

Simon Meier-Vieracker

Uncreative Academic Writing

Sprachtheoretische Überlegungen zu Künstlicher Intelligenz in der akademischen Textproduktion

Abstract: The impressive success of recent AI-based text generation technologies fits perfectly with recent linguistic theorising that focuses on the patternedness of language and language use. Large language models work so well because they reproduce the highly complex patternedness of language in an exceptionally fine-grained way. This contribution traces linguistic notions of patternedness in corpus linguistics and beyond and applies them to the domain of academic writing which is highly standardised and thus – at least in some parts – uncreative. Since generated texts, unlike human texts, do not make any validity claims, but at most claims of fit, their use should neither be overestimated as co-authorship nor concealed. On the contrary, their use as a supporting tool should be made explicit and transparent.

1 Einleitung

Als mit GPT-3 und der nochmals bedienungsfreundlicheren Variante ChatGPT KI-basierte Textgeneratoren mit beeindruckender Performance auf den Markt kamen, konnte man als Linguist eigentlich nicht überrascht sein. Verwunderung auslösen konnte allenfalls die Geschwindigkeit, mit der sich die Technologie weiterentwickelt hatte und immer noch weiterentwickelt. Auch die Art, wie die avancierte Technologie breit nutzbar gemacht und zum Beispiel durch einfach zu nutzende Browserimplementierungen alltagstauglich wurde, ließ uns alle staunen. Die Tatsache aber, dass es eine solche Technologie geben und dass sie funktionieren würde, war aus mindestens zwei Gründen absehbar.

Erstens hatten computerlinguistische Verfahren in den Jahren zuvor einen enormen Sprung gemacht, der sich vereinfacht gesprochen auf die Ablösung regelbasierter durch probabilistische Ansätze mit Techniken des Machine Learning zurückführen lässt. Maschinelle Übersetzung durch Tools wie DeepL ließ die Mächtigkeit entsprechender Ansätze für die Textproduktion erstmals aufleuchten.¹

¹ Jürgen Hermes, „Durch neuronale Netze zur Lingua Franca. Wie Algorithmen unsere Kommunikation bestimmen“, in *Wissen ordnen und entgrenzen? Vom analogen zum digitalen Europa?*, hg. von Joachim Berger/Thorsten Wübbena, Göttingen 2023, 47–66.

Zweitens fügt sich die Abkehr von eindeutig definierten Regeln hin zu statistischen Verteilungen von Mustern unterschiedlicher Granularität bestens in die linguistische Theoriebildung der letzten 30 Jahre ein, die – wiederum mitbedingt durch die Fortschritte der Computertechnologie – Musterhaftigkeit ins Zentrum stellt.² Von der Bedeutung einzelner Wörter über (teil-)schematische Konstruktionen bis hin zu Textsorten reichen die Zielgrößen, die als im Prinzip statistisch modellierbare Manifestationen musterhaften Sprachgebrauchs erscheinen. Textgeneratoren wie ChatGPT als vorerst jüngste Etappe der Entwicklung von sogenannten Large Language Models (LLM) sind, so könnte man zugespitzt formulieren, die erfolgreiche Bewährungsprobe für eine seit Jahrzehnten laufende Sparte linguistischer Theoriebildung.

In der Wissenschaft oder genauer: in der wissenschaftlichen Textproduktion finden Textgeneratoren ein potenziell weites Anwendungsspektrum, und ihnen könnte besonderer Erfolg beschieden sein. Wissenschaftliche Textsorten und Textexemplare sind vergleichsweise standardisiert. Durch die fortschreitende Umstellung auf ein elektronisches Publikationswesen sind riesige Textmengen im Netz verfügbar, die für das Training der Sprachmodelle genutzt werden können. Schließlich schafft ein akademischer Betrieb mit vor allem quantitativ bestimmbar Anforderungen an die Textproduktion in Forschung und Lehre zusätzlich Anlässe, Textproduktion zu delegieren. Bei aller Kreativität, die wissenschaftlicher Textproduktion zukommen mag und die mit Formeln wie „eigenständige Forschungsleistung“ auch ausdrücklich gewürdigt wird, ist akademisches Schreiben oft auch unkreatives Schreiben,³ bei dem maschinelle Unterstützung durchaus willkommen ist.

