

[Postprint]

DR. NORMAN FIEDLER

Die Sprache des Impacts

WIE AUSGERECHNET DIE LINGUISTIK WIRKUNG UND ANWENDUNG VON FORSCHUNG VORHERSAGT

1. Der Auftrag	110
2. Von Text auf Impact schließen	111
3. Die richtige Wahl der Daten	112
4. Der Plan	113
5. Information retrieval	115
6. Vom Können und Nutzen der Methode	118
7. TextTransfer verstetigen und anwenden	120
Literatur	124

Mit zunehmender Empirisierung und Digitalisierung der Wissenschaft sind Forschungsergebnisse zu einer derart umfassenden Ressource angewachsen, dass sie sich nicht mehr durch den menschlichen Bearbeiter allein erfassen lassen. Vielen droht das digitale Verrotten. Gleichzeitig steigt der Bedarf der risikobewussten Gesellschaft nach wissenschaftsgestützten Lösungen für gesellschaftliche Herausforderungen: Der nachvollziehbare Impact von Forschung wird zum relevanten Faktor in der Erarbeitung und Bereitstellung von Wissen. Mit „TextTransfer“ steht nun ein maschinelles Verfahren zur Verfügung, das per KI Impact-Potenziale von Forschungsergebnissen für unterschiedliche gesellschaftliche, wirtschaftliche, kulturelle und politische Anwendungsfelder zuverlässig vorherzusagen verspricht. Chancen ihrer Implementierungen bespricht der Artikel ebenso, wie Grenzen ihrer Skalierbarkeit und ethische Aspekte in der Nutzung.

1. Der Auftrag

In vielleicht nostalgischer Rückschau hört man über den ehemaligen kommunistischen Osten Deutschlands bisweilen Sätze wie: „Damals, in der DDR, da hatten wir *auch* Jeans!“ Wer aber Art und Beschaffenheit der alten Niethose vor Augen hat, versteht Begehrlichkeiten der DDR-Jugend am äquivalenten Westprodukt. Ähnlich verhält es sich oft mit den Versuchen der Geistes- und Kulturwissenschaften, im Bereich des Wissens- oder gar Technologietransfers selbst aktiv zu werden. Vorgetragen werden berechnete Anregungen, den Transferbegriff nicht allzu eng technologisch, wirtschaftlich oder monetär zu fassen, dann habe man *auch* etwas vorzuweisen als soziale Innovation.

Das Transferleitbild¹ der Leibniz-Gemeinschaft mag hier als Beispiel dienen. Aber machen wir uns nichts vor: Im Vergleich zu Ingenieur- und Naturwissenschaften die Geisteswissenschaften somewhat lack behind [Meier, Schimank 2004, S. 101]. „Relevanz“ [Fecher 2022, S. 125-126] wird beschworen, der subjektive Legitimitätsdruck auf die kleinen Fächer ist hoch:

» Im Vergleich zu Ingenieur- und Naturwissenschaften die Geisteswissenschaften somewhat lack behind [Meier, Schimank 2004, S. 101]. „Relevanz“ [Fecher 2022, S. 125-126] wird beschworen, der subjektive Legitimitätsdruck auf die kleinen Fächer ist hoch. «

„Imagine a civil servant responsible for the distribution of the research budget. Imagine them saying ‘I don’t lose any sleep at night over the spending of taxpayers’ money on medical research, but I do lose sleep over the spending of it on humanities research.“ [Bate 2011, S. 7]

Aktuelle Krisen haben dieser Diskussion wieder Nahrung gegeben.² Indes haben geistes- und sozialwissenschaftliche Arbeiten durchaus Wirkung [Köller et al.2022, S. 59-61]. Nicht anders wie in allen Disziplinen der Forschung besteht auch hier die Schwierigkeit, solche Erfolge mit vertretbarem Aufwand sichtbar zu machen [Henke et al.2016, S. 36-37].

Ein Beispiel: Das *Leibniz-Institut für Deutsche Sprache* (IDS) erforscht und dokumentiert das Deutsche in seinem gegenwärtigen Gebrauch und seiner jüngeren Geschichte. Moderne technische Verfahren, insbesondere Ansätze der Korpuslinguistik mit ihren sehr großen, standardisierten und mit Metadaten beschriebenen (annotierten) Datenmengen natürlicher Sprache, kommen zum Einsatz, um ein digitales, maschinell auslesbares Bild des Deutschen zu erzeugen.³ Unter den öffentlichen Förderlinien wurde mit der Maßnahme *Innovationsorientierung der Forschung*⁴ des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) eine Plattform geschaffen, um Instrumente und Methoden zur Ertüchtigung außeruniversitärer Institute zu entwickeln. Das dort vorangebrachte Vorhaben *Verwertung Geist* (2011-2016)⁵ des IDS hat Gründe und Lösungswege für die Zögerlichkeit der Geisteswissenschaften gesucht und potenzielle, für den Wissenstransfer relevante Kompetenzen identifiziert. Immer wieder fielen hierbei Methoden und Ressourcen aus dem Bereich der Sprachtechnologie, also der maschinellen Sprachverarbeitung, als besonders vielversprechend auf. Zwischenzeitlich verfügt das IDS über eine einschlägige Forschungsabteilung. Dies blieb auch in der geldgebenden Förderlinie nicht unbemerkt: Ein umtriebiger Mitarbeiter überrumpelte das IDS 2016 mit der Frage, ob sich in Text niedergeschriebene Forschungsergebnisse, die einen Transfererfolg aufweisen,

1 https://www.leibniz-gemeinschaft.de/fileadmin/user_upload/Bilder_und_Downloads/Neues/Mediathek/Publikationen/Brosch%C3%BCren/Leitbild_Transfer_Einzelseiten.pdf

2 <https://www.jmwiarda.de/2022/07/05/die-angst-vorm-gro%C3%9Fen-sparen/>

3 <https://pub.ids-mannheim.de/laufend/clip/clip11.html>

4 <https://www.transferwerkstatt.de/>

5 <https://www.ids-mannheim.de/fi/abgeschlosseneprojekte/verwertung-geist/>

sprachlich von solchen Erzeugnissen unterscheiden lassen, die keine Anwendung fanden. Und: Lassen sich sprachliche Muster erkennen, anhand derer sich Transfererfolg maschinell vorhersagen lassen? Die Angesprochenen verfielen vorübergehend in Unruhe – und sagten dann zu: Ja, das wäre möglich. Die folgenden Zeilen werden zeigen, wie...

2. Von Text auf Impact schließen

Damit war das Vorhaben *TextTransfer* aus der Taufe gehoben.⁶ Zweifellos beschreiben wissenschaftliche Texte bisweilen Transferaktivitäten der Forschung. Üblicherweise geschieht dies in der Nutzung bestimmter Transferformate: Es wurden Patente angemeldet. Es wurde eine Firma gegründet. Es wurde ein Politiker beraten. Allein, es bleibt unsicher, ob so „verwertete“ Forschungsergebnisse in einem spezifischen, vorzugsweise nichtakademischen Segment tatsächlich angewandt wurden. Was aus der Anfrage des BMBF viel eher zu lesen war, ist das Interesse, den Erfolg des Transfers zu messen. Womit wir beim *Impact* wären – also dem Resultat des Innovationsprozesses [Irish Humanities Alliance 2015, S. 3; Belfiore 2025, S. 97]: *„TextTransfer spricht dann von Impact, wenn durch Transfer/Verwertung angestoßene nachweisbare Effekte eine(r) Auswirkung auf, eine Veränderung oder ein Nutzen für Wirtschaft, Gesellschaft, Kultur, Politik oder Recht, Technologie oder Umwelt, über den akademischen Bereich hinaus betrachtet werden sollen. Der Impact kann dabei sowohl während der Projektlaufzeit selbst schon stattfinden (z.B. wird ein Produkt entwickelt) als auch während der Projektlaufzeit nur angestoßen werden, so dass von einem zukünftigen Impact auszugehen ist.“* [Fiedler et al.2024, S. 10]

Dann die Methoden der Linguistik, präziser der Computerlinguistik, zur Analyse von Impact-Potenzialen ins Feld geführt, stellt sich eine Forschungsfrage, die durch folgende drei Hypothesen eingeführt wird:

1. Forschungsinhärenter Impact zeigt sich in spezifischen sprachlichen Mustern.
2. In Text niedergelegte Forschungsergebnisse mit vergleichbarem Impact zeigen vergleichbare sprachliche Muster.
3. Diese sprachlichen Muster sind nur bedingt Fachjargon; sie sind Impact-Jargon.

