

Weizenbaum Series #13

Arbeitspapier

# **Umstrittene Expertise im Falle einer neuen Technologie**

**Eine explorative Untersuchung der Online-Konsultation  
zur Blockchain-Strategie der Bundesregierung**

Moritz Becker, Sebastian Henningsen, Ingolf G.A. Pernice

November 2020

## HERAUSGEBER

Der Vorstand des Weizenbaum-Instituts e.V.

Prof. Dr. Christoph Neuberger  
Prof. Dr. Sascha Friesike  
Prof. Dr. Herbert Zech  
Dr. Karin-Irene Eiermann

Hardenbergstraße 32  
10623 Berlin

Tel.: +49 30 700141-001

E-Mail: [info@weizenbaum-institut.de](mailto:info@weizenbaum-institut.de)

Web: [www.weizenbaum-institut.de](http://www.weizenbaum-institut.de)

## AUTOREN

Moritz Becker  
[moritz.becker@hu-berlin.de](mailto:moritz.becker@hu-berlin.de)

Sebastian Henningsen  
[sebastian.henningsen@hu-berlin.de](mailto:sebastian.henningsen@hu-berlin.de)

Ingolf G.A. Pernice  
[Ingolf.GA.Pernice@hu-berlin.de](mailto:Ingolf.GA.Pernice@hu-berlin.de)

## REDAKTION / LAYOUT UND SATZ

Roland Toth  
Filip Stiglmayer

## COPYRIGHT

Diese Veröffentlichung ist unter der Creative-Commons-Lizenz  
„Namensnennung 4.0 International“ (CC BY 4.0) lizenziert:  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>

DOI [10.34669/wi.ws/13](https://doi.org/10.34669/wi.ws/13)

Diese Arbeit wurde durch das Bundesministerium für Bildung und  
Forschung (BMBF) gefördert (Förderkennzeichen: 16DII121, 16DII122,  
16DII123, 16DII124, 16DII125, 16DII126, 16DII127, 16DII128 -  
„Deutsches Internet-Institut“).

Weizenbaum Series #13  
Arbeitspapier

# **Umstrittene Expertise im Falle einer neuen Technologie**

**Eine explorative Untersuchung der Online-Konsultation  
zur Blockchain-Strategie der Bundesregierung**

Moritz Becker, Sebastian Henningsen, Ingolf G.A. Pernice<sup>1</sup>

November 2020

---

<sup>1</sup> Anm.: Autorenreihenfolge alphabetisch nach Nachnamen.

# 1. Einleitung

Die zentrale Bedeutung wissenschaftlichen und professionellen Expert\*innenwissens manifestiert sich am Beispiel neuer Technologien. Im Zuge der Digitalisierung kommen neue Technologien auf, zu deren präziser Abschätzung der Potentiale und Gefahren politische Akteur\*innen auf das Wissen von Wissenschaftler\*innen und anderen Berufsgruppen zurückgreifen (Böcher 2007: 15). Gleichzeitig stimmen gegenwärtige sozialwissenschaftliche Perspektiven darin überein, dass „das Expertenwissen“ seine einst attestierte „epistemische Autorität“ (Pierson 1994) verloren hat: Anstelle eindeutiger Expert\*innenmeinungen stehen sich häufig vielmehr „Experten“ und „Gegen-Experten“ (Beck 1986) gegenüber, die um die Geltung und Relevanz von Wissensbeständen konkurrieren (Hitzler 1994: 20). Diese Konflikte verlaufen nicht nur innerhalb der Wissenschaft, sondern häufig unter der Beteiligung von unterschiedlichsten Expert\*innen aus Wirtschaft, Öffentlichkeit oder Zivilgesellschaft (Falk et al. 2019: 4). Obwohl die Diagnose umstrittener Expertisen in der aktuellen soziologischen Literatur vielzitiert ist, so fehlt es bislang an empirischen Untersuchungen, die sich dezidiert mit ihr auseinandersetzen. In bisherigen Arbeiten wird Expertise häufig entweder aus Perspektive der Wissenschaft (u.a. Bogumil 2018, Cassel und Baumann 2019, Kropp und Wagner 2010) oder der Wirtschaft (u.a. Jancak und Kopka 2019) thematisiert, eine übergreifende Betrachtung fehlt jedoch. Die vorliegende Forschungsarbeit untersucht deshalb an einem aktuellen digitalpolitischen Beispiel, ob und inwieweit sich textstrukturelle und inhaltliche Unterschiede in den geäußerten Wissensbeständen von wissenschaftlichen Expert\*innen im Vergleich zu wirtschaftlichen Expert\*innen feststellen lassen. Leitend ist dabei der Gedanke, dass geäußerte Wissensbestände im Falle von Expertisen stets auch mit der gesellschaftlichen Position zusammenhängen, und sich Expert\*innen unterschiedlicher gesellschaftlicher Gruppen auch durch unterschiedliche Interessenlagen, Wissensbestände und Vorstellungen auszeichnen würden (Jens 2006: 126, Weingart 2006: 41, Hitzler 1994: 18).

Um die Forschungsfrage zu beantworten, wurde eine explorative empirische Analyse der 2019 von der Bundesregierung durchgeführten Online-Konsultation zur Blockchain-Strategie vorgenommen. Das Konsultationsdokument eignet sich für die Zwecke der Untersuchung in besonderem Maße, da sie „Stellungnahmen bundesweit arbeitender Verbände, Unternehmen, Organisationen und Institutionen“ (Bundesregierung 2019) aus unterschiedlichen gesellschaftlichen Teilbereichen umfasst. In methodischer Hinsicht wurde dabei auf die automatisierte Textanalyse (Lemke und

Wiedemann 2016) zurückgegriffen, die sich vor allem wegen des großen textlichen Umfangs des Konsultationsdokuments (1048 Seiten) in besonderem Maße anbot. Darüber hinaus verspricht sie als relativ junge, „digitale“ Methode (Marres 2017) neue Potentiale für die Erforschung von Expert\*innenwissen, die in der bisherigen Forschungsliteratur bislang nicht ausgelotet wurden.