2 Textgenerierung als Textreproduktion

Der Sprachwissenschaftler Hermann Paul brachte bereits 1880 in seinen „Prinzipien der Sprachgeschichte“ einen Gedanken auf den Punkt, der auch für neueste Technologien der Textgenerierung die Grundlagen zu legen scheint: „Erst wo Sprechen und Verstehen auf Reproduktion beruht, ist Sprache da.“⁴ So sehr eine Äußerung ein individueller Schöpfungsakt sein mag, so sehr muss sie sich doch auf Vorgefertigtes stützen, um kognitiv bewältigbar und kommunikativ anschlussfähig

2 Noah Bubenhofer, *Sprachgebrauchsmuster. Korpuslinguistik als Methode der Diskurs- und Kulturanalyse*, Berlin, Boston 2009. Henning Lobin, *Digital und vernetzt: Das neue Bild der Sprache*, Stuttgart 2018, 81–104.

3 Kenneth Goldsmith, *Uncreative Writing: Managing Language in the Digital Age*, New York 2011.

4 Hermann Paul, *Prinzipien der Sprachgeschichte*, Berlin, New York¹⁰ 2010, 187.

zu sein. Der Aspekt der Reproduktion bildet nun auch die Grundlage für die KI-basierte Textproduktion. Ein generatives Sprachmodell wie ChatGPT muss in der Lage sein, auf Basis der Trainingsdaten, also einzelnen Sprechereignissen unterschiedlichster Typen, dieses Sprechen so zu reproduzieren, dass es den gewünschten Anforderungen genügt. Diese Anforderungen müssen bei ChatGPT bekanntlich als sogenannter Prompt, als natürlichsprachliche Eingabe formuliert und als Kontext übergeben werden. Auf der Basis maschinell gelernter, typischer Kombinationen von verschiedensten sprachlichen Merkmalen kann das Sprachmodell zu diesem Kontext passende Zeichenketten produzieren, die aber letztlich nur bekannte Versatzstücke reproduzieren. Innerhalb bestimmter und im öffentlichen Diskurs über ChatGPT oft besprochener Grenzen (das Modell verfügt zum Beispiel nicht über Informationen über aktuelle Ereignisse) scheint das völlig ausreichend zu sein, um zumindest den Eindruck verständigen Sprechens zu erwecken. Das Modell beantwortet Fragen, erfüllt Schreibaufträge und ist dabei auch noch höflich. Die Maschine ‚versteht‘ aber nicht in dem Sinne, dass sie das Übermittelte für sich in einen sinnvollen Sinnzusammenhang stellen würde,⁵ sondern kann auf der Basis von Wahrscheinlichkeiten zum Prompt passende Fortsetzungen generieren. Die auf diese Weise generierten Texte funktionieren trotzdem, und mehr noch: Sie sind nicht nur formal in Sachen Rechtschreibung und Grammatik fehlerfrei, sondern oft auch elegant formuliert, und sie werden auf Nachfragen und Verbesserungsvorschläge der Nutzenden hin nochmals angepasst.

Im Ergebnis sind diese Texte um ein vielfaches besser als die Outputs regelbasierter Systeme, die Textualität allenfalls simulieren können, aber schon bei der Herstellung von Textkohäsion etwa durch adversative Konstruktionen zur Markierung von Kontrast hinter menschengeschriebenen Texten zurückbleiben.⁶ Und sie sind vermutlich deshalb besser, weil sie nicht auf behelfsmäßig formulierten Regeln basieren, sondern die hochkomplexe Musterhaftigkeit von Sprache überhaupt auf ausgesprochen feinkörnige Weise reproduzieren.

3 Muster und Musterhaftigkeit

Mit Bubenhofer kann ein sprachliches Muster bestimmt werden als Zeichenkomplex, typischerweise eine Kombination von Wortformen oder auch Schemata wie

5 Hans Hörmann, *Meinen und Verstehen. Grundzüge einer psychologischen Semantik*, Frankfurt a. M. 2016, 137.

6 Simon Meier-Vieracker, „Von Rohdaten zum Text – Themenentfaltung in automatisierten Fußballspielberichten“, in *Was ist eigentlich ein Thema? Sieben linguistische Perspektiven*, hg. von Julian Engelken et al., Bremen 2023, 50–58.

