

Zeitschrift für digitale Geisteswissenschaften

Beitrag aus:

Zeitschrift für digitale Geisteswissenschaften

Titel:

Vorstellung eines (teil-)automatisierten Verfahrens zur Analyse der Multimodalität von Webseiten

Autor*in:

Thomas Jurczyk

Kontakt:

thomas.jurczyk-q88@rub.de

Institution:

Ruhr-Universität Bochum, Centrum für Religionswissenschaftliche Studien (CERES)

GND:

[106744744X](#)

ORCID:

[0000-0002-5943-2305](#)

DOI des Artikels:

[10.17175/2021_003_v2](#)

Nachweis im OPAC der Herzog August Bibliothek:

[183965256X](#)

Erstveröffentlichung:

09.09.2021

Version 2.0:

21.03.2023

Lizenz:

Sofern nicht anders angegeben



Medienlizenzen:

Medienrechte liegen bei den Autor*innen

Letzte Überprüfung aller Verweise:

23.08.2021

Format:

PDF ohne Paginierung, Lesefassung

GND-Verschlagwortung:

[Cluster-Analyse](#) | [Maschinelles Lernen](#) | [Multimodalität](#) | [Sozialwissenschaften](#) | [Website](#)

Empfohlene Zitierweise:

Thomas Jurczyk: Vorstellung eines (teil-)automatisierten Verfahrens zur Analyse der Multimodalität von Webseiten. In: Zeitschrift für digitale Geisteswissenschaften 6 (2021). Erstveröffentlichung 09.09.2021. Version 2.0 vom 21.03.2023. HTML / XML / PDF. DOI: [10.17175/2021_003_v2](#).

Thomas Jurczyk

Vorstellung eines (teil-)automatisierten Verfahrens zur Analyse der Multimodalität von Webseiten

Abstracts

Der vorliegende Artikel beschreibt ein Verfahren zur (teil-)automatisierten Analyse der Multimodalität von Webseiten. Dabei steht im Fokus, unbekannte Webseiten auf deren multimodale Grundstrukturen hin zu untersuchen, ohne dass diese vorher annotiert oder sonst anderweitig in Bezug auf ihre Multimodalität analysiert worden wären. Zusätzlich zur Etablierung eines (teil-)automatisierten Verfahrens erörtert dieser Artikel die Frage, ob es einen Zusammenhang zwischen der Klassifizierung der Multimodalität von Webseiten und den gesellschaftlichen Domänen gibt, aus denen die Webseiten stammen (Politik, Wirtschaft, Religion etc.).

This article presents a method for the (partially) automated analysis of the multimodality of web pages. The focus lies on analyzing unknown web pages for their multimodal structure without annotating them beforehand. In addition to establishing a (partially) automated procedure, this article discusses the question if the classification of the multimodality of web pages is related to the social domains from which the web pages originate (politics, economy, religion, etc.).

1. Einleitung

Unter Multimodalität wird in diesem Beitrag die Anordnung und das Zusammenwirken verschiedener *modes* wie Bilder, Ton und Schrift im Prozess der Generierung von Zeichen verstanden.¹ Im Falle von Webseiten werden insbesondere Bilder, verschiedentlich formatierte Textelemente sowie audio-visuelle Elemente wie Videos untersucht.

Aufgrund der Komplexität multimodaler Strukturen, die teils sehr diverse modes miteinander kombinieren, konzentriert sich die Forschung zum Beispiel im Bereich der Bildlinguistik oder der Analyse von Webseiten zumeist auf eine qualitativ-manuelle Analyse des Zusammenspiels der verschiedenen modes, wobei die Ergebnisse der Einzelanalysen dann durchaus quantitativ synthetisiert für allgemeinere Aussagen herangezogen werden.² Um die komplexe Rolle multimodaler Strukturen für den Prozess der Zeichengenerierung adäquat zu besprechen, ist eine manuell-qualitative Untersuchung oft unersetzlich, da deren Automatisierung derzeit nicht realisierbar ist. Dies ist unter anderem dadurch bedingt, dass die menschliche Perception und Einschätzung in diesem Prozess eine zentrale Rolle spielen und Aspekte wie der initiale Eindruck einer Sehfläche stark vom/von der jeweiligen Betrachter*in abhängen.³ Aufgrund der Schwierigkeit einer technischen Umsetzung geht es bei dem hier vorgestellten Verfahren nicht darum, die komplexe multimodale Struktur einer Webseite in detail automatisiert zu analysieren, sondern sich auf die Untersuchung ihrer multimodalen Grundstruktur zu beschränken.

Unter multimodalen Grundstrukturen wird in diesem Artikel die Existenz, Quantität und Größe einzelner modes (bildliche Elemente, Texte, audio-visuelle Elemente wie Videos) und deren Verhältnis zueinander auf den zu untersuchenden Webseiten verstanden. Ich hoffe, in diesem Artikel zu zeigen, dass bereits eine Analyse dieser Grundstrukturen etwas zum multimodalen Verständnis (und entsprechend der Kategorisierung) von Webseiten beitragen kann, auch ohne weitere Zusammenhänge wie Bildachsen, Farben, das konkrete visuelle Ensemble von Text und Bild, Bildvektoren⁴ oder die konkreten semantischen Inhalte von Text, Bild und Video einzubeziehen. Dieses Verfahren der Analyse multimodaler Grundstrukturen ersetzt somit keine tiefergehende qualitative Analyse, aber es soll dazu beitragen, bei größeren Datensätzen Vorauswahlen zu vereinfachen und die qualitative Analyse perspektivisch um eine quantitativ-computergestütztes Verfahren zu ergänzen.⁵ Selbstverständlich wäre es wünschenswert, die Analyse der multimodalen Grundstrukturen, beispielsweise im Bereich von Bildern, auch auf die oben genannten Bereiche auszuweiten. Dies bringt jedoch technische Herausforderungen bei der Umsetzung mit sich, die in diesem Artikel nicht geleistet werden können, und bei denen fraglich ist, ob sie zumindest zum derzeitigen Zeitpunkt in Konkurrenz zu einer menschlichen qualitativ-manuellen Untersuchung treten können und sollten.⁶

¹ Lyons 2016, S. 268f.; Stöckl 2016, S. 4f.; Wildfeuer et al. 2019 S. 23f.. In Bezug auf modes vgl. Kress 2017; Bateman et al. 2017, S. 16..

² Vgl. Stöckl 2011; Meer / Pick 2019; Jewitt (Hg.) 2017. Für Webseiten vgl. Meier 2016; Djonov / Knox 2014; Freudenberg / Sharbat Dar 2021.

³ Vgl. die komplexe Terminologie einer visuellen Grammatik in Stöckl 2011, S. 52. Für die erste Wahrnehmungsebene einer Sehfläche vgl. Meer / Pick 2019, S. 60.

⁴ Meer / Pick 2019, S. 60 (mit Bezug auf Ulrich Schmitz' Theorie zu »Sehflächen«).

⁵ Vgl. Meier 2016, S. 429f.

⁶ Vgl. auch die Schwierigkeiten bei der automatisierten Analyse des Text-Bild-Verhältnisses in Pflaeging et al. 2021, S. 111f.

Zusätzlich zur Etablierung eines (teil-)automatisierten Verfahrens diskutiert dieser Artikel die Frage, inwiefern die Klassifizierung der Multimodalität von Webseiten im Zusammenhang mit den gesellschaftlichen Domänen steht, aus denen die Webseiten stammen (Politik, Wirtschaft, Religion, Universität / Wissenschaft, Journalismus, Unterhaltung). In diesem Kontext gilt es zu untersuchen, ob bestimmte multimodale Grundstrukturen von Webseiten bereits unabhängig von der konkreten Semantik ihrer verwendeten modes (beispielsweise eines dargestellten Kreuzes als bildliches Element) zur domänenspezifischen Zeichengenerierung genutzt werden können. Zugespitzt gefragt: Gibt es politische, wirtschaftliche oder religiöse multimodale Strukturen auf Webseiten, die voneinander unterscheidbar sind, ohne die Semantik oder tiefergehende multimodale Strukturen (Bildachsen etc.) der jeweils konkret verwendeten modes einzubeziehen?

Im Folgenden wird in einem ersten Schritt (Kapitel 2) detaillierter auf das Forschungsinteresse dieses Artikels und den Forschungsstand eingegangen. Im Zentrum stehen hier aktuelle Forschungen im Bereich der Analyse der Multimodalität von Webseiten und deren Umsetzung durch ein (teil-)automatisiertes Verfahren zur Analyse unbekannter Datensätze. Anschließend werden die Methode und der Aufbau des Programms beschrieben, das die (teil-)automatisierte Analyse und Kategorisierung der Webseiten in diesem Artikel durchführen soll (Kapitel 3). Auf Basis dieses Programms wird im Analyseteil (Kapitel 4) ein erster Testdatensatz von Webseiten automatisiert analysiert und kategorisiert, wobei die Untersuchung und der Nachvollzug der Ergebnisse im Fokus stehen. Im abschließenden Kapitel (5) werden die Ergebnisse des (teil-)automatisierten Analysevorgangs diskutiert und evaluiert. In diesem Zusammenhang stehen vor allem die Fragen nach einer zukünftigen Ausweitung der Untersuchung auf größere Datenmengen sowie der Mehrwert einer (teil-)automatisierten Vorgehensweise gegenüber klassischen manuell-qualitativen Analysemethoden im Zentrum.

2. Forschungsfrage und Forschungsstand

Die Forschungsfrage dieses Artikels betrifft die Möglichkeit einer automatisierten Auswertung und Klassifizierung unbekannter Webseiten auf Basis ihrer multimodalen Eigenschaften. Ansätze in Richtung einer automatisierten Auswertung multimodaler Strukturen finden sich unter anderem bei O'Halloran et al.⁷ und auf der Webseite des [Multimodal Analysis Lab](#).⁸ Darüber hinaus gibt es zahlreiche Literatur über die Analyse der Multimodalität von Webseiten,⁹ die allerdings zumeist auf qualitative Methoden und somit auf die Untersuchung einzelner Fallbeispiele fokussiert ist.¹⁰ Es gibt innerhalb der Multimodalitätsforschung jedoch durchaus Bestrebungen, quantitative (computergestützte) Verfahren zu etablieren.¹¹ Dieser Artikel möchte die existierenden Tendenzen einer stärkeren Integration quantitativer (computergestützter) Verfahren in die Multimodalitätsanalyse aufgreifen und um eine Methode zur (teil-)automatisierten Auswertung multimodaler Grundstrukturen von Webseiten erweitern, die weiterhin ein Desideratum darstellt, wie das folgende Zitat beispielhaft verdeutlicht:

»Thus, moving from ‚manual analysis and discursive interpretation of a limited number of multimodal texts toward automated recognition of multimodal meanings across large data sets remains the ›latest challenge in the field‹ (O'Halloran et al., 2016, 17).«¹²

Trotzdem sich die Multimodalitätsforschung nicht auf Webseiten beschränkt, sondern an unterschiedlichsten Medien und Formen der Multimodalität interessiert ist,¹³ konzentriert sich dieser Artikel auf Webseiten. Webseiten haben gegenüber Werbeplakaten, gedruckten Zeitungen oder Filmen den Vorteil, dass sie bereits in einer digitalen und in Bezug auf ihr multimodales Arrangement vorstrukturierten Form vorliegen. So sind beispielsweise eingebundene Bilder auf Webseiten meist durch die Nutzung von entsprechenden Tags wie `` gekennzeichnet, die sich leicht automatisiert identifizieren und mit entsprechenden Parsern auslesen lassen. Dasselbe gilt für Texte oder die Einbindung von Videos auf Webseiten. Somit entfallen bei der automatisierten Analyse von Webseiten die ansonsten notwendigen und zeitaufwendigen Schritte der Digitalisierung und anschließenden Vorstrukturierung der Digitalisate, beispielsweise durch Annotationen.

Darüber hinaus sind Webseiten weit verbreitet und finden sich in fast allen gesellschaftlichen Bereichen (Wirtschaft, Religion, Wissenschaft, private Seiten usw.). Diese Tatsache erlaubt es, im Kontext der Analyse und Kategorisierung der multimodalen Grundstruktur von Webseiten die Frage zu stellen, inwieweit Cluster von Webseiten mit ähnlichen multimodalen Eigenschaften mit den gesellschaftlichen Feldern korrelieren, aus denen sie stammen. Gibt es beispielsweise ein charakteristisches Ensemble

⁷ Vgl. O'Halloran et al. 2017; Wignell et al. 2021; O'Halloran et al. 2020.

⁸ Multimodal Analysis Lab (Hg.) 2013.

⁹ Vgl. u. a. Meier 2016; Djonov / Knox 2014; Bateman et al. 2021, S. 346ff.