Als Ergebnis der vorgenommenen empirischen Untersuchung ist festzuhalten, dass die Nullhypothese nicht abgelehnt werden kann, dass also keine signifikanten Unterschiede im Sinne von Worthäufigkeiten und Wortverbindungen zwischen wissenschaftlicher und wirtschaftlicher Expertise feststellbar sind. Inwieweit dies auf die verwendete Methodik, die Datenbasis oder den tatsächlichen Mangel signifikanter Unterschiede zurück zu führen ist, könnte durch zukünftige, qualitative Untersuchungen ausgelotet werden.

Die bestehende Forschungsliteratur wird dabei auf zweierlei Weise ergänzt: *Erstens* wird eine explorative empirische Untersuchung der Unterschiede zwischen wissenschaftlichem und wirtschaftlichem Expert\*innenwissen geleistet. *Zweitens* erprobt der Forschungsbeitrag die methodischen Potentiale der automatisierten Textanalyse zur Untersuchung von Expert\*innenwissen.

## 2. Konzeptionelle und methodische Vorüberlegungen

Einer wissenssoziologischen Sichtweise folgend kann ein(e) Expert\*in als eine Person verstanden werden, die über ein besonderes Wissen verfügt, das nicht für jeden zugänglich ist (Berger und Luckmann 1969: 82ff, Kusche 2008: 54). Expertenwissen ist häufig an bestimmte Berufsrollen (wie z.B. Wissenschaftler\*innen oder Politiker\*innen) und soziale Positionen (z.B. „Brancheninsider“) geknüpft (Meuser und Nagel 2009). Dieses Sonderwissen grenzt Expert\*innen von Laien ab, die lediglich über leicht zugängliches Allgemeinwissen verfügen (Hesse 1998). Expert\*innen spielen in der Politik eine zentrale Rolle, da sie Entscheidungsunsicherheiten vermindern und zur Legitimation von Entscheidungen dienen können (Kusche 2008: Kap. 3). Im Rahmen dieser Untersuchung wird die Online-Konsultation zur Blockchainstrategie als ein Instrument der Politikberatung durch Expert\*innen im Bereich der Digitalpolitik gesehen, an dem Expert\*innen aus unterschiedlichen gesellschaftlichen Gruppen (Wissenschaft, Wirtschaft, Interessengruppen, Stiftungen) beteiligt sind.

Mit Blick auf die empirische Untersuchung interessierte uns dabei vor allem, ob Unterschiede in den Expertisen wissenschaftlicher und wirtschaftlicher Expert\*innen bestehen.

Die Festlegung auf die Expert\*innengruppen „Wissenschaft“ und „Wirtschaft“ erfolgte dabei sowohl aufgrund ihrer praktischen Relevanz im Kontext der Politikberatung, als auch aufgrund von methodischen Gesichtspunkten (z.B. Abgrenzbarkeit der Gruppen). In diesem Zusammenhang kam die Methode der automatisierten Textanalyse („Text-Mining“) zum Einsatz, um aus dem Textkorpus Strukturen und Regelmäßigkeiten der Expertisen der beiden Gruppen zu identifizieren (Lemke und Wiedemann 2016). Der Methode folgend wird der Text dabei als eine Datenform betrachtet, die mit Hilfe statistischer Verfahren ausgewertet werden kann (Grimmer und Stewart 2013). Die empirische Analyse befasste sich daher mit den Wissensäußerungen der Expert\*innen, die diese als Antworten bzw. Stellungnahmen auf die der Konsultation vorausgeschickten Fragen eingereicht hatten.

Als Datenbasis fungierte das online verfügbare Ergebnisdokument der Online-Konsultation zur Erarbeitung der Blockchain-Strategie der Bundesregierung.<sup>1</sup> Es beinhaltet Beiträge von insgesamt 128 Teilnehmern von unterschiedlichen Institutionen bzw. Organisationen. Die Eingaben der Konsultationsteilnehmer sind basierend auf einem Fragekatalog, der vorher an alle Teilnehmer geschickt wurde, strukturiert. Das Teilnehmerfeld ist breit gefächert und umfasst Wirtschaftsverbände, Unternehmen, Start Ups, wissenschaftliche Forschungsinstitute, zivilgesellschaftliche Verbände und Stiftungen (s. Anhang 1).

Im Zuge der empirischen Analyse wurde dabei zunächst das Dokument mit den gesammelten Stellungnahmen der Konsultationsteilnehmer in ein maschinenlesbares Format übersetzt („geparst“). In einem nächsten Schritt wurde eine manuelle Zuordnung zu den Gruppen ‚Wirtschaft‘ und ‚Wissenschaft‘ vorgenommen<sup>2</sup> und weitere Bereinigungsaktivitäten, wie die Entfernung sog. „Stoppwörter“ (z.B. Artikel, Pronomen oder Präpositionen) und „Stemming“ (die Reduzierung von Worten auf ihren Wortstamm), durchgeführt (Manderscheid 2019: 1109). Im Folgenden werden die empirischen Ergebnisse des Vergleichs der Gruppen Wissenschaft (n=21) und Wirtschaft (n=67) präsentiert.

1 Siehe: [https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/Stellungnahmen/Stellungnahmen-Blockchain/stellungnahmen.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=4](https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/Stellungnahmen/Stellungnahmen-Blockchain/stellungnahmen.pdf?__blob=publicationFile&v=4) (zuletzt abgerufen 01.07.2020).

2 Die Gruppenelemente lauten wie folgt: Wirtschaft: Wirtschaftliches Erwerbsziel steht im Vordergrund (u.a. Unternehmen und Start Ups). Wissenschaft: Forschungstätigkeit steht im Vordergrund (u.a. Forschungsinstitute, Universitäten). Im Zuge der Datenaufbereitung wurden auch Zuordnungen für andere Konsultationsteilnehmer\*innen vorgenommen (Interessenverbände, Stiftungen, Behörden), die nicht Gegenstand der Analyse waren. Um Doppelzuordnungen zwischen Organisationen und Klassen zu vermeiden wurden im Falle von Mehrdeutigkeiten die entsprechenden Organisationen nur einer Klasse zugewiesen. Eine Übersicht der Teilnehmer mitsamt Gruppenzuordnung findet sich im Anhang.

