

# GOEDOC – Dokumenten- und Publikationsserver der Georg-August-Universität Göttingen

---

---

2017

## Quantifizierung von Emotionswörtern in Texten

Jörg Lehmann, Moritz Mittelbach, Sven Schmeier

DARIAH-DE Working Papers

Nr.24

Lehmann, Jörg; Mittelbach, Moritz; Schmeier, Sven: Quantifizierung von Emotionswörtern in Texten  
Göttingen : GOEDOC, Dokumenten- und Publikationsserver der Georg-August-Universität, 2017  
(DARIAH-DE working papers 24)

Verfügbar:

PURL: <http://resolver.sub.uni-goettingen.de/purl/?dariah-2017-4>

URN: <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:gbv:7-dariah-2017-4-5>

## Bibliographische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar.

*Erschienen in der Reihe*  
DARIAH-DE working papers

ISSN: 2198-4670

*Herausgeber der Reihe*  
DARIAH-DE, Niedersächsische Staats- und Universitätsbibliothek

Mirjam Blümm, Thomas Kollatz, Stefan Schmunk und Christof Schöch

---

---

**Abstract:** Der Beitrag beschreibt den gegenwärtigen Forschungsstand im Hinblick auf die Analyse von Emotionswörtern in Texten. Neben einer Einführung in die grundlegenden Verfahren werden auch die relevanten psychologischen Konzepte und damit der theoretische Hintergrund erläutert und ein Ausblick auf Verfahren maschinellen Lernens bei der Emotionsanalyse in Texten geboten.

**Keywords:** Emotionen, Sentimentanalyse, Emotionsanalyse, Emotionsdictionäre, Quantitative Methoden, Geschichte der Psychologie, Computerlinguistik, Maschinelles Lernen

Emotions, sentiment analysis, emotion analysis, emotion lexicons, quantitative methods, history of psychology, natural language processing, machine learning

# Quantifizierung von Emotionswörtern in Texten

Jörg Lehmann<sup>1</sup>      Moritz Mittelbach<sup>1</sup>      Sven Schmeier<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Projekt „Die Affekte der Forscher“, Universität Bern / Freie Universität Berlin

<sup>2</sup>Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz, Berlin



Jörg Lehmann, Moritz Mittelbach, Sven Schmeier: „Quantifizierung von Emotionswörtern in Texten“.

*DARIAH-DE Working Papers* Nr. 24. Göttingen: DARIAH-DE, 2017.

URN: [urn:nbn:de:gbv:7-dariah-2017-4-5](https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:gbv:7-dariah-2017-4-5).

Dieser Beitrag erscheint unter der  
Lizenz [Creative-Commons Attribution 4.0 \(CC-BY\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Die *DARIAH-DE Working Papers* werden von Mirjam Blümm,  
Thomas Kollatz, Stefan Schmunk und Christof Schöch  
herausgegeben.



Dieses Methodenpaper entstand im Rahmen des Projekts „Die Affekte der Forscher“, gefördert von der Volkswagen Stiftung.

## Zusammenfassung

Der Beitrag beschreibt den gegenwärtigen Forschungsstand im Hinblick auf die Analyse von Emotionswörtern in Texten. Neben einer Einführung in die grundlegenden Verfahren werden auch die relevanten psychologischen Konzepte und damit der theoretische Hintergrund erläutert und ein Ausblick auf Verfahren maschinellen Lernens bei der Emotionsanalyse in Texten geboten.

## Schlagwörter

Emotionen, Sentimentanalyse, Emotionsanalyse, Emotionsdiktionäre, Quantitative Methoden, Geschichte der Psychologie, Computerlinguistik, Maschinelles Lernen

## Keywords

Emotions, sentiment analysis, emotion analysis, emotion lexicons, quantitative methods, history of psychology, natural language processing, machine learning

## Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einführung</b>	<b>4</b>
<b>2</b>	<b>Sentiment Analysis</b>	<b>4</b>
<b>3</b>	<b>Exkurs zur Geschichte der Konzeptualisierung und Messung von Emotionen</b>	<b>7</b>
<b>4</b>	<b>Emotion Analysis</b>	<b>12</b>
4.1	Das Affektive Diktionär Ulm . . . . .	13
4.2	Die Berlin Affective Word List . . . . .	15
4.3	Das NRC Word-Emotion Association Lexicon . . . . .	17
4.4	Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English Lemmas . . . . .	18
4.5	Chancen und Herausforderungen der Emotion Analysis . . . . .	20
<b>5</b>	<b>Ausblick: Emotionsanalyse im Kontext des Natural Language Processing</b>	<b>21</b>
<b>6</b>	<b>Fazit</b>	<b>23</b>
<b>7</b>	<b>Anhang</b>	<b>23</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>27</b>

## 1 Einführung

Obwohl jeder Laie über eine grobe Vorstellung davon verfügt, was denn „Emotionen“ seien, gibt es bislang keine allgemeinverbindliche Definition von „Emotionen“, auf die sich die Wissenschaft geeinigt hätte; die Gründe hierfür werden weiter unten im wissenschaftsgeschichtlichen Exkurs erläutert. Darüber hinaus existiert kein Standard für die Notation von Emotionen. Aus wissenschaftlicher Sicht gibt es eine ganze Reihe von Zugängen, um den Emotionsausdruck zu messen: Gesichtsausdruck, Gestik und Körpersprache; Peripherphysiologie wie Herzfrequenz, elektrodermale Aktivität und Pupillenweitung; Prosodie; neurowissenschaftliche Messungen der Aktivitäten im Neurocortex und der Amygdala; und der sprachliche Ausdruck von Emotionen, um den es hier gehen wird. Mehrere wissenschaftliche Disziplinen widmen sich der Erforschung von Emotionen; neben der Psychologie sind hier die Psychotherapie, Soziologie, die Geschichts- und Kulturwissenschaften, aber auch die Neuro- und Informationswissenschaften zu nennen.

Emotionen gelten als subjektiv. Das ist nur insofern richtig, als sie von einem Subjekt empfunden werden; gleichwohl sind sie als relationales Phänomen zu betrachten, da sie im Rahmen von Interaktionen erzeugt werden. Emotionen beziehen sich stets auf einen Reiz, der sie auslöst, oder auf innersubjektive Vorgänge (Selbstreflexion). Der sprachliche Ausdruck von Emotionen stellt nur einen Teilbereich der Emotionsforschung dar: „In contrast to the considerable work focusing on the nonverbal expression of emotions, surprisingly little research has explored how emotions are reflected verbally.“(Calvo 2015, S. 184)

Dieser Beitrag führt zunächst in die Sentiment Analysis ein; hier werden wie in einer Ouvertüre grundlegende Verfahren wie die Verwendung von Sentiment Lexika und *machine learning* präsentiert. Dann folgt ein Exkurs zur Geschichte der Konzeptualisierung und Messung von Emotionen, wie sie in der Psychologie entwickelt wurden. Eilige Leser können diesen Abschnitt überspringen, seien aber vorgewarnt, denn der Exkurs liefert die Voraussetzungen zu einem tieferen Verständnis des dritten Abschnitts zu Emotion Analysis. Während dieser dritte Abschnitt grundlegend in die Quantifizierung von Emotionswörtern und Verwendung von Emotionsdiktionären ohne *machine learning* einführt, schließt der Text mit einem Ausblick auf die Emotionsanalyse im Kontext des Natural Language Processing. Hier wird die Verbindung von Emotionsdiktionären mit *machine learning* skizziert.

## 2 Sentiment Analysis

In den Informationswissenschaften wird der Begriff „Sentiment Analysis“ häufig synonym für „Opinion Mining“ verwendet, gelegentlich wird auch „subjectivity analysis“ benutzt. Der Terminus bezieht sich auf die Klassifikation eines Textes gemäß des Sentiments oder der Meinung, Haltung oder Einstellung, die er zum Ausdruck bringt. Hierbei geht es im Wesentlichen um die automatische Bestimmung der Valenz oder Polarität eines Textteils, d.h. die Klassifikation, ob ein Textteil eine positive, negative oder neutrale Wertigkeit aufweist. Mit Textteilen sind Phrasen, Sätze oder kurze Besprechungen bis hin zu Blogbeiträgen oder ganzen Dokumenten gemeint. Dieses Verfahren wurde vor allem im Rahmen der Markt- und Produktforschung entwickelt und eingesetzt, um die Bewertung oder Haltung der Kunden

oder Nutzer gegenüber dem Gegenstand, über den sie schreiben, klassifizieren zu können.<sup>1</sup> Da die hier verwendeten Methoden grundsätzlich die selben sind, die auch für die Emotionsanalyse verwendet werden, sollen sie einführend dargestellt werden.

Grundsätzlich arbeiten automatische Methoden der Sentiment Analysis entweder lexikonbasiert oder auf Basis von maschinellen Lernverfahren. Lexikonbasierte Methoden benutzen dabei umfangreiche Lexika, in denen einzelnen Wörtern positive oder negative Zahlenwerte zugewiesen wurden, um die Valenz eines Textteils (meist auf Satzebene) zu bestimmen; *machine learning* kommt hierbei nicht zum Einsatz. So wird in einem Sentiment Lexikon einem Wort wie „gut“ beispielsweise der Wert +3 zugewiesen, „schlecht“ hingegen -3. Steigernde oder abschwächende Worte wie „sehr“ oder „weniger“ erhöhen oder vermindern den numerischen Wert. Die Valenz eines Satzes wird dann auf einfache Weise berechnet, indem die Wertigkeit der einzelnen Wörter summiert wird. Beispiele für dabei verwendete Lexika sind der in Harvard erstellte General Inquirer (Stone 1966), das auf WordNet basierende SentiWordNet (Esuli 2006) oder das im Nebraska Literary Lab unter der Leitung von Matthew L. Jockers entwickelte „Syuzhet“-Lexikon, das im für die Statistiksoftware R verfügbaren package „Syuzhet“ implementiert ist (siehe [Syuzhet](#)<sup>2</sup>) und mit dem die nachfolgende Grafik erzeugt wurde.

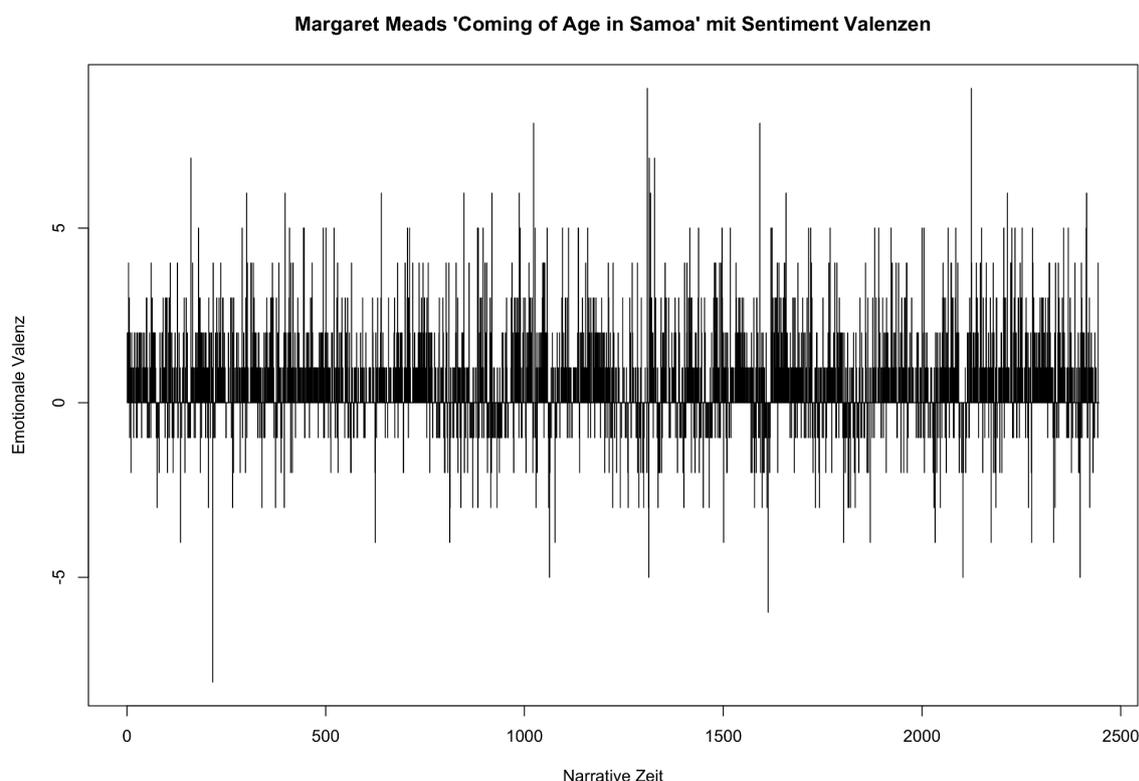


Abbildung 1: Satzweise summierte Valenzen für Margaret Meads Studie „Coming of Age in Samoa“ (1928), einem klassischen ethnographischen Text in Buchlänge.

<sup>1</sup>Vgl. hier einführend neben dem Beitrag von Calvo 2015 auch Meiselman 2016; Vaassen 2014.

