mixed Methods Research* 9(1). 31–50. DOI: [10.1177/1558689813508226](https://doi.org/10.1177/1558689813508226).
- Negri, Matteo, Duygu Ataman, Masoud Jalili Sabet, Marco Turchi & Marcello Federico. 2017. Automatic translation memory cleaning. en. *Machine Translation* 31(3). Number: 3, 93–115. DOI: [10.1007/s10590-017-9191-5](https://doi.org/10.1007/s10590-017-9191-5).
- O'Brien, Sharon & Johann Roturier. 2007. How portable are controlled language rules? A comparison of two empirical MT studies. In *Proceedings of MT Summit XI*, 345–352.
- Ott, Myle, Michael Auli, David Grangier & Marc'Aurelio Ranzato. 2018. Analyzing uncertainty in neural machine translation. In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning* (Proceedings of Machine Learning Research 80), 3956–3965. [http://arxiv.org/abs/1803.00047](https://arxiv.org/abs/1803.00047) (3 März, 2020).
- Pomerantz, Jeffrey. 2015. *Metadata*. en (The MIT Press Essential Knowledge series). Cambridge, London: The MIT Press.
- Roturier, Johann. 2020. XML for translation technology. In Minako O'Hagan (Hrsg.), *The Routledge handbook of translation and technology*, 45–60. London, New York: Routledge.
- Rudd, Anthony. 2018. *Practical usage of regular expressions. An introduction to regexes for translators*. 4th edition. Germany.
- Sabet, Masoud Jalili, Matteo Negri, Marco Turchi, José G. C. de Souza & Marcello Federico. 2016. TMop: A tool for unsupervised translation memory cleaning. In *Proceedings of ACL-2016 System Demonstrations*, 49–54. Berlin: Association for Computational Linguistics.
- Savourel, Yves. 2001. *XML internationalization and localization*. Carmel, Indiana: Sams.
- Scannapieco, Monica, Paolo Missier & Carlo Batini. 2005. Data quality at a glance. *Datenbank-Spektrum* 14. 6–14.
- Sennrich, Rico, Barry Haddow & Alexandra Birch. 2016. Improving neural machine translation models with monolingual data. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Pa-*

- pers*), 86–96. Berlin: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/P16-1009](https://doi.org/10.18653/v1/P16-1009).
- Wang, Peng. 2016. The datafication of translation. In TAUS (Hrsg.), *Keynotes 2015. A review of the TAUS October events*, 11–14. Amsterdam: TAUS Signature Editions.
- Wang, Richard Y. 1998. A product perspective on total data quality management. *Communications of the ACM* 41(2). 58–65. DOI: [10.1145/269012.269022](https://doi.org/10.1145/269012.269022).
- Wetzel, Dominikus & Francis Bond. 2012. Enriching parallel corpora for statistical machine translation with semantic negation rephrasing. In *Proceedings of SSST-6*, 20–29. Jeju, Korea: Association for Computational Linguistics.
- Winter, Tom & Daniel Zielinski. 2020. Terminologie in der maschinellen Übersetzung. In Jörg Porsiel (Hrsg.), *Maschinelle Übersetzung für Übersetzungsprofis*, 210–233. Berlin: BDÜ Fachverlag.
- Wolff, Friedel. 2016. Combining off-the-shelf components to clean a translation memory. *Machine Translation* 30(3–4). 167–181.
- Wright, Sue Ellen. 2018. TBX dialects. Making exchange work for you. In Barbara Ahrens, Lisa Link, Ute Barbara Schilly & Ursula Wienen (Hrsg.), *Verschmitzt! Von Terminologie und Terminologen. Festschrift für Klaus-Dirk Schmitz*, 223–241. Berlin: Frank & Timme.
- Zielinski, Daniel & Simon Varga. 2020. Translation memory quality and translation memory management. In Jean-Marc Dalla-Zuanna & Christopher Kurz (Hrsg.), *Translation quality in the age of digital transformation*, 300–319. Berlin: BDÜ Fachverlag.
- Zielinski, Daniel & Simon Varga. 2024. Super-charge your language data with and for AI. *tcworld*. 30–34. <https://www.tcworld.info/e-magazine/translation-and-localization/super-charge-your-language-data-with-and-for-ai-1318>.

Kapitel 11

Risiken in digitalen Übersetzungsprozessen

Carmen Canfora^a & Jean Nitzke^b

^aJohannes Gutenberg-Universität Mainz ^bUniversitetet i Agder, Norwegen

In dem Kapitel zu Risiken in digitalen Übersetzungsprozessen wenden wir uns zunächst kurz dem Risikomanagementbegriff zu und untersuchen dann konkrete Risiken bei der Nutzung von Tools (z. B. Translation-Memory-Systemen und Terminiologiedatenbanken), maschineller Übersetzung und bei Post-Editing-Prozessen. Anhand der Geschäftsrisiken für Deutschland nach dem **Allianz Risikobarometer 2024** werden wir Risiken bei der Nutzung von Tools ausarbeiten und uns dann auf Entscheidungen und Entscheidungsgrundlagen konzentrieren. Zu diesen Risiken gehören Cyberrisiken (inkl. Vertraulichkeit, Integrität und Verfügbarkeit), Unternehmensunterbrechung bzw. Probleme in den Lieferketten, Änderungen in der Gesetzgebung, Fachkräftemangel, Naturkatastrophen/Klimawandel, politische Risiken und makroökonomische Entwicklungen. Es wird außerdem kurz diskutiert, ob sich hinsichtlich der Risiken bei der Nutzung generativer KI etwas gegenüber der Nutzung maschineller Übersetzung ändert.

1 Risiken für Unternehmen und die digitale Translatologie

In diesem Kapitel werden wir uns den Risiken für Unternehmen aus Sicht der digitalen Translatologie nähern. Dabei orientieren wir uns an dem jährlich erscheinendem **Allianz Risikobarometer**. Das Allianz Risikobarometer ist ein Bericht des gleichnamigen Versicherungsunternehmens auf der Basis einer Umfrage. Für den Bericht aus dem Jahr 2024 haben insgesamt über 3000 Unternehmen verschiedener Größen aus 92 Ländern an der Umfrage teilgenommen. Aus Deutschland kamen 454 Rückmeldungen (**Allianz 2024a**, **Allianz 2024b**). Wir werden betrachten,



wie die zehn aus Unternehmensperspektive größten Risiken in Deutschland für das Jahr 2024 mit der digitalen Translatologie im Zusammenhang stehen. Einige Risiken betrachten wir zusammenfassend (in Klammern sind die Plätze nach Risikobarometer angegeben):

- Abschnitt 2: Cyberrisiken (Platz 1),
- Abschnitt 3: Betriebsunterbrechung und Lieferkettenprobleme (Platz 2),
- Abschnitt 4: Änderungen von Gesetzen und Vorschriften (Platz 3),
- Abschnitt 5: Fachkräftemangel (Platz 4),
- Abschnitt 6: Naturkatastrophen (Platz 5), Klimawandel (Platz 6), Feuer und Explosionen (Platz 8), und
- Abschnitt 7: Energiekrisen (Platz 7), politische Risiken und Gewalt (Platz 9) sowie makroökonomische Entwicklungen (Platz 10)

Im folgenden werden wir kurz die allgemeinen Risiken beim Übersetzen mit speziellem Augenmerk auf digitale Hilfsmittel und Prozesse betrachten. Diese Prozesse sind dabei als integraler Bestandteil von Produktions- und Dienstleistungsprozessen von Unternehmen zu sehen und müssen in die übergeordneten Risikomanagementprozesse dieser Unternehmen eingebunden werden (vgl. [Za-veckaite & Ulbinaite 2018](#)). Als essentielle Grundlagen dienen bei Übersetzungen im Allgemeinen und im digitalen Übersetzungsprozess die internationale Norm ISO 31000 *Risikomanagement – Leitlinien* (ISO 2018) mit dem entsprechenden Leitfaden des Institute of Risk Management (IRM 2018) oder das COSO (2020) ERM Rahmenwerk. Sowohl COSO (2018) als auch IRM (2018) betonen die Wichtigkeit der jeweiligen Risikokultur und des sogenannten „Risikoappetits“ eines Unternehmens bei der Konzeptualisierung und Implementierung von Risikomanagementprozessen, was von Nitzke u. a. (2024) auf die Auswahl adäquater digitaler Übersetzungsprozesse übertragen wird. Für die Betrachtung der Risiken der digitalen Translatologie aus Unternehmenssicht beziehen wir uns in diesem Kapitel auf die Definition von Risiko als „Auswirkung von Unsicherheit auf Ziele“ (ISO 2018: Abschnitt 3.1), wobei hier Risiko ausdrücklich als eine mögliche positive oder negative Abweichung verstanden wird.

Risiken in Übersetzungsprojekten sind ein relativ neues Thema in der Translationswissenschaft und werden erst seit wenigen Jahren diskutiert. Walker (2022) stellt dar, wie Risiken in Übersetzungsprojekten gemanagt werden können und bezieht sich dabei auf das Grundlagenwerk zum Projektmanagement,

den **PMBOK® Guide (2008)**. Auch **Dunne (2013)** wählt den **PMBOK® Guide** als Ausgangspunkt für Überlegungen zu Risikomanagement- und Notfallplänen für Übersetzungsprojekte. **Canfora & Ottmann (2019)** betonen die Wichtigkeit von risikobasierten Übersetzungsprozessen für die adäquate Auswahl von Qualitätssicherungsmaßnahmen. **Canfora & Ottmann (2020)** verweisen explizit auf Risiken digitaler Translationstechnologien, insbesondere auf die Risiken maschineller Übersetzung (MÜ) mit neuronalen Systemen. Diese sind grundsätzlich aber auch auf KI-gestützte Übersetzungen mithilfe von Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT anwendbar. Für die Verwendung von uneditiertem maschinellen Übersetzungsooutput („raw machine output“) stellen **Koponen & Nurminen (2024)** eine Reihe an risikominimierenden Maßnahmen vor.

2 Cyberrisiken

Zum dritten Mal in Folge wurden 2024 Cyberrisiken als größte Bedrohung für Unternehmen weltweit identifiziert. Auch in Deutschland werden Cyberrisiken 2024 als wichtigstes Geschäftsrisiko eingeschätzt (vgl. **Allianz 2024b**). Darunter fallen Datenlecks, Cyberattacken sowie die Gefahr von Malware und Ransomware (vgl. **Allianz 2024a**). Es ist nicht überraschend, dass die Sprachenindustrie, die bereits in hohem Maß von automatisierten und digitalisierten Prozessen durchdrungen ist, unmittelbar von Cyberrisiken betroffen ist (vgl. **Tirosh 2023**). Dazu tragen insbesondere die anonymisierten und auf viele, teilweise internationale, Akteure verteilten Lieferketten der globalen Übersetzungsindustrie bei. Diese haben ein hohes Potenzial an Schwachstellen und sind somit Einfallstore für alle Arten von Cyberrisiken (vgl. **Colicchia u. a. 2019**). Aber auch die Verwendung von unsicheren maschinellen Übersetzungssystemen für personenbezogene oder vertrauliche Inhalte besonders durch Laien, z. B. Privatpersonen oder Angestellte in Unternehmen, stellt ein erhebliches Risiko dar (vgl. **Canfora & Ottmann 2020**). Laut dem Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (**BSI 2023**) gibt es folgende potenzielle Schäden im Bereich der Informationssicherheit (vgl. dazu auch **Colicchia u. a. 2019**):

- Verlust der Verfügbarkeit von Daten
- Verlust der Vertraulichkeit von Informationen
- Verlust der Integrität (Korrektheit) von Informationen

Für alle drei Schadenskategorien finden sich risikominimierende Maßnahmen bzw. Anforderungen für sichere Prozesse in der internationalen Norm zur Informationssicherheit ISO 27001:2022-10 (ISO 2022), insbesondere im Anhang, und in der europäischen Datenschutzgrundverordnung (DSGVO, EU-Parlament 2016). Diese risikominimierenden Maßnahmen und sicheren Prozesse können auf alle digitalen Prozesse im Rahmen der digitalen Translatologie angewendet werden. Im Hinblick auf die Verfügbarkeit von Daten muss bei Übersetzungen daher auf eine angemessene Sicherung der Daten geachtet werden, z. B. durch adäquate Backup-Systeme und die Bereitstellung sogenannter redundanter Systeme, die möglichen Systemausfällen vorbeugen (vgl. BSI 2018). Außerdem sollten sich möglichst alle im Übersetzungsprozessen verwendeten Tools datenverlustfrei miteinander austauschen können („Interoperabilität“ der Tools).

Der Verlust der Vertraulichkeit von Daten betrifft zum einen personenbezogene Daten, die in den Metadaten der Tools im gesamten Übersetzungsprozess (z. B. Übersetzung, Revision, Post-Editing, Terminologie, Projektmanagement) von allen Akteuren geführt werden. Bei Tools von ISO-27001-zertifizierten Anbietern können wir davon ausgehen, dass die entsprechenden Sicherheitsstandards eingehalten werden (vgl. dazu auch das Konzept „Trustworthy AI“). Neben der Auswahl sicherer Tools und der Absicherung von Servern spielt hier auch das Thema Anonymisierung von personenbezogenen Metadaten bei der Weiterverarbeitung von Übersetzungen im Prozess eine Rolle (vgl. Zerfass 2019, 2020).

Personenbezogene Daten finden sich jedoch nicht nur in den Metadaten, sondern auch im Inhalt der Texte, die mit digitalen Übersetzungstools verarbeitet werden, z. B. in Personalakten, Urkunden oder Berichten. Alle Akteure im Übersetzungsprozess müssen zum Schutz dieser personenbezogenen Daten die Anforderungen der DSGVO einhalten und bei Verwendung von MÜ-Tools und LLMs beachten, dass einige Anbieter deren Verwendung für Inhalte mit personenbezogenen Daten grundsätzlich ausschließen.

Der Verlust der Vertraulichkeit stellt jedoch nicht nur bei personenbezogenen Daten, sondern auch bei unternehmensinternen vertraulichen und damit besonders sensiblen Inhalten ein hohes Risiko bei Übersetzungen dar (vgl. Bowker 2020), beispielsweise bei Finanzberichten, Forschungsergebnissen oder Baustellenberichten. Die wichtigsten Maßnahmen zum Schutz dieser Daten sind die Auswahl sicherer Tools bzw. die Absicherung der verwendeten Server, die Einschränkung des Datenzugriffs auf die absolut notwendigen Personen mithilfe von Rollenkonzepten, sichere Kommunikationswege für die Übertragung von Übersetzungsprojekten und die Abwicklung des Übersetzungsprozesses innerhalb von möglichst ISO-27001-konformen Umgebungen (vgl. Canfora & Ottmann 2020; Moorkens 2022).

Vor dem Verlust der Integrität von Daten, der missbräuchlichen Verwendung und der Änderung von Daten schützen vor allem ausgearbeitete Technisch-Organisatorische Maßnahmen (TOM) gemäß Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO). Das können beispielsweise ausgearbeitete Rollenkonzepte und die Einschränkung von Zugangsrechten zu Daten sein.

Zusammenfassend spielen Cyberrisiken in der digitalen Translatologie durch die Natur der Prozesse und eingesetzten Tools eine prominente Rolle. Ein Eckpfeiler für die Minimierung von Cyberrisiken besteht in der umfassenden Ausbildung und Sensibilisierung der Akteure im Übersetzungsprozess, z. B. an den Hochschulen. Als grundlegendes Konzept wurde von Bowker & Ciro (2019) dafür die „Machine Translation Literacy“ entwickelt (vgl. dazu auch Krüger 2023b; O'Brien & Ehrensberger-Dow 2020) und von Krüger (2023a) zur „AI Literacy“ für den Übersetzungsbereich erweitert. Die Integration dieser „MT/AI Literacy“ in Hochschulcurricula ist daher einer der wichtigsten Bausteine zur Minimierung von Cyberrisiken in der Digitalen Translatologie. Krüger (2023a) erörtert auch, inwiefern die Überlegungen zu Cyberrisiken auf LLMs übertragen werden können.

3 Betriebsunterbrechung und Lieferkettenprobleme

An zweiter Stelle der wichtigsten Geschäftsrisiken für das Jahr 2024 (Allianz 2024a) stehen Betriebsunterbrechungen und Lieferkettenprobleme. In der Literatur zum sogenannten „Supply chain risk management“ wird schon seit langem darauf hingewiesen, dass anonyme Lieferketten, bei denen die Zuverlässigkeit und Vertrauenswürdigkeit der Zulieferer nicht eingeschätzt werden können, ein hohes Lieferkettenrisiko für Unternehmen darstellen (vgl. Sahay 2003), da auf diese Weise nicht mehr ausreichend kontrolliert werden kann, unter welchen Bedingungen die Zuliefererprodukte hergestellt bzw. Dienstleistungen erbracht werden (vgl. Bafin 2018; Tang 2006). Dies kann zu Problemen hinsichtlich der Qualität (vgl. Tang 2006), der Compliance und der IT-Sicherheit (vgl. Colicchia u. a. 2019) führen. Seit der Covid-19-Pandemie und den daraus resultierten massiven Unterbrechungen von globalen Lieferketten ist die Bedeutung von Lieferkettenrisiken auf dramatische Weise ins Bewusstsein von Unternehmen auf der ganzen Welt gelangt (vgl. Allianz 2024a; Wieland & Durach 2021).

Übersetzungen stellen einen Teil der Lieferketten für international agierende Unternehmen dar. Heutzutage können Übersetzungslieferketten durch automatisierte und digitalisierte Prozesse häufige Untervergaben über Ländergrenzen und sogar Kontinente hinweg beinhalten und zu diesen problematischen langen, eher

anonymen Lieferketten führen (vgl. [Vieira & Alonso 2020](#)) und damit die Risiken für die auftraggebenden Unternehmen erhöhen. Beispiele für erhöhte Lieferkettenrisiken bei automatisierten und digitalisierten Übersetzungsrisiken sind der Kontrollverlust über die Handhabung der eigenen Daten (siehe Abschnitt 2) und eine unzureichende Qualität der erbrachten Übersetzungsdienstleistungen, z. B. durch nicht autorisierte Verwendung von MÜ und LLMs in dafür ungeeigneten Übersetzungsprojekten. Dies betrifft insbesondere Übersetzungen mit einem hohen oder sehr hohen Schadenspotenzial, beispielsweise im Bereich Recht (vgl. z. B. [Panezi & O'Shea 2023](#)) und Medizin/Pharmazie (vgl. z. B. [Delfani u. a. 2024](#)). Die typischen Fehler in MÜ bzw. LLM-generierten Übersetzungen (vgl. z. B. [Al Sharou & Specia 2022](#)) können hier verheerende Folgen haben. Eine Minimierung dieser Risiken kann durch eine Auswahl adäquater risikobasierter Übersetzungsprozesse und eine hohe Qualität der Trainingsdaten erfolgen (vgl. [Nitzke u. a. 2024](#)). Problematisch für die Übersetzungslieferketten sind insbesondere Übersetzungsplattformen zur automatisierten Auftragsvergabe an freiberuflich tätige Übersetzerinnen und Übersetzer, bei denen Übersetzungsaufträge teilweise nicht nach Qualitätskriterien, sondern automatisiert nach Preis und Reaktionsgeschwindigkeit vergeben werden (vgl. [Firat 2021](#); [Firat u. a. 2024](#)).

Im strategischen Supply-Chain-Management lassen sich Lieferkettenrisiken minimieren, indem man die Lieferketten möglichst diversifiziert (vgl. [Tang 2006](#)), auf kurze, kontrollierbare Prozesse achtet (vgl. [Bafin 2018](#)) und längerfristige Partnerschaften mit erfahrenen und zuverlässigen Zulieferern etabliert (vgl. [Kwon & Suh 2004](#); [Sahay 2003](#)). Für Übersetzungsprojekte bedeutet dies, dass die Auftragsvergabe über Übersetzungsplattformen nicht nur aus ethischen, sondern auch ökonomisch-strategischen Gründen kritisch zu hinterfragen ist. Das bedeutet nicht, dass Übersetzungsprozesse nicht automatisiert ausgeführt werden können. Die Kriterien der Auftrags(unter)vergabe sowie die Kontrolle der Daten sollten dabei jedoch jederzeit transparent und nachvollziehbar sein.

4 Änderungen von Gesetzen und Vorschriften

Um einen Platz gestiegen sind in Deutschland im Jahr 2024 die Risiken bezüglich der Änderungen von Gesetzen und Vorschriften ([Allianz 2024b](#)). Neben Sanktionen und Zöllen werden als Beispiele Regelungen im Bereich der ESG-Vorschriften („environmental, social, governance regulation“) wie beispielsweise das deutsche Lieferkettensorgfaltsgesetz, aber auch die künftigen Regelungen zum Umgang mit KI (KI-Verordnung) genannt ([Allianz 2024a](#)).

Momentan sind für Übersetzungen einige Änderungen an Gesetzen und Vorschriften relevant, welche ein Risiko für die Gestaltung von Übersetzungsprozessen darstellen können. An erster Stelle sind hier die Regelungen zur KI-Verwendung von großer Bedeutung. In der im Mai 2024 verabschiedeten europäischen KI-Verordnung (EU-Parlament 2024a) wird der Einsatz von KI-Anwendungen anhand von Risikoklassen (verboten, hochriskant, geringes / minimales Risiko) geregelt. Wenn Übersetzungsprojekte mit MÜ oder LLMs durchgeführt werden, muss daher klar definiert werden, in welche Risikoklasse diese einzuordnen sind, um die Vorgaben der KI-Verordnung einhalten zu können. Zu den einzuhaltenden Vorgaben für Hochrisiko-KI-Systeme zählen u. a. Transparenz, Sicherheit, Genauigkeit und die Beaufsichtigung durch Menschen. Sollten KI-Systeme, die für Übersetzungen oder Übersetzungsworkflows genutzt werden, unter die Risikoklasse „hochriskant“ fallen, dürfte deren Output auf keinen Fall ohne Prüfung durch Menschen verwendet werden. Für KI-Anwendungen, die nicht als hochriskant eingestuft werden, gelten immerhin bestimmte Transparenzanforderungen, d. h. es muss gekennzeichnet werden, dass KI verwendet wurde. (vgl. EU-Parlament 2024b).

In der aktuellen verabschiedeten Fassung der KI-Verordnung werden LLMs ausdrücklich nicht in die Hochrisiko-Gruppe eingestuft, sie bilden nun eine eigene Gruppe, da ihr Risiko erst durch ihren letztendlichen Einsatz bestimmt werden kann (vgl. EU-Parlament 2024b, Erwägungsgrund 99). Ratsam ist daher beim Einsatz von MÜ und LLMs generell ein risikobasierter Ansatz, bei dem die menschliche Überprüfung des maschinellen Outputs und damit die Beaufsichtigung durch Menschen für hochriskante Szenarien standardmäßig implementiert wird (vgl. Nitzke u. a. 2024).

Akteure im Übersetzungsprozess können außerdem von einem weiteren EU-Gesetz betroffen sein, wenn sie automatisierte Übersetzungsplattformen nutzen, nämlich dem EU-Plattformgesetz (Gesetz über digitale Dienste und Märkte, EU-Parlament 2024a), das im April 2024 verabschiedet wurde. In diesem neuen Gesetz wird u. a. die Einstufung des Beschäftigungsverhältnisses für Mitarbeitende von digitalen Plattformen geregelt. Wer seine Übersetzungsaufträge über Plattformen erhält und dort abwickelt, zählt demnach unter Umständen für die Behörden nicht mehr als Selbstständiger, sondern es wird eine Scheinselbstständigkeit unterstellt. Dadurch kann ihnen der Freiberuflerstatus entzogen werden, was Auswirkungen auf die Sozialversicherungsbeiträge hat. Das Plattformgesetz wird in Deutschland von Selbstständigenverbänden und insbesondere von Übersetzerverbänden kritisch gesehen, da es an einheitlichen Kriterien für die Einordnung als selbstständige oder angestellte Mitarbeitende fehlt. Dadurch werden möglicherweise die Rechte von Solo-Selbstständigen eingeschränkt, was ein

beträchtliches Unternehmensrisiko für diese und die sie beauftragenden Sprachdienstleister darstellt (vgl. [BVMW 2022](#), [VGSD 2024](#), [DVÜD 2023](#)).

Im Allianz Risikobarometer ist zwar bei dem Punkt *Änderungen von Gesetzen und Vorschriften* nicht von normativen Änderungen die Rede, dennoch können diese Auswirkungen auf Risiken bei digitalen Übersetzungsprozessen haben. Zu nennen ist hier die ISO 11669 ([ISO 2024](#)) „Übersetzungsvorhaben – Allgemeine Richtlinien“, in der zwar nicht explizit digitale Übersetzungsprozesse geregelt werden, aber die Implementierung risikobasierter Prozesse, insbesondere einer Risikoanalyse und der Risikohöhe der Übersetzung angemessene Prüfprozesse, gefordert wird. Damit werden Rahmenbedingungen für die Auswahl von MÜ- und KI-Tools und die Ausgestaltung von Qualitätssicherungsmaßnahmen bei der Anwendung dieser Tools gesetzt, wie sie auch von [Nitzke u. a. \(2024\)](#) in ihrem überarbeiteten Entscheidungsbaum gefordert werden.

Da Gesetze, Vorschriften und Normen einem ständigen Wandel unterliegen, müssen die Akteure in digitalen Übersetzungsprozessen besonderes Augenmerk auf mögliche Risiken neuer gesetzlicher und normativer Regelungen auf Übersetzungsprozesse legen. Unternehmen und Sprachdienstleister, die mit KI-generierten Übersetzungen arbeiten wollen, sollten auch die kürzlich erschienene internationale Norm ISO 42001 ([ISO 2023](#)) zu KI-Managementsystemen beachten, da dort Anforderungen an das Management von KI-Risiken gestellt werden.

5 Fachkräftemangel

Fachkräftemangel ist in Deutschland ein im Vergleich hoch eingeschätztes Problem, da es auf Platz 4 der Risiken für Unternehmen gewählt wurde, weltweit allerdings nur auf Platz 10 eingestuft wird. Dieses Risiko ist für die Übersetzungsbranche sehr real und greifbar. Abnehmende Studierendenzahlen an den Universitäten zeigen, dass die Entwicklungen bereits im Gange sind und sich in naher Zukunft ein Mangel herausbilden kann. Die Gründe für das geringere Interesse an einem Studium im Bereich der Sprachmittlung können vielfältig sein, aber das Bild, das im öffentlichen Diskurs von MÜ und KI gezeichnet wird, wird sicher dazu beitragen, dass das Berufsfeld als weniger zukunftssträftig eingeschätzt wird. Auf der anderen Seite wird der Beruf immer spezialisierter, sowohl auf sprachlicher Ebene als auch bezüglich anderer Kompetenzen, u. a. dem Umgang mit Technologien.

Im Allianz Risikobarometer wird aufgeführt, dass der Fachkräftemangel zwar auch demographische Gründe hat, aber Personen mit IT- und Datenkompetenz in allen Branchen weltweit schwer zu finden sind (Allianz 2024a: 45). Auch wenn Translationstechnologien seit vielen Jahrzehnten Nutzung in der Profession finden, wird das klassische Bild von Übersetzerinnen und Übersetzern doch eher als technologiefern wahrgenommen. Dies kann dazu führen, dass Studierende einen translatorischen Studiengang wählen, die sich nicht so viel mit Technologien auseinandersetzen wollen und sich entweder nicht mit den Studieninhalten identifizieren können oder technologiebezogene Kurse umgehen, sodass die nötigen Kompetenzen nicht aufgebaut werden können. Bereits im Beruf stehende Übersetzungsfachkräfte mit mangelnden IT- und Datenkompetenzen können sich von den technischen Entwicklungen überfordert fühlen. Auch nehmen viele Übersetzerinnen und Übersetzer die Entwicklungen in der Branche als unsicher wahr. Dies kann dazu führen, dass etablierte Fachkräfte erwägen sich umzuorientieren und die Branche zu verlassen. (vgl. Pym & Torres-Simón 2021)

Wenn nun ein Teil der bestehenden Branche wegbricht und nur wenige ausgebildete Fachkräfte nachrücken, ist ein Mangel nicht nur auf lange Sicht unausweichlich. Aus der Industrie sind bereits Stimmen zu hören, dass es schwer ist, geeignete Mitarbeitende zu finden, und dass weniger junge Talente den Markt betreten, u. a. weil der Eindruck vermittelt wird, dass KI bereits den Übersetzungsmarkt übernommen hat (vgl. Albarino 2023). Die in Hochfeld u. a. (2023) dargestellten Strategien zur Bewältigung des Fachkräftemangels werden in der Übersetzungsbranche bereits weitestgehend umgesetzt, da

- bereits eine Reihe Weiterbildungsmöglichkeiten im Bereich Übersetzen angeboten werden;
- ein Teil der Übersetzungsaufträge durch Post-Editing von MÜ, also durch Automatisierungsprozesse, übernommen wird; und
- man sich um praxisnahe Ausbildung von Studierenden bemüht.

Auf lange Sicht scheint es daher am sinnvollsten Initiativen zu schaffen, die (junge) Talente in die Branche führen oder in der Branche halten. Das würde aber erst einmal voraussetzen, dass ein Mangel von Fachkräften außerhalb des Fachs anerkannt wird.

6 Klimawandel, Naturkatastrophen, Feuer und Explosionen

Ein weniger bekanntes, aber zunehmend diskutiertes Thema ist der Einfluss von KI-Systemen auf den Klimawandel (Shterionov & Vanmassenhove 2023). Die Server, auf denen Anwendungen wie MÜ und LLMs betrieben werden, verbrauchen Unmengen von Energie. Auch das Training von neuronalen Netzen ist wesentlich langwieriger und damit auch energieintensiver geworden, als es das Training von statistischen Systemen war. Mit dem hohen Energieverbrauch steigt auch der CO₂-Ausstoss der Maschinen. Auf der Nutzerseite kann durch einen bewussteren Umgang mit den Technologien dazu beigetragen werden, diese wirklich nur dann zu verwenden, wenn sie wirklich gebraucht werden. Auch sollte beim Trainingsprozess der Systeme vorher sichergestellt werden, welche Trainingsdaten verwendet werden sollen und dass diese hochqualitativ sind, um unnötige Trainingsrunden zu vermeiden.

Die Risikofelder Naturkatastrophen, Feuer und Explosionen sind für die Übersetzungsbranche weniger relevant als für andere Branchen. Dennoch ist zu bedenken, dass der Arbeitsplatz gefährdet sein kann, z. B. durch Flutkatastrophen, was besonders schwerwiegend für im Homeoffice arbeitende Freiberuflerinnen und Freiberufler sein kann. Außerdem stellt sich die Frage, ob Server besser vor Bränden oder anderen Schäden geschützt sind und damit als sicherer für Sicherheitskopien als physische Kopien auf Datenträgern oder gar Papier gelten können (s. mehr zu Datenverlust in Abschnitt 2).

7 Politische Risiken und Gewalt sowie makroökonomische Entwicklungen

Auch wenn es schwierig ist, die Anfänge der MÜ auf einen konkreten Zeitpunkt festzulegen, kann man doch sagen, dass der erste richtige Aufschwung der Entwicklung von MÜ im Zuge des Kalten Krieges politisch motiviert war (vgl. Rozmysłowicz 2024). Auch im späteren Verlauf der Entwicklung war häufig eine politische Motivation bei den Geldgebern zu erkennen, sei es zur innerländlichen Kommunikation wie in Kanada oder zur internationalen Kommunikation in der EU. Maschinelle Übersetzung und Politik waren also schon von jeher eng verbunden.

Über Politik, Macht, Sprache und Übersetzungen wurde schon viel geschrieben, daher wollen wir nicht weiter darauf eingehen, welche Konsequenzen Fehlübersetzungen in politischen Texten und Zusammenhängen haben könnten.

Über das rein Sprachliche hinaus bieten MÜ und ähnliche KI-Anwendungen sowohl Chancen als auch Risiken. Zum einen können sie als kostengünstiger und zeitsparender Hebel zur intra- und internationalen Kommunikation gesehen werden, was die üblichen Vor- und Nachteile bieten kann (s. Kapitel II und 15 zu Post-Editing in diesem Band). Zum anderen reflektieren MÜ-Systeme weitere politisierte Themen wie Ungleichgewichte zwischen Sprachen und Sprachgemeinschaften oder aber auch politisch inkorrekten Sprachgebrauch (vgl. Rozmysłowicz 2024).

So sind gerade Minderheitensprachen oft unterrepräsentiert, da nicht genug Trainingsmaterial vorhanden ist. Sie sind entweder gar nicht in den Systemen integriert oder produzieren vergleichsweise schlechte Qualität. Dies hat zur Folge, dass die Sprachen und ihre Sprechergemeinschaften zum einen auf technologischer Ebene wieder zu einer Minderheit werden. Zum anderen können gerade kleine und bedrohte Sprachen auch Schaden davon nehmen, wenn sie falsch maschinell verarbeitet werden. So schreiben die Entwickler des ersten regelbasierten MÜ-Systems für Übersetzung von samischen Sprachen, in diesem Fall Nord-Samisch, nach Norwegisch, auf die Frage, warum sie das System nur in eine Übersetzungsrichtung entwickeln, dass

[t]he consequences of producing bad quality texts in a minority language are far worse than doing it in the majority language. Fewer persons are able to correct the text, and we run the risk of destroying the North Saami literary landscape. The purpose of the present translation program, from North Saami to Norwegian, is to help those who do not understand Saami. (Giellatekno, About)

Diese Art Reflexionen lassen sich aber bei kommerziellen MÜ-Systemen oder gar generativen KI-Systemen selten finden. Letztere produzieren Übersetzungen für fast alle Sprachen und Sprachrichtungen, die angefragt werden. Die Qualität der Übersetzung bleibt jedoch fraglich und meist unkommentiert.

Das Phänomen, dass generative KI-Systeme Bilder erzeugen, die Stereotype reproduzieren (Bianchi u. a. 2023), wurde viel medial diskutiert. Aber auch MÜ-generierte Texte verstärken veraltete oder politisch inkorrekte Sprachnutzung. So produzieren MÜ-Systeme beispielsweise häufig keine genderneutrale Sprache (s. bspw. Savoldi u. a. 2021). Weitere machtpolitische Dimensionen kommen beispielsweise hinzu, wenn es um Serverstandorte geht und wer die Daten erhält und nutzen kann, die über die Nutzung von MÜ- und KI-Systemen auf diesen Servern gespeichert werden. So kann beispielsweise Google Translate in China nicht verwendet werden (Srivastava 2023).

Die makroökonomischen Entwicklungen, wie z. B. die Konjunkturlage oder das wirtschaftliche Wachstum, beeinflussen die Übersetzungsbranche indirekt, da sie stark mit den Entwicklungen der jeweiligen Branche verbunden ist, für die übersetzt wird. So nutzt **CSA Research** makro-ökonomische Daten, um die Größe zu schätzen und Entwicklung des Übersetzungsmarkts vorauszusagen. In dem Bericht für das 3. Quartal 2024 legt CSA Research bspw. dar, dass hohe Zinsen und Inflation Firmen veranlassen, weniger auszugeben, was im Übersetzungsmarkt zu geringeren Umsätzen führt. Auch die Nutzung von LLMs und NMÜ sorgen für weniger Umsatz, auch wenn die Übersetzungsvolumina konstant bleiben oder sogar steigen. Auf Dauer prognostizieren sie jedoch einen weiteren Wachstum der Branche (Lommel u. a. 2024). Zu guter Letzt beeinflussen instabile politische Zustände die wirtschaftliche Lage und damit auch die Entwicklungen auf dem Übersetzungsmarkt.

8 Fazit

In diesem Kapitel haben wir gezeigt, dass die durch das Allianz Risikobarometer identifizierten Risiken für Unternehmen in Deutschland sich weitestgehend auf die Übersetzungsbranche übertragen lassen, insbesondere im Zusammenhang mit der zunehmenden Digitalisierung der Branche und Nutzung von Technologien. Im ersten Schritt ist es wichtig, ein Bewusstsein über die Risiken beim digitalen Übersetzungsprozess bei allen involvierten Akteuren zu schaffen und dann Verantwortlichkeiten zuzuordnen. Dies alleine reicht jedoch nicht aus, da im Risikomanagement auf die Identifikation und Analyse von Risiken immer die Ableitung risikoadäquater Maßnahmen folgen muss. Für die Analyse von unternehmensrelevanten Risiken in digitalen Übersetzungsprozessen und die Entwicklung von Risikomanagement-Maßnahmen werden daher in Zukunft verstärkt Sprachexpertinnen und Sprachexperten gebraucht, die natürlich Technologiekenntnisse haben, aber auch einen Blick für unternehmensweite Zusammenhänge haben müssen.

Literatur

Al Sharou, Khetam & Lucia Specia. 2022. A taxonomy and study of critical errors in machine translation. In *Proceedings of the 23rd annual conference of the european association for machine translation*, 171–180.