# 3. Ergebnisse der vergleichenden empirischen Analyse

## 3.1. Worthäufigkeiten

Zur Beantwortung der Ausgangsfrage, ob sich mit Hilfe der automatisierten Textanalyse systematische Unterschiede zwischen Expertisen von Vertreter\*innen aus den Bereichen Wissenschaft, Wirtschaft und Interessengruppen feststellen lassen, wurde zunächst eine Häufigkeitsanalyse (auch: Frequenzanalyse) vorgenommen. Diese sollte ermitteln, wie hoch der Anteil der Stellungnahmen einer Gruppe ist, in denen ein bestimmtes Wort verwendet wurde.<sup>3</sup> Die dahinterliegende Annahme besteht darin, dass ein häufiger erwähntes Wort für die Expert\*innengruppe auch eine größere inhaltliche Relevanz besitzt.

**Tab. 1:** Darstellung der 10 am häufigsten verwendeten Wörter nach Gruppenanteil<sup>4</sup>

Wissenschaft		Wirtschaft		
Wort	Häufigkeit in Prozent	Wort	Häufigkeit in Prozent	
1	blockchai	85,71	blockchai	94,03
2	möglich, müss, technologie	80,95	technologie	88,06
3	besteh, einsatz, groß, handel, mehr, wenig	76,19	dat, neu	85,07
4	neu,bereich, contrac, dat, entsprech, führ, gib, smar, stell, wär	71,43	mehr, öffentlich	82,09
5	allerding, anwendung, daher, digital, frag, hoh, komm, lieg, lösung, stark, tok	66,67	besteh, viel	80,60

<sup>3</sup> Als methodische Alternative könnte man auch die durchschnittliche Verwendung eines Wortes über alle Stellungnahmen einer Gruppe errechnen. Diese Methode lässt bessere Schlüsse auf inhaltliche Schwerpunktlagen zu (falls ein Wort häufig innerhalb einer Stellungnahme erwähnt wird, wird dies nicht berücksichtigt), ist aber sehr anfällig gegenüber Ausreißern (wenn z.B. einzelne Fälle Worte überproportional häufig verwenden, und so das Gruppenergebnis stark beeinflussen). Eine versuchsweise Anwendung dieser Methode hat gezeigt, dass die Ergebnisse von den Ausreißern stark beeinflusst wurden, weshalb die Auswertung des Anteils der Teilnehmer\*innen, die ein bestimmtes Wort verwendet haben, methodisch sinnvoller erschien.

<sup>4</sup> Dargestellt ist der Anteil innerhalb der jeweiligen Kategorie, die das jeweilige Wort verwendet haben. Das heißt, dass beispielsweise 80,95 Prozent der wissenschaftlichen Teilnehmer\*innen den Wortstamm „technolog“ verwendet haben, gegenüber 88,06 Prozent der wirtschaftlichen Teilnehmer\*innen.

Die Ergebnisse der Häufigkeitsanalyse deuten auf Gemeinsamkeiten hinsichtlich der verwendeten Wörter hin. Die Wörter bzw. Wortstämme ‚Blockchai‘, ‚Technologie‘ sind in beiden Gruppen unter den am häufigsten verwendeten Wörtern. Sie weisen – wenig überraschend – klar auf das Thema der Konsultation hin, die die Blockchaintechnologie inklusive ihrer technologiespezifischen Chancen und Risiken behandelt hat. Eine weitere Gemeinsamkeit besteht in der häufigen Verwendung des Wortes „neu“, das als dritt- bzw. vierthäufigstes Wort in den Gruppen Wirtschaft und Wissenschaft aufgeführt ist. Die Wichtigkeit des Aspekts der Neuheit der Blockchaintechnologie zeigt sich auch bei der manuellen Einsicht in die einzelnen Konsultationsbeiträge beider Gruppen. So schreiben beispielsweise die Fraunhofer-Gesellschaft (Wissenschaft) und die Eecture GmbH (Wirtschaft):

Die Technologie darf nicht nur als Transaktionsmedium für Finanztransaktionen betrachtet werden, sondern muss als **neues** Kooperationsmedium verstanden werden, das es erlaubt Kooperationsprozesse in Netzwerken mit wenigen Partnern aus dem gesamten Spektrum von vertrauenswürdig bis wenig oder nicht vertrauenswürdig durchzuführen. (Beitrag Fraunhofer-Gesellschaft, Hervorhebung MB/SH/IP)

Durch **neuartige** Vertrauenslösungen und Alternativen zu Intermediären, lassen sich digital, mit wenig Aufwand, **neue** Formen der Kooperation entwickeln und verwirklichen, in denen die Beteiligten durch Transparenz (Public Ledger) und klare Spielregeln (Smart Contracts) in Marktsituationen versetzt werden, bei denen sich ein Zusammenwirken positiv auf das Geschäft aller Beteiligten auswirkt und somit ein Positivsummenspiel (win-win situation) entsteht. (Beitrag ETECTURE GmbH, Hervorhebungen MB/SH/IP)

Unterschiede zwischen beiden Gruppen lassen sich im Hinblick auf die Wortwahl und deren Verwendungshäufigkeiten feststellen. So ist beispielsweise der Anteil der Texte, in denen das Wort ‚Blockchai‘ vorkommt, in der Gruppe Wirtschaft um ca. 8 Prozentpunkte (pp) höher; bei dem Wort ‚Technologie‘ um ca. 7 pp.

Zusätzlich zu der beschriebenen Häufigkeitsanalyse wurde ermittelt, welche Worte sich in ihrer Verwendungshäufigkeit maximal unterscheiden (s. Anhang 2). Die ermittelten Worte mit den größten Unterschieden (u.a. „beteilig“, „brauch“, „ja“, „natürlich“, „erhal“, „wurd“, „ab“) lassen für uns jedoch keine inhaltliche kohärente bzw. für uns schlüssige Interpretation hinsichtlich der Unterschiede zwischen den Gruppen zu. Insgesamt lässt die Häufigkeitsanalyse daher nur ein erstes, relativ oberflächliches Bild über die Frage, wie sich Wissenschaft und Wirtschaft unterscheiden, zu. Sie zeigt, dass thematisch zentrale Worte (‚Blockchai‘, ‚technologi‘) in beiden Gruppen übereinstimmend häufig verwendet werden, während einzelne andere Worte unterschiedlich oft verwendet werden. Sie zeigt jedoch nicht, *wie* die Worte verwendet werden und



wie sie mit anderen Worten zusammenhängen. So können aus der Häufigkeitsanalyse (gemäß ihrer Natur als „nichtinhaltliche[m] Verfahren“ (Stulpe und Lemke 2016: 44)) bestenfalls oberflächliche Schlüsse darüber gezogen werden, wie sich Expertisen aus Wissenschaft und Wirtschaft unterscheiden.