<sup>2</sup><https://cran.r-project.org/web/packages/syuzhet/index.html>

Hingegen wird bei reinen *machine learning*-Verfahren auf die Verwendung von Sentiment Lexika verzichtet. Hier erlernen die Systeme zunächst ein Modell auf einer Menge von Beispielinstanzen in den Dokumenten selbst (d.h. der *Trainingsmenge*), die manuell mit den korrekten Sentiments versehen wurden; dieses Modell ist dann in der Lage, bei neuen, zuvor unbearbeiteten Instanzen das korrekte Sentiment vorherzusagen. Um die erwartete Vorhersagegenauigkeit bestimmen zu können, wird das Modell anschließend auf einer *Testmenge* evaluiert, wobei es keine Überschneidungen zwischen der *Trainingsmenge* und der *Testmenge* geben darf. Innerhalb eines Modells sind – abhängig vom verwendeten *machine learning* Verfahren – statistische (gemeinsame) Auftretenswahrscheinlichkeiten von Worten bzw. Wortgruppen innerhalb der jeweiligen Sentiments enkodiert, die dann bei der Anwendung auf neue Instanzen die Klassifikation bestimmen. Diese Modelle sind in der Regel nicht von Menschen lesbar, oder wenn nur sehr schwer interpretierbar; eine Begründung der Klassifikation oft nicht möglich ist. Problematisch bei den *machine learning*-Verfahren ist, dass man zunächst genügend große Trainings- und Testmengen manuell aufbereiten muss, damit das Modell eine größtmögliche Abdeckung innerhalb des Anwendungsbereiches (*Domäne*) hat. Ein solches Modell ist zudem, im Gegensatz zu den lexikonbasierten Ansätzen, nicht ohne weiteres auf neue Domänen anwendbar. Ebenso berücksichtigt es keine Themenshifts über die Zeit.

Deshalb gibt es Ansätze, die Sentiment Lexika mit *machine learning*-Algorithmen kombinieren, um die Vorteile eines Lexikons und die Stärken maschinellen Lernens zu bündeln; die Lexika werden hier als Quelle von Wortmerkmalen eingesetzt, um Trainings- und Testmengen, mit denen *machine learning*-Verfahren zusätzlich trainiert werden, automatisch zu annotieren. Eine manuelle Annotation kann zwar auch hier nicht ganz entfallen, allerdings kann der Aufwand erheblich reduziert werden. Die abschließend erreichbare Akkuratheit ist abhängig von dem Verhältnis manuell/automatisch annotiert und der Fehlerrate der lexikonbasierten Methode. Sie liegt in der Regel unterhalb der erreichbaren Akkuratheit auf manuell annotierten Trainingsdaten (vgl. Sommar 215), neue Domänen oder Themenshifts können jedoch mit wesentlich geringerem Aufwand vollzogen werden.

Methodisch werden bei der Sentiment Analysis also qualitativen Merkmalen (d.h. Worten) Zahlenwerte zugeordnet; dadurch lassen sie sich nicht auf einer Nominal-, sondern auf einer Ordinalskala anordnen, d.h. die Ausprägungen der Merkmale werden in eine Rangfolge gebracht. Dies kennzeichnet das Verfahren als im ursprünglichen Wortsinne digital, werden doch einzelne Worte zählbar gemacht (lateinisch *digitus* = Finger, mit denen gezählt wird). Da natürliche Sprachen eine kreative Verwendung und viele Varianten aufweisen, stellen sie eine große Herausforderung für automatische Textanalysesysteme dar. Hier ist nicht nur an die bereits erwähnten Steigerungs- oder Abschwächungsausdrücke oder an Modalverben zu denken, sondern auch an den Bereich der sog. figurativen Sprache, bei der die Valenzen nicht einfach bestimmt werden können: Metaphern, Analogien, Ironie und Sarkasmus sind hierfür typische Beispiele.

### 3 Exkurs zur Geschichte der Konzeptualisierung und Messung von Emotionen

Sentiment Lexika wurden und werden der pragmatischen Verwendung der Worte gemäß erstellt: Die positive oder negative Valenz eines Wortes ergibt sich aus dem allgemein üblichen Sprachgebrauch. So ist der Begriff „disappointing“ gewöhnlich negativ besetzt, während „stunning“ eine positive Konnotation aufweist. Emotionsdiktionäre hingegen wurden und werden nicht aus der Perspektive der pragmatischen Linguistik, sondern von Psychologen theoriegeleitet erstellt.

Bei der Emotion Analysis zeigen sich deutliche Unterschiede in der Konzeption dessen, was unter „Emotionen“ zu verstehen sei, und die Debatten unter den Psychologen haben bislang nicht zu einer konzeptuellen, terminologischen oder definitorischen Übereinkunft geführt. So lassen sich in der Psychologie mindestens zwei theoriebildende Ansätze voneinander unterscheiden, die hier als evolutionär-funktional und neurokognitiv-dimensional bezeichnet werden sollen.

Die evolutionär-funktionale Richtung der Psychologie geht auf Charles Darwin zurück, der in seinem 1872 erschienen Werk „The Expression of Emotion in Man and Animals“ (Darwin 1872) bereits in den Kapitelüberschriften eine Reihe von Emotionen wie *anger, joy, rage, terror, fear, pain, love* usw. benennt und den Emotionsausdruck von Menschen und nichtmenschlichen Primaten miteinander vergleicht. Anders als man es erwarten könnte, führt Darwin keine Taxonomie der Emotionen ein, diskutiert aber bereits ihre Funktion im evolutionären Prozess.

Dieser Ansatz wurde später von Robert Plutchik aufgenommen und weiterentwickelt; Plutchik zielt darauf ab, im Rahmen einer „general psychoevolutionary theory of emotion“ eine „broad evolutionary foundation for conceptualizing the domain of emotion as seen in animals and humans“ (Plutchik 1980) zu entwickeln. Er postuliert „a small number of basic, primary, or prototype emotions“ (Plutchik 1980, S. 8) und benennt *fear, anger, joy, sadness, disgust, surprise, acceptance und expectation* als die acht Basisemotionen, wobei die letzten beiden später in *trust* und *anticipation* umbenannt wurden. Mit seiner psychoevolutionären Theorie entwarf Plutchik ein Fundament für den Zusammenhang zwischen Emotionen, Anpassungen des Verhaltens und der Evolution, bei dem den Emotionen die Aufgabe zukommt, Verhaltensweisen auszulösen, die das Überleben des Individuums bzw. der Spezies sichern. So soll beispielsweise die Emotion Angst die Reaktion „Kampf oder Flucht“ auslösen. Das sog. „Plutchik wheel“ ordnet diese acht Emotionen bipolar an und differenziert verschiedene Abstufungen von Emotionen gemäß ihrer Intensität.



Die Vorteile des evolutionär-funktionalen Ansatzes liegen zum einen darin, dass eine überschaubar große Anzahl von Basisemotionen unmittelbar verständlich und methodisch gut handhabbar ist, zum anderen konnten Basisemotionen nicht nur kulturübergreifend in mehreren Sprachen, sondern auch beispielsweise im Gesichtsausdruck von Menschen aller Kontinente nachgewiesen werden, woraus sich der Universalitätsanspruch des Ansatzes ableitet.<sup>4</sup> Der wesentlichste Kritikpunkt, der gegen diesen Ansatz vorgetragen wird, zielt auf die Ableitung der Emotionen aus den in der Sprache angelegten Kategorien ab, für die es in der nichtsprachlichen Wirklichkeit kein stringent nachweisbares Gegenstück gibt, anhand dessen Emotionen als diskrete Einheiten belegt werden können. Mithin verweist diese Kritik auf die arbiträre Verknüpfung von Signifikant und Signifikat im sprachlichen Ausdruck und denunziert diesen Ansatz als „a folk theory of psychology“.<sup>5</sup>

Auch die zweite Forschungsrichtung in der Psychologie kann auf eine lange Tradition verweisen, entwarf doch bereits 1896 der Leipziger Gestaltpsychologe Wilhelm Wundt in seinem „Grundriss der Psychologie“ ein Verfahren zur strukturierten Beschreibung subjektiver Gefühle durch Introspektion, innerhalb dessen Emotionen verortet werden können: „In diesem Sinne lassen sich nun drei Hauptrichtungen feststellen: wir wollen sie die Richtungen der Lust und Unlust, der erregenden und beruhigenden (excitirenden und deprimirenden) und endlich der spannenden und lösenden Gefühle nennen.“ (Wundt 1896) Methodisch operationalisiert wurden Wundts „Haupttrichtungen“ durch Charles Osgood, George Suci und Percy Tannenbaum, die 1957 das „semantische Differential“ entwickelten. Damit präsentierten sie ein Verfahren, mit dem einzelne Begriffe auf einer ganzen Reihe von durch Gegensatzpaare aufgespannten siebenstufigen Skalen verortet werden können, beispielsweise *fair–unfair*, *high–low*, *kind–cruel* usf. Vermittels Faktorenanalyse konnten sie nicht nur bei thematisch zusammenhängenden Begriffen hoch korrelierte Cluster ermitteln, sondern auch jene wenigen Gegensatzpaare bestimmen, die den semantischen Raum am effizientesten beschreiben. Demnach identifizierten sie die drei durch die Gegensatzpaare *good–bad*, *strong–weak*, *active–passive* aufgespannten Faktoren als „dominant, appearing in most of the analyses made and in roughly the same orders of magnitude – *evaluation*, *potency*, and *activity*.“ (Osgood 1964, S. 72. Hervorhebung im Original.) Dieses Verfahren und sein Ergebnis wurde dann von James Russell aufgenommen und in einem dimensional Modell zusammengefasst – ursprünglich mit dem Ziel, einzelne Emotionen in einem nur durch zwei Dimensionen beschriebenen Raum verorten zu können (Russell 1980). Russells „Circumplex Model of Affect“ positioniert „affect words“ in einem System mit den Achsen *pleasure/displeasure* und *arousal*, die später in *valence* und *arousal* umbenannt wurden.

---

<sup>4</sup>Vgl. hierzu beispielsweise die von Microsoft entwickelte Emotion API, die Teil der Microsoft Cognitive Services ist und aus Videos sieben Emotionen (anger, contempt, disgust, fear, happiness, sadness, surprise) sowie einen neutralen Gesichtsausdruck herausliest (<https://www.microsoft.com/cognitive-services/en-us/emotion-api/documentation>). Auch in der jüngeren Forschung konnten Belege für den Universalitätsanspruch bei der Gesichtserkennung gefunden werden; vgl. Elfenbein 2013.

<sup>5</sup>Russell 2005, S. 26. Dieser Kritik begegnet beispielsweise Scherer mit dem Verweis auf den Zusammenhang zwischen sprachlichem und nichtsprachlichem Emotionsausdruck: „The justification for accepting the structure provided by language is the fact that the language-based categories seem to correspond to unique response patterns, i.e. emotion-category specific patterns of facial and vocal expressions as well as physiological response profiles.“ (Scherer 2005, S. 718)

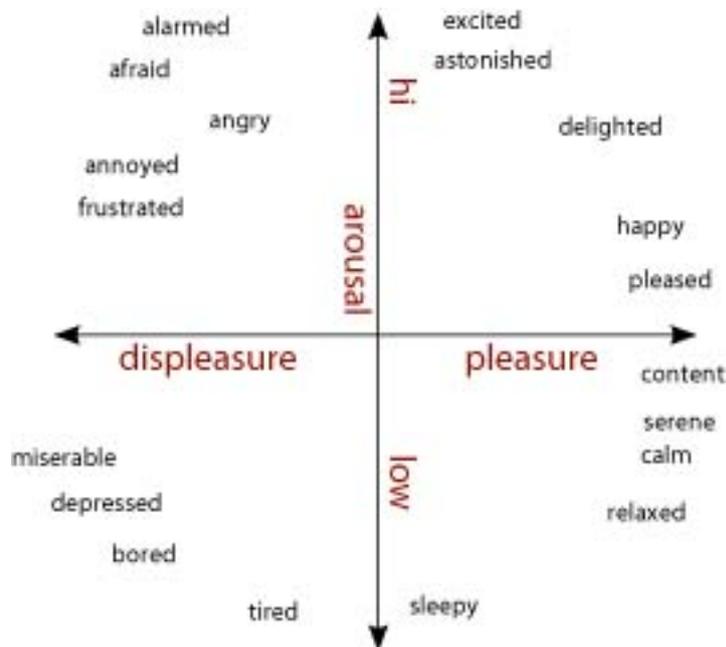


Abbildung 3: James Russels Circumplex Modell. Bildnachweis: <http://imagine-it.org/gamesurvey/> [CC BY 3.0 (<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>)], via Wikimedia Commons.

Während Russell sein Modell noch auf der Grundlage des semantischen Differentials mit Hilfe von Selbsteinschätzungsfragebögen entworfen hatte,<sup>6</sup> griffen Margaret Bradley und Peter Lang diese Herangehensweise in den 1990er Jahren auf und entwickelten mit dem „Self-Assessment Manikin“ ein non-verbales Verfahren auf der Grundlage von Bildern, um affektive Erfahrungen in einem mehrdimensionalen Raum verorten zu können (Bradley und Lang 1994). Darüber hinaus wurde Russels Modell von weiteren Forschern aufgenommen und auf neurowissenschaftlicher Grundlage validiert, da ein positives oder negatives Gefühl und der körperliche Erregungsgrad gut gemessen werden können; der zuvor exklusiv sprachliche Zugang zu Emotionen wurde so in einen neuen Kontext eingeordnet (vgl. als Forschungsüberblick hierzu Barrett 2007). Neben dem nicht-sprachlichen Zugang besteht ein weiterer Vorteil des dimensional Modells in der Anwendung einer Intervallskala, die die Möglichkeit statistischer Auswertung eröffnet. Während die beiden Dimensionen Valenz und Arousal in der neurokognitiven Richtung der Psychologie den kleinsten gemeinsamen Nenner darstellen, herrscht unter den Forschern Uneinigkeit darüber vor, ob darüber hinaus noch eine dritte oder mehrere weitere Dimensionen identifiziert werden können, wie etwa *tension* (wie bei Wundt: spannend–lösend), *potency* (wie bei Osgood) oder *dominance* (vgl. hier Mehrabian 1980, S. 38-53). Die Kritik, die gegen diesen Ansatz vorgetragen wird, fokussiert auf den hohen Abstraktionsgrad des Modells, das es nicht erlaubt, zwischen dem Auslöser der Emotion und dem körperlichen Empfinden einer Emotion zu unterscheiden: Ganz gleich, ob den Probanden ein Bild oder Begriff gezeigt wird, geben diese ihre Reaktion auf den Reiz an, ohne dass sie notwendigerweise in diesem Moment die Emotion auch empfinden.

