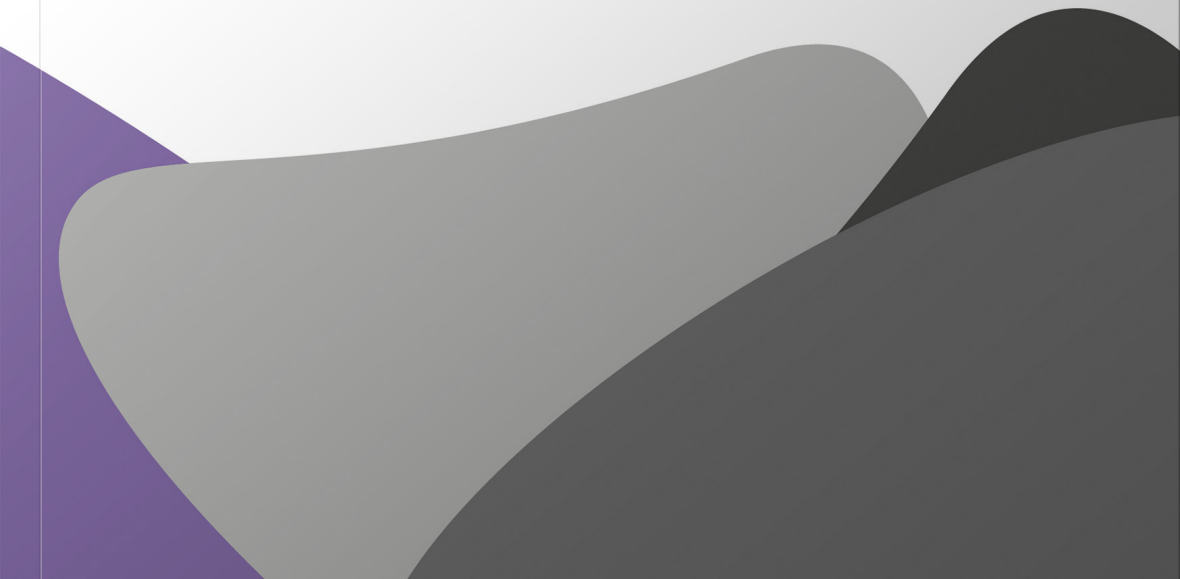


# From Global to Local?

**Digitale Methoden in den Geisteswissenschaften im  
deutschsprachigen Raum: Ein Triptychon**

*Ulrike Wuttke, Christopher Nunn, Christian Schröter,  
Melanie Seltmann & Christian Wachter*





**Neuanfang oder Weltende  
Künstliche Intelligenz und Nachhaltigkeitsforschung für die Digital  
Humanities**

Anne Baillot  
David Lassner  
Daniel Schien  
Oliver Eberle

**From Global to Local? Digitale Methoden in den  
Geisteswissenschaften im deutschsprachigen Raum: Ein Triptychon**  
Herausgegeben von Ulrike Wuttke, Christopher Nunn,  
Christian Schröter, Melanie Seltsmann, Christian Wachter

Publiziert in Melusina Press (Universität Luxemburg), 2026  
11, Porte des Sciences  
L-4366 Esch-sur-Alzette  
<https://www.melusinapress.lu>

Verlagsleitung:	Niels-Oliver Walkowski, Johannes Pause
Lektorat:	Carolyn Knaup, Niels-Oliver Walkowski, die Herausgeber:innen
Gestaltung:	Valentin Henning, Erik Seitz
Umschlagsbild:	Sara-Lee Nußbaum

Die digitale Version dieser Publikation steht unter <https://www.melusinapress.lu>  
frei zur Verfügung.

Bibliografische Information der Nationalbibliothek Luxemburg:  
Die Nationalbibliothek Luxemburg verzeichnet diese Publikation in der  
Luxemburgischen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im  
Internet über [bnl.public.lu](http://bnl.public.lu) abrufbar.

Druck: Libri Plureos GmbH, Friedensallee 273, 22763 Hamburg.

DOI (Publication):	1981-5722-nowk-t
DOI (Container):	10.26298/1981-5722
ISBN (Web):	978-2-919815-72-2
ISBN (PDF):	978-2-919815-73-9
ISBN (Print):	978-2-919815-74-6

Das vorliegende Werk steht unter einer CC BY-SA 4.0 Lizenz. Informationen zu  
dieser Lizenz finden Sie unter  
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>. Die in diesem Werk  
enthaltenen Bilder und Ressourcen unterliegen der selben Lizenz, sofern sie  
keiner anderen Quelle entnommen wurden oder mit einer anderen Lizenz  
versehen sind.





2026

# Neuanfang oder Weltende: Künstliche Intelligenz und Nachhaltigkeitsforschung für die Digital Humanities

Anne Baillot, David Lassner, Daniel Schien & Oliver Eberle

Dieses Transkript wurde von Anne Baillot und David Lassner semi-automatisch erstellt und entspricht nicht 100% dem Wortlaut.

## Intro

*Musik:* „Bleeping Demo“ von Kevin MacLeod (incompetech.com).<sup>1</sup>

*Anne Baillot:* Digital Humanities, Computational Humanities, eHumanities? Ihr hört ein Audio Essay aus der Reihe „From Global to Local DH: In eigenen Worten“. In dieser Reihe betrachten wir spezifische Ausprägungen der Digital Humanities und geben einen Einblick in ihre Vielfalt. Hier fragen wir uns: Wie hat der Computereinsatz die Geistes- und Kulturwissenschaften verändert? Gibt es lokale, föderale, nationale oder sogar globale Eigenheiten der Digital Humanities? Wo stehen wir heute? Und wo geht die Reise hin? Dabei lassen wir in jeder Episode verschiedene Personen aus der Fachcommunity zu Wort kommen. Mit anderen Worten: Digital Humanists „in eigenen Worten“.

