

KI-Projekt “Einfach Erklärt” End Review

KIP bei Herr Dr. Hußlein im SoSe 24

Lars Specht, Ben Reher, Simon Eiber und Felix Wippich, 26.06.24

1. Einleitung (Lars)
2. Allgemein
 1. Überblick (alle)
 2. Projektmanagement und organisatorische Herausforderungen (Felix)
3. Entwicklung
 1. Kommunikation (Ben)
 2. Scraper (Lars)
 3. MDR Scraper (Lars)
 4. Deutschlandradio Scraper (Simon)
 5. Weitere Nachrichtenangebote (Simon)
 6. Datenstruktur und Datahandler (Felix)
 7. Hilfs-Skripte (Simon)
 8. KI-Server (Ben)
 9. Matching
 10. WhisperX Transcriber (Ben)
 11. Audio classification (Ben)
 12. GUI Anwendung (Ben)
4. Datenauswertung (Felix)
 1. Gesammelte Daten
 2. Erkenntnisse über die Daten
5. Fazit und Ausblick (alle)

1. Einleitung

Die Umsetzung eines Projekts ist oft von technischen, organisatorischen und zwischenmenschlichen Herausforderungen geprägt. Im Rahmen des KIP-Projekts “Einfach Erklärt” wird dieser Bericht aufzeigen, wie diese Herausforderungen bewältigt wurden und welche Erkenntnisse und Ergebnisse aus der Projektentwicklung hervorgegangen sind. Der Fokus liegt dabei auf der Kommunikation mit Nachrichtenquellen, den Prozessen des Daten-Scrapings und der Datenverwaltung sowie der Nutzung der gesammelten Daten. Abschließend wird ein Ausblick auf die zukünftige Nutzung und Weiterentwicklung des Projekts gegeben.

2. Allgemein

2.1. Überblick

Das Projekt zielt darauf ab, eine umfassende Datenbank von Nachrichtenartikeln in einfacher und Standardsprache zu erstellen. Hierfür wurden eine Reihe von Webscrapern entwickelt. Die Artikel werden in einer strukturierten Ordnerhierarchie gespeichert und verwaltet. Eine GUI-Anwendung ermöglicht das Hochladen,

Transkribieren und Klassifizieren von Audiodateien mithilfe eines Transkriptionsmodells. Für das Matching von Artikeln in einfacher und Standardsprache wurden Verfahren zur Vektorisierung und Ähnlichkeitsberechnung implementiert. Insgesamt wurden ca. 7000 Artikel gesammelt. Ziel ist es, dass die Datenbank kontinuierlich über das Projekt hinaus wächst und die Ergebnisse dieses Projekts für zukünftige Forschung weiter genutzt werden können.

2.2. Projektmanagement und organisatorische Herausforderungen

Neben technischen Herausforderungen in der Umsetzung des Projekts stellten sich auch einige zusätzliche organisatorische Herausforderungen.

Durch die nach dem Projektstart erfolgte Zuteilung eines Teammitglieds in das Team, war eine schnelle Kontaktaufnahme und Integration des neuen Teammitglieds notwendig. Dies erforderte eine schnelle Einarbeitung und Anpassung der Teamdynamik. In Folge sollten auch die wöchentlichen Meetings remote absolviert werden.

Trotz dieser zusätzlichen Schwierigkeiten wurden alle Herausforderungen hervorragend bewältigt. Um die Ressourcen für alle Teammitglieder ständig bereitzuhalten, war bereits ein Repository auf GitHub angelegt, dieses wurde um eine Datei `Meetings.md` zur Protokollierung der in den remote Meetings besprochenen Inhalte erweitert. Die Meetings wurden fest wöchentlich und zusätzlich nach Bedarf angesetzt und finden virtuell über Zoom statt, des Weiteren ist ein ständiger Kommunikationskanal zum Austausch über WhatsApp, für kurzfristige Änderungen oder dringende Probleme, verfügbar. Neben der bekannten Herausforderung von Videokonferenzen, bietet Zoom die Chance, den Bildschirm für "Code-Reviews" und "Code-Vorstellungen" zu teilen.

3. Entwicklung

3.1. Kommunikation

Nachrichtenquellen Die Kommunikation mit den Nachrichtenquellen wurde ein Bestandteil unseres Projekts. Wir wandten uns an DLF, NL und MDR, um Zugang zu ihren Nachrichteninhalten zu erhalten, da wir bereits bei DLF auf Schwierigkeiten beim Scrapen historischer Daten gestoßen sind und es als eine alternative Möglichkeit gesehen haben, dort direkt anzufragen. Es ist hier deutlich schwerer an die Daten zu kommen, da einerseits viel mehr publiziert wird im Vergleich zu NL und es keine einfach abrufbare API gibt.

Über verschiedene Kanäle wie E-Mail, Instagram, TikTok und LinkedIn versuchten wir, Kontakt herzustellen. Nach mehreren Versuchen erhielten wir zuerst eine Antwort auf TikTok, dass es an das Team von NL weitergeleitet wurde. Einen Tag später kam dann eine Antwort von Herrn Bertolaso, einem leitenden Nachrichtenredakteur bei DLF. Er leitete unsere Anfrage weiter an Frau Gnad. Nach einem Telefonat mit ihr stellte sich heraus, dass noch die Möglichkeit besteht tagesaktuelle Daten aus den Instagram Captions von NL zu scrapen, was

inzwischen Teil unserer Scraper geworden ist. Des Weiteren hat sie uns mit dem Archiv in Verbindung gesetzt. Wir haben dort einen direkten Ansprechpartner, da das Projekt nun aber schon abgeschlossen ist, kann dieser nur noch weiter für Herrn Baumann wichtig sein um in Zukunft an weitere Daten zu gelangen. Bei MDR entstand auch ein direkter Kontakt mit Patrick Herz, auch hier stellte sich heraus, dass ein direkter Zugang zu den Daten leider nicht möglich ist, da ihm keine Möglichkeit bekannt war uns da weiterzuhelfen. Wir haben uns hier nicht mehr an das Archiv gewendet, da eine weitere Anfrage zusammen mit einem bevorstehenden E-Mail-Verkehr zu lange gedauert hätte. Vielen Dank an Herrn Herz für die schnelle und freundliche Antwort und dem MDR sowie dem Übersetzungsbüro „Leicht ist klar“ für die Erlaubnis die Daten im Rahmen des Projekts zu verwenden.