<sup>6</sup>Osgood et al. waren sich durchaus der Tatsache bewusst, dass ihr Zugang auf den semantischen Raum und damit auf die arbiträre Verknüpfung von Signifikant und Signifikat beschränkt war: „It is certain that we are not providing an index of what signs refer to, and if reference or designation is the sine qua non of meaning, as some readers will insist, then they will conclude that this book is badly mistitled.“ (Osgood 1964, S. 325).

Darüber hinaus stellt das dimensionale Modell die Forschung vor die Schwierigkeit, unterschiedliche Intensitätsgrade von Emotionen stringent zu identifizieren, fallen doch beispielsweise intensive Wut und intensive Depressivität auf der Arousal-Achse klar auseinander. Und schließlich reduziert die Verortung von Emotionen in einem nur zweidimensionalen Modell deren Varianz erheblich; Modelle mit drei oder mehr Dimensionen – auf die sich die Forschung bislang nicht einigen konnte – weisen zumindest potentiell die Möglichkeit auf, unterschiedliche Emotionen klar voneinander differenzieren zu können.

Vor dem Hintergrund der oben dargestellten beiden Forschungsrichtungen der Psychologie wird deutlich geworden sein, warum es bislang noch keine wissenschaftlich verbindliche Definition des Forschungsobjekts „Emotionen“ gibt: Nicht nur bieten unterschiedlichen psychologischen Schulen je eigene Definitionen auf, sondern auch einzelne Forscher haben unterschiedliche Begriffsbestimmungen präsentiert. So divergieren beispielsweise die Definitionen von Ekman<sup>7</sup> und Scherer<sup>8</sup> voneinander; James Russell entwickelte das Konzept der „core affects“,<sup>9</sup> während die Neurowissenschaftler Damasio und Carvalho eine eigene Definition vorlegten.<sup>10</sup> Darüber hinaus existieren Bestimmungen z.B. der evolutionären Psychologie<sup>11</sup> und der Sozialpsychologie.<sup>12</sup> Jenseits der Psychologie haben auch andere Wissenschaftsdisziplinen eigene Definitionen des Begriffs „Emotionen“ entwickelt; daher überrascht nicht, dass der Emotionshistoriker Benno Gammerl resümierend festhält: „Definitions of emotion in various disciplines – psychology, anthropology, sociology, neuroscience, philosophy, to name but a few – are legion. In fact, emotion is one of the most elusive concepts.“<sup>13</sup> Schließlich gibt es auch keinen Standard für die Notation des sprachlichen Ausdrucks von Emotionen. Um hier genau zu sein: Mit der Emotion Markup Language [EmotionML](https://www.w3.org/2005/Incubator/emotion/XGR-emotionml-20081120/)<sup>14</sup> existiert ein W3C-Format zur Emotionsannotation und -repräsentation. Dieses xml-Format wurde 2011 publiziert und vereint in sich die Diversität des Forschungsfeldes, indem es sowohl xml-markup für die von Ekman, Ortony et al., Frijda und Scherer definierten Emotionskategorien enthält als auch *tags* für die Notation der Emotionsdimensionen Valenz, Arousal und, als dritte Dimension, Potency. Die in der Forschung existenten unterschiedlichen Zugänge können also wahlweise genutzt werden, eine Option, die dem Gedanken einer Standardisierung zuwiderläuft; zumindest aber eignet sich EmotionML für die Dokumentation der vorgenommenen Kategorisierungen oder dimensio-

---

<sup>7</sup> „Characteristics which distinguish basic emotions from one another and from other affective phenomena: (1) distinctive universal signals, (2) distinctive physiology, (3) automatic appraisal mechanism, tuned to: (4) distinctive universals in antecedent events, (5) distinctive appearance developmentally, (6) presence in other primates, (7) quick onset, (8) brief duration, (9) unbidden occurrence, (10) distinctive thoughts, memories images, (11) distinctive subjective experience.“ (Ekman 1999, S. 56)

<sup>8</sup> „In the framework of the component process model, emotion is defined as an episode of interrelated, synchronized changes in the states of all or most of the five organismic subsystems in response to the evaluation of an external or internal stimulus event as relevant to major concerns of the organism.“ (Scherer 2005, S. 697)

<sup>9</sup> „[...] emotional life consists of the continuous fluctuations in simple primitive feelings that I call Core Affect (feeling good or bad, energized or enervated) and in pervasive perception of the affective qualities of objects and events.“ (Russell 2005, S. 27)

<sup>10</sup> „Action programmes largely triggered by external stimuli (perceived or recalled). Examples include disgust, fear, anger, sadness, joy, shame, contempt, pride, compassion and admiration.“ (Damasio 2013, hier S. 145).

<sup>11</sup> „The emotions are specialized modes of operation shaped by natural selection to adjust the physiological, psychological, and behavioral parameters of the organism in ways that increase its capacity and tendency to respond adaptively to the threats and opportunities characteristic of specific kinds of situation.“ (Nesse 1990, S. 268)

<sup>12</sup> „Emotion (»emotion«) – Reaktion des gesamten Organismus, die 1. physiologische Erregung, 2. Ausdrucksverhalten und 3. bewusste Erfahrung beinhaltet.“ (Myers 2014, S. 496)

<sup>13</sup> Gammerl 2012, S. 161. Vgl. dazu für die Psychologie auch Izard 2010.

<sup>14</sup> <https://www.w3.org/2005/Incubator/emotion/XGR-emotionml-20081120/>

nalen Verortungen sowie eine nachhaltige Speicherung. Schließlich zeigt EmotionML – wie auch die nachfolgend dargestellten Emotionsdictionäre – das grundsätzliche Problem auf, dass eine wesentliche Eigenschaft von Emotionen, nämlich ihre Relationalität, nicht angemessen repräsentiert werden kann. Während das dimensionale Modell durch seinen hohen Abstraktionsgrad dekontextualisierend wirkt und Rückschlüsse auf den Auslöser von Emotionen nicht erlaubt, wurden diese *trigger* zwar in die Theorie der evolutionär-funktionalen Richtung eingebettet und beschrieben, haben aber keinen Eingang in die Notation gefunden.

## 4 Emotion Analysis

Wie bei der Sentiment Analysis auch kommen bei der Analyse von Emotionen in Texten Emotionslexika zum Einsatz. Mit den „Affective Norms for English Words“ (ANEW) wurde 1999 das erste Emotionsdictionär von Margaret Bradley und Peter Lang vorgelegt. Es ist am dimensionalen Modell orientiert, wurde mit den von Bradley und Lang entwickelten „self-assessment manikins“ erstellt und enthält normative affektive Ratings für 1.034 englische Wörter entlang der Dimensionen Valenz, Arousal und Dominance, d.h. jedem Wort wurden numerische Durchschnittswerte auf einer Skala zwischen 1 und 9 zugeordnet (Bradley 1999). Vor allem seit 2006 sind eine Reihe weiterer Emotionsdictionäre für verschiedene Sprachen entwickelt und publiziert worden, und zwar sowohl solche, die die Klassifikation von Emotionswörtern in unterschiedliche Emotionskategorien erlauben, als auch solche, bei denen den Begriffen numerische Werte für Valenz, Arousal und gegebenenfalls weiteren Dimensionen zugeordnet werden; eine Übersicht findet sich im Anhang. Die letzteren Emotionsdictionäre ordnen die Begriffe auf einer Intervallskala an und ermöglichen so die statistische Auswertung von Texten unterschiedlicher Länge. Die rasche Zunahme der Zahl von Emotionsdictionären und ihres Umfangs (gegenwärtig bis zu 14.000 Wörter) ist, unter anderem, auf die weitaus günstigere und schnellere Emotionsannotation via Crowdsourcing zurückzuführen. So wurden eine Reihe von Emotionsdictionären mit Amazons [Mechanical Turk](#)<sup>15</sup> erstellt, einem On-Demand Service, bei dem die Rater vom heimischen Bildschirm aus sog. Human Intelligence Tasks (HIT) ausführen können.

Grundsätzlich ist das methodische Vorgehen bei der Quantifizierung von Emotionsworten mit der Hilfe von Emotionslexika ähnlich wie bei der Sentiment Analysis: Elektronisch vorliegende Texte werden mit den Emotionsdictionären abgeglichen; letztere bestehen aus Listen von Worten sowie weiteren Spalten, in denen die Zuordnung eines Wortes zu einer Emotionskategorie oder die Werte für Valenz und Arousal verzeichnet ist. Hier wird deutlich, dass Emotion Analysis gegenwärtig als Quantifizierung von mit Emotionen assoziierten Wörtern betrieben wird; während die Hervorhebung jener Worte im Text, die als Emotionsworte erkannt wurde, auch ein *close reading* ermöglicht, werden längere Text im Hinblick auf die Quantitäten und Verläufe ausgewertet. In der Regel listen die Emotionslexika die Wörter in ihrer Grundform auf; englische Emotionslexika verzeichnen sie ausschließlich in Kleinbuchstaben (*lowercase*). Vor dem Abgleich mit einem Emotionslexikon müssen die Ausgangstexte in der Regel daher lemmatisiert und mit kleinen Anfangsbuchstaben versehen werden, um eine möglichst hohe Anzahl von Gegenstücken (*matches*) in den Emotionslexika finden zu können. Am einfachsten kann dies für

---

<sup>15</sup><https://www.mturk.com/mturk/welcome>

eine große Anzahl von Sprachen effektiv mit dem TreeTagger<sup>16</sup> durchgeführt werden; er versieht aber auch die einzelnen Wörter des Ausgangstexts mit Part-of-Speech (PoS) Informationen. Das eröffnet die Möglichkeit, eine Reihe von Wortklassen aus der Analyse auszuschließen, die nicht die Funktion eines Emotionswortes annehmen können, etwa Konjunktionen, Bestimmungswörter, Präpositionen, Pronomen usf. So lässt sich bei der Quantifizierung die Zahl der erkannten und nicht erkannten Wörter genauer bestimmen. Selbstverständlich können *lowercasing*, POS-Tagging und Lemmatisierung auch mit den klassischen (aber komplexeren) Tools zur linguistischen Annotation – wie etwa dem [Stanford Log-linear Part-of-Speech-Tagger](#)<sup>17</sup> oder dem Python-basierten [Natural Language Tool Kit NLTK](#)<sup>18</sup> – vorgenommen werden. Um ein plastisches Bild davon zu vermitteln, was die unterschiedlichen Emotionsdiktionäre zu leisten imstande sind, sollen im Folgenden mehrere von ihnen vorgestellt und diskutiert werden.<sup>19</sup>

#### 4.1 Das Affektive Diktionär Ulm

Das *Affektive Diktionär Ulm* (ADU) ist ein ausschließlich deutschsprachiges Emotionslexikon, das seit den frühen 1990er Jahren im therapeutischen Kontext der Depressionsforschung entwickelt wurde und auf transkribierten Therapiegesprächen beruht. Es umfasst gegenwärtig über 25.000 Worte in flektierter Form; darüber hinaus hält sich die Schreibung der Wörter an die deutschen orthographischen Regeln, so dass eine Lemmatisierung und Kleinschreibung des Ausgangstexts nicht erforderlich ist. Bei der Auswertung muss aber eine mögliche Verfälschung durch die Groß- und Kleinschreibung überprüft werden; steht ein Wort am Satzanfang und wird daher groß geschrieben, kann es gegebenenfalls vom Diktionär falsch erkannt werden. Das Wort „würde“ etwa kann dann falsch als Substantiv erkannt und in die Emotionskategorie „Stolz“ einsortiert werden. Da Verben eine starke Kontextabhängigkeit aufweisen, wurden sie für das ADU nicht berücksichtigt (z.B. „ich kann mich auf Dich verlassen“ vs. „ich fühle mich verlassen“). Das ADU ordnet die Begriffe grundsätzlich acht Emotionskategorien zu: Liebe, Begeisterung, Zufriedenheit, Freude, Zorn, Furcht, Depressivität und Ängstlichkeit. Die hinter dem ADU liegende Theorie unterscheidet zwischen Emotionen, die auf andere gerichtet sind (Liebe, Begeisterung, Zorn, Furcht) und solchen, die sich auf den Sprecher selbst beziehen (Zufriedenheit, Freude, Depressivität, Ängstlichkeit) (Holzer 1992). Diese letzteren vier Kategorien wurden weiter in Zufriedenheit, Erleichterung, Freude, Stolz, Depressivität, Schuld, Ängstlichkeit, Scham differenziert, so dass zwölf Kategorien entstanden. Die Ausrichtung des ADU auf die Depressionsforschung verrät den Bias des Emotionslexikons, der auch an der Anzahl der Worte pro Kategorie deutlich wird. So verzeichnet das ADU 1.725 Worte für die Emotionskategorie Liebe und 1.187 Worte für Zufriedenheit, hingegen 4.912 Worte für Depressivität.

---

<sup>16</sup>Schmid 1997. Der TreeTagger kann für verschiedene Plattformen von <http://www.cis.uni-muenchen.de/~schmid/tools/TreeTagger/> heruntergeladen werden.

<sup>17</sup><https://nlp.stanford.edu/software/tagger.shtml>

<sup>18</sup><http://www.nltk.org/>

<sup>19</sup>Im Rahmen des Projekts „Die Affekte der Forscher“, gefördert von der Volkswagen Stiftung, wurden Funktionen für die Statistiksoftware R entwickelt, um die nachfolgend vorgestellten Emotionslexika zur quantifizierenden Auswertung von Texten verwenden zu können. Diese R-Funktionen werden interessierten Forscher\*innen unter einer [CC-BY-3.0-DE](#)<sup>20</sup>-Lizenz kostenlos zur Verfügung gestellt; Anfragen sind über <http://researchonaffectsintexts.pbworks.com> an das Projekt zu richten.