Wortarten, der als Reproduktionsvorlage dient.⁷ Naheliegende Beispiele für solche Muster sind phraseologisch verfestigte Wortverbindungen wie *in Anbetracht der Tatsache* oder auch teilschematische Konstruktionen wie *X für X* (etwa: *Tag für Tag* oder *Satz für Satz*). Die Musterhaftigkeit lässt sich sozusagen nach oben hin erweitern, indem etwa bestimmte Formulierungen wie *aus spitzem Winkel* als typisch für bestimmte Textsorten wie Fußballreportagen und mithin als Textmuster beschreibbar werden.⁸ So wie kompetente Sprechende wissen, zu welchen Textsorten bestimmte Muster gehören, so wissen sie, welche Muster aktualisiert werden müssen, um beispielsweise einen typischen Fußballspielbericht zu verfassen. Die Muster sind mit Helmuth Feilke gesprochen also idiomatisch geprägt, indem als konnotativer Mehrwert Informationen zum Gebrauchskontext in ihre konventionelle Bedeutung integriert sind.⁹ In nochmaliger Erweiterung kann in diskurslinguistischer Perspektive sogar ein ganzer Diskurs als Reproduktionshintergrund für einen Einzeltext und die ihn konstituierenden sprachlichen Muster betrachtet werden, so wie der Diskurs selbst als serielle Praxis erst anhand der Texte sichtbar wird, die ihn repräsentieren.¹⁰ Musterhaftigkeit lässt sich aber in gegenläufiger Richtung auch nach unten hin verlängern, indem selbst die Bedeutung einzelner Wörter auf musterhafte kontextuelle Einbettungen zurückgeführt wird. Bereits 1957 hatte Firth den (an Wittgensteins Bedeutungstheorie anschließenden) Gedanken formuliert, dass die Semantik eines Wortes anhand seiner typischen Kontexte, genauer: anhand seiner Kookkurrenzen erfasst werden kann.¹¹

Für den Anwendungszusammenhang der Sprachmodelle entscheidend ist nun, dass sich diese Musterhaftigkeit von Sprache beziehungsweise des Sprachgebrauchs für quantitativ-statistische Analysen operationalisieren lässt, so wie umgekehrt quantitativ-statistische Analysen die Musterhaftigkeit des Sprachgebrauchs erst augenscheinlich werden lassen. Bei der maschinellen Sprachanalyse werden Texte ganz im Sinne der schon von de Saussure beschriebenen Linearität sprachlicher Zeichen als Zeichenketten gefasst, so dass in der syntagmatischen Anordnung dieser

7 Bubenhofer 2008, 23.

8 Simon Meier, „Formulaic language and text routines in football live text commentaries and match reports – a cross- and corpus-linguistic approach“, in *Corpus approaches to the language of sport. Texts, media, modalities*, hg. von Marcus Callies/Magnus Levin, London 2019, 13–35.

9 Helmuth Feilke, „Textroutine, Textsemantik und sprachliches Wissen“, in *Sprache und mehr: Ansichten einer Linguistik der sprachlichen Praxis*, hg. von Angelika Linke et al., Tübingen 2003, 209–229, 213.

10 Ingo H. Warnke, „Adieu Text – bienvenue Diskurs? Über Sinn und Zweck einer poststrukturalistischen Entgrenzung des Textbegriffs“, in *Brauchen wir einen neuen Textbegriff? Antworten auf eine Preisfrage*, hg. von Ulla Fix, Frankfurt a. M./New York 2002, 125–141.

11 Stefan Evert, „Corpora and collocations“, in *Corpus Linguistics. An International Handbook*, hg. von Anke Lüdeling, Berlin/Boston 2009, 1212–1248, 1212–1213.