Treffen diese Hypothesen zu, wäre der prinzipielle Funktionsnachweis einer automatisierten Methode des Impact Assessment mit linguistischen Mitteln erbracht. Der Nachweis hangelt sich demnach methodisch an diesen zwingenden Schlussfolgerungen entlang:

1. Vom Sprachgebrauch eines Textes müsste auf bestimmte Ausprägungen von Impact zu schließen sein.
2. Man muss den Text fachlich nicht verstehen, um auf Impact schließen zu können.

» *TextTransfer spricht dann von Impact, wenn durch Transfer/Verwertung angestoßene nachweisbare Effekte eine(r) Auswirkung auf, eine Veränderung oder ein Nutzen für Wirtschaft, Gesellschaft, Kultur, Politik oder Recht, Technologie oder Umwelt, über den akademischen Bereich hinaus betrachtet werden sollen.* «

6 <https://texttransfer.org/>

» Da im Transfer beschäftigte Expert*innen insbesondere auf der Anwenderseite bisher vor der nicht unerheblichen Herausforderung stehen, große Mengen teils unverständlicher Texte zu durchforsten, böte eine solche Methode starke Unterstützung, wissenschaftlichen Wissensbestand recht schnell auf Impact-Wahrscheinlichkeit abklopfen zu können. «

Erweisen sich diese Schlussfolgerungen im Zuge der Untersuchung als nachweislich korrekt, wäre der Untersuchungsgegenstand *Sprache* als Indikator für wissenschaftlichen Impact etabliert. Maschinelles *distant reading* prognostiziert dann effizient wissenschaftlichen Impact. Texte müssten demnach nicht mehr durch menschliche Analysten aufwändig selbst gelesen, interpretiert und bewertet werden. Es genügt schlichtweg, die als sprachliche Indikatoren für Impact identifizierten Textelemente zu vergleichen, vorab definierten Kategorien von Impact zuzuordnen und entsprechend darzustellen. Da im Transfer beschäftigte Expert*innen insbesondere auf der Anwenderseite bisher vor der nicht unerheblichen Herausforderung stehen, große Mengen teils unverständlicher Texte zu durchforsten, böte eine solche Methode starke Unterstützung, wissenschaftlichen Wissensbestand recht schnell auf Impact-Wahrscheinlichkeit abklopfen zu können.

3. Die richtige Wahl der Daten

Maschinelle Lernverfahren sind nur so gut wie ihr zugrundeliegender Datensatz. Nachdem eine konkrete Messgröße identifiziert wurde, musste in einem zweiten Schritt eine geeignete Stichprobe gezogen werden, anhand derer Impact mit maschinellen Methoden gemessen werden konnte. Dieses neue Korpus musste wissenschaftliche Texte enthalten, die in hinreichender Menge frei verfügbar und untereinander vergleichbar sind sowie potenziell relevante sprachliche Muster im Sinne der Forschungsfrage aufzuweisen versprechen.

Anwendungsforschung, also Forschung mit außerwissenschaftlichem Impact(-Potenzial), fällt zwar häufig und gerne (beabsichtigt oder nicht) als Beiprodukt langjähriger Grundlagenforschung an. Empirisch beobachten oder gar zuverlässig vorhersagen lässt sich Impact in diesem modus operandi jedoch kaum. Gefragter für den hier verfolgten Ansatz wäre ein wissenschaftliches Format, das zeitlich abgegrenzt, thematisch mit klarer Zielausrichtung fokussierter und im Ansatz mit höherer Wahrscheinlichkeit anwendungs- oder doch zumindest problemorientierter ausgerichtet ist: Die Wahl fiel daher auf Drittmittelprojekte. Diese sind zum Normalmodell der Forschung avanciert [vgl. Torka 2006], in dem sich jedoch die grundlagen- und erkenntnisorientierten Geisteswissenschaften bisweilen nicht wohlfühlen [vgl. Winterhager 2015].

Impact empirisch zu erfassen [Bornmann 2013] bedeutet aber „messen und wiegen“. Zuverlässig messen und wiegen lässt sich jedoch nur anhand eines physischen Manifestes: Glücklicherweise können sich Impact-Assessoren aber insofern schätzen, als zumindest öffentliche Forschungsförderer ihre Zuhörer*innen zur Abgabe eines frei verfügbaren und zu einem Mindestmaß standardisierten Abschlussberichts ihres Tuns verpflichten. Gerade die formale Vergleichbarkeit dieser Gattung stellt für ein maschinelles Lernverfahren ein optimales Biotop dar. Die Methode *TextTransfer* steht mit dieser Gattung eine hervorragende Ressource für sein *data mining* zur Verfügung.

4. Der Plan

An dieser Stelle unserer Überlegungen lässt sich also zusammenfassen, dass ein sprachwissenschaftliches Institut unter der fachlichen Zuständigkeit von u.a. Prof. Dr. Andreas Witt, Dr. Maria Becker, Dr. Diana Steffen und Jutta Bopp beauftragt wurde, sprachliche Daten so aufzubereiten, dass sie maschinell semantisch auf Impact hin analysiert werden können. Im ersten Ansatz wurde vermutet, dass dies mit Projektabschlussberichten am ehesten gelingen dürfte. Um zu belastbaren Ergebnissen zu kommen, wurde überdies erwogen, diesen Datenschatz einem maschinellen Lernverfahren zu unterziehen, um per *distant reading* künftigen *impact professionals* viel Arbeit zu ersparen.

Als Datengeber konnten das *Leibniz-Informationszentrum Technik und Naturwissenschaften*/Technische Informationsbibliothek (TIB) Hannover gewonnen werden. Wir danken allen dort beteiligten Kolleg*innen an dieser Stelle, stellvertretend Lambert Heller! Mit der Veröffentlichung von Pflichtexemplaren der gesuchten Abschlussberichte steht dieser Quelltyp zwar öffentlich und frei zur Verfügung. Abschlussberichte liegen jedoch in mannigfaltigen, erschreckend häufig aber nicht in maschinenlesbaren Formaten vor. Was hier lapidar in wenigen Worten Erwähnung findet, stellte eine der großen, mit erheblichem Zeitaufwand verbundenen Herausforderungen unserer gemeinsamen Arbeit dar: Einfache PDFs und teilweise gescannte und digitalisierte Textdateien in ein maschinenlesbares Format zu konvertieren, war die Kernaufgabe dieses Partners. Vorschläge zu erarbeiten, wie diese Einreichungen künftig zeitgemäßer aussehen und wie ein Tool wie *TextTransfer* in die Rechtersysteme einer Gedächtnisorganisation eingebunden werden könnten, waren weitere.

Maschinell gelernt wurde hingegen in den USA: Unter der Leitung von Prof. Jana Diesner baute die *Universität von Illinois in Urbana-Champaign* (UIUC) ein dediziertes Lernverfahren für unser Projekt auf. Einschlägig befähigt für Verfahren des *natural language processing* wurde an der Schnittstelle von Informatik und Linguistik einer Maschine das Verständnis von Struktur und Inhalt eines bestimmten Textkorpus trainiert. Die Zielrichtung der Forschungsfrage im Blick, wurden überdies impact-relevante Muster mittels Informationsextraktion identifiziert, klassifiziert und als Indikatoren für das Lernergebnis statistisch ausgewertet.