Dennoch kann das ADU auch im nichtklinischen Bereich Anwendung finden, wie das folgende Beispiel zeigt. Hierfür wurde der 2016 erschienene Roman „Unterleuten“ von Juli Zeh herangezogen; seine 62 Kapitel tragen jeweils den Nachnamen einer der Figuren des Romans als Titel, jeder Figur sind mehrere Kapitel gewidmet, und in jedem dieser Kapitel kommt ein personaler Erzähler zum Einsatz, der die Innensicht dieser Figur referiert sowie deren Erleben in verschiedenen Situationen. So kann auf elegante Weise die emotionale Entwicklung einer einzelnen Figur im Zeitverlauf, d.h. über verschiedene Kapitel hinweg nachvollzogen werden, ohne dass dazu der Text zuvor mühevoll in einzelne Stücke zerlegt werden muss. Die Grafik zeigt die Entwicklung einer Figur über sieben Kapitel hinweg; nach der Laieneinschätzung der drei Autoren dieses Papers kann diese Figur als depressiv angesehen werden, was sich auch an der hohen Anzahl von Worten aus dieser Kategorie in der Exposition (d.h. dem ersten Kapitel) zeigt. Auch das vorletzte Kapitel zeigt einen extrem hohen Wert an Worten aus der Emotionskategorie „Depression“ – und nimmt damit auf überraschende Weise die Handlung des letzten Kapitels vorweg, in dem die Figur Selbstmord begeht.

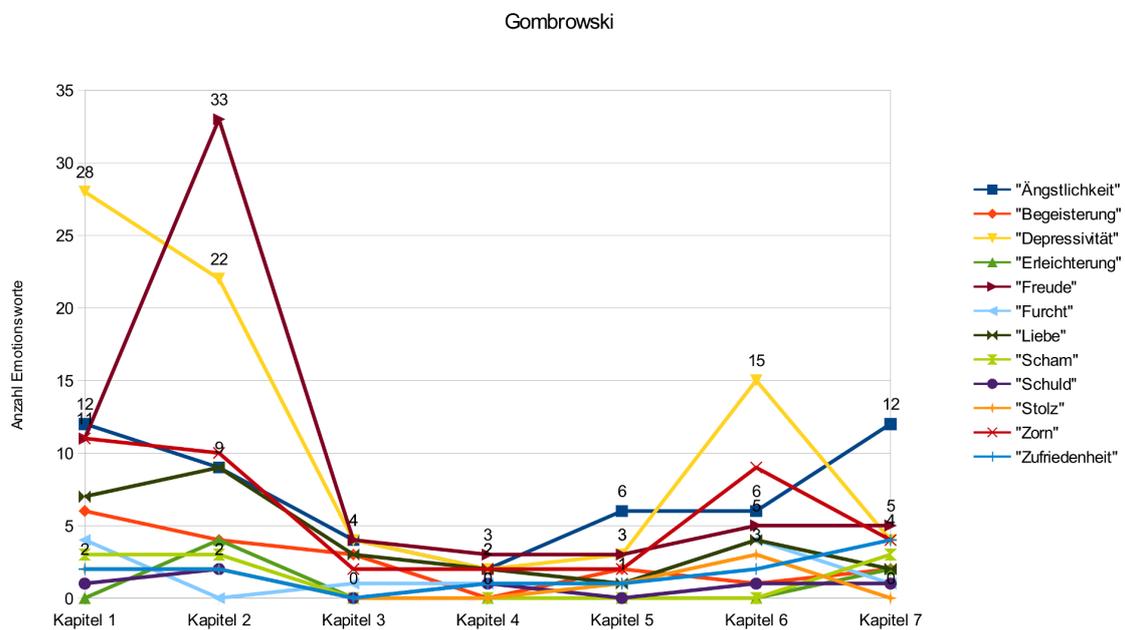


Abbildung 4: Emotionale Entwicklung einer Figur im Roman „Unterleuten“ von Juli Zeh; die Zahlenwerte geben die absolute Anzahl der erkannten Emotionsworte je Emotionskategorie per Kapitel wieder.

## 4.2 Die Berlin Affective Word List

Die Berlin Affective Word List (BAWL) ist ein deutschsprachiges Emotionslexikon, das 2006 erstmals vorgelegt und 2009 in revidierter Form publiziert wurde (BAWL-R).<sup>21</sup> Es umfasst 2.900 Nomen, Verben und Adjektive, die von rund 200 Probanden entlang der Dimensionen Valenz, Arousal und Imageability bewertet wurden. Die Ratings für Valenz können hier Werte zwischen +3 und -3 annehmen, das Arousal wurde auf einer Skala zwischen 0 und 5 geratet. Darüber hinaus werden die Wortart, die Anzahl der Buchstaben, Phoneme und Silben für eventuelle weitere statistische Auswertungen angegeben. Ein Blick auf dieses Lexikon vermittelt einen Eindruck von den Aussagen, die mit Valenz und Arousal getroffen werden können: Worte wie „Nazi“ oder „Weltkrieg“ besitzen eine hohe negative Valenz sowie ein hohes Arousal, während Begriffen wie „Liebe“ oder „Paradies“ eine hohe positive Valenz und ein schwaches Arousal zugeordnet wurden. Ein Begriff wie „Lesesaal“ verzeichnet eine neutrale Valenz und nur sehr schwaches Arousal; dem Begriff „Orgie“ wurde eine sehr schwache positive Valenz, aber ein hohes Arousal zugeordnet – die Rater standen hier vor der Schwierigkeit, in einem binär strukturierten System eine positive („Orgie“ z.B. assoziiert mit exzessivem Genuss) oder negative Valenz („Orgie“ z.B. als moralisch verwerflich angesehen) zuzuordnen, so dass sich die Ratings gegenseitig aufheben und im Durchschnitt zu dem nur schwach positiven Valenzwert führten.

Sämtliche Worte sind in der BAWL-R in ihrer Grundform sowohl in Groß- als auch in Kleinschreibung verfügbar, so dass der Ausgangstext zum Abgleich mit dieser Liste lemmatisiert und in *upper*- oder *lowercase* umgewandelt werden muss. Wie bereits oben beschrieben, muss nach der Auswertung durch den Forscher eine mögliche Verfälschung der Ergebnisse des Matchings aufgrund der Groß- und Kleinschreibung überprüft werden. Aufgrund des geringen Umfangs des Emotionsdictionärs ist keine hohe Erkennungsquote zu erwarten. Dafür lassen sich die Ergebnisse statistisch auswerten. Dazu werden die erkannten Worte in *chunks* ('Textstücke', z.B. 100 Wörter, abhängig von der Textlänge) zusammengefasst und arithmetisch gemittelt. Über den Textverlauf hinweg gesehen kann zwischen diese Werte eine Funktionsgerade oder -kurve gelegt und so auch grafisch dargestellt werden, ob Valenz und Arousal ansteigen oder fallen. Schließlich können der Korrelationskoeffizient und die Signifikanz berechnet werden.

Der Korrelationskoeffizient ist ein reines Zusammenhangsmaß zur Analyse der linearen Beziehung zwischen zwei Variablen. Dabei kann der Korrelationskoeffizient nach Pearson Werte zwischen - 1,00 und + 1,00 annehmen. Er hat den Wert + 1,00 („perfekte“ positive Korrelation), wenn alle Beobachtungen auf einer ansteigenden Geraden liegen, und er hat den Wert - 1,00 („perfekte“ negative Korrelation), wenn die Gerade fällt. Ein Korrelationskoeffizient mit dem Wert von 0,00 bedeutet, dass keine lineare Korrelation zwischen X (Textverlauf) und Y (*chunk*-Mittelwerte von Valenz oder Arousal) zu beobachten ist.

Ein Korrelationskoeffizient  $> 0$  bei positiver Korrelation bzw.  $< 0$  bei negativer Korrelation zwischen X und Y berechtigt *nicht a priori* zur Aussage, es bestehe ein statistischer Zusammenhang zwischen X und Y. Eine solche Aussage ist nur gültig, wenn der ermittelte Korrelationskoeffizient *signifikant* ist. Der Begriff „signifikant“ bedeutet hier „signifikant von Null verschieden“. Je höher die Anzahl der Wertepaare (X, Y)

---

<sup>21</sup>Vo 2009]. Die BAWL-R kann unter <http://www.ewi-psy.fu-berlin.de/einrichtungen/arbeitsbereiche/allgpsy/BAWL-R/> als xls-Datei heruntergeladen werden; hier sind auch Emailadressen angegeben, unter denen ein Passwort für diese Datei erbeten werden kann.

und das Signifikanzniveau sind, desto niedriger darf der *Absolutbetrag* eines Korrelationskoeffizienten sein, um zur Aussage zu berechtigen, zwischen X und Y gebe es einen linearen Zusammenhang. Ein [t-Test](#)<sup>22</sup> zeigt, ob die Abweichung des ermittelten Korrelationskoeffizienten von Null auch signifikant ist. Der Korrelationskoeffizient ist nur dann aussagekräftig, wenn das Verhältnis zwischen X und Y linear ist. Für nicht lineare Fälle ist eine statistische Abschätzung komplexer und sollte individuell betrachtet werden. Zur grafischen Darstellung gibt es auch die Möglichkeit, den Zusammenhang zwischen X und Y mittels Loess-Kurven zu extrapolieren.

Als Beispiel für eine Auswertung wurde hier der Text Luise Rinser, Dem Tode geweiht. Lepra ist heilbar! Percha am Starnberger See: Verlag R.S. Schulz 1974 gewählt.

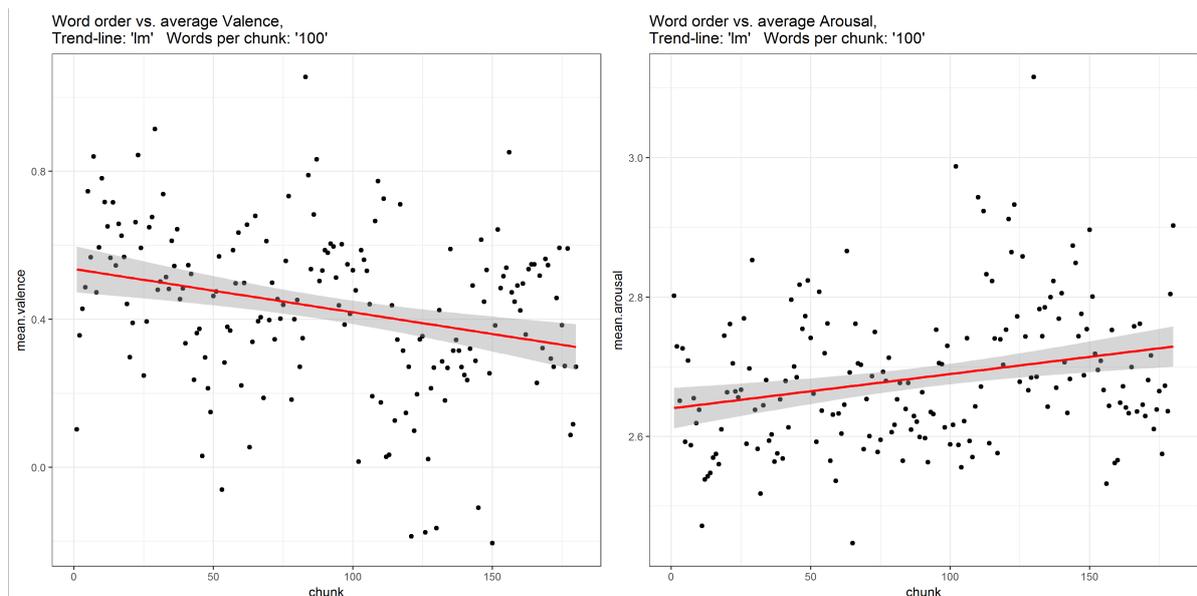


Abbildung 5: Valenz und Arousal auf der Grundlage der BAWL-R im gewählten Beispieltext. Die Valenz fällt über den Textverlauf hinweg leicht ab, das Arousal steigt leicht an. Bei beiden Dimensionen ist der statistische Zusammenhang hoch signifikant. Von 50.881 Worten im Text wurden 20.378 aufgrund ihrer Wortklasse ausgeschlossen. Von den verbleibenden Wörtern wurden 13.900 im Abgleich mit der BAWL-R erkannt, was einer mäßigen Erkennungsquote von 45% entspricht – ein Resultat des geringen Umfangs der BAWL-R. Auffällig ist darüber hinaus die global nur sehr schwach positive Valenz (siehe Skalierung); dies erklärt sich aus dem Thema des Beispieltexes, der sich mit Leprösen beschäftigt.