¹⁰ Vgl. Djonov / Knox 2014; Freudenberg / Sharbat Dar 2021.

¹¹ Für die allgemeine Debatte zur Frage der Ausweitung multimodaler Analysen von der Generalisierung von Fallbeispielen hin zu (automatisierten) Korpusanalysen vgl. u. a. Thomas 2019; Jewitt 2017; Bateman et al. 2017, S. 152ff.

¹² Thomas 2019, S. 72. Vgl. auch Thomas 2019, S. 73ff.

¹³ Siehe die Beispiele in Jewitt (Hg.) 2017.

multimodaler Grundstrukturen auf politischen Webseiten, das sich von dem religiöser Webseiten unterscheidet, sodass diese nicht nur auf inhaltlicher, sondern auch auf formaler Ebene unterscheidbar sind? Oder lassen sich multimodale Muster über die Grenzen gesellschaftlicher Domänen hinweg beobachten, sodass etwaige inhaltliche Unterschiede zwischen den Seiten (Semantik) von einer gemeinsamen multimodalen Grundstruktur (Form) überdeckt werden, die einem übergreifenden Webseiten-Typ entsprechen? Um diese Fragen zu beantworten, wurden die Webseiten aus dem Testdatensatz zum einen hinsichtlich der gesellschaftlichen Domäne, aus der sie stammen, sowie auch des ihnen zuweisbaren Webseiten-Typs nach Stefan Meier¹⁴ vorannotiert.¹⁵

Im Folgenden soll eine Methode vorgestellt werden, wie ein solches Programm zur (teil-)automatisierten Analyse multimodaler Grundstrukturen aussehen könnte. Die (teil-)automatisierte Analyse wird im Kontext dieses Artikels mit der Programmiersprache Python und durch eine Mischung aus selbstgeschriebenen Klassen und interaktiver Arbeit mit *Jupyter Notebooks* implementiert. Hierbei handelt es sich jedoch nur um ein Implementierungsbeispiel. Im Fokus steht die übergreifende Methode und nicht deren konkrete Realisierung. Die hinter dem Programm stehende Methode sollte auch ohne jede Programmierkenntnisse verständlich werden und entsprechende Passagen in diesem Artikel, die Code-Beispiele enthalten, können ohne große Verluste übersprungen werden. Auch ist das hier vorgestellte Python-Programm nicht als Prototyp einer zukünftigen Softwarelösung misszuverstehen, sondern wird nur im Kontext dieses Artikels verwendet, um die Analysen durchzuführen, und zu Dokumentationszwecken auf meinem [GitHub Account](#) bereitgestellt.¹⁶

3. Methode und Implementierung

Die Methode der (teil-)automatisierten Analyse multimodaler Grundstrukturen von Webseiten besteht aus drei Schritten, die in Form eines in Python geschriebenen Programms implementiert und ausgeführt werden.¹⁷

Die hier vorgeschlagene Methode zur Analyse der Multimodalität von Webseiten beschränkt sich auf die Startseiten der Webseiten (sogenannte *landing pages*). Eine solche Beschränkung ist sinnvoll, weil sie nicht nur die Operationalisierbarkeit stark vereinfacht, sondern in Anlehnung an die Sehflächen aus dem Bereich der Bildlinguistik¹⁸ den Schwerpunkt der Analysen auf den multimodalen Ersteindruck der Seiten legt. Die Beschränkung auf einzelne Webseitenteile (*landing pages*) ist zudem auch bei qualitativ-manuellen Analysen gängig.¹⁹ Es geht also nicht darum, die Komplexität einzelner Webseiten unter Einbezug ihrer Unterseiten und deren multimodaler Struktur zu untersuchen, sondern den Bereich in den Fokus zu stellen, der sich den Nutzer*innen beim erstmaligen Betreten der Seite eröffnet.

Weil diese Art der Erstwahrnehmung der Webseiten wiederum stark von den verwendeten Endgeräten abhängt, mit denen sie geöffnet werden, ist es wichtig, zu Beginn die Analysemodalitäten anzugeben. Die folgenden Untersuchungen wurden mit einem Desktop Computer auf einem relativ großen Bildschirm durchgeführt (32 Zoll Bildschirmdiagonale). Somit muss während des Nachvollzugs der hier vorgenommenen Auswertungen beachtet werden, dass sich die multimodalen Strukturen der Webseiten bei der Verwendung anderer Endgeräte (beispielsweise Mobiltelefone) durchaus von denen auf dem hier verwendeten Desktop Computer unterscheiden können.

Die Definition der ersten Wahrnehmungsebene einer Sehfläche aus der Bildlinguistik wird in diesem Artikel dahingehend ausgeweitet, dass der automatisiert zu untersuchende Bereich den gesamten Inhalt der Startseiten einbezieht. Diese Entscheidung wurde getroffen, weil eine Beschränkung auf den beim Öffnen der Webseiten sichtbaren Bereich, der im Browser dargestellt wird (und der meist deutlich kleiner ist als der Bereich der gesamten Startseite), nur schwer automatisiert vorzunehmen ist und von Bildschirm zu Bildschirm (beziehungsweise Fenstergröße zu Fenstergröße) unterschiedlich ausfallen kann. Somit bezieht die automatisierte Analyse nicht nur den anfänglichen Moment des Öffnens der Seite mit ein, sondern inkludiert auch das Scrollen und somit die Wahrnehmung der gesamten Startseite, was zwar über den Moment des Ersteindrucks hinausgeht, aber den multimodalen Charakter der Webseite dafür adäquater in seiner Gesamtheit repräsentiert.

¹⁴ Meier 2016, S. 429f.

¹⁵ Eine solche Vorannotation scheint auf den ersten Blick dem gerade geforderten Prinzip zuwider zu laufen, dass das Verfahren auf die Analyse unbekannter und eben gerade nicht vorannotierter Daten konzentriert ist. Dies ist aber nicht der Fall, denn bei der Domänen-/Typen-Analyse handelt es sich um eine zusätzliche Fragestellung, die unabhängig von dem eigentlichen Verfahren der Teilautomatisierung zu betrachten ist und als Beispiel dazu dienen soll, wozu (teil-)automatisierte Verfahren konkret genutzt werden können.

¹⁶ Jurczyk 2021a.

¹⁷ Siehe das [GitHub Repository](#), Jurczyk 2021a.

¹⁸ Vgl. Meer / Pick 2019, S. 59f.; Schmitz 2011.

¹⁹ Vgl. Djonov / Knox 2014.

Die Methode lässt sich in drei Schritte unterteilen: 1) Corpuserstellung, 2) Datensammlung und -aufbereitung sowie 3) Analyse. Die ersten beiden Schritte der Corpuserstellung und der Sammlung sowie Aufbereitung der multimodalen Daten müssen dabei nur einmal durchgeführt werden, um das Corpus zu initialisieren. Eine erneute Initialisierung des Corpus ist nur dann notwendig, wenn es sich ändert, beispielsweise durch das Hinzufügen weiterer Webseiten, oder eine aktuelle Version der Daten benötigt wird.

Diese drei Schritte werden im Folgenden detailliert diskutiert und anhand einer exemplarischen Implementierung in Python umgesetzt.

3.1 Corpuserstellung

Der erste Schritt besteht aus der Erstellung eines Webseiten-Corpus mit den zu untersuchenden Webseiten. Das Corpus muss in der hier vorzustellenden Realisierung von den Nutzer*innen als CSV-Datei (»websites.csv«) im Ordner des Programms angelegt werden. Im Kontext dieses Artikels enthält die betreffende CSV-Datei die folgenden drei Spalten:²⁰

URL	Domäne	Typen nach Meier
https://marginalie.hypotheses.org/	UNI	News

Tab. 1: Beispiel eines Eintrags einer Webseite in der Datei »websites.csv«. [Jurczyk 2021]

Die erste Spalte enthält die URLs der Webseiten, die zweite deren gesellschaftliche Domäne (in der hier gezeigten Zeile UNI für Universität)²¹ und die Einordnung der Webseite nach den von Stefan Meier²² vorgeschlagenen Webseiten-Typen in:

- Newsorientierte Webseiten
- Imageorientierte Webseiten
- Kampagnenorientierte Webseiten
- Plattformorientierte Webseiten

Die URLs aus der Datei »websites.csv« werden in das in Python geschriebene und mit einem *Jupyter Notebook* ausgeführte Programm geladen.

```
1. from scraper import Corpus
2.
3. cp = Corpus()
4. cp.initCorpus()
```

Da die Startseiten von sozialen Netzwerken wie Facebook oder Twitter zumeist das Einloggen der User*innen erfordern und kampagnenorientierte Webseiten nicht immer leicht von imageorientierten Webseiten zu unterscheiden sind, wurde die Auswahl der Webseiten-Typen der Einfachheit halber in dieser Analyse auf die zwei Typen der newsorientierten und imageorientierten Webseiten beschränkt. Eine spätere Integration der beiden anderen Typen kann jedoch leicht nachträglich vorgenommen werden und wäre für eine Ausweitung der in diesem Artikel beispielhaft behandelten Fragestellung interessant. Die Typologie Meiers ist auf primäre Handlungstypen aufgebaut, wobei sich newsorientierte Webseiten auf »prototypische journalistische Angebote, die durch ständig aktualisierten Contentwechsel über das politische, kulturelle, wirtschaftliche, soziale und sportliche Geschehen«²³ konzentrieren, während imageorientierte Webseiten »der Vorstellung und (Selbst)Darstellung einer Einzelperson, einer Institution, eines Unternehmens«²⁴ dienen. Sie bieten damit ein geeignetes Mittel, Webseiten transparent auf Basis einer bestimmten Eigenschaft (Handlungstypen) zu klassifizieren, die wiederum mit den Ergebnissen der (teil-)automatisierten Analyse der multimodalen Grundstruktur verglichen werden können, um so eine mögliche Verbindung zwischen »Handlungstypen« und multimodaler Grundstruktur nachzuvollziehen. Eine solche Korrelation zwischen Handlungstypen und multimodaler

²⁰ Wie bereits angemerkt, erfolgt die Auswertung unabhängig von den Domänen und Typen. Diese können also in einer anderen Implementierung weggelassen werden, ohne dass das eigentliche Verfahren davon beeinflusst würde. Sie wurden in diesem Artikel hinzugefügt, um die zweite Forschungsfrage (siehe Einleitung Kapitel 2) besser beantworten zu können.

²¹ Die gesellschaftlichen Domänen sind Universität / Wissenschaft (UNI), Politik (POL), Religion (REL), Unterhaltung (ENT), Wirtschaft (ECO) sowie Journalismus (JOU) und wurden aus der Sichtung des Materials induktiv generiert. Diese können bei Erweiterung des Datensatzes ebenfalls erweitert werden, beispielsweise durch Kunst (ART) oder einer allgemeineren Kategorie Bildung (EDU).

²² Vgl. Meier 2016, S. 429f.

²³ Meier 2016, S. 429.

²⁴ Meier 2016, S. 429; für die anderen Webseiten-Typen, vgl. Meier 2016, S. 430f.

Strukturierung wird von Stefan Meier als gegeben angesehen,²⁵ weshalb es interessant und zur Überprüfung des hier vorgeschlagenen Verfahrens wichtig ist, die Ergebnisse der (teil-)automatisierten Analyse mit der Kategorisierung nach Meier zu vergleichen, um auf sowohl Gemeinsamkeiten als auch Unstimmigkeiten zwischen den beiden Klassifizierungen aufmerksam machen zu können.

Hierzu wird die `Corpus`-Klasse importiert und als `Corpus`-Objekt initialisiert. Das `Corpus` wird daraufhin mit der Methode `initCorpus()` initialisiert. Es reicht aus, das `Corpus` einmal zu initialisieren. Eine erneute Initialisierung ist nur dann notwendig, wenn das `Corpus` verändert wurde oder wenn die Nutzer*innen es für sinnvoll erachten, die Daten neu zu erheben. Entsprechend muss dieser Teil des Programms nur einmal ausgeführt werden.

Die `initCorpus()`-Methode iteriert über die in »websites.csv« befindlichen URLs und öffnet diese mit *Selenium*²⁶ in einem Browserfenster auf Bildschirmgröße.²⁷ Die User*innen sind daraufhin aufgefordert, etwaige aufpoppende Banner beziehungsweise Abfragen manuell zu bestätigen. Sobald dies erledigt ist, kann via Tastendruck das Speichern des Codes der Webseite im *Jupyter Notebook* bestätigt werden. Nachdem automatisiert bis zum Ende der Webseite gescrollt wurde,²⁸ speichert das Programm für jede Seite den beim Aufruf der Webseite aktuellen HTML-Code in einem separaten Ordner namens »CorpusData«. Der Ordner enthält neben dem HTML-Code außerdem eine automatisiert erstellte Text-Datei, die allgemeine Informationen wie Zeitpunkt der `Corpus`-Initialisierung und die Anzahl der Webseiten enthält. Die gespeicherten Daten dienen erstens der Dokumentation und werden zweitens im weiteren Programmverlauf für die Extraktion bestimmter multimodaler Eigenschaften wie der verwendeten Textmenge genutzt. Wenn das `Corpus` neu initialisiert wird, werden alle Daten im Ordner »CorpusData« überschrieben.