- Albarino, Seyma. 2023. Finding (and keeping) the best professionals in the language industry. *SlatorCon*. <https://slator.com/finding-and-keeping-best-professionals-in-language-industry/>.
- Allianz. 2024a. *Allianz risk barometer - identifying the major business risks for 2024 - Appendix*. Techn. Ber. München: Allianz Global Corporate & Specialty SE. <https://commercial.allianz.com/news-and-insights/reports/allianz-risk-barometer.html>.
- Allianz. 2024b. *Allianz risk barometer - identifying the major business risks for 2024 - Appendix*. Techn. Ber. München: Allianz Global Corporate & Specialty SE. <https://commercial.allianz.com/news-and-insights/reports/allianz-risk-barometer.html>.
- Bafin. 2018. *Big Data trifft auf Künstliche Intelligenz. Herausforderungen und Implikationen für Aufsicht und Regulierung von Finanzdienstleistungen*. Techn. Ber. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht. <https://www.bafin.de/ref/19602750>.
- Bianchi, Federico, Pratyusha Kalluri, Esin Durmus, Faisal Ladhak, Myra Cheng, Debora Nozza, Tatsunori Hashimoto, Dan Jurafsky, James Zou & Aylin Caliskan. 2023. Easily accessible text-to-image generation amplifies demographic stereotypes at large scale. In *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 1493–1504.
- Bowker, Lynne. 2020. Translation technology and ethics. In Kaisa Koskinen & Nike K. Pokorn (Hrsg.), *The Routledge handbook of translation and ethics*, 262–278. London: Routledge.
- Bowker, Lynne & Jairo Buitrago. 2019. Towards a framework for machine translation literacy. In *Machine translation and global research: Towards improved machine translation literacy in the scholarly community*, 87–95. Emerald Publishing Limited.
- BSI. 2018. *Redundanz – Modularität – Skalierbarkeit*. Köln: Reguvis Fachmedien.
- BSI. 2023. *IT-Grundschutz Kompendium*. Köln: Reguvis Fachmedien.
- BVMW. 2022. *EU Plattformarbeitsrichtlinie: Ein Schlag gegen Soloselbstständige*. Techn. Ber. Bundesverband Der Mittelstand. <https://www.bvmw.de/de/arbeit-und-soziales/news/eu-plattformarbeitsrichtlinie-ein-schlag-gegen-soloselbststaendige>.
- Canfora, Carmen & Angelika Ottmann. 2019. Who's afraid of translation risks? In Heike Elisabeth Jüngst, Lisa Link, Klaus Schubert & Christiane Zehrer (Hrsg.), *Challenging boundaries: New approaches to specialized communication* (TRAN-SÜD. Arbeiten zur Theorie und Praxis des Übersetzens und Dolmetschens 101), 73–92. Berlin: Frank & Timme.

- Canfora, Carmen & Angelika Ottmann. 2020. Risks in neural machine translation. *Translation Spaces* 9(1). 58–77. DOI: [10.1075/ts.00021.can](https://doi.org/10.1075/ts.00021.can).
- Colicchia, Claudia, Alessandro Creazza & David A Menachof. 2019. Managing cyber and information risks in supply chains: insights from an exploratory analysis. *Supply Chain Management: An International Journal* 24(2). 215–240.
- COSO, Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. 2018. *Enterprise Risk Management – Applying enterprise risk management to environmental, social and governance-related risks*. Techn. Ber. https://www.coso.org/_files/ugd/3059fc_671ed4466c0e423b93a9ef3d2e30b786.pdf.
- COSO, Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. 2020. *Compliance Risk Management: Applying the COSO Framework*. Techn. Ber. https://www.coso.org/_files/ugd/3059fc_5f9c50e005034badb07f94e9712d9a56.pdf.
- Delfani, Jaleh, Constantin Orasan, Hadeel Saadany, Ozlem Temizoz, Eleanor Taylor-Stilgoe, Diptesh Kanojia, Sabine Braun & Barbara Schouten. 2024. *Google translate error analysis for mental healthcare information: Evaluating accuracy, comprehensibility, and implications for multilingual healthcare communication*. DOI: [10.48550/arXiv.2402.04023](https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.04023).
- Dunne, Elena S. 2013. *Project risk management: Developing a risk framework for translation projects*. Kent State University.
- DVÜD. 2023. *EU-Richtlinie zur Plattformarbeit*. Techn. Ber. Deutscher Verband der freien Übersetzer und Dolmetscher e.V. <https://dvud.de/2023/02/eu-richtlinie-zur-plattformarbeit/>.
- Firat, Gökhan. 2021. Uberization of translation: Impacts on working conditions. *The Journal of Internationalization and Localization* 8(1). 48–75.
- Firat, Gökhan, Joanna Gough & Joss Moorkens. 2024. Translators in the platform economy: A decent work perspective. *Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice* 32(3). 422–440.
- Hochfeld, Katharina, Daniel-Leonhard Fox, Laura Brückner & Lydia Uhler. 2023. *Bewältigungsstrategien für den Fachkräftemangel*. Techn. Ber. Fraunhofer IAO.
- IRM. 2018. *A risk practitioners guide to ISO 31000*. Institute of Risk Management, London. <https://www.theirm.org/media/6907/irm-report-iso-31000-2018-v2.pdf>.
- ISO. 2018. *ISO 31000 Risikomanagement – Leitlinien*. Berlin. <https://www.dinmedia.de/de/norm/din-iso-31000/294266968>.
- ISO. 2022. *ISO/IEC 27001:2022-10 Informationssicherheit, Cybersicherheit und Datenschutz – Informationssicherheitsmanagementsysteme – Anforderungen*. Berlin. <https://www.din.de/de/mitwirken/normenausschuesse/nia/veroeffentlichungen/wdc-beuth:din21:370680635>.

- ISO. 2023. *ISO 42001 Information technology – Artificial Intelligence – Management system*. Genf.
- ISO. 2024. *ISO 11669 Übersetzungsvorhaben – Allgemeine Richtlinien*. Place: Berlin. Berlin. <https://www.dinmedia.de/de/norm/iso-11669/379040078>.
- Koponen, Maarit & Mary Nurminen. 2024. Risk management for content delivery via raw machine translation. In Marion Winters, Sharon Deane-Cox & Ursula Böser (Hrsg.), *Translation, interpreting and technological change: innovations in research, practice and training*, 111–135.
- Krüger, Ralph. 2023a. Artificial intelligence literacy for the language industry – with particular emphasis on recent large language models such as GPT-4. *Lebende Sprachen* 68(2). 283–330. DOI: [10.1515/les-2023-0024](https://doi.org/10.1515/les-2023-0024). (27 Mai, 2024).
- Krüger, Ralph. 2023b. Some reflections on the interface between professional machine translation literacy and data literacy. *Journal of Data Mining & Digital Humanities Towards robotic translation?(IV. Challenges for professional translation)*. DOI: [10.46298/jdmdh.9045](https://doi.org/10.46298/jdmdh.9045).
- Kwon, Ik-Whan G. & Taewon Suh. 2004. Factors affecting the level of trust and commitment in supply chain relationships. *Journal of Supply Chain Management* 40(1). 4–14.
- Lommel, Arle, Donald A. DePalma & Tahar Bouhafs. 2024. *CSA Research - Q3 2024 language services market sizing update*. Techn. Ber. <https://csa-research.com/>.
- Moorkens, Joss. 2022. Ethics and machine translation. In Dorothy Kenny (Hrsg.), *Machine translation for everyone: Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 18), 121–140. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.6653406](https://doi.org/10.5281/zenodo.6653406).
- Nitzke, Jean, Carmen Canfora, Silvia Hansen-Schirra & Dimitrios Kapnas. 2024. Decisions in projects using machine translation and post-editing: An interview study. *The Journal of Specialised Translation* (41). 127–148.
- O'Brien, Sharon & Maureen Ehrensberger-Dow. 2020. MT Literacy—A cognitive view. *Translation, Cognition & Behavior* 3(2). 145–164. DOI: [10.1075/tcb.00038.obr](https://doi.org/10.1075/tcb.00038.obr).
- Panezi, Argyri & John O'Shea. 2023. *How can we manage the risks and liabilities associated with legal translation in the age of machine translation and generative AI?* https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4707819.
- EU-Parlament. 2016. *Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung)*. Techn. Ber. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=celex%3A32016R0679>.

- EU-Parlament. 2024a. *Legislative Entschließung des Europäischen Parlaments vom 24. April 2024 zu dem Vorschlag über eine Richtlinie des Europäischen Parlaments und des Rates zur Verbesserung der Arbeitsbedingungen in der Plattformarbeit*. Techn. Ber. <https://op.europa.eu/de/publication-detail/-/publication/59524ac4-055c-11ef-a251-01aa75ed71a1/language-de>.
- EU-Parlament. 2024b. *Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für Künstliche Intelligenz (Gesetz über Künstliche Intelligenz) und zur Änderung bestimmter Rechtsakte der Union vom 14. Mai 2024*. Techn. Ber. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=OJ%3AL_202401689.
- PMBOK® Guide, Project Management Institute. 2008. *A guide to the project management body of knowledge*. Project Management Institute, Inc.
- Pym, Anthony & Ester Torres-Simón. 2021. Is automation changing the translation profession? *International Journal of the Sociology of Language* 201(270). 39–57.
- Rozmysłowicz, Tomasz. 2024. The politics of machine translation. *Reprogramming Translation Studies. Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice* 32(3). 493–507.
- Sahay, Bidya S. 2003. Understanding trust in supply chain relationships. *Industrial Management & Data Systems* 103(8). 553–563.
- Savoldi, Beatrice, Marco Gaido, Luisa Bentivogli, Matteo Negri & Marco Turchi. 2021. Gender bias in machine translation. *Transactions of the Association for Computational Linguistics* 9. 845–874.
- Shterionov, Dimitar & Eva Vanmassenhove. 2023. The ecological footprint of neural machine translation systems. In Helena Moniz & Carla Parra Escartín (Hrsg.), *Towards responsible machine translation: Ethical and legal considerations in machine translation*, 185–213. Cham: Springer.
- Srivastava, Spriha. 2023. I spent a week in China where only 7% of the population speaks English and Google Translate is blocked. Here's the app I used instead. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/best-china-translate-travel-app-english-tourist-2023-7>.
- Tang, Christopher S. 2006. Perspectives in supply chain risk management. *International Journal of Production Economics* 103(2). 451–488.
- Tirosh, Ofer. 2023. Protecting sensitive information within translation. Strategies for preventing data breaches in translation industry. *Cyber Defense Magazine*. <https://www.cyberdefensemagazine.com/protecting-sensitive-information-within-translation/>.

- VGSD. 2024. *EU-Staaten einigen sich auf faulen Kompromiss bei Plattformrichtlinie*. Techn. Ber. Verband der Gründer und Selbstständigen Deutschland e.V. <https://www.vgsd.de/vorlaeufige-einigung-zur-plattform-richtlinie-eu-will-beschaeftigung-bei-zwei-erfuellten-kriterien-vermuten/>.
- Vieira, Lucas Nunes & Elisa Alonso. 2020. Translating perceptions and managing expectations: An analysis of management and production perspectives on machine translation. *Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice* 28(2). 163–184.
- Walker, Callum. 2022. *Translation project management*. London: Routledge.
- Wieland, Andreas & Christian F Durach. 2021. *Two perspectives on supply chain resilience*.
- Zaveckaite, Asta & Aurelija Ulbinaite. 2018. Assessment criteria of project risk management in language translation service companies. *Technological and Economic Development of Economy* 24(4). 1323–1343. DOI: [10.3846/20294913.2017.1295287](https://doi.org/10.3846/20294913.2017.1295287).
- Zerfass, Angelika. 2019. *Metadata. What your translation systems and files know about you*. Stuttgart.
- Zerfass, Angelika. 2020. Mehrwert mit Metadaten. *technische kommunikation* 42(6). 36–41.

Kapitel 12

Digitalisierung in der Audiovisuellen Translation

Sylvia Jaki

Universität Hildesheim

Der Beitrag nimmt das Feld der Audiovisuellen Translation in den Blick, das trotz seiner kreativen Komponente in den letzten Jahren mehr und mehr durch verschiedene Formen der Digitalisierung geprägt wird. Er bietet einen Einblick sowohl in die verschiedenen Bereiche der Audiovisuellen Translation als auch in die Bandbreite an Möglichkeiten der Digitalisierung mit Hilfe von Maschinellem Übersetzung, Spracherkennung u.a. Nicht zuletzt legt der Beitrag den Fokus auch auf die Translator*innen selbst und beleuchtet, welchen Einfluss die zunehmende Digitalisierung auf deren Berufsbild besitzt.

1 Einleitung

Der Reiz der verschiedenen Branchen im Bereich der Audiovisuellen Translation (AVT) besteht für viele Translator*innen insbesondere in den kreativen Anteilen ihrer Arbeit. Wie lässt sich beispielsweise ein komplexes Wortspiel trotz der Platzbeschränkungen der Untertitelung in eine andere Sprache übertragen oder wie kann ich mit Hilfe von Audiodeskription einer sehgeschädigten Person die Emotionalität bestimmter visueller Eindrücke vermitteln? Nun hat sich die Arbeit in der AVT durch die vielfältigen Möglichkeiten der Digitalisierung jedoch in mancher Hinsicht tiefgreifend verändert. Die zahlreichen Softwares, die geeignet sind, um die Translate in den verschiedenen AVT-Branchen zu produzieren, sollen den Humanübersetzer*innen die Arbeit merklich erleichtern. Mit der Automatisierung mancher Arbeitsschritte, beispielsweise mit Hilfe von Maschinellem Übersetzung (MÜ), können Produktionszeiten womöglich verringert



werden.¹ Jedoch werden Übersetzenden zum Teil auch Aufgaben abgenommen, die sie als für ihren Beruf zentral einschätzen.

In dieser kurzen Einführung zur Digitalisierung in der AVT soll vor dem Hintergrund der verschiedenen Felder der AVT ein Überblick gegeben werden, welche Technologien die moderne AVT prägen, wenngleich aufgrund der zahlreichen verschiedenen Branchen eine gewisse Schwerpunktsetzung erfolgen muss, die hier vor allem im Bereich der Untertitelung liegt – ein Feld, das bereits sehr stark durch Automatisierungstendenzen geprägt ist und auf das sich auch der Großteil der Forschung konzentriert. Darüber hinaus soll jedoch auch auf weitere Bereiche eingegangen werden. Es geht in diesem Beitrag folglich weniger darum, die umfangreiche Entwicklung der Digitalität von AVT historisch nachzuzeichnen (vgl. für einen historischen Überblick z. B. [Díaz-Cintas 2013](#)), sondern die Entwicklungen, die die Branche in den letzten beiden Jahrzehnten oder in manchen Fällen sogar erst in den letzten Jahren zunehmend prägen, zu beleuchten. Überdies wird das Augenmerk auf diejenigen hinter dem Translat gelenkt – die Translator*innen, da sich die Frage stellt, welche Auswirkungen die Digitalisierung der Arbeitsprozesse auf die Arbeitszufriedenheit der in der AVT Beschäftigten ausübt. Der Beitrag schließt mit einem Ausblick auf Forschungsperspektiven, die sich durch die erläuterten Tendenzen in Bezug auf Forschungsgegenstände und -methoden der AVT-Forschung ergeben.

2 Die Felder der Audiovisuellen Translation

Bei der Audiovisuellen Translation (AVT) handelt es sich um ein äußerst vielfältiges Betätigungsfeld, in dem es um die Translation von Medienprodukten geht, die von den Rezipierenden typischerweise sowohl über den visuellen als auch über den auditiven Kanal wahrgenommen werden. Das trifft insbesondere auf Filme zu, aber auch auf Videospiele oder Theaterstücke (vgl. z. B. [Jüngst 2020](#) für einen ausführlichen Überblick über die verschiedenen Felder der AVT). Bei der audiovisuellen Übersetzung wird konkreter „das ursprünglich vorliegende Material durch die Übersetzung verändert und meist ergänzt“, wobei „Teile des ursprünglichen Materials erhalten“ bleiben ([Jüngst 2020](#): 1).

Wenn [Díaz-Cintas \(2013: 119\)](#) von einer „audiovisualisation of our communicative environment, where sounds and visuals coalesce in a winning combination over other formats, particularly among younger generations“ spricht, verwundert es wenig, dass der Bedarf an AVT enorm gestiegen ist. Allein wenn wir an

¹Bei der Frage, inwieweit dies wirklich der Fall ist, herrscht in der AVT-Branche jedoch Uneinigkeit bzw. Skepsis (vgl. z. B. [Agnetta 2025](#) oder [Jaki u. a. 2024](#)).

Streaming-Dienste wie Netflix, Amazon Prime oder Disney Plus denken, wird deutlich, wie stark der Markt für *interlinguale* Übersetzungen in den letzten Jahren gewachsen ist (vgl. auch Georgakopoulou 2019: 521–522). Obgleich englische Produkte den Markt weiterhin dominieren, sind es gerade die Streaming-Dienste, die den Weg für ein breiteres internationales Angebot geebnet haben, allen voran für zahlreiche beliebte asiatische Filme und Serien, hauptsächlich aus Südkorea und Japan (vgl. Kluge u. a. 2022: 147, 149). In diesem Zusammenhang ist auch der Bedarf an interlingualen Untertiteln stark gestiegen, da Rezipierende auf den Streaming-Plattformen Produkte vermehrt in der Originalsprache mit deutschen Untertiteln konsumieren. In Theater und Oper beispielsweise werden zur besseren Sichtbarkeit alternativ Übertitel eingeblendet (vgl. Reinart 2018: 137 für eine Übersicht zahlreicher weiterer Anwendungsfälle für Untertitel, die mittlerweile deutlich über Film und Fernsehen hinausgehen). Gleichzeitig dominiert an anderen Stellen, allen voran im Fernsehen, in einigen Ländern weiterhin die Synchronisation als Standardform der interlingualen Translation von Filmen. So auch in Deutschland, das nach wie vor als Synchronisationsland gilt.² Neben Untertitelung und Synchronisation stellt die Voice-Over-Übersetzung eine dritte Form der interlingualen AVT dar. In Deutschland kommt sie standardmäßig in Dokumentationen zum Einsatz, wenn Äußerungen fremdsprachiger Personen übersetzt werden sollen. Dabei wird die Lautstärke des Originaltons gesenkt, während die Übersetzung lauter darübergelegt wird. In einigen osteuropäischen Ländern wird Voice-Over (oft lapidar auch als *slawische Synchro* bezeichnet) auch für Spielfilme eingesetzt, wobei sich mittlerweile ein rückläufiger Trend abzuzeichnen scheint (vgl. Flis & Szarkowska 2024). Ein Gebiet, das in jüngerer Zeit verstärkt Aufmerksamkeit erfährt, ist das der Videospiellokalisierung, für das es ebenfalls eine hohe Nachfrage im Bereich der Übersetzung zwischen verschiedenen Sprachen gibt. Hier finden verschiedenste Formen der AVT Anwendung (vgl. De Wille 2024).

Den zweiten großen Bereich in der AVT bilden *intralinguale* Formen der Translation. Der primäre Zweck intralingualer audiovisueller Translate besteht in der Reduktion von Barrieren für Menschen, die nicht in der Lage sind, audiovisuelle Medien über den visuellen oder den auditiven Kanal zu rezipieren. Es handelt sich folglich um eine Übersetzungen innerhalb einer Sprache. Das größte Betätigungsfeld stellt hierbei die Untertitelung für Hörgeschädigte dar (z. B. Mälzer & Wünsche 2018). Untertitel, die nicht im Vorhinein vorproduziert sind, werden als *Live-Untertitel* bezeichnet. Eine weitere intralinguale Translationstechnik ist die Audiodeskription für Sehgeschädigte (vgl. Maszerowska u. a. 2014).

²Weitere Synchronisationsländer in Europa sind beispielsweise Frankreich und Spanien.

3 Möglichkeiten der Digitalisierung in der AVT

Zunächst einmal sind zahlreiche Schritte in der AVT insofern ohnehin digital, als sie typischerweise mit Hilfe spezieller Softwares durchgeführt werden. Dies wird am deutlichsten, wenn wir an die Untertitelung denken – interlinguale Untertitel werden in der Regel mit speziellen Untertitelungssoftwares wie Subtitle Edit, Ooona, EZTitles oder AegiSubs erstellt.³ Von daher wäre es beinahe irreführend zu behaupten, dass die Digitalisierung in der AVT an sich etwas gänzlich Neues darstellt. Was hier vor allem gemeint ist, ist die Automatisierung von Arbeitsschritten, beispielsweise durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) zur Übersetzung eines Drehbuchs oder von Untertiteln.

Die in der AVT genutzten Automatisierungsmöglichkeiten sind mannigfaltig, wie bereits die in Kurch (2024: 363) dargestellte (nicht-exhaustive) Liste von KI-gestützten Technologien illustriert: Audiosignalverarbeitung, automatische Spracherkennung, alternative Textgenerierung, Neuronale Maschinelle Übersetzung, Sprachsynthese, Direktübersetzung gesprochener Sprache, automatische Bilderkennung, Bildgenerierung und Bildmanipulation. Nachstehend soll auf einige der genannten Technologien überblickshaft eingegangen werden, wobei im Rahmen einer notwendigen Fokussierung der Bereich der Maschinellen Übersetzung eingehender betrachtet wird und Spracherkennung bzw. Sprachsynthese jeweils punktuell behandelt werden.

Seit die MÜ durch die Nutzung Neuronaler Netzwerke enorm an Qualität gewonnen hat, eignet sie sich auch zunehmend für mehr oder weniger kreative Übersetzungsleistungen (vgl. De los Reyes Lozano & Mejías-Climent 2023: 3). Sie wird in der AVT insbesondere für die Übersetzung von Untertiteln verwendet (siehe z. B. Jaki u. a. 2024), findet jedoch auch Einsatz in anderen Feldern, zum Beispiel bei der Übersetzung von Drehbüchern oder von Audiodeskriptionsskripten (vgl. Vercauteren u. a. 2021). Wir sprechen hier zunächst von einer MÜ von Text zu Text.

Ein Forschungszweig, der sich im Speziellen mit der Analyse und/oder Verbesserung der Qualität von mittels MÜ erstellten Untertiteln befasst, hat insbesondere im Zuge des europäischen Projekts SUMAT Aufwind erfahren. Im Projekt wurde schwerpunktmäßig die Qualitäts- und Produktivitätssteigerung von maschinell übersetzten Untertiteln in neun Sprachen angestrebt (vgl. Etchegoyhen u. a. 2014). Hier kamen jedoch noch keine Neuronalen Netzwerke ins Spiel; stattdessen wurde auf Basis statistischer MÜ gearbeitet. Mit EMMA und TraMOOC

³Subtitle Edit stellt laut der European Language Industry Study aktuell sogar das meistgenutzte Untertitelungstool dar (ELIS Research 2024: 39).

starteten zwei weitere internationale Projekte, die es zum Ziel hatten, die Untertitelung mit Hilfe von MÜ voranzubringen, beide am Beispiel von Lehrvideos (vgl. [De los Reyes Lozano & Mejías-Climent 2023](#): 4–5 und [Georgakopoulou 2019](#): 526–528 für einen Überblick an Projekten). Seither bringen insbesondere die großen computerlinguistischen Konferenzen eine Vielzahl von Versuchen zur Steigerung der Übersetzungsqualität hervor.

Eine Schwierigkeit bei der Untertitelung mit Hilfe von MÜ-Technologien, die ausschließlich die sprachliche Komponente berücksichtigen, liegt darin, der Notwendigkeit der Kürzung in der Untertitelung nachzukommen. Zwar ist das Ausgangsprodukt häufig ebenfalls ein Untertitel, jedoch handelt es sich hierbei oft um Verbatim-Untertitel, also um Texte ohne die erforderlichen Kürzungen, die bei der interlingualen Untertitelung zwangsläufig zum Tragen kommen müssen. Bei der Humanübersetzung ergeben sich viele Kürzungsmöglichkeiten infolge intersemiotischer Redundanzen, über die AVT-Produkte von Natur aus verfügen und die bewirken, dass meist nicht der vollständige Text übertragen werden muss (vgl. [Reinart 2018](#): 136). Allerdings beschäftigt sich die Forschung bereits seit Jahren mit der Frage, wie der Output von MÜ so gestaltet werden kann, dass Aspekte wie Textmenge, Standzeiten, Umbrüche usw. berücksichtigt werden können (vgl. z. B. [Lakew u. a. 2019](#), [Matusov u. a. 2019](#)). Auch die Übersetzung mittels LLMs, so insbesondere mit dem häufig genutzten ChatGPT, birgt durchaus die Option, mit Hilfe von Promptings Richtlinien zu implementieren (vgl. z. B. [Lapshinova-Koltunski u. a. 2025](#)). Insbesondere bei ChatGPT ist jedoch zu beachten, dass sich aufgrund der Urheberrechte oft rechtliche Probleme ergeben, die eine Nutzung des Tools für manche Zwecke von vornherein ausschließen.

Bei der Qualität des automatisiert erzeugten Outputs gilt, dass die Qualität des Ergebnisses maßgeblich von den verfügbaren Daten abhängt. Dies bedeutet im Fall der Untertitelung zum Beispiel, dass eine Übersetzung aus einer relativ seltenen Sprache ins Deutsche, wofür naturgemäß weniger Sprachdaten vorliegen, sehr wahrscheinlich zu einem schlechteren Ergebnis führen wird. Zu bedenken ist allerdings, dass in vielen Fällen mit (vorgespotteten) englischsprachigen Templates⁴ gearbeitet wird. Ein beispielsweise koreanisches Filmprodukt wird also meist nicht als solches ins Deutsche übersetzt, sondern über die Mittlersprache Englisch, die dann als Vorlage für verschiedene Sprachversionen genutzt wird – folglich liegt eine indirekte oder auch Pivot- bzw. Relais-Übersetzung vor (vgl. [Kluge u. a. 2022](#)). In der Regel ist bei allen angewendeten Verfahren auf den sog.

⁴Ein Template kann definiert werden als „subtitle file with time codes and dialogue segmented into subtitle chunks“ ([Oziemblewska & Szarkowska 2022](#): 433). Die enthaltenen Time Codes können entweder adaptierbar sein oder nicht – im ersten Fall spricht man von *unlocked*, im zweiten Fall von *locked* Templates (vgl. [Oziemblewska & Szarkowska 2022](#): 435).

Human in the loop mitnichten zu verzichten, sondern es wird auf verschiedene Schritte des Post-Editings (vgl. O'Brien 2022) zurückgegriffen, um die Qualität der maschinell erstellten Erzeugnisse zu optimieren. Dennoch kommen Hagström & Pedersen (2022: 223) anhand einer Korpusstudie zu dem Schluss, dass sich die seit den 2020ern verstärkt eingesetzte MÜ von Untertiteln negativ auf deren Qualität auswirkt:

[T]he 2020s subtitles in our material were more fast-paced, more oral, less cohesive, less complete, and constructed with less meticulous punctuation and line-breaks than their predecessors. They were also of significantly lower quality in all areas investigated.

Eine Steigerung von *Text-to-text*-Systemen stellen Systeme dar, die verschiedene Modelle vereinen und somit nicht nur Teile des Translationsprozesses (also beispielsweise die interlinguale Übersetzung durch MÜ oder die Transkription gesprochener Sprache per Spracherkennung), sondern den gesamten Prozess automatisieren. Wurde dies zunächst vor allem über ein Kaskadenmodell (also bspw. einer Kombination von Spracherkennung und MÜ) erreicht, werden heute direkte Ansätze immer gängiger (vgl. Bentivogli u. a. 2021 zu einem Vergleich der Ansätze). So arbeiten beispielsweise Papi u. a. (2023) für sieben Sprachenpaare mit „direct speech-to-text translation models to fully automatize the subtitling process, including translation, segmentation into subtitles, and timestamp estimation“ (Papi u. a. 2023: 1368). Zu erwähnen sind auch moderne multimodale Translationsmodelle, die zur Optimierung von maschinell übersetzten Texten visuelle Informationen mit einfließen lassen (z. B. Li u. a. 2023).

In anderen Bereichen der AVT ist die Verwendung von KI-gestützten Technologien noch weniger Standard als in der Untertitelung, jedoch haben die letzten Jahre hier ebenfalls rapide Fortschritte gezeigt (vgl. Kurch 2024 für einen aktuellen Überblick über KI-gestützt erstellte Arten von AVT-Produktionen). Eine zunehmende Rolle spielt beispielsweise die Sprachsynthese, die vor allem in Synchronisation, Audiodeskription und Voice-Over-Übersetzung verwendet wird (Georgakopoulou 2019: 529f. für einen Überblick). Zur Erzeugung intralingualer Untertitel wird häufig mit Spracherkennung gearbeitet, besonders bei Live-Untertiteln für Hörgeschädigte (Romero-Fresco & Fresno 2023). Auch abseits der Untertitelung finden wir vermehrt Versuche, den kompletten Translationsprozess mittels multimodal arbeitender Systeme zu automatisieren. Dies betrifft beispielsweise die vollautomatische Erstellung von Audiodeskriptionen (z. B. in Wang u. a. 2021). Auch bei der Synchronisation werden vollumfängliche Möglichkeiten genutzt, angefangen bei der MÜ von Drehbüchern über die Imitation der originalen

Sprecherstimme bis hin zur Anpassung der ursprünglichen Lippenbewegungen auf den Zieltext (z. B. [Federico u. a. 2020](#); vgl. [Granell & Chaume 2023](#): 28-30 oder [Baños 2023](#) für einen Überblick).

4 Digitalisierung und Berufsbild

Ziel der zunehmenden Digitalisierung verschiedener Arbeitsschritte in der AVT ist in erster Linie das Erzielen kürzerer Produktionszeiten. Bei tiefgreifenden Veränderungen wie den in Abschnitt 3 stellt sich jedoch auch immer die Frage, wie sich diese Entwicklungen auf die Berufstätigen auswirken. Dies ist umso relevanter, als die zahlreichen Möglichkeiten der Digitalisierung auch maßgeblich auf die Workflows in der Branche Einfluss nehmen (vgl. z. B. [Reinart 2018](#): 146 zur Untertitelung). Neben den oben genannten Entwicklungen gehört hierzu auch das immer häufiger genutzte cloudbasierte Arbeiten (vgl. [Bolaños-García-Escribano & Díaz-Cintas 2020](#)), das u. a. den Vorteil birgt, relativ einfach Tools wie Terminologiemanagement oder MÜ integrieren zu können (vgl. [Oziemblewska & Szarkowska 2022](#): 435). Cloudbasiertes Arbeiten im Vergleich zur Nutzung von Desktop-Lösungen ist besonders beliebt bei internationalen Unternehmen (vgl. [Oziemblewska & Szarkowska 2022](#): 444). Wie [Tardel \(2023\)](#) für die inter- und intralinguale Untertitelung eindrücklich demonstriert, handelt es sich generell um zunehmend ausdifferenzierte Arbeitsprozesse, die essentiell davon abhängen, welche Grade und Möglichkeiten der Automatisierung an welchen Stellen eingesetzt werden.

Der Fokus auf die Perspektive der Translator*innen anstelle einer Produktanalyse wird auch als *translator studies* bezeichnet, in denen Translator*innen als Individuen mit ihren persönlichen Einstellungen in den Vordergrund gerückt werden ([Risku 2024](#): 67) und auf eine *humanization* der Übersetzungswissenschaft abgezielt wird ([Risku 2024](#): 72). Wie [Künzli \(2024: 104\)](#) betont, „ist das Feld bezüglich Audiovisual Translator Studies und insbesondere Subtitler Studies noch weitgehend unbestellt“. Aus diesem Grund ist es sinnvoll, dass sich die Forschung zur Digitalisierung in der AVT auch mit der Perspektive der Translator*innen befasst. Hierbei findet eine Reihe wissenschaftlicher Methoden Anwendung, die Aufschlüsse zur Arbeitszufriedenheit und zum wahrgenommenen Berufsbild liefern können, so zum Beispiel Umfragen (die sicherlich häufigste Methode zur Erhebung der Arbeitszufriedenheit), persönliche Interviews und ferner E-Mail-Interviews.

Da Arbeitsbedingungen immer kontextabhängig sind, analysieren einige Untersuchungen die Arbeitszufriedenheit von audiovisuellen Translator*innen vor

einem konkreten nationalen Hintergrund. Eine umfangreiche nationale Fragebogenstudie mit 459 Literatur-, Fach- und Filmübersetzer*innen, durchgeführt von [Ruokonen & Mäkisalo \(2018\)](#), beleuchtet beispielsweise den finnischen Kontext. Bei den 57 befragten audiovisuellen Translator*innen zeigte sich eine Korrelation zwischen Arbeitszufriedenheit und der Höhe des Einkommens sowie, allerdings bei allen drei Gruppen, eine proportional zur Länge der Arbeitserfahrung empfundene Wertigkeit der eigenen Arbeit (vgl. [Ruokonen & Mäkisalo 2018: 11–12](#)). Ein interessanter Befund betrifft die Tatsache, dass von den drei Gruppen die audiovisuellen Translator*innen den am niedrigsten empfundenen Status der drei Übersetzer*innengruppen besaßen (vgl. [Ruokonen & Mäkisalo 2018: 14](#)), was wiederum eine vergleichsweise niedrige Arbeitszufriedenheit vermuten lässt. Weitere nationale Studien sind beispielsweise [Jankowska \(2012\)](#) zur AVT in Polen, [Nikolić \(2010\)](#) zur Untertitelung in Kroatien und [Silvester \(2022\)](#) zu einer Gruppe von Untertitler*innen in Frankreich. Wie [Künzli \(2024: 106\)](#) zu seiner Aufarbeitung des Forschungsstandes resümiert, zeigen die bisherigen Forschungsergebnisse, dass die Wahrnehmung der Arbeitsbedingungen vielfältig ist.

Der deutsche Kontext wird unter anderem in der bekanntesten und größten Studie abgedeckt: Die European Language Industry Study (ELIS) ist eine umfangreiche Fragebogenstudie, die jährlich weltweit durchgeführt wird.⁵ Für das Jahr 2024 nahmen 17 Unternehmen und 57 Einzelpersonen aus Deutschland teil (vgl. [ELIS Research 2024: 6](#)). Die Ergebnisse der Umfragerunde des Jahres 2024 legen nahe, dass die Übersetzenden (und darunter insbesondere die älteren Translator*innen) durch den verstärkten Einsatz von KI bezüglich der Rentabilität des Freelance-Übersetzens pessimistischer geworden sind (vgl. [ELIS Research 2024: 22](#)). Diese Sorge wird von den Befragten häufig explizit mit dem vermehrten Einsatz von MÜ bzw. anderen Technologien sowie mit einer Verschiebung des Aufgabenbereichs in Richtung weniger gut bezahlter Tätigkeiten im Post-Editing assoziiert (vgl. [ELIS Research 2024: 26](#)). Allerdings deckt ELIS verschiedenste Translationsbranchen ab, so dass die Ergebnisse nicht exklusiv die AVT betreffen. Insgesamt enthält die Studie nur wenige Fragen, die gezielt in Bezug auf die AVT erhoben werden (so z. B. zu den verwendeten Tools, vgl. Fußnote 3 in).

Eine weitere, kleinere Fragebogenstudie (59 Teilnehmende), die auf die Nutzung von KI-gestützten Systemen und die damit verbundenen Einstellungen von Translator*innen speziell in der audiovisuellen Translation abzielt, ist [Jaki u. a. \(2024\)](#). Im Unterschied zu ELIS werden in dieser Untersuchung ausschließlich auf AVT spezialisierte Übersetzer*innen aus dem deutschsprachigen Raum befragt. Was die Einstellungen der teilnehmenden Translator*innen zu KI-gestützten

⁵Vgl. die verschiedenen Durchgänge auf <https://elis-survey.org/>.

Technologien sowie das damit verbundene Bild der AVT in Zeiten der Digitalisierung betrifft, sind die Befindlichkeiten auf den ersten Blick heterogen: Laut den Befragten ist das Feld positiver und negativer Einstellungen zu KI-gestützten Tools in der AVT recht ausgewogen. Wenn man jedoch nach der wahrgenommenen Qualität von Translaten fragt, die KI-gestützt (besonders durch MÜ) erzeugt werden, erscheint das Bild auffallend negativ.⁶ Ähnlich wie in *ELIS Research* (2024) wird in *Jaki u. a. (2024)* die Sorge vor Preisdumping aufgrund von vermehrten, und schlecht bezahlten, Post-Editing-Aufgaben verbalisiert.⁷ Auch wird vereinzelt der Verlust kreativen Arbeitens beklagt. Teilweise besteht sogar die Befürchtung, dass Humanübersetzer*innen zukünftig überhaupt nicht mehr benötigt werden.

Noch spezialisierter ist die Untersuchung von *Künzli (2024)* mit 19 Untertitler*innen (ebenfalls aus dem deutschsprachigen Markt), in der die Daten mit Hilfe von E-Mail-Interviews erhoben werden. Im Gegensatz zu zahlreichen anderen Untersuchungen liegt der Fokus in *Künzli (2024)* auf Faktoren, die sich positiv auf die Arbeitszufriedenheit der befragten Personen auswirken. Zu diesen Faktoren gehören beispielsweise die Aspekte Arbeitssicherheit durch regelmäßige Auftragserteilungen, die Möglichkeit zum direkten Austausch im Projektteam und zur Teilhabe an Entscheidungen sowie das Feedback zu den Untertiteln durch den Auftraggebenden. Ein weiterer Punkt, der positiv mit der Arbeitszufriedenheit der Befragten korreliert und sich auf die Fragmentierung der Arbeitsprozesse durch eine gesteigerte Digitalisierung bezieht, ist die Möglichkeit, am gesamten Untertitelungsprozess mitwirken zu können (also zum Beispiel keinen vorgespotteten Text zu erhalten).

5 Ausblick

Die Digitalisierung in der AVT, „eine[m] der am schnellsten wachsenden Forschungsfelder in der Übersetzungswissenschaft“ (*Künzli & Kaindl 2024: 13*), bringt neue Herausforderungen für alle der drei Grundperspektiven der Translationsforschung: die Produktforschung, die Produzenten- bzw. Prozessforschung und die Rezeptionsforschung. Die *Produktforschung* macht, und dies nicht nur in der AVT-Forschung, sicherlich den größten Teil der Untersuchungen aus.

⁶Läubli & Orrego-Carmona (2017) erzielen mit Hilfe der Analyse von Social-Media-Daten ähnliche Befunde.

⁷Vgl. auch *Szarkowska u. a. (2021: 666–669)*, die im Rahmen einer internationalen Befragung zum Qualitätsempfinden von professionellen Untertitler*innen aus 27 Ländern beobachten, dass einige der Befragten die fallenden Preise für den Rückgang der Untertitelqualität verantwortlich machen.