Zeichen mit quantifizierenden Methoden nach verschiedenen Mustern gesucht werden kann. Den geradezu augenöffnenden Effekt korpuslinguistischer Zugänge, den ich aus meiner eigenen Forschungsbiographie bestätigen kann, beschreibt Hausmann wie folgt:

Dann kam der Computer – und die Corpusanalyse entfaltete vor dem staunenden Auge des Linguisten die statistischen Gesetzmäßigkeiten der syntagmatischen Umgebung des Wortes. Was nun zu Tage trat, war Phraseologie ohne Ende, Lexikalisiertes jeden Grades, Idiomatizität in allen Schattierungen, der späte Sieg des Gedächtnisses über die kreative Intelligenz. Zweifellos liegt in der Sprachproduktion auch etwas Kreatives, aber in allererster Linie ist sie *imitatio*, Nachplappern aus dem Gedächtnis dessen, was schon unzählige Male so gesagt und geschrieben wurde.¹²

Der quantitative Zugriff auf Musterhaftigkeit beginnt beim einfachen Auszählen von Mehrwortverbindungen (auch Ngramme genannt) in Textkorpora, gegebenenfalls ergänzt um Metadaten wie Textsorteninformationen, um die Typik bestimmter Muster für einzelne Textsorten nachweisen zu können. Anders als Frequenzlisten von Einzellexemen geben z.B. Trigramme (also Dreiwortverbindungen wie *es war einmal* oder *mit Blick auf*) deutlich präziser Aufschluss etwa über narrative oder argumentative Funktionen. Auch die Semantik von Wörtern lässt sich mit Sprachkorpora quantitativ-statistisch modellieren.¹³ Das klassische Verfahren der Kollokationsanalyse läuft über die Erhebung signifikant häufig im Kontext eines Wortes auftauchender anderer Wörter, die als sogenanntes Kollokationsprofil die Bedeutung repräsentieren.¹⁴ In Fortführung und technischer Verfeinerung dieses Verfahrens repräsentieren sogenannte Word Embeddings die kontextuellen Einbettungen als aggregierte numerische Werte in Form von Vektoren. Mit diesen kann anschließend gerechnet werden, um beispielsweise Bedeutungsähnlichkeiten und -unterschiede, aber auch semantische Relationen zu errechnen.¹⁵ Bedeutung muss hier nicht mehr wie in der strukturalen Semantik

12 Franz Josef Hausmann, „Kollokationen und darüber hinaus. Einleitung in den thematischen Teil ‚Kollokationen in der europäischen Lexikographie und Wörterbuchforschung‘“, in *Lexicographica*, Bd. 24, 2008, 1–8, 7 (Hervh. SMV).

13 Anders Søgaard, „Grounding the Vector Space of an Octopus: Word Meaning from Raw Text“, in *Minds & Machines*, Bd. 33(1), 2023, 33–54.

14 Richard Xiao, „Collocation“, in *The Cambridge Handbook of English Corpus Linguistics*, hg. von Douglas Biber/Randi Reppen, Cambridge 2015, 106–124; Noah Bubenhofer, „Kollokationen, n-Gramme, Mehrworteinheiten“, in *Handbuch Sprache in Politik und Gesellschaft*, hg. von Kersten Sven Roth et al., Berlin/Boston 2017, 69–93.

15 Alessandro Lenci, „Distributional Models of Word Meaning“, in *Annual Review of Linguistics*, Bd. 4(1), 2018, 151–171; Hermes 2023.

üblich in einzelne, deduktiv herangetragene semantische Merkmale (etwa ‚Mensch‘ + ‚weiblich‘ für *Frau*) zerlegt werden. Vielmehr wird Bedeutung gänzlich induktiv aus dem in einem (meist sehr großen) Korpus repräsentierten Sprachgebrauch und den hier nachweislichen Wortkombinationen abgeleitet, die zugleich auch syntaktische Einbettungen indizieren. Es mag sich bei dieser Art von Bedeutung, die ohne Intentionen, aber auch ohne Weltbezug auskommt, um „dumme Bedeutung“¹⁶ handeln. Aber auch diese ermöglicht es Sprachmodellen, produktiv mit der musterhaften Eigenstruktur von Sprache zu operieren.

Word Embeddings sind in der Architektur von sogenannten Transformer-Modellen wie ChatGPT eine obligatorische Komponente. Damit können die Prompts überhaupt erst in ein Format überführt werden, mit der dann weitergerechnet werden kann, um zusammen mit einer weiteren Komponente, dem sogenannten Attention Mechanism,¹⁷ möglichst passende Fortsetzungen vorherzusagen. Diese Prozesse sind komplex, und die Datensätze, auf denen trainiert wurde, wie auch die Modelle, die auf dieser Grundlage erstellt werden, sind riesig. Das Grundprinzip aber, auf der Basis induktiv ermittelter und quantitativ bestimmbarer Muster neue Texte zu generieren, lässt sich auch in sehr viel kleinerem, geradezu mikroskopisch kleinem Maßstab auf einem handelsüblichen Rechner implementieren.