## 3.2. Sentiments

Um das durch die Häufigkeitsanalyse gewonnene Bild zu ergänzen, soll eine Sentimentanalyse durchgeführt werden. Bei der Sentimentanalyse handelt es sich um eine Erweiterung der Frequenzanalyse, bei der ausschließlich wertende Worte oder Formulierungen betrachtet werden. Die Ergebnisse der Sentimentanalyse lassen daher auf inhaltliche Wertungen einzelner Gruppen schließen, wobei einzelne Wörter gemäß einer Liste mit gemäßigt bzw. sehr positiven oder negativen Werten assoziiert sind.

**Tab. 2:** Durchschnittliche Sentiments nach Gruppe (gerundet)

	Durchschnitt	5%-Quantil	95%-Quantil	Std. Fehler
Wissenschaft	-0,011	-0,022	-0,001	0,006
Wirtschaft	-0,007	-0,014	0,001	0,004

Das durchschnittliche Sentiment der Wissenschaft ist um den Zahlenwert 0,004 niedriger als jenes der Wirtschaft, was auf eine negativere Stimmung der Beiträge schließen lässt. Der Unterschied ist nach Welch-T-Test auf 5%-Niveau signifikant. Dieses Ergebnis erscheint intuitiv, da vermutet werden könnte, dass gerade wirtschaftliche Akteur\*innen von den ökonomischen Potentialen der Blockchaintechnologie am meisten profitieren (welche im Rahmen der Konsultation mit positiv besetzten Worten geäußert werden würden) während Vertreter\*innen der Wissenschaft und Verbände ein eher neutrales Technikbild besäßen, das die Risiken der Technologie in einem größeren Maße berücksichtigt.

Dieses Ergebnis scheint sich auf den ersten Blick auch in den Einzelbeiträgen zu bestätigen. So heben beispielsweise NEM Labs der Gruppe ‚Wirtschaft‘ deutlich die Vorzüge der Technologie hervor, während das Weizenbaum-Institut eher eine kritische Perspektive einnimmt:

Das ökonomische Potenzial von privaten Blockchains ist riesig, da Unternehmen traditionell die Datenhoheit behalten wollen und sich der Einsatz von einer privaten Blockchain einfacher gestaltet. Öffentliche Blockchains haben einen disruptiven Charakter und können gesellschaftliche Veränderung bewirken (zB SSID). (Beitrag NEM Labs, Sentiment-Wert 0,050)

Ob ein Einsatz von Blockchain-Technologie tatsächlich zu „erheblichen Effizienzgewinnen“ führen kann, ist sehr stark anwendungsabhängig. Nach rein technischen Maßstäben haben Blockchain-basierte-Systeme eine niedrigere Effizienz als z.B. klassische verteilte Datenbanken (Beitrag Weizenbaum-Institut, FG17, Sentiment-Wert -0.052)

Gleichzeitig lässt die zahlenmäßig geringe Differenz (0,004) zwischen den Sentiment-Werten eher auf einen schwachen bzw. geringen Unterschied in den Sentiments zwischen Wissenschaft und Wirtschaft schließen. Diese Deutung wird von der Beobachtung gestützt, dass es zahlreiche Ausnahmen gibt, in denen wissenschaftliche Beiträge eher positiv und Wirtschaftliche eher negativ argumentieren.

Zudem offenbart die händische Kontrolle der Ergebnisse einige Einschränkungen der Methode, die die Aussagekraft der Ergebnisse trüben. So ist die Methode, ähnlich wie die reguläre Häufigkeitsanalyse, relativ oberflächlich, da nur das ‚gesammelte‘ Sentiment eines Beitrags ermittelt wird, nicht aber, ob sich die positiven bzw. negativ gelisteten Wörter überhaupt auf die Blockchain-Technologie beziehen, oder ob diese verneint werden.

Insgesamt lassen die Ergebnisse der Sentiment-Analyse vermuten, dass Beiträge der Wirtschaft tendenziell leicht positiver als jene der Wissenschaft sind; genauere Aussagen über die Gestalt des Unterschieds erscheinen aufgrund der methodischen Limitierungen jedoch nicht möglich. Die geringe Höhe des Unterschieds der Sentiment-Werte (die theoretischen Maximal bzw. Minimalwerte sind +1 und -1) sowie die manuelle Überprüfung spricht eher dafür, dass der Unterschied in der Stimmung der Beiträge, wengleich statistisch signifikant, zahlenmäßig nicht besonders groß ausfällt. Eine ergänzende händische qualitative Untersuchung der Konsultationsergebnisse, die über die vorgenommenen Text-Mining-Methoden hinausgeht, wäre für zukünftige Folgeuntersuchungen sicher aufschlussreich.