Waren lange Zeit Themen wie beispielsweise die Synchronisation von Humor oder die Untertitelung von Kulturspezifika „klassische“ Themen für studentische Abschlussarbeiten wie auch wissenschaftliche Artikel, tritt nun verstärkt die Performanz von MÜ bzw. die Übersetzung durch LLMs in den Fokus derartiger wissenschaftlicher Erzeugnisse. Mindestens bis der rapide Anstieg in der Qualität des Outputs solcher Technologien gesättigt ist, wird sich die Forschung ausführlich mit der Translationsqualität in Bezug auf verschiedenste sprachliche bzw. textuelle Merkmale, in Bezug auf verschiedenste Textsorten und Sprachenpaare befassen. Da gerade im Bereich der Untertitelung eine starke Tendenz zur MÜ besteht (siehe z. B. Jaki u. a. 2024), ist zu erwarten, dass dieser Bereich, der bereits im Vergleich zu den anderen Feldern am häufigsten erforscht wird, auch weiterhin stark im Zentrum des Interesses von Forschenden stehen wird. Eine vollautomatisierte Produktion mittels KI-Technologien erzielt in der AVT bislang jedoch noch keine zufriedenstellenden Ergebnisse (vgl. Kurch 2024: 366). Daher wird die Forschung auch die Frage, wie die Performanz der Systeme verbessert werden kann, beispielsweise durch Pre-Editing (vgl. z. B. Hiraoka & Yamada 2019), begleiten, und zwar insbesondere bei den intersemiotisch arbeitenden Technologien (z. B. *Image-to-text*), bei denen im Vergleich zur *Text-to-text*-Übersetzung noch größerer Verbesserungsbedarf besteht. Interessant sind in diesem Zusammenhang auch sogenannte *Shared Tasks*, die die Möglichkeit bieten, Systeme zur automatisierten Erfüllung einer Aufgabe im Bereich der AVT wettbewerbsmäßig zu erproben, wie zum Beispiel die verschiedenen Tracks der *International Conference on Spoken Language Translation (IWSLT)* 2024.⁸ Vermutlich wird in den nächsten Jahren die Entwicklung und Evaluation von vollautomatischen oder gar multimodalen Systemen noch deutlich zunehmen. Wie sich bisher gezeigt hat, besteht auch eine Schwierigkeit in der Evaluation solcher, aber auch einfacher *Text-to-text*-Systeme. Die Evaluation von Translationsqualität für MÜ in der AVT stellt schließlich im Vergleich zu anderen Translationsarten sehr spezifische Anforderungen (vgl. z. B. Burchardt u. a. 2016).

Vergleichsweise weniger Aufmerksamkeit als die Produktperspektive erhalten die *Produktions-* und *Rezeptionsperspektive*, wenngleich sie in den letzten Jahren einen deutlichen Aufschwung erfahren haben (vgl. Díaz-Cintas & Szarkowska 2020). Wie die Umfrageergebnisse in Jaki u. a. (2024) nahelegen, ist die Vorstellung der Translator*innen von den Qualitätsansprüchen der Rezipierenden eher negativ. Alleine schon deshalb muss künftige Forschung noch verstärkt zeigen,

⁸Einen Überblick über die verschiedenen Shared Tasks (z. B. zur automatisierten Synchronisation oder Untertitelung) erhält man auf <https://iwslt.org/2024/>.

wie automatisiert erstellte audiovisuelle Translate von der Zielgruppe wahrgenommen werden. Dazu gehört die Frage, unter welchen Umständen welchen Arten von Fehlern zu Missverständnissen führen oder welche Fehler vielleicht nicht einmal wahrgenommen werden – die Untersuchung von [Qiu & Pym \(2024\)](#) legt beispielsweise nahe, dass Zuschauer*innen eher geneigt sind, Fehlern gegenüber „gnädig“ zu sein, wenn sie den Inhalt des Produkts als sehr unterhaltsam empfinden. Eine weitere Fallstudie mit finnischen und deutschen Untertiteln kommt zu dem Schluss, dass die human erzeugten Untertitel von den Rezipient*innen zwar als besser eingestuft wurden, aber es keinen Grund zur Annahme gibt, dass die Rezipient*innen längere Zeit für das Lesen maschineller erstellter Untertitel aufwenden ([Schierl 2023](#): 50). Eine Studie von [Calvo-Ferrer \(2023\)](#) mit spanischen Studierenden der Übersetzungs- und Dolmetschwissenschaft kommt sogar zu dem Ergebnis, dass nur die fortgeschrittenen Studierenden den Unterschied zwischen menschlich erstellten und von ChatGPT generierten Untertiteln erkennen. Diese Befunde scheinen in einem scharfen Kontrast zu den Empfindungen von professionellen Translator*innen zu stehen, die in [Jaki u. a. \(2024\)](#) fast durchweg eine sehr negative Einstellung zur Qualität maschinell erstellter Übersetzungen äußern. Dies legt zwei Dinge nahe: Erstens muss die Robustheit der oben genannten Befunde über einzelne Fallstudien hinaus, auch vor dem Hintergrund der Weiterentwicklung der Technologien, weiter getestet werden. Obwohl in diesem Bereich die Forschung zur Untertitelung noch dominiert, sind auch für die anderen Bereiche der AVT, in denen sich für die Automatisierung der Arbeitsprozesse eine immer höhere technologische Performanz beobachten lässt, künftig interessante Ergebnisse zu erwarten. Zweitens, und hiermit soll dieser Beitrag schließen, lenkt der beschriebene Kontrast das Augenmerk auch auf den Bereich der Produktionsforschung.

Hier eröffnet sich ein weites Feld an Perspektiven: Zunächst gilt es die neuen, diversifizierten und komplexen Workflows zu erforschen, die sich durch die unterschiedlichen Grade und Formen der Automatisierung in den verschiedenen Bereichen der AVT ergeben (vgl. [Tardel 2023](#) für die Untertitelung) – hier besteht gerade auch Bedarf außerhalb der Untertitelung, wo die Automatisierung zum Teil noch nicht in den Alltag der Translator*innen integriert ist (so werden Audiodeskriptionen teilweise noch in Word-Dokumenten geliefert). Überdies ist es sinnvoll, durch Prozessstudien mit Hilfe von empirischen Methoden wie Eye-Tracking, Keylogging oder Bildschirmaufzeichnungen (vgl. [Tardel & Hansen-Schirra 2024](#): 294-296) zu untersuchen, wie die Translator*innen mit MÜ, LLMs, automatisierter Spracherkennung und anderen Technologien interagieren, um zu erkennen, welche Herausforderungen und Erleichterungen sie bringen, aber zuletzt auch, um hieraus Lehren für die Ausbildung von Transla-

tor*innen zu ziehen. Schließlich bleibt abzuwarten, wie sich die Einstellungen der Translator*innen zu KI-gestützten Technologien vor dem Hintergrund der Entwicklung dieser Technologien und der Routinisierung in der Arbeit mit ihnen im AVT-Sektor in den nächsten Jahren entwickeln werden. Ob die Technologien in Zukunft als echte Hilfe oder weiterhin als existenzielle Bedrohung angesehen werden, ist aber natürlich auch mit abhängig von der Preisentwicklung in den Branchen. In jedem Fall ist es jedoch auch sinnvoll zu beleuchten, inwiefern die Repräsentation durch und der Austausch in Berufsverbänden wie dem AVÜ (vgl. Nagel 2024) in einem Feld, das maßgeblich von individuell arbeitenden Freelancer*innen geprägt ist, auf die Einstellungen und das Berufsbild womöglich sogar positiven Einfluss nehmen kann.

Literatur

- Agnetta, Marco. 2025. Zu Einschätzung und Akzeptanz von KI-Technologien in der AVT-Branche: Die Perspektive der Verbände. *Lebende Sprachen* 70(1). 149–176. DOI: [10.1515/les-2025-0018](https://doi.org/10.1515/les-2025-0018).
- Baños, Rocío. 2023. Key challenges in using automatic dubbing to translate educational YouTube videos. *Linguistica Antverpiensia, New Series: Themes in Translation Studies*, 22. 61–79.
- Bentivogli, Luisa, Mauro Cettolo, Marco Gaido, Alina Karakanta, Alberto Martinnelli, Matteo Negri & Marco Turchi. 2021. *Cascade versus direct speech translation: Do the differences still make a difference?* <https://arxiv.org/abs/2106.01045> (13 Oktober, 2024).
- Bolaños-García-Escribano, Alejandro & Jorge Díaz-Cintas. 2020. The cloud turn in audiovisual translation. In Łukasz Bogucki & Mikołaj Deckert (Hrsg.), *The Palgrave handbook of audiovisual translation and media accessibility*, 519–544. Cham: Springer International Publishing. https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-42105-2_26 (10 Oktober, 2024).
- Burchardt, Aljoscha, Arle Lommel, Lindsay Bywood, Kim Harris & Maja Popović. 2016. Machine translation quality in an audiovisual context. *Target. International Journal of Translation Studies* 28(2). 206–221. DOI: [10.1075/target.28.2.03bur](https://doi.org/10.1075/target.28.2.03bur).
- Calvo-Ferrer, José Ramón. 2023. Can you tell the difference? A study of human vs machine-translated subtitles. *Studies in Translation Theory and Practice* 6(32). 1–18. DOI: [10.1080/0907676X.2023.2268149](https://doi.org/10.1080/0907676X.2023.2268149).

- De los Reyes Lozano, Julio & Laura Mejías-Climent. 2023. Beyond the black mirror effect: the impact of machine translation in the audiovisual translation environment. *Linguistica Antverpiensia, New Series: Themes in Translation Studies* 22. 1–19.
- De Wille, Tabea. 2024. Videospielübersetzung. In Alexander Künzli & Klaus Kaindl (Hrsg.), *Handbuch Audiovisuelle Translation: Arbeitsmittel für Wissenschaft, Studium, Praxis*, 161–172. Berlin: Frank & Timme.
- Díaz-Cintas, Jorge. 2013. The technology turn in subtitling. In Marcel Thelen & Barbara Lewandowska-Tomaszczyk (Hrsg.), *Translation and Meaning – Part 9*, 119–132. Maastricht: Maastricht School of Translation & Interpreting, Zuyd University of Applied Sciences Maastricht.
- Díaz-Cintas, Jorge & Agnieszka Szarkowska. 2020. Introduction: Experimental research in audiovisual translation – cognition, reception, production. *The Journal of Specialised Translation* 33. 3–16.
- ELIS Research. 2024. *European Language Industry Survey 2024. Trends, expectations and concerns of the European language industry*. Techn. Ber. <https://elis-survey.org/wp-content/uploads/2024/03/ELIS-2024-Report.pdf> (3 August, 2024).
- Etchegoyhen, Thierry, Lindsay Bywood, Lindsay Fishel, Panayota Georgakopoulou, Jie Jiang, Gerard van Loenhout, Arantza del Pozo, Mirjam Sepesy Maučec, Anja Turner & Martin Volk. 2014. Machine translation for subtitling: A large-scale evaluation. In *LREC Conference Proceedings 2014*, 46–53. http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2014/pdf/463_Paper.pdf.
- Federico, Marcello, Robert Enyedi, Roberto Barra-Chicote, Ritwik Giri, Umut Isik, Arvinth Krishnaswamy & Hassan Sawaf. 2020. From speech-to-speech translation to automatic dubbing. In *Proceedings of the 17th International Conference on Spoken Language Translation*, 257–264. Online: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/2020.iwslt-1.31](https://doi.org/10.18653/v1/2020.iwslt-1.31).
- Flis, Gabriela & Agnieszka Szarkowska. 2024. Voice-over country? Okay, Boomer. How young viewers are disrupting the AVT landscape in Poland. *The Journal of Specialised Translation* 42. 193–216. DOI: [10.26034/cm.jostrans.2024.5989](https://doi.org/10.26034/cm.jostrans.2024.5989).
- Georgakopoulou, Panayota. 2019. Technologization of AVT. In Luis Pérez-González (Hrsg.), *The Routledge Handbook of Audiovisual Translation*, 526–539. London/New York: Routledge.
- Granell, Ximo & Frederic Chaume. 2023. Audiovisual translation, translators, and technology: From automation pipe-dream to human-machine convergence. *Linguistica Antverpiensia, New Series: Themes in Translation Studies* 22. 20–40.

- Hagström, Hanna & Jan Pedersen. 2022. Subtitles in the 2020s: The influence of machine translation. *Journal of Audiovisual Translation* 5(1). 207–225. DOI: [10.47476/jat.v5i1.2022.195](https://doi.org/10.47476/jat.v5i1.2022.195).
- Hiraoka, Yusuke & Masaru Yamada. 2019. Pre-editing plus neural machine translation for subtitling: Effective pre-editing rules for subtitling of TED talks. In *Proceedings of Machine Translation Summit XVII: Translator, Project and User Tracks*, 64–72. Dublin: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/W19-6710.pdf>.
- Jaki, Sylvia, Maren Bolz & Sophie Röther. 2024. KI-Technologien in der Audiovisuellen Translation. Umfrageergebnisse aus der deutschen Translationsindustrie. *trans-kom* 2(17). 320–342.
- Jankowska, Anna. 2012. “I do what I like, and I don’t have to go to work every day”: The status quo of audiovisual translators in Poland. In Silvia Bruti & Elena Di Giovanni (Hrsg.), *Audiovisual translation across Europe: An ever-changing landscape*, 35–58. Oxford u.a.: Peter Lang.
- Jüngst, Heike Elisabeth. 2020. *Audiovisuelles Übersetzen: ein Lehr- und Arbeitsbuch*. 2., überarbeitete und erweiterte Auflage (Narr Studienbücher). Tübingen: Narr Francke Attempto.
- Kluge, Bettina, Liliana Camacho & Antonia Lins. 2022. Indirekte Übersetzung, oder: warum auch Linguist*innen wissen sollten, wie Netflix seine Filme untertitelt. *Romanistik in Geschichte und Gegenwart* 28(2). 147–158. DOI: [10.46771/9783967694185_6](https://doi.org/10.46771/9783967694185_6).
- Künzli, Alexander. 2024. ”Aber ein toller Film reicht, und man ist wieder Feuer und Flamme für den Beruf”. Zur Arbeitszufriedenheit von Untertitel-ExpertInnen. In Mira Kadrić, Waltraud Kolb & Sonja Pöllabauer (Hrsg.), *Translation als Gestaltung: Beiträge für Klaus Kaindl zur translatorischen Theorie und Praxis*, 103–115. Tübingen: Narr Francke Attempto.
- Künzli, Alexander & Klaus Kaindl. 2024. Einleitung. In Alexander Künzli & Klaus Kaindl (Hrsg.), *Handbuch Audiovisuelle Translation: Arbeitsmittel für Wissenschaft, Studium, Praxis* (Audiovisual translation studies), 13–19. Berlin: Frank & Timme.
- Kurch, Alexander. 2024. Technologische Entwicklungen in der AVT. In Alexander Künzli & Klaus Kaindl (Hrsg.), *Handbuch Audiovisuelle Translation: Arbeitsmittel für Wissenschaft, Studium, Praxis* (Audiovisual Translation Studies 2), 361–375. Berlin: Frank & Timme.
- Lakew, Surafel Melaku, Mattia Di Gangi & Marcello Federico. 2019. *Controlling the output length of neural machine translation*. DOI: <https://arxiv.org/abs/1910.10408>.

- Lapshinova-Koltunski, Ekaterina, Sylvia Jaki, Maren Bolz & Merle Sauter. 2025. Human- or machine-translated subtitles: Who can tell them apart? In Catarina Farinha & Marco Gaido (Hrsg.), *Proceedings of Machine Translation Summit 2025, Vol. 1: Research Track*, 496–505. Geneva: ACL. <https://aclanthology.org/2025.mtsummit-1.39/>.
- Läubli, Samuel & David Orrego-Carmona. 2017. When Google Translate is better than some human colleagues, those people are no longer colleagues. In *Proceedings of the 39th Conference Translating and the Computer*, 59–69. London. DOI: [10.5167/UZH-147260](https://doi.org/10.5167/UZH-147260).
- Li, Yihang, Shuichiro Shimizu, Chenhui Chu, Sadao Kurohashi & Wei Li. 2023. Video-helpful multimodal machine translation. In *Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 4281–4299. Singapore: Association for Computational Linguistics. DOI: [10.18653/v1/2023.emnlp-main.260](https://doi.org/10.18653/v1/2023.emnlp-main.260).
- Mälzer, Nathalie & Maria Wünsche. 2018. Untertitel für Hörgeschädigte (SDH). In Christiane Maaß & Isabel Rink (Hrsg.), *Handbuch Barrierefreie Kommunikation*, 327–344. Berlin: Frank & Timme.
- Maszerowska, Anna, Anna Matamala & Pilar Orero (Hrsg.). 2014. *Audio description: New perspectives illustrated* (Benjamins Translation Library). Amsterdam Philadelphia: John Benjamins Publishing Company. <https://doi.org/10.1075/btl.112>.
- Matusov, Evgeny, Patrick Wilken & Panayota Georgakopoulou. 2019. Customizing neural machine translation for subtitling. In *Proceedings of the Fourth Conference on Machine Translation (WMT), Volume 1: Research Papers*, 82–93. Florenz, Italien: Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/W19-5209.pdf>.
- Nagel, Silke. 2024. Berufsverbände in der audiovisuellen Übersetzungsbranche. In Alexander Künzli & Klaus Kaindl (Hrsg.), *Handbuch Audiovisuelle Translation: Arbeitsmittel für Wissenschaft, Studium, Praxis*, 265–272. Berlin: Frank & Timme.
- Nikolić, Kristijan. 2010. The subtitling profession in Croatia. In Jorge Díaz-Cintas, Anna Matamala & Josélia Neves (Hrsg.), *New insights into audiovisual translation and media accessibility*, 99–108. Amsterdam: Rodopi. DOI: [10.1163/9789042031814_009](https://doi.org/10.1163/9789042031814_009).
- O'Brien, Sharon. 2022. How to deal with errors in machine translation: Post-editing. In Dorothy Kenny (Hrsg.), *Machine translation for everyone. Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 18), 105–120. Berlin: Language Science Press. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6759982>.

- Oziemblewska, Magdalena & Agnieszka Szarkowska. 2022. The quality of templates in subtitling. A survey on current market practices and changing subtitler competences. *Studies in Translation Theory and Practice* 30(3). 432–453. DOI: [10.1080/0907676X.2020.1791919](https://doi.org/10.1080/0907676X.2020.1791919).
- Papi, Sara, Marco Gaido, Alina Karakanta, Mauro Cettolo, Matteo Negri & Marco Turchi. 2023. Direct speech translation for automatic subtitling. *Transactions of the Association for Computational Linguistics* 11. 1355–1376. DOI: [10.1162/tacl_a_00607](https://doi.org/10.1162/tacl_a_00607).
- Qiu, Juerong & Anthony Pym. 2024. Fatal flaws? Investigating the effects of machine translation errors on audience reception in the audiovisual context. *Perspectives: Studies in Translation Theory and Practice*. 1–17. DOI: [10.1080/0907676X.2024.2328757](https://doi.org/10.1080/0907676X.2024.2328757).
- Reinart, Sylvia. 2018. Untertitelung – über die etablierten Normen hinaus. In Marco Agnetta (Hrsg.), *Über die Sprache hinaus. Translatorisches Handeln in semiotischen Grenzräumen*, 131–155. Hildesheim u.a.: Olms.
- Risku, Hanna. 2024. Reflections on individualized and extended translator studies. In Mira Kadrić, Waltraud Kolb & Sonja Pöllabauer (Hrsg.), *Translation als Gestaltung: Beiträge für Klaus Kaindl zur translatorischen Theorie und Praxis*, 65–74. Tübingen: Narr Francke Attempto.
- Romero-Fresco, Pablo & Nazaret Fresno. 2023. Accuracy of automatic and human live captions in English. *Linguistica Antverpiensia, New Series: Themes in Translation Studies* 22. 114–133.
- Ruokonen, Minna & Jukka Mäkisalo. 2018. Middling-status profession, high-status work: Finnish translators' status perceptions in the light of their backgrounds, working conditions and job satisfaction. *The International Journal of Translation and Interpreting Research* 10(1). 1–17. DOI: [10.12807/ti.110201.2018.a01](https://doi.org/10.12807/ti.110201.2018.a01).
- Schierl, Federike. 2023. Reception of machine-translated and human translated subtitles: A case study. In *Proceedings of Machine Translation Summit XIX, Vol. 2: Users Track*, 42–53. Macau SAR, China. <https://aclanthology.org/2023.mtsummit-users.4.pdf>.
- Silvester, Hannah. 2022. Working conditions and collaborative practices in the translation of French film: Subtitling banlieue cinema. *Studies in Translation Theory and Practice* 30(3). 399–414. DOI: [10.1080/0907676X.2021.1903517](https://doi.org/10.1080/0907676X.2021.1903517).
- Szarkowska, Agnieszka, Jorge Díaz Cintas & Olivia Gerber-Morón. 2021. Quality is in the eye of the stakeholders: What do professional subtitlers and viewers think about subtitling? *Universal Access in the Information Society* 20(4). 661–675. DOI: [10.1007/s10209-020-00739-2](https://doi.org/10.1007/s10209-020-00739-2).

- Tardel, Anke. 2023. A proposed workflow model for researching production processes in subtitling. *trans-kom* 16(1). 140–173.
- Tardel, Anke & Silvia Hansen-Schirra. 2024. Prozessorientierte Methoden. In Alexander Künzli & Klaus Kaindl (Hrsg.), *Handbuch Audiovisuelle Translation. Arbeitsmittel für Wissenschaft, Studium, Praxis*, 287–303. Berlin: Frank & Timme, Verlag für Wissenschaftliche Literatur.
- Vercauteren, Gert, Nina Reviers & Kim Steyaert. 2021. Evaluating the effectiveness of machine translation of audio description: The results of two pilot studies in the English-Dutch language pair. *Tradumàtica: tecnologies de la traducció* (19). 226–252. DOI: [10.5565/rev/tradumatica.288](https://doi.org/10.5565/rev/tradumatica.288). (14 Oktober, 2024).
- Wang, Yujia, Wei Liang, Haikun Huang, Yongqi Zhang, Dingzeyu Li & Lap-Fai Yu. 2021. Toward automatic audio description generation for accessible videos. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '21)*, 1–12. DOI: <https://doi.org/10.1145/3411764.344534>.

Kapitel 13

Literarisches Übersetzen im Zeitalter der künstlichen Intelligenz: Möglichkeiten und Grenzen teilautomatisierter Arbeitsprozesse

Katharina Walter


Universität Innsbruck

Nach einem kurzen Vergleich neuronaler maschineller Übersetzungssysteme wie DeepL und großer Sprachmodelle wie ChatGPT aus technologischer und translatorischer Sicht widmet sich dieser Beitrag konkreten Beispielen von Human- und KI-Übersetzungen literarischer Texte. Die analysierten Textbeispiele zeigen, dass KI-Übersetzungen abgesehen von ihrer Tendenz zur Fehlerhaftigkeit auch durch größere Ausgangstextnähe und Homogenität gekennzeichnet sind, während Humanübersetzungen deutlich mehr Individualität aufweisen. Da eine Teilautomatisierung literarischer Übersetzungsprozesse bereits im Gange ist, müssen sich angehende und praktizierende literarische Übersetzer:innen mit den Möglichkeiten und Grenzen neuer KI-Technologien auseinandersetzen. Dies ermöglicht nicht nur effizient mit neuen KI-Werkzeugen zu arbeiten, sondern gegebenenfalls auch überzeugend gegen ihren Einsatz zu argumentieren – wo auch immer dies für nötig erachtet wird. Es deutet sich an, dass automatisierte Rohübersetzungen ganzer literarischer Texte mit anschließendem Post-Editing eher zu Qualitätseinbußen führen als der punktuelle Einsatz von KI-Anwendungen zur Lösung konkreter Übersetzungsprobleme.

1 Einleitung

Ogleich man noch vor wenigen Jahren annahm, dass sich das literarische Übersetzen der Automatisierung weitgehend entziehen würde, haben neuronale maschinelle Übersetzungssysteme (NMÜ-Systeme) wie DeepL und Large



Katharina Walter. 2025. Literarisches Übersetzen im Zeitalter der künstlichen Intelligenz: Möglichkeiten und Grenzen teilautomatisierter Arbeitsprozesse. In Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.), *Digitale Translatologie*, 217–237. Berlin: Language Science Press. DOI: ?? 

Language Models (LLMs) wie ChatGPT längst auch in diese Domäne Einzug gehalten. Abgesehen von einer stetig wachsenden Anzahl an Publikationen zur (teil-)automatisierten literarischen Übersetzung (siehe beispielsweise [Adhikari 2018](#), [Hadley 2020](#), [Kolb u. a. 2023](#), [Macken u. a. 2022](#), [Taivalkoski-Shilov 2019](#)) dokumentieren diese Veränderung auch die Webauftritte mancher Verlagshäuser. Rossum Press beispielsweise bewirbt Übersetzungen literarischer Texte, die aufgrund einer effizienten Verknüpfung von KI-Anwendungen und Post-Editing in Teamarbeit nur einen Bruchteil von konventionell erstellten literarischen Übersetzungen kosten sollen. Der Verlag stellt außerdem in Aussicht, aufgrund moderner, technologiegestützter Arbeitsprozesse mehr Übersetzungen auf den Markt bringen zu können als andere Anbieter, und zwar ohne Qualitätseinbußen und ohne die Originalautor:innen finanziell im selben Maße zu belasten, wie das im Falle althergebrachter literarischer Humanübersetzungen erforderlich wäre ([Rossum Press 2024](#)).¹

Wenn man den Versprechungen von Rossum Press Glauben schenken möchte, kann man davon ausgehen, dass die reine Humanübersetzung literarischer Texte bald Geschichte sein wird. Auch wenn KI-Anwendungen die literarische Übersetzung schon verändert haben und auch weiter verändern werden, darf man jedoch bezweifeln, dass es möglich ist, maschinell vorübersetzte literarische Texte in Teamarbeit und mit einem Bruchteil der vormals erforderlichen Ressourcen so zu verbessern, dass diese mit qualitativ hochwertigen Humanübersetzungen auch nur annähernd mithalten können. Bisherige wissenschaftliche Publikationen zur (teil-)automatisierten Übersetzung literarischer Texte deuten ebenso wie die hier besprochenen Textbeispiele von Virginia [Woolf \(2017 \[1921\]\)](#) und Séamus [Ó Conaill \(2018\)](#) darauf hin, dass Humanübersetzer:innen bei der Anpassung literarischer Texte für die zielsprachlichen und -kulturellen Gegebenheiten weiterhin federführend sein müssen.

Nach einer knappen Einführung in Gemeinsamkeiten und Unterschiede von NMÜ-Systemen wie DeepL im Vergleich zu LLMs wie ChatGPT aus translatorischer Sicht beleuchtet dieser Beitrag anhand zweier konkreter Textbeispiele und unter Einbeziehung einschlägiger wissenschaftlicher Publikationen mögliche Vor- und Nachteile beider Arten von Anwendungen für das literarische Über-

¹Im Originalwortlaut heißt es: „Using a system of AI-assisted team translation, our skilled editors are able to create high quality literary translations with a fraction of the resources which traditional methods require. Every word of the AI-generated draft translation is carefully weighed by a professional stylist of the target language, and we work closely with our authors at every step along the way. This novel translation method means that we can bring readers more titles than conventional publishers of translated fiction, while taking a much smaller slice of the pie away from authors.“ ([Rossum Press 2024](#))

setzen. Abgesehen von den potenziellen Aufgaben von Menschen in Gegenüberstellung zu Maschinen im literarischen Übersetzen der Zukunft steht dabei auch die Frage im Raum, welche Rolle NMÜ-Systeme künftig im Vergleich zu LLMs einnehmen könnten.

Allgemein bleibt beim literarischen Übersetzen bislang ungeklärt, ob der Nutzen, der sich durch eine mögliche Produktivitätssteigerung aufgrund von KI-generierten Rohübersetzungen ergibt, die Nachteile aufwiegt, welche zum Beispiel durch das so genannte „Priming“ (siehe beispielsweise Kolb 2022: 20) bzw. die Einschränkung der Vielfalt an Übersetzungsmöglichkeiten durch den Einfluss der maschinellen Ausgabe entstehen können. Unter anderem wird in diesem Beitrag untersucht, ob (teil-)automatisierte literarische Übersetzungen die Kreativität und damit auch die Qualität literarischer Zieltexte verringern, indem sie zu homogenen Übersetzungen führen, als sie Menschen ohne maschinelle Unterstützung anfertigen würden, oder ob KI-Anwendungen im Gegenteil die Kreativität auch fördern können. Dies wäre denkbar, wenn es Humanübersetzer:innen aufgrund von KI-generierten Rohfassungen beispielsweise möglich wäre, sich primär auf fordernde Textabschnitte zu konzentrieren. Auch könnte die Tendenz von KI-Systemen, lexikalische und syntaktische Phänomene im Ausgangstext in einer Übersetzung zu reproduzieren, Post-Editor:innen vielleicht sogar dazu ermutigen, wörtlichere Übersetzungen unkonventioneller Ausdrücke zu verwenden, als es Humanübersetzer:innen normalerweise tun. So haben Kolb u. a. (2023) in ihrer Untersuchung einiger von Menschen und Maschinen übersetzten englischsprachigen Versionen von Nestroys Stück *Der Talisman* (1840) festgestellt, dass NMÜ-Systeme wie DeepL und Google Translate manchmal wörtliche und damit neuartige zielsprachliche Äquivalente für Okkasionalismen anbieten. Dabei handelt es sich um Neologismen, die Nestroy oft nur einmal verwendete und für die Humanübersetzer:innen meist normalisierende Äquivalente wählten. Andere Studien über literarische Prosa (Kolb 2023, Guerberof-Arenas & Toral 2022, 2024) kamen jedoch zum Schluss, dass nachbearbeitete Texte insgesamt weniger kreativ seien und ihre Leser:innen auch weniger ansprechen würden als Humanübersetzungen. In diesem Beitrag wird übersetzerische Kreativität mit Bayer-Hohenwarter als eine Manifestation so genannter „creative shifts“ bzw. „kreativer Verschiebungen“ definiert, die auftreten, wenn Übersetzer:innen ihre Ausgangstexte etwa lexikalisch, grammatikalisch oder syntaktisch umgestalten (Bayer-Hohenwarter 2011: 669). Auch das von Guerberof-Arenas & Toral (2022: 3) diskutierte Zusammenspiel zwischen den einzelnen Dimensionen der Akzeptanz oder Zweckmäßigkeit, der Flexibilität oder Neigung zu kreativen Verschiebungen, der Neuartigkeit oder Einzigartigkeit und der Geläufigkeit oder Neigung

zu reproduktiven Strategien in einer Übersetzung spielt bei der Analyse ausgewählter Textpassagen eine Rolle.

Ganz allgemein werfen einige KI-kritische Publikationen in und außerhalb von Translationskontexten die Frage auf, ob KI-generierte oder KI-übersetzte Texte möglicherweise einen wesentlichen Grund für menschliches kreatives Schaffen, wozu auch das Übersetzen literarischer Texte gehört, *ad absurdum* führen. Der diesem menschlichen kreativen Schaffen zugrundeliegende Prozess stehe nämlich seit jeher auch mit der Suche nach Antworten auf fundamentale Fragen der Menschheit in Verbindung – mit einer Aufgabe also, die nicht von Maschinen übernommen werden könne (Mjølunes 2022: 65, Kissinger u. a. 2021: 52). Schon die sumerische Keilschrift und ägyptischen Hieroglyphen behandelten vor mehreren tausend Jahren neben praktischen Dingen des alltäglichen Lebens auch religiöse und mythische Themen, um unter anderem den Sinn und Zweck des menschlichen Daseins zu hinterfragen. Demnach ist einer der zentralen Gründe für schriftliche Kommunikation seit jeher, in Worte zu fassen, was schwer zu begreifen ist – wozu gerade auch literarische Texte oft wesentlich beitragen. Analog dazu erfüllt auch das Übersetzen vieler literarischer Texte nicht nur historisch gesehen insbesondere den Zweck, Bestehendes in Frage zu stellen und Neues zu lernen. Von diesem Standpunkt aus betrachtet erscheint das automatisierte Erstellen bzw. Übersetzen literarischer Texte geradezu grotesk. Darum sollen allgemeine Fragen zur Intentionalität kreativen Schaffens und zu gesellschaftlichen Auswirkungen einer (Teil-)Automatisierung literarischer Übersetzungsprozesse in diesem Beitrag nicht außer Acht gelassen werden, obgleich es schwierig erscheint, darauf eindeutige Antworten zu geben.

2 NMÜ-Systeme und LLMs: Gemeinsamkeiten und Unterschiede aus technologischer und translatorischer Sicht

Bislang ist man in der Sprachtechnologieforschung uneins, ob so genannte General-Purpose LLMs wie ChatGPT mittelfristig NMÜ-Systeme wie DeepL ersetzen könnten. Dafür sprechen etwa laut Lee nicht nur die größeren Kontextfenster und die dadurch tendenziell bessere Textkohäsion in der maschinellen Ausgabe, sondern auch die ausgeprägte Flexibilität von LLMs, etwa im Hinblick auf die Anpassung stilistischer Textmerkmale im Zuge einer Übersetzung. Ein dezidiert Nachteil von LLMs gegenüber NMÜ-Systemen sei jedoch, dass aufgrund ebendieser höheren gestalterischen Flexibilität im Bereich der Textausgabe die Wiederholbarkeit von Übersetzungsprozessen in identischer oder zumindest

sehr ähnlicher Weise nicht wie bei der Verwendung von NMÜ-Systemen gewährleistet werden könne (Lee 2024: 2354–2361). Auch Lommel kommt auf der Grundlage eines Vergleichs der Übersetzungsleistung von Google Translate mit jener von ChatGPT 4.0 zum Schluss, dass LLMs wahrscheinlich NMÜ-Systeme nicht ersetzen werden, sondern vielmehr einen Anreiz für Unternehmen darstellen, diese zu verbessern. Ein mögliches Beispiel für eine solche Verbesserung wäre laut Lommel die Erweiterung der Kontextfenster in der NMÜ hin zu größeren Einheiten, also Absätzen statt bisher Sätzen. Obwohl die Übersetzungsergebnisse unter Verwendung von ChatGPT in Bezug auf die Textkohäsion möglicherweise besser seien und man mithilfe aufgabenspezifischer Prompts auch einen größeren Gestaltungsspielraum habe, betont Lommel, dass NMÜ-Systeme schneller übersetzen würden, einfacher zu trainieren und auch kostengünstiger seien als LLMs. Außerdem ließen sich NMÜ-Systeme besser mit CAT-Tools und anderen sprachtechnologischen Anwendungen kombinieren, und die Sicherheit der in NMÜ-Systeme eingespeisten Daten sei leichter zu gewährleisten (Lommel 2023). Es ist bekannt, dass beispielsweise DeepL bei Verwendung einer kostenpflichtigen Version seines Übersetzungssystems auf die Speicherung von Texteingaben zu Trainingszwecken verzichtet, während die Transparenz gängiger LLMs im Hinblick auf Datenschutz- und Urheberrechtsfragen bisher zu wünschen übrig lässt.

Ein kurz- oder mittelfristiges Verschwinden der NMÜ zugunsten von LLMs als Übersetzungsmaschinen ist daher angesichts der aktuellen Entwicklungen eher nicht zu erwarten. Das hängt nicht nur damit zusammen, dass z. B. DeepL als einer der international führenden Anbieter im Bereich NMÜ seinen Kund:innen seit kurzem für einige Sprachkombinationen und in kostenpflichtigen Versionen Übersetzungsdienstleistungen mit eigenem LLM anbietet (DeepL 2024) und sich damit wohl für die nächste Zeit einen Platz unter den führenden KI-Unternehmen im Sprachdienstleistungssektor gesichert hat. Auch wenn wegen möglicher Umwälzungen, die LLMs in vielen Bereichen der Alltags- und Berufswelt bewirken könnten, jede Prognose wohl mit Vorsicht zu genießen ist, sieht es derzeit so aus, als würden NMÜ-Systeme weiterhin ein wichtiges Hilfsmittel für die literarische Übersetzung im Allgemeinen bleiben, während LLMs sich vor allem als Inspirationsquelle für die Übersetzung besonders experimenteller Textpassagen oder auch in gebundener Rede verfasster Texte eignen. Letzteres soll am Beispiel eines Reims aus einem zeitgenössischen irischen Kinderbuch verdeutlicht werden.

An dieser Stelle erscheint es angebracht, NMÜ-Systeme und LLMs hinsichtlich ihrer Übersetzungsleistung in groben Zügen zu vergleichen. NMÜ-Systeme wie DeepL oder Google Translate erstellen die bestmögliche Übersetzung jedes

Eingabesegments auf der Grundlage der habituellen Nähe von Wörtern in der Ausgangssprache im Vergleich zur habituellen Nähe von Wörtern in der Zielsprache. Das 2017 eingeführte Transformer-Modell ist derzeit die beliebteste Architektur in der NMÜ. Nach der Umwandlung der quellsprachlichen Eingabe in Vektoren im Encoder wird im Decoder durch eine erneute Umwandlung von Vektoren in Text eine zielsprachliche Ausgabe generiert (Rothwell u. a. 2023: 104). Im Gegensatz zur seriellen Textverarbeitung der Vorgängermodelle bewirkt der Aufmerksamkeitsmechanismus, dass der Transformer zuerst das Wichtigste im Text erfasst, weshalb auch längere Sätze inzwischen immer besser übersetzt werden können (Siegel 2023: 313–314). Die Leistung gängiger NMÜ-Systeme ist zumindest für ressourcenreiche Sprachen wie Englisch, Russisch oder Deutsch inzwischen beachtlich. Dennoch bereiten Übersetzungsfehler, terminologische Inkonsistenzen, die Voreingenommenheit der Trainingsdaten (Rothwell u. a. 2023: 105), ein weniger nuanciertes Sprachregister in der NMÜ-Ausgabe und eine Reduktion der lexikalischen Vielfalt im Vergleich zu den eingespeisten Ausgangstexten weiterhin Probleme (Toral u. a. 2019). Letzteres Phänomen kann vor allem in der literarischen Übersetzung, bei der sowohl Textinhalt als auch Textform eine wesentliche Rolle spielen, zu Qualitätseinbußen führen, da eine stilistische Vereinheitlichung von Übersetzungen unumgänglich ist, sofern keine umfangreiche Nachbearbeitung erfolgt.