Wir, das sind Ulrike Wuttke und Anne Baillot sowie verschiedene Gäste. Schön, dass ihr mit dabei seid!

---

<sup>1</sup> Licensed under Creative Commons: By Attribution 4.0 License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

# Einleitung und Begrüßung

01:08 – 04:15: Interview mit Daniel Schien und Oliver Eberle

*David Lassner:* Hallo, ich bin David Lassner und darum soll es heute gehen: Künstliche Intelligenz und Nachhaltigkeitsforschung für die oder in den Digital Humanities. Wir haben heute zwei Experten eingeladen. Das ist einmal Oliver für die KI und einmal Daniel für die Nachhaltigkeitsforschung und ich würde vorschlagen, ihr stellt euch einfach mal selber jeder vor. Oliver, willst du anfangen?

*Oliver Eberle:* Klar. Hi, ich bin Oliver Eberle, ich forsche zu Maschinellern Lernen und in dem Bereich vor allem an Erklärmethoden. Das heißt, wie wir diese Maschinenmodelle transparent machen können. In den Anwendungen fokussiere ich mich unter anderem auch auf die Anwendung von Sprache und in den Digital Humanities. Da gibt es einiges zu tun und darüber werden wir heute auch unter anderem reden.

*David Lassner:* Super, super cool. Daniel?

*Daniel Schien:* Ja, hallo, mein Name ist Daniel Schien und ich bin *Associate Professor for Sustainable ICT*, also die Informations- und Kommunikationstechnologien, an der Universität von Bristol im Vereinigten Königreich. Und dort bin ich jetzt seit 14 Jahren und forsche an Themen der Folgenabschätzung, speziell im Bereich der Nachhaltigkeit von digitalen Systemen, ganz viel im Bereich der Medien und jetzt auch KI.

*David Lassner:* Okay, ja, vielen Dank. Ich dachte, man könnte vielleicht einmal kurz starten mit der Begründung, warum wir diese beiden Themen hier in einer Episode ‚in einen Topf geschmissen haben‘. Also zum einen ist beides natürlich in den letzten Jahren immer aktueller geworden. Es ist auch beides etwas, wo man vielleicht sagen könnte, es ist erstmal irgendwie total komplex. Und es ist irgendwie etwas, wo man vielleicht in so einem Podcast auch einen ersten Schritt machen kann, um irgendwie so ein Verständnis mehr in die Breite zu bringen. Aber natürlich gibt es bei KI und Nachhaltigkeit auch wirklich eine Abhängigkeit. Denn wenn man diese Entwicklung so betrachtet, darauf werden wir gleich noch eingehen, brauchen eben diese KI-Modelle ziemlich viel Energie. Und damit

haben sie natürlich einen direkten Einfluss darauf, wie nachhaltig die Gesellschaft in dem Zusammenhang ist.

Aber vielleicht erst mal ein ganz konkreter Anfang, denn es soll ja auch um Digital Humanities gehen. Also, Oliver, wir haben uns ein Szenario überlegt. Ich, jetzt als ein fiktiver Forscher in den DH, möchte zusammen mit meinem Team eine digitale Edition entwerfen. Also was gibt es denn da heute schon so an Möglichkeiten, KI einzusetzen? Und vielleicht kannst du in dem Zusammenhang auch noch vielleicht ein paar Begriffe erklären. Was ist Machine Learning? Was ist generative KI? Und natürlich dieses Wort *Large Language Model*?

## Large Language Models in den Digital Humanities

04:15 – 08:11: Interview mit Oliver Eberle

*Oliver Eberle:* Wo fangen wir am besten an? Ich würde sagen, es gibt ungefähr eine Unterscheidung im Maschinellen Lernen. Wir haben eher klassische Methoden, die wir entwickelt haben, um einen bestimmten Task zu lösen. Das könnte zum Beispiel sein, ein bestimmtes Bild zu klassifizieren oder die Erkennung von Text oder die Modellierung von Themen zum Beispiel. Das ist so ein bisschen der klassische Weg. Und dann gibt es eher diese moderneren Ansätze, die wir gerne Foundation-Modelle nennen oder auch diese Large Language Modelle (LLM), die darauf trainiert sind, generative Aufgaben zu lösen. Und das hat es sozusagen ermöglicht, dass wir nicht nur einen Task lösen, sondern ganz viele verschiedene Fragen dem Modell stellen können und damit im Prinzip unendlich viele verschiedene Aufgaben versuchen können zu lösen. Und das hat natürlich enorme Möglichkeiten gebracht und natürlich auch Herausforderungen, darüber werden wir noch reden. Genau, und heutzutage sind wir also in dieser Ära dieser Large Language Modelle, die auch nicht unbedingt speziell auf DH-Themen trainiert sind, sondern im Prinzip einfach alle Daten, die man im Internet bekommen kann, gesehen haben und dann die Hoffnung ist, dass diese Modelle auch hilfreich sind, um Aufgaben in verschiedenen Feldern zu lösen, unter anderem den Digital Humanities.