Warum wird dieser Vorgang lediglich teil- und nicht vollautomatisiert durchgeführt? Der Hauptgrund hierfür liegt im Anspruch des Programms, sehr diverse Webseiten in das `Corpus` aufnehmen und analysieren zu können. Komplexe Seiten, die Inhalte dynamisch nachladen oder überhaupt erst durch eine Bestätigung der User*innen aufgerufen werden können,²⁹ sind nur sehr schwer ohne Kenntnisse des Webseitenaufbaus automatisiert abrufbar. *Selenium* wird in diesem Artikel gegenüber anderen Bibliotheken wie `requests` der Vorzug gegeben, weil mit *Selenium* die Webseiten in einem Browser geöffnet werden, was das Erscheinungsbild, wie es sich auch den User*innen beim Aufruf der Seite offenbart, akkurat widerspiegelt. Dieser Aspekt ist für die Analyse multimodaler Strukturen äußerst wichtig, da sich beispielsweise die Darstellungen von Bildern abhängig von dem genutzten Device und der Fenstergröße stark unterscheiden können.

3.2 Bilder, Videos und Texte

Nachdem das `Corpus` initialisiert wurde, muss im nächsten Schritt die `DataPreparation()`-Klasse importiert werden. Diese Klasse dient dazu, um mit Hilfe der Methoden `getImages()` und `createAnalyzerDict()` eine Datei zu erstellen, die alle notwendigen Informationen über den multimodalen Aufbau der Webseiten aus dem Webseiten-Sample enthält (diese Datei wird als »merged_data_dict.pickle« in demselben Verzeichnis wie das *Jupyter Notebook* gespeichert). Ähnlich wie im Falle der `Corpus`-Initialisierung ist es ausreichend, diese Analyse einmalig für jedes `Corpus` durchzuführen.

```
1. from data_preparation import DataPreparation
2.
3. dp = DataPreparation()
4. dp.getImages()
5. data_dict = dp.createAnalyzerDict()
```

Genau wie im ersten Schritt der `Corpus`-Initialisierung arbeitet die `getImages()`-Methode ebenfalls mit *Selenium* und erfordert die manuelle Bestätigung der User*innen. Die `getImages()`-Methode ruft die einzelnen Webseiten auf und speichert die Bild- und Videoinformationen in einem Byte-File (»image_data.pickle«). Die Datei »image_data.pickle« muss solange nicht neu erzeugt werden, wie sich das `Corpus` nicht ändert oder die Daten veraltet sind.

²⁵ So zeichnen sich laut Meier newsorientierte Webseiten durch Kachel-Strukturen, Teasertexte mit Bildern usw. aus, vgl. Meier 2016, S. 429.

²⁶ Bei *Selenium* handelt es sich hier um ein Framework, das eine automatisierte Steuerung verschiedener Browser ermöglicht. Vgl. auch die offizielle Webseite unter [SeleniumHQ Browser Automation](#).

²⁷ Im Falle der hier vorgestellten Implementierung wird der *Edge Browser* verwendet.

²⁸ Dies ist notwendig, falls gewisse Bereiche der Seite erst nach und nach geladen werden, sobald diese von den User*innen erreicht werden.

²⁹ Beispielsweise, weil zuerst von den Nutzer*innen Einverständniserklärungen zur Nutzung von Cookies usw. abgegeben werden müssen.

Der Vorteil in der Nutzung von *Selenium* liegt erneut darin, dass mit *Selenium* die Maße der aktuellen Darstellung eines Bildes beziehungsweise Videos im Browser abgefragt werden können. Somit erlaubt die Nutzung von *Selenium* die Erstellung einer präzisen Momentaufnahme der multimodalen Struktur einer Webseite.

Im abschließenden Schritt des Aufrufs der `createAnalyzerDict()`-Methode wird das für die Analyse zentrale ›merged_data_dict.pickle‹ erstellt. Die Generierung der in dieser Datei enthaltenen Informationen werden vollautomatisiert und auf Basis der in den vorangegangenen Schritten gesammelten Daten durchgeführt. Die Datei ›merged_data_dict.pickle‹ enthält die folgenden Informationen (im Datenformat eines Python Dictionary):

- Anzahl der Bilder auf der Webseite³⁰
- Anzahl der großen, mittleren, kleinen und sehr kleinen Bilder³¹
- Anzahl der Hintergrundbilder
- Anzahl der Videos³²
- Anzahl der großen und kleinen Videos³³
- Die Gesamtlänge textlicher Elemente auf der Seite³⁴
- Die Anzahl der Überschriften
- Die Anzahl der Hyperlinks
- Die Anzahl der internen Hyperlinks
- Die Anzahl der externen Hyperlinks

Darüber hinaus enthält die Datei zu Dokumentationszwecken und für die weitere Analyse die vollständigen Daten, darunter die URLs zu den Bildern und Videos, die Domänen und Webseiten-Typen, sowie den kompletten Text der Webseiten, welcher der Berechnung der Textlänge zugrunde liegt.

3.3 Analyse

Der Analyseteil der hier vorzustellenden Methode wurde in der Datei ›analyzer.py‹ realisiert. Die Analyse basiert auf einem *k-Means-Clustering*, das es erlaubt, die Datensätze auf Basis ihrer *Features*³⁵ zu Gruppen mit ähnlichen Eigenschaften zusammenzufassen.³⁶ Die Klasse `Analyzer()` arbeitet mit den Daten, die während des vorangegangenen Schrittes in der Datei ›merged_data_dict.pickle‹ abgespeichert wurden. Auf Basis der in ›merged_data_dict.pickle‹ vorhandenen Daten generiert die Klasse `Analyzer()` außerdem folgende relationale Werte:

Jeweils das Verhältnis zwischen großen / mittleren / kleinen / sehr kleinen Bildern und der Gesamtzahl der Bilder auf einer Webseite

- Das Verhältnis zwischen der Gesamtzahl der Bilder auf einer Webseite und der Textlänge
- Das Verhältnis zwischen großen und mittleren Bildern und der Textlänge
- Das Verhältnis zwischen internen und externen Links
- Das Verhältnis zwischen der Anzahl der Überschriften und der Textlänge

Der Ablauf der Analyse besteht aus folgenden Schritten:

1. In einem ersten Schritt werden die in die Analyse einzubeziehenden Features festgelegt. Standardmäßig sind alle Features ausgewählt. Die Auswahl der Features geschieht über die Methode `setColumnSelection()`.

³⁰ SVG-Dateien wurden bewusst nicht mitgezählt, da diese häufig lediglich für sehr kleine graphische Elemente genutzt werden und damit möglicherweise ein fälschliches Bild der Gesamtzahl an Bildern auf einer Webseite vermitteln.

³¹ Groß: Größer als 700px (Höhe oder Breite). Mittel: Größer als 348px (Höhe oder Breite). Klein: Größer als 35px (Höhe oder Breite). Sehr klein: Größer als 1px (Höhe oder Breite).

³² Hier wurden nur die auf der Seite befindlichen Video-Tags gezählt und analysiert. Es gibt Webseiten, auf denen Videos anders integriert sind – zumeist werden diese dann aber auch nicht live auf der Seite abgespielt, sondern sind als Links implementiert.

³³ Groß: Größer als 700px (Höhe oder Breite). Alle anderen Videos werden als ›klein‹ deklariert.

³⁴ Genauso wie die meisten anderen Abfragen ist auch dieser Wert mit Vorsicht zu behandeln, da nicht immer zuverlässig feststellbar ist, welche Texte wirklich für die Nutzer*innen sichtbar sind. Manche sind eventuell in ausklappbaren Menüs versteckt. Für die Details, welche Maßnahmen getroffen wurden, um möglichst nur den dargestellten Text einzubeziehen, verweise ich auf den Code in meinem [GitHub Repository](#).

³⁵ Unter einem Feature versteht man im Kontext des maschinellen Lernens gemeinhin eine Kombination aus den Eigenschaften oder Attributen, die für bestimmte Phänomene erhoben werden (hier also Anzahl der Bilder, Textlänge, Anzahl Videos etc.), und deren konkrete Werte (also zum Beispiel 10 Bilder, 2.540 Wörter, 2 Videos etc.). Die Begrifflichkeiten werden allerdings nicht immer einheitlich verwendet. Vgl. Géron 2019, S. 8.

³⁶ Ein weiteres Beispiel, in dem k-Means-Clustering für die Analyse von Multimodalität verwendet wurde, findet sich in O'Halloran et al. 2017. Zur Funktionsweise von k-Means-Clustering vgl. u. a. Géron 2019 und mein Clustering Tutorial »Clustering with Scikit-Learn« auf der Webseite [The Programming Historian](#), Jurczyk 2021b.

Die aktuell ausgewählten Features können mit der Methode `getColumnSelection()` abgerufen werden.

2. Der zweite Schritt besteht in der Standardisierung der Daten mit Hilfe der scikit-learn `StandardScaler()`-Klasse, die eine Standardisierung der Daten durch Berechnung der *z-scores* ermöglicht.³⁷ Obwohl dieser Schritt optional ist und die Analyse auch mit den nicht standardisierten Daten erfolgen kann, ist eine solche Standardisierung anzuraten, weil es ansonsten zu Cluster-Bildungen während der Analyse kommen kann, die vor allem aus den unterschiedlichen Scales zwischen den Features resultieren.³⁸

3. Anschließend können die ausgewählten (standardisierten) Features mit der Methode `clusterDataKMeans()` analysiert werden. Hierbei ist es möglich, der Methode die Anzahl *k* der gewünschten Cluster zu übergeben (der *default*-Wert ist *k*=3). Die Methode visualisiert anschließend tabellarisch die Zuordnung der Webseiten zu den einzelnen Clustern innerhalb des *Jupyter Notebook*.

4. Mit der Methode `createElbowPlot()` ist es außerdem möglich, sich auf Basis der *inertia* des Clustering-Algorithmus einen sogenannten ›Elbow-Plot‹ anzeigen zu lassen, der dabei helfen kann, die adäquate Anzahl von Clustern für den Datensatz und die gewählte Feature-Auswahl zu ermitteln. Die ideale Anzahl der Cluster lässt sich dadurch ermitteln, dass in dem Plot nach der Anzahl *k*-Cluster gesucht wird (X-Achse), bei der die Kurve des Plots einen Knick hat und merklich abflacht.³⁹

5. Anschließend erlaubt es die Methode `getScreenshotsFromClusters()` Screenshots von den in den jeweiligen Clustern enthaltenen Webseiten zu erstellen und diese in separaten Ordnern abzuspeichern. Die Screenshots werden wie in Kapitel 3.1 teilautomatisiert mit *Selenium* erstellt, wobei die User*innen dazu aufgefordert sind, etwaige erscheinende Warnungen und Abfragen manuell zu entfernen. Die Sammlung von Screenshots kann dazu dienen, die Cluster-Bildungen manuell visuell nachzuvollziehen, indem die multimodalen Strukturen der Webseiten innerhalb eines Clusters von den Nutzer*innen manuell miteinander verglichen werden.⁴⁰

Der Code zur Realisierung der hier beschriebenen Analyse sieht in der hier vorgestellten Implementierung wie folgt aus:

```
1. from analyzer import Analyzer
2.
3. # Initialisierung des Analyzer() Objekts
4. ana = Analyzer()
5.
6. # Übersicht über die default Spalten
7. ana.getColumnSelection()
8.
9. # In diesem Beispiel wird sich auf die Analyse der Textlänge ('total_length') und der Bildanzahl
   beschränkt
10. ana.setColumnSelection(['total_length', 'total_images'])
11.
12. # Reduzierung des DataFrames auf die ausgewählten Spalten via Indexing mit pandas
13. df_small = ana.data_df[ana.column_selection]
14.
15. # Standardisierung der Daten
16. standardized_data = ana.standardizeData(df_small)
17.
18. # Clustering (k=3)
```

³⁷ Für die Details der Klasse und Implementierung vgl. die offizielle scikit-learn-Dokumentation auf [Sklearn.preprocessing.StandardScaler](#), scikit-learn developers (Hg.) 2007.

³⁸ Beispielsweise kann es passieren, dass Unterschiede in den Textlängen aufgrund ihrer größeren Differenz plötzlich deutlich ausschlaggebender für die Clusterbildung werden als Unterschiede in der Anzahl der Bilder, obwohl letzteres Feature für das multimodale Arrangement der Webseiten vielleicht deutlich wichtiger ist als die absolute Differenz in der Textmenge.