LLMs wie ChatGPT wurden nicht zum Übersetzen entwickelt, aber es hat sich schnell gezeigt, dass mit ihrer Hilfe Übersetzungen von ähnlicher Qualität wie mit NMÜ-Systemen erstellt werden können. Eine Gegenüberstellung von NMÜ-Systemen und LLMs hinsichtlich ihrer Architektur und Leistungsfähigkeit durch Hendy u. a. (2023) gibt Einblicke in die Möglichkeiten und Grenzen beider Systemtypen, die auch für die Übersetzungspraxis aufschlussreich sein können. Beide Anwendungstypen basieren auf der von Vaswani u. a. (2023) vorgestellten Transformer-Architektur, wobei LLMs nicht die bei NMÜ-Systemen übliche Zweiteilung in Encoder versus Decoder aufweisen, sondern nur mit einem Decoder ausgestattet sind. In diesem Zusammenhang ist auch relevant, dass LLMs im Gegensatz zu NMÜ-Systemen nicht mit mehrsprachigen, parallelen Korpora, sondern mit einsprachigen Daten trainiert werden, was eine stärkere Gewichtung ressourcenreicher Sprachen, allen voran Englisch, unumgänglich macht. Dementsprechend sind bei der Verwendung von LLMs als Übersetzungssysteme deutlich mehr Trainingsdaten erforderlich, bis eine starke kontextabhängige mehrsprachige Leistung nachgewiesen werden kann (Hendy u. a. 2023).

Bisherige Publikationen bewerten die Leistung von LLMs als Übersetzungsanwendungen im Vergleich zu NMÜ-Systemen unterschiedlich. Gao u. a. (2024)

betonen, dass LLMs zwar insgesamt schlechtere Ergebnisse liefern als NMÜ-Systeme, dass aber aufgabenspezifische Prompts die Leistung von LLMs erheblich steigern können. Solche Prompts sollten die Übersetzungsaufgabe (z. B. Ausgangs- und Zielsprache) und die Domäne (z. B. Recht versus Technik) spezifizieren und auch Part-of-Speech-Tags oder grammatikalische Informationen enthalten. In einer weiteren Studie zum Prompt-Engineering in Übersetzungskontexten kommt He zum Schluss, dass die Übersetzungsergebnisse bei der Verwendung von ChatGPT auch dann verbessert werden können, wenn dem LLM eine Expert:innenrolle zugewiesen werde, wie im folgenden Beispiel: „You are a professional popular science translator“ (He 2024: 4). Jiao u. a. weisen einerseits auf unterschiedliche Übersetzungsergebnisse je nach verwendeter ChatGPT-Version hin, andererseits soll ChatGPT bessere Übersetzungen als NMÜ-Systeme produzieren, wenn die übersetzten Texte die gesprochene Sprache widerspiegeln, aber bei biomedizinischen Abstracts immer noch von NMÜ übertroffen werden (Jiao u. a. 2023). Lee hebt zwar die höhere Randomisierung der LLM-Übersetzungsergebnisse als Nachteil hervor, kommt aber insgesamt zum Schluss, dass ChatGPT mindestens so gut übersetze wie die verbreiteten NMÜ-Systeme (Lee 2024: 2352). Folglich gibt er auch eine sehr positive Zukunftsprognose für LLMs im Sprachdienstleistungssektor ab: „Considering that LLMs are only at their nascent stage, it is almost certain that MT will be able to operate with increasing autonomy, at least with respect to specialized technical communications“ (Lee 2024: 2352). Sánchez-Gijón und Palenzuela-Badiola zeigen darüber hinaus, dass LLMs wie ChatGPT nicht nur für das Übersetzen selbst, sondern auch für die Vor- und Nachbereitung von Übersetzungen nützlich sein können. Sie nennen unter anderem die erfolgreiche Verwendung von LLMs zur Text- und Datenanalyse, Glossarerstellung und zur Korrektur von Übersetzungen (Sánchez-Gijón 2023: 238–239).

3 Human- und KI-Übersetzungen literarischer Kurztexte im Vergleich

Im Folgenden wird ein Auszug aus Virginia Woolfs literarischer Skizze „Blue & Green“ im englischsprachigen Original (2017 [1921]) und in der deutschen Übersetzung von Christel Kröning (2021 [1921]) zwei KI-Übersetzungen gegenübergestellt, die mit DeepL (2023) und ChatGPT 3.5 (2023) erstellt wurden. Anschließend werden die KI-Übersetzungen vom November 2023 mit zwei weiteren vom September 2024 verglichen, wobei bei der DeepL-Zweitübersetzung erstmals das Sprachmodell der nächsten Generation verwendet wurde, das wenige Wochen

zuvor unter anderem für die Sprachkombination Deutsch-Englisch eingeführt worden war. Bei der ChatGPT-Zweitversion wurde versucht, das Ergebnis durch zusätzliches aufgabenspezifisches Prompt-Engineering zu optimieren. Abschließend wird ein kurzer, gereimter Textauszug aus einem irischen Kinderbuch von Séamus Ó Conaill mit dem Titel *Spuds and the Spider* (Ó Conaill 2018) analysiert, um exemplarisch die gebundene Rede als einen Anwendungsbereich zu thematisieren, für den bis auf weiteres (wenn überhaupt) vor allem LLMs nützliche Übersetzungsergebnisse generieren. Aufgrund des begrenzten Textkorpus, dessen Analyse der Darstellung unterschiedlicher Tendenzen in der Human- und KI-Übersetzung und insbesondere einer möglichen Differenzierung zwischen NMÜ-Systemen (DeepL) und LLMs (ChatGPT) in diesem Kontext dienen soll, wird auf den Einsatz von Metriken zur Übersetzungsbewertung bzw. zur Quantifizierung linguistischer Diversität wie beispielsweise der Type-Token-Relation verzichtet. Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass Korpusanalysen von nachbearbeiteten literarischen Übersetzungen im Vergleich zu reinen Humanübersetzungen seit einigen Jahren wertvolle Beiträge zum Verständnis der veränderten kognitiven Übersetzungsprozesse im Zeitalter der KI liefern (siehe z. B. Macken u. a. 2022).

In einem ersten Schritt werden auf S. 225 das englischsprachige Original von Woolf sowie die Human- und die beiden KI-Übersetzungen vom November 2023 tabellarisch dargestellt. Der Prompt für die erste Übersetzung mit ChatGPT am 05.11.2023 lautete wie folgt: „Please translate the followig piece of flash fiction by Virginia Woolf into German.“ Um die Übersetzungsleistung dieses großen, nicht aufgabenspezifischen Sprachmodells zu optimieren, wurden Informationen zur Textsorte, Autorin und Zielsprache angegeben.

Die Humanübersetzung unterscheidet sich erwartungsgemäß deutlich von den beiden KI-Versionen. Während Kröning sich insgesamt weiter vom Ausgangstext entfernt, um einen idiomatischen literarischen Text in deutscher Gegenwartssprache zu produzieren, bleiben beide KI-Applikationen im Hinblick auf Wortwahl, Syntax und Stil sehr nah am Ausgangstext, weisen also erheblich weniger „creative shifts“ und somit deutlich mehr reproduzierende Übersetzungsstrategien auf als die Humanübersetzung (siehe Bayer-Hohenwarter 2011, Guerberof-Arenas & Toral 2022). Besonders fällt dies bei den jeweiligen Übersetzungen für „snub-nosed“ und „black tarpaulin of his hide“ ins Auge. Um eine Assoziation des Monstergesichts mit Kindlichkeit durch die Verwendung der Standardübersetzung zu vermeiden, wählt Kröning das neutralere „flachnasig“ statt des Adjektivs „stupsnasig“, das in beiden KI-Übersetzungen enthalten ist. Die KI-Übersetzung „schwarze Plane seiner Haut“ entspricht einer Übertragung des Ausgangssegments auf der Wortebene, während Kröning mit der Wahl von

13 Literarisches Übersetzen im Zeitalter der künstlichen Intelligenz

Tabelle 1:

Virginia Woolf	Christel Kröning	DeepL (2023)	ChatGPT 3.5 (2023)
BLUE The snub-nosed monster rises to the surface and spouts through his blunt nostrils two columns of water, which, fiery-white in the centre, spray off into a fringe of blue beads. Strokes of blue line the black tarpaulin of his hide. Slushing the water through mouth and nostrils he sings, heavy with water, and the blue closes over him dowsing the polished pebbles of his eyes. Thrown upon the beach he lies, blunt, obtuse, shedding dry blue scales. Their metallic blue stains the rusty iron on the beach. Blue are the ribs of the wrecked rowing boat. A wave rolls beneath the blue bells. But the cathedral's different, cold, incense laden, faint blue with the veils of madonnas. (118 Wörter)	BLAU Als das flachnasige Ungeheuer den Wasserspiegel durchbricht, stößt es durch jede Nüster eine Fontäne aus, die sich, im Innern grellweiß, auffächert zu einem blauen Perlenvorhang. Blaue Pinselstriche überziehen das Teerswarz seiner Haut. Wasser durch Maul und Nüstern schlürfend, sinkt es, vollgesogen, und das Blau schließt sich über ihm, schließt sich über den glänzenden Kieselaugen. An den Strand gespült liegt es da, glanzlos, stumpf, verliert eine spröde Schuppe nach der anderen. Ihr Metallblau färbt den Eisenrost des Strandes. Blau sind die Rippen des Ruderbootwracks. Eine Welle rollt unter den Glockenblumen hindurch. Die Kathedrale jedoch ist anders, kalt, weihrauchschwer, blassblau von Madonnenschleiern. (101 Wörter)	BLAU Das stupsnasige Ungeheuer steigt an die Oberfläche und spuckt durch seine stumpfen Nasenlöcher zwei Wassersäulen aus, die in der Mitte feurig-weiß sind und in einem Saum aus blauen Perlen verspritzen. Blaue Striche säumen die schwarze Plane seiner Haut. Er spült das Wasser durch Mund und Nasenlöcher und singt, schwer von Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und trinkt die polierten Kieselsteine seiner Augen. Auf den Strand geworfen liegt er, stumpf, stumpf, trockene blaue Schuppen abwerfend. Ihr metallisches Blau befleckt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des zerstörten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Aber die Kathedrale ist anders, kalt, weihrauchgeschwängert, blassblau mit den Schleiern der Madonnen. (114 Wörter)	BLAU Das stupsnasige Ungeheuer taucht an die Oberfläche und spuckt durch seine stumpfen Nasenlöcher zwei Wasserfontänen aus, die in der Mitte feurig weiß sind und sich in einen Saum aus blauen Perlen versprühen. Striche aus Blau ziehen sich über die schwarze Plane seiner Haut. Er schwappt das Wasser durch Mund und Nüstern, singt, schwer vom Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und löscht die polierten Kiesel seiner Augen aus. An den Strand geworfen liegt er, stumpf, abgestumpft, trocknet blau schuppige Haut ab. Ihr metallisches Blau färbt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des zerstörten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Aber die Kathedrale ist anders, kalt, vom Weihrauch erfüllt, schwach blau mit den Schleiern der Madonnen. (123 Wörter) Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i> . Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220 .
Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i> . Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220 .	Woolf, Virginia. 1921/2021. <i>Virginia Woolf – Meistererzählungen / Collected Stories: Zweisprachige Ausgabe (Dt./Engl.)</i> Neu Übersetzt von Christel Kröning. Anaconda, 175–6.	Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i> . Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220 . Übersetzt mit DeepL. 05.11.2023.	Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i> . Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220 . Übersetzt mit ChatGPT 3.5. 05.11.2023.

„Teerschwarz“ einerseits eine Normalisierung der im Englischen durchaus ungewöhnlichen Kollokation vornimmt und andererseits historisches Wissen über die Herstellung wasserabweisender Planen zu Beginn des 20. Jahrhunderts mithilfe von Teer in ihre Übersetzung einfließen lässt.

Die KI-Übersetzungen unterscheiden sich nur geringfügig voneinander, so dass die Beobachtung von Lommel, dass LLMs aufgrund größerer Kontextfenster bei kohäsiven Elementen wie Genusmarkierungen bessere Übersetzungen produzieren, in diesem Übersetzungsbeispiel nicht bestätigt wird (Lommel 2023). Weder DeepL noch ChatGPT geben in den deutschen Textversionen das für das Nomen „Monster“ adäquate Neutrum-Pronomen „es“ aus, was auf die Tatsache zurückzuführen ist, dass Woolf wie im Englischen bei personifizierten Tieren häufig eine Geschlechtszuweisung vornimmt. Das maskuline Pronomen wird in beiden KI-Übersetzungen aus dem Ausgangstext übernommen, was die mehrfach geäußerte These nicht bestätigt, dass LLMs aufgrund größerer Kontextfenster u. a. Geschlechtsmarkierungen kohärenter übersetzen sollten (siehe Lommel 2023). Die große Nähe zum Ausgangstext führt teilweise zu erheblichen stilistischen Mängeln und Fehlern im Deutschen, wie die Verdoppelung deutscher Adjektive in „stumpf, stumpf“ (DeepL 2023) bzw. „stumpf, abgestumpft“ (ChatGPT 3.5 2023) sowie die Verwendung einer falschen Präposition in den Kollokationen „blass blau mit den Schleiern der Madonnen“ (DeepL 2023) und „schwach blau mit den Schleiern der Madonnen“ (ChatGPT 3.5 2023) belegen. Im Bereich der Idiomatik treten sowohl in der DeepL- als auch in der ChatGPT-Übersetzung Fehler deutlich hervor. In der DeepL-Ausgabe stößt der monsterartige Fisch „zwei Wassersäulen aus, die in der Mitte feurig-weiß sind und in einem Saum aus blauen Perlen verspritzen“ (2023). Der Fehler liegt hier in der Verwendung von „verspritzen“ als intransitives Verb. In der deutschsprachigen ChatGPT-Version sind weder die im Wasser verschwindenden Augen des eintauchenden Fisches („das Blau schließt sich über ihm und löscht die polierten Kiesel seiner Augen aus“) noch das Abwerfen der Schuppen nach dem Stranden („trocknet blau schuppige Haut ab“) erkennbar (ChatGPT 3.5 2023).

Interessant sind auch Krönings Eingriffe an zwei Stellen des Textes, die im Englischen höchstwahrscheinlich fehlerhaft sind und deren Nichtbeachtung im Deutschen daher zwangsläufig zu Übersetzungsfehlern führt. Im Gesamtzusammenhang erscheint es schlüssiger, dass das Monster im Text „singt“ (Woolf 2021 [1921]) und nicht „sinkt“ (DeepL 2023 und ChatGPT 3.5 2023), und es ist auch wahrscheinlich, dass Woolf mit „blue bells“ eigentlich „bluebells“ bzw. „Glockenblumen“ (Woolf 2021 [1921]) meinte und nicht das in beiden KI-Übersetzungen ausgegebene Äquivalent auf Wortebene, „blaue Glocken“ (DeepL 2023 und ChatGPT 3.5 2023).

Um den Textvergleich möglichst übersichtlich zu gestalten, werden auf S. 227 die wichtigsten Beobachtungen zu den einzelnen Übersetzungen in tabellarischer Form dargestellt. Im Anschluss wird auf S. 228 die ursprüngliche DeepL-Version mit einer neueren Version verglichen, die mit dem Sprachmodell der nächsten Generation erstellt wurde, das DeepL im September 2024 für einige Sprachkombinationen, darunter Englisch-Deutsch, vorgestellt hat.

Tabelle 2:

Christel Kröning	DeepL	ChatGPT 3.5
Kürzer	Länger	Länger als Original (Spiegelung des humanübersetzerischen Phänomens der Explizierung?) Bleibt näher am Originalwortlaut (z. B. „stupsnasig“, „schwarze Plane seiner Haut“ für „snub-nosed“ und „black tarpaulin of his hide“)
Keine Fehler	Fehler (z. B. Wassersäulen, die „in einem Saum aus blauen Perlen verspritzen“, maskulines Pronomen „[e]r“ zur Beschreibung des Monsters, Interferenz des Englischen in „blassblau mit den Schleiern der Madonnen“ für „faint blue with the veils of madonnas“)	Fehler (z. B. maskulines Pronomen „[e]r“ zur Beschreibung des Monsters, Übersetzen von „dowsing“ als „löscht ... aus“ und „shedding“ als „trocknet ... ab“, Interferenz des Englischen in „schwach blau mit den Schleiern der Madonnen“ für „faint blue with the veils of madonnas“)
Keine stilistischen Schwächen	Stilistische Schwächen (z. B. „stumpf, stumpf“ für „blunt, obtuse“)	Stilistische Schwächen (z. B. „stumpf, abgestumpft“ für „blunt, obtuse“)
Verbessert potenzielle Schwächen im Originaltext (z. B. „sinkt“ für „sings“, „Glockenblumen“ für „blue bells“)	Keine Verbesserung von potenziellen Schwächen im Originaltext (z. B. „singt“ für „sings“, „blaue Glocken“ for „blue bells“)	Keine Verbesserung von potenziellen Schwächen im Originaltext (z. B. „singt“ für „sings“, „blaue Glocken“ für „blue bells“)

Das Ergebnis dieses Übersetzungsversuchs mit dem neuen DeepL-Sprachmodell deutet nicht auf eine merkliche Verbesserung der Ausgabequalität hin. Auf lexikalischer Ebene weist die neuere DeepL-Version im Vergleich zur älteren einige Unterschiede auf, die jedoch nicht zu einer Qualitätssteigerung führen (z. B. „steigt“ (DeepL 2023) versus „erhebt sich“ (DeepL 2024) am Anfang des Textes). Die ungeschickte Verdoppelung von „stumpf, stumpf“ (DeepL 2023) für „blunt, obtuse“ (Woolf 2017 [1921]) wurde in der neueren DeepL-Version durch ein ansprechenderes Adjektivpaar mit Alliteration ersetzt („stumpf, starr“, DeepL 2024).

Tabelle 3:

Virginia Woolf	DeepL Classic Language Model	DeepL Next-Generation Language Model
<p>BLUE The snub-nosed monster rises to the surface and spouts through his blunt nostrils two columns of water, which, fiery-white in the centre, spray off into a fringe of blue beads. Strokes of blue line the black tarpaulin of his hide. Slushing the water through mouth and nostrils he sings, heavy with water, and the blue closes over him dowsing the polished pebbles of his eyes. Thrown upon the beach he lies, blunt, obtuse, shedding dry blue scales. Their metallic blue stains the rusty iron on the beach. Blue are the ribs of the wrecked rowing boat. A wave rolls beneath the blue bells. But the cathedral's different, cold, incense laden, faint blue with the veils of madonnas. (118 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220.</p>	<p>BLAU Das stupsnasige Ungeheuer steigt an die Oberfläche und spuckt durch seine stumpfen Nasenlöcher zwei Wassersäulen aus, die in der Mitte feurig-weiß sind und in einem Saum aus blauen Perlen verspritzen. Blaue Striche säumen die schwarze Plane seiner Haut. Er spült das Wasser durch Mund und Nasenlöcher und singt, schwer von Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und trinkt die polierten Kieselsteine seiner Augen. Auf den Strand geworfen liegt er, stumpf, stumpf, trockene blaue Schuppen abwerfend. Ihr metallisches Blau befleckt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des zerstörten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Aber die Kathedrale ist anders, kalt, weihrauchgeschwängert, blassblau mit den Schleiern der Madonnen. (114 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220. Übersetzt mit DeepL. 05.11.2023.</p>	<p>BLAU Das stupsnasige Monster erhebt sich an die Oberfläche und speit durch seine stumpfen Nasenlöcher zwei Wassersäulen, die in der Mitte feuerweiß sind und in einem Kranz aus blauen Perlen versprühen. Blaue Striche säumen die schwarze Plane seines Verstecks. Er schlürft das Wasser durch Mund und Nasenlöcher und singt, schwer vom Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und bedeckt die polierten Kiesel seiner Augen. Er liegt am Strand, stumpf, starr, und lässt trockene blaue Schuppen fallen. Ihr metallisches Blau färbt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des zerstörten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Aber die Kathedrale ist anders, kalt, mit Weihrauch geschwängert, mattblau mit den Schleiern der Madonnen. (116 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220. Übersetzt mit DeepL Pro (Sprachmodell der nächsten Generation). 28.09.2024.</p>

Andererseits bleiben einige Übersetzungsfehler aus der DeepL-Erstversion auch in der neueren Übersetzung in ähnlicher Form bestehen: Die Phrase „in einem Kranz aus blauen Perlen versprühen“ (DeepL 2024) enthält wieder ein transitives Verb in intransitiver Verwendung, und „mattblau mit den Schleiern der Madonnen“ (DeepL 2024) beruht wieder auf der direkten Übertragung der Präposition aus dem Englischen, die in der vorliegenden Kollokation im Deutschen jedoch falsch ist. Da das englische „hide“ (Woolf 2017 [1921]) in der Zweitversion fälschlicherweise als „Versteck“ übersetzt wurde (DeepL 2024), kommt hier sogar ein

zusätzlicher Fehler vor. Erste Beobachtungen deuten also darauf hin, dass bei Verwendung des DeepL-Sprachmodells der nächsten Generation mit einer leicht erhöhten Fehlerquote in der maschinellen Ausgabe zu rechnen ist, während gleichzeitig auch eine höhere Anzahl an „creative shifts“ (vgl. [Bayer-Hohenwarter 2011](#), [Guerberof-Arenas & Toral 2022, 2024](#)) auftreten dürfte. Bei Übersetzungen mit dem herkömmlichen Sprachmodell von DeepL ist hingegen tendenziell häufiger mit reproduzierenden Übersetzungslösungen zu rechnen, wobei dieses Sprachmodell auch zuverlässiger ist. Ähnliches scheint auch für den Einsatz von LLMs für Übersetzungen ohne aufgabenspezifisches Prompting zu gelten.

Auf S. 230 wird auch die bereits besprochene Version von ChatGPT 3.5 mit einer neueren Übersetzung verglichen, die mit ChatGPT 4o erstellt wurde. Um eine möglichst hohe Übersetzungsleistung zu gewährleisten, enthielt der Prompt für die Erstübersetzung mit ChatGPT 3.5 am 05.11.23 als aufgabenspezifische Informationen den Namen der Originalautorin, die Bezeichnung des Genres und die Angabe der Zielsprache. Für die ChatGPT-Zweitübersetzung wurde dem Modell 4o, wie von [He \(2024: 4\)](#) und [OpenAI \(2024\)](#) empfohlen, zusätzlich eine Expert:innenrolle zugeschrieben. Durch die explizite Aufforderung an ChatGPT, die Übersetzungsaufgabe langsam auszuführen, wurde ein weiterer Hinweis von OpenAI für effektives Prompt-Engineering berücksichtigt ([OpenAI 2024](#)). So lautete der Prompt vom 27.09.24: „You are an author and literary translator specializing in early 20th century fiction from the United Kingdom. Please translate the following piece of flash fiction by Virginia Woolf from English into German and focus on capturing the stylistic nuances of the source text while using idiomatic German. Take your time.“ Das Ergebnis wird in einer Tabelle auf S. 230 neben dem Original von Woolf und der ersten ChatGPT-Übersetzung dargestellt.

Auch wenn die zweite deutschsprachige Version von ChatGPT kaum Übersetzungsfehler enthält und als Zieltext idiomatischer ist als die erste Version, besteht durchaus noch Überarbeitungsbedarf, wenn eine dem Original qualitativ ebenbürtige Übersetzung erstellt werden soll. Auf lexikalischer Ebene weist die zweite deutschsprachige ChatGPT-Version (ChatGPT 4o 2024) keine Übersetzungsfehler auf, während potentielle Fehler im Ausgangstext („sings“ statt „sinks“ bzw. „blue bells“ statt „bluebells“) auch in dieser Übersetzung bestehen bleiben. Auch das maskuline Pronomen „er“ als ungeeignetes Äquivalent für das im Neutrum verwendete Nomen „Monster“ bleibt in der neuen Übersetzung erhalten. Andererseits deutet die Übersetzung von „snub-nosed“ als „stumpfnasig“ in der deutschsprachigen Version vom 27.09.2024 möglicherweise darauf hin, dass ChatGPT 4o in der Lage sein könnte, bestimmte Bedeutungsnuancen kohärenter wiederzugeben, als dies in der ChatGPT-Erstversion der Fall ist.

Tabelle 4:

Virginia Woolf	ChatGPT 3.5	ChatGPT 4o
<p>BLUE The snub-nosed monster rises to the surface and spouts through his blunt nostrils two columns of water, which, fiery-white in the centre, spray off into a fringe of blue beads. Strokes of blue line the black tarpaulin of his hide. Slushing the water through mouth and nostrils he sings, heavy with water, and the blue closes over him dowsing the polished pebbles of his eyes. Thrown upon the beach he lies, blunt, obtuse, shedding dry blue scales. Their metallic blue stains the rusty iron on the beach. Blue are the ribs of the wrecked rowing boat. A wave rolls beneath the blue bells. But the cathedral's different, cold, incense laden, faint blue with the veils of madonnas. (118 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220.</p>	<p>BLAU Das stupsnasige Ungeheuer taucht an die Oberfläche und spuckt durch seine stumpfen Nasenlöcher zwei Wasserfontänen aus, die in der Mitte feurig weiß sind und sich in einen Saum aus blauen Perlen versprühen. Striche aus Blau ziehen sich über die schwarze Plane seiner Haut. Er schwappt das Wasser durch Mund und Nüstern, singt, schwer vom Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und löscht die polierten Kiesel seiner Augen aus. An den Strand geworfen liegt er, stumpf, abgestumpft, trocken blau schuppige Haut ab. Ihr metallisches Blau färbt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des zerstörten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Aber die Kathedrale ist anders, kalt, vom Weihrauch erfüllt, schwach blau mit den Schleiern der Madonnen. (123 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220. Übersetzt mit ChatGPT 3.5. 05.11.2023. Prompt: „Please translate the followig piece of flash fiction by Virginia Woolf into German.“</p>	<p>BLAU Das stumpfnasige Ungeheuer erhebt sich an die Oberfläche und sprüht durch seine stumpfen Nüstern zwei Wasserfontänen, die im Zentrum feurig-weiß sind und sich zu einem Saum aus blauen Tropfen vernebeln. Blaue Striche durchziehen die schwarze Plane seines Fells. Schwere Wasserströme durch Mund und Nüstern spülend, singt er, schwer beladen mit Wasser, und das Blau schließt sich über ihm und taucht die polierten Kiesel seiner Augen in Dunkelheit. An den Strand geworfen, liegt er da, stumpf, dumpf, wirft trockene blaue Schuppen ab. Ihr metallisches Blau befleckt das rostige Eisen am Strand. Blau sind die Rippen des gestrandeten Ruderbootes. Eine Welle rollt unter den blauen Glocken. Doch die Kathedrale ist anders, kalt, von Weihrauch erfüllt, ein blasses Blau, verschleiert von Madonnen. (123 Wörter)</p> <p>Woolf, Virginia. 1921/2017. „Blue & Gree“. In <i>Monday or Tuesday</i>. Project Gutenberg. https://www.gutenberg.org/ebooks/29220. Übersetzt mit ChatGPT 4o. 27.09.2024. Prompt: „You are an author and literary translator specializing in early 20th century fiction from the United Kingdom. Please translate the following piece of flash fiction by Virginia Woolf from English into German and focus on capturing the stylistic nuances of the source text while using idiomatic German. Take your time.“</p>

Als letzte Herausforderung im Vergleich von Human- und KI-Übersetzungen soll hier ein Reim besprochen werden, der in einem 2018 veröffentlichten Kinderbuch vorkommt. *Spuds and the Spider* von Séamus Ó Conaill mit Illustrationen von Daniele Archimede handelt von einer koboldartigen Figur aus der irischen Folklore, einem *leprechaun* namens Spuds Potsofgold, und seiner Frau Rose Goo-dytwohshoes. Spuds gerät in einen Konflikt mit einem Spinnerich namens Leggers McWeb, der überall in seinem Haus Spinnweben hinterlässt. Am Ende rettet Leggers mit einem seiner Fäden Spuds, der in einen tiefen Brunnenschacht gefallen ist, und die beiden versöhnen sich.

Um die Streitigkeiten zwischen Spuds und Leggers zu schlichten und ihren Mann zur Ruhe zu bringen, spricht Rose immer wieder dieselben gereimten Worte, deren Human- und KI-Übersetzungen in der Tabelle auf S. 232 zusammengefasst sind. Die Humanübersetzungen wurden in Lehrveranstaltungen zum literarischen Übersetzen (Wintersemester 2021–22) und zum kreativen Schreiben (Sommersemester 2023) von Studierenden an der Universität Innsbruck erstellt, während die KI-Übersetzungen jeweils am 18.01.2024 mit DeepL, ChatGPT 3.5 und ChatGPT 4.0 generiert wurden. Die Tabelle zeigt, dass bei den vorliegenden Humanübersetzungen grundsätzlich die Tendenz besteht, die Textform, also die Reime und Rhythmisierung des Textes, in den Vordergrund zu stellen, während bei den KI-Übersetzungen zunächst ausschließlich die Bedeutungsebene berücksichtigt wurde. Während bei Verwendung von DeepL vorerst keine Möglichkeit besteht, eine Übersetzung hinsichtlich der Textform anzupassen, kann man mit ChatGPT seit jeher gereimte Zieltexte erstellen. Allerdings war es beim hier präsentierten Übersetzungsversuch nicht möglich, in einem Schritt den Text in gebundener Rede vom Englischen ins Deutsche zu übertragen, obwohl der Ausgangstext im Prompt explizit als „rhyme“ bezeichnet wurde.

Wenngleich beispielsweise das Wortpaar „Verdruss“ und „Diskurs“ als Reimvorschlag für einen Text der Kinderliteratur nur bedingt tauglich ist und vermutlich keiner der hier angeführten KI-Übersetzungsvorschläge unverändert übernommen werden könnte, eröffnet die Möglichkeit, auch Texte in gebundener Rede teilautomatisiert zu übersetzen, vielversprechende neue Perspektiven. Auch Kolb u. a. weisen auf mögliche positive Effekte von KI-Anwendungen auf die Übertragung von Wortneuschöpfungen sowie experimentellen Texten oder Textpassagen hin. Da die maschinelle Ausgabe in der Regel lexikalisch und syntaktisch näher beim Ausgangstext bleibt als Humanübersetzungen, können KI-Anwendungen ihre Nutzer:innen dazu einladen, originelle Übersetzungsideen aufzugreifen, und so der Normalisierung stilistischer Besonderheiten im Zieltext entgegenwirken (Kolb u. a. 2023).

Tabelle 5:

Original	Humanübers. WS 2021-22 (Lit. Üs) und SS 2023 (Kreat. Schr.)	DeepL (18.01.24)	ChatGPT 3.5 (18.01.24)	ChatGPT 4 (18.01.24)
<i>He means no harm, Let him go, Just be kind, You never know.</i> (Rose Goodytwoshoes versucht zwischen Spuds und Leggers zu vermitteln)	<i>Er schadet nicht, Lass ihn gehn, Sei einfach nett, Man wird sehn.</i> Alternative 1: <i>Er meint's doch nicht böse, lass ihn einfach gehen. Nett zu sein lohnt sich, du wirst es schon sehen.</i> Alternative 2: <i>Er meint's nur gut, lass ihn geh'n d'rum hab nur Mut, du wirst schon seh'n.</i>	<i>Er meint es nicht böse, Lass ihn gehen, Sei einfach nett, Man kann nie wissen.</i>	Prompt: „Please translate this rhyme into German.“ <i>Er meint es nicht böse, Lass ihn gehen, Sei einfach nett, Man kann nie wissen.</i> Prompt: „Could you please also rhyme the German version.“ <i>Er meint es nicht böse, Lass ihn ziehen, ohne Verdruss, Sei einfach nett und klug, Manch Geheimnis bleibt verborgen, ohne Diskurs.</i>	Prompt: „Please translate this rhyme into German.“ <i>Er meint es nicht böse, Lass ihn gehen, Sei einfach nett, Man kann nie wissen.</i> Prompt: „Could you please also rhyme the German version.“ <i>Er will nicht stören, Lass ihn doch ziehen, Sei einfach lieb, Wer weiß, was wird geschehen.</i>

4 Risikomanagement: Eine relevante Größe in der literarischen Übersetzung?

Seitdem zunächst NMÜ-Systeme und in der Folge auch LLMs Einzug in den Sprachdienstleistungssektor gehalten haben, sind die damit verbundenen persönlichen und gesellschaftlichen Risiken sowie die sich verändernden Kompetenzprofile von Translator:innen Gegenstand wissenschaftlicher Diskurse (siehe beispielsweise Nitzke u. a. 2019, Sandrini 2022, Hackenbuchner & Krüger 2023). Nitzke u. a. weisen unter anderem auf Risiken im Zusammenhang mit Datenschutzverletzungen und Qualitätseinbußen hin. Auch ein möglicher Verlust der Kontrolle über die verwendeten Hilfsmittel aus Sicht von Kund:innen sowie deren mögliche Haftung im Falle von Übersetzungsfehlern werden angeführt (Nitzke u. a. 2019: 241). Dementsprechend werden zahlreiche neue Kompetenzen definiert, die in der Sprachdienstleistungsbranche benötigt werden und sozial-

unternehmerische, sprachlich-übersetzerische und technologische Komponenten umfassen (Nitzke u. a. 2019: 248-250). Auch Hackenbuchner und Krüger betonen die steigende Relevanz einer MÜ-Kompetenz sowohl für Laien als auch für Sprachdienstleister:innen, wobei vor allem letztere in der Lage sein müssten, die KI-Übersetzung technologisch, sprachlich und wirtschaftlich-gesellschaftlich kompetent zu verorten (Hackenbuchner & Krüger 2023: 285-287). Im Hinblick auf technologische Kompetenzen verweisen Hackenbuchner und Krüger neben allgemeinen Aspekten der Sprachtechnologie insbesondere auch auf Datenkompetenz und eine kognitive MÜ-Kompetenz, die sich auf den Einfluss der MÜ auf Übersetzer:innen bezieht. Darüber hinaus betonen Hackenbuchner und Krüger die Bedeutung eines Verständnisses für die wirtschaftlichen und gesellschaftlichen Implikationen der MÜ, wobei zu letzterem Bereich auch ethische Fragen gehören (Hackenbuchner & Krüger 2023: 285-292).

Dass eine Verwendung von KI-Übersetzungen ohne menschliche Kontrolle etwa im staatlichen Gesundheitssystem des Vereinigten Königreichs (NHS) mit erheblichen Risiken verbunden ist, dürfte außer Zweifel stehen. Dort wurde der Verzicht auf Humandolmetscher:innen unter anderem mit einer möglichen gesundheitlichen Schädigung von Patient:innen in Verbindung gebracht (Hill 2023). Aber auch im Bereich der literarischen Übersetzung birgt eine fehlende oder unzureichende Nachbearbeitung automatisierter Übersetzungen Risiken. Schlechte literarische Übersetzungen können laut Taivalkoski-Shilov dem Ansehen der übersetzten Originalautor:innen, deren Werken und dem Lesepublikum schaden, das in allen Sprachen Anspruch auf höchste literarische Qualität haben sollte (Taivalkoski-Shilov 2019: 693).

Nichtsdestotrotz ist die KI-Übersetzung aus dem literarischen Übersetzen nicht mehr wegzudenken, und es gibt Bestrebungen in der Übersetzungspraxis und -wissenschaft, Wege für eine möglichst positive und nachhaltige Vernetzung von Mensch und Maschine zu finden. Macken u. a. (2022) äußern sich grundsätzlich positiv über die Möglichkeit, durch effiziente KI-gestützte Workflows qualitativ hochwertige und bezahlbare literarische Übersetzungen zu erstellen. Als Beispiel führen Macken u. a. den Verlag Nuanxed an, bei dem literarische Zieltexte unter Einbeziehung von KI-Übersetzung, anschließendem Post-Editing (zweisprachig) und abschließendem Lektorat (einsprachig) erstellt werden. Die Untersuchung eines ersten Textkorpus ergab, dass am Ende der dritten Phase kein nennenswerter Qualitätsunterschied zwischen einer literarischen Humanübersetzung und einer post-editierten KI-Übersetzung nachweisbar war (Macken u. a. 2022).

5 Resümee und Ausblick

Neben translationswissenschaftlichen und -praktischen Perspektiven, die den Einzug neuer Technologien in das literarische Übersetzen zu legitimieren versuchen, werden auch Stimmen laut, die sich dezidiert gegen eine (Teil-)Automatisierung des literarischen Übersetzens aussprechen. Ein offener Brief der Berufsverbände der Übersetzer:innen aus Österreich, Deutschland und der Schweiz schließt mit einem Manifest für menschliche Sprache. In Punkten fünf und sechs wird beispielsweise darauf hingewiesen, dass KI-Übersetzungen ihre Leserschaft im Hinblick auf ihre Authentizität täuschen und gleichzeitig das Ökosystem des Literaturbetriebs schädigen würden (VdÜ / A*ds / IGÜ 2024). Auch Mjølunes argumentiert, dass das Produkt der maschinellen Übersetzung letztlich „stumm“ sei, da es nur eine Textoberfläche ohne Verankerung im Hinterland gelebter Erfahrung schaffe. Bedeutungsvoll könne eine KI-Übersetzung nur in einem nachfolgenden Schritt, im Zuge eines Post-Editing, werden, wodurch ein ursächlicher Grund für das Schreiben selbst in Frage gestellt werde. Mjølunes schreibt: „In dieser Trennung liegt ihr Grundproblem, denn sie widerspricht den Vorgängen, dank denen die Sprachen Sinn schöpfen und Erkenntnis hervorbringen. Deswegen ist die maschinelle Übersetzung letzten Endes stumm, egal, wie eloquent ihr Wortgeräusch daherkommt.“ (Mjølunes 2022: 65)

Obwohl die oben genannten kritischen Einwände überaus wichtige ethische und gesellschaftliche Fragen berühren, die ebenso wie Fragen des Datenschutzes und des Urheberrechts mit großer Aufmerksamkeit und Vorsicht zu behandeln sind, ist der technologische Fortschritt weder aufzuhalten, noch erscheint es aus translatorischer Sicht wünschenswert, auf vielseitige und leistungsstarke Werkzeuge wie NMÜ-Systeme und LLMs zu verzichten. Die hier diskutierten Übersetzungsbeispiele zeigen, dass man mit NMÜ-Systemen und LLMs möglicherweise brauchbare Rohübersetzungen literarischer Texte erstellen und vor allem spezifische Übersetzungsprobleme lösen kann, zu denen beispielsweise die Übertragung von Textpassagen in gebundener Rede oder Wortneuschöpfungen gehört. Unabhängig von der Qualität der maschinellen Ausgabe obliegt es jedoch qualifizierten Humanübersetzer:innen beziehungsweise Post-Editor:innen, maschinelle Textfassungen zu publizierbaren literarischen Übersetzungen zu machen.

