

Aufgabenstellung für das Praktikum

„Extraktion von nichtdeterministischen Streaming-String-Transducern aus einem bilingualen Korpus“

Technische Universität Dresden
Fakultät Informatik

Student:	Alexander Caspar Jenke
Geburtsdatum:	14. Juli 1996
Matrikelnummer:	4503044
Studiengang:	Informatik (Master)
Immatrikulationsjahr:	2015
Modul:	INF-VERT2
Studienleistung:	150h (6LP)
Beginn am:	1. Dezember 2019
Einzureichen am:	31. Mai 2020
Verantw. Hochschullehrer:	Prof. Dr.-Ing. habil. Heiko Vogler
Betreuer:	Thomas Ruprecht, M. Sc.

Statistische Übersetzungssysteme. Beim *statistischen maschinellen Übersetzen* konstruiert und bewertet man auf *datengetriebene* Art Systeme zum automatischen Übersetzen von Texten, zum Beispiel vom Deutschen ins Englische. Datengetriebenes Konstruieren bedeutet hier, dass automatisch formale Übersetzungsregeln (innerhalb eines vorher festgelegten Rahmens) aus vorliegenden menschlichen Übersetzungen inferiert werden. Das Übersetzungssystem verwendet dann diese Regeln, um für einen beliebigen gegebenen Satz der Quellsprache eine potentiell unendliche, aber endlich repräsentierte Menge möglicher Übersetzungen (Kandidaten) zu generieren. Schließlich inferiert es aus dieser Menge eine finale Übersetzung für die Ausgabe.

Streaming-String-Transducer. *Streaming-String-Transducer (SSTs)* [Alu10; AD11; Boj14] sind endliche Automaten, die neben den üblichen Zuständen, eine feste Anzahl von Registern als Speicher verwenden. In jeder Transition wird eine Manipulation der Register durchgeführt, die die ursprünglichen Registerinhalte nicht kopieren, wohl aber neue Symbole hinzufügen, Inhalte neu arrangieren oder löschen darf. Der Inhalt eines

festgelegten Registers nach den ausgeführten Manipulationen einer Reihe von Transitionen, die ein Eingabewort erkennen, wird als *Ausgabe* für das erkannte Wort definiert. Bei *nichtdeterministischen SSTs* (NSSTs) ist der zugrundeliegende Automat nichtdeterministisch.

Aufgaben. Die Extraktion eines gewichteten NSSTs soll in den folgenden Schritten implementiert werden. Die einzelnen Schritte sollen ausreichend mit Tests verifiziert werden. Falls für die Ausführung eines Schrittes Parameter zu wählen sind, sollen diese ausreichend beschrieben werden.

1. Herr Jenke soll sich mit dem Europarl-Korpus¹ [Koe05] vertraut machen. Es soll ein Paar aus Quell- und eine Zielsprache gewählt werden (z.B. Englisch und Französisch), das im Korpus abgebildet wird. Ein (Teil-)Korpus, der parallele Sätze der gewählten Quell- und Zielsprache enthält, soll für die Weiterverarbeitung sinnvoll vorbereitet werden:
 - Artefakte, die keine natürliche Sprache darstellen, sollen entfernt werden.
 - Die Sätze sollen in Tokens (Wörter, Satzzeichen, ...) aufgeteilt werden.
2. Herr Jenke soll einen endlichen Automaten aus den Sätzen der Quellsprache extrahieren. Dazu soll ein Hidden-Markov-Model auf den Sätzen der Quellsprache *unsupervised* trainiert werden [Bau+70; Rab89]. Für dieses Hidden-Markov-Model soll ein gewichteter endlicher Automat konstruiert werden, der die gleiche Sprache erkennt.
3. Herr Jenke soll Alignments zwischen den parallelen Sätzen der Quell- und Zielsprache erzeugen. Diese Alignments müssen für den folgenden Schritt total sein, d.h. jedes Wort des Satzes in der Zielsprache soll mit mindesten einem Wort der Quellsprache verbunden sein. Dazu soll eine geeignete Methode selbstständig gewählt werden, denkbare Möglichkeiten sind
 - GIZA++² [ON03] oder mGIZA³,
 - fast_align⁴ [DCA13], oder
 - efmaral⁵ [ÖT16].
4. Mittels des aufbereiteten bilingualen Korpus, des endlichen Automaten und der Alignments soll nun ein nichtdeterministischer Streaming-String-Transducer extrahiert werden. Dafür sind geeignete Datenstrukturen zu wählen, die möglichst unabhängig von den gewählten Methoden sind. Der NSST soll in einem lesbaren Datenformat gespeichert werden können.

¹<http://www.statmt.org/europarl/>

²<https://github.com/moses-smt/giza-pp>

³<https://github.com/moses-smt/mgiza>

⁴https://github.com/clab/fast_align

⁵<https://github.com/robertostling/efmaral>

Die Implementierung ist in einem Bericht, der den unter „Form“ aufgeführten Ansprüchen genügt, zu dokumentieren. Etwa in der Mitte der Bearbeitungszeit soll ein Statusvortrag, der über den aktuellen Stand des Praktikums berichtet, im Rahmen des Freitagseminars gehalten werden. Das Praktikum wird mit der mündlichen Modulprüfung abgeschlossen.

Form. Die Arbeit muss den üblichen Standards wie folgt genügen. Die Arbeit muss in sich abgeschlossen sein und alle nötigen Definitionen und Referenzen enthalten. Die Urheberschaft von Inhalten – auch die eigene – muss klar erkennbar sein. Fremde Inhalte, z.,B. Algorithmen, Konstruktionen, Definitionen, Ideen, etc., müssen durch genaue Verweise auf die entsprechende Literatur kenntlich gemacht werden. Lange wörtliche Zitate sollen vermieden werden. Gegebenenfalls muss erläutert werden, inwieweit und zu welchem Zweck fremde Inhalte modifiziert wurden. Die Struktur der Arbeit muss klar erkenntlich sein, und der Leser soll gut durch die Arbeit geführt werden. Die Darstellung aller Begriffe und Verfahren soll mathematisch formal fundiert sein. Für jeden wichtigen Begriff sollen Erläuterungen und Beispiele angegeben werden, ebenso für die Abläufe der beschriebenen Verfahren sowie Konstruktionen. Wo es angemessen ist, sollen Illustrationen die Darstellung vervollständigen. Bei Diagrammen, die Phänomene von Experimenten beschreiben, muss deutlich erläutert werden, welche Werte auf den einzelnen Achsen aufgetragen sind, und beschrieben werden, welche Abhängigkeit unter den Werten der verschiedenen Achsen dargestellt ist.