Die *Görgen & Köller GmbH* (G&K) war das vierte Mitglied des Teams *TextTransfer*, hatte verdienstermaßen den Impact-Begriff als Substitut für Verwertung und Wissenstransfer in Stellung gebracht und kümmerte sich um Fragen der Impact-Kategorisierung und Lösungen zur Implementierung der Methode *TextTransfer*.

Das Zusammenwirken dieser vier Partner steuert sich nach den Erfordernissen des Maschinellen Lernens, dem Erlernen und Erkennen von Mustern. Ein Rechner vermag Muster wahrzunehmen, wenn er anhand von Beispielen Regelmäßigkeiten auszumachen beginnt. Die Menge dieser Beispiele ist ausschlaggebend, um das Maß statistischer Wahrscheinlichkeit in belastbare Bereiche voranzutreiben, ihre Güte, um statistische Verunreinigungen zu vermeiden, und gesicherte Referenzen, um die Richtigkeit des Gelernten zu bestätigen. Die Tücke liegt hierbei wie so oft im Detail: Wenn also ein Rechner die Wahrscheinlichkeit von Tumorerkrankungen auf der Haut anhand dermatoskopischer

» Abschlussberichte liegen jedoch in mannigfaltigen, erschreckend häufig aber nicht in maschinenlesbaren Formaten vor. Was hier lapidar in wenigen Worten Erwähnung findet, stellte eine der großen, mit erheblichem Zeitaufwand verbundenen Herausforderungen unserer gemeinsamen Arbeit dar. «

Analyse unterstützen soll, wird er zunächst an einer Unzahl von diagnostizierten Bildbeispielen trainiert [vgl. Narla et al. 2018]. Diagnostisch nicht relevante Faktoren, wie Unschärfen der Aufnahme, Raster, Maßstäbe oder eingeblendete Metainformationen stören jedoch den Erfahrungsaufbau. Die KI erkennt nun auch dann Krebs, wenn als diskriminierender Indikator eine fotografische Unreinheit auf dem Bild zu sehen ist – fatal für die Diagnose.

Umgelegt auf *TextTransfer* bedeutet dies einen stufenweisen Ablauf des Vorhabens. Die Maschine lernte zunächst anhand von Projektberichten als Beispiel. Um den Prognoseerfolg zu optimieren, wurde unter der Vielzahl an öffentlich geförderten Berichten eine thematische Einschränkung auf die *Domäne* „Mobilität“ im weitesten Sinne vorgenommen. Anwendungsnähe war hierfür ein entscheidendes Auswahlkriterium. In einer zweiten, auf thematische Skalierung ausgerichteten Projektphase folgten überdies „Künstliche Intelligenz“ sowie „Linguistik“ und „Musikwissenschaft“. Weitere Reduktionen der Datenbasis mit dem Ziel, ein vielversprechendes Ergebnis zu erarbeiten, haben wir auf dem Weg zu einer finalen Stichprobe hinsichtlich Projektlaufzeit, Konstellation der Projektbeteiligten (zumindest in der ersten Stichprobe: zumindest ein Unternehmen) sowie Umfang und Anzahl der eingereichten Berichte vorgenommen.

» Für das Maschinelle Lernen hat sich das Projekt auf einen gesteuerten Ansatz verlegt (*supervised machine learning*). Hiernach gliedert sich der verwendete Datensatz in die Kategorien Lern- und Evaluationsdaten. «

Für das Maschinelle Lernen hat sich das Projekt auf einen gesteuerten Ansatz verlegt (*supervised machine learning*). Hiernach gliedert sich der verwendete Datensatz in die Kategorien Lern- und Evaluationsdaten. Die Lerndaten dienen dem Training der Maschine nach bestimmten Parametern, die Evaluationsdaten hingegen prüfen die Präzision der Maschine. Für beide Datensätze müssen vorab Informationen erhoben werden, die *gesichert* Auskunft über den Impact der im Text dokumentierten Forschung erteilen. Diese Informationen wurden systematisiert, um den Lerndatensatz mit einem *impact label* zu klassifizieren (s. folgendes Kapitel). Die Maschine lernt dann die Berichtstexte und das label. Aufgebaut wird Erfahrungswissen,

welcher Text welche Ausformung von Impact impliziert. Welche *features* im Text auf Impact hindeuten, bleibt dem menschlichen Bearbeiter zunächst verborgen. In einem zweiten Durchgang verifiziert die Maschine ihr Wissen anhand eines Evaluationsdatensatzes, dessen labelling der Maschine vor-enthalten wurde. Die Maschine klassifiziert somit selbstständig unbekannte Daten auf den Faktor Impact. Im Abgleich mit den tatsächlich erhobenen Impact-Informationen zu den Projekten und Texten kann die Evaluation des Lernergebnisses erfolgen.

Entscheidend für die Güte des Lernergebnisses ist also die Verlässlichkeit dieser Referenzinformationen zum Impact von Projekten, die das label der Projektberichte ausmachen. Beim Projektteam setzte sich schnell die Erkenntnis durch, dass solche Informationen entweder im externen Projektumfeld oder im Text des Berichts selbst zu finden waren. Im ersten Fall sprachen wir vom deduktiven oder *top-down*-Ansatz [Witt et al. 2018], in letzterem vom induktiven oder *bottom-up*-Ansatz [Rezapour et al. 2020]. Interessant war, welcher der bessere Weg zum Ziel sein würde.

5. Information retrieval

Für den *top-down*-Ansatz wurden impact-relevante Informationen im Projektumfeld erhoben. Zwar sind Informationen über einzelne Drittmittelvorhaben – Projekttitle und -kennzeichen, Beteiligte, Fördersumme usw. – über verschiedene Datenbankportale abzurufen. Auch liegen die Ergebnisse in Gestalt der von uns untersuchten Berichte vor. Was uns allerdings fehlte, war eine öffentlich zugängliche Dokumentation des Impact-Erfolgs unserer Probanden in der Stichprobe. Es blieb uns also nichts anderes übrig, als den Telefonhörer in die Hand zu nehmen und, auf ihr Wohlwollen und Interesse hoffend, aktive und ehemalige, teilweise längst verzogene Projektbeteiligte persönlich zu befragen. Stets gleiche Interviews wurden geführt, die sich an einem standardisierten Leitfaden orientierten. Die individuellen Antworten lösten dann jeweils vorab definierte Impact-Indikatoren aus, die ihrerseits einer bestimmten Impact-Kategorie zugewiesen waren. Die Indikatoren waren dabei so gestaltet, dass sie konkrete und nachweisbare Impact-Erfolge erforderten, um anzuschlagen. Die Kategorie verabreichten wir einzelnen Datensätzen – Texten und ganzen Projekten – als label. Das Kategorienschema war am PESTEL-Schema [Fiedler et al. 2024] ausgerichtet und sah für diese Herangehensweise wie folgt aus:

» Was uns allerdings fehlte, war eine öffentlich zugängliche Dokumentation des Impact-Erfolgs unserer Probanden in der Stichprobe. Es blieb uns also nichts anderes übrig, als den Telefonhörer in die Hand zu nehmen und, auf ihr Wohlwollen und Interesse hoffend, aktive und ehemalige, teilweise längst verzogene Projektbeteiligte persönlich zu befragen. «