Trotz vieler Vorteile ist auch im Falle eines umfassenden literarischen Post-Editing mit einer Homogenisierung literarischer Übersetzungen und dadurch auch mit Einbußen im Bereich der übersetzerischen Kreativität zu rechnen (siehe Kolb 2022, 2023, Guerberof-Arenas & Toral 2024). Wie vor allem Kolb in Publikationen zur Post-Editing-Prozessforschung für literarische Übersetzungen zeigt (Kolb 2022, 2023), ist eine umfassende Nachbearbeitung und Personalisierung

maschineller Übersetzungsvorschläge außerdem mit erheblichem Aufwand verbunden. Die Zeitersparnis durch Teilautomatisierung, die häufig als entscheidender Vorteil des Einsatzes von KI-Systemen auch in der literarischen Übersetzung hervorgehoben wird, dürfte somit deutlich geringer ausfallen als vielfach angenommen. Darum sollte es – sofern keine urheberrechtlichen Vorbehalte bestehen – Humanübersetzer:innen überlassen bleiben, ob und für welche Zwecke sie KI-Anwendungen einsetzen. Auch sollte das literarische Post-Editing als anspruchsvolle und ressourcenintensive Tätigkeit angemessen vergütet werden.

Literatur

- Adhikari, Megharaj. 2018. Literary translation in the age of machine. *Nepalese Translation* 2. 27–36.
- Bayer-Hohenwarter, Gerit. 2011. 'creative shifts' as a means of measuring and promoting translational creativity. *Meta: Journal des traducteurs* 3(56). 662–692.
- DeepL. 2024. *Next-generation Language Model for DeepL Translator*. <https://support.deepl.com/hc/en-us/articles/14241705319580-Next-generation-language-model-for-DeepL-Translator> (25 September, 2024).
- Gao, Yuan, Ruili Wang & Feng Hou. 2024. How to design translation prompts for ChatGPT: An empirical study. In *Proceedings of the 6th ACM international conference on multimedia in asia workshops*, 1–7. DOI: [10.1145/3700410.3702123](https://doi.org/10.1145/3700410.3702123).
- Guerberof-Arenas, Ana & Antonio Toral. 2022. Creativity in translation: Machine translation as a constraint for literary texts. *Translation Spaces* 11(2). 184–212.
- Guerberof-Arenas, Ana & Antonio Toral. 2024. To be or not to be: A translation reception study of a literary text translated into Dutch and Catalan using machine translation. *Target* 36(2). 215–244.
- Hackenbuchner, Janiça & Ralph Krüger. 2023. DataLitMT – Teaching data literacy in the context of machine translation literacy. In Mary Nurminen, Judith Brenner, Maarit Koponen, Sirkku Latomaa, Mikhail Mikhailov, Frederike Schierl, Tharindu Ranasinghe, Eva Vanmassenhove, Sergi Alvarez Vidal, Nora Aranberri, Mara Nunziatini, Carla Parra Escartín, Mikel Forcada, Maja Popović, Carolina Scarton & Helena Moniz (Hrsg.), *Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 285–293. Tampere, Finland: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2023.eamt-1.28> (27 Mai, 2024).
- Hadley, James. 2020. Literary machine translation: Are the computers coming for our jobs? *Counterpoint* (4). 14–18.

- He, Sui. 2024. Prompting ChatGPT for translation: A comparative analysis of translation brief and persona prompts. In *Proceedings of the 25th Annual Conference of the European Association for Machine Translation (volume 1)*, 316–326. Sheffield, UK: European Association for Machine Translation. DOI: [10.48550/arxiv.2403.00127](https://doi.org/10.48550/arxiv.2403.00127).
- Hendy, Amr, Mohamed Abdelrehim, Amr Sharaf, Vikas Raunak, Mohamed Gabr, Hitokazu Matsushita, Young Jin Kim, Mohamed Afify & Hany Hassan Awadalla. 2023. *How good are GPT models at machine translation? A comprehensive evaluation*. DOI: [10.48550/arXiv.2302.09210](https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09210).
- Hill, Matthew. 2023. NHS interpreting service problems contributed to patient deaths. *BBC News*. <https://www.bbc.com/news/uk-england-bristol-66605536> (26 September, 2025).
- Jiao, Wenxiang, Wenxuan Wang, Jen-tse Huang, Xing Wang, Shuming Shi & Zhaopeng Tu. 2023. *Is ChatGPT a good translator? Yes with GPT-4 as the engine*. DOI: [10.48550/arXiv.2301.08745](https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.08745).
- Kissinger, Henry, Eric Schmidt & Daniel Huttenlocher. 2021. *The Age of AI*. London: John Murray.
- Kolb, Waltraud. 2022. Welche Rolle können Maschinen in der Literaturübersetzung spielen? *UNIVERSITAS* 1/22. 19–23.
- Kolb, Waltraud. 2023. 'I am a bit surprised': Literary translation and post-editing processes compared. In Andrew Rothwell, Andy Way & Roy Youdale (Hrsg.), *Computer-assisted literary translation: The state of the art*, 53–68. London: Routledge.
- Kolb, Waltraud, Wolfgang U. Dressler & Elisa Mattiello. 2023. Human and machine translation of occasionalisms in literary texts: Johann Nestroy's 'Der Talisman' and its English translations. *Target: International Journal of Translation Studies*. DOI: [10.1075/target.21147.kol](https://doi.org/10.1075/target.21147.kol).
- Lee, Tong King. 2024. Artificial intelligence and posthumanist translation: ChatGPT versus the translator. *Applied Linguistics Review* 15(6). 2351–2372. DOI: <https://doi.org/10.1515/applirev-2023-0122>.
- Lommel, Arle. 2023. *Why generative AI is the best thing to happen to machine translation*.
- Macken, Lieve, Bram Vanroy, Luca Desmet & Arda Tezcan. 2022. Literary translation as a three-stage process: machine translation, post-editing and revision. In *Proceedings of the 23rd Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 101–110. Ghent: European Association for Machine Translation.
- Mjølåsnes, Ettore. 2022. *Der stumme Text: Eine Kritik der maschinellen Übersetzung*. Künsnacht: Digiboo.

- Nitzke, Jean, Silvia Hansen-Schirra & Carmen Canfora. 2019. Risk management and post-editing competence. *The Journal of Specialised Translation* 31(1). 239–259.
- Ó Conaill, Séamus. 2018. *Spuds and the Spider*. Dublin: Gill Books.
- OpenAI. 2024. *Prompt engineering*.
- Rossum Press. 2024. *Rossum Press*. <https://rosumpress.org/> (26 September, 2025).
- Rothwell, Andrew, Joss Moorkens, María Fernández-Parra, Joanna Drugan & Frank Austermuehl. 2023. Current machine translation technologies. In *Translation Tools and Technologies*, 97–113. London: Routledge.
- Sánchez-Gijón, Pilar. 2023. Analysis and evaluation of ChatGPT-induced HCI shifts in the digitalised translation process. In *Proceedings of the International Conference on Human-Informed Translation and Interpreting Technology*, 227–267. Shoumen, Bulgaria: INCOMA Ltd. DOI: [10.26615/issn.2683-0078.2023_021](https://doi.org/10.26615/issn.2683-0078.2023_021).
- Sandrini, Peter. 2022. Die neuronale didaktische Herausforderung: Berufsbild und Kompetenzen im Wandel. In Gernot Hebenstreit & Philipp Hofeneder (Hrsg.), *Translation im Wandel: Gesellschaftliche, konzeptuelle und didaktische Perspektiven*, 115–134. Frankfurt & Timme. <https://doi.org/10.57088/978-3-7329-9129-7>.
- Siegel, Melanie. 2023. B 14 Maschinelle Übersetzung. In Rainer Kuhlen, Dirk Lewandowski, Wolfgang Semar & Christa Womser-Hacker (Hrsg.), *Grundlagen der Informationswissenschaft*, 307–316. Berlin; Boston: De Gruyter Saur.
- Taivalkoski-Shilov, Kristiina. 2019. Ethical issues regarding machine(-assisted) translation of literary texts. *Perspectives* 27(5). 689–703. DOI: [10.1080/0907676X.2018.1520907](https://doi.org/10.1080/0907676X.2018.1520907).
- Toral, Antonio, Mikel Forcada & Andy Way. 2019. Post-editing: An exacerbated translationese. In *Proceedings of MT Summit XVII*, 273–281. Dublin. <http://arxiv.org/abs/1907.00900>.
- Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser & Illia Polosukhin. 2023. *Attention Is All You Need*. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- VdÜ / A*ds / IGÜ. 2024. Offener Brief zur KI-Verordnung. Online.
- Woolf, Virginia. 2021 [1921]. *Meistererzählungen. Collected Stories. Zweisprachige Ausgabe*. Übers. von Christel Kröning. original-date: 1921. Köln: Anaconda.
- Woolf, Virginia. 2017 [1921]. *Monday or Tuesday by Virginia Woolf*. original-date: 1921. Project Gutenberg.

Teil IV

Kompetenzen und Didaktik

Kapitel 14

MT-Literacy für Alltag, Fremdsprachenunterricht und Beruf

Michael Tieber^a, Manuel Lardelli^b & Stefan Baumgarten^a

^aUniversität Graz ^bUniversität Padua

Obwohl MÜ-Systeme längst in der Mitte der Gesellschaft angekommen sind, kursieren zahlreiche Missverständnisse und Fehleinschätzungen zu dieser Technologie. Das Konzept der MT-Literacy soll Nutzer*innen dazu befähigen, MÜ zielgerichtet, reflektiert und kontextangemessen anwenden zu können. Der Beitrag zielt auf drei Anwendungsszenarien ab: Alltag, Fremdsprachenunterricht und professionelles Übersetzen. Je nach Kontext sind unterschiedliche Kompetenzprofile nötig. Für Lai*innen ist es beispielsweise essenziell, die schwankende Ausgabequalität und damit verbundene Risiken beurteilen zu lernen, während professionelle Übersetzer*innen erweiterte Kompetenzen wie ein tieferes technisches Verständnis der Technologie einschließlich verschiedener Möglichkeiten zur Qualitätsevaluation benötigen. Entscheidend ist ein handlungsorientierter Kompetenzrahmen, der Potenziale der MÜ nutzbar macht und zugleich Fehlgebrauch, Qualitätsrisiken und ethische Probleme minimiert.

1 Einleitung

Obwohl die erste öffentliche Demonstration eines maschinellen Übersetzungssystems (MÜ-System) bis in die 1950er Jahre zurückreicht, wurden webbasierte MÜ-Tools erst in den 1990er Jahren eingeführt (Hutchins 2005). Seitdem stehen maschinelle Übersetzungswerkzeuge neben Forscher*innen und Sprachdienstleister*innen auch einer breiteren Zielgruppe zur Verfügung. Technologische Fortschritte, wie der Übergang von statistischer zu neuronaler MÜ (NMÜ), haben die MÜ-Ausgabequalität erheblich verbessert. Der Einsatz von auf großen Sprachmodellen basierten Chatbots wie ChatGPT hat zu einer weiteren Popularisierung



Michael Tieber, Manuel Lardelli & Stefan Baumgarten. 2025. MT-Literacy für Alltag, Fremdsprachenunterricht und Beruf. In Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.), *Digitale Translatologie*, 241–257. Berlin: Language Science Press. DOI:



von MÜ geführt und ließ die Nutzer*innenzahlen weiter steigen. Die Mehrheit der MÜ-Nutzer*innen stammen nicht aus der Sprach- und Übersetzungsbranche. Daher ist die Vermittlung von Kompetenzen für Lai*innen im Umgang mit maschineller Übersetzung im Rahmen einer allgemeinen Machine Translation (MT) Literacy (Bowker 2019a) von breiter gesellschaftlicher Relevanz.

Die Medien berichten zwar zunehmend über Qualitätssteigerungen von MÜ-Systemen. Jedoch fallen deren Berichte häufig unkritisch aus und attestieren der Technologie teilweise sogar „magische Fähigkeiten“ (Vieira 2020b: 108). Dieser Hype führt zu unrealistischen Erwartungen insbesondere auf Seiten von nicht-professionellen Nutzer*innen. Zudem verdeutlichen Medienberichte häufig die negativen Folgen von MÜ-Fehlern, beispielsweise hinsichtlich des Gebrauchs von MÜ in sensiblen gesellschaftlichen Bereichen (Vieira 2020b). Nutzer*innen müssen daher die Stärken und Grenzen dieser Technologie kennen, um bewusst entscheiden zu können, wann und wie MÜ angemessen eingesetzt werden kann. Sie benötigen also ein spezifisches Wissen und Kompetenzen im Umgang mit MÜ, die unter dem Begriff „MT-Literacy“ subsumiert werden können (Bowker 2019a).

O'Brien & Ehrensberger-Dow (2020: 145) beschreiben MT-Literacy als „knowing how MT works, how it can be useful in a particular context, and what the implications are of using MT for specific communicative needs“. Bowker (2021) betont, dass MT-Literacy kein statisches, sondern ein dynamisches Konzept ist, das an die Bedürfnisse einzelner Zielgruppen angepasst werden kann. In diesem Beitrag untersuchen wir die Relevanz von MT-Literacy für den Alltagsgebrauch, den Fremdsprachenunterricht und das professionelle Übersetzen. Im Sinne eines Überblicks zu verschiedenen Nutzungsszenarien möchten wir zu einer kritischen Reflexion über die Verwendung dieser Technologie in den jeweiligen Kontexten anregen.

2 MT-Literacy für den Alltag

Kommerzielle MÜ-Systeme sind seit Mitte der 1990er Jahre im Internet verfügbar (Yang & Lange 2003) und ihre Ausgabequalität hat sich insbesondere seit der Einführung neuronaler Netzwerke zunehmend verbessert (Castilho u. a. 2017). Neben der traditionellen Text-zu-Text-Übersetzung gewinnen auch Übersetzungen zwischen Sprache und Text sowie multimodale Lösungen, wie etwa Systeme zur Übersetzung zwischen Texten und Bildern, an Bedeutung. Bis März 2021 wurde die Google Translate-App eine Milliarde Mal installiert (Pitman 2021), was die weite Verbreitung der MÜ-Nutzung verdeutlicht.

In einer Umfrage stellten [Nurminen & Papula \(2018\)](#) fest, dass die meisten Nutzer*innen MÜ für Assimilationszwecke verwenden, d.h. um Inhalte in einer Fremdsprache zu verstehen, wobei häufig Texte aus Sprachen übersetzt werden, in denen Nutzer*innen bereits über gewisse Kenntnisse verfügen. Nutzungsszenarien umfassen Freizeit, Reisen, das grobe Erfassen von Online-Inhalten (Gisting), oder berufliche Tätigkeiten ([Vieira u. a. 2023a](#)). Fehlerhafter MÜ-Output ist zwar oft unbedenklich, kann jedoch in bestimmten Fällen schwerwiegende Konsequenzen haben ([Vieira u. a. 2021](#)). Ein Beispiel dafür ist ein Vorfall im Jahr 2017, bei dem das MÜ-System von Facebook einen arabischen Beitrag mit der Aussage „Guten Morgen“ fälschlicherweise ins Hebräische mit „Verletze sie“ übersetzte. Als Folge wurde ein palästinensischer Mann in Israel verhaftet ([Hern 2017](#)).

MÜ wird auch in sensiblen Bereichen wie dem Gesundheits- und Rechtswesen eingesetzt ([Vieira u. a. 2021](#)). Der Grund dafür ist ein Mangel an menschlicher Translation, sei es wegen der Kosten oder der Nichtverfügbarkeit professioneller Translator*innen. Es ist somit notwendig, sowohl auf die Stärken als auch auf die Schwächen von MÜ hinzuweisen, etwa auf die Gefahr, dass deren Nutzung soziale und sprachliche Ungleichheiten verstärken kann. Auf diese Aspekte wird in den nächsten Absätzen eingegangen.

Da Lai*innen die größte Gruppe von MÜ-Nutzer*innen ausmachen, hat [Bower \(2021\)](#) einen Universitätskurs für Translation mit einem Modul zur MT-Literacy entworfen, der sich auf vier Themenbereiche konzentriert; (i) datenbasierte Ansätze in der MÜ, (ii) Transparenz und MÜ-Nutzung, (iii) Risikobewertung, (iv) Umgang mit MÜ. Die Zielgruppe des Kurses sind Studierende, die keinen Abschluss in den Bereichen Sprachen und/oder Übersetzen anstreben. Die Inhalte des MT-Literacy-Moduls können jedoch auch für andere Gruppen relevant sein, darunter Journalist*innen, Gesundheitsdienstleister*innen, Mitarbeiter*innen von NGOs und MÜ-Nutzer*innen im privaten Kontext. Im Folgenden werden die oben genannten vier Themenbereiche besprochen, da sie essentiell für den Erwerb allgemeiner MÜ-Kompetenzen sind.

NMÜ-Systeme werden auf der Basis großer mono- und bilingualer Korpora trainiert und lernen Muster aus diesen Daten ([Pérez-Ortiz u. a. 2022](#)). Dies führt zu einer signifikant höheren Übersetzungsqualität für ressourcenreiche Sprachen wie Englisch oder Deutsch, während ressourcenärmere Sprachen eine deutlich schlechtere Leistung aufweisen ([Kumar u. a. 2021](#)). Außerdem sind Sprachvarietäten, die vom Standard abweichen, wie z.B. das afroamerikanische Englisch, erheblich unterrepräsentiert. Für Sprecher*innen dieser Sprachen(varietäten) bedeutet dies eine digitale Benachteiligung: Sie erhalten oft unzuverlässige Informationen und haben schlechtere bis keine Kommunikationsmöglichkeiten. Ein

besonders deutliches Beispiel dafür ist der Bereich der Asylverfahren, wo solche Probleme oft gravierende Folgen haben können (z.B. Missverständnisse im Asylantrag, fehlende Informationen über Rechte oder Verfahren). Darüber hinaus variieren NMÜ-Systeme in ihrer Leistung auch je nach Domänen und Texttyp, z.B. werden parlamentarische Texte oft als Trainingsdaten verwendet. Dies bedeutet auch, dass der Output je nach verwendetem Tool unterschiedlich ist. Ein weiterer wichtiger Aspekt betrifft den Datenschutz: MÜ-Anbieter sind in der Regel daran interessiert, die von Nutzer*innen eingegebenen Daten in kommerziellen Systemen zu speichern und für ihre eigenen Zwecke wiederzuverwenden, z.B. als Trainingsdaten (Bowker 2019a). Diese gesammelten Daten können auch sensible Informationen wie Standorte, Kontakte und Identifikatoren der Nutzer*innen und ihrer Geräte beinhalten (Vieira u. a. 2023b). Durch die Eingabe von Informationen durch die Nutzer*innen erhalten die Serviceanbieter Einblick in die Inhalte der übersetzten Texte. Aus diesen Daten kann zudem auf andere sensible Informationen geschlossen werden, wie z.B. Gewohnheiten, Eigenschaften und Persönlichkeit der MÜ-Nutzer*innen, etwa basierend auf dem, was sie lesen oder schreiben, welche Bilder sie hochladen, oder wo und wann sie die Technologie nutzen (Buts 2021). Schließlich sollten sich Nutzer*innen darüber im Klaren sein, dass soziale Vorurteile, die in den Trainingsdaten enthalten sind, von NMÜ-Systemen reproduziert und verstärkt werden können, z.B. die falsche Auswahl eines Pronomens bei der Übersetzung zwischen Sprachen, die das Geschlecht unterschiedlich markieren, was als *Gender Bias* bezeichnet wird (Lardelli & Gromann 2023). Diese algorithmische Voreingenommenheit kann in sensiblen Kontexten wie dem Gesundheits- oder Rechtswesen zu diskriminierenden oder schlicht falschen Ergebnissen führen und somit die Ungleichbehandlung von Personengruppen perpetuieren.

Kürzlich wurde die Kennzeichnung von Inhalten, die mit generativer Künstlicher Intelligenz (KI) erstellt wurden, als Strategie zur Risikoreduktion bei deren Verwendung vorgeschlagen. Eine solche Kennzeichnung, etwa auf sozialen Medien oder Nachrichtenportalen, kann dazu beitragen, die unreflektierte Rezeption und Verbreitung dieser Inhalte zu verringern (Wittenberg u. a. 2024). Dasselbe gilt für maschinell übersetzte Texte, da die Kennzeichnung den Leser*innen ermöglicht, kritisch zu entscheiden, in welchem Maß sie dem Text vertrauen (Bowker 2021).

Über MÜ-Einsatz sollte anhand verschiedener Entscheidungskriterien bestimmt werden. Dazu zählen unter anderem die Textsorte, Risikobewertungen und Datensicherheit (Nitzke u. a. 2019). Einige Textsorten eignen sich besser für MÜ als andere, etwa solche, die wenig Kreativität erfordern, Redundanzen enthalten und eine einfache Sprache verwenden. Hingegen können maschinell

übersetzte Texte, die Slang oder kreative Ausdrücke enthalten (z.B. Social-Media-Beiträge), Fehler aufweisen und unzuverlässig sein. Zudem sollten Nutzer*innen in der Lage sein, zu bewerten, ob die zu übersetzenden Texte Risikofaktoren aufweisen, etwa Warnhinweise, da der Einsatz von MÜ in solchen Fällen riskant sein könnte. Schließlich sollte man abwägen, ob das zu übersetzende Material sensibler Natur oder vertraulich ist, da kommerzielle MÜ-Systeme Nutzer*innendaten sammeln und möglicherweise ungewollt oder unbeabsichtigt weiterverwenden.

Bei der Nutzung maschineller Übersetzung zur Texterstellung, etwa im Rahmen geschäftlicher Korrespondenz, sollten Nutzer*innen das „Garbage in, Garbage out“-Prinzip berücksichtigen (Bowker 2024). Ausgangstexte mit Fehlern, schwieriger Syntax oder inkonsistenter Terminologie führen höchstwahrscheinlich zu minderwertigem MÜ-Output. Während den meisten Nutzer*innen bewusst ist, dass MÜ-Outputs in der Regel einer Nachbearbeitung (Post-Editing) bedürfen, wird eine manchmal notwendige Vorbearbeitung (Pre-Editing) oft nicht berücksichtigt. Pre-Editing, auch „translation-friendly writing“ genannt (Bowker 2024), bezieht sich auf die Erstellung und Anpassung von Ausgangstexten, um diese für MÜ zu optimieren. Strategien des Pre-Editings umfassen (i) die Verwendung einfacher Wörter, konsistenter Terminologie und korrekter Zeichensetzung, (ii) das Vermeiden von unnötigen Zeilenumbrüchen, Abkürzungen, Sonderzeichen oder Symbolen, sowie von Großschrift für ganze Wörter, Überschriften oder Sätze, (iii) die Bevorzugung der Aktivform, (iv) die Minimierung der Pronomenverwendung und (v) das Verfassen von Sätzen mittlerer Länge.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass eine allgemeine *MT-Literacy für nicht-professionelle Nutzer*innen* aufgrund der weitverbreiteten Nutzung von MÜ eine der grundlegenden digitalen Kompetenzen unserer Zeit ist. Nutzer*innen von MÜ sollten sich der Risiken bewusst sein und realistische Erwartungen hinsichtlich der Ausgabequalität haben. Mit den jüngsten technologischen Fortschritten, wie etwa durch auf großen Sprachmodellen basierte Chatbots, verändert sich die MÜ-Landschaft weiter, wodurch ein erhöhtes Maß an Data- und AI-Literacy erforderlich sein wird.

3 MT-Literacy im Fremdsprachenunterricht

NMÜ-Systeme sind in der sprichwörtlichen Mitte der Gesellschaft angekommen. Diese übersetzungstechnologische Erfolgsgeschichte hat natürlich auch vor dem Fremdsprachenunterricht nicht haltgemacht. Stützte man sich dort noch bis vor wenigen Jahren auf printbasierte Unterrichtsmaterialien, so wird seitens der Lernenden immer häufiger, ja schon fast inflationär, auf elektronische

Tools, insbesondere auf App-basierte Übersetzungstools, zurückgegriffen (Cotelli Kureth & Summers 2023). Deren permanente, meist kostenlose Verfügbarkeit und blitzschnelle automatische Übersetzungsleistung erweckt insbesondere bei vielen Sprachlernenden den Eindruck, als hätte sich das uralte Problem der Übersetzung, sozusagen der Fluch babylonischer Sprachverwirrung, technologisch aufgelöst. Aus diesen Gründen erweist sich eine für Lehrende und Lernende, speziell für den Fremdsprachenunterricht konzipierte MT-Literacy von ganz besonderer Wichtigkeit, denn die falsche Verwendung elektronischer Übersetzungshilfen kann sich negativ auf den Lernerfolg auswirken (Cotelli Kureth & Summers 2023).

Bevor wir uns den speziellen Anforderungen einer MT-Literacy für den Fremdsprachenunterricht widmen, sollen zunächst die gängigen pädagogischen und didaktischen Herangehensweisen sowie die situativen Gegebenheiten und Interaktionsszenarien kurz skizziert werden. Auch wenn die Rolle des Übersetzens im Fremdsprachenunterricht viele Jahre von der Philosophie des „kommunikativen Sprachunterrichts“, sprich dem Gebot der ausschließlichen Verwendung der zu erlernenden Sprache im Unterricht, überschattet wurde, so werden nicht zuletzt vor dem Hintergrund allgegenwärtiger MÜ-Verfügbarkeit, Übersetzungsübungen einerseits von Lehrenden zunehmend in die Sprachlehre integriert, wobei andererseits die Lernenden schon lange auf NMÜ im oder außerhalb des Unterrichts zurückgreifen (Carré u. a. 2022: 188). Hierbei spielen Ort, institutioneller Kontext und soziale Umgebung eine wichtige Rolle: Um welche Sprachenpaare handelt es sich? Wird die Fremdsprache im Heimatland oder im Zielland erlernt? Werden NMÜ-Systeme im Unterricht oder zuhause verwendet? Findet der Fremdsprachenunterricht in der Primär-, Sekundarstufe, der Hochschulbildung, oder der Erwachsenenbildung statt? Bei der Anwendung von NMÜ-Systemen im Unterricht gilt es zudem, zwischen den unterschiedlich gearteten Herausforderungen für Lehrende und Lernende zu differenzieren, insbesondere bezüglich der zu erlernenden Sprache, des Sprachniveaus und der Sprachvariante(n). Darüber hinaus sollten auch ethische Aspekte beim Einsatz von MÜ nicht ganz übergangen werden.

Um einen ethisch fundierten und reflektierten Umgang mit NMÜ-Systemen im Fremdsprachenunterricht sicherzustellen, muss die Art der Interaktion zwischen Lehrenden und Lernenden sowie die Rolle der NMÜ als eigenständige Akteurin im Unterrichtsgeschehen berücksichtigt werden (Minke 2024). Darüber hinaus gibt es bei der Verwendung von NMÜ im Unterricht noch erhebliche Unsicherheiten sowohl seitens der Lehrenden als auch der Lernenden, was auch auf das Fehlen klarer rechtlicher und institutioneller Rahmenbedingungen zurückgeführt werden kann (Udry & Berthele 2023: 159). Aufbauend auf einer empirischen

Untersuchung in der Erwachsenenbildung berichtet beispielsweise [Minke \(2024: 68\)](#), es sei nicht verwunderlich, wenn Lehrkräfte „keinen klaren Standpunkt zu diesem Thema vertreten und Lerner*innen sowie Lehrkörper mit der Akteurin NMÜ im Unterricht unsicher scheinen“. Da bei der Sprachausbildung die Unterteilung in unterschiedliche Sprachniveaus als quasi-universelle Maßgabe gehandhabt wird, erscheint eine analoge Aufschlüsselung hinsichtlich eines reflektierten Gebrauchs von MÜ-Tools im Unterricht sinnvoll. Die folgenden Überlegungen basieren daher auf dem Gemeinsamen Europäischen Referenzrahmen für Sprachen ([Council of Europe o.J.](#)).

3.1 MTL für das elementare A-Niveau

Eine reflektierte Verwendung von NMÜ auf Seiten von Anfänger*innen hat entscheidenden Einfluss auf die Lernprogression, weshalb besonders auf dem A-Niveau einer allgemeinen MT-Literacy für Lehrende eine besondere Bedeutung zukommt. Zu Beginn der A1-Phase des Spracherwerbs bietet sich die Erprobung von NMÜ-Systemen, die Erörterung ihrer Vor- und Nachteile sowie der Vergleich verschiedener NMÜ-Translate an. Während dieser ersten Phase des Sprachunterrichts, insbesondere bei der Wortschatzvermittlung, lassen sich mittels NMÜ erste Vokabellisten erstellen sowie einfache Phrasen, Sätze und schrittweise auch grammatikalische Phänomene übersetzen und problematisieren. Ab dem A2-Niveau, wenn das Textverständnis allmählich zum Tragen kommt, können mithilfe von NMÜ-Tools kurze, einfache Texte in die Erstsprache übertragen und so den Lernenden nähergebracht werden ([Delorme Benites & Lehr 2021](#)). Hierzu wird es häufig nötig sein, größere Textpassagen durch Pre-Editing zu vereinfachen. Die Korrektur von groben Fehlern, sowohl bei selbst konzipierten Texten der Lernenden als auch beim NMÜ-Output, lässt sich überdies durch Post-Editing verwirklichen ([Aloatti & Martini 2021](#)). Insgesamt jedoch sollten Lehrende unbedingt darauf achten, dass NMÜ-Output bei kreativen Textsorten nach wie vor stark fehlerbehaftet ist.

3.2 MTL für das mittlere B-Niveau

In der Mittelstufe lassen sich NMÜ-Systeme für komplexere Sätze verwenden, die Translate sollten jedoch im Unterricht gemeinsam mit der Lehrkraft kritisch hinterfragt und diskutiert werden. Auf diesem Niveau erweisen sich Vergleiche zwischen menschlichen Übersetzungen und NMÜ-Output als didaktisch sinnvoll. Außerdem können professionell erstellte Translate mit eigenen oder NMÜ-Ergebnissen verglichen werden, wobei Lernende weiterhin auf typische NMÜ-

Fehler und Missverständnisse hingewiesen werden sollten (Carré u. a. 2022: 202–204). Auch kritische Analysen von NMÜ-Translaten, um Sprachnuancen und Unterschiede zwischen Ausgangs- und Zielsprache zu reflektieren, lassen sich nun allmählich verwirklichen. Auf Basis der besprochenen sprachlichen Aspekte, evtl. auch hinsichtlich kultureller Einfärbungen, ergeben sich dann vertiefende Überlegungen und Einsichten zu grammatischen, lexikalischen und syntaktischen Strukturen, die dem jeweiligen B1- oder B2-Niveau entsprechen. Für eine effiziente Förderung des Textverständnisses sollten die Lernenden zunächst selbst die Texte verstehen, um dann ggf. mithilfe von NMÜ-Tools herausfordernde lexikalische Phänomene nachzuprüfen. Das gleiche gilt für selbst geschriebene Texte, die mittels Selbstkorrektur per NMÜ nachbearbeitet werden können, auch um sich alternative Ausdrucksmöglichkeiten anzueignen, insbesondere im Sinne einer erhöhten „Sprachreflexion zur Förderung von Language Awareness“ (Raaflaub & Reber 2022: 44). Aber noch einmal: Die Lehrenden müssen bei solchen Herangehensweisen permanent auf die Fehlerhaftigkeit von NMÜ verweisen, um falsche Lerngewohnheiten auszuschließen. Dies ist besonders relevant, wenn NMÜ außerhalb des Unterrichts zur Verwendung kommen soll.

3.3 MTL für das fortgeschrittene C-Niveau

Auf diesem Niveau eignet sich der Einsatz von NMÜ, um fortgeschrittene Sprachstrukturen, idiomatische Ausdrücke und auch kulturelle Nuancen zu analysieren. Die Schwächen der MÜ treten hier zunehmend zutage, insbesondere bei kulturspezifischen und literarischen Texten. Kritische Übersetzungsvergleiche von menschlichen und maschinellen Translaten ermöglichen zudem ein tieferes Verständnis kultureller Besonderheiten und stilistischer Feinheiten (Alm & Watanabe 2023). Ab diesem Niveau sollten die Lernenden in der Lage sein, ohne Anleitung der Lehrkraft eigene Texte, Übersetzungen sowie NMÜ-Ergebnisse kritisch zu reflektieren, zu analysieren und ggf. zu verbessern. Auf fortgeschrittenem Sprachniveau sollten sich Lehrende und Lernende der Stärken und Schwächen von NMÜ-Translaten vollauf bewusst sein, um die Technologie gemeinsam – aber auch mit der Akteurin NMÜ als Kooperationspartnerin – im und außerhalb des Unterrichts effizient nutzen zu können (Alm & Watanabe 2023).

Der moderne Fremdsprachenunterricht kommt nicht mehr ohne die „Übersetzungsmaschine“ aus. In allen Bereichen und auf allen Niveaus der Sprachausbildung muss daher die Verwendung digitaler Translationstools intensiv mitbedacht und Integrationslösungen angeboten werden (Klimova u. a. 2023: 667). Eine bewusste und kritisch reflektierende Integration von NMÜ in den

Fremdsprachenunterricht bedarf zudem grundlegender Kompetenzen in diesem Bereich. Vor diesem Hintergrund kommt der Aneignung einer allgemeinen *MT-Literacy für den Fremdsprachenunterricht* für alle beteiligten Akteur*innen eine zentrale Bedeutung zu. Während Anfänger*innen NMÜ-Systeme hauptsächlich für den Wortschatzaufbau und einfaches Textverständnis nutzen, entwickeln Lernende in der Mittelstufe und Fortgeschrittene allmählich ein kritisch-reflexives Bewusstsein für die Grenzen und Potenziale der NMÜ, um ihr jeweiliges Sprachniveau gezielt zu verbessern und allmählich mit der „Maschine“ in Einklang zu bringen. Im Rahmen zukünftiger Forschung erlaubt eine solche akteur*innenzentrierte Perspektive auf die komplexe Mensch-Maschine-Interaktion zudem präzise theoretische Einsichten in die empirischen Gegebenheiten im Interaktionsraum Fremdsprachenunterricht (vgl. Minke 2024).

4 MT-Literacy für professionelle Übersetzer*innen

Angehende und professionelle Übersetzer*innen benötigen weitaus umfassendere Kenntnisse über die Funktionsweise und Verwendung von MÜ als Lai*innen, Sprachstudierende oder auch Sprachlehrende. Der rasante technologische Fortschritt und der damit einhergehende steigende Einsatz von MÜ-Systemen haben die Sprachdienstleistungsbranche und den Übersetzungsmarkt bereits grundlegend verändert. Gleichzeitig führt dieser Wandel dazu, dass zunehmend auch Quereinsteiger*innen aus anderen Sprachstudiengängen den Weg in die professionelle Übersetzung finden, da die Verfügbarkeit von KI-basierten Übersetzungstechnologien den Zugang zum Markt erleichtert. Durch diese Entwicklungen finden sich Translator*innen zusehends in einem Rechtfertigungsdiskurs hinsichtlich ihrer Honorare wieder (Vieira 2020a). Dem Bericht zur Europäischen Sprachdienstleistungsindustrie zufolge nehmen Aufträge für konventionelles (Human-)Übersetzen ab, während Post-Editing und andere Dienstleistungen wie Beratung zur unternehmensinternen Integration von MÜ oder Entwicklung von domänenspezifischer MÜ als größte Wachstumsbereiche identifiziert werden (Research 2023: 4). Gleichzeitig steigt die Akzeptanz von maschinell erstellten Übersetzungen sowohl bei Sprachdienstleister*innen als auch bei Kund*innen (Mellinger 2017). Übersetzungsagenturen wissen zunehmend besser Bescheid über die Fortschritte im Bereich künstlicher Intelligenz, digitaler Sprachverarbeitung und maschineller Übersetzung. Im Lichte dieser Entwicklungen müssen auch Studiengänge für Translation ihre Relevanz und Attraktivität aufrechterhalten sowie ihre Curricula adaptieren (O'Brien & Ehrensberger-Dow 2020). Um angehende Translator*innen adäquat auf die Situation am Übersetzungsmarkt vorzubereiten, ist es notwendig, maschinelles Übersetzen stärker in den Studienplänen zu

verankern (Doherty & Kenny 2014). Ein zentraler Bestandteil einer solchen Neuordnung der Studienpläne ist eine *professionelle MT-Literacy*. Diese beschreiben Krüger & Hackenbuchner (2022: 249) als: „the full range of MT-related competences professional translators (and other language professionals) may require in order to participate successfully in the various phases of the MT-assisted professional translation process“. Professionelle MT-Literacy geht daher weit über allgemeine MT-Literacy hinaus und ist speziell an das Berufsprofil von Translator*innen angepasst. Sie beinhaltet u. a. ein tieferes technisches Verständnis über die Technologie sowie die Bandbreite von Pre- und Post-Editing, Wissen über die verschiedenen Formen der MÜ-Qualitätsbewertung sowie Kenntnisse über ethische und wirtschaftliche Aspekte der MÜ-Verwendung in professionellen Kontexten (Krüger 2022). Um diese Kompetenzen in der Übersetzungslehre zu vermitteln, braucht es systematische und didaktisch fundierte Ansätze.