³⁹ Genauere Erläuterungen zu dieser Methode der Ermittlung der Anzahl an *k*-Clustern für einen Datensatz finden sich in Géron 2019, S. 245f. und in dem bereits erwähnten Tutorial ›Clustering with Scikit-Learn‹ auf der Webseite [The Programming Historian](#), Jurczyk 2021b. Es sei an dieser Stelle erwähnt, dass neben den sogenannten ›Elbow-Plots‹ weitere Verfahren wie die Analyse der Silhouette Scores existieren, die ebenfalls dazu beitragen können, eine adäquate Anzahl *k*-Cluster für einen Datensatz zu ermitteln. Im Falle einer Ausweitung des zu untersuchenden Webseiten-Corpus bzw. der Ausarbeitung der hier vorgeschlagenen Methode wäre es entsprechend sinnvoll, diese Verfahren ebenfalls einzubinden. Dies ist aus Gründen des Umfangs und aus der Tatsache heraus, dass die ›Elbow-Plots‹ im Kontext des hier zu betrachtenden Corpus bereits gute Ergebnisse geliefert haben, noch nicht geschehen.

⁴⁰ Wobei die Einbindung von Videoelementen nur schwer darstellbar ist.

```

19. clustered_data = ana.clusterDataKMeans(standardized_data)
20.

21. # Optional: Ermittlung Anzahl k-Clusters für die Analyse (danach evtl. erneut clustern)

22. ana.createElbowPlot(clustered_data)
23.
24. # Screenshots der Webseiten in den jeweiligen Clustern

25. ana.getScreenshotsFromClusters(clustered_data)

```

Die auf diese Weise entstandenen Cluster können nun von den User*innen dazu genutzt werden, weitere Untersuchungen durchzuführen, wobei ein erster Schritt darin bestehen sollte, sich einen Überblick über die jeweils in den Clustern befindlichen Webseiten zu verschaffen und sich mit den dieser Einteilung zugrunde liegenden Werten, die von den für die Analyse ausgewählten Features abhängen, vertraut zu machen. Die so entstandenen Cluster können außerdem für Fragestellungen wie die nach dem Zusammenhang zwischen Webseiten-Typen, gesellschaftlicher Domäne und der multimodalen Struktur genutzt werden.

Die hier vorgestellte Methode und Implementierung sollen im Folgenden anhand eines ausgewählten Webseiten-Samples und dessen Analyse exemplifiziert werden.

4. Analyse eines Webseiten-Samples

Das in diesem Artikel verwendete Webseiten-Sample ist klein gewählt, um eine Überprüfung der Analyseergebnisse zu gewährleisten. Prinzipiell ist die Größe des Webseiten-Samples nicht limitiert. Es muss jedoch in die Überlegungen während der Corpus-Erstellung mit einbezogen werden, dass zumindest in der hier verwendeten Implementierung ein manuelles Eingreifen der User*innen an zahlreichen Stellen notwendig ist. Eine zukünftig zu entwickelnde Verbesserung des Programms könnte jedoch versuchen, den derzeit notwendigen manuellen Teil ebenfalls zu automatisieren oder zumindest stark zu reduzieren. Auch ist erneut darauf hinzuweisen, dass die hier vorgestellte Methode eher ergänzenden Charakter hat und als Vorstufe einer zusätzlichen qualitativen Überprüfung oder Fortsetzung der Analyse anzusehen ist. Eine qualitativ-manuelle Überprüfung ist ebenfalls ab einer bestimmten Größe des Datensatzes nur noch schwer möglich.

Bei der Auswahl der Webseiten wurde darauf geachtet, Webseiten aus möglichst diversen gesellschaftlichen Domänen sowie vom Webseiten-Typ newsorientierter oder imageorientierter Webseiten nach Meier (siehe Kapitel 3.1) miteinander zu kombinieren. Dies soll dabei helfen, die eingangs aufgeworfene Frage zu untersuchen, ob sich Webseiten aus derselben gesellschaftlichen Domäne beziehungsweise solche desselben Webseiten-Typs hinsichtlich ihres multimodalen Arrangements ähneln.

4.1 Das Webseiten-Sample und Corpus-Erstellung

Das in diesem Artikel gewählte Webseiten-Corpus enthält die folgenden zwanzig Webseiten, die mit Blick auf ihre idealtypische Repräsentativität für bestimmte Domänen (beispielsweise Religion oder Wirtschaft) ausgesucht wurden:

URL	DOMAIN	TYPE
https://marginalie.hypotheses.org/	UNI	News
https://www.ruhr-uni-bochum.de/de	UNI	Image
https://www.uni-bielefeld.de/	UNI	Image
https://www.faz.net/	JOU	News
https://www.heise.de/	JOU	News
https://www.nytimes.com/	JOU	News

Tab. 2: Das zu untersuchende Webseiten-Sample. katholisch.de wurde als News-Webseite charakterisiert, da es sich der Selbstbeschreibung nach um eine (katholische) Nachrichtenseite handelt, die besonders auf tagesaktuelle Neuigkeiten fokussiert ist. Siehe für diese problematische Einteilung auch das Kapitel 4.2.4). [Jurczyk 2021]

https://netzpolitik.org/	JOU	News
https://www.nike.com/	ECO	Image
https://www.adidas.com/	ECO	Image
https://www.volkswagen.de/	ECO	Image
https://www.lufthansa.com/	ECO	Image
https://www.ekd.de/	REL	Image
https://ditib.de/	REL	Image
https://www.katholisch.de/	REL	News
https://www.gamestar.de/	ENT	News
https://www.prosieben.de/	ENT	Image
https://de.ign.com/	ENT	News
https://www.spd.de/	POL	Image
https://www.cdu.de/	POL	Image
https://www.fdp.de/	POL	Image

Tab. 2: Das zu untersuchende Webseiten-Sample. *katholisch.de* wurde als News-Webseite charakterisiert, da es sich der Selbstbeschreibung nach um eine (katholische) Nachrichtenseite handelt, die besonders auf tagesaktuelle Neuigkeiten fokussiert ist. Siehe für diese problematische Einteilung auch das Kapitel 4.2.4). [Jurczyk 2021]

In einem ersten Schritt wird das Corpus wie in Kapitel 3.1 beschrieben initialisiert.⁴¹ Daraufhin werden die Bilder und Videos der einzelnen Webseiten mit Hilfe der `DataPreparation()`-Klasse analysiert und die so gewonnenen Daten in »merged_data_dict.pickle« gespeichert (siehe Kapitel 3.2).

4.2 Analyse

Die Analyse mit Hilfe der `Analyzer()`-Klasse wird mit unterschiedlichen Selektionen der Features der Corpus-Webseiten durchgeführt, wobei alle Features zuerst via z-score standardisiert werden (siehe Kapitel 3.3):

1. In einem ersten Schritt werden alle erhobenen Features in die Analyse einbezogen (Vollständige Features; vgl. auch die Übersicht der Features in Kapitel 3.2)
2. In einem zweiten Schritt werden nur die Bild- und Video-Features als Basis für das Clustering genutzt (Bild- und Video-Features)⁴²
3. In einem dritten Schritt werden nur die Textlänge sowie die Anzahl der Überschriften einbezogen (Text-Features)
4. Der letzte Schritt enthält eine Kombination der Text-, Video- und Bild-Features (Text- und Bild-Features)⁴³

Im Folgenden werden die im Kontext der jeweilig ausgewählten Features entstandenen Cluster vorgestellt und diskutiert. Dabei geht es während der Besprechung zum einen darum, wie nachvollziehbar die Cluster in Bezug auf das multimodale Erscheinungsbild der Webseiten sind. Als Vergleichswerte werden die manuell vom Autor des Artikels aufgerufenen Webseiten und die angelegten Screenshot-Sammlungen herangezogen und qualitativ analysiert. Zum anderen sollen auch die anderen beiden Kategorien (Domänen und Webseiten-Typen) mit in die Diskussion einbezogen werden, indem gefragt wird, inwieweit sich auch hier Clusterbildungen erkennen lassen, die mit der Einteilung auf Basis der multimodalen Features der Seiten korrelieren.

Jede Teilanalyse beginnt mit der Erstellung eines »Elbow-Plot«, um einen Eindruck von der potentiell »richtigen« Auswahl an Clustern zu erlangen. Getestet werden dabei k-Means Durchläufe mit k-Werten zwischen zwei und acht. Anschließend werden die Daten mit dem aus der Analyse des »Elbow-Plot« resultierenden k-Wert mit einem k-Means-Clustering gruppiert und die Ergebnisse wie oben beschrieben besprochen.

⁴¹ Die im Folgenden beschriebenen Daten basieren auf den Corpus-Webseiten, die am 15.02.2021 initialisiert wurden. Siehe auch die Datei »info.txt« im entsprechenden Ordner des [GitHub Repository](#).

⁴² In die Analyse einbezogen werden die folgenden Features: Hintergrundbilder, Bilder gesamt, große / mittlere / kleine / sehr kleine Bilder, Verhältnisse zwischen großen / mittleren / kleinen / sehr kleinen Bildern und der Gesamtzahl der Bilder, Anzahl großer und kleiner Videos.

⁴³ In die Analyse einbezogen werden die folgenden Features: Verhältnisse zwischen Gesamtzahl der Bilder und der Textlänge sowie zwischen großen und mittleren Bildern und der Textlänge. Außerdem wurde die Anzahl der großen und kleinen Videos einbezogen.

4.2.1 Vollständige Features

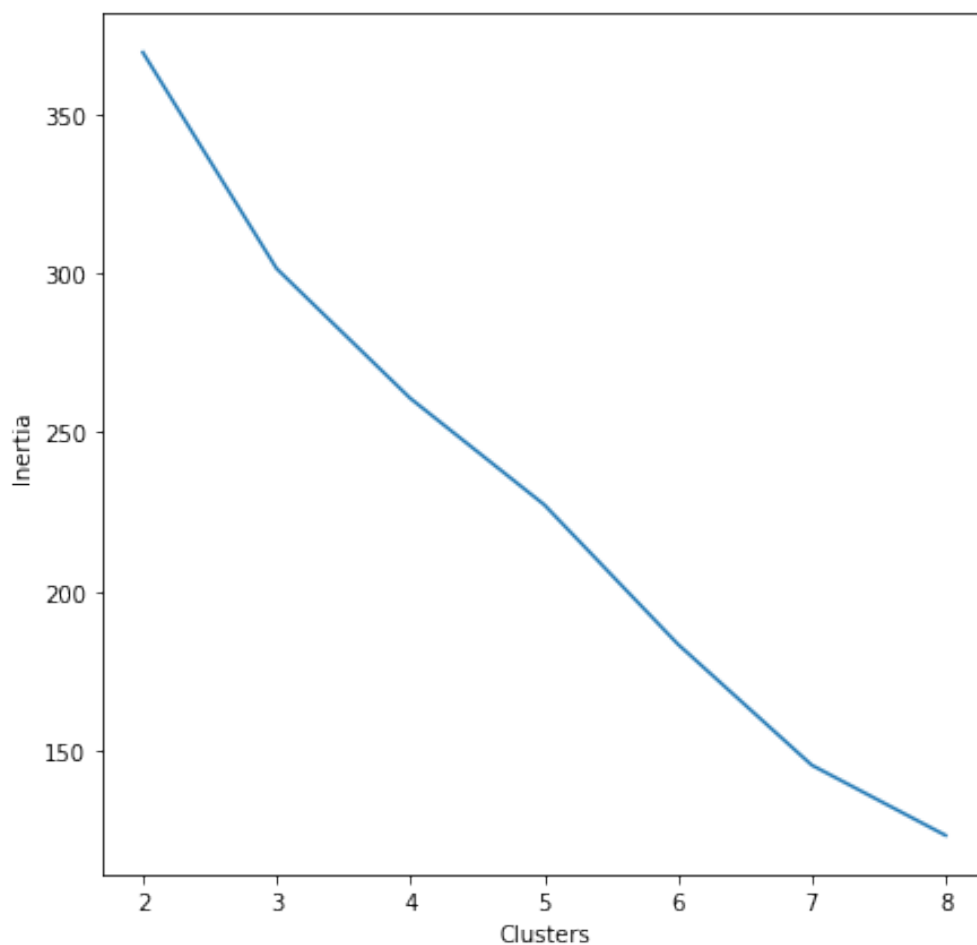


Abb. 1: Elbow-Plot der vollständigen Feature-Auswahl. [Jurczyk 2021]

Wie an dem »Elbow-Plot« erkennbar ist, bietet es sich im Kontext der vollständigen Features an, einen möglichst hohen k-Wert für die Anzahl der Cluster zu wählen. In diesem Falle wurden sieben Cluster gewählt. Die k-Means Clusterbildung sieht mit k=7 Clustern wie folgt aus:

URL	Cluster	Domäne	Typ
ditib.de	0	REL	Image
marginalie.hypothesen.org	0	UNI	News
de.ign.com	1	ENT	News
ekd.de	1	REL	Image
faz.net	1	JOU	News
gamestar.de	1	ENT	News
heise.de	1	JOU	News
katholisch.de	1	REL	News
netzpolitik.org	2	JOU	News
cdu.de	2	POL	Image
lufthansa.com	2	ECO	Image

Tab. 3: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug aller Features. [Jurczyk 2021]

nike.com	2	ECO	Image
spd.de	2	POL	Image
uni-bielefeld.de	2	UNI	Image
volkswagen.de	2	ECO	Image
nytimes.com	3	JOU	News
adidas.com	4	ECO	Image
prosieben.de	5	ENT	Image
fdp.de	6	POL	Image
ruhr-uni-bochum.de	6	UNI	Image

Tab. 3: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug aller Features. [Jurczyk 2021]

Das Clustering unter Einbezug aller Features macht es auf den ersten Blick schwierig, eine Struktur beziehungsweise ein Muster in der Clusterbildung zu erkennen, was unter anderem durch die hohe Anzahl an Clustern für eine relativ geringe Anzahl an Webseiten bedingt ist. Dies kann jedoch als Hinweis gewertet werden, dass die Webseiten in der Tat divers sind, was gut an den Single-Webseiten-Clustern 3, 4 und 5 deutlich wird.