Für die Implementierung soll eine ausführliche Dokumentation erfolgen, die sich angemessen auf den Quelltext und die schriftliche Ausarbeitung verteilt. Alle Abhängigkeiten und Installationsschritte sind lückenlos zu dokumentieren. Falls plattformunabhängig möglich soll die Installation in einem Installationsskript zu automatisiert sein. Andernfalls soll ein Container abgegeben werden, der das Programm in einer plattformunabhängig ausführbaren Form vorhält. Die Funktionsfähigkeit des Programms muss glaubhaft gemacht und durch geeignete Beispielläufe dokumentiert werden. Um die Reproduzierbarkeit aller dokumentierten Experimente zu gewährleisten, sind diese einschließlich aller Vorverarbeitungsschritte in einem Skript zu automatisieren. Falls die Ausführung aller Experimente sehr zeitaufwendig ist, soll das Skript so parametrisiert sein, dass einzelne Experimente isoliert gestartet werden können, mehrfach genutzte Zwischenergebnisse gespeichert werden und Experimente auf einem Teil der Datenmenge möglich sind. Die Parametrisierung des Skripts und Referenzergebnisse auf Teildaten sollen in diesen Fällen auch in der Arbeit dokumentiert werden. Einer späteren Veröffentlichung der Implementierung unter einer „Freie Software“-Lizenz stimmt Herr Jenke zu.

Dresden, 27. Mai 2020

Unterschrift von Heiko Vogler

Unterschrift von Alexander Caspar Jenke

Literatur

- [AD11] Rajeev Alur und Jyotirmoy V Deshmukh. „Nondeterministic streaming string transducers“. In: *International Colloquium on Automata, Languages, and Programming*. Springer. 2011, S. 1–20.
- [Alu10] Rajeev Alur. „Expressiveness of streaming string transducers“. In: (2010).
- [Bau+70] Leonard E Baum, Ted Petrie, George Soules und Norman Weiss. „A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains“. In: *The annals of mathematical statistics* 41.1 (1970), S. 164–171.
- [Boj14] Mikołaj Bojańczyk. „Transducers with origin information“. In: *International Colloquium on Automata, Languages, and Programming*. Springer. 2014, S. 26–37.
- [DCA13] Chris Dyer, Victor Chahuneau und Noah A Smith. „A simple, fast, and effective reparameterization of ibm model 2“. In: (2013).
- [Koe05] Philipp Koehn. „Europarl: A parallel corpus for statistical machine translation“. In: *MT summit*. Bd. 5. Citeseer. 2005, S. 79–86.
- [ON03] Franz Josef Och und Hermann Ney. „A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models“. In: *Computational Linguistics* 29.1 (2003), S. 19–51.
- [ÖT16] Robert Östling und Jörg Tiedemann. „Efficient word alignment with Markov Chain Monte Carlo“. In: *Prague Bulletin of Mathematical Linguistics* 106 (Okt. 2016), S. 125–146. URL: <http://ufal.mff.cuni.cz/pbml/106/art-ostling-tiedemann.pdf>.
- [Rab89] Lawrence R Rabiner. „A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition“. In: *Proceedings of the IEEE* 77.2 (1989), S. 257–286.

Praktikumsdokumentation: Extraktion von nichtdeterministischen Streaming-String-Transducern aus einem bilingualen Korpus

Student:
Alexander Jenke

Betreuer:
Thomas Ruprecht, M. Sc.

Verantwortlicher Hochschullehrer:
Prof. Dr.-Ing. habil. Heiko Vogler

Zusammenfassung—TODO
Der entwickelte Code ist auf GitHub veröffentlicht.

I. AUFGABENSTELLUNG

Ziel des Praktikums ist die Extraktion eines gewichteten nichtdeterministischen Streaming-String-Transducer (NSST) aus einem bilingualen Korpus. Hierfür sind in der Aufgabenstellung folgende Aufgabenteile definiert:

1. Vorbereiten eines bilingualen Europarl-Korpus zur Weiterverarbeitung, wobei nicht zur Sprache gehörende Artefakte entfernt sowie Wörter und Satzzeichen in Token aufgeteilt werden sollen.
2. Trainieren eines Hidden-Markov-Model (HMM) auf die Quellsprache und anschließende Extraktion eines endlichen Automaten, welcher die Sprache erkennt.
3. Generieren eines totalen Alignments mittels einer geeigneten Methode
4. Extraktion und lesbares Speichern des NSST aus Korpus, endlichem Automaten und Alignments

II. ÜBERSICHT

Die einzelnen Teilschritte wurden in getrennten Skripten implementiert, da einzelne Verarbeitungsschritte rechenaufwendig und zeitintensiv sind. Zwischenergebnisse werden in separaten Dateien gespeichert, um diese in verschiedenen Experimenten wiederholt nutzen zu können.

Die Aufgabenteile 1,2 und 4 sind vollständig in Python3 implementiert, für Schritt 3 werden die Sprachdaten mit Python3 vorbereitet und die Alignments mit einer fertigen C++-Implementierung des *fast_align*-Algorithmus [1] generiert.

Wie in Abbildung 1 dargestellt, werden die von Europarl bezogenen Sprachdaten durch das *europarl_data_loader.py*-Skript entsprechend Aufgabenteil 1 vorbereitet, hierbei werden die Datensätze der Quell- und der Zielsprache unabhängig voneinander verarbeitet. Anschließend wird auf den aufbereiteten Europarl-Daten der Quellsprache mit dem *hmm_trainings.py*-Skript ein multinomiales Hidden Markov Model trainiert. Parallel werden durch das *alignment_createPairedFile.py*-Skript

beide aufbereiteten Sprachdatensätze in einer Datei kombiniert, aus welcher anschließend mittels dem *fast_align*-Algorithmus Alignments extrahiert werden. Abschließend werden das trainierte HMM, die dabei verwendete Zuordnung von Wörtern und Satzzeichen auf Token (Tokenization), die kombinierte Datei beider Sprachdatensätze sowie die generierten Alignments durch das *nsst_createRules.py*-Skript kombiniert, um die Regeln eines NSST zu erzeugen.

III. EUROPARL-KORPUS

Grundlage für Extraktion der NSST-Regeln bildet ein bilingualer Sprachdatensatz des Europarl-Korpus der Version 7. Dieser in [2] vorgestellte Korpus enthält bilinguale Datensätze, welche aus den Protokollen der Tagungen des Europäischen Parlamentes extrahiert wurden. Diese Protokolle sind in 11 Sprachen verfügbar und 20 der 110 möglichen Datensätze sind veröffentlicht. Die Protokolle im Zeitraum von April 1996 bis November 2011 wurden Blockweise aneinander ausgerichtet und in einzelne Sätze zerlegt. Daraus sind Satz-Parallele bilinguale Datensätze mit rund 60 Millionen Wörtern pro Sprache generiert worden [3].