Noch bevor NMÜ zum dominierenden MÜ-Paradigma wurde, gab es Rufe und Bestrebungen, statistische MÜ (SMÜ) stärker in Curricula zu integrieren. Für Doherty & Kenny (2014) stellte sich bereits über zehn Jahre vor dem Erscheinen dieses Beitrags die Frage, in welchem Ausmaß und über welche Lehrveranstaltungen SMÜ in den Studienplan eingebettet werden sollte. Laut ihnen gilt es, einen möglichst umfassenden MÜ-Syllabus zu entwickeln, da Translator*innen idealerweise in jeden Schritt des MÜ-Workflows eingebunden werden sollten, bei dem sie einen Mehrwert bieten können. Übersetzer*innen sollen zu mündigen Nutzer*innen der Technologie werden, um auch selbst von deren Einsatz zu profitieren und nicht nur für die Einhaltung von Qualitätsstandards Sorge zu tragen. Dementsprechend umfangreich ist auch ihr Konzept für ein Modul zu MÜ, das die folgenden Punkte enthält: (i) kurze Geschichte der MÜ, (ii) Modelle (Architektur, Training etc.), (iii) humane und maschinelle MÜ-Evaluation (die menschliche Bewertung von Accuracy und Fluency vs. den Einsatz von automatischen Metriken wie z.B. BLUE und Meteor), (iv) Pre- und Post-Editing (Controlled Language, Glossar-Erstellung, Computergestütztes PE), (v) professionelle Aspekte (Ethik, Bezahlung, Workflows etc.) (Doherty & Kenny 2014: 299f.).

Dieser Syllabus stellt ein Konzept für ein in sich geschlossenes und sprachübergreifendes MÜ-Modul dar. Mellinger (2017) spricht sich hingegen dafür aus, die Vermittlung von MÜ-Kompetenzen direkt in die sprachgebundene Übersetzungslehre aufzunehmen. Dies hat laut ihm den Vorteil einer holistischen Lernerfahrung, die es ermöglicht, MÜ in praxisnahe Übersetzungsübungen zu integrieren sowie MÜ als Teil des Übersetzungsworkflows zu begreifen und nicht als technisches Werkzeug, das abgekoppelt von den restlichen Prozessschritten steht. Eine Integration in sprachgebundene Übersetzungsübungen hat auch den Vorteil, dass

sprachspezifische Gegebenheiten in der Nutzung von MÜ berücksichtigt werden können (Mellinger 2017: 283f).

Das Konzept der MT-Literacy für professionelle Übersetzer*innen wurde im Laufe der Jahre immer detaillierter ausgearbeitet und ergänzt. Krüger (2022) sieht MT-Literacy in engem Zusammenhang mit Data-Literacy, da der Output von NMÜ direkt an das Sammeln, Pflegen und Organisieren von Daten geknüpft ist, auf denen ein bestimmtes MÜ-System basiert. Letztendlich bestimmen die Qualität und die Zusammensetzung von Daten, die zum Training von MÜ verwendet werden, den Output eines konkreten Systems und können zur Entstehung von Gender Bias, terminologischen Inkonsistenzen und anderen Problemen im MÜ-Output führen. Krüger pflegt das Konzept der Data-Literacy daher auch in sein Modell für eine professionelle MT-Literacy ein. Dieses besteht aus fünf Dimensionen: (i) technische Aspekte, (ii) Sprache / Post-Editing, (iii) Wirtschaftlichkeit von MÜ, (iv) gesellschaftliche Aspekte sowie (v) Kognition.

Auch für bereits berufstätige Übersetzer*innen ist der Erwerb professioneller MÜ-Kenntnisse entscheidend, um erfolgreich am Markt tätig zu sein. Übersetzer*innen müssen zunehmend Aufgaben im Zusammenhang mit MÜ übernehmen, sei es im Rahmen von Pre- und Post-Editing, aber auch in der Erarbeitung von Vorschlägen zur Adaptierung von MÜ-Systemen, um die Qualität des Outputs zu steigern. Mellinger (2017) erwähnt daher *Engine Tuning* als Kompetenz, die die Anpassung und Feinabstimmung von MÜ-Systemen beinhaltet. Dies erfordert jedoch ein tiefgehendes technisches Wissen über das Programmieren von MÜ-Systemen, welches bereits langjährige Translator*innen häufig nicht besitzen. Auch in der Translationslehre tätige Personen haben oft kein formales Training im Bereich der MÜ erhalten. Ihr Wissen basiert mitunter lediglich auf dem eigenen, teils laienhaften Umgang mit MÜ (Rico & González Pastor 2022), weshalb sich didaktische Initiativen weiterhin als notwendig erweisen, um auch Lehrenden selbst professionelle MT-Literacy zu vermitteln.

Durch eine systematische Ausbildung von Lehrenden und angehenden Translator*innen zu *reflektierten, informierten und kritischen* MÜ-Nutzer*innen lassen sich deren Handlungsspielräume und berufliche Möglichkeiten am Übersetzungsmarkt erweitern. Eine professionelle MT-Literacy soll Übersetzer*innen nicht nur befähigen, die Qualität des MÜ-Outputs durch Post-Editing zu verbessern, sondern sie auch in die Lage versetzen, Kund*innen darüber zu beraten, ob und in welcher Form der Einsatz von MÜ in konkreten Fällen sinnvoll und wirtschaftlich rentabel ist. Mit ihrem Fachwissen können Übersetzer*innen als *MT-Literacy Consultants* agieren und Kund*innen in den spezifischen Anwendungskontexten von MÜ einschulen. Dies umfasst auch ethische und rechtliche Aspekte wie Datenschutz und Haftungsfragen (Ehrensberger-Dow u. a. 2023). Die Posi-

tionierung als Berater*innen für MT-Literacy eröffnet Übersetzer*innen ein neues Geschäftsmodell und trägt dazu bei, dass sie nicht nur als Post-Editor*innen wahrgenommen werden, sondern als strategische Partner*innen, die aktiv zur Integration und Optimierung von MÜ in den Arbeitsabläufen ihrer Kund*innen beitragen.

5 Schlussfolgerungen

Der technologische Fortschritt und die digitale Transformation im Übersetzungsbereich haben die Art und Weise, wie Menschen Fremdsprachen verwenden, lernen und übersetzen grundlegend verändert. Insbesondere der Durchbruch der NMÜ stellte einen massiven Qualitätssprung dar und trug wesentlich zur Verbreitung dieser Technologie bei. Jedoch bestehen vor allem unter Lai*innen oft unrealistische Erwartungshaltungen, die gepaart mit fehlerhaftem Output, Datenschutzrisiken oder der Reproduktion von sozialen Vorurteilen (z.B. Gender Bias) zu Problemen im Gebrauch maschineller Translate führen können (Canfora & Ottmann 2020). Das Konzept der MT-Literacy propagiert daher den Erwerb von Wissen und Kompetenzen, die es MÜ-Nutzer*innen ermöglichen, die Technologie in unterschiedlichen Kontexten – ob im Alltag, Sprachunterricht oder in der professionellen Übersetzung – kritisch zu reflektieren und angemessen zu verwenden (Bowker 2019a).

Die verschiedenen Nutzer*innengruppen und Anwendungsszenarien, auf die in diesem Beitrag näher eingegangen wurde, erfordern unterschiedliche Ausprägungen und Ausgestaltungen des Konzepts MT-Literacy. Die wichtigsten Aspekte einer *MT-Literacy für nicht-professionelle Nutzer*innen* im Alltag beinhalten Wissen über schwankende MÜ-Qualität je nach Sprachkombination und Domäne, Risikobewusstsein in Bezug auf fehlerhaften Output und der gezielte Einsatz von Pre- und Post-Editing zur Verbesserung der Ausgabequalität (Bowker 2019a). Im Kontext des Sprachenlernens ist es essenziell, die Verwendung von MÜ auf das jeweilige Sprachniveau anzupassen. Eine reflektierte Nutzung von MÜ im Rahmen einer *MT-Literacy für den Fremdsprachenunterricht* kann den Erwerb von Wortschatz oder die Analyse von Sprachstrukturen erleichtern, sofern MÜ bewusst und zielgerichtet in den Unterricht integriert wird (Minke 2024). Professionelle Übersetzer*innen benötigen hingegen im Vergleich zu Alltagsnutzer*innen und Sprachlernenden wesentlich umfassendere Kenntnisse in Bezug auf MÜ. Diese beinhalten u. a. ein tieferes technisches Verständnis der Technologie einschließlich verschiedener Möglichkeiten zur Qualitätsevaluation sowie Wissen hinsichtlich wirtschaftlicher und ethischer Aspekte der MÜ-Nutzung. Diese er-

weiterten Kompetenzen ermöglichen es professionellen Übersetzer*innen, im Zuge einer *professionellen MT-Literacy* zukünftig auch als Berater*innen für die strategische Integration von MÜ in Unternehmen tätig zu werden (Ehrensberger-Dow u. a. 2023).

Durch die stark zunehmende Verbreitung von MÜ in zahlreichen Anwendungskontexten wächst auch die Notwendigkeit MT-Literacy verschiedenen Nutzer*innengruppen zu vermitteln. Bowker (2019b) schlägt Bibliotheken als Ausrichtungsorte für Schulungen und Workshops vor, da sie von Menschen unterschiedlichen Alters und mit verschiedenen fachlichen Interessen frequentiert werden. Professionelle, speziell geschulte Translator*innen können hierbei eine Schlüsselrolle übernehmen, da sie über das nötige Fachwissen verfügen, um die Funktionsweise, Potenziale und Grenzen der MÜ zu erklären. Zudem können sie Nutzer*innen dabei unterstützen, diese Technologie kritisch und effizient anzuwenden, wodurch sich ein weiteres Betätigungsfeld für Übersetzer*innen erschließt.

Literatur

- Alm, Antonie & Yuki Watanabe. 2023. Machine translation in language education: Perspectives from advanced language learners. In *EuroCALL 2023. CALL for all Languages - Short Papers*. Editorial Universitat Politècnica de València. DOI: [10.4995/EuroCALL2023.2023.16919](https://doi.org/10.4995/EuroCALL2023.2023.16919).
- Aloatti, Sara & Letizia Martini. 2021. *Maschinelle Übersetzungstools im Fremdsprachenunterricht – Einführung mit Unterrichtsbeispielen für das Fach Italienisch*. Zürich: Universität Zürich.
- Bowker, Lynne. 2019a. Machine Translation Literacy as a Social Responsibility. In *Proceedings of the Language Technologies for All (LT4All) Paris, December 5-6*, 104–107. Paris.
- Bowker, Lynne. 2019b. Machine translation literacy as a social responsibility. In *Proceedings of the Language Technologies for All (LT4All)*, 104–107. Paris.
- Bowker, Lynne. 2021. Machine translation literacy instruction for non-translators: A comparison of five delivery formats. In Ruslan Mitkov, Vilemini Sisoni, Julie Christine Giguère, Elena Murgolo & Elizabeth Deyssel (Hrsg.), *Proceedings of the Translation and Interpreting Technology Online Conference*, 25–36. Held Online: INCOMA Ltd. <https://aclanthology.org/2021.triton-1.4> (20 August, 2024).
- Bowker, Lynne. 2024. *Garbage in, garbage out!* en-ca. eCampusOntario. <https://ecampusontario.pressbooks.pub/garbageingarbageout/> (22 August, 2024).

- Buts, Jan. 2021. Targeted individuals: Personalised advertising and digital media translation. *Translation Spaces* 10(2). 181–201. DOI: [10.1075/ts.20048.but](https://doi.org/10.1075/ts.20048.but).
- Canfora, Carmen & Angelika Ottmann. 2020. Risks in neural machine translation. *Translation Spaces* 9(1). 58–77. DOI: [10.1075/ts.00021.can](https://doi.org/10.1075/ts.00021.can).
- Carré, Alice, Dorothy Kenny, Caroline Rossi, Pilar Sánchez-Gijón & Olga Torres-Hostench. 2022. Machine translation for language learners. In Dorothy Kenny (Hrsg.), *Machine translation for everyone: Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 18), 187–207. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.6760024](https://doi.org/10.5281/ZENODO.6760024).
- Castilho, Sheila, Joss Moorkens, Federico Gaspari, Iacer Calixto, John Tinsley & Andy Way. 2017. Is neural machine translation the new state of the art? *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics* 108(1). 109–120. DOI: [10.1515/pralin-2017-0013](https://doi.org/10.1515/pralin-2017-0013).
- Cotelli Kureth, Sara & Elana Summers. 2023. Tackling the elephant in the language classroom: introducing machine translation literacy in a Swiss language centre. *Language Learning in Higher Education* 13(1). 213–230. DOI: [10.1515/cercles-2023-2015](https://doi.org/10.1515/cercles-2023-2015).
- Council of Europe. o.J. *Common European Framework of Reference for languages: Learning, teaching, assessment (CEFR)*. <https://www.coe.int/en/web/common-european-framework-reference-languages> (20 September, 2024).
- Delorme Benites, Alice & Caroline Lehr. 2021. Neural machine translation and language teaching : possible implications for the CEFR. *Bulletin suisse de linguistique appliquée* 114. 47–66. DOI: [10.5169/SEALS-1030137](https://doi.org/10.5169/SEALS-1030137).
- Doherty, Stephen & Dorothy Kenny. 2014. The design and evaluation of a Statistical Machine Translation syllabus for translation students. *The Interpreter and Translator Trainer* 8(2). 295–315. DOI: [10.1080/1750399X.2014.937571](https://doi.org/10.1080/1750399X.2014.937571).
- Ehrensberger-Dow, Maureen, Alice Delorme Benites & Caroline Lehr. 2023. A new role for translators and trainers: MT literacy consultants. *The Interpreter and Translator Trainer* 17(3). 393–411. DOI: [10.1080/1750399X.2023.2237328](https://doi.org/10.1080/1750399X.2023.2237328).
- Hern, Alex. 2017. Facebook translates 'good morning' into 'attack them', leading to arrest. *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/technology/2017/oct/24/facebook-palestine-israel-translates-good-morning-attack-them-arrest> (20 August, 2024).
- Hutchins, John. 2005. Current commercial machine translation systems and computer-based translation tools: System types and their uses. *International Journal of Translation* 17(1-2). 5–38.
- Klimova, Blanka, Marcel Pikhart, Alice Delorme Benites, Caroline Lehr & Christina Sanchez-Stockhammer. 2023. Neural machine translation in foreign lan-

- guage teaching and learning: a systematic review. *Education and Information Technologies* 28(1). 663–682. DOI: [10.1007/s10639-022-11194-2](https://doi.org/10.1007/s10639-022-11194-2).
- Krüger, Ralph. 2022. Integrating professional machine translation literacy and data literacy. *Lebende Sprachen* 67(2). 247–282. DOI: [10.1515/les-2022-1022](https://doi.org/10.1515/les-2022-1022).
- Krüger, Ralph & Janiça Hackenbuchner. 2022. Outline of a didactic framework for combined data literacy and machine translation literacy teaching. *Current Trends in Translation Teaching and Learning E*. 375–432. DOI: [10.51287/cttl202211](https://doi.org/10.51287/cttl202211).
- Kumar, Sachin, Antonios Anastasopoulos, Shuly Wintner & Yulia Tsvetkov. 2021. Machine Translation into low-resource language varieties. In *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers)*, 110–121.
- Lardelli, Manuel & Dagmar Gromann. 2023. Gender-fair (machine) translation. In *Proceedings of the New Trends in Translation and Technology Conference - NeTTT 2022*, 166–177.
- Mellinger, Christopher D. 2017. Translators and machine translation: knowledge and skills gaps in translator pedagogy. *The Interpreter and Translator Trainer* 11(4). 280–293. DOI: [10.1080/1750399X.2017.1359760](https://doi.org/10.1080/1750399X.2017.1359760).
- Minke, Anita-Sabrina. 2024. *Machine Translation Literacy im DaZ-Unterricht. Potenziale und Lösungsansätze für einen reflektierten Umgang mit neuronalen maschinellen Übersetzungssystemen*. University of Graz. (Dissertation).
- Nitzke, Jean, Silvia Hansen-Schirra & Carmen Canfora. 2019. Risk management and post-editing competence. *The Journal of Specialised Translation* 31(1). 239–259.
- Nurminen, Mary & Niko Papula. 2018. Gist MT users: A snapshot of the use and users of one online MT tool. In Juan Antonio Pérez-Ortiz, Felipe Sánchez-Martínez, Miquel Esplà-Gomis, Maja Popović, Celia Rico, André Martins, Joachim Van den Bogaert & Mikel L. Forcada (Hrsg.), *Proceedings of the 21st Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 219–228. Alicante, Spain. <https://aclanthology.org/2018.eamt-main.20> (20 August, 2024).
- O'Brien, Sharon & Maureen Ehrensberger-Dow. 2020. MT Literacy—A cognitive view. *Translation, Cognition & Behavior* 3(2). 145–164. DOI: [10.1075/tcb.00038.obr](https://doi.org/10.1075/tcb.00038.obr).
- Pérez-Ortiz, Juan Antonio, Mikel L. Forcada & Felipe Sánchez-Martínez. 2022. How neural machine translation works. In *Machine translation for everyone. Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multil-

- ingual Natural Language Processing 18). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/ZENODO.6760020](https://doi.org/10.5281/ZENODO.6760020).
- Pitman, Jeff. 2021. *Google Translate: One billion installs, one billion stories*. <https://blog.google/products/translate/one-billion-installs/> (20 August, 2024).
- Raaflaub, Meike & Brigitte Reber. 2022. Übersetzungsmaschinen im Englischunterricht des Zyklus 3. *Babylonia Journal of Language Education* 1. 42–49. DOI: [10.55393/babylonia.v1i.141](https://doi.org/10.55393/babylonia.v1i.141).
- Research, ELIS. 2023. *European Language Industry Survey 2023: Trends, expectations and concerns of the European language industry*. Techn. Ber. <https://elis-survey.org/wp-content/uploads/2023/03/ELIS-2023-report.pdf> (11 September, 2024).
- Rico, Celia & Diana González Pastor. 2022. The role of machine translation in translation education: A thematic analysis of translator educators' beliefs. *The International Journal of Translation and Interpreting Research* 14(1). DOI: [10.12807/ti.114201.2022.a010](https://doi.org/10.12807/ti.114201.2022.a010).
- Udry, Isabelle & Raphael Berthele. 2023. Digitale Übersetzungsprogramme und Online-Wörterbücher im Fremdsprachenunterricht: Erkenntnisse aus einer Umfrage bei Lehrpersonen und Lernenden der obligatorischen, post-obligatorischen und tertiären Bildung. *Linguistik Online* 120(2). 145–167. DOI: [10.13092/lo.120.9720](https://doi.org/10.13092/lo.120.9720).
- Vieira, Lucas Nunes. 2020a. Automation anxiety and translators. *Translation Studies* 13(1). 1–21. DOI: [10.1080/14781700.2018.1543613](https://doi.org/10.1080/14781700.2018.1543613).
- Vieira, Lucas Nunes. 2020b. Machine translation in the news: A framing analysis of the written press. *Translation Spaces* 9(1). 98–122. DOI: [10.1075/ts.00023.nun](https://doi.org/10.1075/ts.00023.nun).
- Vieira, Lucas Nunes, Minako O'Hagan & Carol O'Sullivan. 2021. Understanding the societal impacts of machine translation: A critical review of the literature on medical and legal use cases. *Information, Communication & Society* 24(11). 1515–1532. DOI: [10.1080/1369118x.2020.1776370](https://doi.org/10.1080/1369118x.2020.1776370).
- Vieira, Lucas Nunes, Carol O'Sullivan, Xiaochun Zhang & Minako O'Hagan. 2023a. Machine translation in society: insights from UK users. *Language Resources and Evaluation* 57(2). 893–914. DOI: [10.1007/s10579-022-09589-1](https://doi.org/10.1007/s10579-022-09589-1).
- Vieira, Lucas Nunes, Carol O'Sullivan, Xiaochun Zhang & Minako O'Hagan. 2023b. Privacy and everyday users of machine translation. *Translation Spaces* 12(1). 21–44. DOI: [10.1075/ts.22012.nun](https://doi.org/10.1075/ts.22012.nun).
- Wittenberg, Chloe, Ziv Epstein, Adam J. Berinsky & David G. Rand. 2024. Labeling AI-Generated Content: Promises, Perils, and Future Directions. *An MIT Exploration of Generative AI*. DOI: [10.21428/e4baedd9.0319e3a6](https://doi.org/10.21428/e4baedd9.0319e3a6).

Yang, Jin & Elke Lange. 2003. 12. Going live on the internet. In Harold Somers (Hrsg.), *Computers and Translation: A translator's guide* (Benjamins Translation Library 35), 191–210. Amsterdam: John Benjamins. DOI: [10.1075/btl.35.15yan](https://doi.org/10.1075/btl.35.15yan).

Kapitel 15

Post-Editing-Kompetenzen

Jean Nitzke^a & Silvia Hansen-Schirra^b

^aUniversitetet i Agder, Norwegen ^bJohannes Gutenberg-Universität Mainz

In diesem Beitrag zu Post-Editing-Kompetenzen werden wir anhand existierender PE-Kompetenz-Modelle sowie empirischer Befunde aus Umfragen mit der Industrie skizzieren, welche Kompetenzen im Post-Editing im Vergleich zum Übersetzen, aber auch zu anderen translatorischen Aktivitäten wie Revisionsdienstleistungen benötigt werden, d.h. wir werden sowohl Unterschiede als auch Gemeinsamkeiten herausarbeiten. Post-Editing-Kompetenz fußt auf Übersetzungskompetenz, die dann durch einen effizienten Umgang mit Fehlern und Diskrepanzen im MÜ-Text, technologisches Wissen und Beratungskompetenzen erweitert und durch verschiedene Softskills abgerundet wird. Des Weiteren werden wir Berufsprofile diskutieren, die sich aus den verschiedenen Kompetenzen ableiten lassen. Final werden wir anhand eines kurzen Beispiels (Post-Editing beim Untertiteln) zeigen, wie das Kompetenzmodell für neue Aufgaben und Entwicklungen ausgeweitet werden kann.

1 Einleitung

Übersetzungskompetenzen werden schon seit einigen Jahrzehnten fortlaufend modelliert, mit einem besonderen Fokus in den frühen 2000er Jahren (ein kompakter Überblick findet sich in [Robert u. a. 2022](#)). Diese Modelle dienen einerseits einer didaktischen Anwendung, zum anderen veranschaulichen sie auch einem Laienpublikum, dass Übersetzen mehr als das Beherrschen zweier Sprachen bedeutet. In den letzten Jahren haben sich dann noch weitere, spezialisiertere Modelle eingereiht, die die Revision ([Robert u. a. 2017](#)) oder das Post-Editing (PE) von Maschinellem Übersetzen (MÜ) betreffen. Diese Modelle veranschaulichen, wie sich die jeweiligen Aufgaben im Vergleich zum Übersetzen unterscheiden, zeigen



aber auch, welche Überschneidungen es bei den Kompetenzen gibt. Im Folgenden wollen wir ein ausgewähltes PE-Kompetenzmodell vorstellen, diskutieren und dieses dann exemplarisch auf ein spezifisches Anwendungsgebiet übertragen, hier dem PE von Untertiteln.

2 Post-Editing-Kompetenz

Das PE-Kompetenzmodell, das im Folgenden besprochen werden soll, stammt aus Nitzke & Hansen-Schirra (2021) und ist eine Weiterentwicklung von Nitzke u. a. (2019). Es basiert auf verschiedenen Translationskompetenzmodellen und dem Revisionskompetenzmodell von Robert u. a. (2017) und kann als ein erstes Modell für PE-Kompetenzen angesehen werden.

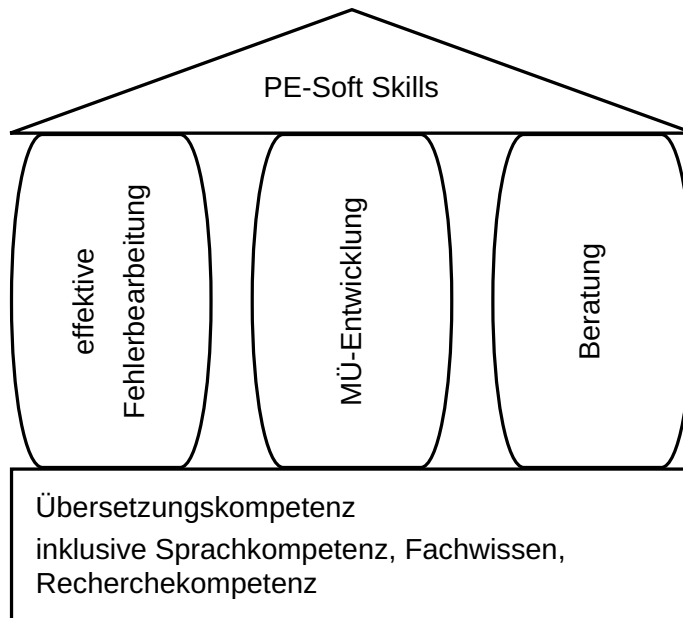


Abbildung 1: PE-Kompetenzmodell nach Nitzke & Hansen-Schirra (2021)

Das PE-Kompetenzmodell bedient sich dem Bild eines Hauses (Abbildung 1). Als Grundkompetenz werden in dem vorgeschlagene Modell Übersetzungskompetenzen angenommen, die das Fundament der PE-Kompetenzen bilden. Dazu gehören unter anderem Sprachkompetenz, Fachwissen in dem Gebiet, in dem

übersetzt wird, Recherchekompetenzen usw. D. h. im Umkehrschluss auch, dass professionelle Übersetzer:innen das größte Potential zum PE haben, da sie die benötigten fundamentalen Übersetzungskompetenzen mitbringen.

Darüber hinaus bilden drei Säulen mit PE-spezifischen Kompetenzen die Essenz des sinnbildlichen PE-Hauses. Dazu gehören die Fähigkeit, effektiv Fehler zu erkennen und zu bearbeiten, Kenntnisse über MÜ-Systeme und deren Entwicklung sowie Beratungskompetenz. *Effektive Fehlerbearbeitung* beinhaltet, dass Post-Editor:innen Fehler im maschinell übersetzten Text schnell und präzise identifizieren, kategorisieren und beheben können. Außerdem sollten Post-Editor:innen Wissen über *MÜ-Systeme* besitzen, wie diese trainiert werden und welche Vorteile und Schwierigkeiten sie typischerweise mit sich bringen. Letzteres meint nicht nur sprachliche Aspekte, sondern beispielsweise auch Trainingsabläufe, Sicherheits- oder Nachhaltigkeitsaspekte. Des Weiteren gewinnt die Fähigkeit, Kunden oder andere Interessensgruppen zu *beraten*, zunehmend an Wichtigkeit, da die Abläufe in Übersetzungs- und PE-Prozessen zunehmend komplexer werden und es für Außenstehende oder Fachfremde teilweise unmöglich ist, fundierte Entscheidungen zu treffen (siehe Kapitel II) und Chancen und Risiken abzuwägen.

Das Modell wird von PE-spezifischen *Soft Skills* abgeschlossen, die sich teilweise auch mit Soft Skills decken, die fürs Übersetzen benötigt werden. Psychophysiologische Eigenschaften wie Konzentrationsfähigkeit, Stressresistenz oder analytisches Denken sind beim PE besonders wichtig. Des Weiteren müssen Post-Editor:innen in der Lage sein, sich genau und effizient an PE-Richtlinien und Qualitätsvorgaben zu halten. Aber auch ein gewisses Interesse an technischen Entwicklungen sowie ein positives Selbstbild sind beim PE unerlässlich.

Ein Unterkapitel der DIN ISO 18587 (DIN 2018) beschäftigt sich mit PE-Kompetenzen und PE-Qualifikationen. Grundsätzlich sind die beschriebenen Kompetenzen ähnlich denen im oben dargestellten Kompetenzmodell. Verschiedene Kompetenzen werden für Post-Editor:innen vorausgesetzt, die sich mit übersetzungsspezifischen Kompetenzen überschneiden, wie Übersetzungskompetenz, sprachliche und textliche Kompetenz in Ausgangs- und Zieltext, Kompetenz bei Recherche, Informationsgewinnung und -verarbeitung, kulturelle, technische und sachgebietsspezifische Kompetenz. Für ein professionelles PE kommen laut Norm noch Wissen über MÜ-Systeme und CAT-Tools sowie die Fähigkeit hinzu, PE-Richtlinien einhalten zu können und einschätzen zu können, ob die Bearbeitung der MÜ bezüglich des Zeit- und Arbeitsaufwands sinnvoll ist.

Während aus dem Modell klar hervorgeht, wie sich PE-Kompetenzen zu Übersetzungskompetenzen verhalten, ist die Abgrenzung zur Revision nicht so in-

tuitiv. [Konttinen u. a. \(2020\)](#) erarbeiten aus der Literatur zu Translations- und Revisionskompetenzen Unterschiede zwischen beiden Aufgaben. Der offensichtliche Unterschied ist, dass die zu überarbeitenden Texte aus unterschiedlicher Quelle stammen, nämlich aus humaner vs. maschineller Übersetzung. Entsprechend können unterschiedliche Fehler generiert werden, mit denen unterschiedlich umgegangen werden muss. Auch stellen [Konttinen u. a. \(2020\)](#) heraus, dass Revisor:innen im Gegensatz zu Post-Editor:innen oftmals in Kommunikation mit den Übersetzer:innen stehen, deren Texte sie revidieren. Post-Editor:innen hingegen müssen sich oftmals an PE-Richtlinien und Qualitätsvorgaben halten. In Kombination mit unserem PE-Kompetenzmodell wird auch klar, dass die Beratungskompetenz von Revisor:innen und Post-Editor:innen eine andere sein muss. Während es als durchaus ersichtlich erscheint, dass Revisor:innen eventuell zu einer Neuübersetzung raten können, beginnt die Beratungskompetenz bei Post-Editor:innen ggf. schon vor der Nutzung der MÜ, wenn sie beispielsweise von der Nutzung dieser aufgrund der Sensibilität des Textes abraten bzw. eine Risikoanalyse durchführen müssen (siehe [Nitzke u. a. 2024](#)).

3 Post-Editing-Profil

Aus dem PE-Kompetenzmodell lassen sich entsprechend der verschiedenen Säulen des PE-Hauses auch verschiedene Tätigkeitsprofile ableiten (ausführliche Ausarbeitung in [Nitzke & Hansen-Schirra 2021](#)). Während alle drei Säulen für verschiedene Ausrichtungen relevant sind, sind sie für einige Profile relevanter als für andere. So ist für Post-Editor:innen Fehlerbearbeitung die Kernkompetenz. Wissen über MÜ-Systeme und Beratungskompetenzen sind zwar auch wichtig für die professionelle Umsetzung von PE-Projekten, spielen aber vergleichsweise eine untergeordnete Rolle. Für die Dienstleistung PE steht die Qualitätssicherung der maschinell angefertigten Texte im Vordergrund, d.h. es geht um das schnelle und effiziente Erkennen, Kategorisieren und Beheben von Fehlern und Fehlermustern. Dies wird zudem beeinflusst von Textsorte und Sprachenpaar. Je nach Risikoeinstufung des Ausgangs- und Zieltextes müssen die Post-Editor:innen entscheiden, ob weitere Qualitätssicherungsmaßnahmen greifen müssen, z. B. eine weitere Revision oder das Korrekturlesen durch Fachexpert:innen.

Befindet man sich eher im Bereich der MÜ-Entwicklung, ist die Kernkompetenz das Wissen über MÜ-Systeme, wie diese trainiert und evaluiert werden. Wie Fehler in der MÜ gehandhabt werden sollen und wie Nutzer:innen zu beraten sind, ist auch bei der Entwicklung von MÜ relevant, aber nicht fundamental. In dieser Kategorie sind auch Tätigkeitsprofile angesiedelt, die linguistische

Perspektiven bei der MÜ-Entwicklung erfordern. Dies betrifft beispielsweise die Bewertung und Optimierung von Trainingsdaten oder die Evaluierung von MÜ-Systemen. Diese Tätigkeiten helfen, die Performanz eines MÜ-Systems zu verbessern. Die Aufbereitung von firmenspezifischen Daten (z. B. in der Form von Translation Memories), deren Bereinigung (z. B. in Bezug auf die Terminologie) und die Integration von Styleguides oder Kontrollierten Sprachen sind daher unerlässliche Kompetenzanforderungen für MÜ-Entwickler:innen. Darüber hinaus sind Programmierkenntnisse nützlich, um informatische Modifikationen an den Programmen selbst vornehmen zu können bzw. deren Notwendigkeit einschätzen zu können. Auch die Installation und Wartung der Systeme (sei es lokal oder Cloud-basiert) erfordert ein MÜ-spezifisches IT-Verständnis.

Zu guter Letzt ist es auch bei der Beratung wichtig, dass man einschätzen kann, wie effektiv Fehler in der MÜ beseitigt werden können und wie MÜ-Systeme funktionieren. Hier ist es aber entscheidender, dass man Projekte global evaluieren und Chancen und Risiken abschätzen kann. Besonders im Vordergrund stehen hierbei Themen wie Datenschutz und Haftung. Oftmals sind sich Kund:innen und Auftraggeber:innen nicht darüber bewusst, dass die Nutzung von MÜ zu Datenschutz- und Haftungsrisiken führt. Die Art und das Hosting des zu nutzenden MÜ-Systems ist abhängig von der Sensibilität der Daten. Je vertraulicher die zu übersetzenden Texte, desto sicherer muss das zu verwendende System sein. Daher müssen PE-Berater:innen diese Risiken analysieren und bewerten können und zu entsprechenden Hosting-, Installations- bzw. Lizenzmodellen raten. Was die Haftung angeht, spielen juristische Faktoren eine Rolle bei der Beratung. Je nach Anzahl und Intensität der Qualitätssicherungsmaßnahmen muss vorab geklärt werden, wer die finale Verantwortung für das Translat übernimmt. Die Fähigkeit, bei vertraglichen Angelegenheiten beraten zu können, gehört daher hier auch zu den Kompetenzbereichen. Mehr zu Risiken in digitalen Übersetzungsprozessen in Kapitel 11.

4 Kompetenzmodel übertragen: Post-Editing von Untertiteln

In Tardel u. a. (2021) haben wir dieses Kompetenzmodel für das Feld des Untertitels eingesetzt. Untertitelung ist ein Teil der audiovisuellen Translation, der sich neben der Interaktion zwischen Audio und Bild noch durch besondere Einschränkungen auszeichnet, wie maximale und minimale Anzeigezeiten oder Längenvorgaben. Um diese Vorgaben einzuhalten, müssen Strategien angewendet werden, die wiederum spezielle Kompetenzen erfordern. Das Translat zeichnet sich durch

spezielle Eigenheiten und Äquivalenzauffälligkeiten aus und so kann es passieren, dass selbst bei intralingualen Untertiteln¹ Audio und Untertitel nicht identisch sind. In Kapitel 12 wird ausführlich über die Digitalisierungsmöglichkeiten in der audiovisuellen Translation diskutiert.

MÜ für Untertitel kann nun entweder aus einem vorhandenen Skript oder über automatische Spracherkennung generiert werden. Auch wenn letztere mittlerweile sehr gute Ergebnisse liefern kann, liegt hier natürlich noch eine weitere potenzielle Fehlerquelle vor, die die Qualität des Translats beeinflussen kann. Vollautomatisch generierte Untertitel sind heute auf vielen Plattformen eine gängige Praxis, wobei jedoch der PE-Bedarf schnell ersichtlich wird. Oftmals sind nämlich die vollautomatisch erstellten Untertitel zu lang, zeitlich schlecht gesetzt und daher schlecht lesbar (siehe [Szarkowska u. a. 2024](#)). Außerdem enthalten sie Transkriptions- bzw. Übersetzungsfehler, die zu dysfunktionalem Lesen und Verständlichkeitsproblemen führen können. Am Beispiel der Live-Untertitelung sieht man weiterhin, dass besondere Anforderungen an Schnelligkeit und Reaktionsfähigkeit im Untertitelungsprozess bestehen.

Aus diesen Gegebenheiten lässt sich ableiten, dass zu den allgemeinen PE-Kompetenzen beim PE von Untertiteln das Kompetenzspektrum weiter ausdifferenziert werden muss. Das Fundament der Translationskompetenzen und das Dach der Soft Skills bleiben bestehen. Erweiterungen müssen entsprechend an den Säulen vorgenommen werden. So kommen zur effizienten Fehlerbehebung Untertitelungskompetenzen hinzu, die Untertitelungsstyleguides und -konventionen berücksichtigen. Zum Wissen über MÜ-Systeme und eventuell Spracherkennungssysteme kommen Kenntnisse über untertitelungsspezifische Prozesse und Technologien hinzu, die beispielsweise beim Training von MÜ-Systemen eine Rolle spielen können. Bei der Beratung von MÜ und PE in Untertitelungsprojekten ist Wissen über die Film- und Fernsehindustrie und deren Abläufe noch zusätzlich wichtig.

5 Post-Editing in der Sprachdienstleistungsbranche

[Nitzke u. a. \(2024\)](#) führten eine Umfrage in der Sprachdienstleistungsbranche durch, um zu untersuchen, wie MÜ und PE in Übersetzungsprojekten genutzt werden. Von den 19 Befragten gaben 14 an, dass sie MÜ und PE für maximal 20 %

¹Da die primäre Zielgruppe bei intralingualen Untertiteln Menschen mit Höreinschränkungen sind, kommen hier häufig noch zusätzliche Elemente zum Dialog in die Untertitel, z. B. Hinweise auf weitere Geräusche in der Audiospur, wenn bspw. im Hintergrund ein Telefon klingelt, oder aber auch Hinweise auf Sprecherwechsel etc.

ihrer Projekte einsetzen. Die Entscheidung für oder gegen den Einsatz von MÜ wurde von verschiedenen Faktoren beeinflusst, darunter die Kundenanforderungen, die Eignung des Ausgangstexts, die Textsorte und das Übersetzungsvolumen. Einige Teilnehmer:innen erklärten, dass ihre Entscheidungen eher auf strategischen Überlegungen als auf Einzelfallentscheidungen basieren. Besonders kreative Texte wie Marketing- und Werbetexte werden häufig von der Nutzung von MÜ und PE ausgeschlossen. Die Ergebnisse zeigen überwiegend, dass die Maschine ohne menschliches Eingreifen nach wie vor nicht in der Lage ist, qualitativ hochwertige Übersetzungsarbeit zu leisten. Die Mehrheit der Befragten berichtete, dass Light-PE kaum eine Rolle spielt und stattdessen überwiegend Full-PE angewendet wird², oft ergänzt durch zusätzliche Qualitätssicherungsmaßnahmen, die denjenigen bei rein menschlichen Übersetzungen ähneln oder mit ihnen identisch sind.