Genau, was mehr und mehr natürlich auch passiert, ist, dass Forschung gemacht wird mit diesen Methoden. Das heißt, wir können mit diesen Modellen neue Forschungsfragen bearbeiten, zum Beispiel wirklich versuchen, Erkenntnisse aus einem kompletten Korpus zu erlangen. Normalerweise würde man die Forschung mit einem Korpus oder einem Teil eines Korpus machen und jetzt sozusagen mit diesen Methoden können wir uns langsam herantasten, daran vielleicht mehrere Korpora zu untersuchen oder komplette Sammlungen zu untersuchen, weil wir sozusagen halbautomatisiert oder komplett automatisiert gewisse semantische Strukturen aus diesen Daten bekommen können, im Gegensatz zu dem klassischen Ansatz, in dem der Wissenschaftler oder der Digital Humanities-Forscher jedes einzelne Buch, jede einzelne Seite lesen müsste. Das sind wirklich ganz neue Forschungsfragen, zum Beispiel wie sich Wissen über größere Zeiträume entwickelt hat, wie sich örtlich entwickelt hat, welche Netzwerke entstanden sind und so weiter. Ein Beispiel aus dem Bereich, das ich vielleicht kurz erwähnen könnte, ist das SPHAERA-Projekt.<sup>2</sup> Es wurde entwickelt am Max-Planck-Institut für Wissenschaftsgeschichte und an dem Projekt haben wir auch in Zusammenarbeit, also an der TU und mit dem Max-Planck-Institut, gearbeitet und dort ungefähr 360 Editionen mit fast 80.000 Seiten analysiert. Das war nur möglich in Zusammenarbeit mit Methoden der künstlichen Intelligenz.

*David Lassner:* Also ich bin ja immer noch in diesem Szenario, die DH-Forscher, also wir haben die Möglichkeit, klassische Methoden anzuwenden, OCR, wir haben die Möglichkeiten, ganz am Anfang, wenn ich mein Forschungsprojekt starte, Methoden anzuwenden oder für Datenextraktionen, wir haben die Möglichkeit für die Analyse während des Forschungsprojekts beispielsweise und dann eben aber auch, wenn man eine Edition publiziert hat, die über so ein Chatbot zugänglich zu machen. Das sind dann also auch wirklich diese Large Language Modelle, von denen du gesprochen hast, also wirklich eine komplette Bandbreite.

---

2 <https://sphaera.mpiwg-berlin.mpg.de/>.

## Fußabdruck digitaler Technologien in einer digitalen Edition

08:11 – 14:53: Interview mit Daniel Schien

*David Lassner:* Wenn ich das jetzt mal an Daniel weitergebe und frage, wir haben diese unterschiedlichen Komponenten und wir haben die in diesen unterschiedlichen Phasen des Forschungsprojektes: Kann man als Forscher dann vorher schon einschätzen, wie nachhaltig diese Komponenten des Forschungsprojekts sind oder wie man sozusagen vielleicht darauf einwirken kann, dass sie nachhaltiger sein könnten?

*Daniel Schien:* Also eine ganz interessante Frage, die im Augenblick ganz viel Aufmerksamkeit auf sich zieht, ist der sogenannte *Carbon Footprint*, also der Fußabdruck für das Klima beim Nutzen dieser Technologien. Salopp gesagt ist ja die Frage, wie viel CO<sub>2</sub> wird ausgestoßen, wenn ich eine ChatGPT-Anfrage starte? Das ist eine ganz interessante Frage, schon an dieser vielleicht harmlosen Frage, was der *Carbon Footprint* ist, ich bleibe mal beim englischen Wort. Es gibt eine Methode, eine Herangehensweise, die nennt sich das *Lifecycle Assessment*. Und da gibt es ein ganz berühmtes Buch, das heißt *The Hitchhiker's Guide to Lifecycle Assessment*. Und die Idee ist, wie bei diesem berühmten Roman von Douglas Adams, dass die Antwort 42 ist. Die Antwort ist aber ziemlich nutzlos, wenn ich nicht weiß, was die Frage ist. Und so ist es ein bisschen mit diesem *Carbon Footprint*. Wenn ich nur die Zahl bekomme, der *Carbon Footprint* von ChatGPT einer Session zum Beispiel ist x, dann ist das alleine mit ganz viel Unsicherheit befrachtet. Das ist also erstmal ein großer Themenkomplex. Da kann man ein bisschen rein, was sind denn da die Abhängigkeiten, die diese Unsicherheit bei *Carbon Footprints* beeinflussen? Ich glaube, das ist eine ganz interessante Frage, was diesen direkten Fußabdruck von Technologie betrifft.

Die zweite Frage, die sich oft stellt, betrifft alle möglichen Interessengruppen, also die Anwender von Systemen, die mit KI gebaut werden, sowohl die Entwickler\*innen, die solche Systeme bereitstellen, und den Gesetzgeber. Für diese ist interessant, was ist denn der Netto-Fußabdruck, der bleibt für die Gesellschaft und für die Umwelt vom Nutzen dieser Tech-

nik. Und dann muss ich fragen, was passiert denn nicht, wenn ich solche Systeme einsetze. Also ein ganz einfaches Beispiel ist, dass ich, also jetzt vielleicht nicht mit KI, sondern in einer anderen Domäne, wenn ich, wie wir heute einen Videocall haben, für diesen Podcast. Das ist ganz toll, wir können uns sehen, wir können uns hören und im Prinzip alles machen, was wir in einem Besprechungsraum oder im Studio machen würden wollen und ohne, dass wir reisen. Der Oliver, der ist jetzt in Kalifornien, glaube ich, und wir sind, ich bin hier in England und du bist in Deutschland und wir können zusammenkommen, digital und eine ganze Menge Umweltschaden sparen, dadurch, dass wir das digital machen und nicht physisch. Und das ist bei der KI genau das Gleiche. Jedes Mal, wenn ich KI einsetze für eine Sache, mache ich was anderes nicht. Und die Frage ist, ist das Netto gut oder schlecht fürs Klima? Und das ist natürlich auch eine ganz, ganz komplizierte Frage, die man nicht einfach mit einer Antwort beantworten kann.