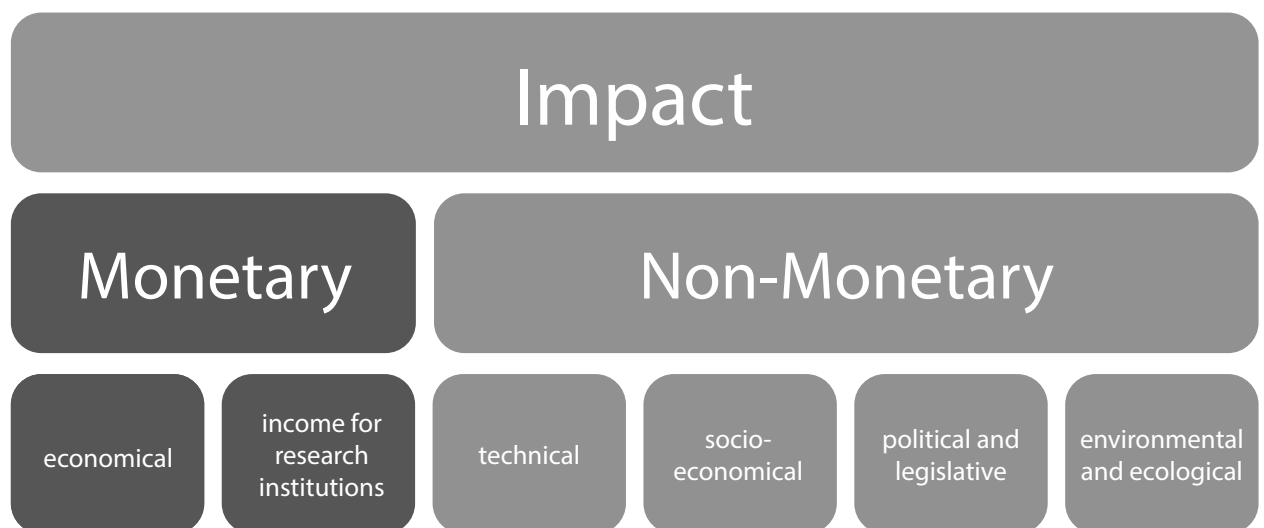


Abbildung 1: Kategorienschema deduktiver Ansatz „tatsächliche Verwertung“ (top-down) nach Rezapour et al. 2020, S. 6779.

Die induktive Ermittlung von Impact-Informationen erfolgte hingegen im Text selbst. Begriffe, Begriffskombinationen, Duktus, Textlänge, Beteiligte, bestimmte Themen o.ä. waren relevante Indikatoren. Die Indikatoren erwuchsen daher der Evidenz im Textbestand und nicht, wie im deduktiven Ansatz, als vorverabreichte Systematik. Zunächst händisch wurden in den Projektberichten relevante Passagen identifiziert und wie folgt eigens kategorisiert:

Kategorie	
Auslösender Indikator	Definition
Societal impact: The effects of a project on societal events, groups, or institutions	
Culture / Events	Organization of (cultural) events, workshops, performances, etc.
Education	Education or training, e.g., new learning methods for schools
Physical Health	e.g., alleviation or reduction of diseases, vaccination campaigns, etc.
Life Quality	Quality of life/mental health, e.g., reduced depression, work-life balance
Safety	Traffic safety, hazard prevention, etc.
Mobility	Freedom of movement and mobility
Political and Legal Impact: Utilization of project results in political or legislative contexts	
Regulations	Political regulations and deregulations
Laws	Development/contributions/amendments to laws/legal regulations
Ethical Impact: Ethical effects of a project e.g., raising equality or awareness, charity	
Awareness	Establishment/increase of awareness, perception, or attitudes
Justice	Establishment/improvement of justice and equality
Data Policy	Data privacy and privacy, Open Access
Economic Impact: Utilization of project results for economic/financial developments	
Business Models	Development of business models or other economic strategies
Income	Generation/increase of income, new positions (outside university)
Employee Satisfaction	Employee satisfaction/service quality
Optimizing Processes	Optimization of processes in the economic/business sector
Environmental Impact: Effects of a project on ecological or environmental aspects	
Climate Protection	Environmental/climate/conservation protection
Sustainability	Sustainability of products, methods, etc.
Technical impact: Technologies/models/data developed in the project	
Prototype	Prototype development: Development of software prototypes
Model Development	Development of models/algorithms/methods
IT Security	IT Security: Establishment/improvement of IT security
Documentation	Documentation: Technical documentation
Data Collection / Release	Data collection/release: Data collection/data release/data publication

Other: Types of non-academic impact that do not fit into one of the other main categories	
Product Development	Development or improvement of a product
PR / Visibility	Promotion of a project; methods to increase the visibility of the project
Knowledge Acquisition	Acquisition/communication of knowledge through the project
Knowledge Transfer	Transfer of knowledge obtained in the project to other areas
Collaborations	Establishment/improvement of collaborations beyond academia
Academic Impact: Effects within the academic domain⁷	
Income	Academia Income of research institutions, funding for hiring new team members
Research Methods	Development/application of new research methods
Learning and Teaching	New/improved learning and teaching methods within academia
Publications	Publication of research results (e.g., in journals/books, at conferences)
Academic Events	Organization of academic events (e.g., workshops, conferences)
Collaborations	Establishment/improvement of collaborations/networks within academia
Future Research	Opening up new perspectives for future research projects
Knowledge Acquisition	Acquisition/conveyance of academic knowledge through the project

Tabelle 1: Finales Kategorienschema induktiver Ansatz (bottom-up).

Zweifellos ist es der deduktive Ansatz, der im Blick von außen auf den Text die gesichertsten Erkenntnisse über den Impact-Erfolg eines Projekts generieren kann, der sicherere – sollte man meinen. Da von Anfang an klar war, dass dieses Verfahren für eine effektive Skalierung der Methode unzumutbar wäre – die Aufnahme neuer Lerndaten hätte jedes Mal externer Recherche bedurft – blieb die Frage, ob der induktive Ansatz Ergebnisse vergleichbarer Güte hervorbringen konnte. In der Folge war *TextTransfer* bemüht, diese impact-relevanten Elemente in Texten für das Training der Maschine künftig automatisiert zu extrahieren. Herausfordernd gestaltete sich hierbei freilich, dass die Maschine einschlägige Passagen, Wortkonstellationen, Lexeme und textstrukturelle Elemente zuverlässig erkannte. Übertragen wurde dieses Vorgehen dann auch auf die deduktive Gewinnung von Impact-Informationen: Hier steht insbesondere ein Spezialfall des Impacts im Fokus, nämlich der Niederschlag von Forschungsaktivitäten und deren Erfolgen und Wirkungen im Presseecho. Das Deutsche Referenzkorpus des IDS war hier eine geeignete Quelle [Kupietz et al.2018], um externe Informationen über Forschung zu erheben. Um impact-relevante Elemente in ihrer gesamten Varianz und Spezifität in Forschungstexten und darüber hinaus eindeutig identifizieren zu können – dies beginnt schon mit der korrekten automatischen Zuordnung von keinesfalls so individuellen Projektnamen oder -beteiligten – entsteht nun in der verbliebenen Zeit bis zum Ende des Vorhabens im Mai 2024 eine umfangreiche Datenbank, anhand derer das maschinelle Verfahren weiter trainiert werden kann.

⁷ Die Kategorie wissenschaftlicher Impact wurde nicht als zentrale Messgröße eingeführt, sondern um aufgrund semantischer und textstruktureller Ähnlichkeiten von Indikatoren für akademischen und außerakademischen Impact letzteren besser aussondern und falsch-positive Treffer vermeiden zu können.

6. Vom Können und Nutzen der Methode

Erlauben wir uns also einen Blick auf die ersten Ergebnisse im Projekt. Zum Profil unserer Entwicklung lässt sich bisher festhalten: Methoden des Impact-Assessment mittels maschinellen Lernens erfordern eine hochaufbereitete und thematisch dediziert kategorisierte Datenbasis, um indizierende sprachliche Muster erkennen zu können. Mit Blick auf den im Projekt zu bearbeitenden Themenkomplex „Impact“ sowie auf die deutsche Sprache als verbindendes Merkmal der herangezogenen Schriften liegt mit *TextTransfer* ein auf der gesamten Bandbreite sozialer bis hin zu wirtschaftlichen Nutzungsmöglichkeiten anwendbares Assessment-Tool vor.