Die Befragten berichteten zudem, dass MÜ fast immer in Translation-Memory-Systeme integriert wird, wodurch der PE-Prozess weitgehend dem von computergestützten Humanübersetzungen gleicht. MÜ wird somit wie eine weitere Ressource neben den vorhandenen Translation-Memories genutzt. Die Preise für PE-Projekte werden in der Regel auf Wortbasis kalkuliert, wobei durchschnittlich eine Reduktion von 25 % berichtet wurde. Einige Teilnehmer erwähnten den Zeitfaktor, konnten jedoch keine signifikanten Zeiteinsparungen feststellen, sondern vielmehr Änderungen im Prozessablauf.

Hinsichtlich der genutzten MÜ-Systeme zeigte sich eine Präferenz für kommerzielle Pro-Versionen. Einige nutzen eigene Daten, um die Systeme zu trainieren, andere arbeiten mit geschlossenen Systemen oder einer Kombination beider Ansätze. In Bezug auf die Risiken von PE-Projekten äußerten sich die Teilnehmer:innen besorgt, insbesondere in Bezug auf die Datensicherheit, die mit Abstand am häufigsten als potenzielles Risiko bei der Nutzung von MÜ genannt wurde.

Ein Teil der Umfrage beinhaltete eine Bewertung vorgegebener Faktoren auf einer Skala von 0 bis 4. Dabei wurden die angestrebte Qualität des Zieltexts, Risiken im Ausgangstext, die Sensibilität der Inhalte und die Verfügbarkeit eines geeigneten MÜ-Systems als die wichtigsten Kriterien für PE-Projekte genannt. Zeitdruck, die Veröffentlichung des Zieltexts, die Anzahl der verfügbaren Übersetzer:innen bzw. Posteditor:innen sowie die Größe des Zieltextpublikums spielten hingegen eine untergeordnete Rolle.

Die Umfrage ergab zudem, dass insbesondere im Premium-Segment noch viele Übersetzungsprojekte für MÜ und PE ungeeignet sind. Die PE-Umgebung und

²zur Unterscheidung von Light und Full PE siehe Kapitel II.

die Qualitätssicherung unterscheiden sich dabei kaum von denen des traditionellen Humanübersetzungsprozesses. Zeitdruck und Kostenüberlegungen sind nicht immer die entscheidenden Faktoren, die für oder gegen den Einsatz von MÜ und PE sprechen.

6 Zusammenfassung und Ausblick

PE ist eine ganz klar translatorische Tätigkeit für die Übersetzungskompetenzen fundamental sind. Einige zusätzliche Kompetenzen müssen ausgebildet werden, die ein effizientes PE, ein sinnvolles Entwickeln von Systemen und eine gekonnte Beratung ermöglichen. Soft Skills wie Konzentrationsfähigkeit oder aber auch ein professionelles Selbstbild runden die PE-Kompetenzen ab. PE-Kompetenzen überschneiden sich stellenweise mit Revisionskompetenzen, es ist aber auch eindeutig, dass es sich bei diesen Anforderungsprofilen um zwei unterschiedliche Tätigkeiten handelt.

Wir haben gezeigt, dass sich das Bild des PE-Kompetenz-Hauses gut eignet, um den Bedarf an PE-Kompetenzen darzustellen. Des Weiteren kann es genutzt werden, um spezifische Tätigkeitsprofile abzubilden und weitere Spezialisierungen darzustellen. Auch kann es flexibel für weitere technische Entwicklungen angepasst werden.

Mit dem Aufkommen von Generativer KI und Large-Language-Modellen hat sich für den PE-Prozess so weit noch nicht viel geändert. Bisher wurde der maschinell übersetzte Text in Translation Memories eingespeist und dort segmentbasiert bearbeitet. Dies ist potentiell auch mit einem Text möglich, der von einem Chatbot generiert wurde. Auch für solche Texte gilt es weiterhin, die Fehler effizient zu beheben. Als neue Fehlerart könnten Halluzinationen hinzukommen (siehe McIntosh u. a. 2024), die von der generativen KI in den Text eingefügt und entsprechen erkannt und gelöscht werden müssen. Nichtsdestotrotz ist anzunehmen, dass in den nächsten Jahren die generative KI den PE-Prozess doch maßgeblich verändert. Zum einen ist es bereits jetzt möglich, durch intelligente und effiziente Prompts den Generierungsprozess der Texte derart zu beeinflussen, dass das automatisch generierte Translat skopos- und zielgruppenorientiert optimiert werden kann (siehe Deilen u. a. 2023). Hier könnte sich ein Paradigmenwechsel von Optimieren durch PE zu Optimieren durch Prompten vollziehen. Außerdem ist es bereits jetzt möglich, einen Chatbot zur Assistenz bei Recherche und Revision zu nutzen. Künftig bleibt abzuwarten, ob der Chatbot als Partner beim kollaborativen Übersetzen und PE Einzug halten wird, ähnlich wie es schon als Lern-Assistenz für Schulen und Studium der Fall ist. Für ein endgültiges Bild, wie

sich generative KI in den Übersetzungsalltag einbinden wird, ist es zum jetzigen Zeitpunkt aber zu früh.

Literatur

- Deilen, Silvana, Sergio Hernández Garrido, Ekaterina Lapshinova-Koltunski & Christiane Maaß. 2023. Using ChatGPT as a CAT tool in Easy Language translation. In Sanja Štajner, Horacio Saggio, Matthew Shardlow & Fernando Alva-Manchego (Hrsg.), *Proceedings of the second workshop on text simplification, accessibility and readability*, 1–10. Varna, Bulgaria: INCOMA Ltd., Shoumen, Bulgaria. <https://aclanthology.org/2023.tsar-1.1>.
- DIN. 2018. *DIN ISO 18587 Übersetzungsdienstleistungen - Posteditieren maschinell erstellter Übersetzungen - Anforderungen (ISO 18587:2017)*.
- Konttinen, Kalle, Leena Salmi & Maarit Koponen. 2020. Revision and post-editing competences in translator education. In Maarit Koponen, Brian Mossop, Isabell S. Robert & Giovanna Scocchera (Hrsg.), *Translation revision and post-editing*, 187–202. London: Routledge.
- McIntosh, Timothy R., Tong Liu, Teo Susnjak, Paul Watters, Alex Ng & Malika N. Halgamuge. 2024. A culturally sensitive test to evaluate nuanced GPT hallucination. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence* 5(6). 2739–2751. DOI: [10.1109/TAI.2023.3332837](https://doi.org/10.1109/TAI.2023.3332837).
- Nitzke, Jean, Carmen Canfora, Silvia Hansen-Schirra & Dimitrios Kapnas. 2024. Decisions in projects using machine translation and post-editing: An interview study. *The Journal of Specialised Translation* (41). 127–148.
- Nitzke, Jean & Silvia Hansen-Schirra. 2021. *A short guide to post-editing* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 16). Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.5646896](https://doi.org/10.5281/zenodo.5646896).
- Nitzke, Jean, Silvia Hansen-Schirra & Carmen Canfora. 2019. Risk management and post-editing competence. *The Journal of Specialised Translation* 31(1). 239–259.
- Robert, Isabelle, Jim JJ Ureel & Iris Schrijver. 2022. Translation, translation revision and post-editing competence models: where are we now? In *The human translator in the 2020s*, 44–59. London: Routledge.
- Robert, Isabelle S, Aline Remael & Jim JJ Ureel. 2017. Towards a model of translation revision competence. *The Interpreter and Translator Trainer* 11(1). 1–19.
- Szarkowska, Agnieszka, V. Ragni, D. Orrego-Carmona, S. Black, S. Szkriba, J-L. Kruger, K. Krejtz & B. Silva. 2024. The impact of video and subtitle speed on subtitle reading: An eye-tracking replication study. *Journal of Audiovisual Translation* 7(1). 1–23.

Tardel, Anke, Silvia Hansen-Schirra & Jean Nitzke. 2021. Post-editing job profiles for subtitlers. In *Proceedings of the 1st workshop on automatic spoken language translation in real-world settings (ASLTRW)*, 13–22.

Kapitel 16

Künstliche Intelligenz in Translation und Fachkommunikation: Skizze eines Kompetenzrahmens

Ralph Krüger

TH Köln

In diesem Kapitel wird ein KI-Kompetenzrahmen für Translation und Fachkommunikation skizziert, dessen Notwendigkeit sich aus den jüngsten Entwicklungen im Bereich der sprachbezogenen Künstlichen Intelligenz (KI) – insbesondere im Bereich der Large Language Models (LLMs) – ergibt. Zunächst wird kurz das Verhältnis von neuronaler maschineller Übersetzung (NMÜ) und LLMs diskutiert und im Anschluss das Spektrum translatorischer/fachkommunikativer Arbeitsgänge dargestellt, die insbesondere durch Mehrzweck-KI-Technologien wie LLMs (teil-)automatisiert werden können. Daran an schließt eine Diskussion der angesichts dieser Automatisierung von Translation und Fachkommunikation erforderlichen Digitalkompetenzen, insbesondere in den Bereichen maschinelle Übersetzung, Daten und Künstliche Intelligenz im Allgemeinen. Die entsprechenden Kompetenzbündel MT Literacy, Data Literacy und AI Literacy sowie deren Schnittstellen werden diskutiert und es wird ein daraus abgeleiteter KI-Kompetenzrahmen für Translation und Fachkommunikation skizziert. Im Anschluss werden die einzelnen Dimensionen dieses Kompetenzrahmens im Detail dargestellt und punktuell auf mögliche praktische Anwendungskontexte bezogen.

1 Automatisierung und Digitalkompetenzen in Translation und Fachkommunikation

Seitdem die Autoren des in der Translationswissenschaft zu einer gewissen Berühmtheit gelangten ALPAC-Reports (*Automatic Language Processing Advisory Committee 1966*) vor fast 60 Jahren dem damaligen Leistungspotenzial der



Ralph Krüger. 2025. Künstliche Intelligenz in Translation und Fachkommunikation: Skizze eines Kompetenzrahmens. In Oliver Czulo, Martin Kappus & Felix Hoberg (Hrsg.), *Digitale Translatologie*, 269–286. Berlin: Language Science Press. DOI: ??



maschinellen Übersetzung (MÜ) ein ungenügendes Zeugnis ausstellten und die Verlagerung künftiger Forschungsbemühungen weg von der *maschinellen* Übersetzung und hin zur *rechnergestützten* Übersetzung empfohlen¹, ist der Automatisierungsgrad des Übersetzungsprozesses sukzessive erhöht worden (vgl. den historischen Überblick in Chan 2023 sowie in diesem Buch in Kapitel 1). Die im ALPAC-Report noch geschmähte MÜ hat spätestens mit dem Siegeszug des Machine-Learning-Paradigmas in der Forschung zur Künstlichen Intelligenz Anfang/Mitte der 2010er Jahre in ihrer Ausprägung als neuronale maschinelle Übersetzung ein beachtliches Leistungsniveau erreicht und kann heute sicherlich mit gutem Recht als translatorische Leittechnologie bezeichnet werden. Ein Meilenstein in der NMÜ- und der breiteren KI-Forschung war die Entwicklung des Transformers (Vaswani u. a. 2023), einer speziellen Ausprägung eines neuronalen Netzes, die besonders gut für die Verarbeitung natürlicher Sprache geeignet ist. Der ursprünglich für die MÜ konzipierte Transformer bildete später auch die Architekturgrundlage für sogenannte Large Language Models (LLMs) wie beispielsweise die GPT-Modelle von OpenAI, die Claude-Modelle von Cohere oder die Gemini-Modelle von Google. LLMs verfügen über die Eigenschaft des „In-Context Learning“ (Brown u. a. 2020: 3), d. h., sie können durch natürlichsprachliches Prompting mit zahlreichen sprachbezogenen Aufgaben über die maschinelle Übersetzung hinaus betraut werden. Dementsprechend werden diese Modelle – u. a. in der aktuellen KI-Gesetzgebung der Europäischen Union – auch als „general-purpose AI technologies“ (Madiaga 2023: 1), zu Deutsch ‚Mehrzweck-KI-Technologien‘, bezeichnet. Bei aktuellen Modellen wie beispielsweise GPT-4o (vgl. OpenAI (2024)) handelt es sich außerdem um *multimodale LLMs* (Zhang u. a. 2024), die neben Schriftsprache auch andere Modalitäten wie Bilder, Videos und Audiosignale verarbeiten können. Diese Funktionsvielfalt multimodaler LLMs hat zur Folge, dass eine große Zahl von Arbeitsgängen nicht nur im Übersetzen, sondern auch im verwandten translatorischen Arbeitsfeld des Dolmetschens und in der dem Übersetzen ebenfalls wesensverwandten technischen Redaktion (im Folgenden: Translation und Fachkommunikation) durch diese Modelle (teil-)automatisiert bzw. unterstützt werden können. Dies ist in Abbildung 1 exemplarisch dargestellt.

In der Übersetzung können LLMs beispielsweise über die „klassische“ maschinelle Übersetzung hinaus mit Aufgaben im Bereich der Qualitätsbewertung, der Qualitätsoptimierung (Pre-/Post-Editing, maschinelles Lektorat), der Informati-

¹„[T]here is no immediate or predictable prospect of useful machine translation. [...] Machine-aided translation may be an important avenue towards better, quicker, and cheaper translation.”
Automatic Language Processing Advisory Committee (1966: 32).

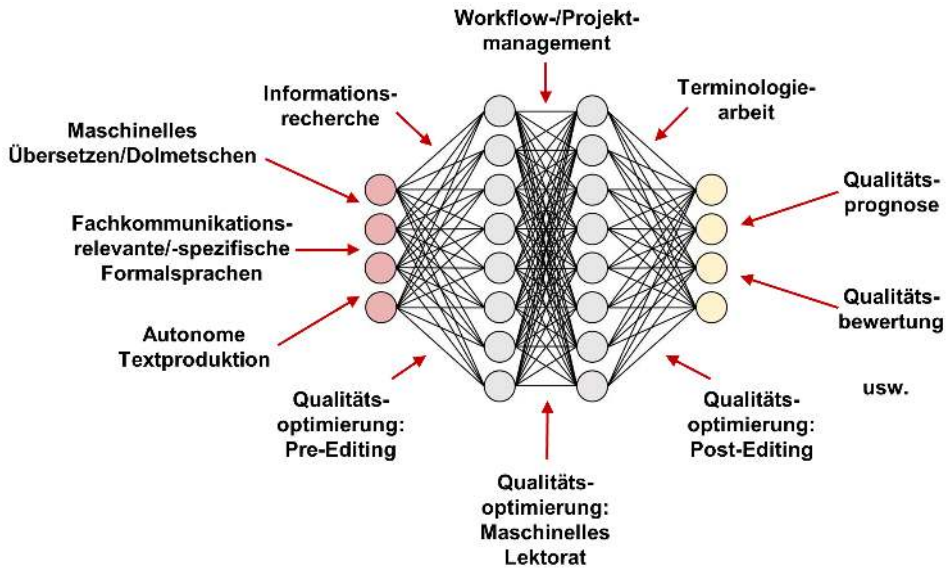


Abbildung 1: Spektrum der durch LLMs potenziell (teil-)automatisierbaren Arbeitsgänge in Translation und Fachkommunikation (CC BY-SA 4.0)

onsrecherche/Terminologiearbeit oder womöglich auch im Bereich des Projektmanagements betraut werden. LLMs, die zur Verarbeitung mündlicher Sprache in der Lage sind, können außerdem potenziell zum maschinellen Dolmetschen eingesetzt werden, und die Fähigkeit generativer Sprachmodelle zur autonomen Textproduktion oder auch zur einsprachigen Texttransformation (z. B. Entwicklungsdokumentation → Bedienungsanleitung) könnte in der technischen Redaktion genutzt werden.² Da moderne LLMs nicht nur natürliche Sprachen, sondern i. d. R. auch Formalsprachen (z. B. Programmiersprachen wie Python, Auszeichnungssprachen wie XML oder Textmuster wie reguläre Ausdrücke) beherrschen, können sie auch in diesem Bereich eine Unterstützung bieten, wenn beispielsweise im Übersetzen oder der technischen Redaktion reguläre Ausdrücke zur Identifizierung und ggf. Manipulation bestimmter Zeichenketten (E-Mail-Adressen, Telefonnummern, Maßeinheiten usw.) geschrieben werden müssen.

Eine solche (Teil-)Automatisierung translatorischer/fachkommunikativer Arbeitsgänge kann aus einer Kompetenzperspektive unterschiedlich bewertet wer-

²Auch im Dolmetschen und der technischen Redaktion ist selbstverständlich eine LLM-Unterstützung in den Bereichen Informationsrecherche/Terminologiearbeit, Qualitätsbewertung und (womöglich eher in der technischen Redaktion als im Dolmetschen) Qualitätsoptimierung möglich.

den. So nimmt Sandrini (2022: 51) in seinem *Translatoren-Obsoleszenz-Zyklus* Teilaufgaben des Übersetzungsprozesses in den Blick, die bei einer Erhöhung des Automatisierungsgrades von einem Computer übernommen werden können. Aufseiten menschlicher Übersetzer:innen werden diese Aufgaben damit obsolet, was womöglich entsprechende Kompetenzverluste mit sich bringt (so entfällt z. B. durch den Einsatz von Terminologiedatenbanken die Notwendigkeit der Memorisierung von Fachtermini und durch den Einsatz von MÜ-Systemen die Notwendigkeit der Anfertigung einer Rohübersetzung, vgl. ebd.). In einem ähnlichen Zusammenhang sprechen Schatsky & Schwartz (2015: 9) von möglichen Kompetenzverlusten („Deskilling“), die mit einem übermäßigen Technologieeinsatz verbunden sein können. Olohan (2017: 278) weist dagegen – wieder mit Blick auf das Übersetzen – darauf hin, dass mit einer Erhöhung des translatorischen Automatisierungsgrades auch ein „upskilling of translators“ einhergehen kann. Denn schließlich resultiert ein höherer Automatisierungsgrad häufig in einer höheren Komplexität der jeweiligen (teil-)automatisierten Prozesse, woraus wiederum neue prozessanalytische, prozessorganisatorische und technologische Kompetenzanforderungen erwachsen (vgl. hierzu auch Krüger 2018). Dieser Gedanke eines technologieinduzierten Upskillings soll in diesem Beitrag aufgegriffen und mit Blick auf die zuvor besprochenen LLMs weiter ausgearbeitet werden. Es könnte in diesem Zusammenhang argumentiert werden, dass diese Mehrzweck-KI-Technologien nur dann in adäquater Weise in Praxisworkflows integriert werden können und ihr Potenzial zur (Teil-)Automatisierung translatorischer/fachkommunikativer Arbeitsgänge nur dann voll ausgeschöpft werden kann, wenn die Nutzer:innen dieser Modelle über entsprechende Kompetenzen entlang mehrerer Dimensionen verfügen, wie dies in dem in Abschnitt 3 skizzierten Kompetenzrahmen abgebildet werden soll. Empirisch gestützt wird diese Annahme beispielsweise durch eine gemeinsame Umfrage von Slator und der Association of Language Companies aus dem Jahr 2023, bei der 34 % der befragten Sprachdienstleister KI und Big Data als die wichtigsten Kompetenzfelder der kommenden Jahre nannten (vgl. Edwards 2023).

2 MT Literacy, Data Literacy und AI Literacy und ihre Schnittstellen

Aus dem Blickwinkel *Upskilling als Reaktion auf Automatisierung* sind in der Translationswissenschaft in den letzten Jahren insbesondere drei Bündel von Digitalkompetenzen diskutiert worden, die mit Blick auf das Erkenntnisinteresse

des aktuellen Beitrags von besonderer Relevanz sind. Diese drei Kompetenzbündel und ihre Schnittstellen sind in Abbildung 2 dargestellt.

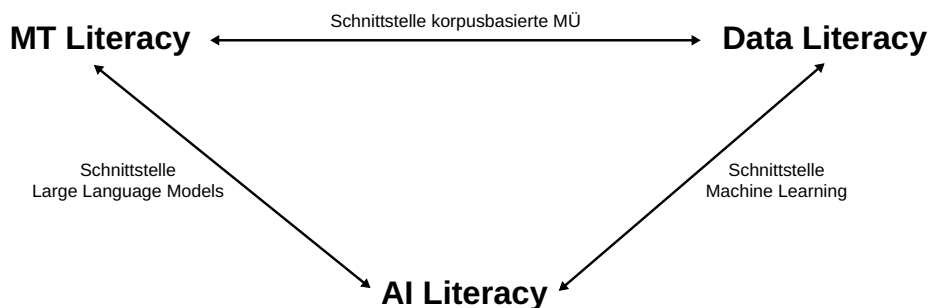


Abbildung 2: MT Literacy, Data Literacy und AI Literacy sowie deren Schnittstellen (CC BY-SA 4.0)

In Zusammenhang mit der zunehmenden Relevanz der maschinellen Übersetzung sowohl in der Sprachindustrie als auch in der breiteren Gesellschaft haben Bowker & Ciro (2019) den Begriff der *Machine Translation Literacy* geprägt (siehe hierzu auch Kapitel 14), der von Ehrensberger-Dow u. a. (2023: 146) definiert wird als „knowing how MT works, how it can be useful in a particular context, and what the implications are of using MT for specific communicative needs“. Mit Blick auf das professionelle Fachübersetzen habe ich darauf aufbauend den Begriff der *Professional MT Literacy* vorgeschlagen. Dieser beschreibt „the full range of MT-related competences professional translators (and other language professionals) may require in order to participate successfully in the various phases of the MT-assisted professional translation process“ (Krüger & Hackenbuchner 2022: 249). Der zweite im aktuellen Zusammenhang relevante Begriff ist der der *Data Literacy*, definiert als „the ability to collect, manage, evaluate, and apply data, in a critical manner“ (Ridsdale u. a. 2015: 11). Die Schnittstelle zwischen MT und Data Literacy bildet die korpusbasierte maschinelle Übersetzung, insbesondere in ihrer Ausprägung als NMÜ, die nicht, wie frühe regelbasierte MÜ-Systeme, mit explizitem linguistischen Wissen operiert, sondern mit umfangreichen Übersetzungskorpora trainiert wird und aus ihren Trainingsdaten eigene Repräsentationen und Übersetzungsmuster erlernt (Representation Learning im Rahmen des Machine-Learning-Paradigmas). Die Schnittstelle zwischen MT Literacy und Data Literacy wurde ausführlich in dem Projekt *DataLit^{MT}* bearbeitet, in dessen Rahmen Lerninhalte zur Vermittlung von Datenkompetenzen im Kontext der NMÜ entwickelt wurden (vgl. Krüger 2023a, Hackenbuchner & Krüger

2023).³ Das dritte im aktuellen Kontext relevante Kompetenzbündel firmiert unter dem Namen *Artificial Intelligence Literacy* und wird von Long & Magerko (2020: 1) definiert als „a set of competencies that enables individuals to critically evaluate AI technologies; communicate and collaborate effectively with AI; and use AI as a tool online, at home, and in the workplace.“ Angesichts der Ubiquität leistungsstarker KI-Technologien in modernen Gesellschaften (KI als „Everyware“, Greenfield 2006) sind zunehmend Stimmen zu vernehmen, laut denen AI Literacy neben traditionellen Lese-, Schreib- und Rechenkompetenzen sowie allgemeinen Digitalkompetenzen zu den wichtigsten Kompetenzbündeln des 21. Jahrhunderts gehört (vgl. Ng u. a. 2021: 9). Die Schnittstelle zwischen AI Literacy und Data Literacy bildet das bereits angesprochene Machine-Learning-Paradigma innerhalb der übergeordneten KI-Forschung, in dessen Rahmen neuronale Netze mit umfangreichen Trainingsdatenbeständen trainiert werden und aus diesen Trainingsdaten Repräsentationen und Muster erlernen (vgl. die Erläuterungen zur korpusbasierten MÜ als spezifischer Ausprägung eines Machine-Learning-Systems). Diese untrennbare Verflechtung von Algorithmen und Daten in modernen KI-Technologien hat damit auch eine entsprechende Verflechtung von Data Literacy und AI Literacy zur Folge. Die Schnittstelle zwischen AI Literacy und MT Literacy bilden die bereits besprochenen LLMs, die aus der NMÜ-Forschung hervorgegangen sind und auf einem ähnlichen Funktionsprinzip wie die NMÜ beruhen (mit dem Transformer als gemeinsamer Architekturgrundlage). Angesichts dieser Genealogie kann bei der theoretischen Ausarbeitung und didaktischen Operationalisierung einer translatorischen/fachkommunikativen AI Literacy auf Vorarbeiten zu einer Professional MT Literacy und einer MÜ-spezifischen Data Literacy zurückgegriffen werden (vgl. die Diskussion im nachstehenden Abschnitt).

3 Skizze eines KI-Kompetenzrahmens für Translation und Fachkommunikation

Der nachstehend skizzierte KI-Kompetenzrahmen für Translation und Fachkommunikation basiert in Teilen auf drei bestehenden Kompetenzrahmen: 1) dem im Kontext von DataLit^{MT} entwickelten *Professional MT Literacy Framework* (vgl. Krüger & Hackenbuchner 2022), 2) dem DataLit^{MT} Framework (einem in demselben Projekt entwickelten MÜ-spezifischen Data Literacy Framework, vgl. ebd.) und 3) dem *AI Literacy Framework* von Long & Magerko (2020). Im Professio-

³Projektergebnisse von DataLit^{MT}: <https://itmkgithub.io/The-DataLitMT-Project/> (24.04.2024)

nal MT Literacy Framework werden die im professionellen Fachübersetzen erforderlichen MÜ-Kompetenzen auf fünf Dimensionen verteilt (*technical MT literacy*, *linguistic MT literacy*, *economic MT literacy*, *societal MT literacy* und *cognitive MT literacy*), die jeweils in weitere Teildimensionen aufgefächert sind. Das DataLit^{MT} Framework modelliert den Datenlebenszyklus innerhalb eines MÜ-Projektes und ist in die fünf Dimensionen *Data context*, *Data planning*, *Data collection/production*, *Data evaluation* und *Data use* unterteilt (jeweils wieder in weitere Teildimensionen aufgefächert). Bei dem AI Literacy Framework von Long & Magerko (2020) handelt es sich um einen generischen, sprich nicht domänenspezifischen, Kompetenzrahmen, der entlang der fünf Fragen *What is AI?*, *What can AI do?*, *How does AI work?*, *How should AI be used?* und *How do people perceive AI?* strukturiert ist.⁴ Der auf Grundlage dieser konzeptuellen Vorläufer entwickelte KI-Kompetenzrahmen für Translation und Fachkommunikation in seiner Entwurfsfassung ist in Abbildung 3 dargestellt.

Im Folgenden werden die fünf Dimensionen des Kompetenzrahmens genauer besprochen und dabei einzelne Teilkompetenzen exemplarisch fokussiert.

3.1 Technische Grundlagen

Die erste Dimension des skizzierten Kompetenzrahmens befasst sich mit den technischen Grundlagen moderner KI-Verfahren. Hierunter fallen grundlegende Kenntnisse der Funktionsweise aktueller KI-Technologien sowie des Trainings dieser Technologien, ein Bewusstsein für die Verflechtung von KI-Modellen und deren Trainingsdaten (wodurch gleichzeitig die Anschlussfähigkeit des Kompetenzrahmens an einschlägige Datenkompetenzrahmen hergestellt wird) sowie Kenntnisse der Funktionsweise und der Notwendigkeit der Kennzeichnung KI-generierter Inhalte.⁵ In der Translationswissenschaft werden Forderungen nach technischen Grundkenntnissen im Bereich moderner Translationstechnologien (speziell der NMÜ) häufig mit dem Empowerment von Übersetzer:innen begründet, das mitunter eingeschränkt ist, wenn diese Übersetzer:innen die Funktionsweise solcher Technologien aufgrund von deren „Blackbox“-Charakter nicht

⁴Das Professional MT Literacy Framework und das DataLit^{MT} Framework sowie die Schnittstelle zwischen diesen beiden Kompetenzrahmen werden in Krüger & Hackenbuchner (2022) im Detail beschrieben. Das AI Literacy Framework von Long & Magerko (2020) sowie die Schnittstelle zwischen diesem und den beiden vorgenannten Kompetenzrahmen werden in Krüger (2023a) eingehend besprochen.

⁵Eine solche Kennzeichnung ist insbesondere im Kontext des modernen KI-Technologien innewohnenden Manipulationspotenzials zu sehen, das in dem skizzierten Kompetenzrahmen unter *Ethische/gesellschaftliche Aspekte* (vgl. Abschnitt 3.5) aufgeführt ist.

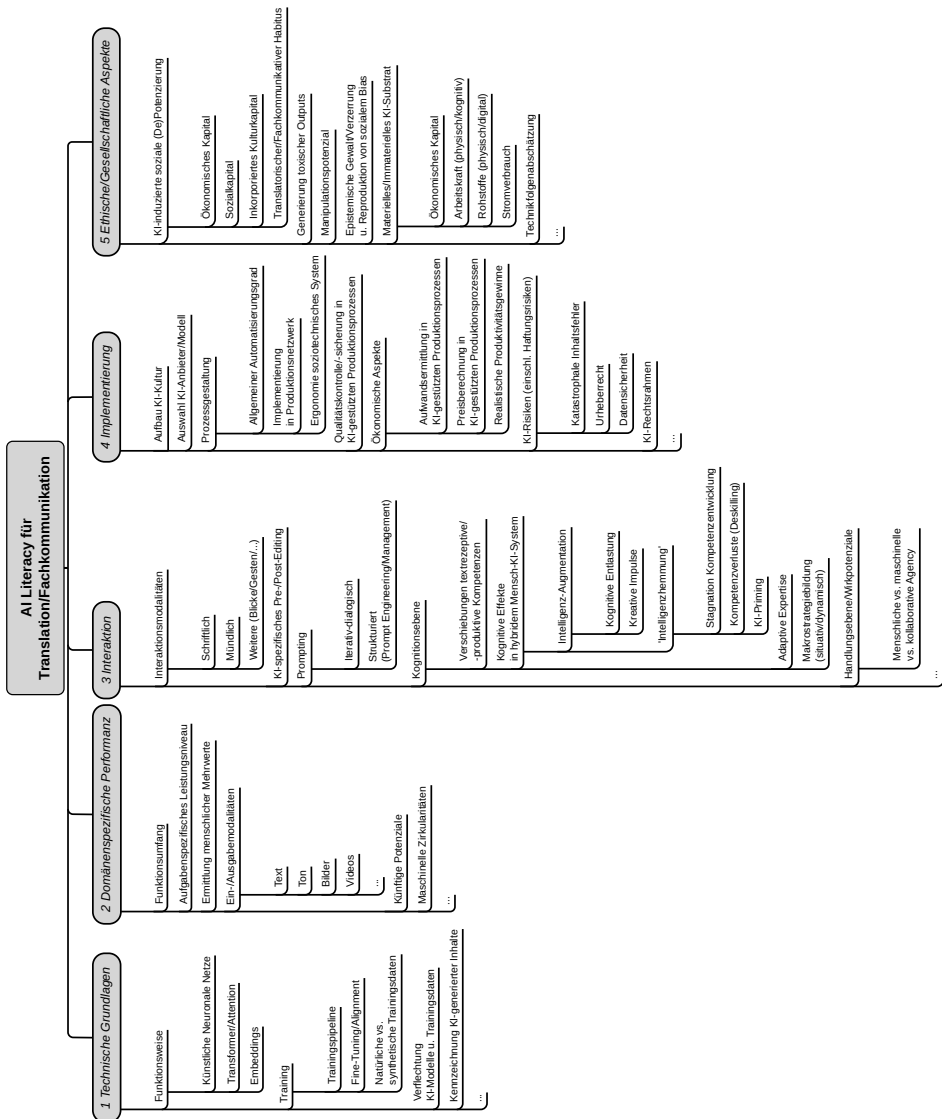


Abbildung 3: Skizze eines KI-Kompetenzrahmens für Translation und Fachkommunikation (CC BY-SA 4.0)

nachvollziehen können.⁶ Dieser Befund gilt sicherlich auch für Mehrzweck-KI-Technologien wie LLMs sowie für die verwandten Berufsbilder des Dolmetschens und der technischen Redaktion. An dieser Stelle wird allerdings auch direkt ersichtlich, dass der hier skizzierte Kompetenzrahmen in seiner aktuellen Form lediglich eine Momentaufnahme der sehr dynamischen KI-Landschaft darstellt und möglicherweise schon bald an neue Entwicklungen in diesem Bereich angepasst werden muss. So wird hier beispielsweise der Transformer als aktuelle State-of-the-Art-Architektur im KI-Bereich aufgeführt. Allerdings werden derzeit auch alternative Modellarchitekturen (z. B. sog. „State Space Models“ wie *Mamba*, vgl. Gu & Dao 2023) erforscht, die dem Transformer in Zukunft Konkurrenz machen oder diesen womöglich auch als Leitarchitektur ersetzen könnten.

3.2 Domänenspezifische Performanz

Im Kontext der domänenspezifischen Performanz geht es zunächst einmal um ein Bewusstsein für den Funktionsumfang von modernen KI-Technologien (vgl. die Diskussion in Abschnitt 1), was auch ein Verständnis der verfügbaren Ein- und Ausgabemodalitäten dieser Technologien umfasst. Aufbauend darauf können dann das aufgabenspezifische Leistungsniveau dieser Technologien und – damit zusammenhängend – menschliche Mehrwerte ermittelt und im nächsten Schritt adäquate KI-gestützte Workflows konzipiert und in Praxisumgebungen implementiert werden (vgl. Abschnitt 3.4).⁷ Den Funktionsumfang und das aufgabenspezifische Leistungsniveau von aktuellen LLMs zu bestimmen, ist keine triviale Aufgabe, da die Affordanzen dieser Mehrzweck-KI-Technologien auf den ersten Blick unklar bleiben – d. h., im Gegensatz zu Spezialsystemen wie beispielsweise MÜ-Systemen „sagen“ LLMs ihren Nutzer:innen nicht unmittelbar, was sie mit ihnen tun sollen. Die Bestimmung des aufgabenspezifischen Leistungsniveaus und der menschlichen Eingriffe, die zur erfolgreichen Erledigung der jeweiligen KI-gestützten Aufgaben erforderlich sind, kann aus einer Prozessperspektive unter dem Schlagwort *Expert in the Loop* (vgl. Slator 2022) gefasst werden, gemäß dem menschliche Expert:innen durch KI-Technologien nicht vollständig ersetzt werden, sondern weiterhin in KI-gestützte Produktionsprozesse

⁶Vgl. hierzu (Kenny 2019: 438): „Increased opacity [...] is a particular cause for concern for humans required to work with contemporary MT systems because it can limit their ability to intervene in translation workflows, thus undermining agendas of translator empowerment [...]“

⁷Angesichts des hohen Entwicklungstempos in der modernen KI-Forschung (vgl. Abschnitt 3.1) gilt es hier auch immer, mögliche künftige Potenziale dieser Technologien im Blick zu behalten.

eingebunden bleiben und in diesen Prozessen mindestens eine Supervisionsrolle übernehmen, bei suboptimaler KI-Leistung in die Prozesse eingreifen und die Verantwortung für die Qualität des Endprodukts tragen.⁸ Der Mehrzweck-KI-Charakter und der damit einhergehende breite Funktionsumfang von aktuellen LLMs hat außerdem das Risiko maschineller Zirkularitäten zur Folge, die bei der Ausgestaltung KI-gestützter Produktionsprozesse möglichst vermieden werden sollten. So könnte beispielsweise im Fachübersetzen ein- und dasselbe LLM dazu genutzt werden, einen Ausgangstext mit Blick auf dessen maschinelle Übersetzung zu präeditieren, diesen Text maschinell zu übersetzen, den Zieltext dann einem automatischen Post-Editing zu unterziehen und im Anschluss ggf. noch eine Qualitätsbewertung des Ergebnisses durchzuführen. Im Sinne einer Zirkularitätsvermeidung und damit einhergehenden Risikostreuung sollten diese Arbeitsgänge möglichst jedoch auf unterschiedliche Modelle und/oder menschliche Expert:innen distribuiert werden.