Neben der Feststellung, dass die Webseiten unter Einbezug aller Features relativ divers sind, stechen zwei Cluster besonders hervor (Cluster 1 und Cluster 2).

Cluster 1 enthält vor allem Webseiten vom Typ ›News‹, die sich allerdings über ganz unterschiedliche Domänen erstrecken und von Entertainment Seiten (ign.com) über klassische journalistische Angebote (faz.net) bis hin zur religiösen Newsportalen (katholisch.de) reichen. Es gibt jedoch zwei Webseiten vom Typ ›News‹, die nicht in Cluster 2 enthalten sind. Der erste *outlier* ist die Webseite netzpolitik.org, deren multimodale Struktur sich von der anderer News-Webseiten in der Form absetzt, dass netzpolitik.org verhältnismäßig wenige Überschriften (netzpolitik.org: 70, faz.net: 167, heise.de: 164), dafür allerdings viele große Bilder beinhaltet (netzpolitik.org: 11, faz.net: 3, heise.de: 0).⁴⁴ ⁴⁵ Der zweite *outlier* ist die amerikanische News-Webseite nytimes.com. Diese fällt in eine gesonderte Kategorie, weil nytimes.com als einzige der hier aufgeführten News-Webseiten direkt abgespielte Videos auf der Startseite eingebaut hat, die sie in der Tat aus multimodaler Perspektive von den anderen Seiten abhebt.

Cluster 2 enthält vor allem Webseiten vom Typ ›Image‹, die ebenfalls aus verschiedenen gesellschaftlichen Bereichen stammen, wobei der Bereich der ›Ökonomie‹ (ECO) dominiert. Ein Blick auf die Werte der Features zeigt, dass im Falle der Webseiten vom Typ ›Image‹ vor allem das Verhältnis zwischen großen Bildern und der Anzahl der Gesamtbilder deutlich größer und umgekehrt das Verhältnis zwischen kleinen Bildern und der Gesamtzahl der Bilder deutlich kleiner ist als im Falle von Cluster 1. Auch unterscheiden sich die Webseiten in Cluster 1 und Cluster 2 hinsichtlich ihrer Textmenge und Anzahl der Überschriften.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass der Einbezug aller Features bereits in ersten sinnvollen Clusterbildungen des multimodalen Arrangements mündet, die insbesondere mit dem Typ der Webseiten korrelieren und unter anderem zwischen Webseiten mit (wenigen) großen Bildern (imageorientierte Webseiten) und Webseiten mit (vielen) kleineren Bildern und einer größeren Textmenge (newsorientierte Webseiten) unterscheiden.

⁴⁴ Dies liegt allerdings bei heise.de nur daran, dass viele der Bilder nur ganz knapp an der Grenze für große Bilder (700px) gescheitert sind, was die Seite zusammen mit der Anordnung der News in nur einer Spalte deutlich ›aufgeräumter‹ wirken lässt.

⁴⁵ Die absoluten Werte der Features für das hier verwendete Webseiten-Sample können in der CSV-Datei ›data_abs_values.csv‹ im GitHub Repository nachvollzogen werden, vgl. Jurczyk 2021a.

4.2.2 Bild- und Video-Features

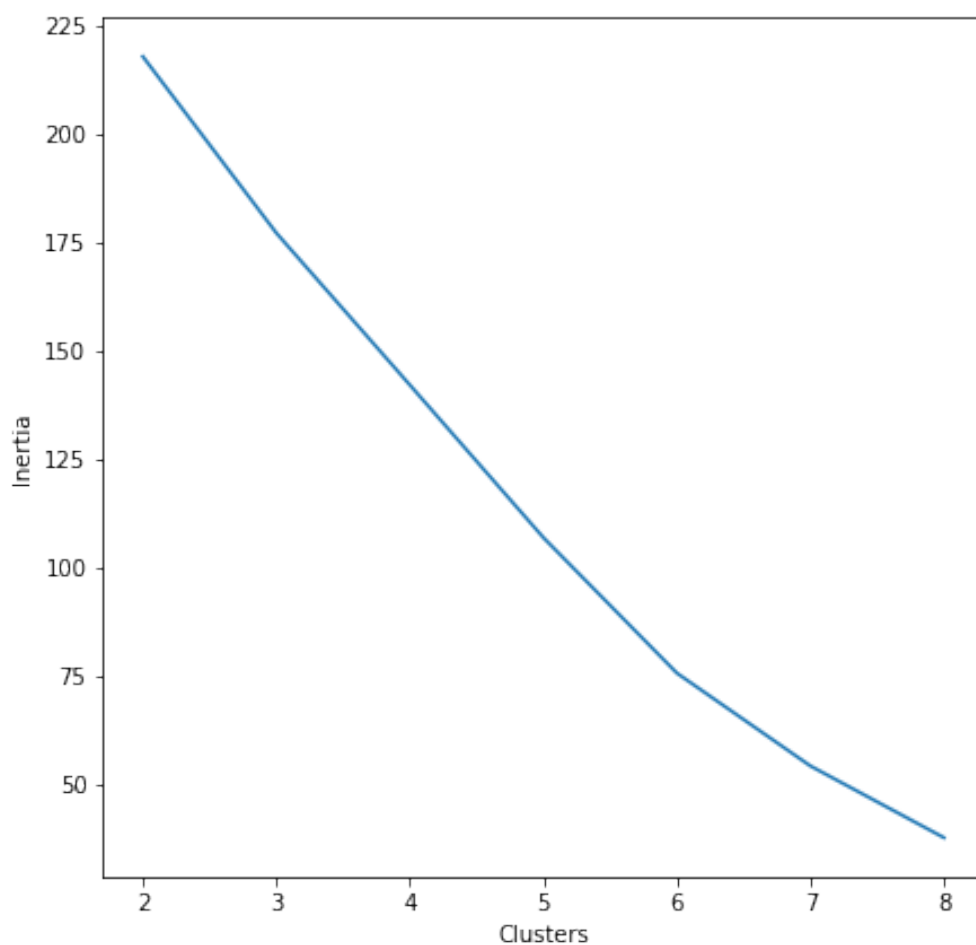


Abb. 2: ›Elbow-Plot‹ der Bilder- und Video-Feature Auswahl. [Jurczyk 2021]

Im Falle der Bild- und Video-Feature-Auswahl wird im ›Elbow-Plot‹ deutlich, dass sich eine Clusteranzahl von $k=6$ für die Analyse anbietet. Ein durchgeführtes k-Means-Clustering mit $k=6$ Clustern ergibt die folgende Einteilung des Webseiten-Samples:

URL	Cluster	Domäne	Typ
de.ign.com	0	ENT	News
ruhr-uni-bochum.de	1	UNI	Image
fdp.de	1	POL	Image
adidas.com	1	ECO	Image
ekd.de	1	REL	Image
faz.net	1	JOU	News
gamestar.de	1	ENT	News
heise.de	1	JOU	News
katholisch.de	1	REL	News
cdu.de	1	POL	Image
lufthansa.com	1	ECO	Image
spd.de	1	POL	Image

netzpolitik.org	1	JOU	News
uni-bielefeld.de	2	UNI	Image
nike.com	2	ECO	Image
volkswagen.de	2	ECO	Image
ditib.de	3	REL	Image
marginalie.hypotheses.org	3	UNI	News
prosieben.de	4	ENT	Image
nytimes.com	5	JOU	News

Tab. 4: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Bild- und Video-Features. [Jurczyk 2021]

Die Analyse, basierend auf den Bild- und Video-Features, ist in Bezug auf die Domänen und Webseiten-Typen deutlich schwieriger zu interpretieren als im Falle der Inklusion aller Features. Ein Blick auf die Werte der Features in der Tabelle ›data_abs_values.csv‹ macht deutlich, dass die Cluster vor allem aus der unterschiedlichen Verteilung von großen (Cluster 2), mittleren (Cluster 1) und sehr kleinen (Cluster 0) Bildern innerhalb des Webseiten-Samples resultieren. Hinzu kommt die unterschiedliche Verwendung von Videos. Durch die nur sehr geringe und optisch kaum wahrnehmbare Differenz zwischen mittleren Bildern, die oft nur knapp unter 700px groß sind (heise.de), und großen Bildern, die teils nur knapp über 700px groß sind (netzpolitik.org), ist ein Clustering auf Basis dieser Daten zumindest im Kontext dieses Webseiten-Samples kaum geeignet, um das multimodale Arrangement der Webseiten zu klassifizieren. Hinzu kommen *outlier* wie prosieben.de. Diese unterscheidet sich optisch nur geringfügig von anderen News-Webseiten, die Klassifizierung in einem separaten Cluster erfolgt in diesem Falle aufgrund der ausgiebigen Nutzung von Hintergrundbildern, die allerdings in <figure>-Tags verwendet werden und sich dort sowohl in Sachen Größe als auch Erscheinungsbild kaum von regulären Bildern unterscheiden. Dies weist erneut auf die angesprochene Schwierigkeit hin, diverse und idealiter unbekannte Webseiten vollautomatisiert miteinander zu vergleichen.

Insgesamt ist die Einschränkung der Features auf Bilder und Videos zwar geeignet, eine allgemeine Einschätzung der Distribution von Elementen zu erlangen, die durch ihre vielfache Verwendung und oftmals sehr präzise Positionierung auf Webseiten eine wichtige Rolle während der multimodalen Zeichengenerierung spielen, aber um sie als alleinige Merkmale für das Clustering heranzuziehen, scheinen sie in ihrer diversen Verwendung zumindest im derzeitigen Zustand des Programms ohne eine Ausarbeitung der Bildklassifizierungsstrategien während der Datengenerierung nicht geeignet. Eine Weiterentwicklung des Programms könnte darin bestehen, anstelle der kategorialen Einteilung der Bild-Features in große, mittlere und kleine Bilder direkt die Pixelanzahl als Feature einzubeziehen.