Wie präzise war die Methode? Überraschenderweise blieb die Treffsicherheit des rein aus textinhärenten Elementen gespeisten induktiven Ansatzes trotz des erheblich geringeren organisatorischen Aufwands in der Datenermittlung keineswegs hinter der externen Erhebung und deduktiven Verabreichung von Referenzinformationen zurück.

Model	Deductively derived Model				Inductively derived Model			
	P	R	F1	ROC	P	R	F1	ROC
Unigram (Baseline)	72.37	65.81	66.45	73.38	55.62	52.06	52.95	68.91
Ngram (unigram+bigram+trigram)	77.83	75.69	75.32	80.01	56.37	52.77	53.83	69.44
Ngram + POS	77.83	75.69	75.32	80.01	56.2	52.59	53.66	69.31
Ngram + POS + Sub-categories	80.04	76.87	76.39	80.82	79.8	78.29	78.81	85.92

Tabelle 2: Erste Lernergebnisse von *TextTransfer* im deduktiven und induktiven Ansatz im Vergleich, Genauigkeit (P), Recall (R), F-Maß (F1), Receiver Operating Characteristic Curve (ROC), Werte in Prozent.

Insbesondere der statistisch interessante Durchschnittswert F1 lag mit seiner formal wie inhaltlich stark eingegrenzten Datenbasis bei einer Trefferquote von fast 80% richtiger Vorhersagen, bei denen der zuvor extern ermittelte Impact-Erfolg von Projekten korrekt maschinell vorhergesagt wurde [Rezapour et al. 2018, S. 6783]. Mit der Nutzung weiterer Lernparameter und weiterer Skalierung der Methode hinsichtlich Datenmenge und -heterogenität wird sich dieser Wert zusehends einpendeln [Becker et al. 2024]. Bis hierhin lässt sich also festhalten, dass wir eine Methode an der Hand haben, die mit recht hoher statistischer Validität das Impact-Potenzial von Forschungsergebnissen aus Texten erschließt. Die dafür notwendige Erkenntnisbasis entsteht aus Erfahrungswissen, das aus der Akkumulierung von *bekannt* Impact-Pfaden bzw. textinhärenten features *abgeschlossener* Projekte generiert wurde.

Künftige Nutzer, und „Analysierte“ nicht minder, dürfte also umtreiben, wie eine solche Impact-Vorhersage eines Forschungsergebnisses, ja: der eigenen Arbeit, einzuschätzen ist. Was bedeutet also, das Resultat eines soeben publizierten Drittmittelvorhabens habe laut Maschine „Gesellschaftlichen Impact“ oder, Gottseibeius, „Keinen Impact“? Ist ein solches Ergebnis nur eine weitere Spielart des ohnehin schon stark umstrittenen Feldes der

Hierarchisierung und über bibliometrische und peer-review-Verfahren hinausgehende Rankingsysteme der Forschung [Borgwardt 2011; Belcher et al. 2016; Ringel et al. 2021]?

Prophezeit *TextTransfer*, ein Projekt habe keinen Impact, beruht diese Aussage auf der Erfahrung unzähliger Lernvorgänge, dass vergleichbare Forschungen in der Vergangenheit aufgrund des Zusammenkommens oder Fehlens spezifischer Indikatoren bisher keinen Impact generiert haben. Es geht demnach um statistische Wahrscheinlichkeiten, nicht um unumstößliche Gesetzmäßigkeiten im Transfer. Statistische Fehler verzerren mithin den outcome des Lernens: Die Mordbrennerei der Palästinenser in Israel vom Oktober 2023 hat uns schmerzlich vor Augen geführt, wie ein durch Hochtechnologie vermeintlich gut gesichertes Land überwunden werden konnte. Nachdem der Angreifer die Muster, nach denen die KI der israelischen Sicherheitsbehörden ihre Entscheidungen zur Gefahrenerkennung traf, entschlüsselt hatte, war es ihm ein Leichtes, der Maschine Sicherheit vorzugaukeln und späterkannt in die kibbuzim einzusickern.⁸ Und an dieser Stelle haben wir den sensiblen Kern der Nutzung von *TextTransfer* berührt! Wäre es einem Antragsteller auf Drittmittel möglich, in Kenntnis von Funktionalitäten und Indikatorik der Methode einen Text so zu bauen, dass ein wohlwollendes Assessment von *TextTransfer* retro engineered werden könnte? Wahrscheinlich schon. Anträge auf Maß wären die Folge. Ließe sich *TextTransfer* weiterhin vorwerfen, dass vergangenes Erfahrungswissen, auf dem die Lernergebnisse der Methode beruhen, irgendwann veraltet, wenn sich die Rahmenbedingungen der Forschung ändern? Ja, aber nur, wenn *TextTransfer* nicht kontinuierlich aus neuen Daten lernen würde. Der eintretende *time lag* wäre demnach nur minimal. Wie anders werden sich letztendlich die Kausalitäten, die in der Vergangenheit Potenziale aus dem *impact life cycle* früherer Forschungsergebnisse ergeben haben, in der Zukunft so signifikant ändern, dass *TextTransfer* keine verlässlichen Ergebnisse mehr produzieren kann? Eher nicht, eingedenk eines stets aktuell gehaltenen Lerndatensatzes.

» Und an dieser Stelle haben wir den sensiblen Kern der Nutzung von *TextTransfer* berührt! Wäre es einem Antragsteller auf Drittmittel möglich, in Kenntnis von Funktionalitäten und Indikatorik der Methode einen Text so zu bauen, dass ein wohlwollendes Assessment von *TextTransfer* retro engineered werden könnte? «

Nicht abschrecken sollen solche Fragen, sondern helfen, eine Klassifikation durch die Maschine richtig einschätzen zu können: Sie ist nichts weniger als hochpräzise und im Ergebnis recht wahrscheinlich, deutlich über den Zufallsgrad hinaus. Aber eben auch nicht mehr. Ihre Ergebnisse zeigen statistische Wahrscheinlichkeiten, wie sie sich in primär deutschsprachigen Daten öffentlich geförderter Forschung widerspiegeln. Transparenz in den Fähigkeiten der Methode ist also eine wesentliche Voraussetzung für allseitige Akzeptanz. Haben besagte Nutzer der Methode diese Punkte klar vor Augen, tun sie sich auch leichter in der Interpretation ihrer Ergebnisse. Offen bleibt die Frage, wie die Methode letztendlich in der wissenschaftlichen und ggf. auch weitergefassten (gesellschaftlichen, wirtschaftlichen, politischen usw.) Anwendung zum Einsatz kommen könnte. Eine gewisse technische Einhegung in der Bereitstellung dürfte wohl notwendig werden. Auch ist das Thema Impact Assessment selbst mit Befindlichkeiten belegt. Es sollte also ein Modell geschaffen werden, das Rollen und Rechte der Nutzung stabil definiert. Letztendlich ist KI ein technisch hochdynamisches Feld: Technischer Support und innovative Weiterentwicklung sind mitzudenken. Frieren Sprachmodelle methodisch hinsichtlich Skalierbarkeit oder verwendeter Technologie ein, geraten sie alsbald außer Betrieb. Daher können Perspektiven der technischen Nachhaltigkeit, *support* oder *usability* nicht außen vor bleiben.