3.3 Interaktion

Unter dieser Überschrift werden in dem skizzierten KI-Kompetenzrahmen relevante Aspekte der Mensch-KI-Interaktion modelliert. Hier sind zunächst einmal die verfügbaren Interaktionsmodalitäten relevant. Kurzfristig wird sich diese Interaktion wahrscheinlich noch auf die „traditionellen“ Modalitäten (primär schriftliche, vermehrt aber auch mündliche Interaktion) beschränken. Angesichts der Multimodalität aktueller LLMs sind mittelfristig aber sicherlich weitere Modalitäten wie eine Blick- oder eine Gestensteuerung denkbar (die allerdings mit einer invasiveren Nutzungsdatenerhebung einhergehen). Das KI-spezifische Pre- und Post-Editing nimmt Anleihen beim Pre-/Post-Editing für die maschinelle Übersetzung, allerdings sind diese Arbeitsgänge bei LLMs auch in Zusammenhang mit anderen Texttransformationen möglich. So könnte beispielsweise in der technischen Redaktion die Entwicklerdokumentation zu einem technischen Produkt zunächst präeditiert und dann an ein LLM übergeben werden, das daraus die Entwurfsfassung einer Bedienungsanleitung generiert (die dann wieder einem nachgelagerten menschlichen Post-Editing unterzogen werden könnte). Das adäquate Prompting von LLMs stellt ebenfalls eine wichtige KI-Kompetenz dar, zumal die sprachliche Qualität eines Prompts unmittelbare Auswirkungen auf die Qualität des LLM-Outputs haben kann. Ein solches Prompting kann

⁸Aus einer Kognitionsperspektive kann man bei dieser Komplementarität von Mensch und KI von einem *hybriden System*, aus einer Handlungsperspektive von einer *kollaborativen Agency* (vgl. Abschnitt 3.4) sprechen.

entweder iterativ-dialogisch erfolgen, d. h., der Output eines LLMs wird ‚im Gespräch‘ mit dem Modell sukzessive verfeinert, oder es wird von vorneherein ein Best-Practice-Prompt für die zu erledigende Aufgabe formuliert⁹, wobei natürlich auch hier wieder eine anschließende iterativ-dialogische Verfeinerung des LLM-Outputs möglich ist. Auf der Kognitionsebene sind zunächst mögliche Verschiebungen im Bereich der textrezeptiven und textproduktiven Kompetenzen zu berücksichtigen, beispielsweise eine potenziell stärkere Relevanz textrezeptiver Kompetenzen bei der Übernahme der Supervisionsrolle und der Qualitätssicherung oder eine potenzielle Verschiebung textproduktiver Kompetenzen auf das Prompting in LLM-gestützten Produktionsprozessen. In einem hybriden Mensch-KI-System ist zudem ein Bewusstsein für emergente kognitive Effekte positiver oder auch negativer Art erforderlich. Im Idealfall werden in einem solchen hybriden System die Schwächen des Systemelements KI durch die Stärken des Systemelements Mensch ausgeglichen und umgekehrt, wodurch es zu einer Intelligenz-Augmentation¹⁰ (beispielsweise in Form einer kognitiven Entlastung des Menschen durch die KI oder in Form von kreativen Impulsen durch die KI) kommt. Allerdings können sich die beiden Systemelemente auch in negativer Weise beeinflussen, man könnte hier im Gegensatz zu einer Augmentation von einer „Intelligenzhemmung“ sprechen. Diese kann sich beispielsweise in einer Stagnation der Kompetenzentwicklung (z. B. bei Studierenden) oder einem Kompetenzverlust (bei ausgebildeten Expert:innen) unter dem permanenten Einfluss von LLMs ausdrücken (vgl. die kurze Diskussion zu Deskilling in Abschnitt 1). Ein KI-induziertes Priming, also eine kognitive Vorprägung des menschlichen Systemelements durch den Output einer KI, ist mit Blick auf die MÜ gut belegt (vgl. exemplarisch Schaeffer & Carl 2016: 55) und wird häufig zu den sprachlichen Phänomenen *Machine Translationese* und *Post-Editese* (vgl. u. a. Daems u. a. 2017) in Bezug gesetzt. Künftig wird sich eine solche artifiziell ge- oder verformte Sprache sicherlich auch in anderen LLM erzeugten oder LLM-gestützt erzeugten Textarten wiederfinden, man könnte hier allgemein von *LLM-ese* sprechen. Aus einer Handlungsperspektive wird derzeit zudem durch LLMs das Verhältnis von menschlicher und maschineller Agency neu austariert, wobei beispielsweise Van Lier (2023: 80) dafür plädiert, diese beiden Arten von Wirkpotenzialen in dem Begriff der „kollaborativen Agency“ zusammenfließen zu lassen. Aus dieser Per-

⁹Eine ausführliche Übersicht zum Best-Practice-Prompting von LLMs für die Aufgabe maschinelle Übersetzung findet sich beispielsweise in Krüger (2023b: 311–317).

¹⁰Gemäß Ng u. a. (2021: 381) handelt es sich bei dem Begriff der *Intelligence Augmentation* um „an alternative conceptualization of artificial intelligence (AI) that focuses on AI’s assistive role, emphasizing the fact that cognitive technology is designed to enhance human intelligence rather than simply replacing it.“

spektive bilden Mensch und KI im Zusammenspiel einen handelnden Agenten, wobei der Mensch in dieser Konfiguration als autonomer Part die Supervision des nicht-autonomen KI-Parts übernimmt (vgl. ebd.).

3.4 Implementierung

In dieser Dimension wird die Integration von KI-Technologien in Praxisworkflows in Translation und Fachkommunikation modelliert. Diese Dimension ist stark von dem DataLit^{MT} Framework und dem Professional Machine Translation Literacy Framework (und hier insbesondere von der Dimension *Economic MT literacy*) inspiriert. So nimmt beispielsweise die erste Teildimension *Aufbau einer KI-Kultur* Anleihen bei der Teildimension *Establishing a data culture* des DataLit^{MT} Frameworks. Es geht hierbei um die Bildung eines grundsätzlichen Bewusstseins dafür, dass in einem gegebenen Anwendungskontext bestimmte Aufgaben gestützt durch Daten/KI-Modelle bearbeitet werden können, sowie um die Schaffung entsprechender Rahmenbedingungen (z. B. Entwicklung von Leitlinien/Schulungen zum Einsatz von KI-Modellen in Unternehmenskontexten). Die Auswahl konkreter KI-Anbieter/Modelle sowie die Prozessgestaltung stehen in Wechselwirkung zu den Überlegungen bezüglich des Funktionsumfangs und des aufgabenspezifischen Leistungsniveaus aktueller KI-Technologien sowie der erforderlichen menschlichen Mehrwerte (vgl. Abschnitt 3.2). Diese Prozessgestaltung hat nicht nur eine technische, sondern auch eine ergonomische und eine soziotechnische Dimension, die beispielsweise in der Translationswissenschaft mit Blick auf die maschinelle Übersetzung und andere Translationstechnologien bereits umfassend reflektiert wurde (vgl. exemplarisch Ehrensberger-Dow & Massey 2017). Zur Qualitätskontrolle und -sicherung in KI-gestützten Produktionsprozessen liegen in der Translationswissenschaft ebenfalls umfangreiche Befunde vor, wieder mit primärem Fokus auf der MÜ (vgl. die Teildimensionen *Automatic MT quality evaluation/estimation* und *Manual MT quality evaluation* im Professional MT Literacy Framework). Gleiches gilt für die Aufwandsermittlung/Preisberechnung in KI-gestützten Produktionsprozessen (vgl. die Teildimensionen *Effort estimation/measurement in MTPE* und *Price calculation in MTPE* im selben Framework). Im Kontext der Praxisimplementierung von KI-Technologien sind außerdem entsprechende Risiken zu berücksichtigen, die sich primär in die Felder *Katastrophale Inhaltsfehler*, *Urheberrecht* und *Datensicherheit* unterteilen lassen. Auch hier können wieder entsprechende translationswissenschaftliche Befunde zur maschinellen Übersetzung (vgl. exemplarisch Canfora & Ottmann 2020) für eine breitere KI-Risikobetrachtung fruchtbar gemacht werden. Für die

rechtskonforme Implementierung von KI-Technologien sind außerdem Kenntnisse maßgeblicher KI-Rechtsrahmen relevant, beispielsweise der jüngst von der Europäischen Union verabschiedeten KI-Verordnung (vgl. [EU-Parlament 2024](#)).

3.5 Ethische/Gesellschaftliche Aspekte

Die letzte Dimension des hier skizzierten Kompetenzrahmens befasst sich mit ethischen/gesellschaftlichen Aspekten und schlägt eine Brücke von domänen-spezifischen KI-Kompetenzen (wie diese hier für den Bereich Translation und Fachkommunikation besprochen werden) zu einer breiteren gesamtgesellschaftlichen AI Literacy. Eine KI-induzierte soziale Potenzierung oder Depotenzierung kann beispielsweise anhand des Bourdieu'schen Begriffsinstrumentariums analysiert werden. So gibt es in der Translationswissenschaft Analysen dazu, wie menschliche Übersetzer:innen durch die maschinelle Übersetzung unter Preisdruck gesetzt und gleichzeitig deren Expertenkompetenzen durch diese Technologie delegitimiert werden können, was eine Reduzierung von deren ökonomischen und sozialen Kapital zur Folge haben kann (vgl. exemplarisch [Moorkens 2022](#)). Gesellschaftlich relevant ist ebenfalls die Möglichkeit zur Generierung toxischer Outputs unterschiedlicher Art durch LLMs, wenn beispielsweise das Alignment dieser Modelle durch sog. *Jailbreak Prompting* (vgl. [Yong u. a. 2023](#)) unterlaufen wird. Dabei handelt es sich um speziell formulierte Prompts, mit denen gezielt die integrierten Sicherheitsmechanismen von LLMs umgangen werden können. Gleiches gilt für das Manipulationspotenzial dieser Technologien, das aus deren Fähigkeit zur täuschend echten Imitation menschlicher Texte und inzwischen auch menschlicher Stimmen und Gesichter erwächst. In Translation und Fachkommunikation wäre eine solche Manipulation beispielsweise im Rahmen der Auftragsakquise/-vergabe oder des allgemeinen Projektmanagements denkbar und könnte durch eine entsprechende Pflicht zur Kennzeichnung KI-generierter Inhalte unterbunden werden (vgl. Abschnitt 3.1). Bei dem Aspekt der epistemischen Gewalt und/oder Verzerrung und der Reproduktion von sozialem Bias geht es um das Risiko der Fehldarstellung gesellschaftlicher Realitäten durch KI-Modelle aufgrund von entsprechenden Verzerrungen in deren Trainingsdaten (vgl. exemplarisch [Vanmassenhove 2024](#) zu Gender Bias in maschineller Übersetzung und LLMs). Aus ethischer/gesellschaftlicher Perspektive bedarf es ebenfalls eines Bewusstseins für das materielle und das immaterielle Substrat aktueller KI-Technologien sowie für die mit der Nutzung dieser Technologien verbundenen potenziellen sozialen und ökologischen Folgekosten (vgl. die umfangreiche populärwissenschaftliche Darstellung in [Crawford 2021](#)). Und schließlich ist aus einer

ethischen und einer gesellschaftlichen Perspektive auch die Fähigkeit zur Durchführung einer domänenspezifischen oder gesamtgesellschaftlichen Technikfolgenabschätzung im Hinblick auf aktuelle KI-Technologien relevant. Es kann sicherlich mit gewissem Recht behauptet werden, dass die Translationswissenschaft angesichts ihrer inhärenten Interdisziplinarität sowie ihrer umfangreichen Vorerfahrung mit MÜ-induzierten Automatisierungsprozessen hierfür als geeigneter Impulsgeber fungieren könnte.

4 Fazit und Ausblick

In diesem Beitrag habe ich die aus leistungsstarken Mehrzweck-KI-Technologien wie multimodalen LLMs erwachsenden neuen Automatisierungspotenziale in Translation und Fachkommunikation diskutiert und aus einer Upskilling-Perspektive heraus eine Reihe von domänenspezifischen KI-Kompetenzen skizziert, die aufseiten von translatorischen/fachkommunikativen *AI-Experts in the Loop* angesichts dieser Automatisierungspotenziale womöglich künftig erforderlich werden. In einem nächsten Schritt sind für die hier vorgeschlagenen Kompetenzen geeignete Kompetenzstufen zu definieren und entsprechende Kompetenzdeskriptoren zu formulieren, wie dies beispielsweise im Rahmen von DataLit^{MT} in Form einer entsprechenden Kompetenzmatrix getan wurde (vgl. Krüger 2023a: 289-290). Auch sind – ebenfalls analog zu DataLit^{MT} – Überlegungen zur didaktischen Operationalisierung des hier skizzierten Kompetenzrahmens anzustellen, damit Studierende und weitere Akteure aus Translation und Fachkommunikation die vorgeschlagenen (und womöglich noch weitere) Kompetenzen – wahrscheinlich in unterschiedlicher Kombination und auf unterschiedlichen Niveaus – erwerben können. Einen geeigneten Rahmen für eine solche didaktische Operationalisierung könnte beispielsweise das internationale Erasmus+-Konsortium *LT-LiDER: Language and Translation – Literacy in Digital Environments and Resources*¹¹ unter Leitung der Universitat Autònoma de Barcelona bilden. Ein Ziel dieses Konsortiums ist die Entwicklung digitaler Lehrinhalte zur Vermittlung allgemeiner Digitalkompetenzen und spezifischer KI-Kompetenzen in translatorischen Kontexten. Mit dieser und weiteren Initiativen wird für den Bereich Translation und Fachkommunikation der in Abschnitt 2 geäußerten Annahme Rechnung getragen, dass eine adäquate AI Literacy womöglich zu den wichtigsten Kompetenzbündeln des 21. Jahrhunderts gehören wird.

¹¹<http://lt-lider.eu/>

Literatur

- Automatic Language Processing Advisory Committee. 1966. *Languages and machines. Computers in translation and linguistics*. Techn. Ber. Washington, D.C.: National Research Council.
- Bowker, Lynne & Jairo Buitrago Ciro. 2019. Towards a framework for machine translation literacy. In *Machine translation and global research: Towards improved machine translation literacy in the scholarly community*, 87–95. Emerald Publishing Limited.
- Brown, Tom, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared D Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Child, Aditya Ramesh, Daniel Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Chris Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever & Dario Amodei. 2020. Language models are few-shot learners. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1877–1901. Curran Associates, Inc. <https://papers.nips.cc/paper/2020/hash/1457c0d6bfc4967418bfb8ac142f64a-Abstract.html> (27 Mai, 2024).
- Canfora, Carmen & Angelika Ottmann. 2020. Risks in neural machine translation. *Translation Spaces* 9(1). 58–77. DOI: [10.1075/ts.00021.can](https://doi.org/10.1075/ts.00021.can).
- Chan, Sin-Wai. 2023. The development of translation technology 1967–2023. In Sin-Wai Chan (Hrsg.), *The Routledge encyclopedia of translation technology*, 3–41. London: Routledge.
- Crawford, Kate. 2021. *Atlas of AI. Power, politics, and the planetary costs of artificial intelligence*. New Haven: Yale University Press.
- Daems, Joke, Sonia Vandepitte, Robert J. Hartsuiker & Lieve Macken. 2017. Translation methods and experience: A comparative analysis of human translation and post-editing with students and professional translators. *Meta* 62(2). 245–270. DOI: [10.7202/1041023ar](https://doi.org/10.7202/1041023ar).
- Edwards, Alex. 2023. *Customer service and AI-expertise top list of key employee skills, ALC survey finds*. <https://slator.com/customer-service-ai-expertise-top-list-of-key-employee-skills-alc-survey-finds/> (27 Mai, 2024).
- Ehrensberger-Dow, Maureen, Alice Delorme Benites & Caroline Lehr. 2023. A new role for translators and trainers: MT literacy consultants. *The Interpreter and Translator Trainer* 17(3). 393–411. DOI: [10.1080/1750399X.2023.2237328](https://doi.org/10.1080/1750399X.2023.2237328).
- Ehrensberger-Dow, Maureen & Gary Massey. 2017. Socio-technical issues in professional translation practice. *Translation Spaces* 6(1). 104–121. DOI: [10.1075/ts.6.1.06ehr](https://doi.org/10.1075/ts.6.1.06ehr).

- Greenfield, Adam. 2006. *Everyware: The dawning age of ubiquitous computing*. Berkeley: New Riders.
- Gu, Albert & Tri Dao. 2023. *Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces*. DOI: [10.48550/ARXIV.2312.00752](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2312.00752).
- Hackenbuchner, Janiça & Ralph Krüger. 2023. DataLitMT – Teaching data literacy in the context of machine translation literacy. In Mary Nurminen, Judith Brenner, Maarit Koponen, Sirkku Latomaa, Mikhail Mikhailov, Frederike Schierl, Tharindu Ranasinghe, Eva Vanmassenhove, Sergi Alvarez Vidal, Nora Aranberri, Mara Nunziatini, Carla Parra Escartín, Mikel Forcada, Maša Popović, Carolina Scarton & Helena Moniz (Hrsg.), *Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, 285–293. Tampere, Finland: European Association for Machine Translation. <https://aclanthology.org/2023.eamt-1.28> (27 Mai, 2024).
- Kenny, Dorothy. 2019. Machine translation. In Piers Rawling & Philip Wilson (Hrsg.), *The Routledge handbook of translation and philosophy*. London/New York: Routledge.
- Krüger, Ralph. 2018. Technologieinduzierte Verschiebungen in der Tektonik der Translationskompetenz. de. *trans-kom* 11(1). 104–137. http://www.trans-kom.eu/bd11nr01/trans-kom_11_01_06_Krueger_Tektonik.20180712.pdf.
- Krüger, Ralph. 2023a. Artificial intelligence literacy for the language industry – with particular emphasis on recent large language models such as GPT-4. *Lebende Sprachen* 68(2). 283–330. DOI: [10.1515/les-2023-0024](https://doi.org/10.1515/les-2023-0024). (27 Mai, 2024).
- Krüger, Ralph. 2023b. Some reflections on the interface between professional machine translation literacy and data literacy. *Journal of Data Mining & Digital Humanities Towards robotic translation?(IV. Challenges for professional translation)*. DOI: [10.46298/jdmdh.9045](https://doi.org/10.46298/jdmdh.9045).
- Krüger, Ralph & Janiça Hackenbuchner. 2022. Outline of a didactic framework for combined data literacy and machine translation literacy teaching. *Current Trends in Translation Teaching and Learning E*. 375–432. DOI: [10.51287/cttl202211](https://doi.org/10.51287/cttl202211).
- Long, Duri & Brian Magerko. 2020. What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–16. Honolulu, USA: ACM. DOI: [10.1145/3313831.3376727](https://doi.org/10.1145/3313831.3376727).
- Madiega, Tambiama and European Parliamentary Research Service. 2023. *Generative AI and Watermarking*. Techn. Ber.
- Moorkens, Joss. 2022. Ethics and machine translation. In Dorothy Kenny (Hrsg.), *Machine translation for everyone: Empowering users in the age of artificial intelligence* (Translation and Multilingual Natural Language Processing 18), 121–140. Berlin: Language Science Press. DOI: [10.5281/zenodo.6653406](https://doi.org/10.5281/zenodo.6653406).

- Ng, Davy Tsz Kit, Jac Ka Lok Leung, Samuel Kai Wah Chu & Maggie Shen Qiao. 2021. Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence* 2. 100041. DOI: [10.1016/j.caeai.2021.100041](https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041).
- Olohan, Maeve. 2017. Technology, translation and society: A constructivist, critical theory approach. *Target. International Journal of Translation Studies* 29(2). 264–283. DOI: [10.1075/target.29.2.04olo](https://doi.org/10.1075/target.29.2.04olo).
- OpenAI. 2024. *Hello GPT-4o*. en-US. <https://openai.com/index/hello-gpt-4o/> (27 Mai, 2024).
- EU-Parlament. 2024. *Legislative Entschließung des Europäischen Parlaments vom 24. April 2024 zu dem Vorschlag über eine Richtlinie des Europäischen Parlaments und des Rates zur Verbesserung der Arbeitsbedingungen in der Plattformarbeit*. Techn. Ber. <https://op.europa.eu/de/publication-detail/-/publication/59524ac4-055c-11ef-a251-01aa75ed71a1/language-de>.
- Ridsdale, Chantel, James Rothwell, Michael Smit, Hossam Ali-Hassan, Michael Bliemel, Dean Irvine, Daniel Kelley, Stan Matwin & Bradley Wuetherick. 2015. *Strategies and best practices for data literacy education: Knowledge synthesis report*. Technical report. DOI: [10.13140/RG.2.1.1922.5044](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1922.5044).
- Sandrini, Peter. 2022. It's the economy, stupid: Discussing the translator's business against the background of a changing techno-economic landscape. *Translation Matters* 4(2). 49–62. DOI: [10.21747/21844585/tm4_2a4](https://doi.org/10.21747/21844585/tm4_2a4).
- Schaeffer, Moritz & Michael Carl. 2016. Language processing and Translation: Translation and non-translational language use. *Translation: Corpora, Computation, Cognition*.
- Schatsky, David & Jeff Schwartz. 2015. Redesigning work in an era of cognitive technologies. *Deloitte Review* (17). https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/work-redesign-and-cognitive-technology/DUP1203_DR17_ReducingWorkCognitiveTechnologies.pdf.
- Slator. 2022. *Slator machine translation expert-in-the-loop report*. <https://slator.com/machine-translation-expert-in-the-loop-report/> (27 Mai, 2024).
- Van Lier, Maud. 2023. Understanding large language models through the lens of artificial agency. In *35th Annual Workshop of the Swedish Artificial Intelligence Society SAIS 2023*, 79–84. DOI: [10.3384/ecp199008](https://doi.org/10.3384/ecp199008).
- Vanmassenhove, Eva. 2024. *Gender bias in machine translation and the era of large language models*. Version Number: 1. DOI: [10.48550/ARXIV.2401.10016](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.10016).
- Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser & Illia Polosukhin. 2023. *Attention Is All You Need*. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- Yong, Zheng-Xin, Cristina Menghini & Stephen H. Bach. 2023. *Low-resource languages jailbreak GPT-4*. Version Number: 2. DOI: [10.48550/ARXIV.2310.02446](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2310.02446).

Ralph Krüger

Zhang, Duzhen, Yahan Yu, Chenxing Li, Jiahua Dong, Dan Su, Chenhui Chu & Dong Yu. 2024. *MM-LLMs: Recent advances in multimodal large language models*. Version Number: 4. DOI: [10.48550/ARXIV.2401.13601](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.13601).

Autorenregister

- Adhikari, Megharaj, 218
Agnetta, Marco, 200
Al Sharou, Khetam, 186
Albarino, Seyma, 189
Allianz, 181, 183, 185, 186, 189
Alm, Antonie, 248
Aloatti, Sara, 247
Alonso, Elisa, 186
Álvarez-Pérez, Bencharo, 19
Alvarez-Vidal, Sergi, 18–21
Arnold, Doug, 80
Asscher, Omri, 24
Automatic Language Processing Advisory Committee, 50, 68, 269, 270
- Bafin, 185, 186
Baker, Mona, 36–38
Baños, Rocío, 205
Bar-Hillel, Yehoshua, 68
Barbu, Eduard, 171
Baroni, Marco, 38
Bassnett, Susan, 70
Batini, Carlo, 156
Bawden, Rachel, 90
Bayer-Hohenwarter, Gerit, 219, 224, 229
- Becher, Johann Joachim, 11–13
Bedürftig, Thomas, 9
Behrens, Alexander, 116, 124
Bel'skaya, Izabella Kuz'minichna, 69
Bentivogli, Luisa, 204
- Bernardini, Silvia, 38, 83, 101
Berthele, Raphael, 246
Beste, Kai, 117
Biagini, Giulio, 143
Bianchi, Federico, 191
Biber, Douglas, 36
Bizzoni, Yuri, 38
Bolaños-García-Escribano, Alejandro, 205
Bond, Francis, 174
Bowker, Lynne, 24, 111, 132, 184, 185, 242–245, 252, 253, 273
- Braun, Sabine, 131
Breger, Herbert, 9
Brezina, Vaclav, 134
Briva-Iglesias, Vicent, 21
Brockmann, Daniel, 61
Brown, Tom, 270
Buitrago-Ciro, Jairo, 24
Burchardt, Aljoscha, 208
Buts, Jan, 244
- Cadwell, Patrick, 20, 21
Calvo-Ferrer, José Ramón, 209
Canfora, Carmen, 107, 183, 184, 252, 280
Cao, Ying, 25
Carl, Michael, 19, 20, 279
Carré, Alice, 246, 248
Castilho, Sheila, 94, 242
Catford, John C., 70
Chan, Sin-Wai, 50, 162, 163, 270

- Chang, Chia-chien, 22
Chaume, Frederic, 205
Chen, Sijia, 132, 136–139, 142–144
Chesterman, Andrew, 37
Chmiel, Agnieszka, 139, 140, 142, 144
Ciro, Jairo Buitrago, 185, 242, 244, 252, 273
Colicchia, Claudia, 183, 185
Cotelli Kureth, Sara, 246
Council of Europe, 247
Crawford, Kate, 281
Čulo, Oliver, 39

Daems, Joke, 18, 19, 279
Dao, Tri, 277
De los Reyes Lozano, Julio, 202, 203
de Saussure, Ferdinand, 68
De Sutter, Gert, 39
De Wille, Tabea, 201
DeepL, 221
Defrancq, Bart, 20, 23, 136, 138–140, 144, 145
Deilen, Silvana, 94, 266
Delfani, Jaleh, 186
Delorme Benites, Alice, 247
Desmet, Bart, 20, 139, 144
Díaz-Cintas, Jorge, 200, 205, 208
Dillon, Sarah, 20, 21
Do Carmo, Félix, 108
Doherty, Stephen, 250
Du, Zhiqiang, 139–141, 143, 144
Duda, Justine, 7
Dunne, Elena S., 183
DuPont, Quinn, 4, 6, 7
Durach, Christian F, 185

Edunov, Sergey, 174
Edwards, Alex, 272

Ehrensberger-Dow, Maureen, 185, 242, 249, 251, 253, 273, 280
Esselink, Bert, 128
Etchegoyhen, Thierry, 202
EU-Parlament, 184, 187, 281
Evert, Stefan, 38

Fan, Damien Chiaming, 23
Fantinuoli, Claudio, 20, 23, 25, 132–134, 136, 138, 139, 144, 145
Federico, Marcello, 205
Firat, Gökhan, 186
Flis, Gabriela, 201
Fraser, Janet, 20, 21
Fresno, Nazaret, 204
Frittella, Francesca Maria, 20, 23, 138, 139, 142–144
Fry, Deborah, 115, 116

Galati, Gabriele, 83, 101
Gao, Yuan, 222
Garcia, Ignacio, 51
Gellerstam, Martin, 38
Georgakopoulou, Panayota, 201, 203, 204
Gieshoff, Anne Catherine, 23, 139, 140, 144, 145
Gile, Daniel, 20, 135
Glikson, Ella, 24
Goldfarb, Charles F., 120
González Pastor, Diana, 251
Göpferich, Susanne, 116
Granell, Ximo, 205
Granger, Sylviane, 40
Greenfield, Adam, 274
Gromann, Dagmar, 244
Gu, Albert, 277
Guerberof Arenas, Ana, 18, 20, 21

- Guerberof-Arenas, Ana, 219, 224, 229, 234
- Guo, Meng, 20
- Hackenbuchner, Janiça, 232, 233, 250, 273–275
- Hadley, James, 218
- Hagström, Hanna, 204
- Han, Chao, 138
- Hansen-Schirra, Silvia, 105, 109, 110, 136, 209, 260, 262
- Hanson, Thomas A., 144
- Hao, Yu, 134
- Hart, Sandra G., 139
- He, He, 38
- He, Sui, 223, 229
- Heimgärtner, Rüdiger, 121
- Hendy, Amr, 93, 94, 222
- Hennig, Jörg, 55
- Hern, Alex, 243
- Hill, Matthew, 233
- Hiraoka, Yusuke, 208
- Hochfeld, Katharina, 189
- Holmes, James S., 36
- Holz-Mänttari, Justa, 35
- House, Julianne, 42
- Hutchins, John, 12, 50, 66, 68, 241
- Hutchins, John W., 51
- Illich, Chusslove, 124
- Imamura, Kenji, 174
- Jaki, Sylvia, 200, 202, 206–209
- Jankowska, Anna, 206
- Jiao, Wenxiang, 93, 223
- Jüngst, Heike Elisabeth, 200
- Kaindl, Klaus, 207
- Kajzer-Wietrzny, Marta, 38
- Kalina, Sylvia, 134, 135
- Kasperè, Ramunè, 24
- Kenny, Dorothy, 250, 277
- Kerremans, Koen, 18
- Khayrallah, Huda, 169
- Kilgarrieff, Adam, 134
- Kissinger, Henry, 220
- Klimova, Blanka, 248
- Kluge, Bettina, 201, 203
- Koehn, Philipp, 24, 80, 169
- Koetsier, Teun, 66
- Kolb, Waltraud, 218, 219, 231, 234
- Konovalova, Aleksandra, 39
- Konttinen, Kalle, 262
- Koponen, Maarit, 183
- Krollmann, Friedrich, 51
- Kruger, Jan-Louis, 132, 136–139, 142–144
- Krüger, Ralph, 78, 91, 92, 176, 185, 232, 233, 250, 251, 272–275, 279, 282
- Kuhn, Tobias, 78
- Kumar, Sachin, 243
- Kunilovskaya, Maria, 38
- Künzli, Alexander, 205–207
- Kurch, Alexander, 202, 204, 208
- Kwon, Ik-Whan G., 186
- Lakew, Surafel Melaku, 203
- Lange, Elke, 242
- Lapshinova-Koltunski, Ekaterina, 38, 203
- Lardelli, Manuel, 244
- Läubli, Samuel, 21, 81, 207
- Laugwitz, Bettina, 139
- LeBlanc, Matthieu, 19, 20
- Lee, Kanghee, 24
- Lee, Namhee, 24
- Lee, Tong King, 95, 221, 223
- Lehr, Caroline, 247

- Leibniz, Gottfried Wilhelm, 7, 9
Lejosne, Arnaud, 51
Lemnitzer, Lothar, 36, 39
Lewis, Dave, 111
Li, Tianyun, 139, 140, 142, 144
Li, Yihang, 204
Liang, Junying, 25
Liebling, Daniel J., 25
Liu, Minhua, 18, 131
Liu, Yiguang, 25
Lommel, Arle, 192, 221, 226
Lommel, Arle R., 115, 116
Long, Duri, 274, 275

Macken, Lieve, 218, 224, 233
Madiega, Tambiana and European
Parliamentary Research
Service, 270
Magerko, Brian, 274, 275
Mäkisalo, Jukka, 206
Mälzer, Nathalie, 201
Manakhimova, Shushen, 94
Martini, Letizia, 247
Martiny, Jonas, 6, 7
Massardo, Isabella, 107
Massey, Gary, 83, 101, 280
Maszerowska, Anna, 201
Matusov, Evgeny, 203
McIntosh, Timothy R., 266
Mejías-Climent, Laura, 202, 203
Mellinger, Christopher D., 144, 249–
251
Miličević Petrović, Maja, 83, 101
Minke, Anita-Sabrina, 246, 247, 249,
252
Mjølunes, Ettore, 220, 234
Montecchio, Maddalena, 145
Moorkens, Joss, 18, 21, 111, 167, 184,
281

Moslem, Yasmin, 93
Muegge, Uwe, 57
Murawski, Roman, 9

Nagel, Silke, 210
Negri, Matteo, 171
Neumann, Stella, 38
Ng, Davy Tsz Kit, 274, 279
Nikolić, Kristijan, 206
Nimdzi, 51, 58
Nitzke, Jean, 105, 108, 109, 182, 186–
188, 232, 233, 244, 260, 262,
264
Nord, Christiane, 35
Nurminen, Mary, 183, 243

Ó Conaill, Séamus, 218, 224
O'Brien, Sharon, 18, 19, 21, 105, 169,
204
O'Brien, Sharon, 22, 117, 185, 242,
249
O'Shea, John, 186
Oettinger, Anthony G., 70
Olohan, Maeve, 38, 272
OpenAI, 229, 270
Orlando, Marc, 132, 137
Orrego-Carmona, David, 21, 207
Ott, Myle, 169
Ottmann, Angelika, 107, 183, 184,
252, 280
Oziemblewska, Magdalena, 203, 205

Panayiotou, Anita, 25
Panezi, Argyri, 186
Papi, Sara, 204
Papineni, Kishore, 81
Papula, Niko, 243
Pedersen, Jan, 204
Pérez Pérez, Pablo Salvador, 19, 22

- Pérez-Luzardo Díaz, Jessica, 19
Pérez-Ortiz, Juan Antonio, 243
Pisani, Elisabetta, 20, 23, 138, 144, 145
Pitman, Jeff, 242
Platt, William, 134
Pöchhacker, Franz, 18, 25, 131, 132
Pomerantz, Jeffrey, 159
Popovic, Maja, 94
Popović, Maja, 39
Prandi, Bianca, 20, 25, 132, 133, 138–140, 142–144
Pring-Mill, Robert D. F., 7
Pym, Anthony, 37, 134, 189, 209

Qiu, Juerong, 209

Raaflaub, Meike, 248
Raunak, Vikas, 93
Reber, Brigitte, 248
Reinart, Sylvia, 201, 203, 205
Reineke, Detlef, 92
Reinermann, Heinrich, 12, 13
Reiss, Katharina, 35, 70, 83
Rico, Celia, 251
Ridsdale, Chantel, 273
Riediger, Hellmut, 83, 101
Risku, Hanna, 205
Robert, Isabelle, 259
Robert, Isabelle S, 259, 260
Rodríguez González, Eloy, 139
Rodríguez, Susana, 145
Romero-Fresco, Pablo, 204
Rossum Press, 218
Rothwell, Andrew, 222
Roturier, Johann, 163, 169
Rozmysłowicz, Tomasz, 190, 191
Rubino, Raphael, 39
Rubinsky, Yuri, 120
Rudd, Anthony, 158

Ruokonen, Minna, 206
Rütten, Anja, 22, 137

Sabet, Masoud Jalili, 171
Saeed, Muhammad Ahmed, 139, 145
Sahay, Bidya S., 185, 186
Sánchez-Gijón, Pilar, 223
Sandrini, Peter, 232, 272
Sarayani, Mira, 66
Savoldi, Beatrice, 191
Savourel, Yves, 161
Scannapieco, Monica, 156
Schaeffer, Moritz, 19, 279
Schatsky, David, 272
Schierl, Federike, 209
Schmeh, Klaus, 5, 7
Schmitz, Klaus-Dirk, 116
Schwartz, Jeff, 272
Screen, Benjamin, 23
Seeber, Kilian G, 138, 140
Sennrich, Rico, 174
Shao, Zhangminzi, 140
Sharoff, Serge, 141
Shterionov, Dimitar, 190
Siegel, Melanie, 222
Silvester, Hannah, 206
Singh, Simon, 5
Siu, Sai Cheong, 96
Somers, Harold, 68
Specia, Lucia, 186
Sprengler, Hans-Joachim, 11
Srivastava, Spriha, 191
Stein, Daniel, 4
Stoll, Christoph, 137
Strasser, Gerhard Friedrich, 9
Strick, Heinz Klaus, 4, 5
Suh, Taewon, 186
Sumita, Eiichiro, 174
Summers, Elana, 246

- Szarkowska, A., 264
Szarkowska, Agnieszka, 201, 203, 205, 207, 208
Taivalkoski-Shilov, Kristiina, 218, 233
Tang, Christopher S., 185, 186
Tardel, Anke, 205, 209, 263
Teich, Elke, 38
Teixeira, Carlos S. C., 18–21
Tirosh, Ofer, 183
Tjarks-Sobhani, Marita, 55
Toral, Antonio, 39, 44, 219, 222, 224, 229, 234
Torres-Simón, Ester, 189
Toury, Gideon, 36–38
Udry, Isabelle, 246
Ulбинаite, Aurelija, 182
Unicode-Konsortium, 124
Ünlü, Cihan, 132, 135–139, 144
Van Cauwenberghe, Goran, 138, 144
van der Werff, Tobias, 39
Van Lier, Maud, 279
Vanmassenhove, Eva, 39, 190, 281
Vardaro, Jennifer, 19
Varga, Simon, 156, 159, 167, 172, 176, 177
Vaswani, Ashish, 72, 89, 222, 270
Vercauteren, Gert, 202
Vermeer, Hans J., 35, 70, 83
Vieira, Lucas Nunes, 19, 186, 242–244, 249
Vilar, David, 90
Volansky, Vered, 38
Wahle, Kirsten, 116
Walker, Callum, 182
Wang, Binhua, 139, 142, 144
Wang, Caiwen, 139, 142
Wang, Peng, 156
Wang, Richard Y., 175
Wang, Xinyu, 139, 142
Wang, Yujia, 204
Watanabe, Yuki, 248
Weaver, Warren, 14, 67
Wetzel, Dominikus, 174
Wieber, Reinhard, 5
Wieland, Andreas, 185
Will, Martin, 132, 133, 137
Winter, Tom, 174
Wittenberg, Chloe, 244
Wolff, Friedel, 169
Woolf, Virginia, 218, 226–228
Wright, Sue Ellen, 163
Wu, Yonghui, 71
Wünsche, Maria, 201
Xu, Ran, 19, 22, 141, 143
Yamada, Masaru, 208
Yang, Jin, 242
Yong, Zheng-Xin, 281
Yuan, Lu, 139, 142, 144
Yvon, François, 90
Zaveckaite, Asta, 182
Zerfass, Angelika, 184
Zhang, Biao, 90
Zhang, Duzhen, 270
Zhao, Wayne Xin, 89
Zhou, Ce, 89
Zielinski, Daniel, 156, 159, 167, 172, 174, 176, 177
Zinsmeister, Heike, 36, 39
Zotter, Hans, 6

Digitale Translatologie

Digitale Ressourcen, Methoden und Werkzeuge sind heute in verschiedensten Bereichen von Translation und Translatologie anzutreffen. Es genügt also nicht mehr, in diesem Zusammenhang nur ganz allgemein von Maschinellem Übersetzung, Korpora und Termdatenbanken zu sprechen. Diesem Umstand trägt der Band Rechnung: In Überblicksbeiträgen mit Handbuchcharakter wird ein Querschnitt des Digitalen in Translationsforschung, -praxis und -didaktik wiedergegeben. Dieser reicht von historischen und psychologischen Betrachtungen über Risikomanagement in digitalen Übersetzungsprozessen, Digitalisierung und KI im Dolmetschen, in der Audiovisuellen Translation und im Literarischen Übersetzen bis hin zur Skizze eines KI-Kompetenzmodells für die Translation und Fachkommunikation, um nur eine Auswahl aus der Themenvielfalt des Bandes zu benennen. Die einführend gehaltenen Texte eignen sich für Translationsstudierende ebenso wie für Lehrende und Forschende, die neue Bereiche der Digitalen Translatologie erkunden wollen, und nicht zuletzt für Praktizierende, die zugängliche Einblicke in den aktuellen Stand der Forschung zur Digitalen Translatologie erhalten wollen.