Ein bilingualer Datensatz besteht aus zwei Textdateien, welche überwiegend einen Satz pro Zeile enthalten. Die Sätze beider Dateien sind anhand der Zeilennummer einander zugeordnet.

A. Sprachauswahl

Für die Bearbeitung des Praktikums wurde der deutsch-englische Korpus gewählt, um Zwischenergebnisse bewerten zu können, ohne Hilfe durch externe Übersetzungen zu benötigen. Hierbei ist deutsch als Quell- und englisch als Zielsprache ausgewählt worden. Da das in Teilaufgabe 2 trainierte HMM ausschließlich auf der Quellsprache trainiert wurde, beeinflusste ebenfalls die einfache Bewertbarkeit der Zwischenergebnisse diese Aufteilung in Quell- und Zielsprache. Unabhängig davon ist die Implementierung für eine Anwendbarkeit auf alle bilingualen Korpora konzipiert.

B. Aufbereitung

Entsprechend Teilaufgabe 1 werden die Europarl-Datensätze durch Ausführung des *europarl_data_loader.py*-Skripts zur

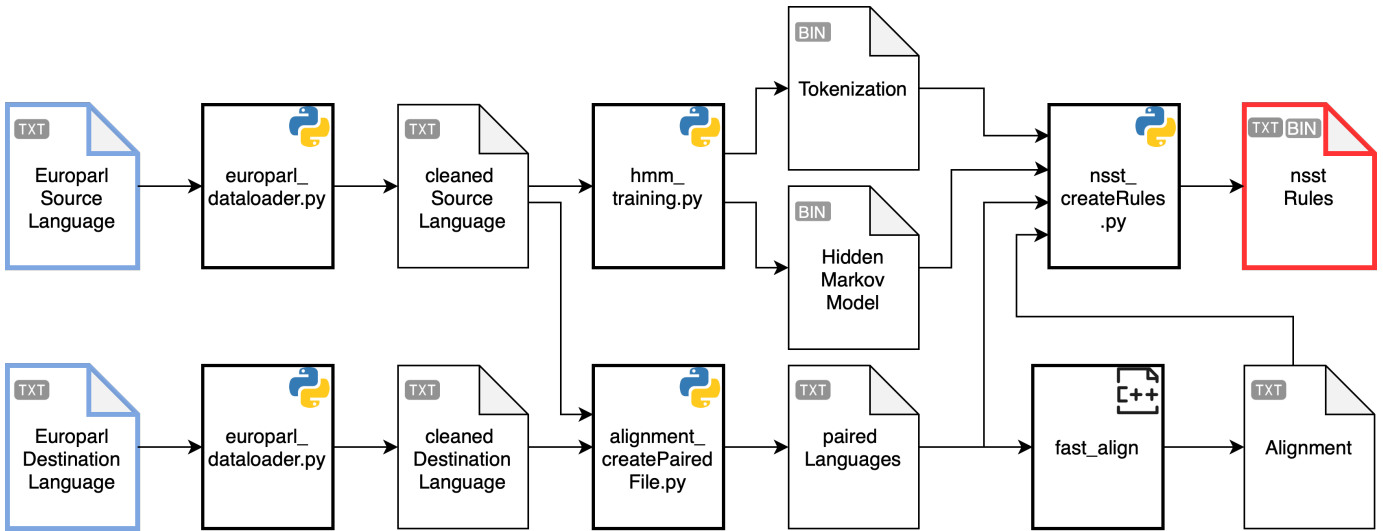


Abbildung 1. Datenfluss durch die einzelnen Verarbeitungsschritte.

Weiterverarbeitung vorbereitet. Hierfür lädt das Skript jede Zeile der im Aufruf übergebenen Textdatei und bereinigt diese von allen Zeichen welche nicht explizit erwünscht sind.

Explizit erwünschte Zeichen sind:

- Buchstaben des Alphabets in Groß- und Kleinschreibung,
- Umlaute in Groß- und Kleinschreibung, sowie ß,
- französische Akzente (, ' , ^) auf Vokalen in Groß- und Kleinschreibung,
- Satzzeichen: Punkte, Kommata, Ausrufe- und Fragezeichen,
- Klammern: rund, geschweift und eckig,
- Schrägstriche, umgedrehte Schrägstriche und Bindestriche,
- Leerzeichen und Zeilenumbrüche.

Außerdem werden Verschiedene Bindestriche vereinheitlicht und Satzzeichen durch Leerzeichen von Wörtern oder anderen Satzzeichen abgegrenzt, um sicherzustellen, dass diese als einzelne Satzelemente erkannt werden. Abschließend werden alle aufeinander folgenden Leerzeichen auf ein Leerzeichen reduziert. Für die spätere Verwendung werden die aufbereiteten Zeilen in einer neuen Textdatei zwischengespeichert. Die Menge an Wörtern, Satzzeichen, Klammern und Schrägstrichen wird im Folgenden zusammenfassend Vokabeln genannt.

C. Tokenisierung

Wird das *europarl_dataloader.py*-Skript von einem anderen Skript eingebunden, stellt es neben der durch das Skript selbst genutzten Funktionalität zur Bereinigung der Sprache auch alle benötigten Funktionen zur Tokenisierung zur Verfügung.

Diese Funktionen werden durch das *hmm_training.py*-Skript genutzt, um die Vokabeln der aufbereiteten Quellsprache auf maschinenlesbare Token abzubilden. Diese maschinenlesbaren Tokens werden durch natürliche Zahlen repräsentiert. Für die Erstellung dieser Abbildung werden unter Beachtung der Groß- und Kleinschreibung die jeweiligen Vorkommen der Vokabeln im verwendeten Datensatz gezählt. Anschließend

werden die Vokabeln der Häufigkeit nach absteigend sortiert und mit 1 beginnend durchnummeriert. Abweichend davon kann ein Grenzwert festgelegt werden, ab welchem Vokabeln dem Sammel-Token mit dem Wert 0 zugewiesen werden, sobald deren Häufigkeit dem Grenzwert gleichen oder diesen unterschreiten. Die daraus resultierende Funktion ist surjektiv und wird im Folgenden Tokenisierung genannt. Wird kein Grenzwert definiert, ist die Tokenisierung bijektiv.