8 <https://www.reuters.com/technology/hamas-assault-israel-shows-surprise-still-possible-ai-era-peter-apps-2023-10-09/>

7. TextTransfer verstetigen und anwenden

Was diskutieren wir denn noch? Zeitgemäße Wissenschaft – namentlich die datengetriebene empirische Forschung, gerade auch die Linguistik [Kamocki et al. 2023, S. 2; de Jong et al. 2022, S. 37-38] – strebt einen barrierefreien Zugang zu ihren Erzeugnissen an: *open science, open access, open data, open source*. Zumindest wenn sie aus öffentlichen Mitteln finanziert wird. Womit wir recht schnell schon im Spannungsfeld zwischen Transfer und *openness* angelangt wären [Ferguson et al. 2022; Olesk et al. 2019]. Nichtsdestotrotz ist es ein natürlicher Reflex und gute wissenschaftliche Praxis, Methoden wie *TextTransfer* frei zugänglich zu machen – mit gewissen Vorbehalten:

„Grundsätzlich bringen Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler alle Ergebnisse in den wissenschaftlichen Diskurs ein. Im Einzelfall kann es aber Gründe geben, Ergebnisse nicht öffentlich zugänglich (im engeren Sinne in Form von Publikationen, aber auch im weiteren Sinne über andere Kommunikationswege) zu machen [...]. Ist eine Entscheidung, Ergebnisse öffentlich zugänglich zu machen, erfolgt, beschreiben Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler diese vollständig und nachvollziehbar. Dazu gehört es auch, soweit dies möglich und zumutbar ist, die den Ergebnissen zugrunde liegenden Forschungsdaten, Materialien und Informationen, die angewandten Methoden sowie die eingesetzte Software verfügbar zu machen und Arbeitsabläufe umfänglich darzulegen.“ [DFG 2019, Leitlinie 13, S. 18-19, vgl. auch Helmholtz 2020]

» Wie wir jedoch gesehen haben, zöge ein allzu ungesteuerter Umgang mit *TextTransfer* möglicherweise einige unwägbara Implikationen nach sich, die zumindest bedenkenswert sind. «

„Im Einzelfall kann es also Gründe geben...“ – lösen wir diese Passage nicht, läge uns mit den hier ausführlich zitierten DFG-Richtlinien ein uneingeschränktes Plädoyer für die Offenlegung von Forschung vor. Wie wir jedoch gesehen haben, zöge ein allzu ungesteuerter Umgang mit *TextTransfer* möglicherweise einige unwägbara Implikationen nach sich, die zumindest bedenkenswert sind. Dem Vorhaben stehen also Optionen offen, die, gewiss nicht in aller Absolutheit umsetzbar, im Folgenden skizziert werden sollen.

Option 1: Open TextTransfer

Öffentlich geförderten Forschungsprojekten wie *TextTransfer* unterliegt eine spezifische organisatorische Problematik, die einer nachhaltigen Nutzung ihrer Ergebnisse bisweilen entgegensteht: Da sie bewusst zeitlich, thematisch und finanziell limitiert sind, vermögen sie eine nachhaltige, zeitdynamische technische Weiterentwicklung und eine flexible Skalierung auf individuelle Nutzeranforderungen kaum wirtschaftlich zu leisten. Friert ein solches System unter Laborbedingungen ein, können systeminhärente statistische biases nur schwer ausgeräumt werden [Heller et al. 2018, S. 12-38]. Es spricht also einiges dafür, wenn vom Projektpartner TIB angeregt wurde, *TextTransfer* auf einer offenen Plattform wie GitHub oder HuggingFace zu veröffentlichen. Einschlägig Begabte wären somit in der Lage, das Modell barrierefrei zu nutzen, weiterzuentwickeln und auch zu kritisieren. Das Modell könnte unter dieser Option von Nutzern aller Couleur auf ihre spezifischen Bedarfe hin angepasst oder anhand großer, neuer Datenbestände evaluiert werden. Eine Kommerzialisierung, Monopolbildungen oder sonstige Innovationshindernisse wären, sollte die Methode entdeckt werden und auf Interesse stoßen, somit ein Stück weit umschiff.

Nachteilig könnte sich hingegen auswirken, dass eine verantwortungsbewusste Steuerbarkeit der Methode aus der Hand gegeben wäre. Den Entwicklern von *TextTransfer* ist, wie beschrieben, die Brisanz eines Rankings von Forschungsergebnissen auf Basis von Impact Assessment bewusst. Wohin und wie entwickelt sich also *Open TextTransfer*, wenn es nicht begleitet wird? Auch besteht natürlich die Gefahr, dass die Methode im offenen Raum verloren geht. Nicht umsonst wurde sie im Rahmen der Förderlinie *Innovationsorientierung der Forschung* des BMBF finanziert, um die Innovationsfähigkeit von außeruniversitären Forschungseinrichtungen zu verbessern. Kommt eine solche Option diesem Auftrag noch entgegen?

Option 2: Organisatorische Verstetigung

Folgen wir also dem Förderaufruf und stellen uns eine organisatorische Verstetigung vor, die bis hin zur Gründung einer Service-Einheit reichen kann.⁹ Welchen Grad diese Organisation auch immer erreichen wird, zu Beginn steht zunächst eine realistische Definition einer tragfähigen Leistung.

Es ist daher zunächst klar zu definieren und zu kommunizieren, wie weit das Fähigkeitsprofil der Methode *TextTransfer* reicht. Es sind Zielgruppen anzusprechen: Je nach Grad der Lösung wären dies zunächst die für Transfer- und Impactfragen zuständigen Mitarbeiter*innen in Forschungseinrichtungen und wissenschaftlichen Organisationen. Auch die Arbeitsfelder der Wissenschaftskommunikation, Forschungscoordination und Öffentlichkeitsarbeit sind sicherlich relevant. Der Mehrwert, der sich aus der Nutzung eines KI-Tools zum Impact Assessment ergibt, ist eine Unterstützung beim Aufbau zielgerichteter, wissenschaftsbasierter Transferportfolios in Erfüllung der *third mission* nach Forschung und Lehre. Eine Implementierungslösung baut die technische Pipeline also in die Abläufe der dienstleistenden Einrichtung ein – zu denken wäre beispielsweise auch an die Erschließung der Fähigkeiten von *TextTransfer* für Suchanfragen in den Katalogen des Projektpartners TIB. Als Herausforderung stellt sich hierbei an erster Stelle die Schaffung von personeller Kompetenz, nicht nur für den Betrieb, sondern auch für die zielgruppen- und zeitgerechte technische Weiterentwicklung der Methode sowie dessen Service-Angebots.

Dem Projektpartner G&K schweben hierbei grundsätzlich vier Servicevarianten vor.

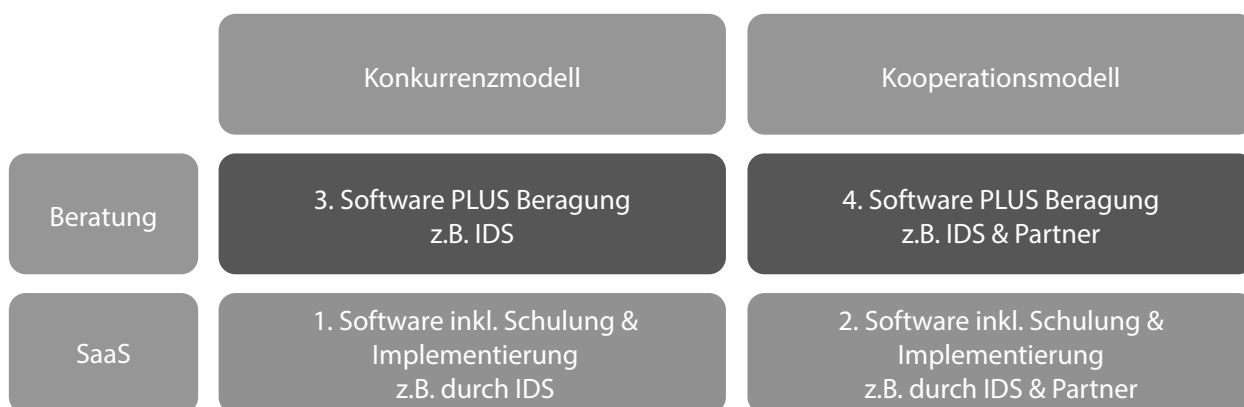


Abbildung 2: Systematik möglicher Implementierungsansätze.