*David Lassner:* Okay, das ist sozusagen vielleicht auf dieses Szenario übertragen, ob sich jetzt Forscher und Forscherinnen tagelang hinsetzen und alles von Hand transkribieren, verglichen mit sozusagen einer automatischen Erkennung der Textzeilen.

*Daniel Schien:* Wenn wir nur an das schnelle Arbeiten denken, dann tatsächlich ist eine Frage, wie setzen wir die Systemgrenzen, aber auf jeden Fall ist die Forscherin dann früher frei, andere Sachen zu machen.

*David Lassner:* Und macht dann möglicherweise andere Sachen auch natürlich, aber das ist dann wahrscheinlich eine etwas andere Frage. Wenn wir jetzt auf diese KI-Modelle gucken, noch andere Größen, die man sich anschauen muss, also beispielsweise Wasserverbrauch oder andere Sachen. Gibt es da konkrete Ideen, wie man solche Forschungsprojekte irgendwie anders konzipieren kann, sodass sie nachhaltiger sind?

*Daniel Schien:* Absolut. Also die konkrete Frage, wie wir den Fußabdruck von KI-Systemen verringern, da gibt es wie bei anderen ökonomischen Aktivitäten eine Hierarchie von Sachen, die man machen kann. Im Haushalt oder sonst in anderen Lebensbereichen sagen wir oft „reduce, reuse, recycle“. Auf Deutsch also: Verwende etwas weniger, verwende Sachen weniger, und wenn das Produkt nicht mehr weiterverwendbar ist, dann recycle das. Gewinne also alle wertvollen Stoffe aus den Sachen und füh-

re sie wieder dem Wertstoffkreislauf hinzu. Und im Prinzip kann man das auch auf die KI übertragen. Also für jemanden, der KI-Systeme selbst betreibt, wäre das Allererste, nachhaltige Energiequellen zu benutzen. Die Frage, diese Systeme nicht zu benutzen, die ist unheimlich kompliziert, und das ist auf keinen Fall die allererste Handlungsempfehlung, die ich aussprechen würde.

## Lebensdauer von LLMs, Fußabdruck und Nachhaltigkeitsstrategien

14:53 – 22:34: Interview mit Oliver Eberle

*David Lassner:* Aber ich glaube, das ist eine ziemlich gute Überleitung zu meiner nächsten Frage an Oliver. Wenn wir versuchen, diese gewisse Ökonomie an den Tag zu legen, dann stellt sich vielleicht auch nochmal die Frage, wie lange hält denn eigentlich mein Modell, das ich trainiert habe? Oder Oliver, könntest du vielleicht nochmal kurz diesen Unterschied in der Phase eines Modells, wo es trainiert wird, und der, wo es sozusagen dann benutzt wird, erklären und vielleicht dann auch nochmal darauf eingehen, wie da so die, weiß ich nicht, die Energiekostenunterschiede sind, wenn du dazu was weißt.

*Oliver Eberle:* Genau, also es gibt unterschiedliche Lebenszyklen und Phasen von diesen Modellen. Die erste Phase ist normalerweise eigentlich immer das Sammeln von Daten, aber das können wir uns jetzt erstmal außen vor lassen. Die Hauptbestandteile sind dann eigentlich das Trainieren des Modells und dann der zweite Teil wäre sozusagen die Benutzung des Modells für Vorhersagen. Genau, was, denke ich, heute irgendwie oft diskutiert wird und was, glaube ich, auch momentan vielleicht noch nicht endgültig beantwortet ist, ist, dass mit diesen neuen Foundation-Modellen oder Large Language Modellen man so ein bisschen dieses neue Szenario hat, dass man nur ein Modell trainiert und dann dieses Modell für alle möglichen Sachen benutzen kann.

Was dabei vielleicht nochmal gesagt werden muss ist, dass diese Art von Modellen sehr, sehr viel trainingsintensiver und datenhungriger sind als diese klassischen KI-Modelle, von denen wir vorhin gesprochen haben.

Das konnte man wirklich noch auf seinem eigenen Computer trainieren, so diese älteren Modelle oder diese klassischen Modelle. Diese modernen Architekturen können im Prinzip nur noch von riesigen, entweder Unternehmen oder Forschungszusammenschlüssen trainiert werden. Also die Ressourcen, die da benötigt sind, sind oft Training über mehrere Monate auf sehr, sehr großen Rechenzentren. Das heißt, das ist im Prinzip ein ganz neues Zeitalter auch für Maschinelles Lernen, weil eigentlich der Nutzer nicht mehr unbedingt in der Lage ist, sein eigenes Modell zu trainieren und im Prinzip eher Modelle benutzt. Was natürlich aus diesem Aspekt von *reuse* und Nachhaltigkeit irgendwie auch gar nicht so schlecht klingt, aber man muss natürlich wirklich bedenken, dass es einfach eine ganz andere Skala ist, in der diese Modelle heutzutage trainiert werden. Und wie gesagt, oft sind diese Modelle von Unternehmen trainiert. Und das heißt, da kommen noch weitere Aspekte, Open Science-Perspektiven und so weiter ins Spiel. Aber aus Nachhaltigkeitsperspektive kann man diese beiden Phasen erstmal trennen. Das so richtig aufzuteilen ist schwer, aber im Prinzip würde ich sagen, dass der Trainings- teil intensiver ist, weil dafür komplexere Berechnungen nötig sind, also für das Trainieren müssen sozusagen komplexere Algorithmen durchgeführt werden, die das finale Modell dann definieren. Für die Benutzung des Modells ist es effizienter.