IV. HIDDEN-MARKOV-MODEL

Entsprechend Teilaufgabe 2 wird durch Ausführen des *hmm_training.py*-Skripts ein Hidden Markov Model unsupervised auf der Quellsprache trainiert. Das HMM kann als 5-Tupel definiert werden [4]:

$$HMM = (Q_H, \Sigma_H, I_H, T_H, E_H) , \text{ mit}$$

$$Q_H = \{q_0, q_1, \dots, q_n\}$$

$$\Sigma_H = \{0, 1, \dots, m\}$$

$$I_H: Q_H \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$T_H: Q_H \times Q_H \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$E_H: Q_H \times \Sigma_H \rightarrow \mathbb{R}^+$$

Hierbei ist Q_H eine endliche Menge von Zustände, Σ_H eine endliche Menge von Token (Alphabet), I_H die Startwahrscheinlichkeit der Zustände, T_H die Übergangswahrscheinlichkeit von einem Zustand zum nächsten und E_H die Emissionswahrscheinlichkeit eines Token in einem Zustand [4]. Dabei entspricht n der Anzahl von Zuständen minus eins und m der Anzahl von Token, welche durch die Tokenisierung definiert werden, minus 1.

Für das Training werden die Funktionen I_H , T_H und E_H des HMMs zufällig initialisiert und anschließend in mehreren Iterationen durch einen EM-Algorithmus auf die Sätze des Trainingsdatensatzes angepasst [5].

A. Architektur

Das HMM ist mittels der *MultinomialHMM*-Klasse des *hmmlearn*-Packages [6] implementiert. Dieser HMM-Typ emittiert in jedem Zustand entsprechend einer Gewichtung einen Token. Es kann von jedem Zustand entsprechend einer Probabilistik in jeden Zustand gewechselt werden. Die Anzahl der Zustände und Token kann bei der Initialisierung beliebig gewählt werden.

Um das Training zu beschleunigen, wurde eine Multi-Threading Variante des MultinomialHMM implementiert. Diese berechnet im E-Schritt des EM-Algorithmus in mehreren Threads parallel die logarithmische Wahrscheinlichkeit der einzelnen Sätze des Trainingsdatensatzes. Lediglich das Akumulieren der für den M-Schritt benötigten Statistiken wird hierbei sequenziell ausgeführt. Hierdurch wird die Rechenzeit bei Verdopplung der Threads nahezu halbiert, solange die Anzahl echter Kerne nicht überschritten wird.

Für jeden Eingabesatz kann eine Wahrscheinlichkeit berechnet werden mit welcher das HMM den Satz liest. Diese Wahrscheinlichkeit ist die Summe der Wahrscheinlichkeiten aller Zustandsreihenfolgen mit denen der Satz gelesen werden kann. Da diese Werte sehr klein werden sind sie üblicherweise auf einer logarithmischen Skala angegeben. Diese Wahrscheinlichkeit wird Log-Likelihood genannt. Für die Log-Likelihood über mehrere Eingabesätze wird in der verwendeten Implementierung die Log-Likelihood der einzelnen Sätze aufaddiert. Die Zustandsreihenfolge die den Eingabesatz mit der höchsten Wahrscheinlichkeit liest wird im Folgenden die beste Zustandsfolge genannt. Ziel des Trainings des HMMs ist es, die Log-Likelihood der Sätze des Trainingsdatensatzes zu maximieren.

B. Hyperparameter

Ausschlaggebend für den Erfolg beim Training des HMM ist die Wahl der Hyperparameter. Im Folgenden werden die zu wählenden Parameter sowie eventuelle Kriterien erläutert.

Die **train_step_size (TSS)** definiert in welcher Schrittgröße über die Sätze des Datensatzes gelaufen wird. Grundsätzlich sind die ersten 4096 Sätze der Evaluation des Modells vorbehalten, diese Sätze bilden den Testdatensatz. Alle verbleibenden Sätze können für das Training verwendet werden, jedoch kann die Größe dieses Datensatzes reduziert werden, indem nur jeder TSS-te Satz verwendet wird. Ausschlaggebend für die Wahl des TSS ist die Abwägung zwischen Speicher- und Rechenaufwand gegenüber einer ausreichenden Größe für einen repräsentativen Datensatz. Standardmäßig ist dieser Wert mit 20 implementiert. Der daraus resultierende Datensatz umfasst 95.806 Sätze mit 2.518.714 Vokabelvorkommen und 84.102 Token.

Der in Kapitel III erläuterte **Threshold** reduziert die Anzahl der Token, indem seltene Vokabeln im kumulativen Token 0 zusammengefasst werden. Dieser Parameter ist mit einem Standardwert von 4 implementiert, da bei stichprobenartiger Auswertung auf dem verwendeten deutschen Korpus bis zu diesem Wert überwiegend Eigennamen sowie viele Verben in konjugierter Form vorgekommen sind. Ab einem Wert von 5 wären vermehrt Verben in Grundform sowie beschreibende

Vokabeln betroffen. Hierdurch reduziert sich die Zahl der Token auf 19.440. Somit werden 76,89% der möglichen Token im kumulativen Token 0 zusammengefasst, jedoch wirkt sich diese Reduktion nur auf 96044 Vokabelvorkommen aus, lediglich 3,81% der gesamten Trainingsdaten. Diese Werte beziehen sich auf einen TSS von 20. Eine Übersicht über die Auswirkung verschiedener Threshold-Werte und weitere TSS ist in den Tabellen II und III im Anhang zu finden.

Während sich die Anzahl der Token aus dem Datensatz ergeben, muss die **Anzahl der Zustände** des HMM festgelegt werden. Da dieser Wert die Größe des HMM bestimmt, sollte er mit Bedacht gewählt werden. Pro Zustand entwickeln sich während dem Training verschiedene Emissionswahrscheinlichkeiten der Token, wodurch semantisch und syntaktisch korrekte Sätze eine höhere Wahrscheinlichkeit erreichen. Da die Zustände somit indirekt die Kontext-Information des bisherigen Satzes abbilden, muss deren Anzahl ausreichen, um die Komplexität der Quellsprache abzubilden. Eine Obergrenze wird durch die zu trainierenden freien Parameter und die Zahl der Datenpunkte in den Trainingsdaten gebildet. Sei n_s die Anzahl der Zustände und n_t die Anzahl der Token, so lässt sich die Anzahl freier Parameter n_{param} wie folgt berechnen:

$$n_{param} = (n_s - 1) + [n_s * (n_s - 1)] + [n_s * (n_t - 1)]$$

Hierbei ergibt sich der erste Summand aus den Startwahrscheinlichkeiten I . Da diese aufsummiert eins ergeben, lässt sich der letzte Wert aus allen vorherigen bestimmen, und es bleiben $(n_s - 1)$ freie Parameter.