<sup>22</sup><https://de.wikipedia.org/wiki/T-Test>

### 4.3 Das NRC Word-Emotion Association Lexicon

Das NRC Word-Emotion Association Lexicon, auch NRC EmoLex genannt, ist eine englischsprachige Wortliste, bei der die Typisierung von 14.182 Wörtern entlang von Plutchiks acht Emotionskategorien (anger, fear, anticipation, trust, surprise, sadness, joy, und disgust) und zwei Sentiments (positiv/negativ) vorgenommen wurde. Anders als die meisten anderen Emotionslexika wurde das NRC EmoLex nicht von Psychologen, sondern von Mitarbeitern des National Research Council Canada (NRC) konzipiert und via Amazons Mechanical Turk erstellt.<sup>23</sup> Über diesen *microtask*-Service können im Sinne des Crowdsourcing an eine Vielzahl von Ratern kleine Aufgaben vergeben werden; hier wurden sie gebeten, einzelne Worte entweder Emotionskategorien zuzuordnen oder anzugeben, dass der Begriff explizit *nicht* einer Emotionskategorie angehört. Bei der Etablierung des NRC EmoLex konnte ein Wort ggf. nicht nur *einer* Emotionskategorie zugeordnet werden, sondern jedes Wort kann potentiell auch mehreren Kategorien angehören. Dies entspricht zwar nicht der Herangehensweise „diskreter“, funktional voneinander getrennter Emotionskategorien, aber dem alltäglichen Gebrauch natürlicher Sprachen und berücksichtigt die Polysemie dieser Worte. So werden etwa dem Wort „imprisoned“ die Emotionen *anger*, *disgust*, *fear*, *sadness* und das Sentiment *negative* zugeordnet. In der Analyse führt diese Eigenschaft des NRC EmoLex dazu, dass jedes einzelne Wort mehrfach gezählt werden kann, d.h. zu höheren Werten in mehreren Emotionskategorien gleichzeitig beitragen kann. Daher ist die Summe der in den Emotionskategorien angegebenen Zahlen auch immer höher als die Anzahl der erkannten Worte mit Ratings, und verglichen mit anderen Emotionsdictionären, in denen jedes Wort mit immer nur einer Emotionskategorie verknüpft wird, erzeugt das NRC EmoLex daher viel mehr „Treffer“. Der Vorteil der Polysemie muss daher bei der Interpretation der Zahlen berücksichtigt werden.

Beim NRC EmoLex sind lediglich 6.843 der 14.182 Wörter mit einer oder mehreren Emotionskategorien oder Sentiments verknüpft. Bei allen weiteren Wörtern hatten die Rater eine Zuordnung zu einer Emotionskategorie zwar überprüft, diese aber nicht vorgenommen bzw. explizit ausgeschlossen (‘Sachworte’). Im maschinellen Abgleich von Text und Emotionsdictionär werden diese Begriffe daher zwar erkannt, aber nicht einer Emotionskategorie zugeordnet; die Quantität dieser letzteren Begriffe indiziert daher die Anzahl von Worten, die nicht mit Emotionen verknüpft sind und gibt einen Hinweis darauf, ob der Text als besonders sachlich einzuschätzen ist oder nicht. So kann insgesamt auf der Grundlage dieses sehr großen Lexikons ein hoher Prozentsatz des Vokabulars eines Textes daraufhin untersucht werden, ob eine Verknüpfung mit einer Emotion oder einem Sentiment vorliegt oder eben nicht. In der Ergebnisausgabe erhält man drei verschiedene Gruppen von Worten: 1) Worte, die im Emotionsdictionär vorhanden sind, beim Abgleich erkannt wurden und mit einer Emotion / einem Sentiment verknüpft sind. 2) Worte, die im Emotionsdictionär vorhanden sind, beim Abgleich erkannt wurden, die aber *nicht* mit einer Emotion / einem Sentiment verknüpft sind; und 3) Worte, die nicht im Emotionsdictionär vorhanden sind. Der Vorteil besteht hier darin, dass man die Größe des tatsächlich überprüften Wortkorpus genau angeben kann sowie den relativen Anteil von mit Emotionen/Sentiments verknüpften Wörtern im Verhältnis zu Wörtern, die nicht Emotionen oder Sentiments zugeordnet wurden.

---

<sup>23</sup>Mohammad 2013; Mohammad 2010. Ein Downloadlink für das NRC EmoLex kann unter <http://saifmohammad.com/WebPages/AccessResource.htm> angefragt werden.

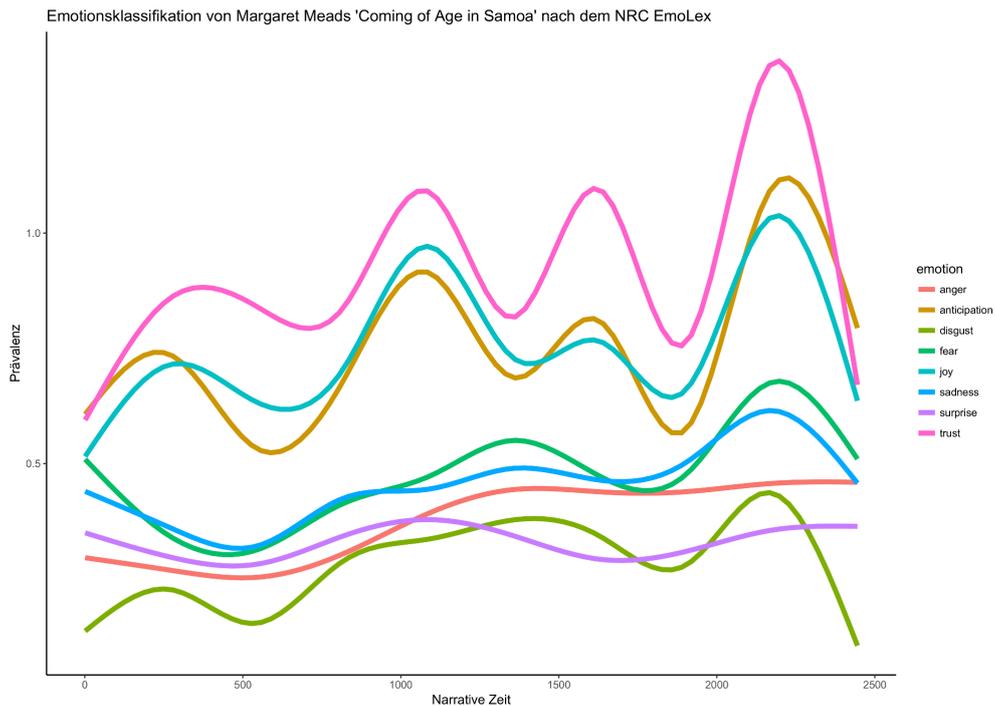


Abbildung 6: Die Grafik zeigt die Eigenheit des NRC EmoLex deutlich: Im Schlussteil ihrer Studie zu Samoa kumuliert Margaret Mead mit mehreren Emotionen verknüpfte Wörter, so dass insgesamt ein deutlicher Anstieg in mehreren Emotionskategorien beobachtet werden kann.

#### 4.4 Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English Lemmas

Mit den „Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English Lemmas“ wurde 2013 das bislang umfassendste englischsprachige Emotionsdikonar vorgelegt, das Ratings nach dem dimensional Modell enthält. Auch dieses Emotionslexikon wurde mit Amazons Mechanical Turk erstellt; es enthält Ratings für Valenz, Arousal und Dominanz, die auf einer monopolen neunstufigen Skala angeordnet wurden. Darüber hinaus werden auch Angaben zum Geschlecht, dem Alter und dem Bildungsstand der Rater verzeichnet: „For each word, we report the overall mean (Mean.Sum), standard deviation (SD.Sum), and number of contributing ratings (Rat.Sum). We also report these values for group differences, replacing the suffix .Sum with the following (.M = male; .F = female; .O = older; .Y = younger; .H = high education; .L = low education).“<sup>24</sup> Daher erlaubt dieses Emotionslexikon durch seinen großen Umfang nicht nur eine hohe Erkennungsquote bei dem untersuchten Text, sondern auch die Analyse unterschiedlicher Perspektiven auf diesen Text entlang der soziodemographischen Variablen Geschlecht, Alter und Bildungsstand. Die drei Forscher, die dieses Emotionslexikon erstellten, haben das vorgelegte Vokabular bereits im Hinblick auf Wörter aus den Kategorien Sex, Gewalt und Tabus untersucht und

<sup>24</sup>Warriner 2013, S. 1206. Dieser Artikel sowie das Emotionslexikon können von <http://crr.ugent.be/archives/1003> heruntergeladen werden.

deutliche Unterschiede in der Beurteilung dieser Begriffe aus einer Genderperspektive festgestellt. Auch wenn die Wortgruppen, bei denen diese Unterschiede in Korrelation zu den drei genannten soziodemographischen Variablen signifikant sind, nur sehr klein sind – es handelt sich lediglich um weniger als 100 Worte pro Dimension –, so eröffnet doch die Erweiterung des dimensional Modells um soziodemographische Variablen spannende Forschungsperspektiven.

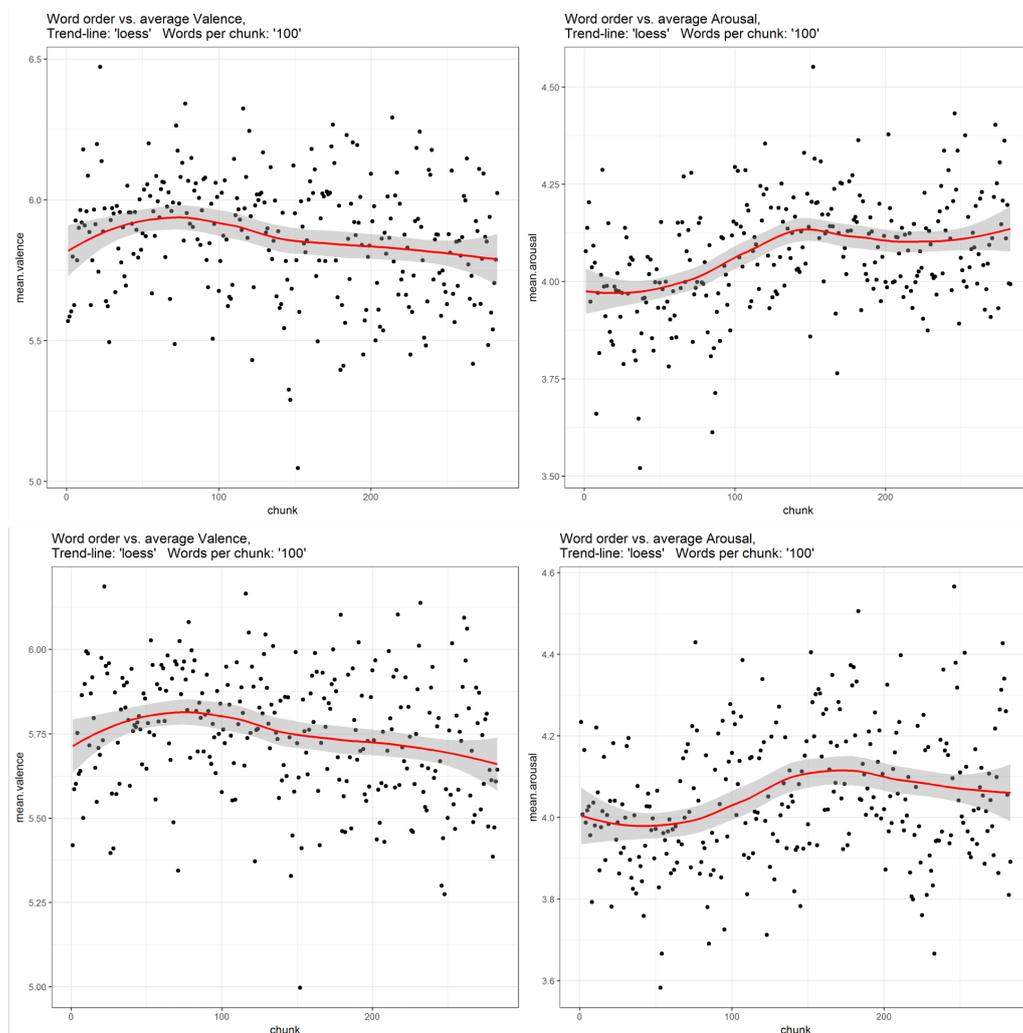


Abbildung 7: Valenz und Arousal in Margaret Meads „Coming of Age in Samoa“ (1928) auf der Grundlage der „Norms of valence, arousal, and dominance for 13.915 English Lemmas“, hier als Funktionskurven dargestellt. Die oberen beiden Grafiken zeigen die Sicht der weiblichen Rater, die unteren beiden die der männlichen Rater; beim Vergleich der beiden Grafiken sind die unterschiedlichen Skalierungen zu beachten. Während der Valenz-Verlauf für beide Gruppen nahezu identisch ist, steigen die Werte für Arousal bei weiblichen Ratern deutlich an, hingegen sind die Werte für das Arousal zu Beginn und am Ende des Textes bei männlichen Ratern nahezu identisch. Nach Ausschluss der Funktionsworte betrug die Erkennungsrate über den Gesamttext hinweg sehr gute 86%.

#### 4.5 Chancen und Herausforderungen der Emotion Analysis

Auch ohne *machine learning* eröffnen die bereits vorhandenen Emotionslexika eine ganze Reihe vielversprechender Forschungsperspektiven, insbesondere dann, wenn größere Textkorpora für eine vergleichende Analyse zur Verfügung stehen. So hat beispielsweise Saif Mohammad mit Hilfe des NRC EmoLex ein Korpus von 200.000 E-Mails analysiert und die Unterschiede in der Verwendung von Emotionskategorien nach dem Geschlecht ihrer Verfasser\*innen aufgezeigt (Mohammad 2012). Hier wird deutlich, dass die Verwendung von Emotionslexika der Genderlinguistik neue Perspektiven eröffnet, um etwa typische Stile von Frauen und Männern objektivieren zu können.<sup>25</sup> Ein größeres Textkorpus lässt sich entlang der dominierenden Emotionskategorien differenzieren, wie dies Saif Mohammad auf der Grundlage von Märchen bereits vorgeführt hat (Mohammad 2011). Die Sequenzialisierung von Emotionswörtern nach Emotionskategorie, d.h. ihre Anordnung im Verlauf eines längeren Textes wurde ja bereits oben am Beispiel von Juli Zehs Roman „Unterleuten“ gezeigt. Auf eine ganze Gruppe von Texten bezogen eröffnet sich so die Möglichkeit, typische Verläufe emotionaler Stimulierung in einem Genre zu identifizieren (vgl. dazu bereits Archer 2016, S. 73–111). Auch der Vergleich zwischen verschiedenen Textgenres oder der Wandel im Gebrauch von Emotionsvokabular im Zeitverlauf lässt sich auf der Grundlage eines größeren Textkorpus nachvollziehen, wenn man etwa die Geburtsjahrgänge der Autor\*innen als zusätzliche Variable heranzieht und die *emotion word density*, d.h. Häufigkeit von Emotionsworten pro *chunk* miteinander vergleicht. Allerdings zeigen sich hier auch die Grenzen einer quantifizierenden Herangehensweise, denn gerade bei historischen Texten, die aus der Zeit vor dem 20. Jahrhundert stammen, können Wörtern nicht immer zuverlässig Sentiments oder Emotionen zugeordnet werden.<sup>26</sup> Und schließlich eröffnet die Triangulierung von Emotionsvariablen beispielsweise mit aus standardisierten psychologischen Erhebungsinstrumenten gewonnenen Variablen (Terpe 2015) oder ihre Korrelation mit soziodemographischen Variablen wie Geburtsjahrgängen, Geschlecht und regionaler Verteilung (Van Troost 2015) die Möglichkeit, qualitative und quantitative Verfahren miteinander zu verschränken.