Aber was natürlich heutzutage passiert, ist, dass diese Modelle von viel, viel mehr Menschen benutzt werden als jemals zuvor. Soweit ich informiert bin, sind diese ChatGPT- und ähnliche Modelle die am schnellsten verbreitete Technologie in der Geschichte. Und das heißt, wir haben jetzt Nutzerzahlen, die einfach alles, was wir vorher gesehen haben, übertreffen. In der Hinsicht ist es, finde ich, recht schwer noch zu qualifizieren: Ist das Training jetzt das Aufwendigere? Ja, also von den Berechnungen her an sich schon, aber die Benutzung des Modells multipliziert sich natürlich mit der Anzahl an Usern, die Zugriff haben auf das Modell. Das heißt, es kann im Prinzip unendlich viel mehr werden im Vergleich zum Training, was im Prinzip einfach Kosten sind, die einmal entstehen und dann an sich, wenn wir es vereinfacht betrachten, konstant sind. Was natürlich, das hattest du gerade auch schon angerissen, noch da reingeht, ist, dass die Modelle zu einem bestimmten Zeitpunkt auf Daten trainiert werden. Das heißt, die Modelle sind so aktuell wie der letzte Datenpunkt, den diese Modelle während des Trainings gesehen haben. Das heißt, in der Hinsicht haben diese Modelle ein Ablaufdatum und müssen in regel-

mäßigen Abständen aktualisiert werden. Dafür muss vielleicht nicht unbedingt das komplette Modell neu trainiert werden, also von Grund aus, sondern vielleicht nur mit den neuesten Daten fein getuned oder fein justiert werden, die das Modell nicht gesehen hat. Aber das sind trotzdem keine Prozesse, die komplett zu missachten sind. Deswegen, ja, ich glaube, eine einfache Antwort ist schwierig. Es hängt letztendlich wirklich auch von der Anzahl der Nutzer ab und von der Größe des Modells, aber zusammengefasst sind diese Modelle auf jeden Fall das größte an maschinellem Lernen, was wir jemals gesehen haben.

Was wir bisher auch noch sehen, ist, dass je größer die Modelle werden und je mehr Daten die Modelle sehen, desto besser diese Modelle anscheinend auch werden. Also es gibt so diesen Zusammenhang von: Größere Modelle sind besser, also ist skalieren besser im Hinblick auf Performance. Und das treibt natürlich gerade diese größer und größer werden Modelle auch noch weiter an und diese Entwicklung zu immer weniger nachhaltigeren Modellen. Also ja, da haben wir gerade so eine ganz interessante Entwicklung, dass die Modelle einfach sehr, sehr riesig sind und eigentlich auch gar nicht mehr zur privaten Benutzung oder zumindest auf einem handelsüblichen Laptop gar nicht mehr zu benutzen sind, sondern du brauchst im Prinzip immer ein Rechenzentrum im Hintergrund, das diese Modelle laufen lässt. Und ja, das hat natürlich irgendwie riesige Auswirkungen gehabt auf die Nachfrage nach sehr rechenintensiven Servern und diesen Grafikkarten, die eine große Rolle spielen in dieser Entwicklung zu immer größeren Modellen und auch für das Trainieren dieser Modelle. Ja, also leider keine ganz einfache Antwort, aber ich hoffe, es hat trotzdem Teilantworten gegeben.

*David Lassner:* Total, ja. Also wenn ich in meinem Szenario bleiben würde, dann wäre es natürlich wahrscheinlich, wenn ich eine Analyse auf Basis eines KI-Modells mache, die dann quasi einfach nur die Grundlage für mein Paper ist. Dann mache ich ja wahrscheinlich mehrere Trainingsiterationen, bis ich da bin, wo ich sein möchte. Und dann lasse ich quasi nur ein einziges Mal die Inferenz laufen und habe dann meine Daten für das Paper. Aber wenn ich vielleicht ja ein Chatbot implementiere, der dann über die nächsten zehn Jahre in meiner Edition von wahrscheinlich ganz, ganz vielen Nutzern verwendet wird, dann ist möglicherweise irgendwann der Zeitpunkt erreicht, wo die Energiekosten in der Inferenz, die im Training übersteigen. Würdest du ungefähr so zustimmen?

*Oliver Eberle:* Ja, genau. Es hängt einfach davon ab, wofür die Modelle benutzt werden, von wie vielen Personen, wie oft neu trainiert werden muss und wie groß die Modelle sind.

## Soll ich ein eigenes Modell trainieren oder ein existierendes nutzen?

22:34 – 26:11: Interview mit Daniel Schien

*David Lassner:* Ja, also Daniel, hast du da noch *Insights*, wie vielleicht bei den großen Firmen, wie OpenAI, das Verhältnis zwischen den Energiekosten für die Nutzerbasis, die Modelle zu benutzen und den Kosten für das Training ist?

*Daniel Schien:* Also was ChatGPT, OpenAI betrifft, da gibt es keine belastbaren Aussagen in der öffentlichen Domäne. Wir haben Daten von Meta, da gibt es Veröffentlichungen deren Recommender-Systeme zum Beispiel und an andere Large Language Models, die halten sich ungefähr die Waage zwischen Training und Inferenz. Und das sagte der Oliver ja schon, das sind Dienste, die von Millionen von Menschen genutzt werden. Und das passt also auch in dieses Beispiel, was du beschriebst. Wenn ein einzelner Forscher oder Forscherin ein Modell für eine einzige Analyse trainiert, die dann in so einer Veröffentlichung landet, dann liegt der Schwerpunkt beim Training, und bei den Systemen, die unheimlich viel breiteren Nutzern und Nutzen auch bereitstellen, diese Large Language Models, diese Cloud-APIs, die allgemeinen Zwecken dienen, dann amortisiert sich der Aufwand der Energieinvestitionen, aber auch die Umweltkosten vom Herstellen von der Hardware über viel, viel mehr Nutzer und Services und Dienstleistungen, die dann abgerufen werden.