Der zweite Summand ergibt sich aus den Transitions-wahrscheinlichkeiten T . Pro Zustand summieren sich die Übergangswahrscheinlichkeiten zum nächsten Zustand ebenfalls zu eins auf. Somit bleiben für jeden Zustand $(n_s - 1)$ freie Parameter, also gesamt $[n_s * (n_s - 1)]$.

Der dritte Summand ergibt sich aus den Emissionswahrscheinlichkeiten E . Pro Zustand summieren sich die Wahrscheinlichkeiten aller Token zu eins auf und es bleiben $[n_s * (n_t - 1)]$ freie Parameter.

Ist die Anzahl der freien Parameter größer als die Zahl der Datenpunkte, können, wie in [7] für ein anderes Training-Objective beschrieben, nicht mehr alle Parameter bestimmt werden und die Lösung ist degeneriert. Da in der verwendeten Implementierung bei Überschreiten dieser Obergrenze eine Warnung ausgegeben wird, dass das Training zu einer degenerierten Lösung führt, ist davon auszugehen, dass der in [7] beschriebene Fall auch für das gegebene Training-Objective gilt. Somit führt eine größere Anzahl an Zuständen ab diesem Punkt lediglich zu einem höheren Rechenaufwand ohne neue Informationen in den Zuständen abzubilden.

Die Anzahl der Datenpunkte im Datensatz entspricht der Anzahl der Vokabelvorkommen. Ein TSS von 20 führt zu 2.518.581 Vokabelvorkommen, ein Threshold von 4 zu 19440 Token. Damit liegt für diese Parameter die Obergrenze der Zustände bei 128.

In der Implementierung wurde das HMM mit 10, 54, 100 und

200 Zuständen trainiert. Hierbei entsprechen die 54 Zustände den in [8] definierten 54 POS-Tags. Mit steigender Anzahl an Zuständen, hat sich beim Training eine steigende Wahrscheinlichkeit der Test- und Trainingsdaten gezeigt, jedoch ist auch die Berechnungszeit gestiegen. Somit muss bei der Wahl dieses Parameters, unter Beachtung der erläuterten Grenzen, zwischen guter Repräsentation des Datensatzes und Rechenaufwand abgewogen werden.

Abschließend muss für das Training noch bestimmt werden, in wie vielen **Iterationen** das HMM auf den Datensatz angepasst werden soll. In jeder Iteration wird der komplette Datensatz im E-Schritt des EM-Algorithmus verarbeitet und anschließend das HMM im M-Schritt angepasst. Da die Anpassungen in kleinen Schritten erfolgt wird eine ausreichende Anzahl an Iterationen benötigt um gute Ergebnisse zu erzielen. Jedoch kann es bei zu vielen Schritten zu einer übermäßigen Anpassung (Overfitting) auf die Trainingsdaten kommen, sodass das Model an Allgemeingültigkeit verliert. Dies wird in einer fallenden Wahrscheinlichkeit der Testdaten bei steigender Wahrscheinlichkeit der Trainingsdaten deutlich. In der Implementierung haben sich 100 Iterationen bewährt, da zu diesem Zeitpunkt die Wahrscheinlichkeiten nicht mehr stark stiegen und es noch nicht zu Overfitting kam.

C. endlicher Automat

Wie in [4] beschrieben wird, kann aus einem HMM ein gewichteter endlicher Automat abgeleitet werden, welcher die selbe Sprache erkennt. Hierfür wird der Automat (WFSA) wie folgt definiert:

$$\begin{aligned}
HMM &= (Q_H, \Sigma_H, I_H, T_H, E_H) \\
WFSA &= (Q_A, \Sigma_A, \delta_A, I_A, P_A, F_A) \\
Q_A &= Q_H \cup \{q_{-1}\} \\
\Sigma_A &= \Sigma_H \\
\delta_A &= \{(q_{-1}, a, q) | I(q) \neq 0 \wedge E(q, a) \neq 0\} \\
\delta_A &= \{(q', a, q) | T(q', q) \neq 0 \wedge E(q, a) \neq 0\} \\
I_A(q_{-1}) &= 1 \\
I_A(q) &= 0 \\
P_A(q_{-1}, a, q) &= I(q) \cdot E(q, a) \\
P_A(q', a, q) &= T(q', q) \cdot E(q, a) \\
F_A(q_{-1}) &= 0 \\
F_A(q) &= 1 \\
&\text{wobei } \forall q, q' \in Q_H, a \in \Sigma_H
\end{aligned}$$

Hierbei ist Q_A die Menge der Zustände des HMM, erweitert um den Startzustand q_{-1} . Das Alphabet Σ_A gleicht dem HMM. Die Übergänge δ_A lesen ein Zeichen aus dem Alphabet und verbinden Zustände deren Transitions Wahrscheinlichkeit T_H im HMM nicht 0 ist, sowie den Startzustand mit allen Zuständen deren Startwahrscheinlichkeit I_H nicht 0 ist. Die Anfangsgewichte I_A definieren den Startzustand als einzig möglichen Anfangszustand, die Endgewichte F_A definieren alle Zustände außer den Startzustand als Finalzustände. Die

Übergangsgewichte P_A sind das Produkt aus der Transitions Wahrscheinlichkeit T_H mit der Emissions Wahrscheinlichkeit E_H des gelesenen Tokens im Zielzustand, wobei die Transitions Wahrscheinlichkeit vom Startzustand zu einem anderen Zustand der Startwahrscheinlichkeit I_H entspricht.

Der resultierende Automat stellt bei der NSST-Regel-Extraktion die Zustandsreihenfolge für die Verarbeitung des Quell-Satzes bereit. Alternativ dazu kann direkt mit dem HMM eine ideale Zustandsfolge für den zu übersetzenden Satz ermittelt werden und diese analog zur WFSA-Extraktion um einen Startzustand q_{-1} ergänzt werden.

V. ALIGNMENT

Die Alignments verbinden die Satzpositionen der Quell- und Zielsätze entsprechend ihrer semantischen Bedeutung. Sie definieren damit, wie bei einer Übersetzung die einzelnen Wörter übersetzt werden. Im Folgenden soll jede Satzposition des Zielsatzes mit genau einer Position des Quellsatzes verbunden werden, diese Eigenschaft heißt total.

Sei X die Menge aller Satzpositionen des Quellsatzes und Y die Menge aller Satzpositionen des Zielsatzes, dann definiert die Funktion $f: Y \rightarrow X$ ein totales Alignment, wobei $y \in Y$ und $x \in X$ als verbunden gelten, wenn $f(y) = x$.