4 Ein Experiment im Allerkleinsten

Für einen einfachen kleinen Textgenerator¹⁸ wird ein Textkorpus benötigt, auf dessen Grundlage Trigramme berechnet werden. Dafür müssen die Texte wie oben beschrieben als eine fortlaufende Zeichenkette gefasst und als eine lange Liste aufeinanderfolgender Wörter aufbereitet, das heißt tokenisiert werden, so dass dann Dreiverbindungen gebildet und gezählt werden können. Aus „Das ist ein kurzer Beispieltext“ werden die Trigramme „Das ist ein“, „ist ein kurzer“ und „ein kurzer Beispieltext“. Für jedes dieser Trigramme wird zusätzlich erhoben, welche Wörter wie oft direkt danach folgen. Um auf dieser Grundlage einen Text zu generieren, wird ein Trigramm vorgegeben, nach dem Zufallsprinzip wird sodann eine mögliche Fortsetzung gewählt, wobei häufigere Fortsetzungen mit proportional

¹⁶ Hannes Bajohr, „Dumme Bedeutung. Künstliche Intelligenz und artifizielle Semantik“, in *Merkur*, Bd. 882, 2021, 69–79.

¹⁷ Hermes 2023.

¹⁸ Der Code stammt von Usman Malik und ist unter www.stackabuse.com/python-for-nlp-developing-an-automatic-text-filler-using-n-grams/ (Zugriff 4.10.2023) beschrieben. Die hier beschriebene Implementierung mit dem verwendeten Textkorpus ist unter www.github.com/fussballlinguist/text-generation/tree/main (Zugriff 4.10.2023) verfügbar.

höherer Wahrscheinlichkeit ausgewählt werden. Mit dem neu angehängten Wort liegt ein neues Trigramm vor (das nun überflüssige erste Wort des Trigramms wird abgetrennt), für das erneut eine Fortsetzung gesucht wird usw. usf. Einem solchen rekursiven Funktionsprinzip folgt im Übrigen auch die Wortvorschlagsfunktion, die auf gängigen Smartphones implementiert ist.¹⁹

Zu Versuchszwecken habe ich mit dem Programm AntCorGen, das den Zugriff auf die API des Open Access Journals PLOS ONE erlaubt, ein Korpus von 3672 Abstracts zu Artikeln der Kategorie „Social Sciences > Linguistics“ erstellt. Mit 930.700 Tokens ist das Korpus überschaubar. Eine Auszählung der häufigsten Ngramme, die in mindestens 5 Abstracts im Korpus vorkommen, ergibt das folgende Ergebnis:

the effect of, the present study, results suggest that, as well as, event related potentials, we found that, functional magnetic resonance, in the present, in order to, it has been, magnetic resonance imaging

Die häufigsten Fortsetzungen für *the effect of* sind:

the, a, age, different, language, time, an, context, each, image, strategy, this

Schon mit Informationen dieser Art kann der beschriebene Algorithmus arbeiten und gibt für die Prompts „in this study“ und „the present study“ die folgenden Texte aus:

in this study we propose a lightweight ensemble learning method for an artificial grammar axb. results suggest that statistical word segmentation could be scalable to the challenges to their academic success. interviews of fifty staff from an australian university indicated that both fit to the selfpaced reading data.

the present study aimed to explore whether the acoustics of the spoken interactions of clinically distressed spouses provide information towards assessment of therapy outcomes. the scoping review provided evidence that the emergence of their inconsistency at the larger time before reaching a stable state where the heaps law that is able to characterize the statistical properties of the language difference.