*David Lassner:* Okay, ja. Das heißt, es ist gar nicht so super einfach zu sagen, ob es jetzt mehr Sinn ergibt, ein eigenes, spezialisiertes Modell zu trainieren oder ein schon existierendes, großes Modell zu verwenden. Also gibt es da irgendwelche Anhaltspunkte, die darüber hinausgehen oder muss man sich dann wirklich immer sozusagen eine Vorhersage machen, wie viel Inferenz gemacht werden wird, wie viel Feintuning ich vielleicht machen werde? Was sind die Anhaltspunkte für mich als Forschender?

*Daniel Schien:* Interessante Frage. Oliver sagte, es gibt unterschiedliche KIs. Es gibt diese *supervised* Systeme und jetzt diese *unsupervised* KI. Ich habe leider nicht den Überblick, inwieweit in den Digital Humanities Large Language Models auch trainiert werden, von Grund auf. Wir kennen BERT zum Beispiel als eines der ersten Transformer-Modelle, die man dann durch Feintuning für bestimmte Anwendungen spezialisiert. Das könnte jetzt so ein Anwendungsfall sein, in dem so ein Large Language Model in den Digital Humanities eingesetzt wird. Da geht natürlich auch eine ganze Menge Rechenzeit mit drauf, aber das haben wir zum Beispiel schon, ich habe so einen Server-Computer mit zwei GPUs in meinem Büro und da haben wir so *fine training* für BERT schon drauf laufen lassen über zwei, drei Tage. Das sind dann ein paar Kilowattstunden, aber das ist überhaupt nichts Vergleichbares mit dem Ressourcenaufwand, der in das Trainieren von diesem großen kommerziellen System reingeht.

## Umsetzung in der Projektpraxis

26:11 – 29:11: Interview mit Oliver Eberle

*David Lassner:* Ja, total. Also die Frage wollte ich eigentlich auch einfach nur an Oliver weitergeben, weil ich auch den Eindruck habe, dass sich das möglicherweise gerade auch in den DH so ein bisschen ändert, was so verwendet wird. Und das hängt auch so ein bisschen damit zusammen, dass ich so immer mal wieder in den letzten Jahren Schlagzeilen gesehen habe, die erst so waren: Ja, also ein spezialisiertes Modell ist eigentlich von der Qualität der Ausgaben immer besser als ChatGPT. Und das hat sich so, habe ich das Gefühl, so ein bisschen gewandelt hin zu, also jetzt eine andere Schlagzeile: oh, schaut mal, ich habe es geschafft, in dieser einen Nische doch noch besser zu sein als ChatGPT. Ist das irgendwie super subjektiv von mir oder würdest du sagen, dass das auch in der Forschung so passiert?

*Oliver Eberle:* Ja, das ist eine interessante Frage. In der Tat, weil wir darüber auch viel geredet haben und wir haben, glaube ich, beide Erfahrungen gemacht, also in dem Projekt, über den ich vorhin gesprochen hatte, mit den Historikern vom Max-Planck [Institut] für Wissenschaftsgeschichte. Wir sind davon ausgegangen (das Projekt begann gleich bevor



es diese riesigen Modelle überhaupt gab), dass wir auch diese spezialisierten Modelle brauchen, um irgendwas mit Machine Learning, zumindest in Geschichtswissenschaften zu machen. Und haben dann jahrelang daran gearbeitet. Irgendwann hat es dann funktioniert und war auch robust und genau genug, um damit wirklich auch Forschung zu machen. Und dann kamen sozusagen diese Large Language Modelle und wir waren natürlich dann auch so, okay, vielleicht testen wir das mal. Es ging letztendlich um einen OCR-Task, in dem sozusagen komplexe Tabellenstrukturen erkannt werden mussten. Und das sind sozusagen Daten, die sehr untypisch sind in Trainingsdaten, die typischerweise genutzt werden für diese Modelle. Das heißt, wir hatten wenig Hoffnung, dass es überhaupt funktioniert und es funktioniert ein bisschen. Also es ist auf jeden Fall nicht so, dass die kompliziertesten Aufgaben, die man in den Digital Humanities findet, auf diesen Large Language Modellen funktionieren. Aber wir waren trotzdem überrascht, dass es überhaupt ein bisschen funktioniert hat. Also ich glaube, es gibt einem oft einen guten Startpunkt, um dann vielleicht nochmal ein Korrekturmodell zu trainieren oder um erstmal den ersten Schritt zu machen. Ich glaube, da ist gerade so ein Umdenken, das stattfindet, dass diese Modelle vielleicht nicht unbedingt super gut sind auf diesen spezifischen Daten, die wir in den Digital Humanities vorfinden, aber dass wir trotzdem Nutzen ziehen können, ohne vielleicht unbedingt unsere eigenen Modelle zu trainieren. Weil wirklich Modelle von Grund auf zu trainieren ist, wenn wir ehrlich sind, eigentlich meistens nicht möglich. Zumindest so wie diese Large Language Modelle momentan trainiert werden, bräuchten wir viel mehr Daten.