### 3.3. Kookkurrenzen

Abb. 1: Kookkurrenzanalyse Wissenschaft

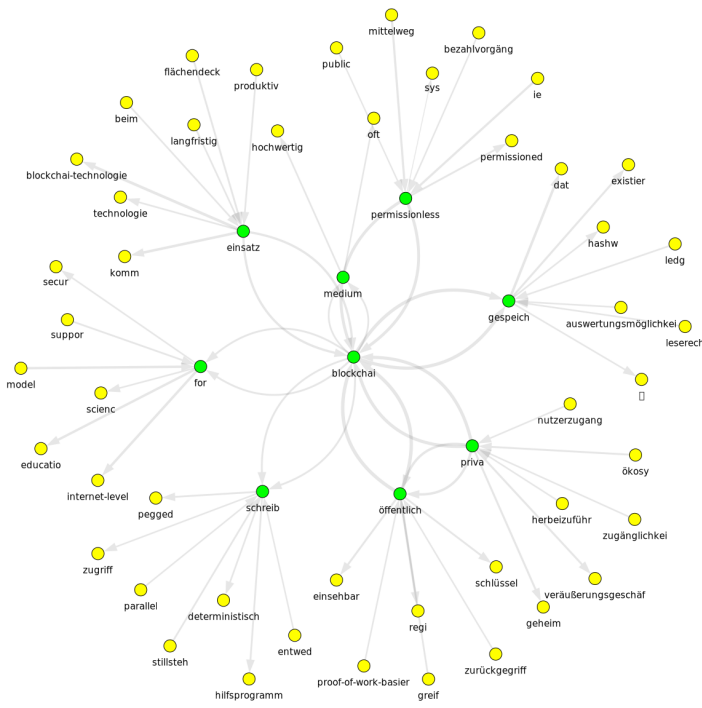
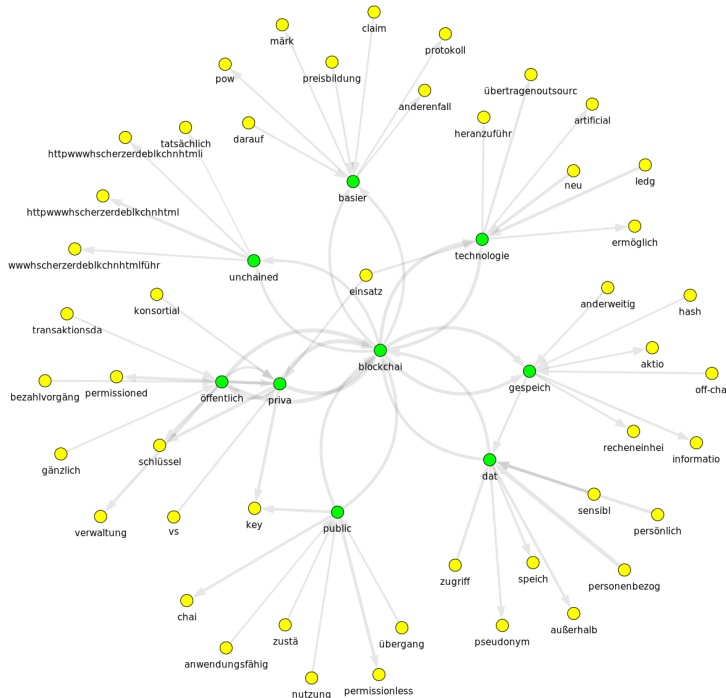


Abb. 2: Kookkurrenzanalyse Wirtschaft



Die obige vergleichende Analyse der Worthäufigkeiten und Sentiments der Gruppen soll durch eine Kookkurrenzanalyse ergänzt werden. Die Kookkurrenzanalyse identifiziert typische Gebrauchskontexte eines bestimmten Wortes („Ankerwortes“) und lässt so Schlüsse über semantische bzw. inhaltliche Verwendungsweisen dieses Wortes zu. Methodisch wird dabei ermittelt, welche Worte direkt *vor* oder *nach* dem häufigsten verwendeten Wort vorkommen (sog. Kookkurrenzen erster Ordnung, grün). Dieser Prozess wird für die gefundenen Worte wiederholt, sodass sog. Kookkurrenzen zweiter Ordnung gefunden werden (gelb). Signifikante Wortzusammenhänge werden in einem Graphen dargestellt, wobei eine logarithmische Häufigkeitsmetrik („log-likelihood“) verwendet wird (Manning und Schütze 1999: 172ff.). Die Richtung der Kanten bzw. Pfeile symbolisiert, welches Wort vor oder nach dem dargestellten Wort auftritt.

Die Ergebnisse der Kookkurrenzanalysen weisen zunächst auf Ähnlichkeiten zwischen Wissenschaft und Wirtschaft hin, was sich beispielsweise darin widerspiegelt, dass drei der acht Kookkurrenzen erster Ordnung gleich sind. So sind neben dem Wortstamm „gespeich“ die zwei Typen von Blockchains ‚private‘ und ‚öffentliche‘ Blockchains sowohl bei Wirtschaft als auch Wissenschaft Kookkurrenzen erster Ordnung. Auch bei den Kookkurrenzen zweiter Ordnung gibt es einige Gemeinsamkeiten, wie beispielsweise ‚hash‘ bzw. ‚hashw‘ bei der Kookkurrenz ‚gespeich‘. Weiterhin fällt auf, dass ein Großteil der in beiden Graphen aufgenommenen Worte technische Fachtermini darstellen, die im Zusammenhang der Blockchain-Technologie relevant sind (z.B. ‚permissionless‘, ‚private Blockchain‘, ‚Hashwert‘, ‚Leserechte‘). Diese Beobachtungen deuten auf thematische Ähnlichkeiten bzw. Ähnlichkeiten in der Begriffswahl zwischen Wissenschaft und Wirtschaft hin.

Gleichzeitig lassen die Analyseergebnisse auch Unterschiede erkennen: So deuten die nur im Graph ‚Wissenschaft‘ vorkommenden Kookkurrenzen erster Ordnung ‚Einsatz‘ und ‚for‘ (z.B. Blockchain for Science) darauf hin, dass in wissenschaftlichen Beiträgen Anwendungsszenarien der Technologie verstärkt thematisiert werden. Im Graph ‚Wirtschaft‘ werden hingegen verstärkt die Potentiale der Blockchaintechnologie für ökonomische Zwecke behandelt, was sich in der häufigeren Verwendung wirtschaftlicher Termini (‚Bezahlvorgäng‘, ‚Transaktionsda‘, ‚Preisbildung‘, ‚Märk‘) widerspiegelt.<sup>5</sup>

Insgesamt lässt die Kookkurrenzanalyse im Vergleich zu den anderen Methoden detailliertere inhaltliche Schlüsse im Hinblick auf die Ausgangsfragestellung zu. So zeigt die Kookkurrenzanalyse Gemeinsamkeiten in Wort- und Themenwahl der beiden Gruppen, weist jedoch auch auf Unterschiede (stärkere Anwendungsbezogenheit wissenschaftli-

5 Beispielhaft lässt sich dies anhand der Beiträge von „acatech - Deutsche Akademie der Technikwissenschaften“ sowie der „Deutsche Börse AG“ erkennen, die jeweils ausführlich auf Anwendungsfälle bzw. wirtschaftliche Potentiale der Technologie eingehen.