4.2.3 Text-Features

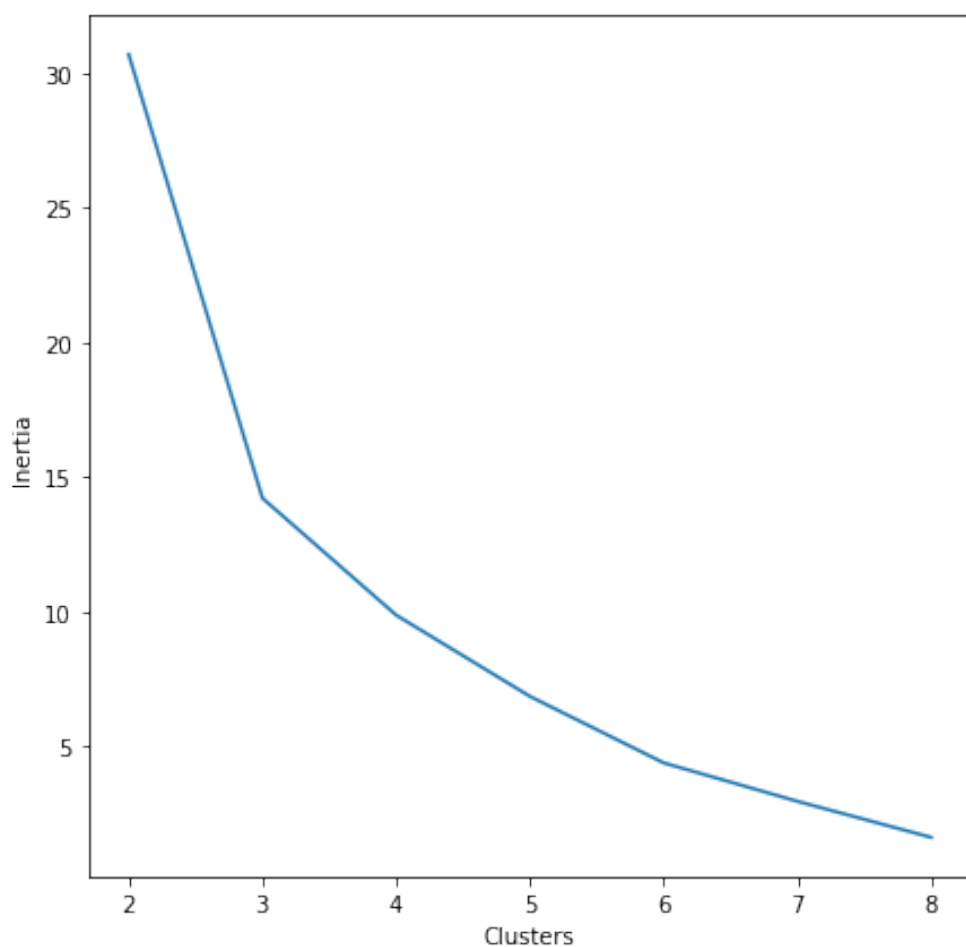


Abb. 3: ›Elbow-Plot‹ der Text-Feature-Auswahl. [Jurczyk 2021]

Im Falle der Text-Features lässt sich der ›Elbow‹ bei k=3 oder k=4 Clustern erkennen, wobei in diesem Beispiel k=4 Cluster ausgewählt wurden. Das k-Means-Clustering mit k=4 Clustern resultiert in der folgenden Einteilung des Webseiten-Samples:

URL	Cluster	Domäne	Typ
volkswagen.de	0	ECO	Image
nike.com	0	ECO	Image
katholisch.de	0	REL	News
gamestar.de	0	ENT	News
ekd.de	0	REL	Image
netzpolitik.org	0	JOU	News
marginalie.hypotheses.org	0	UNI	News
prosieben.de	1	ENT	Image
nytimes.com	1	JOU	News
faz.net	2	JOU	News
heise.de	2	JOU	News
de.ign.com	2	ENT	News

ruhr-uni-bochum.de	3	UNI	Image
fdp.de	3	POL	Image
adidas.com	3	ECO	Image
cdu.de	3	POL	Image
lufthansa.com	3	ECO	Image
spd.de	3	POL	Image
uni-bielefeld.de	3	UNI	Image
ditib.de	3	REL	Image

Tab. 5: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Text-Features. [Jurczyk 2021]

Im Falle des Text-Clustering lassen sich eindeutige Trends erkennen, die vor allem mit den Webseiten-Typen korrelieren (Cluster 1, Cluster 2 sowie Cluster 3). Cluster 0 enthält Webseiten, die ungefähr in der Mitte liegen, was die Textmenge und die Verwendung von Überschriften anbetrifft. Cluster 1 umfasst Webseiten, die ebenfalls eine mittlere Menge an Text umfassen, aber einen ausgiebigen Gebrauch von Überschriften machen. Besonders im Falle von *nytimes.com* muss jedoch darauf aufmerksam gemacht werden, dass beispielsweise die Verwendung von `<h2>`-Tags im unteren Bereich der Webseite von der Darstellung her kaum von einem regulären Text zu unterscheiden ist, weshalb *nytimes.com* eher in Cluster 2 einzuordnen ist.⁴⁶

Cluster 2 enthält News-Webseiten, die eine große Anzahl an Wörtern und viele Überschriften aufweisen und die damit als Idealtypen von News-Webseiten gelten können. Cluster 3 hingegen enthält Webseiten (imageorientierte Webseiten nach Meier), die im Vergleich zu den anderen Webseiten eine geringe Textmenge und wenige Überschriften beinhalten.

Insgesamt kann das auf den Textmengen basierende Clustering als durchaus sinnvoll angesehen werden, um den Typ einer Webseite zu klassifizieren. Auch deuten die Unterschiede in der Verwendung von Text, trotz der offensichtlich vorhandenen Schwierigkeiten (siehe *nytimes.com*), auf eine unterschiedliche Verwendung eines wichtigen multimodalen Elements hin (Schrift und deren verschiedentliche Verwendung, beispielsweise als Fließtext oder als Überschrift).

Der letzte Analyseschritt führt die Text-Features mit den Video- und Bild-Features zusammen. Im Gegensatz zum ersten Analyseschritt, der alle Features einbezogen hat, werden im folgenden Schritt die Hyperlinks und die Hintergrundbilder ignoriert, da letztere zumindest in diesem Webseiten-Sample zu falschen Aussagen geführt haben (siehe Kapitel 4.2.2, Diskussion um *prosieben.de*) und außerdem zu fragen ist, inwieweit Hyperlinks einen Einfluss auf die Erstwahrnehmung der Sehfläche einer Webseite haben, deren Analyse hier im Fokus steht.

⁴⁶ Siehe auch die Diskussion in Kapitel 4.2.2 betreffs der Verwendung von Hintergrundbildern im Falle von *prosieben.de*. Die hier vorhandene Verwendung von Überschriften-Tags, die nicht wirklich als Überschriften deutlich werden, geht bezüglich ihrer Problematik für die automatisierte multimodale Analyse von Webseiten in eine ähnliche Richtung.

4.2.4 Text-, Video- und Bild-Features

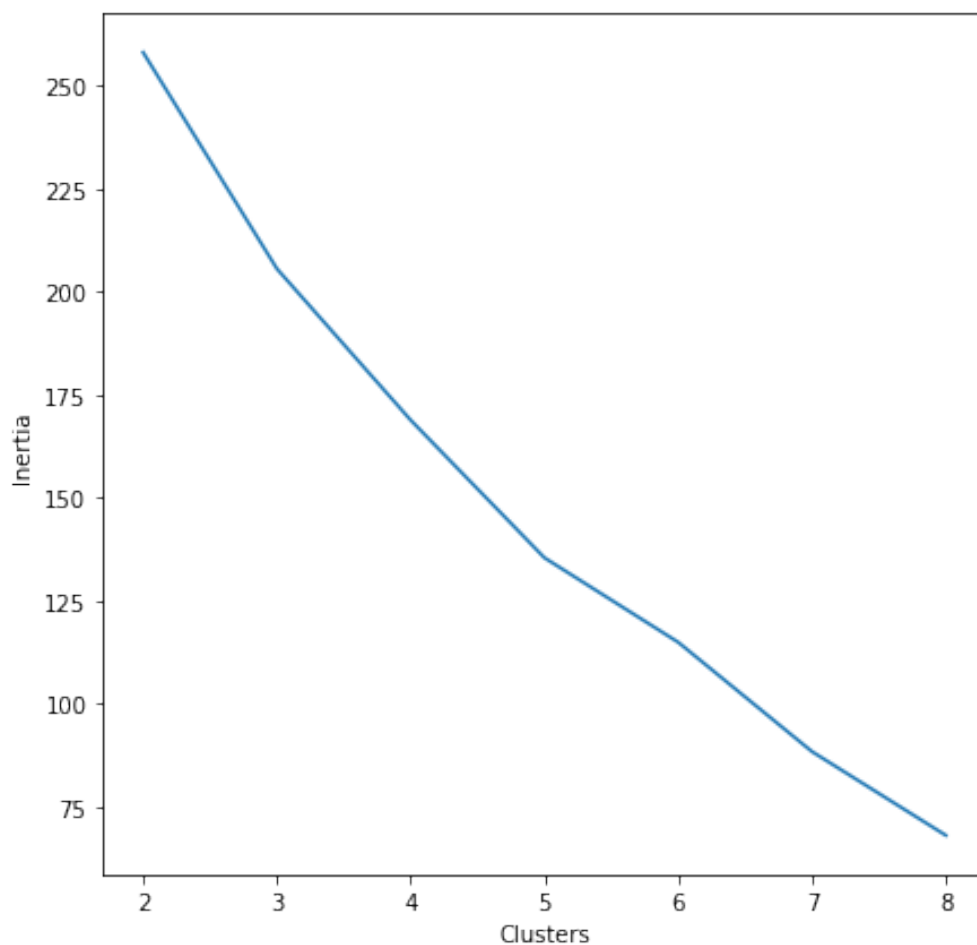


Abb. 4: ›Elbow-Plot‹ der Bild-, Video- und Text-Feature-Auswahl. [Jurczyk 2021]

Im Falle einer Kombination der Text-, Bild- und Video-Features ist die Wahl der Clusteranzahl auf Basis des ›Elbow-Plot‹ erneut schwierig und erinnert an die Analyse unter Einbezug aller Features in Kapitel 4.2.1. In diesem Falle habe ich mich dazu entschieden, das k-Means-Clustering mit k=8 Clustern durchzuführen, da ein ›Elbow‹ innerhalb des Plots nur schwer erkennbar ist. Die Einteilung der Webseiten des Webseiten-Samples sieht mit k=8 Clustern wie folgt aus:

URL	Cluster	Domäne	Typ
nytimes.com	0	JOU	News
spd.de	1	POL	Image
volkswagen.de	1	ECO	Image
uni-bielefeld.de	1	UNI	Image
nike.com	1	ECO	Image
cdu.de	1	POL	Image
ekd.de	2	REL	Image
gamestar.de	2	ENT	News
lufthansa.com	2	ECO	Image
heise.de	2	JOU	News

katholisch.de	2	REL	News
faz.net	2	JOU	News
netzpolitik.org	2	JOU	News
ditib.de	3	REL	Image
marginalie.hypotheses.org	3	UNI	News
prosieben.de	4	ENT	Image
ruhr-uni-bochum.de	5	UNI	Image
fdp.de	5	POL	Image
de.ign.com	6	ENT	News
adidas.com	7	ECO	Image

Tab. 6: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Bild-, Video- und Text-Features. [Jurczyk 2021]

Das hier ersichtliche feingliedrige Clustering zeichnet ein realistisches Bild der multimodalen Struktur der im Webseiten-Sample enthaltenen Webseiten. Besonders hervorzuheben sind Cluster 1 und Cluster 2.

Cluster 1 kann als ›Werbe-Cluster‹ bezeichnet werden, da es ausschließlich Webseiten vom Typ ›Image‹ enthält, die sich durch eine geringe Textmenge und eine geringe Anzahl an Bildern auszeichnen, die dafür aber meist sehr groß sind. Der Ersteindruck der Seiten erinnert damit an Werbeplakate oder Reklame in gedruckten Magazinen.⁴⁷ Die Seite adidas.de (Cluster 7) fällt nur deshalb aus diesem Cluster heraus, weil sie ein (sehr großes) Video auf der Startseite platziert hat und damit ein anderes multimodales Arrangement aufweist. Ein vergleichender Blick auf zwei Webseiten aus Cluster 1 (spd.de und volkswagen.de) unterstreicht die Kohärenz des Clustering in Bezug auf deren multimodale Struktur und den Ersteindruck beim Öffnen der Webseiten. Beide Webseiten werden eindeutig von großen Bildern und wenig Text, der eher den Bildern zuzuarbeiten scheint, dominiert.⁴⁸

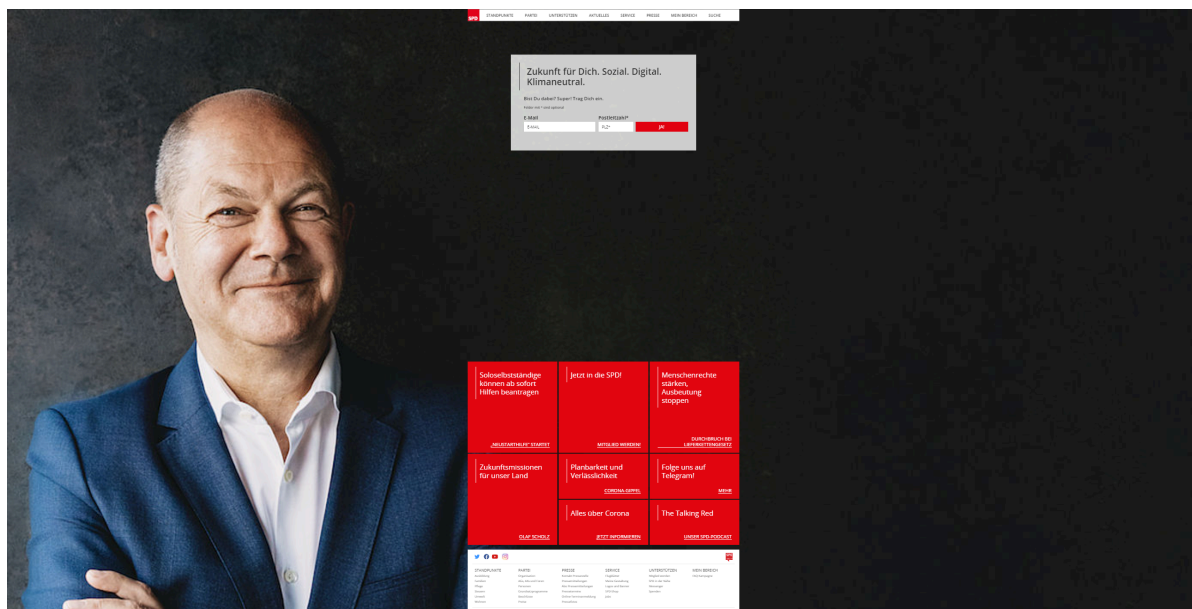


Abb. 5: Ansicht Startseite spd.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

⁴⁷ Meer / Pick 2019, S. 65–68; Schmitz 2011.