⁹ Ein Beispiel für eine solche Lösung stellt bspw. die auf kommerzielles Assessment ausgerichtete Firma <https://scoutinscience.com/> dar.

Das Modell typologisiert dabei zwei verschiedene Leistungsarten – Beratung: *TextTransfer* verbleibt beim Entwickler, darauf aufbauende Services werden angeboten; *Software as a Service* (SaaS): Software und zu ihrer Nutzung notwendige Kompetenzen werden angeboten – sowie zwei Anbieteroptionen, die in einer Partnerlösung den Aufbau eines eigenständigen Kompetenzzentrums für softwaregestützte Dienstleistungen vorsehen. Während erstere eine nachhaltige Kompromisslösung mit Blick auf eine möglichst breite Disseminierung und Offenheit der Methode darstellt, vermiedet letztere insbesondere akzeptanzschädigende Nutzungsarten von *TextTransfer*

durch eine zu starke Steuerung. Auch böte die Einbehaltung der Methode, etwa bei einem Forschungsinstitut wie dem IDS, das sich um die Etablierung von zahlreichen Schnittstellen zu unterschiedlichen Sprachgemeinschaften bemüht, zusätzliche wissenschaftliche Mehrwerte, wenn „Kunden“ je nach rechtlicher Nutzungsart gruppenspezifische Sprach- und Texterzeugnisse unterschiedlichster Schreibgewohnheiten zum Impact Assessment abliefern würden. Hinsichtlich technischer, ethischer und Fragen der Akzeptanz bleibt also zu entscheiden, welcher Ressourceneinsatz für einen nachhaltigen, technische und nutzungsspezifische Dynamiken aufgreifenden oder gar vorantreibenden Implementierungsansatz aufzubringen sind. Ob dies einem vergleichsweise kleinen geisteswissenschaftlichen Forschungsinstitut ohne weiteres für eine unternehmerisch tätige Service-Einheit gelingt, bleibt abzuwarten.

» Hinsichtlich technischer, ethischer und Fragen der Akzeptanz bleibt also zu entscheiden, welcher Ressourceneinsatz für einen nachhaltigen, technische und nutzungsspezifische Dynamiken aufgreifenden oder gar vorantreibenden Implementierungsansatz aufzubringen sind. «

Option 3: Stabilisierung

Wir haben gesehen, dass, unabhängig welchen Pfad *TextTransfer* künftig einschlagen wird, Maßnahmen insbesondere zur technischen Nachhaltigkeit, zur usability und zur Akzeptanz Grundvoraussetzung sind, um die Methode nicht sterben zu lassen. Obwohl das Thema Support gewissermaßen quergelagert zu bisherigen Lösungen steht, verdient es doch nicht zuletzt aufgrund seiner Unvermeidbarkeit als eigenständige Option aufgeführt zu werden. Mit einer starken wissenschaftlichen Ausrichtung kann sie durchaus als selbständiger Pfad der Methodenentwicklung weiterverfolgt werden.

Seit dem 30. November 2022 sind LLMs wie ChatGPT mit ihren Fähigkeiten zur Erzeugung interaktiver, maschinengenerierter Sprache aus eher randständigen Bereichen der Forschung in das Licht der Öffentlichkeit geraten. Welche Folgen diese Innovation für Alltag und Arbeitsmarkt haben werden, lässt sich heute nur spekulieren. Large language models, d.h. mit sehr großen, situativ sehr heterogenen, komplex annotierten und oft auch mehrsprachigen Lerndaten trainierte Sprachmodelle, schaffen nicht nur selbstständig Sprache (generative Sprachmodelle), sie verarbeiten nach nutzerspezifischen Parametern auch vorhandene, menschlicher Feder entsprungene Texte. Mit der Möglichkeit, zunehmend komplexere Fragestellungen an Texte maschinell beantworten zu können, tritt nicht nur ein neuer, maschineller Urheber von Sprache auf, die risikobewusste und wissensgestützte Gesellschaft hat auch ein Interesse an der wissenschaftlichen Aufarbeitung dieser Innovation – insbesondere dann, wenn die genutzte Technologie breite Spektren an bisher ungehobenen Wissensschätzen zu erschließen verspricht. Die Forschung sieht sich demnach mit der Forderung konfrontiert, einerseits auf dem neuesten Stand der Technik zu bleiben und andererseits nutzungsrechtliche, strategische und ethische Chancen wie Risiken offen anzusprechen. Die hier

dargestellte dritte Option weist somit ein technisches und ein praktisches Modul auf:

Es stellen sich bezüglich der technischen Befähigung von *TextTransfer* diverse Fragen: Eignen sich neueste LLMs zur Verarbeitung wissenschaftlicher Texte und zu deren Impact Assessment? Welche Trainingsdaten sind notwendig, für ein Finetuning der Methode? Welche Implikationen ergeben sich für die systematische Kategorisierung von Impact? Welche technischen Risiken hinsichtlich statistischer Verzerrungen ergeben sich bei der Nutzung?

Usability-Fragen könnten etwa um eine Kontrastierung von klassischen *alt-metrics* wie Bibliometrie oder peer review mit dem maschinellen Impact Assessment kreisen. Welche Vorteile hat das distant reading für die Bewertung von Forschung bei fehlender einschlägiger Fachexpertise? Eignen sich Sprachmodelle zur Identifikation von dual-use-Forschung, die potenziell Risikoforschung ist? Welche Akzeptanzfragen können professionelle soziologische Umfragen für die Nutzung von *TextTransfer* aufdecken und wie ist ihnen zu begegnen?

Am Ende einer solchen Versuchsreihe könnte ein Demonstrator stehen, der als Vorstufe zu einer öffentlichen Dienstleistung zentrale Risikofaktoren der Methodennutzung adressiert: Gibt es Grenzen der Skalierbarkeit? Wo hilft sie bei professioneller Transferarbeit? Option 3 bietet somit eine Entscheidungshilfe an, welche Nutzungsszenarien vertretbar sein können und wie die Ergebnisse und Aussagen eines maschinellen Impact Assessment auszulegen sind.

Was auch immer aus *TextTransfer* werden wird, ob die Methode verwaist, in eine sinnvolle Nutzung übergeht oder gar missbraucht wird, sicher scheint zu sein, dass die Forschung mit zunehmender Empirisierung und Technologisierung immer größere und komplexere Wissensdaten ausschütten wird. Werden Forschungsprojekte nicht gezielt auf Anwendung hin entwickelt, droht vielen dieser Daten die endgültige Ablage. Diese enorme Ressource wird nicht mehr durch die menschliche Auffassung allein, sondern vielmehr durch maschinelle Verarbeitung zugänglich und seinem Potenzial entsprechend erschlossen werden können. Aller Risiken und Unbekannten zum Trotz sollte es der Forschung ein Anliegen sein, dass Methoden wie *TextTransfer* und ihre Ableger verantwortungsvoll genutzt werden, um die sich ergebenden Chancen näherungsweise optimal ergreifen zu können. Denn sie *werden* genutzt werden, daran sollte kein Zweifel bestehen.