Andere Gruppe Wir haben auch eine Zusammenarbeit mit der anderen Gruppe in Betracht gezogen, die das gleiche Projekt durchführt. In einem Gespräch mit Prof. Baumann stellte sich heraus, dass es sinnvoll sein könnte, sich beim Scraper die Arbeit zu teilen. Leider lehnte die andere Gruppe unsere Anfrage ab, da sie befürchteten, dass eine Auslagerung des Webscrapings zu einem Bewertungsverlust führen könnte, da dies ebenfalls Teil der Aufgabenstellung und des Arbeitsaufwandes ist. Nach den Midterm Reviews haben wir erneut versucht, in enger Zusammenarbeit mit der anderen Gruppe zu treten, um durch das Teilen der Arbeit mehr Daten zu gewinnen und verschiedene Ansätze für das Matching oder die Datenauswertung zu entwickeln. Prof. Baumann betonte, dass dies allen helfen würde. Leider stellte sich heraus, dass die Absprachen mit der anderen Gruppe nicht zuverlässig waren. Daher haben wir uns entschieden, die Zusammenarbeit nicht weiterzuverfolgen und uns auf unsere eigenen Daten und Ideen zu konzentrieren. Aufgrund von wenig erfolgreicher Kommunikation war es uns leider nicht möglich die Daten der beiden Gruppen bis zum Ende des Projekts zusammenzuführen.

3.2 Scraper

3.2.1 Was ist ein Scraper? Ein Scraper ist ein Programm, das automatisch Daten von Webseiten extrahiert. Es gibt verschiedene Arten von Scrapern, die sich in ihrer Funktionsweise und ihren Anwendungsmöglichkeiten unterscheiden. In diesem Kontext werden zwei Scraper-Bibliotheken verwendet: BeautifulSoup und Selenium, die sich in ihren Funktionen und Anwendungsbereichen unterscheiden.

3.2.2 BeautifulSoup ist eine Bibliothek, die es ermöglicht, Daten aus HTML- und XML-Dateien zu extrahieren. Sie kann jedoch keine Formulare bearbeiten oder JavaScript ausführen, weshalb sie nur für statische Webseiten geeignet ist. Dies bedeutet, dass sie lediglich den HTML-Code der Webseite auslesen kann und nicht die dynamischen Inhalte, die durch JavaScript generiert werden, wie beispielsweise nach dem Drücken eines Buttons.

3.2.3 Selenium ist ein Webdriver, der es ermöglicht, Webseiten zu steuern und mit ihnen zu interagieren. Ein Webdriver ist ein Programm, das die Steuerung eines Webbrowsers ermöglicht, indem es tatsächlich ein Browserfenster öffnet und dieses dann steuert. Dieses Öffnen des Browserfensters kann auch im Hintergrund erfolgen, sodass der Nutzer nichts davon mitbekommt, was bedeutet, dass es auch ohne GUI auf einem Server (dem KI-Server) verwendet werden kann. Selenium kann auch dynamische Webseiten auslesen, da es JavaScript ausführen kann. Es ist jedoch langsamer als BeautifulSoup und benötigt mehr Rechenleistung, weshalb BeautifulSoup bevorzugt wird, wenn es möglich ist.

3.2.4 Arten von Scrapern

Für dieses Projekt werden zwei Arten von Scrapern benötigt:

Historische Scraper sammeln die Artikel, die in der Vergangenheit auf den Webseiten veröffentlicht wurden. Diese müssen nur einmalig ausgeführt werden, um die historischen Daten zu extrahieren.

Aktuelle Scraper Aktuelle Scraper werden regelmäßig ausgeführt, um kontinuierlich die neuesten Artikel von den Webseiten zu extrahieren (z.B. einmal die Woche, immer wenn sich der Feed updated).

3.2.5 Der BaseScraper

Für die Scraper wurde eine Basisklasse **BaseScraper** erstellt, die allgemeine Funktionen und Methoden enthält, die für alle Scraper benötigt werden. Die Basisklasse enthält die folgenden Methoden:

- `base_metadata_dict()`: Gibt ein Dictionary zurück, das die Metadaten enthält, die für jeden Artikel gespeichert werden sollen (zum Beispiel Titel, Beschreibung, Datum usw.).
- `_get_soup()`: Lädt die Webseite und gibt ein BeautifulSoup-Objekt zurück.
- `_fetch_articles_from_feed()`: Extrahiert die Artikel-URLs aus dem Feed (oder auf andere Weise, falls kein Feed verfügbar ist) der Webseite.
- `_get_metadata_and_content(url)`: Extrahiert die Metadaten und den Inhalt eines Artikels aus der URL.
- `scrape()`: Führt die einzelnen Schritte zum Scrapen der Webseite aus.

Dadurch müssen für jeden neuen Scraper nur noch die spezifischen Methoden implementiert werden, die für die jeweilige Webseite benötigt werden, was die Implementierung übersichtlicher macht.

3.3. MDR Scraper

3.3.1 Warum MDR?

Der MDR Scraper extrahiert Daten von der Webseite des Mitteldeutschen Rundfunks (MDR). Der MDR ist ein öffentlich-rechtlicher Rundfunksender, der für Sachsen, Sachsen-Anhalt und Thüringen Inhalte bereitstellt, darunter Nachrichten, Videos, Audios und mehr. Es gibt verschiedene Gründe, warum der MDR als Datenquelle gewählt wurde:

- Der MDR ist ein öffentlich-rechtlicher Sender, was eine gewisse Qualität der Daten sichert.
- Der MDR bietet eine Vielzahl von Inhalten.
- Das Angebot in einfacher Sprache des MDR und die normalen MDR-Nachrichten sind unter einem Dach, was bedeutet, dass es zu jedem leichten Artikel auch einen normalen Artikel gibt.
- Die leichten Artikel verlinken meist direkt den normalen Artikel, was die Notwendigkeit eines speziellen Matchers überflüssig macht.
- Der MDR bietet Audios an, die von Menschen gesprochen wurden.
- Der MDR lädt wöchentlich eine große Anzahl leichter Artikel hoch, was eine gute Datenbasis bietet (ca. 22 Artikel pro Woche).

3.3.2 MDRBaseScraper - Funktionsweise

Der `MDRBaseScraper` wurde als Klasse geschaffen, um allgemeine Funktionen und Methoden zu enthalten, die sowohl für den aktuellen als auch den historischen MDR-Scraper benötigt werden. Die Basisklasse enthält die folgenden Methoden:

- `_init_selenium()`: Initialisiert das Selenium-Webdriver-Objekt. Wird nur intern verwendet.
- `_try_audio_extraction()`: Versucht, das Audio des Artikels zu extrahieren. Wird von den `_get_metadata_and_content()`-Methoden der Klasse aufgerufen und nur intern verwendet.
- `_get_easy_article_metadata_and_content(url)`: Extrahiert die Metadaten und den Inhalt eines einfachen Artikels aus der URL. Wird von der `scrape()`-Methode aufgerufen und kann direkt an den `DataHandler` weitergegeben werden.
- `_get_hard_article_metadata_and_content(url)`: Das gleiche wie `_get_easy_article_metadata_and_content()`, aber für schwere Artikel. Die Website-Struktur der schweren Artikel unterscheidet sich von der der einfachen Artikel, daher wird eine separate Methode benötigt.

Die `_get_article_and_metadata...`-Methoden wurden möglichst robust gebaut, um auch bei Änderungen in der Website-Struktur weiterhin funktionieren zu können. Hierfür wurden verschiedene Methoden ausprobiert, um an die benötigten Daten zu gelangen. Die Methoden, die am besten funktionierten, wurden dann in die Methoden der Klasse integriert. Zudem fehlen immer wieder Teile der benötigten Metadaten auf der Website. Das hat immer wieder zu

Problemen geführt, auch in Kombination mit dem `DataHandler`, da dieser teilweise auf die Metadaten angewiesen ist, um die Artikel zu speichern. Es mussten immer wieder Workarounds gefunden werden, um die fehlenden Metadaten zu ersetzen, meistens durch Platzhalter.