Während die Quantifizierung von Emotionen in Texten breite Anwendungsmöglichkeiten in so unterschiedlichen Bereichen wie dem Gesundheitswesen, dem Produktmanagement, den sozialen Medien oder der Literaturwissenschaft eröffnet, hat die obige Präsentation und Diskussion der verschiedenen Sentiment- und Emotionslexika auch die Grenzen und Defizite der Methodik aufgezeigt. So ermöglicht es die Verwendung von Lexika nicht, den Kontext der Emotionswörter innerhalb des Satzes zu berücksichtigen und so beispielsweise den Sprecher der Emotionswörter zu identifizieren. Die Klassifizierung von Emotionswörtern beschäftigt sich nicht mit den Objekten und Aspekten, auf die sich die Emotionen beziehen, und auch komplexere Strukturen wie figurative Sprache oder Anzeiger von Irrealis (Modi, Wenn-Konstruktionen, Intensionsverben) werden nicht berücksichtigt. Die Orientierung/Polarität einer Emotion (positiv/negativ) kann kontextabhängig (domänenspezifisch) sein, was ebenfalls nicht berücksichtigt wird. Es gibt Satzkonstruktionen, bei denen es möglich ist, dass die erkannten Wörter gar keine Emotionen ausdrücken sollen (etwa Fragesätze, Wenn-Konstruktionen), und es gibt propositionale Sätze,

---

<sup>25</sup>Vgl. zu einem statistischen Ansatz auf der lexikalischen Ebene bereits Jockers 2013, S. 93ff], der Häufigkeiten in der Verwendung einzelner Worte nach dem Geschlecht der Autor\*innen aufführt.

<sup>26</sup>So lässt sich auch das unbefriedigende Ergebnis der Analyse von Emotionswörtern in Texten erklären, die zwischen 1700 und 1900 publiziert wurden (Heuser et al. 2016). Eine weitere plausible Erklärung für das magere Ergebnis dieser Studie mag in der Wahl des Genres (hier: Fiktionen) liegen, das für diese Untersuchung herangezogen wurde.

die ohne Emotionswörter auskommen, aber Emotionen implizieren („Dieser Geschirrspüler verbraucht eine Menge Wasser“ drückt heutzutage ein negatives Urteil aus). Ein charakteristisches Merkmal von Emotionen – ihre Relationalität – kann auf diese Weise nicht erfasst werden; daher kann auch der Frage nicht nachgegangen werden, wessen Emotionen sich auf was beziehen. Eine weitere Beschränkung gegenwärtiger Analysemöglichkeiten liegt im häufig noch geringen Umfang der Lexika und der Tatsache, dass sie bislang nicht für viele verschiedene Sprachen vorliegen; umfangreiche Lexika mit äquivalenten Termini in mehreren Sprachen wären wünschenswert. Die DENN-BAWL ist bislang das einzige Emotionslexikon, das den evolutionär-funktionalen Ansatz mit dem dimensionalen Modell verschränkt. Und schließlich verknüpfen die verschiedenen Emotionslexika einzelne Worte fest mit Emotionskategorien oder mit Werten im dimensionalen Raum; auf diese Weise ist es nicht möglich, das semantische Gleiten bzw. die Bedeutungsverschiebung der einzelnen Begriffe im Verlauf eines größeren Zeitraums<sup>27</sup> oder auch nur innerhalb eines einzelnen Textes abzubilden.

## 5 Ausblick: Emotionsanalyse im Kontext des Natural Language Processing

Als klassische Aufgabe der Informationsextraktion fällt die Emotionsanalyse in den Bereich des Natural Language Processing, gilt es doch, klassifizierte Emotionen im Satzzusammenhang zu untersuchen und die Verwendung von intensivierenden oder abschwächenden Wörtern (sehr, besonders, tief / kaum, wenig, mäßig usw.), von Superlativen, Pejorativen oder Negationen zu berücksichtigen. Hier sind nach der Jahrtausendwende bereits Versuche unternommen worden, sowohl mit Verfahren des *supervised learning* (vgl. Alm 2005; Alm 2008; Aman 2007) als auch mit Hilfe von maschinell erstellten Emotionslexika (Yang 2007) die Klassifikation von Emotionen durchzuführen. Allerdings wurde bei beiden Herangehensweisen nur eine Klassifikationsgenauigkeit von weniger als 50% erreicht, da die Klassifikation auf Satzebene sich nur bei einfachen Sätzen, die eine Emotion direkt ausdrückten, als angemessen erwies. In vergleichenden Sätzen konnten die Emotionen nicht bestimmt werden; zudem können diese Methoden nicht die Entitäten identifizieren, auf die sich die Emotionen beziehen.

Im Rahmen eines Projekts zur Annotation eines größeren Textkorpus mit Meinungen, Emotionen und Sentiments, aus dem das MPQA Subjectivity Lexicon entstand, haben Janyce Wiebe, Theresa Wilson und Claire Cardie die Unterscheidung zwischen *direct subjective expressions* (bei denen Sentiments und Emotionen direkt ausgedrückt werden) und *expressive subjective expressions* (bei denen Sentiment und Emotionen zum Ausdruck kommen, ohne dass explizit auf sie Bezug genommen wird) eingeführt (Wiebe 2005). Bei der Annotation des Textkorpus berücksichtigten sie die Elemente *text anchor* (den Textabschnitt, der die Haltung zum Ausdruck bringt), *source* (die Entität, die der Träger der Haltung ist), *target* (die Entität, auf die sich die Haltung bezieht) und mehrere *properties* (die Haltung kann unterschiedliche Werte wie positiv, negativ annehmen; eines bestimmten Typs sein wie kontextabhängig oder kontextunabhängig; oder unterschiedliche Intensitäten aufweisen) (vgl. Wiebe 2005, S. 169/170). Im Hinblick auf die Emotionsanalyse hat Bing Liu dieses Schema jüngst auf die Untersuchung von Quintupeln erweitert. Bei der Analyse von Emotionen muss nach Liu bestimmt werden, worauf sich

---

<sup>27</sup>Man denke hierbei nur an das Wort „Familie“, das im Laufe eines Menschenlebens nahezu jeden nur denkbaren emotionalen Gehalt annehmen kann.

eine Emotion bezieht (*target entity*, z.B. ein Ereignis, ein Objekt oder eine Person), auf welchen Aspekt dieser Entität sich eine Emotion richtet (*target aspect of the entity*, z.B. eine Person, die an einem Ereignis beteiligt war), auf die Klassifikation der Emotion (*emotion type*), auf den Träger der Emotion (*feeler of the emotion* oder *source*) und gegebenenfalls auch auf den Zeitpunkt, an dem die Emotion ausgedrückt wird (*time when emotion is expressed*, z.B. im Rahmen einer Sequenz).<sup>28</sup> Für die Analyse der Emotionskategorie können dabei Emotionsdiktionäre herangezogen werden.

Nimmt man sich die Herangehensweise von Wiebe et al. zum Vorbild, so ist grundsätzlich davon auszugehen, dass ein großes Textkorpus, das mit den genannten Informationen über Emotionen reich annotiert wurde, die Entwicklung und Evaluation von NLP-Systemen entscheidend voranbringen würde, können sie doch solche Informationen auswerten (Berardi 2012). Insbesondere statistische und *machine learning*-Verfahren sind dabei die Methoden der Wahl, um eine Vielfalt von praktischen NLP-Anwendungen entwickeln zu können. Ein solches manuell annotiertes umfangreiches Textkorpus, das als Trainings- und Testkorpus für verschiedene Aufgaben der Sprachprozessierung genutzt werden kann, liegt aber bislang noch in keiner Sprache vor und wäre zudem stark kontextabhängig. Die Emotionsanalyse kann daher als Desiderat der computerlinguistischen Forschung bezeichnet werden. Hier gibt es bereits eine Reihe vielversprechender Studien, die zeigen, dass die linguistische Emotionsanalyse ein aktuelles, dynamisches Forschungsfeld ist.

Hong Li et al. haben auf der Basis einer Auswertung von deutschen Zeitungsartikeln einen *workflow* zur *opinion analysis* entwickelt, bei dem auch Sentimentlexika zum Einsatz kamen (Li 2012). Der erste Schritt bestand in der Definition von Annotationsrahmen mit Elementen und Eigenschaften, wie sie oben bei Wiebe et al. dargestellt wurden. Bei der manuellen Annotation der Zeitungsartikel wurden zunächst die Entitäten und die Relationen zwischen ihnen markiert; diese extrahierten Phrasen und Wörter sowie die Beziehungen zwischen ihnen dienen als Vorlage (*seeds*) für das maschinelle Lernen. Nach der manuellen Annotation wurden die Ergebnisse über *inter-annotator agreement* verifiziert. Hier wurden jeweils die Fälle, an denen es keine Übereinstimmung gab, erneut geprüft und zugeordnet. Ebenso erfolgte der Abgleich mit einem Sentimentlexikon und eine Überprüfung der Übereinstimmungen und Konflikte. Diese Überprüfung diente zur Unterscheidung zwischen kontextsensitiven und kontextinsensitiven Stellen. Im nächsten Schritt kommt ein *minimal supervised machine learning*-System zum Einsatz (Xu 2007), das aus den annotierten Rahmen Extraktionsregeln lernt, die es ihm ermöglichen, die *target entity*, die *source* und die Valenz des Sentiments zu identifizieren. Ausgehend von dem manuell annotierten Korpus werden dann die gelernten Regeln auf automatisch ausgewertete, dem System bislang noch nicht bekannte und nicht annotierte Texte angewandt. Dieses Vorgehen nennt man *bootstrapping*; damit wird ein iteratives Verfahren bezeichnet, bei der die auf der Grundlage einiger weniger Sätze gewonnene Kenntnis grammatischer Strukturen und lexikalischer Kategorien auf unbekannte Sätze angewandt und an ihnen überprüft wird; es bildet damit eine Analogie zum kindlichen Spracherwerb (Xu 2007). Nach der Anwendung der gelernten Regeln durch das Relationsextraktionssystem erfolgt eine Korrektur der Ergebnisse und die manuelle Annotation weiterer Sätze. Diese Arbeitsschritte werden wiederholt, und es wird überprüft, wie die Relationen ausgedrückt werden und viele Regeln es gibt – so lange, bis eine Sättigung erreicht wird und keine neuen Regeln mehr gelernt werden. Dieses von Li et alii entwickelte Verfahren kann noch erweitert werden, ist doch die satzübergreifende Extraktion von Relationsinstanzen mittlerweile erprobt worden (Krause 2014). Darüber hinaus wurde der Einsatz neuronaler Netze bei

---

<sup>28</sup>Die verwendete Terminologie nach Liu 2015, S. 36–39.

der Sentiment Analysis getestet (Irsoy 2014). Rekurrente neuronale Netze sehen einen Satz als eine Abfolge von *tokens*, die sie der Reihe nach aufnehmen; da es auch bidirektionale neuronale Netze gibt, können diese die Elemente eines Satzes nicht nur rückwärts gerichtet in der Abfolge verstehen, wie sie nacheinander in einem Satz vorkommen, sondern auch vorwärts gerichtet auf jene Elemente, die am Satzende stehen. In diesem Sinne stellen sie eine Art von Gedächtnis dar (vgl. hier auch Krause 2016). Alle diese Ansätze gehen über den Einsatz von Emotionslexika, wie er bislang gehandhabt wurde, deutlich hinaus und eröffnen die Möglichkeit, die Relationalität von Emotionen in den Blick zu nehmen. Insgesamt kann so der Abstraktionsprozess, der durch die Erstellung von Sentiment- und Emotionslexika vorgenommen wurde, wieder rückgängig gemacht werden und Emotionen können potentiell wieder adäquat in ihrem sprachlichen Kontext analysiert werden. Ausgenommen davon werden allerdings auch weiterhin Bereiche wie Ironie oder andere konversationelle Implikaturen bleiben.

## 6 Fazit

Wo dieser Ausblick vielversprechende Perspektiven für die computerlinguistische Analyse von Emotionen in Texten eröffnet, muss man sich stets vor Augen führen, dass Texte und Sprache im Allgemeinen keinen Königsweg zur Erforschung des Phänomens „Emotionen“ bieten: Es kann gut sein, dass die Verbalisierung von Emotionen schlicht nicht genügend Informationen enthält, um zu einer zuverlässigen Emotionsbestimmung zu gelangen, da die/der Autor\*in/Leser\*in bzw. Sprecher\*in/Hörer\*in über zahlreiche kontextuelle Informationen verfügt, die es ihr/ihm ermöglichen, den Emotionsausdruck zu verstehen. So helfen die Emotionslexika sicherlich weiter, wo sie Informationen zu den diskreten Emotionen oder Emotionsdimensionen zur Verfügung stellen. Gegebenenfalls aber müssen wir uns Basisemotionen vorstellen wie einzelne Töne in einem Akkord. Die Verknüpfung mehrerer verschiedener Emotionskategorien könnte die Möglichkeit eröffnen, durch *Clustering* typische Emotionskonfigurationen zu bestimmen und so zu einem systemischen Verständnis emotionaler Prozesse zu gelangen. Darüber hinaus eröffnet die Korrelation des sprachlichen Ausdrucks von Emotionen mit weiteren Bereichen der Emotionsmessung (etwa Prosodie, Gesichtsausdruck, Körpersprache, Peripherphysiologie) die Möglichkeit, mit *mixed methods* zu einem komplexeren Verständnis von Emotionen zu gelangen, als dies bislang der Fall ist. Eine solche Sicht zeigt daher auf, dass die Emotionsanalyse ein typisches Forschungsfeld der *digital humanities* ist, insofern sie interdisziplinäre Kollaborationen erfordert, um herausfordernden Fragestellungen gerecht zu werden.