Jedes einzelne Trigramm in diesen Texten hat eine formidentische Vorlage im Trainingskorpus, ihre Kombinationen sind jedoch neu. So sinnlos die Texte bei genauerem Hinsehen sind, so sehr erfüllen sie doch grundlegende Erwartungen, die wir an die Textsorte Abstract stellen dürfen. Sie sind grammatisch weitgehend akzeptabel, wenn auch im ersten Text textuelle Rückbezüge wie etwa *both* ins Leere laufen und die Kohäsion des Textes empfindlich gestört wird, und wenn auch im

¹⁹ Lobin 2018, 93.

zweiten Text im zweiten Satz mindestens ein finites Verb fehlt. Vor allem aber scheinen die Texte den charakteristischen Sound von Abstracts, das nüchterne und kondensierte Berichten von Gegenstand, Vorgehen und Ergebnissen wissenschaftlicher Studien gut zu treffen. Nicht nur die (insgesamt spärliche) Fachterminologie allein, sondern eher ihre Einbindung in charakteristische Formulierungsmuster scheint diesen Sound auszumachen.

Selbst dieser höchst simple und ein sehr kleines Korpus nutzende Algorithmus kann also Texte in durchaus überraschender Qualität generieren, wenn die Textsorte – so wie beispielsweise bei Abstracts – nur schematisch genug ist. Wird nun die Korpusgröße um mehr als ein tausendfaches erhöht und erfolgt die Repräsentation der Wortkombinationen im Korpus über die simple Auszählung hinaus mit anspruchsvollen Methoden des Machine Learning in einem statistischen Modell, so ist zu erahnen, zu welcher Performance ein Textgenerator dann fähig sein könnte und – so lehrt uns ja ChatGPT – auch tatsächlich ist.

5 Uncreative Academic Writing

Akademisches Schreiben, hier verstanden als wissenschaftliches Schreiben in institutionalisierten akademischen Kontexten von Forschung und Lehre ist musterhaft bis standardisiert. Websites wie OpenAcademics mit ihren umfangreichen Sammlungen an Vorlagen und Formulierungshilfen für unterschiedlichste Textsorten geben Zeugnis davon, wie hoch der Bedarf an entsprechender Orientierung ist. Sie zeigen aber auch, wie formalisiert akademische Textkommunikation selbst dort ist, wo eigentlich kreative Ideen im Zentrum stehen. Ein Forschungsbeitrag, der nicht ausführlich und explizit bereits bestehendes Wissen reformuliert, wird ebenso wenig auf Akzeptanz stoßen wie ein Beitrag, der die wissenschaftssprachlichen Formulierungsmuster nicht hinreichend reproduziert.²⁰

Dazu gehören nicht allein die Fachterminologie und die rein formalen Verfahren des Zitierens und Verweisens, sondern auch der Bereich, den Ehlich „alltägliche Wissenschaftssprache“ nennt.²¹ Dazu zählen transdisziplinär gebräuchliche, für die kommunikative Domäne der Wissenschaft insgesamt typische Formulierungen wie „einer Frage nachgehen“, „im Folgenden“ oder „kann gezeigt werden“. In ihrer umfassenden korpuslinguistischen Untersuchung sprachwissenschaftlicher Zeitschriftenartikel kann Brommer eine ganze Reihe von Mustern herausarbeiten, die auf

²⁰ Eva-Maria Jakobs, *Textvernetzung in den Wissenschaften: Zitat und Verweis als Ergebnis rezeptiven, reproduktiven und produktiven Handelns*, Tübingen 1999, 54.

²¹ Konrad Ehlich, „Alltägliche Wissenschaftssprache“, *Info DaF*, Bd. 26(1), 1997, 3–23.

dieser von der Fachterminologie unabhängigen Ebene Wissenschaftlichkeit herstellen und für die Rezipierenden erkennbar machen.²² Dazu gehören beispielsweise Formulierungen zur Relationierung und Kontextualisierung wie *im Vergleich zu*, *ausgehend von* oder *in Anlehnung an*, aber auch Formulierungen zur (performativen) Beschreibung methodischen Vorgehens wie *zur Erfassung der* oder *die Darstellung von*. Solche Wendungen, die noch vor der eigentlich inhaltlichen Ausgestaltung das Gerüst eines Textes bilden, sind offenbar Ausdruck von Formulierungsroutinen, über die geübte Schreibende verfügen und die sie bei der Arbeit am Text entlasten.²³ Lernende hingegen, und hierin liegt das schreib- und hochschuldidaktische Potenzial einer entsprechenden Theorie, müssen auch diese Routinen und den für sie nötigen Reproduktionshintergrund erst erwerben, um souverän wissenschaftlich schreiben zu können.²⁴ Das dürfte viel mit Nachahmung zu tun haben, was Lernende nicht selten vor die Herausforderung stellt, den feinen Unterschied zwischen unzulässigem Plagiat einerseits und angemessener Reproduktion wissenschaftlichen Stils andererseits zu erkennen.