Diese totalen Alignments werden mittels des *fast_align*-Algorithmus [1] generiert. Dieser passt durch den EM-Algorithmus ein lexikales Übersetzungsmodell an die eingegebenen Satzpaare an [1] und gibt am Ende ein Alignment pro Satz aus. Ein Alignment besteht aus einer Zeile und enthält mehrere Satzpositionspaare welche durch ein Leerzeichen getrennt sind. Diese Satzpositionspaare enthalten jeweils eine Satzposition der Quell- und Zielsprache, getrennt durch einen Bindestrich.

Die benötigte Eingabedatei wird durch Ausführen des *alignment_createPairedFile.py*-Skripts generiert und enthält in jeder Zeile den Quell- und Zielsatz, getrennt durch das von *fast_align* geforderte Trennzeichen „|||“.

Wird der *fast_align*-Algorithmus mit den Optionen -d, -o, -v und -N ausgeführt generiert dieser ein totales Alignment. Hierbei sind die ersten drei Optionen durch die Entwickler ausdrücklich empfohlen und führen zur Verwendung einer Dirichlet-Verteilung und der Bevorzugung von Verknüpfungen nahe der monotonen Diagonale. Die N-Option verbietet die Nutzung des null-Wortes und führt zu einem totalen Alignment. Bei nicht-Benutzung der vierten Option müssen nicht alle Satzpositionen der Zielsprache einem Satzpositionspaar zugeordnet werden.

VI. NICHTDETERMINISTISCHER STREAMING-STRING-TRANSDUCER

Abschließend wird entsprechend Teilaufgabe 4, durch Ausführen des *nsst_createRules.py*-Skripts, der NSST extrahiert. Hierfür werden das trainierte HMM, die verwendete Tokenization, die kombinierte Datei beider Sprachdatensätze sowie das dazugehörige Alignment verarbeitet und für jeden Satz die zur Übersetzung benötigte Menge an Transitionen generiert. Der damit definierte NSST kann Sätze der Quell- in die Zielsprache übersetzen.

A. Span

Anhand der Alignments wird ermittelt welche Vokabel der Quellsprache welche Vokabeln der Zielsprache generiert. Für jede Position im Quellsatz lässt sich bestimmen welche Satzpositionen im Zielsatz bereits generiert wurden. Diese Funktion welche eine Quellsatzposition auf eine Menge Zielsatzpositionen abbildet, nennen wir im Folgenden *Span*. Sei G eine Funktion, die für eine Quellsatzposition die Menge der durch diese Wortposition generierten Zielsatzpositionen gibt, $\{p_0, p_1, \dots, p_n\}$ die Menge der Quellsatzpositionen und $\{q_0, q_1, \dots, q_m\}$ die Menge der Zielsatzpositionen, dann lässt sich *Span* wie folgt definieren:

$$Span(p_i) = \bigcup_{j \in \{0, \dots, i\}} G(p_j)$$

Die Menge der Zielsatzpositionen einer Quellsatzposition lassen sich in Submengen teilen, sodass jede Submenge alle Positionen zwischen der kleinsten und größten enthaltenen Satzposition enthält. Diese Submengen lassen sich durch eben diese kleinste und größte enthaltene Satzposition beschreiben.

B. NSST

Die Autoren in [9] beschreiben den nichtdeterministischen Streaming-String-Transducer als einen Automaten, welcher eine Eingabe liest und für diese auf der Ausgabe eine Übersetzung generiert. Hierfür besitzt er ein Eingabe-Band und eine endliche Menge von String-Variablen über dem Ausgabealphabet aus welcher am Ende die Übersetzung abgelesen werden kann. Diese Menge wird im Folgenden Register genannt. Der Automat läuft einmal von links nach rechts über die Eingabe. In jedem Schritt liest er ein Symbol auf der Eingabe, ändert seinen Zustand und aktualisiert mittels einem *Copyless-Assignment* gleichzeitig alle String-Variablen im Register. Die rechte Seite dieser Assignments besteht aus einer Aneinanderreihung von String-Variablen und Zeichen des Ausgabealphabets, wobei jede String-Variable maximal einmal verwendet werden darf.

Der implementierte NSST lässt sich wie folgt definieren:

$$\begin{aligned} NSST &= (Q_N, \Sigma_N, \Gamma_N, X_N, E_N, q_{-1}, F_N) \\ Q_N &= Q_A \\ \Sigma_N &= \Sigma_A = \Sigma_H = \{0, 1, \dots, m\} \\ \Gamma_N &= \{0, 1, \dots, o\} \\ X_N &= \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \\ x_i &\in \Gamma_N^* \quad \forall x_i \in X_N \\ A &\subseteq X_N \rightarrow (X_N \cup \Gamma_N)^* \\ E_N &\subseteq (Q_N \times \Sigma_N \times A \times Q_N) \\ count &: E_N \rightarrow \mathbb{N} \\ F_N &: Q_N \rightarrow (X_N \cup \Gamma_N)^* \\ F_N(q) &= x_1 \quad \forall q \in Q_N \end{aligned}$$

Q_N ist die endliche Menge an Zuständen und gleicht den Zuständen des aus dem HMM extrahierten WFSAs. Σ_N und Γ_N sind die Ein- und Ausgabealphabete. Sie werden durch

die endlichen Mengen der Token von Ziel- und Quellsprache repräsentiert. Das Eingabealphabet gleicht dem Alphabet des HMM und des WFSAs. Das Ausgabealphabet wird durch den NSST das erste Mal verwendet, hierfür wird auf den Sätzen der Zielsprache ein Alphabet ohne Threshold generiert. X_N ist eine endliche Menge von String-Variablen über dem Ausgabealphabet. Die Länge wird in der Implementierung nicht explizit definiert, sondern ergibt sich während der Extraktion der Regeln aus der maximalen Menge von Submengen in einem Span. A ist eine Menge von Funktionen von X_N nach $(X_N \cup \Gamma_N)^*$, sodass für jede Funktion $f \in A$ gilt, dass jedes Element $x \in X_N$ höchstens einmal in allen Sequenzen der Menge $\{f(y) | y \in X_N\}$ auftritt. Somit ist A die Menge der Copyless-Assignments, welche Registerinhalte durch eine Aneinanderreihung der Registerinhalte und Zielsprachtoken aktualisiert. E_N ist die Menge möglicher Transitionen. Eine Transition besteht aus dem aktuellen Zustand, dem gelesenen Token, dem angewendeten Assignment und dem daraus resultierenden neuen Zustand. Die Funktion *count* ordnet jeder Transition eine natürliche Zahl zu. Dieser Wert gibt an, wie oft die Transition aus den Daten extrahiert wurde und wird zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit der Transition benötigt. q_{-1} ist der Startzustand und gleicht dem Startzustand des WFSAs. F_N ist eine partielle Ausgabefunktion, welche nach dem Lesen der Eingabe abhängig vom Zustand des NSST aus dem Register die Ausgabe generiert. In der Implementierung wird unabhängig vom Zustand immer die erste String-Variable des Registers als Ausgabe verwendet.