3.3.3 MDR: Aktueller Scraper - Funktionsweise

Der aktuelle MDR Scraper extrahiert zunächst die Links der Artikel vom Angebot in einfacher Sprache des MDR und lädt die einfachen Artikel mitsamt Audio, Metadaten, dem rohen HTML-Code und dem extrahierten Inhalt herunter. An die Audios zu gelangen ist nicht ganz einfach, da der MDR die Audios nicht direkt verlinkt, sondern sie über eine JavaScript-Datei lädt. Daher muss hier Selenium verwendet werden. Da die einfachen Artikel häufig auf die normalen Artikel verlinken, wird hierfür kein spezieller Matcher benötigt. Die Matches werden hierbei direkt über den `SimpleMatcher` eingetragen. Im Anschluss an den einfachen Artikel wird jeweils der schwere Artikel gescraped. Ist kein schwerer Artikel auf einen einfachen Artikel verlinkt, wird nur der einfache Artikel gescraped.

3.3.4 MDR: Historischer Scraper - Funktionsweise

Der historische MDR Scraper gestaltet sich etwas komplizierter, da der MDR keine direkte Möglichkeit bietet, auf ein (großes) Archiv an Artikeln zuzugreifen. Dennoch gibt es eine große Menge alter Artikel, die noch auf der Webseite verfügbar sind. Auf verschiedene Weisen wurden zunächst die Links alter einfacher Artikel gesammelt und in einer Liste gespeichert. Nachdem keine weiteren Methoden zur Erweiterung dieser Link-Liste gefunden wurden, wurden die einfachen Artikel und die dort verlinkten schweren Artikel gescraped. Hier sind die Methoden, die ausprobiert wurden, um an die Links alter einfacher Artikel des MDR zu gelangen:

Methode 1: Eigene MDR-Suche (nicht erfolgreich) Die erste Methode war die Verwendung der inoffiziellen MDR-Such-API, um nach alten Artikeln zu suchen. Nach einigen Experimenten mit der Entwicklerkonsole des Browsers wurde diese API gefunden. Es stellte sich jedoch heraus, dass die MDR-Suche nicht sehr zuverlässig ist und insgesamt nur wenige Artikel gefunden werden konnten.

Methode 2: Google-Suche (erfolgreich) Mit `serpapi.com` konnte eine Möglichkeit gefunden werden, Google-Suchergebnisse zu extrahieren. Folgende Suchanfrage stellte sich als am effizientesten heraus: `site:mdr.de intext:"Hier können Sie diese Nachricht auch in schwerer Sprache lesen:"`. Diese Suchanfrage lieferte die Links zu den alten einfachen Artikeln, da in jedem einfachen Artikel vom MDR, der eine Verlinkung zu einem schweren Artikel enthält, dieser Text vorhanden ist. Damit haben alle diese Links automatisch auch einen verlinkten schweren Artikel. Da der `SerpAPI` jedoch

sehr limitiert ist (100 kostenlose Suchanfragen pro Monat), konnten nur etwa 330 alte einfache Artikel gesammelt werden. Zudem kann bei Google nur auf die ersten ca. 300-400 Suchergebnisse zugegriffen werden, was die Anzahl der gefundenen Artikel weiter einschränkt.

Methode 3: Bing API (erfolgreich) Nach weiterem Suchen wurde eine kostenlose Bing API gefunden, die es ermöglichte, Suchergebnisse von Bing zu extrahieren. Diese API ist nicht so limitiert wie die **SerpAPI** Google API und bot mehr Konfigurationsmöglichkeiten. Außerdem stehen bei der Bing API pro Monat 1000 kostenlose Suchanfragen zur Verfügung. Durch verschiedene Variationen der Suchanfragen (z.B. verschiedene Datumsbereiche, verschiedene Suchbegriffe) konnten hiermit etwa 230 zusätzliche alte einfache Artikel gesammelt werden.

3.4 Deutschlandradio Scraper

Deutschlandradio ist ein Bestandteil des öffentlich-rechtlichen Rundfunks und verantwortlich für die Produktion verschiedener Nachrichtenangebote, darunter DLF und NL, die als bedeutende Datenquellen dienen. Eigenständige Redaktionen sind dafür zuständig, die jeweiligen Inhalte zu konzipieren und zu veröffentlichen.

Die Gründe für die Berücksichtigung von Deutschlandradio sind divers:

- Es ist Teil des öffentlich-rechtlichen Rundfunks.
- Die Reichweite erstreckt sich über ganz Deutschland.
- Es bietet eine breite inhaltliche Abdeckung aktueller Themen, darunter Politik, Wirtschaft, Wissenschaft, Gesellschaft und Kultur.
- Es besteht eine redaktionelle Nähe zwischen DLF und NL.
- Die Inhalte werden von eigenständigen Redaktionen erstellt, in Form von Artikeln und Audios.

Nachrichtenleicht Auf der Internetseite von NL werden jeden Freitagnachmittag etwa fünf bis sechs Artikel in leicht verständlicher Sprache veröffentlicht. Zusätzlich werden die Artikel häufig als Audio angeboten, die von menschlichen Sprechern eingesprochen werden.

Scraping Dank der redaktionellen Nähe zwischen DLF und NL sind die Internetseiten größtenteils strukturell identisch aufgebaut. Dadurch konnte ein **DeutschlandradioScraper** basierend auf dem **BaseScraper** entwickelt werden, um Redundanzen zu vermeiden. Die Unterschiede liegen hauptsächlich in den Metadaten und der Verfügbarkeit von Audio bei NL-Artikeln. Ausgehend vom **DeutschlandradioScraper** konnten entsprechende Scraper für DLF und NL abgeleitet werden. Für den NL-Feed wurde eine API-Schnittstelle gefunden, die das Scrapen erleichtert.

3.5. Weitere Nachrichtenangebote

Zur Auswahl standen auch die Nachrichtenangebote der APA (Austria Presse Agentur), des NDR und des SR. Die APA bietet Nachrichten in leichter Sprache an, die von capito.ai generiert werden, einem vollautomatisierten KI-Tool zur Übersetzung von Texten aus der Standardsprache in leicht verständliche Sprache. Auf ihrer Webseite sind die Originalartikel sowie Übersetzungen in die Sprachniveaus B1 und A2 verfügbar. Wir haben uns gegen die Verwendung der APA als Datenquelle entschieden, da keine Audioversionen der Artikel vorhanden sind und die Artikel in leichter Sprache ausschließlich von KI generiert werden, was zu einem möglichen Bias in den Daten führen könnte. Darüber hinaus erreichen die Artikel nicht die qualitativen Standards der öffentlich-rechtlichen Sender. Sowohl der NDR als auch der SR sind Mitglieder des öffentlich-rechtlichen Rundfunkverbunds ARD und bieten ebenfalls Nachrichten in leichter Sprache mit Audio an. Allerdings unterscheiden sich die Texte in leichter Sprache formell stark von denen des Deutschlandradios und des MDR. Zudem gibt es keinen separaten Nachrichtenfeed, was das Scrapen der Artikel erschwert. Das Angebot des SR in leichter Sprache konzentriert sich hauptsächlich auf regionale Nachrichten aus dem Saarland. Aus diesen Gründen haben wir vorläufig beschlossen, diese Nachrichtenangebote nicht zu berücksichtigen.