## 7 Anhang

Neben den oben aufgeführten und erläuterten Sentiment- und Emotionslexika existieren eine ganze Reihe weiterer Lexika, die je unterschiedliche Möglichkeiten bieten. Je nach Forschungsfrage kann daher eines dieser Lexika verwendet werden; darüber hinaus ist damit zu rechnen, dass in naher Zukunft weitere Lexika erstellt oder existierende erweitert werden, um ihre Reichweite zu verbessern. Sentiment- und Emotionslexika lassen sich nicht trennscharf voneinander unterscheiden; sie weisen insofern einen Übergangsbereich auf, als Sentimentlexika beispielsweise Begriffe wie „hate“ (negativ) und „love“ (positiv) enthalten können, die auch in einem Emotionslexikon enthalten sind. Darüber hinaus

enthalten die meisten Emotionsdictionäre, die mit Kategorisierungen arbeiten, auch Sentiments. Auch die von den Neurokognitionswissenschaftlern entworfenen Dictionären nehmen Polaritäten auf – so werden die Werte der BAWL auf einer Skala von -3 bis +3 angeordnet; bei den „Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English Lemmas“ werden die Werte zwar auf einer monopolen Skala angeordnet, die Ratings reichen aber von 1 (happy [excited; controlled]) bis 9 (unhappy [calm; in control]) und bilden damit die Polarität von Sentiment Lexika ab. Von der Konzeption her können daher Sentimentlexika (Polarität von Wörtern) und Emotionslexika (Kategorisierungen oder Verortungen in einem dimensional Modell) nicht einfach voneinander unterschieden werden. Die Unterschiede liegen vielmehr in der methodischen Herangehensweise – Bestimmung der Valenz gemäß des pragmatischen Sprachgebrauchs bei Sentimentlexika vs. Operationalisierung eines psychologischen Emotionskonzepts – und in der Informationshaltigkeit der verschiedenen Lexika: Aus statistischer Sicht können die Begriffe jener Emotionslexika, die mit Kategorisierungen arbeiten, auf einer Nominalskala angeordnet werden, die der Sentimentlexika auf einer Ordinalskala, und die Wörter in jenen Emotionslexika, die mit Valenz und Arousal arbeiten, auf einer Verhältnisskala.

Ohne Anspruch auf Vollständigkeit zu erheben, werden in der nachfolgenden Matrix die wichtigsten und umfangreichsten Lexika alphabetisch aufgeführt, zuerst Sentiment Lexika, dann Emotionslexika. In der Spalte *Umfang* findet sich die Anzahl der in den Lexika verzeichneten Worte; in der Spalte *Ordnung* bezeichnet der Terminus Polarität die Anordnung von Emotionsworten auf einer bipolaren Skala (Valenz, Arousal), Taxonomie bezeichnet ein Klassifikationssystem, in dem ein Emotionswort nur *einer* Emotionskategorie zugeordnet wird, Ontologie bezeichnet die Möglichkeit, Emotionswörter mehreren Emotionskategorien zuzuordnen; in der Spalte *Werte* wird verzeichnet, ob neben einer Kategorisierung auch Ratings für Worte vorhanden sind.

Name	Sprache	Umfang	Wortarten	Ordnung	Werte	Besonderheiten
AFINN <sup>29</sup>	Englisch	2.477	Adjektive, Adverbien, Nomen	Polarität	Valenz (PosNeg)	
BING <sup>30</sup>	Englisch	6.789	Adjektive, Adverbien, Nomen, Verben	Polarität	Valenz (PosNeg)	enthält auch „falsch“ geschriebene Worte aus den sozialen Medien
MPQA Subjectivity Lexicon <sup>32</sup>	Englisch	8.222	Adjektive, Adverbien, Nomen, Verben	Polarität	Valenz (PosNegNeut)	zusätzlich <i>strong</i> <i>or weak</i> <i>subjectivity</i>

<sup>29</sup>Nielsen 2011.

<sup>30</sup>Liu 2005; Hu 2004. Diese Artikel sowie das Sentiment Lexikon können unter <http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analysis.html#lexicon><sup>31</sup> heruntergeladen werden.

<sup>32</sup>Wilson 2005. Siehe: [http://mpqa.cs.pitt.edu/lexicons/subj\\_lexicon/](http://mpqa.cs.pitt.edu/lexicons/subj_lexicon/).

Name	Sprache	Umfang	Wortarten	Ordnung	Werte	Besonderheiten
General Inquirer <sup>33</sup>	Englisch	4.206	Adjektive, Nomen, Verben	Ontologie	Valenz, <i>Strength/Weakness</i> , <i>Active/Passive</i>	
SentiWord-Net <sup>34</sup>	Englisch	117.660	Adjektive, Adverbien, Nomen, Verben	Ontologie	Valenz (PosNegObj)	Klassifikation affektiver Kategorien wie behaviour, personality, cognitive state
SentiWS <sup>35</sup>	Deutsch	31.281	Adjektive, Adverbien, Nomen, Verben	Polarität	Valenz	
ADU <sup>36</sup>	Deutsch	25.000+	Adjektive, Nomen	Taxonomie	Emotionskategorien	Acht Emotionskategorien, expandierbar auf zwölf Kategorien; Unterscheidung zwischen Objekt-emotionen und Selbstaffekten
ANEW <sup>37</sup>	Englisch	1.034	Adjektive, Nomen, Verben	Polarität	Valenz, Arousal, Dominanz	
ANGST <sup>38</sup>	Deutsch	1.034	Adjektive, Nomen, Verben	Polarität	Valenz, Arousal, Dominanz, Imageability	
BAWL-R <sup>39</sup>	Deutsch	2.903	Adjektive, Nomen, Verben	Polarität	Valenz, Arousal, Imageability	

<sup>33</sup>Stone 1966. Siehe: <http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/>.

<sup>34</sup>Esuli 2006. Siehe <http://sentiwordnet.isti.cnr.it/>]

<sup>35</sup>Remus 2010. Siehe: <http://asv.informatik.uni-leipzig.de/download/sentiws.html>.

<sup>36</sup>Holzer 1992.

<sup>37</sup>Bradley 1999.

<sup>38</sup>Schmidtke 2014. Unter der DOI: 10.3758/s13428-013-0426-y kann auch das Emotionslexikon im xls-Format heruntergeladen werden.

<sup>39</sup>Vo 2009. Die BAWL-R kann unter <http://www.ewi-psy.fu-berlin.de/einrichtungen/arbeitsbereiche/allgpsy/BAWL-R/> als xls-Datei heruntergeladen werden; hier sind auch Emailadressen angegeben, unter denen ein Passwort für diese Datei

Name	Sprache	Umfang	Wortarten	Ordnung	Werte	Besonderheiten
DENN-BAWL <sup>40</sup>	Deutsch	1.958	Nomen	Taxonomie	Emotionskategorien	Verzeichnet die Nomen der BAWL-R in fünf Emotionskategorien
FAN <sup>41</sup>	Französisch	1.034	Adjektive, Nomen	Polarität	Valenz, Arousal	
GALC <sup>42</sup>	Deutsch, Englisch, Französisch	279	Adjektive, Adverbien, Verben	Taxonomie	Emotionskategorien	36 Emotionen und 2 Sentiments (PosNeg)
NRC EmoLex <sup>43</sup>	Englisch	14.182	Adjektive, Nomen, Verben	Taxonomie	Emotionskategorien	8 Emotionen und 2 Sentiments (PosNeg)
Warriner <sup>44</sup>	Englisch	13.195	Adjektive, Nomen, Verben	Polarität	Valenz, Arousal, Dominanz	Enthält auch Angaben zu Geschlecht, Alter und Bildungsniveau der Rater
WordNet Affect <sup>45</sup>	Englisch	4.787	Adjektive, Adverbien, Nomen, Verben	Ontologie	Emotionskategorien	26 Emotionskategorien nach Ortony; Valenz ( <i>positive, negative, ambiguous, neutral</i> )

erbeten werden kann.

<sup>40</sup>Briesemeister 2011. Die DENN-BAWL kann unter <http://www.ewi-psy.fu-berlin.de/einrichtungen/arbeitsbereiche/allgpsy/DENN-BAWL/index.html> als xls-Datei heruntergeladen werden; hier sind auch mailadressen angegeben, unter der ein Passwort für diese Datei erbeten werden kann.

<sup>41</sup>Monnier 2014.

<sup>42</sup>Scherer 2005. Download des Geneva Affect Label Coder von: <http://www.affective-sciences.org/en/home/research/materials-and-online-research/research-material/>.

<sup>43</sup>Mohammad 2013; Mohammad 2010. Ein Downloadlink für das NRC EmoLex kann unter <http://saifmohammad.com/WebPages/AccessResource.htm> angefragt werden.

<sup>44</sup>Warriner 2013. Dieser Artikel sowie das Emotionslexikon können von <http://crr.ugent.be/archives/1003> heruntergeladen werden.

<sup>45</sup>Strapparava 2004]. Siehe: <http://wndomains.fbk.eu/>.

## Literaturverzeichnis

Alm, Cecilia Ovesdotter. 2008. *Affect in text and speech*. s.l.: ProQuest.

Alm, Cecilia Ovesdotter, Dan Roth und Richard Sproat. 2005. Emotions from Text: Machine Learning for Text-based Emotion Prediction. In: *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing*, 579–586. HLT '05. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. doi:[10.3115/1220575.1220648](https://doi.org/10.3115/1220575.1220648), <http://dx.doi.org/10.3115/1220575.1220648>.

Aman, Saima und Stan Szpakowicz. 2007. Identifying Expressions of Emotion in Text. In: *Text, Speech and Dialogue: 10th International Conference, TSD 2007, Pilsen, Czech Republic, September 3-7, 2007. Proceedings*, hg. von Václav Matoušek und Pavel Mautner, 196–205. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-74628-7\\_27](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-74628-7_27).

Archer, Jodie und Matthew L. Jockers. 2016. *The Bestseller Code*. London: Allen Lane.

Barrett, Lisa Feldman, Kristen A. Lindquist und Maria Gendron. 2007. Language as context for the perception of emotion. *Trends in Cognitive Sciences* 11, Nr. 8: 327–332. doi:[10.1016/j.tics.2007.06.003](https://doi.org/10.1016/j.tics.2007.06.003),.

Berardi, Giacomo, Andrea Esuli, Fabrizio Sebastiani und Fabrizio Silvestri. 2012. Blog Distillation via Sentiment-sensitive Link Analysis. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Applications of Natural Language Processing and Information Systems*, 228–233. NLDB'12. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. doi:[10.1007/978-3-642-31178-9\\_26](https://doi.org/10.1007/978-3-642-31178-9_26), [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-31178-9\\_26](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-31178-9_26).

Bradley, Margaret M. und Peter Lang. 1999. Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings. Technical Report C-1. The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida. <http://www.uvm.edu/pdodds/teaching/courses/2009-08UVM-300/docs/others/everything/bradley1999a.pdf>.

Bradley, Margaret M. und Peter J. Lang. 1994. Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry* 25, Nr. 1: 49–59. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0005-7916\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9), <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005791694900639>.

Briesemeister, Benny B., Lars Kuchinke und Arthur M. Jacobs. 2011. Discrete emotion norms for nouns: Berlin affective word list (DENN–BAWL). *Behavior Research Methods* 43, Nr. 2: 441. doi:[10.3758/s13428-011-0059-y](https://doi.org/10.3758/s13428-011-0059-y), <http://dx.doi.org/10.3758/s13428-011-0059-y>.

Clore, Gerald L., Andrew Ortony und Mark A. Foss. 1987. The psychological foundations of the affective lexicon. *Journal of Personality and Social Psychology* 53, Nr. 4: 751–766. doi:[10.1037/0022-3514.53.4.751](https://doi.org/10.1037/0022-3514.53.4.751),.

Damasio, Antonio und Gil B. Carvalho. 2013. The nature of feelings: evolutionary and neurobiological origins. *Nature reviews. Neuroscience* 14 2: 143–52.

Darwin, Charles. 1872. *The Expression of Emotion in Man and Animals*. London: John Murray. [http:](http://)

[//darwin-online.org.uk/converted/pdf/1872\\_Expression\\_F1142.pdf](http://darwin-online.org.uk/converted/pdf/1872_Expression_F1142.pdf).