C. Extraktion

Die Hauptaufgabe bei der Extraktion des NSST besteht darin, alle notwendigen Transitionen zu ermitteln. Hierfür wird aus der Zustandsreihenfolge, mit welcher der WFSAs den Quellsatz mit der höchsten Wahrscheinlichkeit liest, und dem Alignment zwischen Quell- und Zielsatz für jeden Zustandsübergang bestimmt, wie das Register aktualisiert werden muss. Daraus ergeben sich die benötigten Transitionen.

Sowohl der NSST als auch der WFSAs, beziehungsweise das HMM, verwenden die Token der Quell- bzw. Zielsprache als Alphabete. Daher müssen im ersten Schritt die Sätze der Quell- und Zielsprachen mittels der übergebenen Tokenisierungen in eine automatenlesbare Form gebracht werden.

Anschließend wird die Zustandsreihenfolge für den Quellsatz ermittelt. Da das implementierte HMM bereits Funktionen zur Verfügung stellt, die wahrscheinlichste Zustandsreihenfolge für eine Tokenfolge zu ermitteln, wurde in der Implementierung darauf verzichtet diese Reihenfolge mittels dem WFSAs zu ermitteln. Stattdessen wird, analog zur Extraktion des WFSAs aus dem HMM, die durch das HMM errechnete Zustandsfolge um den einheitlich Startzustand q_{-1} ergänzt. Da nach der Definition in Kapitel IV-C der extrahierte WFSAs und das HMM die selbe Sprache erkennen, führt die Verwendung beider Automaten auch zur selben Zustandsreihenfolge.

Eine Transition enthält neben dem Zustandsübergang und dem entsprechenden Token der Quellsprache auch ein Assignment mittels welchem das Register aktualisiert wird. In der

Implementierung wird dieses generiert, indem alle bereits generierten, direkt aufeinander folgenden Satzpositionen in einer String-Variable konkateniert werden. Nicht konkatenierbare Satzteile werden im Register nach aufsteigender Satzposition sortiert. Diese Mengen von aufeinander folgenden Satzpositionen entsprechen dem Span der gelesenen Satzposition.

Für jedes Satzpaar wird zu Beginn ein leeres Register initialisiert. Anschließend wird für jeden Zustandsübergang im Register der Span der gelesenen Satzposition konstruiert. Hierfür werden bereits im Register vorhandene Satzpositionsmengen kopiert und diese mit den fehlenden, neu zu generierenden Token der Zielsprache konkateniert. Das Assignment gibt an, in welcher String-Variable welche String-Variablen und welche generierten Token in welcher Reihenfolge konkateniert werden. Da jede Satzposition der Zielsprache pro Span nur einmal vorkommen kann, sind die auf diese Weise generierten Assignments implizit copyless.

Ein Beispiel für eine Assignment-Extraktion ist im Anhang in Abbildung 2 zu finden.

VII. DISKUSSION

A. Europarl-Korpus

Während der Arbeit mit dem Europarl-Korpus ist aufgefallen, dass die maschinengenerierte Zuordnung der Sätze der Quell- und Zielsprache zueinander teilweise fehlerhaft ist. Problematisch ist hierbei, wenn ein Satz in Sprache A einen Nebensatz enthält und diese in Sprache B durch zwei Sätze übersetzt wurde. Da im Europarl-Korpus nur eine 1-zu-1 Zuordnung zwischen Sätzen möglich ist, wird der Satz aus Sprache A nur teilweise übersetzt und der Verbleibende Satz in Sprache B wird einer leeren Zeile oder einem einzelnen Punkt in Sprache A zugeordnet.

Hiervon sind im verwendeten Trainingsdatensatz (TSS=20) 303 der gesamt 95806 Sätze betroffen, das entspricht lediglich 0.32% der Sätze. Daher wurde dieses Problem nicht weiter behandelt. Der Einfluss dieser fehlerhaften Satzzuordnungen auf die Alignments und den letztendlich extrahierten NSST sollte in folgenden Arbeiten weiter untersucht werden.

B. kumulativer Token 0

Um die Anzahl der Token stark zu reduzieren wird bei der Erstellung der Tokenisierung der Quellsprache ein Threshold von 4 verwendet. Dieser Wert wurde durch eine stichprobenartige Analyse verschiedener Threshold-Werte ermittelt, somit ist nicht ausgeschlossen, dass auch semantisch relevante Worte fälschlicherweise im kumulativen Token zusammengefasst werden.

Das Gebiet anderer Verfahren Token zusammenzufassen bietet viel Potential für weitere Forschungsarbeiten. So ist es beispielsweise denkbar semantisch weniger interessante und selten vorkommende Wörter gezielt anhand der Wortart oder alle konjugierten Formen eines Verbs zu einem Token zusammenzufassen.

C. Alignments

Die in dieser Arbeit durch den fast_align-Algorithmus generierten Alignments sind durch die verwendeten Parameter zwingend total. Jedoch führen die in Kapitel VII-A erläuterten Probleme des Europarl-Korpus unausweichlich zu fehlerhaften Alignments.

Die Qualität der extrahierten Alignments konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht beurteilt werden. Diese sollte jedoch wegen ihrem direkten Einfluss auf die extrahierten Assignments untersucht und gegebenenfalls optimiert werden.

D. extrahierte Assignments

Für die Trainingsdaten(TSS=20) werden für 54, 100 als auch 200 Zustände jeweils eine Millionen verschiedene Assignments generiert. Hiervon lesen jeweils knapp 5% den kumulativen Token 0. Für jeden anderen Token gibt es im Schnitt 17 Regeln die unterschiedliche Token der Zielsprache generieren. Im Schnitt wurde jede Regel 2 mal generiert. Die genauen Zahlen sind in Tabelle IV im Anhang zu finden.