cher Beiträge, wirtschaftsbezogene Themen in wirtschaftlichen Beiträgen und Risiken der Technologie bei wissenschaftlichen Beiträgen) hin. Gleichzeitig sind die Ergebnisse immer noch auf einer relativ hohen Abstraktionsebene. Komplexere, differenzierte Argumentationsketten und Kontroversen können durch den Vergleich von Kookkurrenzgraphen schwerlich nachvollzogen werden. Darüber hinaus werden auch einige nicht zu deutende Wörter mit aufgenommen (z.B. ‚unchained‘ bei Wirtschaft, da innerhalb eines Beitrags häufig auf ein gleichnamiges Forschungspapier hingewiesen wurde).<sup>6</sup> So wird deutlich, dass auch die Kookkurrenzanalyse zwar erste Erkenntnisse im Hinblick für die Exploration des Gegenstands liefern kann, detailliertere Erkenntnisse jedoch eher mit manuellen und qualitativen Analysen gewonnen werden können.

## 4. Zusammenführung der empirischen Ergebnisse und Schlussbetrachtung

Die Ausgangsfrage, ob und inwieweit sich textstrukturelle und inhaltliche Unterschiede zwischen Expertisen wissenschaftlichen und wirtschaftlichen Expert\*innen feststellen lassen, wurde anhand des Falles der Blockchain-Konsultation der Bundesregierung untersucht. Dabei konnte gezeigt werden, dass sich die Expertisen beider Expert\*innengruppen in Wortwahl, Sentiment und inhaltlicher Ausrichtung nur unwesentlich unterscheiden. Gleichzeitig wurde jedoch auch deutlich, dass die automatisierte Textanalyse in methodischer Hinsicht wesentliche Einschränkungen im Hinblick auf die Tiefe der Ergebnisse mit sich bringt.

Die inhaltliche Erkenntnis der geringen Unterschiede in Expertisen zwischen wissenschaftlichen und wirtschaftlichen Expert\*innen wird an unterschiedlichen Ergebnissen deutlich: So ergab die Häufigkeitsanalyse, dass in beiden Gruppen ähnliche Wörter häufig verwendet wurden. Die Sentiment-Analyse zeigte, dass ein signifikanter, jedoch zahlenmäßig marginaler Unterschied in den Sentiments beider Gruppen vorliegt, wobei wissenschaftlichen Expertisen ein leicht niedrigerer Wert zugeordnet wurde. Während die Kookkurrenzanalyse auf stellenweise Unterschiede beider Gruppen hinweist – so

---

<sup>6</sup> Die Signifikanz von nicht zu deutenden Worten stammt aus der Konstruktion der Log-Likelihood-Metrik. Worte die, gemessen an ihren relativen Häufigkeiten, unerwartet oft zusammen auftreten werden als Signifikant gewertet. Im Falle von „unchained“ kommt sowohl das Wortpaar (Blockchain, unchained) als auch das Wort „unchained“ selbst nur in einem Beitrag vor. Beim Betrachten der Kookkurrenz einer gesamten Klasse sticht ein solches Vorkommen daher heraus.

thematisieren beispielsweise wirtschaftliche Beiträge stärker ökonomische Aspekte – so überwiegt insgesamt die Erkenntnis, dass die vorgenommenen Analysen eher auf geringe Unterschiede zwischen wirtschaftlichen und wissenschaftlichen Expertisen hindeuten.

In methodischer Hinsicht wurde deutlich, dass die automatisierte Textanalyse eher zu einer ersten Exploration des Forschungsgegenstands anstatt einer tiefen inhaltlichen Analyse dienen kann. Im Rahmen der Analyse war inhaltliches Schließen häufig nicht aufgrund der Daten selbst möglich, sondern erforderte die Plausibilisierung durch den Forschenden, sowie die manuelle Einsicht in das Konsultationsdokument. Darüber hinaus blieben für uns interessante soziologische Fragestellungen, wie beispielsweise die Ursache der beobachteten Unterschiede zwischen beiden Gruppen, mit der automatisierten Textanalyse nicht direkt umsetzbar. Ein sog. „blended-reading“ Ansatz (Stulpe und Lemke 2016), welcher Text-Mining-Verfahren mit qualitativen Lesetechniken („close reading“) kombiniert, erscheint uns daher für eine fruchtbare Anwendung der Methode unverzichtbar, befand sich allerdings außerhalb des Rahmens dieser ersten quantitativen Analyse.

Insgesamt ist festzuhalten, dass die eingehende Vermutung der Identifizierung struktureller Unterschiede entlang der Unterscheidung wissenschaftlicher und wirtschaftlicher Expert\*innen auf Grundlage der empirischen Ergebnisse nicht bestätigt werden konnte. Dies könnte darauf hindeuten, dass die Unterschiede zwischen – vermeintlich konkurrierenden – wirtschaftlichen und wissenschaftlichen Expertisen geringer sind als häufig angenommen. Andererseits wäre es denkbar, dass Unterschiede eher auf der inhaltlichen Ebene von Sinngehalten bestehen, und mit der relativ „groben“ Methode der automatisierten Textanalyse nur in geringem Maße abgebildet werden können. Hier würde es sich anbieten, Textsegmente ergänzend manuellen und qualitativen Methoden zu untersuchen.