⁴⁸ Die folgende Auswahl zeigt immer nur zwei Screenshot-Beispiele pro Cluster. Die restlichen Screenshots finden sich im GitHub Repository. Die Webseiten aus den einzelnen Clustern wurden mit einer sehr geringen Zoomstufe (50 %) vorgenommen, um so einen besseren Eindruck von dem gesamten Aufbau der Webseite zu erhalten. Dies ist beispielsweise im Falle von ign.com wichtig, da sich der Kopfbereich kaum von dem anderer Nachrichtenseiten unterscheidet. Sobald aber gescrollt wird, werden die Unterschiede deutlich, die hier in der sehr großen Anzahl kleiner Bilder gepaart mit kurzen Teaser-Texten liegen, die in nur einer Spalte angelegt sind. Die Screenshots der Webseiten wurden am 17.02.2021 erstellt (und damit einige Tage nach Initialisierung des Corpus).

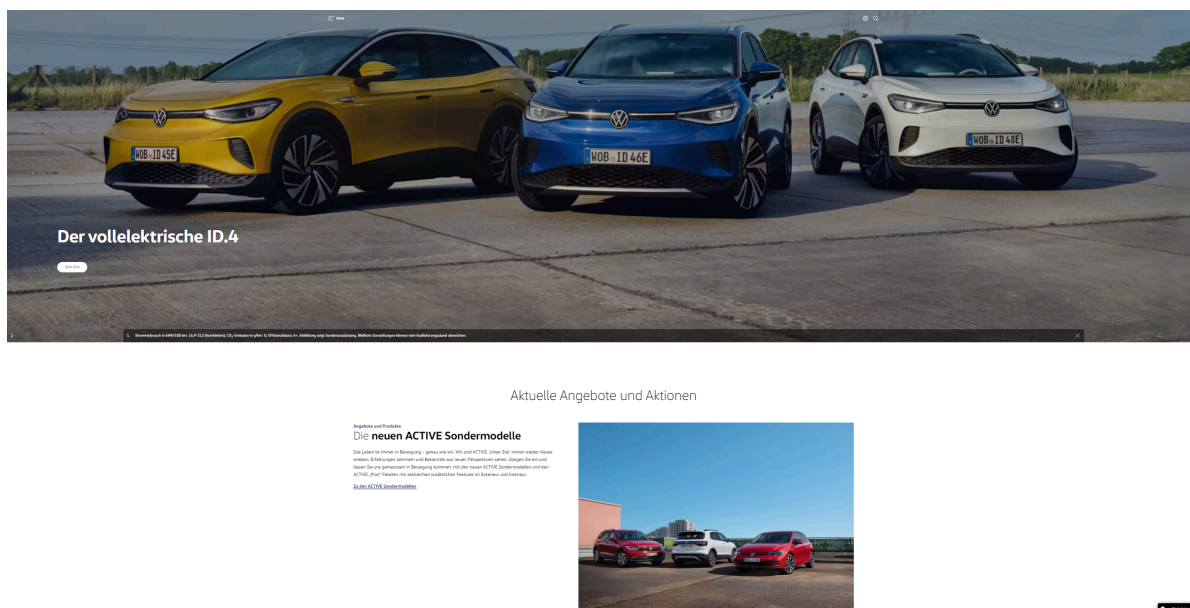


Abb. 6: Ansicht Startseite volkswagen.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

Cluster 2 umfasst Webseiten mit, im Vergleich zu Cluster 1, viel Text, der außerdem durch zahlreiche Überschriften unterteilt wird. Webseiten in Cluster 2 enthalten darüber hinaus relativ viele Bilder. Cluster 2 steht damit idealtypisch für News-Webseiten. Die Strukturähnlichkeiten der Webseiten dieses Clusters lassen sich erneut durch einen manuellen Nachvollzug des Ersteindrucks der Webseiten bestätigen, der sich deutlich von dem der Webseiten in Cluster 1 unterscheidet. Als Beispiele für Cluster 2 wurden die Webseiten faz.net und katholisch.de ausgewählt.

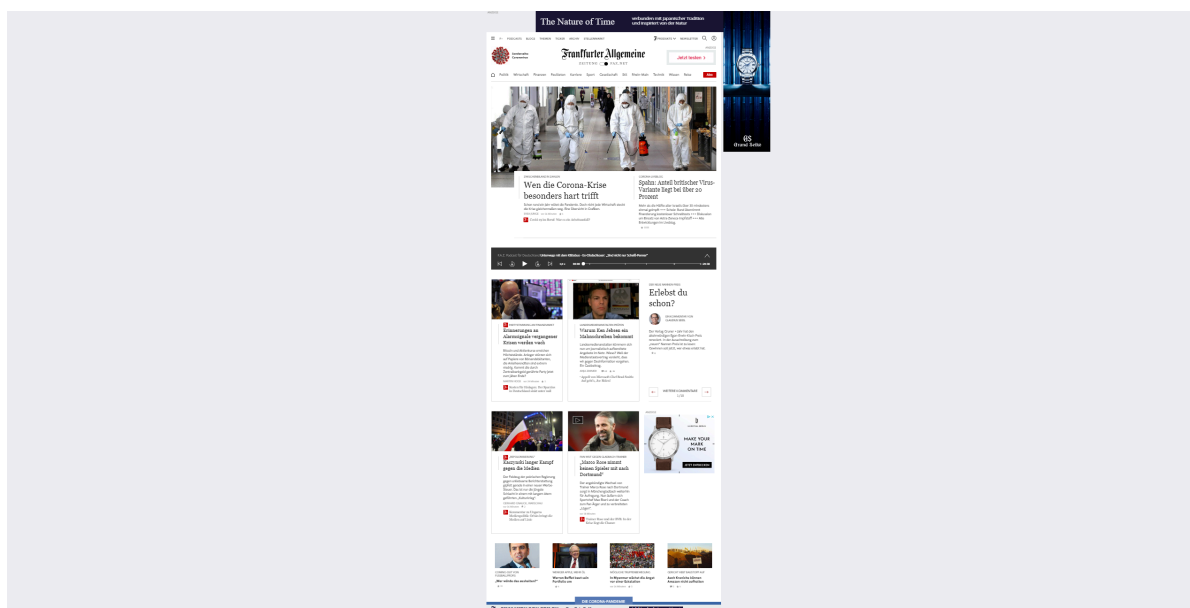


Abb. 7: Ansicht Startseite faz.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

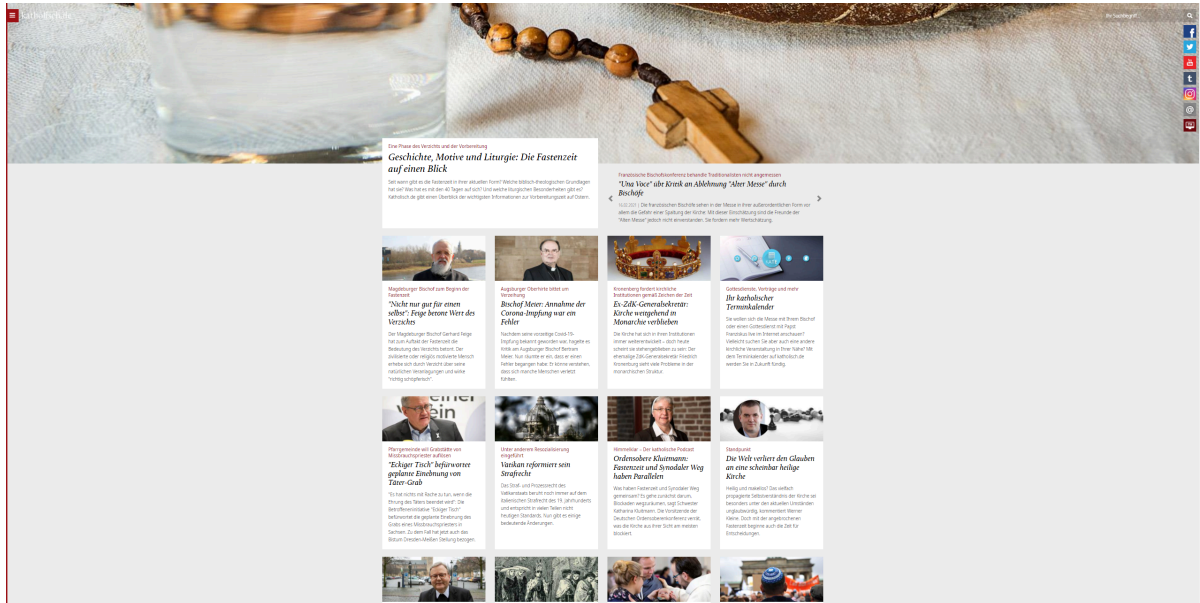


Abb. 8: Ansicht Startseite katholisch.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

Dass in Cluster 2 auch zwei Webseiten vom Typ »Image« erscheinen, zeigt, dass sich auch imageorientierte Webseiten durchaus als Newsportale multimodal strukturieren können, was beispielhaft an der Webseite [ekd.de](#) deutlich wird. Die Webseite [ekd.de](#) orientiert sich ebenfalls in Form klassischer Artikelstrukturen (Teaser-Text kombiniert mit kleinen bis mittleren Teaser-Bildern im Kachelformat) an den News-Webseiten, allerdings überwiegt in der thematischen Ausrichtung der Hauptseite im Gegensatz zu bspw. [katholisch.de](#) noch die allgemeine Funktion eines digitalen Informationsportals der EKD, das nicht primär auf tagesaktuelle Geschehnisse ausgerichtet ist. Dahingegen ist [katholisch.de](#) zwar ebenfalls eine kirchlich orientierte Webseite, versteht sich aber laut Impressum ausdrücklich als News-Webseite, die Neuigkeiten aus dem Bereich der katholischen Kirche berichtet bzw. in den Vordergrund stellt. Dennoch bleibt die Einteilung bezüglich des Webseiten-Typs in diesem Falle problematisch und das gemeinsame Erscheinen von sowohl [ekd.de](#) als auch [katholisch.de](#) in einem News-orientierten Cluster weist darauf hin, dass beide Seiten in ihrer multimodalen Struktur mehr Gemeinsamkeiten als Unterschiede aufweisen, weshalb die Einteilung in unterschiedliche Webseiten-Typen noch einmal zu überdenken wäre (was durchaus als positives bzw. erkenntnisförderndes Ergebnis des Clusterings zu werten ist).

Die Webseite [nytimes.com](#) fällt aufgrund eines zentral eingebundenen, wenn auch relativ klein ausfallenden Videos aus diesem Cluster heraus (und bildet mit Cluster 0 in Bezug auf die multimodale Struktur überzeugend ein separates Cluster).

Besonders hervorzuheben ist außerdem das Cluster 3, das mit der Seite [marginalien.hypothesis.org](#) und [ditib.de](#) zwei Webseiten enthält, die gewissermaßen Außenseiter innerhalb des Webseiten-Samples darstellen.⁴⁹ Die Webseite [marginalien.hypothesis.org](#) repräsentiert einen klassischen Blog, der nur wenige Bilder, dafür aber relativ viel Text enthält und sich entsprechend von sowohl den imageorientierten Webseiten in Cluster 1 und den News-Webseiten in Cluster 2 absetzt. Die Seite [ditib.de](#) ist spartanisch gehalten, insbesondere was ihre Größe anbetrifft – so handelt es sich um die einzige Webseite des Samples, bei der von den User*innen nicht gescrollt werden muss, um das Ende der Seite zu erreichen.