3.6. Datenstruktur und Datahandler

Auf Anraten von Professor Baumann wird für die Speicherung keine SQL-Datenbank benutzt, sondern wie in der Abbildung dargestellt eine Ordnerstruktur.

```
data/
|-- <source>/ (dlf or mdr)
|   |-- matches_<source>.csv
|   |-- <language niveau>/ (easy or hard)
|       |-- lookup_<source>_<niveau>.csv
|       |-- 2023-06-01-Sample_Article/
|           |-- Metadata.json
|           |-- Content.txt
|           |-- Raw.html
|           |-- Audio.mp3 (if available)
```

Figure 2: Struktur des zur Speicherung genutzten Dateisystems am Beispiel von DLF (hard) und NL (easy) (reduziert auf jeweils einen Artikel)

Für jede Nachrichtenquelle findet sich im **data** Verzeichnis ein Unterordner. Da das Matchen lediglich innerhalb derselben Quelle (also z.B. nur DLF zu NL, nicht DLF zu MDR) stattfinden soll, findet sich die Datei mit den jeweiligen Matches (**matches_<Nachrichtenquelle>.csv**) auf dieser Ebene (z.B. DLF). Jedes der Unterverzeichnisse ist wiederum aufgeteilt in die Ordner **easy** und **hard**, wobei **easy** die Nachrichten in leichter Sprache enthält und **hard** die Nachrichten in Standardsprache. Hier findet sich für jeden gespeicherten Artikel ein eigener

Ordner mit der Benennungsstruktur `<Jahr>-<Monat>-<Tag>_<Titel>`. Im Ordner zum jeweiligen Artikel findet sich jeweils `content.txt`, der Haupttext des Artikels, `metadata.json`, der Verschiedene Metadaten wie URL, Autor und Datum in einem über alle Nachrichtenquellen standardisierten JSON-Format enthält, sowie `audio.mp3`, falls der Artikel als vorgelesene Version als Audio verfügbar ist.

Für eine effiziente Suche der Artikel nach ihren jeweiligen Links ist jeweils eine sogenannte `lookup-<Nachrichtenquelle>-<easy|hard>.csv` implementiert. In diesem wird für jeden gespeicherten Artikel jeweils der Dateipfad und der Link im CSV-Format abgespeichert. Die URL des Artikels wird auch in den Metadaten gespeichert, dennoch entstand die Idee des redundanten Speicherns um für die Suche nach der URL nicht über das ganze Verzeichnis iterieren, sondern lediglich eine CSV-Datei analysieren zu müssen. Besonders bei großen Datenmengen ist so eine bessere Effizienz erhofft. Es ist zu erwarten, dass dieser Unterschied bei größeren Datenmengen noch deutlicher wird.

```
'''Getestet wurde die Suche über den Link des Artikels
sowie den Titel. Die Funktion sucht bei der url automatisch
im Lookuptable ansonsten iteriert sie über das Unterverzeichnis.
Das erste Argument e steht dafür, dass das easy Unterverzeichnis
durchsucht werden soll'''
dh.search_by("e", "url", "https://www.DLF.de/ \
zahl-der-arbeitslosen-sinkt-im-april-um-20-102.html")
dh.search_by("e", "title", "Zahl der Arbeitslosen sinkt \
im April um 20.000")
# Output
"Time taken for search_by url: 0.0020 seconds"
"Time taken for search_by title: 0.0071 seconds"
```

Die Speicherung im eigenen Format bietet viel Flexibilität und Unabhängigkeit von Versionen eines Datenbankmanagementsystems. Allerdings stellt sich die Herausforderung eines komfortablen, einheitlichen und effizienten Zugriffs auf die Daten.

Der DataHandler übernimmt diese Rolle. Er bietet ein Interface für den **Zugriff** auf die Daten durch Funktionen wie `head`, welcher die ersten `n` Artikel als Pandas DataFrame zurückgibt. Des Weiteren soll eine einheitliche **Speicherung** durch vordefinierte Speicherfunktionen sichergestellt werden. Auch ermöglicht der DataHandler eine **Suche** im Verzeichnis nach Metadaten. Um keine Artikel doppelt zu Scrapen gibt es außerdem die Funktion `is_already_saved`, welche sich die bessere Sucheeffizienz der Lookuptable zunutze macht. Sie gibt zurück, ob die URL bereits gescraped und gesaved wurde. Das DataHandler Objekt muss mit der jeweiligen Nachrichtenquelle initialisiert werden (aktuell `"dlf"`, oder `"mdr"`) und kann dann für das jeweilige Unterverzeichnis genutzt werden. Die Initialisierung mit der Nachrichtenquelle soll unter anderem einer Vermischung der Daten vorbeugen. Den meisten Funktionen muss übergeben werden, ob

im "hard" ("h"), oder "easy" ("e") Unterverzeichnis gelesen oder geschrieben werden soll.

Entwicklung und Debugging Als zentrales Modul für die Speicherung und den Zugriff auf die Daten war es wichtig sicherzustellen, dass der DataHandler zuverlässig und effizient arbeitet. Viele Features wurden von Anfang an (per design) angelegt, um die Effizienz des DataHandlers zu optimieren und direkt die meisten Funktionen bereitzustellen. Dazu gehörte zum Beispiel der Lookup Table, um eine effiziente Suche zu ermöglichen. Durch die Zentralität des Moduls und die Schwierigkeit das Modul zu testen ohne, dass größere Datenmengen verfügbar waren, entwickelte sich die Robustheit des Moduls mit der Entwicklung der anderen Module, in denen er Anwendung fand. Hier wurden des Öfteren Issues zurückgemeldet, die gefixt werden mussten. Da der DataHandler mit dem Dateisystem arbeitet und unter Windows 11 entwickelt wurde, traten im Verlauf vor allem Fehler auf, die auf den Unterschied zwischen Linux und Windows zurückzuführen waren. Diese konnten behoben werden, indem die Pfade in den Funktionen angepasst wurden. Ziel ist es, dass der DataHandler sowohl auf Windows als auch auf Linux lauffähig ist. Auch einige kleinere Erweiterungen wurden vorgenommen, um weitere Funktionen bereitzustellen, beispielsweise das Abrufen der Audios. Im Laufe der Entwicklung fand außerdem ein großes Refactoring statt, um den Code übersichtlicher und wartbarer zu machen. Hierfür wurden alle Funktionen die nicht direkt als Interface für den Nutzer gedacht waren, in eine eigene Klasse `DataHandlerHelper` ausgelagert.