Darüber hinaus könnte das festgestellte Ergebnis auch auf die Besonderheiten der untersuchten Datenbasis zurückzuführen sein. So könnte ein hohes Maß an Heterogenität innerhalb der Gruppen die Unterschiede zwischen den Gruppen als gering erscheinen lassen. Diese Vermutung ließe sich im Rahmen einer quantitativen Folgeuntersuchung mit Hilfe einer Clusteranalyse überprüfen, um die Gruppen anhand ähnlicher Antworten zu bilden, anstatt eine a priori Unterteilung wie in der vorliegenden Analyse vorzunehmen. Des Weiteren erscheint es aufgrund der offenen Teilnahmebedingungen der Konsultation fraglich, ob die Zusammensetzung der untersuchten Gruppen innerhalb der Datenbasis als repräsentativ für die Gruppen wissenschaftlicher und wirtschaftlicher Expert\*innen in einem allgemeinen Sinne gelten kann. So stellt die vorgenommene Untersuchung schlussendlich

weniger ein abschließendes Forschungsergebnis, als vielmehr einen ersten Schritt dar, der als Grundlage für weitere empirische Forschungsarbeiten dienen kann.<sup>7</sup>

## 5. Literaturverzeichnis

- Beck, Ulrich (1996): Risikogesellschaft. Auf dem Weg in eine andere Moderne. Einmalige Sonderausg. Frankfurt a.M.: Suhrkamp (Edition Suhrkamp, 3326).
- Berger, Peter L.; Luckmann, Thomas (1969): Die gesellschaftliche Konstruktion der Wirklichkeit. Eine Theorie der Wissenssoziologie. Frankfurt a.M.: S. Fischer.
- Böcher, Michael (2007): Wissenschaftliche Politikberatung und politischer Prozess. In: Max Krott und Michael Suda (Hg.): Macht Wissenschaft Politik? Erfahrungen wissenschaftlicher Beratung im Politikfeld Wald und Umwelt. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften (Forschung Politik), S. 14–42.
- Bogumil, Jörg (2018): Logik der Politikberatung. Analysen am Beispiel der Verwaltungspolitik der Länder. In: Michael W. Bauer und Edgar Grande (Hg.): Perspektiven der Verwaltungswissenschaft. 1. Auflage. Baden-Baden: Nomos (Staatslehre und politische Verwaltung, 21), S. 153–182.
- Bundesregierung (2019): Online-Konsultation zur Erarbeitung der Blockchain-Strategie der Bundesregierung. online verfügbar unter: [https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/Stellungnahmen/Stellungnahmen-Blockchain/stellungnahmen.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=4](https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/Stellungnahmen/Stellungnahmen-Blockchain/stellungnahmen.pdf?__blob=publicationFile&v=4) (zuletzt abgerufen am 06.07.2020).
- Cassel, Susanne; Baumann, Elke (2019): Wissenschaftliche Beratung der Wirtschaftspolitik in Deutschland und Bedingungen für ihren Erfolg. In: Svenja Falk, Manuela Glaab, Andrea Römmele, Henrik Schober und Martin Thunert (Hg.): Handbuch Politikberatung. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 285–302.
- Falk, Svenja; Glaab, Manuela; Römmele, Andrea; Schober, Henrik; Thunert, Martin (Hg.) (2019): Handbuch Politikberatung. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Grimmer, Justin; Stewart, Brandon M. (2013): Text as Data: The Promise and Pitfalls of Automatic Content Analysis Methods for Political Texts. In: *Polit. anal.* 21 (3), S. 267–297. DOI: 10.1093/pan/mps028.
- Hesse, Hans Albrecht (1998): Experte, Laie, Dilettant. Über Nutzung und Grenzen von Fachwissen. Opladen: Westdeutscher Verlag.

<sup>7</sup> Der verwendete Datensatz und für die Analyse verwendete Programmcode ist unter dem folgenden Link verfügbar: „<https://github.com/wiberlin/blockchain-konsultation-analysis>“.

- Jańczak, Jarosław; Kopka, Artur (2019): Die Grenze zwischen Politikberatung und Lobbyismus im politischen Entscheidungsprozess – eine empirische Analyse. In: Artur Kopka, Dorota Piontek und Michael Minkenberg (Hg.): Politikberatung und Lobbyismus im parlamentarischen Entscheidungsprozess. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 85–114.
- Jens, Uwe (2006): Politikberatung und demokratische Legitimität. In: Svenja Falk, Dieter Rehfeldt, Andrea Römmele und Martin Thunert (Hg.): Handbuch Politikberatung. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 126–137.
- Kropp, Cordula; Wagner, Jost (2010): Knowledge on Stage: Scientific Policy Advice. In: *Science, Technology, & Human Values* 35 (6), S. 812–838. DOI: 10.1177/0162243909357912.
- Kusche, Isabel (2008): Politikberatung und die Herstellung von Entscheidungssicherheit im politischen System. Zugl.: Bielefeld, Univ., Diss., 2008. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Lemke, Matthias; Wiedemann, Gregor (Hg.) (2016): Text Mining in den Sozialwissenschaften: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Manderscheid, Katharina (2019): Text Mining. In: Nina Baur und Jörg Blasius (Hg.): Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung. 2. Aufl. 2019. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 1103–1116.
- Manning, Christopher D.; Schütze, Hinrich (1999): Foundations of Statistical Natural Language Processing. 8. [print.]. Cambridge (Massachusetts): MIT Press.
- Marres, Noortje (2018): Digital sociology. The reinvention of social research. Cambridge: Polity.
- Meuser, Michael; Nagel, Ulrike (1994): Expertenwissen und Experteninterview. In: Ronald Hitzler, Anne Honer und Christoph Maeder (Hg.): Expertenwissen. Die institutionalisierte Kompetenz zur Konstruktion von Wirklichkeit. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, S. 180–192.
- Pierson, Robert (1994): The Epistemic Authority of Expertise. In: *PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association* 1994 (1), S. 398–405. DOI: 10.1086/psaprocbienmeetp.1994.1.193044.
- Stulpe, Alexander; Lemke, Matthias (2016): Blended Reading. Theoretische und praktische Dimensionen der Analyse von Text und sozialer Wirklichkeit im Zeitalter der Digitalisierung. In: Matthias Lemke und Gregor Wiedemann (Hg.): Text Mining in den Sozialwissenschaften: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 17–62.



Weingart, Peter (2006): Erst denken, dann handeln? Wissenschaftliche Politikberatung aus der Perspektive der Wissens(chaft)soziologie. In: Svenja Falk, Dieter Rehfeldt, Andrea Römmele und Martin Thunert (Hg.): Handbuch Politikberatung. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 35–44.