5. Fazit

Dieser Artikel hat es sich zur Aufgabe gemacht, ein (teil-)automatisiertes Verfahren zur Analyse des multimodalen Arrangements von Webseiten vorzustellen, anzuwenden und kritisch zu diskutieren. Im Fokus stand dabei die erste Wahrnehmungsebene der multimodalen Grundstruktur der Webseiten, die während des initialen Aufrufs der Webseiten eine zentrale Rolle spielt. Dabei war die Analyse der Video-, Bild-, Hyperlink- und Textelemente der Webseiten von hervorgehobener Bedeutung und wurde anhand eines in Python geschriebenen Programms unter Anwendung eines k-Means-Clustering realisiert.

⁴⁹ Diese beiden Webseiten sind auch in den vorangegangenen k-Means-Clustering Verfahren mit anderen Feature-Selektionen häufig als Cluster aufgetreten.

Die Analyse in Kapitel 4 hat gezeigt, dass unterschiedliche Selektionen von Features zu unterschiedlichen Clusterbildungen des Webseiten-Samples führen, die sich gegenseitig ergänzen. Als besonders geeignet für die Analyse des multimodalen Arrangements hat sich eine Kombination aus Video-, Bild- und Text-Features (Kapitel 4.2.4) herausgestellt, die anhand von acht Clustern überzeugend in der Lage war, den Testdatensatz auf Basis des multimodalen Erscheinungsbildes der Webseiten zu strukturieren. Dies macht Hoffnung für die Möglichkeit eines zukünftigen Ausbaus und einer Weiterführung der hier vorgeschlagenen Methode, die dazu dienen könnte, deutlich größere Webseiten-Samples vorzustrukturieren, um so unter anderem eine gezieltere qualitative Analyse ihrer Multimodalität zu ermöglichen, die durch das hier aufgezeigte quantitative Verfahren keineswegs ersetzt, sondern lediglich ergänzt und vereinfacht werden soll (siehe Kapitel 2).

Neben der Vorstellung dieses (teil-)automatisierten Verfahrens hat es sich dieser Artikel ebenfalls zur Aufgabe gemacht zu fragen, inwieweit die auf Basis der multimodalen Features gruppierten Webseiten Hinweise auf mögliche Domänen-Cluster liefern beziehungsweise inwieweit die von Meier vorgeschlagenen Webseiten-Typen mit den gefundenen Clustern korrelieren.

Insbesondere in Bezug auf die letztgenannten Webseiten-Typen kann nach Durchführung der Analyse gesagt werden, dass entsprechende Parallelen erkennbar waren, obwohl einschränkend hinzugefügt werden muss, dass sich dieser Artikel lediglich auf zwei der vier von Meier vorgeschlagenen Typen beschränkt hat. So korrelierten verschiedene Cluster (wie in Kapitel 4.2.4) mit Meiers News- oder Image-Typen, wobei das hier vorgeschlagene Analyseverfahren dazu in der Lage war, innerhalb der jeweiligen Webseiten-Typen noch einmal feiner zu unterscheiden (beispielsweise, ob News-Webseiten Videos eingebunden hatten). Dabei traten Überlappungen auf, indem auch imageorientierte Webseiten (ekd.de) die multimodale Form einer News-Webseite annehmen können.

Keine Korrelation wurde hingegen zwischen den Clustern der multimodalen Analyse und den gesellschaftlichen Domänen ersichtlich, aus denen die jeweiligen Webseiten stammen. Vielmehr wurde deutlich, dass sich Webseiten aus verschiedenen gesellschaftlichen Bereichen durchaus auf ein »gemeinsames« multimodales Arrangement einigen können, was im Falle des hier vorliegenden Webseiten-Samples besonders an den Domänen Politik, Wirtschaft und Universität (sowie teilweise Religion und journalistische Webseiten) deutlich wurde, die allesamt eine ähnliche multimodale Struktur aufweisen. Somit scheint es zumindest in Bezug auf das multimodale Arrangement erst einmal keine von der Semantik der einzelnen modes unabhängige übergreifende Semantik zu geben, die aus der Struktur der Seiten resultiert und die beispielsweise einen spezifischen politischen oder religiösen Wert hätte. Vielmehr orientiert sich der Gebrauch multimodaler Elemente und deren Arrangement aus Sicht der Domänen an der intendierten Wirkung der Webseite, die sich gut anhand der von Meier vorgeschlagenen Kategorien klassifizieren lässt. So können beispielsweise religiöse Webseiten sowohl als News-Webseiten (katholisch.de) oder auch als imageorientierte Seiten (ditib.de) mit unterschiedlichsten multimodalen Arrangements auftreten. Dasselbe gilt für die Domäne der Universität, die sowohl als professionell gestaltete imageorientierte Webseiten oder aber in Form eines Blogs (marginalien.hypothesis.de) in Erscheinung treten kann.

Einschränkend für die Resultate dieses Artikels muss hervorgehoben werden, dass zentrale Aspekte der multimodalen Analyse in der hier vorgestellten Methode aus technischen Gründen nicht umgesetzt werden konnten (siehe dazu beispielhaft die Reduktion der Analyse der Bildelemente auf deren Größe und Anzahl, die wichtige Aspekte wie Bildachsen, Farben und den gesamten inhaltlichen Bereich ausklammert). Dies weist zum einen auf die Notwendigkeit komplementärer qualitativer Auswertungen im Sinne eines mixed-methods approach hin⁵⁰, zeigt aber auch das Potential für künftige Ausweitungen der hier vorgestellten Methode, die es sich zum Ziel machen könnten, zusätzliche Features (beispielsweise der Farbe) automatisiert mit einzubeziehen.

⁵⁰ Vgl. Bateman et al. 2017, S. 140f.

Bibliographische Angaben

Emilia Djonov / John Knox: How-to-Analyze Webpages. In: Interactions, Images and Texts: A Reader in Multimodality. Hg. von Sigrid Norris / Carmen Daniela Maier. Berlin / Boston 2014, S. 171–193.

Empirical Multimodality Research: Methods, Evaluations, Implications. Hg. von Jana Pflaeging / Janina Wildfeuer / John Bateman. Berlin / Boston 2021. DOI: 10.1515/9783110725001 [\[Nachweis im GVK\]](#)

Maren Freudenberg / Dunja Sharbat Dar: Popular Cultural Representations of Femininity in the International Christian Fellowship: An Analysis of the »Ladies Lounge 2021« Webpage. In: Zeitschrift für Religion, Gesellschaft und Politik 5 (1), S. 271–293. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Aurélien Géron: Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. Beijing u. a. 2019. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Interactions, Images and Texts: A Reader in Multimodality. Hg. von Sigrid Norris / Carmen Daniela Maier. Berlin / Boston 2014. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Multimodal Analysis Lab. Hg. von Interactive & Digital Media Institute (IDMI). 2013. [\[online\]](#)

The Routledge handbook of multimodal analysis. Hg. von Carey Jewitt. 2. Auflage. London u. a. 2017. (= Routledge handbooks) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Thomas Jurczyk (2021a): ZfdG Website Scraper. In: GitHub. 22.02.2021. [\[online\]](#)

Thomas Jurczyk (2021b): Clustering with Scikit-Learn in Python. In: The Programming Historian (2021).

Gunther Rolf Kress: What is mode? In: The Routledge handbook of multimodal analysis. Hg. von Carey Jewitt. 2. Auflage. London u. a. 2017, S. 60–76. (= Routledge handbooks) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Agneszka Lyons: Multimodality. In: Research Methods in Intercultural Communication. Hg. von Zhu Hua. Wiley-Blackwell, NJ 2016, S. 268–280. Siehe auch [\[Nachweis im GVK\]](#)

Dorothee Meer / Ina Pick: Einführung in die Angewandte Linguistik. Gespräche, Texte, Medienformate analysieren. Stuttgart 2019. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Stefan Meier: Websites als multimodale digitale Texte. In: Handbuch Sprache im multimodalen Kontext. Hg. von Hartmut Stöckl / Nina-Maria Klug. Berlin u. a. 2016, S. 410–436. (= Handbücher Sprachwissen, 7) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Multimodality: Foundations, Research and Analysis – A Problem-Oriented Introduction. Hg. von John Bateman / Janina Wildfeuer / Tuomo Hiippala. Berlin / Boston 2017. [\[Nachweis im GVK\]](#)896249808

Kay O'Halloran / Sabine Tan / Peter Wignell / Rui Wang / Kevin Chai / Rebecca Lange: Towards a Discipline of Multimodality: Parallels to Mathematics and Linguistics and New Ways Forward. In: Multimodality. Disciplinary Thoughts and the Challenge of Diversity. Hg. von Janina Wildfeuer. 1. Auflage. Boston MA 2020, S. 93–112. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Kay L. O'Halloran / Marissa K. L. E / Sabine Tan: Multimodal analytics. Software and visualization techniques for analyzing and interpreting multimodal data. In: The Routledge handbook of multimodal analysis. Hg. von Carey Jewitt. 2. Auflage. London u. a. 2017, S. 386–396. (= Routledge handbooks) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Ulrich Schmitz: Sehflächenforschung. Eine Einführung. In: Bildlinguistik. Theorien – Methoden – Fallbeispiele. Hg. von Hans-Joachim Diekmannshenke / Michael Klemm / Hartmut Stöckl. Berlin 2011, S. 23–42. (= Philologische Studien und Quellen, 228). [\[Nachweis im GVK\]](#)

SeleniumHQ Browser Automation. In: selenium.dev. Hg. von Software Freedom Conservancy. 2004-2021. [\[online\]](#)

Sklearn.preprocessing. StandardScaler. In: scikit learn.org. Hg. von scikit-learn developers. 2007-2021. [\[online\]](#)

Hartmut Stöckl: Sprache-Bild-Texte lesen. Bausteine zur Methodik einer Grundkompetenz. In: Bildlinguistik. Theorien - Methoden - Fallbeispiele. Hg. von Hans-Joachim Diekmannshenke / Michael Klemm / Hartmut Stöckl. Berlin 2011, S. 45–70. (= Philologische Studien und Quellen, 228) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Hartmut Stöckl: Multimodalität. Semiotische und textlinguistische Grundlagen. In: Handbuch Sprache im multimodalen Kontext. Hg. von Hartmut Stöckl / Nina-Maria Klug. Berlin u. a. 2016, S. 3–35. (= Handbücher Sprachwissen, 7) [\[Nachweis im GVK\]](#)

Martin Thomas: Making a Virtue of Material Values: Tactical and Strategic Benefits for Scaling Multimodal Analysis. In: Multimodality: Disciplinary Thoughts and the Challenge of Diversity. Hg. von Janina Wildfeuer / Jana Pflaeging / John Bateman / Ognian Seizov / Chiao-I Tseng. Berlin / Boston 2019, S. 69–92.

Peter Wignell / Kevin Chai / Sabine Tan / Kay O'Halloran / Rebecca Lange: Natural Language Understanding and Multimodal Discourse Analysis for Interpreting Extremist Communications and the Re-Use of These Materials Online. In: Terrorism and Political Violence 33 (2021), H. 1, S. 71–95. [\[Nachweis im GVK\]](#)

Abbildungslegenden und -nachweise

Tab. 1: Beispiel eines Eintrags einer Webseite in der Datei »websites.csv«. [Jurczyk 2021]

Tab. 2: Das zu untersuchende Webseiten-Sample. katholisch.de wurde als News-Webseite charakterisiert, da es sich der eigenen Ausrichtung nach um eine (katholische) Nachrichtenseite handelt. Siehe für diese problematische Einteilung auch das Kapitel 4.2.4). [Jurczyk 2021]

Abb. 1: Elbow-Plot der vollständigen Feature-Auswahl. [Jurczyk 2021]

Tab. 3: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug aller Features. [Jurczyk 2021]

Abb. 2: »Elbow-Plot« der Bilder- und Video-Feature Auswahl. [Jurczyk 2021]

Tab. 4: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Bild- und Video-Features. [Jurczyk 2021]

Abb. 3: Elbow-Plot der Text-Feature Auswahl. [Jurczyk 2021]

Tab. 5: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Text-Features. [Jurczyk 2021]

Abb. 4: »Elbow-Plot« der Bild-, Video- und Text-Feature-Auswahl. [Jurczyk 2021]

Tab. 6: Tabelle mit farblich markiertem k-Means Clustering des Webseiten-Samples unter Einbezug der Bild-, Video- und Text-Features. [Jurczyk 2021]

Abb. 5: Ansicht Startseite spd.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

Abb. 6: Ansicht Startseite volkswagen.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

Abb. 7: Ansicht Startseite faz.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]

Abb. 8: Ansicht Startseite katholisch.de (Zoom-Stufe 50 %, 17.02.2021). [Jurczyk 2021]