Um die extrahierten Transitionen zu evaluieren wurden die Validierungsdaten mittels der NSST übersetzt. Die Funktionalität hierfür ist im nsst_translate.py-Skript implementiert. Um den Rechen- und Speicheraufwand der Übersetzung zu reduzieren wurde lediglich die beste Transitionsfolge betrachtet. Hierfür wird bei jedem gelesenen Token für jeden erreichbaren Zustand lediglich das Register mit der besten Wahrscheinlichkeit gespeichert. Somit müssen bei der Verarbeitung eines gelesenen Token die möglichen Transitionen auf maximal die Menge der Zustände angewendet werden. Es wurde auch betrachtet inwieweit die Auswahl anwendbarer Transitionen eine Rolle spielt, so wurden einmal alle Transitionen mit passendem Zustand und Token gewählt und einmal lediglich die Transitionen die neben korrektem Zustand und Token auch exakt die Menge der String-Variablen im übergebenen Register verarbeiten.

Als Übersetzung wurde der Endzustand mit der Höchsten Wahrscheinlichkeit gewählt. Alle anderen Endzustände wurden ignoriert. Alle Sätze für welche eine Übersetzung gefunden werden konnte, wurden mittels dem BLEU-Score bewertet. Hierbei zeigt sich, wie in Tabelle I zu sehen, dass eine Eingrenzung der anwendbaren Transitionen das Ergebnis verbessern. Auch steigt der Score mit steigender Anzahl von Zuständen. Alle Ergebnisse sind auf der Scala von 0-1 bei einem maximal erreichen Ergebnis von 0,1 als schlecht zu bewerten. Inwieweit dieses Ergebnisses durch Verbesserungen in den bereits erläuterten Bereichen optimiert werden kann, muss noch in weiterer Forschung erarbeitet werden.

#Zustände	nur Regeln mit passender Anzahl String-Variablen	
	ja	nein
54	0,0725	0,0616
100	0,0816	0,0663
200	0,1081	0,0778

Tabelle I
BLEU-SCORE AUF VALIDIERUNGSDATEN

LITERATUR

- [1] C. Dyer, V. Chahuneau, and N. A. Smith, "A simple, fast, and effective re-parameterization of ibm model 2," in *Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 2013, pp. 644–648.
- [2] P. Koehn, "Europarl: A parallel corpus for statistical machine translation," in *MT summit*, vol. 5. Citeseer, 2005, pp. 79–86.
- [3] "European parliament proceedings parallel corpus 1996–2011," <https://www.statmt.org/europarl/>, abgerufen: 2020-04-23.
- [4] A. Becker and G. Jähnig, "Hidden-markov-modelle als gewichtete endliche automaten," 2008.
- [5] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257–286, 1989.
- [6] "hmmlearn-dokumentation: Multinomialhmm," <https://hmmlearn.readthedocs.io/en/latest/api.html#multinomialhmm>, abgerufen: 2020-04-24.
- [7] A. Allahverdyan and A. Galstyan, "Comparative analysis of viterbi training and maximum likelihood estimation for hmms," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011, pp. 1674–1682.
- [8] M. Durrell, P. Bennett, S. Scheible, and R. J. Whitt, "The german corpus," *Manchester: School of Languages, Linguistics and Cultures*, 2012.
- [9] R. Alur and J. V. Deshmukh, "Nondeterministic streaming string transducers," in *International Colloquium on Automata, Languages, and Programming*. Springer, 2011, pp. 1–20.

VIII. ANHANG

TSS = 1	Vokabeln		Vokabel-Vorkommen	
Threshold	#	%	#	%
All	404387	-	50220274	-
1	207333	51,27	207333	0,41
2	260282	64,36	313231	0,62
3	286078	70,74	390619	0,78
4	301604	74,58	452723	0,90
5	312604	77,30	507723	1,01
6	320840	79,34	557139	1,11
7	327183	80,91	601540	1,20
8	332410	82,20	643356	1,28
9	336794	83,29	682812	1,36
10	340479	84,20	719662	1,43

Tabelle II

AUSWIRKUNG VERSCHIEDENER THRESHOLD-WERTE AUF DEN DEUTSCHEN KORPUS MIT TSS=1

TSS = 20	Vokabeln		Vokabel-Vorkommen	
Threshold	#	%	#	%
All	84102	-	2518714	-
1	45184	53,73	45184	1,79
2	56052	66,65	66920	2,66
3	61368	72,97	82868	3,29
4	64662	76,89	96044	3,81
5	66931	79,58	107389	4,26
6	68624	81,60	117547	4,67
7	70001	83,23	127186	5,05
8	71053	84,48	135602	5,38
9	71997	85,61	144098	5,72
10	72752	86,50	151648	6,02

Tabelle III

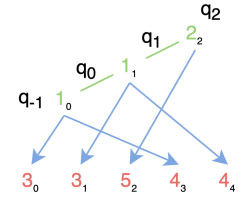
AUSWIRKUNG VERSCHIEDENER THRESHOLD-WERTE AUF DEN DEUTSCHEN KORPUS MIT TSS=20

Quellsatztoken: $1_0, 1_1, 2_2$

Zielsatztoken: $3_0, 3_1, 5_2, 4_3, 4_4$

Alignment: 0-0 0-3 1-1 1-4 2-2

Zustandsfolge: $q_{-1} > q_0 > q_1 > q_2$



Zustands- übergang $Q \rightarrow Q$	gelesener Token Σ	Span	Register (x_1, x_2, \dots)	resultierende Transition ($Q \times \Sigma \times A \times Q$)
-	-	-	()	-
$q_{-1} \rightarrow q_0$	1_0	{0}, {3}	$(3_0, 4_3)$ $x_1 \quad x_2$	$(q_{-1}, 1, (3, 4), q_0)$
$q_0 \rightarrow q_1$	1_1	{0,1}, {3,4}	$(3_0, 3_1, 4_3, 4_4)$ $x_1 \quad x_2$	$(q_0, 1, (x_1 3, x_2 4), q_1)$
$q_1 \rightarrow q_2$	2_2	{0, 1, 2, 3, 4}	$(3_0, 3_1, 5_2, 4_3, 4_4)$ $x_1 \quad x_2$	$(q_1, 2, (x_1 5, x_2), q_2)$

Abbildung 2. Beispiel einer Assignment-Extraction

# Zustände	# Transitionen	\emptyset versch. generierte Token pro gelesenem Token (mean \pm std)	\emptyset count
Alle Transitionen			
54	1.142.276	18,999 \pm 352,684	2,205
100	1.206.374	18,998 \pm 352,516	2,088
200	1.271.216	19,021 \pm 352,996	1,981
Transitionen ohne kommutativen Token 0			
54	1.083.927	17,141 \pm 239,343	2,235
100	1.146.700	17,140 \pm 239,119	2,113
200	1.209.428	17,163 \pm 239,817	2,003

Tabelle IV

STATISTIK DER EXTRAHIERTEN NSST-TRANSITIONEN