## Allokationsberechnung, auch in DH-Kontexten

29:11 – 42:45: Interview mit Daniel Schien

*Daniel Schien:* Oliver, während du sprachst, zum Thema, was Forschende machen können, gerade um den eigenen Fußabdruck zu verringern, vielleicht auf existierende Modelle zurückgreifen. Ich will nicht immer nur ChatGPT sagen, also, einfach mal auf Gemini zugreifen, und auch andere Produkte sind verfügbar. Und eine ganz interessante Frage, die da auftaucht, ist die Frage der Allokation oder *allocation*. Von dem ganzen Auf-

wand – der Energieverbrauch, das Erzeugen von den Servern – der beim Training anfällt, der ist ja in der Vergangenheit passiert und wenn wir jetzt den Energieverbrauch von Training und Inferenz vergleichen, implizit vergleichen wir dann...? Es kommt auch die Frage, was ist denn *unser* Anteil für ein *request* an dieses große System? Wir brechen das so runter und dann findet dieser Allokationsschritt statt, dass wir sagen, das System hat einen Footprint von  $x$  und den teilen wir jetzt zwischen allen Requests, die anfallen, auf. Jeder bekommt so ein Häppchen. Und damit amortisieren wir quasi diesen Aufwand, den Trainingsaufwand. Das Problem ist aber, er ist so verzerrt, dieser Markt, durch die Ökonomie im Augenblick. Es findet so unheimlich viel Investitionen statt in diese Systeme, dass wo wir sonst über den Nutzen dieser Systemen nachdenken, oft die Kosten den marginalen Impact mitbeschreiben, diese Heuristiken, die wir sonst anwenden, wenn wir über diese Systeme nachdenken, die gehen alle kaputt. Weil bei manchen Firmen so viele Subventionen im Augenblick noch betrieben werden, dass diese Firmen diese Systeme zu Unkosten bereitstellen. Die machen Verlust mit jedem einzelnen Nutzer, der zu diesen Systemen hinkommt, einfach nur, um sich am Markt zu etablieren.

*David Lassner:* Aber ist das deswegen, weil sie sozusagen sagen, das ist einfach aktuell, die bieten das jetzt so günstig an, um sozusagen diese Etablierung zu schaffen? Oder ist es auch, dass sie sagen, wir hoffen darauf, dass es in Zukunft effizienter funktioniert?

*Daniel Schien:* Ich nehme an, beides. Ich nehme an, also ob sich die Preisstrukturen in der Zukunft ändern müssen, weil die Effizienzsteigerungen diese Dumpingpreise niemals einholen können, das weiß man nicht von außen, kann man das nicht sehen. Und das macht es unheimlich schwierig, finde ich, darüber nachzudenken, was meine eigene Konsequenz vom Nutzen dieser Systemen ist. Wir haben bei jedem Aufruf von so einer Session, ob das jetzt Perplexity oder Gemini oder was auch immer ist, wenn ich eine Anfrage stelle, dann wird da so eine GPU aktiv, so ein Rechenbeschleuniger, und verbraucht dann mehr Leistung, nur weil ich diese Anfrage gestellt habe. Diese Mehrleistung, die kann ich direkt bilanzieren als die direkte Konsequenz von meiner Nutzung von diesem Dienst. Die Frage danach, inwieweit das Trainieren von diesem System, was ja in der Vergangenheit passiert ist, dass ich da Verantwortung mittrage, ist unheimlich kompliziert. So ein bisschen wie das Straßensystem. Jeder, der auf der Straße langfährt, durch den amortisieren sich die Investitionen

in den Straßenbau, aber die Straßen wurden ja nicht für mich konkret gemacht. Das heißt, mittelbar ist dann mein Einfluss für die Zukunft des Straßenbaus oder für das zukünftige Trainieren von diesen Sprachmodellen durch das Geld, was ich denen gebe. Aber die Menge von dem Geld und dem, was am Ende investiert wird, in das Trainieren, das ist so verzerrt. Das ist das Schwierige, worüber man gar nicht nachdenken kann im Augenblick, weil es gar keine Transparenz gibt, weil die ganzen ökonomischen Prinzipien im Augenblick über den Haufen geworfen sind in dieser Spekulationsblase.

*David Lassner:* Ich dachte, dass es zumindest schon ein bisschen Transparenz darüber gibt, weil es ja auch wenige Modelle gibt, wo die Gewichte quasi öffentlich sind, die man sozusagen, wenn man die Infrastruktur hat, bei sich zu Hause laufen lassen kann. Damit hätte man ja im Prinzip zumindest einen Vergleichswert, was die Energiekosten oder Serverkosten sind.

*Daniel Schien:* Zur Laufzeit, für die Inferenz. Genau, der Energieverbrauch für jede zusätzliche Frage während der Inferenz. Das ist das, was du meinst, David?

*David Lassner:* Genau, ja.

*Daniel Schien:* Da stimme ich dir zu.

*David Lassner:* Okay. Vielleicht schaffen wir trotzdem nochmal diese Allokation auf *ein* Level weiter hochzuziehen. Also wir haben jetzt gerade über die Einzelpersonen, die einzelnen Forschenden geredet, aber Daniel, hast du vielleicht so einen groben Einblick darin, wie viel DH-Forschung vielleicht bei dieser Art von Modellen oder bei KI im Allgemeinen Anteil am gesamten Fußabdruck hat?