Examples Da der Datahandler, wie das gesamte Projekt so angelegt ist, der er zur Weiterentwicklung und Forschung dienen kann, wurden ein Notebook mit Beispielen erstellt, indem die Funktionen des DataHandlers demonstriert werden. Ein weiterer Fokus lag, in der ausführlichen Dokumentation der Klasse und Funktionen durch Python Docstrings.

3.7. Hilfs-Skripte

reformat_date.py Dieses Skript ist dafür verantwortlich, Artikel-Ordner umzubenennen, die Datumsinformationen im falschen Format enthalten. Es überprüft, ob die Artikel-Ordner ein Datum im Format TT.MM.JJJJ enthalten und konvertiert diese in das Format JJJJ-MM-TT. Dadurch wird sichergestellt, dass die Verzeichnisse ein einheitliches und standardisiertes Datumsformat haben.

rewrite_old_matches.py Dieses Skript aktualisiert alte Matches mithilfe des `SimpleMatcher`-Moduls. Es durchsucht ein `/data/mdr/easy/` nach `metadata.json`, lädt die bestehenden Übereinstimmungen und übergibt diese an das `SimpleMatcher`-Modul zum erneuten, ordnungsgemäßen Eintrag des Matches. Logging wird verwendet, um den Fortschritt und mögliche Fehler zu protokollieren.

3.8. KI-Server

Die Datenspeicherung und das Scraping, sowie das Training des Klassifizierungsmodells und das Hosten der Webanwendung finden über den KI-Server der OTH statt. Dies war von Anfang an die Idee, da dieser eine hohe Rechenleistung bietet und somit das Scraping und unsere kommenden Schritte schneller und effizienter gestaltet. Hier existieren die genannten Ordnerstrukturen und die Daten werden automatisiert gespeichert.

Mithilfe eines Cronjobs werden die Scraping-Skripte regelmäßig ausgeführt, um die neuesten Artikel zu speichern. Wie bereits erwähnt, veröffentlicht NL wöchentlich neue Artikel und DLF, sowie MDR, täglich. Demnach gibt es zwei Cronjobs. Eines, das einmal am Tag ausgeführt wird und die neuen Artikel von NL und Instagram speichert und eines, das alle zwei Stunden ausgeführt wird und die neuen Artikel von DLF und MDR speichert oder aktualisiert. Diese haben sich als gute Zeiträume erwiesen. Gleichzeitig werden auch jedes Mal die neuesten Commits geladen, bevor das Scraping durchgeführt wird, um immer den neuesten Stand des Codes zu garantieren.

Der KI-Server erwies sich als äußerst hilfreich, da das Scraping automatisiert funktioniert und wir einen zentralen Ort der Datenspeicherung haben. Zusätzlich haben wir so auch kein Problem mit der Speicherung der Audiodateien, da genug Festplattenspeicher vorhanden ist. Es entstehen jedoch auch einige Nachteile und ein weiteres Feld in dem Troubleshooting oder Debugging betrieben werden muss. Vor allem die Berechtigungen für die einzelnen User waren aus uns nicht erklärbaren Gründen nicht immer korrekt gesetzt, was zu Problemen beim Schreiben und Lesen von Dateien führte. Auch die Verbindung mit dem Server war nicht immer einfach, da es keine direkte Möglichkeit gibt, auf den Server zuzugreifen. Über den Hochschuleigenen VPN und dann per SSH oder über das JupyterHub auf den Server zuzugreifen, erwies sich bei schlechter Internetverbindung als schwierig. Und auch das Remote Development über z. B. Pycharm ist mit Latenz verbunden.

3.9. Matching

Der BaseMatcher ist die Basis-Klasse aller Matcher. Sie stellt vor allem sicher, dass der richtige Pfad verwendet wird und bietet mit der Funktion `write_match` die Möglichkeit, Matches in jeweils `mdr_matches.csv` und `dlf_matches.csv` zu schreiben.

Der SimpleMatcher ist eine Klasse die auf dem `BaseMatcher` aufbaut und vor allem von den MDR-Scrapern verwendet wird, da beim MDR die leichten auf die schweren Artikel verweisen. Mit der Funktion `match_by_url` bietet er die Möglichkeit, Matches mithilfe von URLs des einfachen und schweren Artikels in die jeweilige Datei zu schreiben.

3.9.1 Matching mit Tf-idf

Das Matching von Artikeln dient dazu, Texte in einfacher Sprache mit ihren äquivalenten in normaler Sprache zu verknüpfen. Das Verfahren nutzt statistische Textanalyse und Informationsretrieval-Techniken wie das Tf-idf-Maß und Cosine-Similarity, um die inhaltliche Übereinstimmung zwischen Texten zu bewerten. Der Prozess umfasst folgende Schritte:

1. Vektorisierung des Artikels
2. Transformation in die Tf-idf Darstellung
3. Vergleich der Artikel-Vektoren mit Cosine-Similarity
4. Evaluation des Matchers mit zusätzlichen Kriterien

ArticleVectorizer Die Klasse `ArticleVectorizer` implementiert eine Textvektorisierungsfunktion, die speziell für die Verarbeitung von Texten in einfacher Sprache entwickelt wurde. Die Klasse implementiert anwendungsspezifische Funktionen und dient dazu Texte zu verarbeiten und sie in ein Format zu transformieren, das für maschinelles Lernen verwendet werden kann. Sie verwendet die Natural Language Toolkit (NLTK) Bibliothek zur Tokenisierung und Entfernung von Stoppwörtern im Deutschen.

Funktionsweise

1. **Tokenisierung und Bereinigung:** Die Methode `generate_tokens` zerlegt einen Text in einzelne Tokens und bereinigt diese. Dies beinhaltet das Entfernen von Stoppwörtern, Nicht-Alphanumeric-Zeichen und die mögliche Konvertierung segmentierter Wörter (z.B. "Fußball-Spiel" zu "Fußballspiel").
2. **Generierung von n-Grammen:** Die Methode `generate_ngrams` erstellt aus den Tokens n-Gramme unterschiedlicher Längen. Diese n-Gramme sind Kombinationen aufeinanderfolgender Tokens, die als eine Einheit betrachtet werden, um kontextuelle Informationen zu bewahren. Optional werden hierbei nur n-Gramme berücksichtigt, die mindestens ein Substantiv oder Nomen (großgeschriebenes Wort) enthalten. Die Umwandlung in Kleinbuchstaben erfolgt am Ende der n-Gram generierung.
3. **Analysefunktion:** Die `analyzer`-Methode kombiniert die Schritte der Tokenisierung und n-Gramm-Erstellung.
4. **CountVectorizer Integration:** Der `ArticleVectorizer` nutzt intern den `CountVectorizer` aus `sklearn.feature_extraction.text` zur Vektorisierung der vorverarbeiteten Artikel. Dieser wird mit den konfigurierten Parametern initialisiert und verwendet die `ArticleVectorizer.analyzer`-Methode.
5. **Integration in die Pipeline:** Die `fit`- und `transform`-Methoden ermöglichen die Integration der Vektorisierungsfunktion in die Scikit-Learn-

Pipeline. `fit` lernt das Vokabular aus den Trainingsdaten, während `transform` die Artikel in eine Häufigkeitsmatrix umwandelt.