» Werden Forschungsprojekte nicht gezielt auf Anwendung hin entwickelt, droht vielen dieser Daten die endgültige Ablage. Diese enorme Ressource wird nicht mehr durch die menschliche Auffassung allein, sondern vielmehr durch maschinelle Verarbeitung zugänglich und seinem Potenzial entsprechend erschlossen werden können. «

Literatur

- [1] **Bate, J. (2011):** The Public Value of the Humanities. London.
- [2] **Becker, M.; Han, K.; Werthmann, A.; Rezapour, R.; Lee, H.; Diesner, J.; Witt, A. (2024):** Detecting Impact Relevant Sections in Scientific Research. Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING, in Vorb.).
- [3] **Belcher, B.; Rasmussen, K.; Kemshaw, M.; Zornes D. (2016):** Defining and assessing research quality in a transdisciplinary context. In: Research Evaluation, 25/1, S. 1-17.
- [4] **Belfiore, E. (2015):** 'Impact', 'value' and 'bad economics': Making sense of the problem of value in the arts and humanities. In: A&H, 14/1, S. 95-110.
- [5] **Borgwardt A. (2011):** Rankings im Wissenschaftssystem. Zwischen Wunsch und Wirklichkeit. Publikation zur Konferenz der Friedrich-Ebert-Stiftung am 17. März 2011. Schriftenreihe des Netzwerk Exzellenz an Deutschen Hochschulen. 1. Auflage. Bonn.
- [6] **Bornmann, L. (2013):** What is societal impact of research and how can it be assessed? A literature survey. In: Journal of the American Society for Information Science and Technology, 64/2, S. 217- 233.
- [7] **DFG (2022):** Leitlinien zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis. Kodex. Korrigierte Version 1.1.
- [8] **Fecher, B. (2022):** Welche Denkfehler die gesellschaftliche Relevanz der Forschung in Deutschland hemmen. In: Innovation & Transfer, 1/2022, S. 123-127.
- [9] **Ferguson, L. M.; Bertelmann, R.; Bruch, C.; Cremer, C.; Hauri, A.; Krause, G.; Krupa, J.; Mahns, I.; Pampel, H.; Schrader, A.; Schultze-Motel, P.; Weg-Remers, S.; Weisweiler, N.; Winzer, J.; Wolf, B. (2022):** Helmholtz Open Science Briefing. Helmholtz Open Science Forum: Open Science und Transfer. Report. Helmholtz Open Science Office. Version 1.0. Potsdam.
- [10] **Heller L.; Bezjak, S.; Clyburne-Sherin, A.; Conzett, P.; Fernandes, P.; Görögh, E.; Helbig, K.; Kramer, B.; Labastida, I.; Niemeyer, K.; Pso-mopoulos, F.; Ross-Hellauer, T.; Schneider, R.; Tennant, J.; Verbakel, E.; Brinken, H. (2018):** Open Science Training Handbook. <https://www.fosteropenscience.eu/content/open-science-training-handbook>
- [11] **Fiedler, N.; Köller, C.; Bopp, J.; Schneider F. (2024):** Linguistisches Impact-Assessment: Maschinelle Prognose mit Realitätsabgleich im Projekt TextTransfer. In: IDSopen, 7, S. 1-44.
- [12] **Helmholtz (2020):** Helmholtz Open Science Briefing Gute (digitale) wissenschaftliche Praxis und Open Science Support und Best Practices zur Umsetzung des DFG. Kodex. Leitlinien zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis. Version 1.0. Potsdam.

- [13] **Henke, J.; Pasternack, P.; Schmid S. (2016):** Third Mission bilanzieren. Die dritte Aufgabe der Hochschulen und ihre öffentliche Kommunikation. HoF-Handreichungen, 8. Beiheft zu "die Hochschule". Halle-Wittenberg. <https://www.hof.uni-halle.de/web/dateien/pdf/HoF-Handreichungen8.pdf>
- [14] **Irish Humanities Alliance (2015):** Impact and the Humanities. Workshop Report and Policy Recommendations. Dublin. <http://www.irishhumanities.com/assets/Uploads/IMPACT-and-the-Humanities.pdf>
- [15] **De Jong, F.; Van Uytvanck, D.; Frontini, F.; van den Bosch, A.; Fišer, D.; Witt, A. (2022):** Language Matters. In: Fišer, D.; Witt, A. (Hrsg.): CLARIN: The Infrastructure for Language Resources. Berlin, Boston, S. 31-58.
- [16] **Kamocki, P.; Hinrichs, E.; Leinen, P.; Springer, S.; Witt, A.; Zechmann, D. (2023):** Open Science and Language Data: Expectations vs. Reality: The Role of Research Data Infrastructures. Proceedings of the Conference on Research Data Infrastructure, 1. <https://www.tib-op.org/ojs/index.php/CoRDI/article/view/301/505>
- [17] **Köller, C.; Mann, M.; Pinter, J. (2022):** Impact ist der Schlüssel. Erfahrungen nach 10 Jahren Transfer aus den geistes- und Sozialwissenschaften. In: Transfer & Innovation, 1-2022, S. 55-66.
- [18] **Kupietz, M.; Lungen, H.; Kamocki, P.; Witt, A. (2018):** The German Reference Corpus DeReKo: New Developments – New Opportunities. In: Calzolari, N.; Choukri, K.; Cieri, C.; Declerck, T.; Goggi, S.; Hasida, K.; Isahara, I.; Maegaard, B.; Mariani, J.; Mazo, H.; Moreno, A.; Odijk, J.; Piperidis, S.; Tokunaga, T. (Hrsg.): Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018). Miyazaki, S. 4353-4360.
- [19] **Meier, F.; Schimank U. (2004):** Neue Steuerungsmuster an den Universitäten: Mögliche Folgen für die geisteswissenschaftliche Forschung. In: Kimmich, D.; Thumfart A. (Hrsg.): Universität ohne Zukunft? Frankfurt a.M. 1. Auflage.
- [20] **OECD (2022):** Glossary of Key Terms in Evaluation and Results-Based Management. DCD/DAC/EV 2022/2. <https://www.oecd.org/dac/evaluation/dcdndep/39088226.pdf>
- [21] **Olesk, A.; Kaal, E.; Toom, K. (2019):** The possibilities of Open Science for knowledge transfer in the science-policy interface. In: JCOM, 18/03, S. 1-17.
- [22] **Rezapour, R.; Bopp, J.; Fiedler, N.; Steffen, D.; Witt, A.; Diesner, J. (2020):** Beyond Citations: Corpus-based Methods for Detecting the Impact of Research Outcomes on Society. Proceedings of the 12th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2020), Marseille, 11–16 May 2020, S. 6777–6785.
- [23] **Ringel, L.; Hamann, J.; Brankovic J. (2021):** Unfreiwillige Komplizenschaft: Wie wissenschaftliche Kritik zur Beharrungskraft von Hochschulrankings beiträgt. In: *Leviathan*, 49/38, S. 386-407.

- [24] **Torka M. (2006):** Die Projektförmigkeit der Forschung. In: Die Hochschule, 1, S. 63-83.
- [25] **Winterhager, N. (2015):** Drittmittelwettbewerb im universitären Forschungssektor. Wiesbaden.
- [26] **Narla, A.; Kuprel, B.; Sarin, F.; Novoa, R.; Ko, J. (2018):** Automated Classification of Skin Lesions: From Pixels to Practice. In: The Journal of investigative dermatology, 138/10, S. 2108–2110.
- [27] **Witt, A.; Diesner, J.; Steffen, D.; Rezapour, R.; Bopp, J.; Fiedler, N.; Köhler, C.; Raster, M.; Wockenfuß, J. (2018):** Impact of Scientific Research beyond Academia: An Alternative Classification Schema. Proceedings of the LREC 2018 workshop. 1st workshop on computational impact detection from text data. 08 May 2018 – Miyazaki, S. 34-39.



Autor

Dr. Norman Fiedler ist Leiter des Projekts „Forschungskooperation und Transfer“ in der Abteilung „Digitale Sprachwissenschaften“ des Leibniz-Instituts für Deutsche Sprache mit den Arbeitsschwerpunkten Koordination von Forschungsinfrastrukturverbänden, Wissenschaftsmanagement, Planung von Drittmittelprojekten, Wissenstransfer.