- Ekman, Paul. 1992. An Argument for Basic Emotions. *Cognition and Emotion* 6, Nr. 3: 169–200.
- Ekman, Paul. 1999. Basic Emotions. In: *Handbook of Cognition and Emotion*, hg. von Tim Dalgleish und Michael J. Power, 45–60. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd. <http://dx.doi.org/10.1002/0470013494.ch3>.
- Elfenbein, Hillary Anger. 2013. Nonverbal Dialects and Accents in Facial Expressions of Emotion. *Emotion Review* 5, Nr. 1: 90–96. doi:[10.1177/1754073912451332](https://doi.org/10.1177/1754073912451332), <http://dx.doi.org/10.1177/1754073912451332>.
- Esuli, Andrea und Fabrizio Sebastiani. 2006. SentiWordNet: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining. In: *In Proceedings of the 5th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'06)*, 417–422.
- Frijda, Nico H., Suprpti Markam, Kaori Sato und Reinout Wiers. 1995. Emotions and Emotion Words. In: *Everyday Conceptions of Emotion: An Introduction to the Psychology, Anthropology and Linguistics of Emotion*, hg. von James A. Russell, José-Miguel Fernández-Dols, Antony S. R. Manstead, und J. C. Wellenkamp, 121–143. Dordrecht: Springer Netherlands. [http://dx.doi.org/10.1007/978-94-015-8484-5\\_7](http://dx.doi.org/10.1007/978-94-015-8484-5_7).
- Gammerl, Benno. 2012. Emotional styles – concepts and challenges. *Rethinking History* 16, Nr. 2: 161–175. doi:[10.1080/13642529.2012.681189](https://doi.org/10.1080/13642529.2012.681189), <http://dx.doi.org/10.1080/13642529.2012.681189>.
- Heuser, Ryan, Franco Moretti und Erik Steiner. 2016. The Emotions of London. Stanford. <https://litlab.stanford.edu/LiteraryLabPamphlet13.pdf>.
- Hölzer, Michael, Nicola Scheytt und Horst Kächele. 1992. „Das „Affektive Diktionär Ulm“ als eine Methode der quantitativen Vokabularbestimmung. In: *Textanalyse. Anwendungen der computerunterstützten Inhaltsanalyse*, 131–154. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Hu, Mingqing und Bing Liu. 2004. Mining and Summarizing Customer Reviews. In: *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 168–177. KDD '04. New York, NY, USA: ACM. doi:[10.1145/1014052.1014073](https://doi.org/10.1145/1014052.1014073), <http://doi.acm.org/10.1145/1014052.1014073>.
- Izard, Carroll E. 2010. The Many Meanings/Aspects of Emotion: Definitions, Functions, Activation, and Regulation. *Emotion Review* 2, Nr. 4: 363–370. doi:[10.1177/1754073910374661](https://doi.org/10.1177/1754073910374661), <http://dx.doi.org/10.1177/1754073910374661>.
- İrsoy, Ozan und Claire Cardie. 2014. Opinion Mining with Deep Recurrent Neural Networks. In: *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 720–728. Doha, Qatar. <http://aclweb.org/anthology/D14-1080>.
- Jockers, Matthew L. 2013. *Macroanalysis. Digital Methods and Literary History*. Urbana: University of Illinois Press.
- Krause, Sebastian, Hong Li, Feiyu Xu, Hans Uszkoreit, Robert Hummel und Luise Spielhagen. 2014. Language Resources and Annotation Tools for Cross-Sentence Relation Extraction. In: *Proceedings of the*

9th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC-2014). European Language Resources Association.

Krause, Sebastian, Feiyu Xu, Hans Uszkoreit und Dirk Weissenborn. 2016. Event Linking with Sentential Features from Convolutional Neural Networks. In: *Proceedings of The 20th SIGNLL Conference on Computational Natural Language Learning*, 239–249. Berlin, Germany: Association for Computational Linguistics. <http://www.aclweb.org/anthology/K16-1024>.

Li, Hong, Xiwen Cheng, Kristina Adson, Tal Kirshboim und Feiyu Xu. 2012. Annotating Opinions in German Political News. In: *8th ELRA Conference on Language Resources and Evaluation. International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC-2012), 8th, May 23-25, Istanbul, Turkey*. European Language Resources Association (ELRA).

Liu, Bing. 2015. *Sentiment Analysis. Mining opinions, sentiments and emotions*. New York: Cambridge University Press.

Liu, Bing, Mingqing Hu und Junsheng Cheng. 2005. Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web. In: *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web*, 342–351. WWW '05. New York, NY, USA: ACM. doi:[10.1145/1060745.1060797](https://doi.org/10.1145/1060745.1060797), <http://doi.acm.org/10.1145/1060745.1060797>.

Liu, Hugo, Henry Lieberman und Ted Selker. 2003. A Model of Textual Affect Sensing Using Real-world Knowledge. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent User Interfaces*, 125–132. IUI '03. New York, NY, USA: ACM. doi:[10.1145/604045.604067](https://doi.org/10.1145/604045.604067), <http://doi.acm.org/10.1145/604045.604067>.

Mehrabian, Albert. 1980. *Basic dimensions for a general psychological theory. Implications for personality, social, environment, and developmental studies*. Cambridge: Oelgeschlager, Gunn & Hain.

Mohammad, Saif. 2011. From Once Upon a Time to Happily Ever After: Tracking Emotions in Novels and Fairy Tales. In: *Proceedings of the 5th ACL-HLT Workshop on Language Technology for Cultural Heritage, Social Sciences, and Humanities*, 105–114. Portland, OR, USA: Association for Computational Linguistics. <http://www.aclweb.org/anthology/W11-1514>.

Mohammad, Saif M. 2012. From once upon a time to happily ever after: Tracking emotions in mail and books. *Decision Support Systems* 53, Nr. 4: 730–741. doi:<https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.030>, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923612001418>.

Mohammad, Saif M. 2016. Sentiment Analysis: Detecting Valence, Emotions, and Other Affectual States from Text. In: *Emotion Measurement*, hg. von Herbert L. Meiselman, 201–237. Woodhead Publishing. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780081005088000096>.

Mohammad, Saif M. und Peter D. Turney. 2010. Emotions Evoked by Common Words and Phrases: Using Mechanical Turk to Create an Emotion Lexicon. In: *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text*, 26–34. CAAGET '10. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1860631.1860635>.

Mohammad, Saif M. und Peter D. Turney. 2013. Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon. *Computational Intelligence* 29, Nr. 3: 436–465. doi:[10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x](https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x), <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x>.

1111/j.1467-8640.2012.00460.x.

Monnier, Catherine und Arielle Syssau. 2014. Affective norms for french words (FAN). *Behavior Research Methods* 46, Nr. 4: 1128–1137. doi:[10.3758/s13428-013-0431-1](https://doi.org/10.3758/s13428-013-0431-1), <http://dx.doi.org/10.3758/s13428-013-0431-1>.

Myers, David G. 2014. *Psychologie*. Hg. von Siegfried Hoppe-Graff. 3., vollst. überarb. und erw. Aufl. Springer-Lehrbuch. Berlin: Springer. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-40782-6>.

Nesse, Randolph M. 1990. Evolutionary explanations of emotions. *Human Nature* 1, Nr. 3: 261–289. doi:[10.1007/BF02733986](https://doi.org/10.1007/BF02733986), <http://dx.doi.org/10.1007/BF02733986>.

Nielsen, Finn Årup. 2011. A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs. In: *Proceedings of the ESWC2011 Workshop on 'Making Sense of Microposts': Big things come in small packages*, 93–98.

Ortony, Andrew, Gerald L. Clore und Mark A. Foss. 1987. The Referential Structure of the Affective Lexicon. *Cognitive Science* 11, Nr. 3: 341–364. doi:[10.1207/s15516709cog1103\\_4](https://doi.org/10.1207/s15516709cog1103_4), [http://dx.doi.org/10.1207/s15516709cog1103\\_4](http://dx.doi.org/10.1207/s15516709cog1103_4).

Osgood, Charles E., George J. Suci und Percy H. Tannenbaum. 1964. *The measurement of Meaning*. 4. printing. Urbana: University of Illinois Press.

Plutchik, Robert. 1980. A general psychoevolutionary theory of emotion. In: *Emotion. Theory, Research, and Experience, Vol 1: Theories of Emotion*, hg. von Robert Plutchik und Henry Kellerman, 3–33. New York: Academic Press. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780125587013500077>.

Remus, R., U. Quasthoff und G. Heyer. 2010. SentiWS – a Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. In: *Proceedings of the 7th International Language Resources and Evaluation (LREC'10)*, 1168–1171.

Russell, James A. 1980. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology* 39, Nr. 6: 1161–1178. doi:[10.1037/h0077714](https://doi.org/10.1037/h0077714).

Russell, James A. 2005. Emotion in human consciousness is built on core affect. *Journal of Consciousness Studies* 12, Nr. 8-9: 26–42. <http://www.ingentaconnect.com/content/imp/jcs/2005/00000012/F0030008/art00002>.

Scherer, Klaus R. 2005. What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information* 44, Nr. 4: 695–729. doi:[10.1177/0539018405058216](https://doi.org/10.1177/0539018405058216), <http://dx.doi.org/10.1177/0539018405058216>.

Schmid, Helmut. 1997. Probabilistic part-of-speech tagging using decision trees. In: *New Methods in Language Processing*, hg. von Daniel Jones und Harold Somers, 154–164. Studies in Computational Linguistics. London, GB: UCL Press.

Schmidtke, David S., Tobias Schröder, Arthur M. Jacobs und Markus Conrad. 2014. ANGST: Affective norms for German sentiment terms, derived from the affective norms for English words. *Behavior*

*Research Methods* 46, Nr. 4: 1108–1118. doi:[10.3758/s13428-013-0426-y](https://doi.org/10.3758/s13428-013-0426-y), <http://dx.doi.org/10.3758/s13428-013-0426-y>.

Sommar, Fredrik und Milosz Wielondek. 2015. *Combining Lexicon- and Learning-based Approaches for Improved Performance and Convenience in Sentiment Classification*. KTH, School of Computer Science; Communication (CSC).

Stone, Philip J. 1966. *The General Inquirer: A Computer Approach to Content Analysis*. Cambridge, Mass.: MIT Press.

Strapparava, Carlo und Rada Mihalcea. 2015. Affect Detection in Texts. In: *The Oxford Handbook of Affective Computing*, hg. von Rafael Calvo, Sidney D'Mello, Jonathan Gratch, und Arvid Kappas, 184–203. Oxford Library of Psychology. Oxford: Oxford University Press. [//www.oxfordhandbooks.com/10.1093/oxfordhb/9780199942237.001.0001/oxfordhb-9780199942237-e-022](http://www.oxfordhandbooks.com/10.1093/oxfordhb/9780199942237.001.0001/oxfordhb-9780199942237-e-022).

Strapparava, Carlo und Alessandro Valitutti. 2004. WordNet Affect: an Affective Extension of WordNet. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC-2004)*. Lisbon, Portugal: European Language Resources Association (ELRA). <http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2004/pdf/369.pdf>.

Terpe, Sylvia. 2015. Triangulation as data integration in emotion research. In: *Methods of exploring emotions*, hg. von Helena Flam und Jochen Kleres, 285–293. London ; Hoboken ; Abingdon: Routledge.

Thoits, Peggy A. 1989. The Sociology of Emotions. *Annual Review of Sociology* 15: 317–342. <http://www.jstor.org/stable/2083229>.

Vaassen, Frederik. 2014. Measuring Emotion. Exploring the feasibility of automatically classifying emotional text. Dissertation, Antwerpen. [http://www.cnts.ua.ac.be/sites/default/files/frederikvaassen\\_phd-preprint.pdf](http://www.cnts.ua.ac.be/sites/default/files/frederikvaassen_phd-preprint.pdf).

Van Troost, Dunya. 2015. Missing values: surveying protest emotions. In: *Methods of exploring emotions*, hg. von Helena Flam und Jochen Kleres, 294–305. London ; Hoboken ; Abingdon: Routledge.

Vö, Melissa L. H., Markus Conrad, Lars Kuchinke, Karolina Urton, Markus J. Hofmann und Arthur M. Jacobs. 2009. The Berlin Affective Word List Reloaded (BAWL-R). *Behavior Research Methods* 41, Nr. 2: 534–538. doi:[10.3758/BRM.41.2.534](https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.534), <http://dx.doi.org/10.3758/BRM.41.2.534>.

Warriner, Amy Beth, Victor Kuperman und Marc Brysbaert. 2013. Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English lemmas. *Behavior Research Methods* 45, Nr. 4: 1191–1207. doi:[10.3758/s13428-012-0314-x](https://doi.org/10.3758/s13428-012-0314-x), <http://dx.doi.org/10.3758/s13428-012-0314-x>.

Wiebe, Janyce, Theresa Wilson und Claire Cardie. 2005. Annotating Expressions of Opinions and Emotions in Language. *Language Resources and Evaluation* 39, Nr. 2: 165–210. doi:[10.1007/s10579-005-7880-9](https://doi.org/10.1007/s10579-005-7880-9), <http://dx.doi.org/10.1007/s10579-005-7880-9>.

Wilson, Theresa, Janyce Wiebe und Paul Hoffmann. 2005. Recognizing Contextual Polarity in Phrase-level Sentiment Analysis. In: *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical*

*Methods in Natural Language Processing*, 347–354. HLT '05. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. doi:[10.3115/1220575.1220619](https://doi.org/10.3115/1220575.1220619), <http://dx.doi.org/10.3115/1220575.1220619>.

Wundt, Wilhelm. 1896. *Grundriss der Psychologie*. Leipzig: Engelmann. <https://archive.org/download/b28108474/b28108474.pdf>.

Xu, Feiyu. 2007. Bootstrapping Relation Extraction from Semantic Seeds. PHD-Thesis, Saarland University. <http://www.dfki.de/dfkibib/publications/docs/thesisfeiyuxu.pdf>.

Xu, Feiyu, Hans Uszkoreit und Hong Li. 2007. A Seed-driven Bottom-up Machine Learning Framework for Extracting Relations of Various Complexity. In: *Proceedings of ACL 2007, 45th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 584–591. Prague, Czech Republic,;

Yang, Changhua, Kevin Hsin-Yih Lin und Hsin-Hsi Chen. 2007. Building Emotion Lexicon from Weblog Corpora. In: *Proceedings of the 45th Annual Meeting of the ACL on Interactive Poster and Demonstration Sessions*, 133–136. ACL '07. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1557769.1557809>.