Helferfunktionen Zusätzliche Hilfsfunktionen wie `get_ngrams_with_capitalized`, `is_segmented_word` und `convert_segmented_word` unterstützen spezifische Bereinigungs- und Transformationsschritte, um die Präzision und Flexibilität des Vektorisierungsprozesses zu erhöhen, indem sie spezifische sprachliche oder strukturelle Eigenschaften der Textdaten und leichten Sprache berücksichtigen.

3.9.2. ArticleMatcher

TF-IDF und TfidfTransformer TF-IDF ist eine statistische Methode, die dazu dient die Bedeutung eines Wortes in einem Dokument relativ zu einer Sammlung von Dokumenten (Korpus) zu bewerten.

- **Term Frequency (TF):** Maß für die Häufigkeit eines Begriffs in einem Dokument.
- **Inverse Document Frequency (IDF):** Maß für die Wichtigkeit eines Begriffs in einem Korpus.

Das Produkt aus TF und IDF ergibt den TF-IDF-Wert eines Begriffs in einem Dokument. Ein hoher TF-IDF-Wert deutet darauf hin, dass der Begriff für das spezifische Dokument wichtig ist, aber in der gesamten Dokumentensammlung eher selten vorkommt. Der `TfidfTransformer` aus der `scikit-learn` Bibliothek realisiert diese Transformation.

Pipeline Die Häufigkeitsmatrix des `ArticleVectorizer` wird durch den `TfidfTransformer` in eine Tf-idf-Matrix überführt. Diese dient zur Berechnung der Ähnlichkeit zwischen Texten (bzw. Artikeln in leichter und normaler Sprache) mittels Cosine-Similarity. Das Artikel-Paar mit der größten Kosinus-Ähnlichkeit wird als Match identifiziert.

Mögliche Erweiterungen Der aktuelle Stand erlaubt die Definition eines Matchers, der das Preprocessing und die Vektorisierung durch den `ArticleVectorizer` sowie das Matching zwischen leichten und normalen Artikeln automatisiert und weitere artikelbezogene Matching-Kriterien und Parametereinstellungen umsetzt. Mögliche Kriterien und Einstellungen:

- Berücksichtigung des Veröffentlichungsdatums (z.B. maximale Differenz, time-decay)
- Einschränkung des Zeitraums aus dem Artikel stammen
- Vokabularbeschränkung (z.B. nur Artikel in leichter Sprache)
- Kombination aus Titel, Teaser, Beschreibung und Inhalt
- Berücksichtigung der Platzierung im Ranking (Auswahl aus den Score-Plätzen)

3.10. WhisperX Transcriber

WhisperX ist ein modernes pre-trained-model mit zugrundeliegenden Transformer-Modellen, das in unserem Fall zur Transkription von Audioinhalten verwendet wird. Es ist ein Open-Source-Tool, das auf der Basis OpenAIs Whisper entwickelt wurde.

Das Modell “large-v2” wird benutzt, um die Transkription durchzuführen. Hierbei handelt es sich um ein sehr großes Modell, das auf einer Vielzahl von Daten trainiert wurde und daher eine hohe Genauigkeit bei der Transkription von Audioinhalten aufweist. Der KI-Server ermöglicht es uns die Transkription auf den GPUs durchzuführen, was die Geschwindigkeit des Prozesses erhöht. Hierfür werden die globalen Variablen `__DEVICE__`, `__TYPE__` und `__BATCH_SIZE__` verwendet. Das Modell wird mit den `device_index=[0, 1, 2, 3]` auf den GPUs parallelisiert. Die Audiodatei wird anschließend aus der Datenbank geladen und transkribiert. Danach wird zusammen mit dem Ausrichtungsmodell von WhisperX die Transkription auf Wortebene mit einem Zeitstempel versehen. Zuletzt passiert eine Rückgabe der einzelnen Segmente in einem kombinierten Dictionary- und Listenobjekt, dass alle nötigen Infos enthält.

3.11. Audio classification

`audio_classification.py` ist für das Trainieren eines Modells und einer Pipeline für die Klassifizierung von Audiodateien zuständig. Es verwendet die Bibliothek `librosa` für die Feature-Extraktion aus den Audiodateien und `sklearn` für das Trainieren des Modells. `pandas` wird für die Datenmanipulation und -speicherung verwendet, und `pickle` für das Speichern des Modells.

Nach dem Starten des skripts gibt es zuerst die Möglichkeit zu entscheiden, ob die Audiofeatures neu berechnet werden sollen oder ob bereits gespeicherte Features verwendet werden sollen. Bei einem Datensatz von 3596 Audiodateien, wovon ca. 90 % in leichter Sprache sind, hat die Extraktion mit `librosa` ca. 30 Minuten gedauert. Dementsprechend war die Implementierung einer Speicherfunktion für die Features sinnvoll. Je nachdem wird nun mithilfe von `pickle` entweder der Dataframe geladen oder `load_audio_data()` und `extract_audio_features()` aufgerufen. Diese Funktionen nutzen Teile des Datahandlers um sämtliche Pfade zu Audiodateien zu erhalten. Hier wurde zur Übersicht mit `tqdm` gearbeitet, damit eine Fortschrittsanzeige für die Iterationen der Extraktion zu sehen ist. Die Schlüsselfunktionen sind größtenteils Fehlerresistent damit es nicht zu einem Abbruch kommt und der Fortschritt verloren geht.

Nun folgt das Training des Modells. Es wird unterschieden zwischen einem Training, das gleichzeitig zu Testzwecken und Evaluation des Modells dient und den Datensatz in einen Trainingsdatensatz und einen Testdatensatz teilt und einem reinen Training für das finale Modell, dass die besten Hyperparameter aus einem vorherigen getesteten Modell verwendet. Bei Tests mit einem KNN Modell stellte sich heraus, dass dieses sich schwertat die schweren Audios zu erkennen, deswegen fiel die Entscheidung nach einigen weiteren Tests auf einen Support

Vector Classifier, hierbei wird in einer Pipeline zunächst ein `MinMaxScaler` für die Normalisierung verwendet und anschließend die SVM. Eine GridSearch mit integrierter Cross-Validation wird durchgeführt, um die besten Hyperparameter zu finden.

Die beiden ungenutzten Funktionen `extract_text_features()` und `load_and_split_audio()` waren ursprünglich für die Implementierung eines weiteren Modells für die Textklassifizierung und die Aufteilung der Audios in kleiner Segmente gedacht. Diese wurden jedoch nicht weiter verfolgt, da die Klassifizierung der Audios in leichter und schwerer Sprache ausreichend war und keine Zeit für weiterführende Aufgaben mehr bestand.