## 6. Anhang

### Anhang 1: Teilnehmerliste mit Gruppeneinteilung<sup>8</sup>

Wissenschaft (n=21)	acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften Big Data Analytics Group, Saarland Informatics Campus Borderstep Institut für Innovation und Nachhaltigkeit Bucerius Law School Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) Fraunhofer-Gesellschaft FZI Forschungszentrum Informatik Goethe Universität, UCL Centre for Blockchain Technologies Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg Hochschule Hannover HTW Berlin Institut für Angewandte Blockchain Institut für Mittelstandsforschung Bonn Johannes Gutenberg-Universität Mainz LMU München / Chair for Internet Business and Internet Services TIB und Hochschule Hannover TU München Universität Bayreuth, Professuren „Wirtschaftsinformatik und Nachhaltiges IT-Management“ und „Wirtschaftsinformatik und Strategisches IT-Management“ Universität Ulm Weizenbaum-Institut für die vernetzte Gesellschaft (Forschungsgruppe 17) Wissenschaftliches Institut für Infrastruktur und Kommunikationsdienste
Wirtschaft (n=67)	Achelos Alpenregion Tegernsee Schliersee Amplicade GmbH AnAloGy ARXUM Business GmbH

<sup>8</sup> Anm.: Drei Fälle wurden im Zuge der Datensatzvorbereitung ausgeschlossen und sind folglich nicht in der Liste aufgeführt: „METRO-NOM“ (Grund: englischsprachige Beiträge), Hanseatic Blockchain Institute (Grund: Kein Text) und WElectric EoT GmbH (Grund: Kein Text).

Bearing Point

Bitfury Surround GmbH

BOTLabs GmbH

Celo

Christoph Kroschke GmbH

CMS Hasche Sigle Partnerschaft von Rechtsanwälten und Steuerberatern mbB

cryptowerk

Das Blockchain-Institut

DataArt GmbH

DB Systel GmbH

Deepshore GmbH

Dekabank

Deutsche Bank AG

Deutsche Börse AG

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)

DMS Energie

Dr.-Ing. Nepustil & Co. GmbH

ECHTNICE GmbH

Energiewirtschaft, -IT ARGE Netz GmbH & Co. KG

Energy Web Foundation

enyway GmbH

ETECTURE GmbH

European Energy Exchange AGFinancial Token GmbH

Forschungsgesellschaft für Energiewirtschaft (FfE )

GETEC ENERGIE GmbH

Gimedia

GIZ GmbH

Gnosis Service GmbH

GP Bullhound

Heytax

Iceventure // Iceseminars

JC Investment GmbH

Katalytics GmbH

lindenpartners

Linklaters LLP  
 MACH AG  
 MaibornWolff GmbH  
 Materna Information & Communications SE  
 minespider Germany GmbH  
 msg systems AG  
 NEM Labs  
 Oppenhoff & Partner Rechtsanwälte Steuerberater mbB  
 Postera Capital GmbH  
 PPI AG  
 R3  
 regio-iT  
 Satoris  
 Satoshi Visions  
 SIDEVIEW GmbH  
 Siemens AG  
 Sopra Steria SE  
 summitto  
 T-Systems Multimedia Solutions GmbH  
 Think Crypto GmbH  
 VGH Versicherungen Landschaftliche Brandkasse Hannover  
 Visa  
 Volkswagen AG  
 wevest Digital AG  
 WKW.automotive  
 WSW Energie & Wasser AG  
 YPTOKEY GmbH

---

Interessen-  
 verbände  
 (n=32)

#cnetz  
 Bitkom e. V.  
 Blockchain Bayern e.V. i.G.  
 Blockchain Bundesverband e.V.  
 Blockchain-Initiative Energie im EDNA Bundesverband Ener-  
 giemarkt  
 BlockLAB Stuttgart (Verband)  
 Bundesverband Crowdfunding

Bundesverband der Deutschen Industrie (BDI) e.V.  
 Bundesverband der Deutschen Volksbanken und Raiffeisenbanken e.V.  
 Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW)  
 Bundesverband deutscher Banken  
 Bundesverband Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V.  
 Bundesverband Investment und Asset Management (BVI)  
 Bundesverband IT-Mittelstand e.V.  
 Bundesverband mittelständische Wirtschaft e.V.  
 Bundesverband Öffentlicher Banken Deutschlands (VÖB) e.V.  
 Deutscher Sparkassen- und Giroverband  
 Deutsches Institut für Normung e.V. (DIN)  
 e5 European Business Council for Sustainable Energy  
 eco — Verband der Internetwirtschaft e.V.  
 Europäisches Institut für Energietechnik  
 Germanwatch e.V.  
 Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft (GDV)  
 Initiative „Blockchain in der Verwaltung Deutschland“ (BiVD)  
 Krankenhaus-Kommunikations-Centrum KKC e.V.  
 Otherwise Network  
 TeleTrusT Bundesverband IT-Sicherheit e. V.  
 VDI  
 Verbraucherzentrale NRW  
 Verein zur Erforschung zukunftsfähiger Lebensweisen e.V.  
 vfa - Verband der forschenden Pharmaunternehmen  
 VITAKO e.V.

---

Stiftungen (n=5)	Cardano Stiftung Global Legal Entity Identifier Foundation (GLEIF) IOTA Stiftung Share&Charge Foundation Stiftung Neue Verantwortung e. V.
Behörden (n=2)	Bundesamt für Migration und Flüchtlinge Stadt Köln (Behörde)

---

## Anhang 2: Top 10 Worte mit den größten Unterschieden in der Verwendung

Wortstamm	Gruppen		Häufigkeiten (in Prozent)		Sig. Level (Welch's t-Test)
	1	2	1	2	
prozess	econ	scie	79	38	***
beteiligt	econ	scie	55	24	***
brauch	econ	scie	31	5	***
juristisch	econ	scie	31	5	***
ja	econ	scie	60	29	**
erhal	econ	scie	49	19	***
wurd	econ	scie	72	43	**
natürlich	econ	scie	48	19	**
perso	econ	scie	52	24	**
ab	econ	scie	57	29	**

\*  $p \leq 0,1$

\*\*  $p \leq 0,05$

\*\*\*  $p \leq 0,01$

## Anhang 3: Danksagung

Besonderer Dank gebührt an dieser Stelle Sarah Basic vom Bundeswirtschaftsministerium für die Bereitstellung des Konsultationsdokuments in einem auswertbaren Textformat (.docx) und Leon Hellbach für die Zuordnung der Teilnehmer\*innen in Gruppen.