Was nun meiner Wahrnehmung nach die wissenschaftliche Community am meisten an KI-basierten Textgeneratoren wie ChatGPT erstaunte, war eben diese zumindest scheinbare Souveränität, mit der die Maschine sogar akademische Texte produzierte.²⁵ Dabei geht es insbesondere um eine Souveränität im Einsatz der für akademische Textsorten typischen Textmuster, die umso mehr auffiel, als der Inhalt dahinter oft zurückblieb. Symptomatisch ist hier die oft beschriebene Eigenart von ChatGPT, Literaturangaben zu erfinden. Mit dem Prompt konfrontiert, beispielsweise einen Abstract für einen Konferenzbeitrag einschließlich Referenzen zu schreiben, generiert das System plausibel klingende, also die typischen Formulierungsmuster für wissenschaftliche Artikel- oder Buchtitel reproduzierende Referenzen, die sich bei der Prüfung aber meist als nicht existent herausstellen. Unpräzise und letztlich anthropomorphisierend ist dabei freilich die Formulierung, dass ChatGPT diese Referenzen „erfindet“. Die Generierung folgt auch hier keinem anderen Prinzip als bei anderen Textteilen, es wird auch hier zu dem übermittelten Prompt eine wahrscheinliche und den eigenen Output rekursiv mit einbeziehende

22 Sarah Brommer: *Sprachliche Muster. Eine induktive korpuslinguistische Analyse wissenschaftlicher Texte*, Berlin, Boston 2018.

23 Elisabeth Gülich, „Routineformeln und Formulierungsroutinen. Ein Beitrag zur Beschreibung formelhafter Texte“, in *Wortbildung und Phraseologie*, hg. von Rainer Wimmer, Tübingen 1997, 131–176.

24 Torsten Steinhoff, *Wissenschaftliche Textkompetenz. Sprachgebrauch und Schreibentwicklung in wissenschaftlichen Texten von Studenten und Experten*, Tübingen 2007.

25 Das geht so weit, dass in Lehrkontexten ein zu hohes Maß an Souveränität in Prüfungsleistungen oft ein erstes Indiz dafür ist, dass auf ChatGPT oder ähnliche Systeme zurückgegriffen wurde.

Fortsetzung vorhergesagt. Die Literaturangaben, die auf diesem Wege generiert werden, sind nicht mehr oder weniger fiktiv als die sachinformativen Textteile, die – aus welchen Gründen auch immer – mit den Tatsachen übereinstimmen, also wahre Aussagen zu treffen scheinen.

Vor allem für jene breiten Raum einnehmenden Aspekte akademischen Schreibens, die als unkreativ beschrieben werden können, dürften sich KI-basierte Textgeneratoren als ausgesprochen nützliche Hilfsmittel erweisen. Abstracts, methodische Verortungen, womöglich sogar forschungsethische Reflexionen, aber auch Gutachten oder Seminarbeschreibungen können von Textgeneratoren vorformuliert werden. In anderen Domänen gilt vergleichbares, etwa im Bereich der Programmierung, wo ChatGPT gerade sehr routinemäßige Coding-Aufgaben übernehmen kann, die zuvor auch nur mit Hilfe von Vorlagen aus Foren wie *stackoverflow.com* erledigt wurden. Man mag in textorientierten Disziplinen bedauern, dass das Entstehen der Gedanken beim Schreiben²⁶ hierdurch abgekürzt wird. Allein es wird nicht schlechthin umgangen, sondern allenfalls in die Nachbearbeitung verlagert und kann im besten Falle Freiräume schaffen für tatsächlich kreative Schreibarbeit.