3.12. GUI Anwendung

Die GUI-Anwendung ist mit `Flask` erstellt worden. Sie ermöglicht es Nutzer*innen Audiodateien hochzuladen und diese zu transkribieren. 1. **Importe und Konfiguration:** Nach einer Reihe von Importen und Konfigurationen wird die Flask-App initialisiert. Ein Secret Key wird gesetzt, um Sessions zu verwalten. Diese werden auf Serverseite verwaltet, um größere Datenübertragungen zu ermöglichen. Zusätzlich werden Data handler für die beiden Datenquellen initialisiert. 2. **WhisperX Modell:** Das WhisperX Modell wird bei der Audioklassifizierung geladen. 3. **Flask-Routen:** Es gibt drei wesentliche Routen, die die Anwendung bereitstellt. - `/` ist die Startseite, die eine Begrüßungsnachricht anzeigt. - Die erste Route `/upload` ist die Seite, die die Möglichkeit bietet, eine Audiodatei hochzuladen. - Die zweite Route `/transcribe` erhält die Audiodatei von `/upload` und überprüft im ersten Schritt, ob eine Audiodatei hochgeladen wurde. Wenn eine Datei hochgeladen wurde, wird sie temporär auf dem Server gespeichert. Anschließend wird die Audiodatei an das WhisperX-Modell zur Transkription übergeben. Die Transkriptionsergebnisse werden in der `results` Variable gespeichert. Die transkribierten Segmente werden mit dem Ausrichtungsmodell von WhisperX auf Wortebene ausgerichtet. Dies ermöglicht es, Zeitstempel für jedes Wort in der Transkription zu erhalten. Nun werden die Audio-Features der Audiodatei extrahiert, um sie für die Klassifikation vorzubereiten. Das Klassifikationsmodell aus der `audio_classification.py` wird geladen und verwendet, um die Audiodatei zu klassifizieren. Die Klassifikationsergebnisse werden in der `classification` Variable gespeichert. Es findet eine Suche in den Datenbanken "dlf" und "mdr" nach dem transkribierten Titel des Artikels statt. Wenn der Titel gefunden wird, werden die Quelle und der Schwierigkeitsgrad des Artikels in der `database` Variable gespeichert, ansonsten wird er als "unknown" markiert. Die Transkriptionsergebnisse, die Verarbeitungszeit, die Datenbankinformationen und die Klassifikationsergebnisse werden in der Sitzung gespeichert. - `/results` zeigt die Transkriptionsergebnisse, die Verarbeitungszeit, die Datenbankinformationen und die Klassifikationsergebnisse in einer einfachen Oberfläche an.

4. Ergebnisse

4.1. Gesammelte Daten

Ein Hauptziel des Projekts war das Sammeln von Daten. Die zentrale Datenbank der Artikel ist auf dem KIGS der OTH im Projektordner in der oben beschriebenen Datenstruktur gespeichert. Die Datenbank besteht aus den Daten der historischen Scraper, der aktuellen Scraper und des Instagram Scrapers für NL. Artikel des NL Webscrapers und des Instagram Scrapers werden nicht unterschieden. Die historischen Scraper und der Instagram Scraper sind so angelegt, dass sie einmal ausgeführt werden. Die aktuellen Scraper werden allerdings über das Projekt hinaus auf dem Server laufen und kontinuierlich neue Artikel sammeln, die für weitere Projekte benutzt werden können. Zum Zeitpunkt der finalen Erstellung der Statistik lagen insgesamt **6914 Artikel** vor. Die Grafik zeigt eine erweiterte Statistik über die wesentlichsten Merkmale.

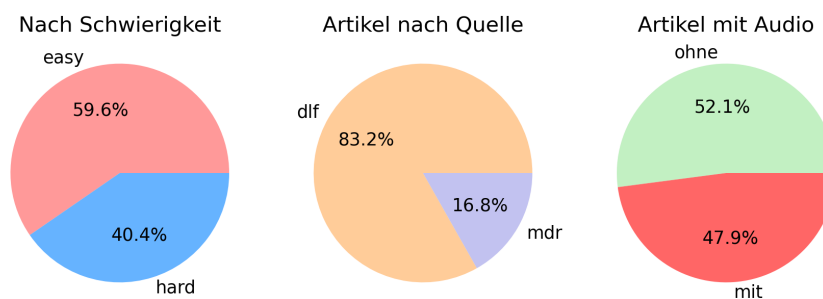


Figure 1: Quantitative Auswertung der Daten nach Merkmalen

Wie man in der Grafik erkennen kann, liegen etwas mehr (59,6%) Artikel in leichter Sprache (easy) als in Standardsprache (hard) vor. Dies lässt sich unter anderem damit erklären, dass für Artikel in leichter Sprache ein zusätzlicher Scraper, der Instagram Captions Scraper, vorliegt, der Artikel vom Instagram Account von Nachrichtenleicht in signifikanter Menge von mehreren hundert Artikeln beiträgt.

Nach Quelle sortiert ist auffällig, dass im Datensatz deutlich die Artikel von DLF/NL überwiegen. Das Scraper von Websites stellt je nach Aufbau der Websites und der Art und Weise, wie man an eine Art Feed kommt, unterschiedliche Herausforderungen dar. Für MDR stellte sich dies wesentlich schwieriger dar als bei DLF, besonders für die historischen Artikel. Die MDR Artikel haben jedoch die besondere Qualität, dass bereits auf der Website ein Match, also der Verweis eines einfachen Artikels auf den entsprechenden normalen, angegeben war. Diese Matches wurden mit gescraped und gespeichert und können so als

wertvolle Test- und Trainingsdaten zum Training weiterer Matcher dienen.

Zum Audio kann man sagen, dass nicht jeder Artikel ein Audio enthält. Wie die Grafik zeigt, enthalten etwas weniger als die Hälfte der Artikel eine mp3 Datei im Datensatz, wobei festzustellen ist, dass in der Tendenz Artikel in leichter Sprache wahrscheinlicher ein Audio haben als in Standardsprache.

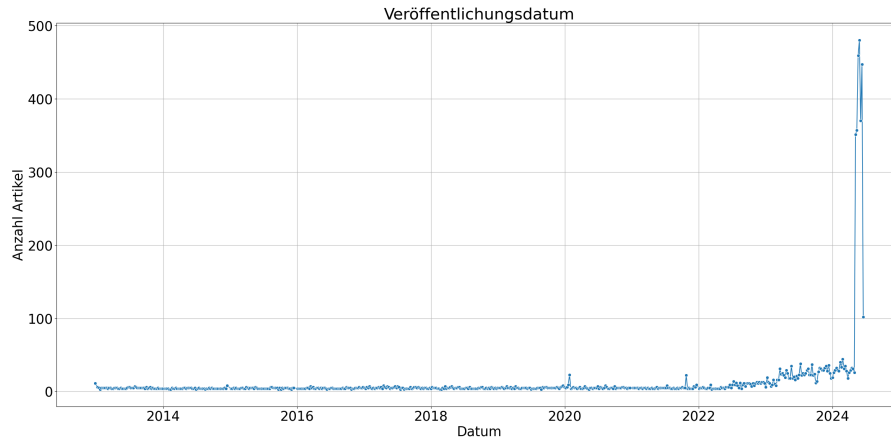


Figure 2: Veröffentlichungs der Artikel im Datensatz

Für bestimmte Zwecke ist das Veröffentlichungsdatum von Nachrichten ein wichtiges Kriterium. Nachrichten unterliegen thematischen Schwankungen (zum Beispiel Wahlberichterstattung). Die frühesten Daten des Datensatzes gehen bis 2014 zurück. Man sieht eine relativ kontinuierliche Kurve der Artikel bis ca. 2022. Ab dann nimmt die Anzahl pro Monat etwas zu. Dies liegt daran, dass neuere Artikel auf der Website meist besser verlinkt sind und leichter, auch mit aktuellen Scraper-Tools, heruntergeladen werden können. Der starke Anstieg ca. ab April bis Mai 2021 lässt sich direkt mit dem Start des Projekts begründen, vor allem aber auch mit dem kontinuierlichen Betrieb von Scrapern auf dem KIGS, auf dem über Cronjobs regelmäßig Artikel heruntergeladen werden. Wenige Artikel haben kein Datum. Aus diesem Grund existiert eine Regel, nach der Artikel ohne Datum mit dem Datum des Scrapens versehen werden, was zum starken Anstieg beiträgt.

4.2. Erkenntnisse über die Daten

Nicht nur die Quantitative Analyse der Daten, sondern auch die Qualitative Analyse der Daten ist von Bedeutung. Besonders in der Suche und den Test mit geeigneten Matchingverfahren spielte dies eine Rolle. Eine initiale Idee war das Matching über Stichworte, also zum Beispiel Artikel nach Stichworten zu filtern und die Artikel (easy zu hard) mit den meisten passenden Stichworten zu matchen. Dies mag auf den ersten Blick nach einer einfach umsetzbaren

Idee klingen, schaut man sich allerdings die Struktur der Texte an, so fallen unterschiedliche Merkmale auf, die dem widersprechen.

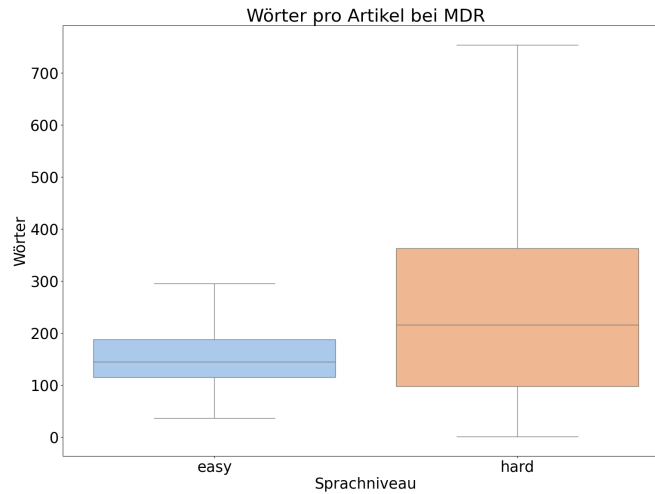


Figure 3: Länge der MDR Artikel in Wörtern

Wie die durch die Boxplots dargestellte Variabilität der Länge der Texte (in Wörtern) zeigt, fallen Artikel in leichter Sprache deutlich kürzer aus als in Standardsprache (hard). Für den Boxplot wurden explizit nur die Daten von MDR und nicht allen Daten gewählt, um eine bessere Vergleichbarkeit herzustellen.

Aber nicht nur die Länge der Texte unterscheidet sich. Texte in ihrer sprachlichen Charakteristik darzustellen, stellt sich schwierig dar. Der hier gewählte Ansatz sind sogenannte *Wordcluster*. Auf den Bildern sieht man die 20 häufigsten Wörter der MDR Texte (ohne *Stopwords*).

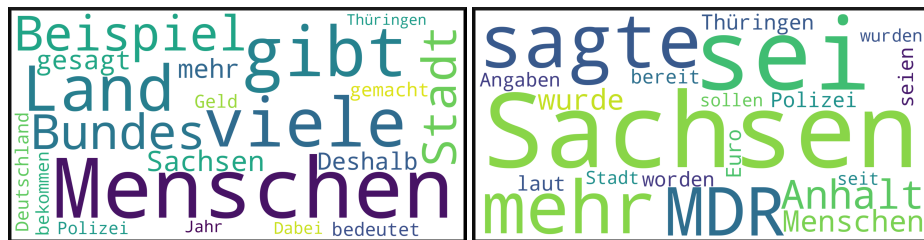


Figure: Links Wordcluster von MDR leicht, rechts von normal

Zunächst sollte auffallen, dass sich die Grafiken links und rechts deutlich unterscheiden. Im der linken Wordcluster für leichte Sprache fallen sofort die Wörter “Menschen”, “Sachsen” und “viele” auf, die in größerer Schrift dargestellt sind, was ihre häufige Verwendung anzeigt. Das rechte Wordcluster für Standardsprache zeigt hingegen “Sachsen”, “sei” und “Menschen” als besonders häufige

Wörter. Das Wort Sachen in beiden Texten ist dadurch zu erklären dass die Quelle MDR die Rundfunkanstalt unter anderem “Sachsen” als Sendegebiet hat. Leichte Sprache verwendet häufig einfachere und klarere Begriffe, während die Standardsprache komplexer und vielfältiger ist. Die Wordcluster sind ein Versuch dies prägnant darzustellen.

5. Fazit und Ausblick

Das Projekt in seiner jetzigen Form stellt bereits eine Vielzahl von Daten und Tools bereit, mit denen aktuelle technische Herausforderungen gelöst werden konnten. Sollte sich aus dem Projekt weitere Forschung ergeben, so stehen auch in Zukunft mögliche Herausforderungen an, die es zu bewältigen gilt. Beispielsweise werden Webseiten kontinuierlich aktualisiert, was eine Anpassung der Scraping-Skripte notwendig machen würde. Der auf dem Server stetig wachsende Datensatz ist sicherlich eine große Chance, stellt jedoch auch eine Herausforderung in der effizienten Verarbeitung und Speicherung dar. Uns war es wichtig zu ermöglichen, dass auch weitere Leute an diesen stetigen Herausforderungen arbeiten und mit Hilfe der Daten forschen können. Im Repository wurde hierfür im README ein kurzer Developer Guide verfasst, der wichtige Fakten aus dem Bericht darstellt, aber auch technischere Details, wie Intervalle in denen sich eine automatisierte Ausführung der Scraper anbietet, aufschlüsselt.

Der Bericht präsentiert bereits einige fortgeschrittene Ansätze, wie den Audio-Transcriber, die einen Ausblick darauf geben was in einem weiteren Projekt mit den nun bereits vorhandenen Daten möglich wäre. Auch verfolgt der **ArticleVectorizer** bereits den Ansatz des weiteren Matchings der Artikel von leicht zu schwer und könnte, beispielsweise durch Training einer Ensemble-Methode noch verbessert werden. Die dadurch entstehenden neuen Matches, wären eine Möglichkeit den Datensatz auch qualitativ aufzuwerten und eine noch genauere Analyse und ein besseres Verständnis, des Themas der Nachrichten in leichter Sprache, zu ermöglichen.