6 Musterhafter Text und Geltung

In Anschluss an linguistische Theorien musterhaften Sprachgebrauchs, die korpus- und computerlinguistisch operationalisiert werden können und auch für KI-basierte Textgeneratoren ein Erklärungsgerüst liefern, habe ich einen Blick auf generierte Texte als musterhafte Texte vorgeschlagen. Was ChatGPT so gut funktionieren lässt, so meine Überlegung, ist die Detailtiefe, mit der beim Training des Modells Musterhaftes in der Sprache erkannt und bei der Textgenerierung reproduziert werden kann. So können für verschiedene Kontexte passende Texte generiert werden, zumal diese Passung auch eine Frage der äußeren Form oder, linguistischer ausgedrückt, der Sprachoberfläche ist.

Eine derart auf die Reproduktion von Mustern abstellende Textproduktion erhebt nun aber jenseits dieses Passungsanspruchs keine Geltungsansprüche, wie es von Menschen geschriebene Texte tun. Diese machen zwar ebenso von vorgefertigten Mustern Gebrauch, können aber sinnvollerweise etwa auf ihre Wahr-

26 Wolfgang Raible, „Über das Entstehen der Gedanken beim Schreiben“, in *Performativität und Medialität*, hg. von Sybille Krämer, München 2004, 191–214.

haftigkeit hin beurteilt werden.²⁷ Ein von ChatGPT generierter Text mag falsche Informationen enthalten wie etwa einen Verweis auf einen nicht existierenden wissenschaftlichen Artikel. Man kann aber nur sehr eingeschränkt sagen, dass der Text die Unwahrheit sagt, weil keine Instanz dahintersteht, welche einen Geltungsanspruch der Wahrheit erhoben hätte – selbst wenn es in der alltäglichen Nutzung mitunter zu entsprechenden Zuschreibungen kommen mag.²⁸

Zu einem Problem wird dieser Unterschied in den Geltungsansprüchen dann, wenn die Herkunft der generierten Texte weder offengelegt noch reflektiert wird, so dass sie eben doch als Geltungsansprüche der Wahrheit und Wahrhaftigkeit sowie der moralischen Richtigkeit erhebende Texte rezipiert werden. Hochschulpolitisch scheint mir deshalb ein offener Umgang mit Textgeneratoren in Forschung und Lehre geboten. Wo sie genutzt werden – und dass sie genutzt werden, scheint mir gewiss zu sein –, sollte es benannt und transparent gemacht werden. Das muss nicht so weit gehen, Textgeneratoren als Ko-Autoren zu erwähnen, was den nach wie vor kategorialen Unterschied zwischen der allein auf Mustervorhersage basierenden Textgenerierung einerseits und dem schriftsprachlich vermittelten Weltbezug in der menschlichen Textkommunikation andererseits verwischt und dadurch den möglichen Beitrag von Künstlicher Intelligenz in der wissenschaftlichen Sinn- und Erkenntnisproduktion massiv überschätzt. Textgeneratoren sind vielmehr Hilfsmittel, die im kommunikativen Haushalt der Scientific Community bei bestimmten Aufgaben unterstützen können. Es gibt keinen Grund, diese Unterstützungsangebote nicht anzunehmen, solange man ihren Beitrag zum Gesamtprodukt nicht verschweigt. Wenn sie darüber hinaus bei den Schreibenden und Lesenden ein Bewusstsein für die Musterhaftigkeit des eigenen sprachlichen Tuns und dessen Bedeutung für gelingende Kommunikation schaffen können, wenn sie also die un kreativen Aspekte akademischen Schreibens bewusst machen, auf denen Kreativität erst aufbauen kann und die diese zugleich vorprägen, dann können sie erst recht und auch in einer reflexiven Weise produktiv genutzt werden.

27 Jürgen Habermas, *Theorie des kommunikativen Handelns*, Bd. 1, *Handlungsrationalität und gesellschaftliche Rationalisierung*, Bd. 2, *Zur Kritik der funktionalistischen Vernunft*, Frankfurt a.M. 1981, 45.

28 Eine ähnliches, jedoch sprechakttheoretisch fundiertes Argument in Bezug auf automatisierte Aufsatzbewertungssysteme findet sich bei Jan Georg Schneider/Katharina A. Zweig „Ohne Sinn. Zu Anspruch und Wirklichkeit automatisierter Aufsatzbewertung“, in *Brückenschläge: Linguistik an den Schnittstellen*, hg. von Sarah Brommer et al., Tübingen 2022, 271–294.