*Daniel Schien:* Ja, also ich kann dir da nicht sagen, wie groß der Anteil ist. Aber so ganz *big picture*, um mal den Ressourcenverbrauch von Informations- und Kommunikationstechnologien als Teil der Wirtschaft zu positionieren, also Pi mal Daumen kann man ungefähr 2–4% der Treibhausgasemissionen global der Informations- und Kommunikationstechnologie zuschreiben. Dazu zählen die Rechenzentren, in denen das Trainieren von diesen Large Language Models stattfindet und von wo diese dann im

Großen und Ganzen für kommerzielle Zwecke betrieben werden, während der Inferenzphase. Dazu zählen Netze, dazu zählen die Geräte der Endnutzer, also unsere Laptops, Desktops, Telefone und Fernseher auch als Kommunikationstechnologien. Die tragen ungefähr so viel bei. Und wenn wir dann reinzoomen, die Verhältnisse zwischen Rechenzentren, Netzen und den Endgeräten, da sind die Endgeräte dominierend innerhalb von diesen drei Teilen und bis vor drei, vier Jahren waren die Rechenzentren ungefähr gleich auf mit Netzen. Das war die Größenordnung um die 300 Terawattstunden, das ist ungefähr die Größenordnung des gesamten Stromverbrauchs von England, das ist ungefähr so der Stromverbrauch für alle Rechenzentren in der Welt, mal so eine Größe.

Jetzt rechnen wir damit, dass gerade dieser Stromverbrauch in den Rechenzentren nach oben gehen wird durch KI im Speziellen. Wir haben das schon gesehen in den letzten drei, vier Jahren, da haben die ganz großen Cloud-Unternehmen, Google, Microsoft und Amazon und andere, die haben da jährliche Zuwachsraten im Energieverbrauch von 18% oder so was gezeigt. Das lief, eine ganze Weile war das konstant. Und auch gab es so eine Konsolidierung innerhalb des Marktes, wo kleinere Rechenzentren in die Cloud gegangen sind. Und das ist also so ein Trend, so eine Dynamik, die schon lange angehalten hat, dass die Cloud-Unternehmen wuchsen. Und da oben drauf kommt jetzt nochmal dieser Anwachs durch die KI-induzierte Rechenlast. Und das treibt Befürchtungen an, natürlich auch, wegen so fantastischer Medienberichte oder Berichte über Investitionen in Kernkraftwerke nur für den Betrieb von Rechenzentren. Das treibt natürlich die Gemüter an, das ist ja spannend, das ist so ein bisschen wie James Bond. Das ist tatsächlich auch eine ganz neue Dynamik, also was da passiert in der Ökonomie, unheimlich viel Geld wird bewegt und das Energiesystem wandelt sich unter anderem auch durch diesen Einfluss, aber nicht ausschließlich natürlich. Das ist schon spannend, was da passiert. Aber das passiert auf einem ganz großen Sockel. Das ist jetzt nicht so, dass sich nur durch die KI der Stromverbrauch der Rechenzentren innerhalb der nächsten paar Jahre verdoppeln wird. Aber natürlich gibt es lokal schon jetzt durch Rechenzentren Probleme. Weil so ein Rechenzentrum ist ein Ort, in dem die Energiedichte extrem hoch ist. Das Anschließen von so einem Rechenzentrum an das Verteilernetz, das ist nicht trivial und kann unter anderem im Wettbewerb stehen mit anderen Verbrauchern, unter anderem, [mit] Häusern. Also das ist schon ein politisches Problem, aber nicht erst seit KI.

*David Lassner:* Und zusätzlich wird wahrscheinlich auch auf der Verbraucherseite durch KI in gewisser Weise die Nachfrage steigen, weil ja vieles auch auf den Geräten passiert, mit den neuen Entwicklungen bei Apple beispielsweise.

*Daniel Schien:* Das ist interessant. Ich glaube, beides kann passieren. Gerade diese Woche, sagte mein Arbeitskollege, wenn ich eine Internetsuche mit einem Large Language Model durchführe und ich dadurch an meine Informationen viel, viel effektiver rankomme und ich mir das Browsen zu den einzelnen Webseiten, wo ich nochmal 10 Minuten irgendwelche Seiten durchlesen muss, wenn ich mir das alles ersparen kann, weil das Ergebnis so gut ist, das kann eine Reduzierung des Energieverbrauchs zu Hause, im Netzwerk und in den Rechenzentren mit sich führen. Es ist wirklich nicht offensichtlich, wie der Nettoenergieverbrauch von KI sich für solche Aktivitäten im Haushalt entwickeln wird.

Also ganz prinzipiell denke ich, dass diese Technologie zum Wirtschaftswachstum beitragen wird und wirtschaftliche Aktivität kommt mit Ressourcenverbrauch daher, das ist schon immer so gewesen und das wird, glaube ich, dazu führen, dass mehr Energie verbraucht wird, tendenziell, da bin ich schon der Meinung, aber wir leben auch in einer Welt, in der wir Wirtschaftswachstum haben wollen, unsere ganze Politik ist darauf ausgerichtet, dass wir unsere Wirtschaft wachsen lassen und wenn das Wirtschaftswachstum in einem Bereich passiert, in dem verhältnismäßig mehr erneuerbare Energie verbraucht wird zum Beispiel, dann kann das unter Umständen besser sein, als wenn wir Wirtschaftswachstum zum Beispiel bei Mineralölen sehen.

## DH-Projektplanung mit LLMs

42:45 – 52:23: Interview mit Oliver Eberle und Daniel Schien

*David Lassner:* Vielen Dank für diese perfekte Überleitung. Also bei der Frage für so eine digitale Edition, wenn ich sie planen würde, da kenne ich aus der traditionellen Wissenschaft eben häufig Projekte, die über Jahrzehnte angelegt sind, weil eben Jahr für Jahr oder mit einem gewissen Abstand von Jahren eben neue Teile veröffentlicht werden und im-

mer wieder sozusagen ein neues Teilgebiet erschlossen wird. Bei KI habe ich das Gefühl, dass, genau was du gerade sagtest, dass die Dynamik in dem Feld so hoch ist, dass es wahrscheinlich doch super schwer ist, sich jetzt schon bei dieser Forschungsfrage, beim Planen der Edition auf bestimmte Technologien festzulegen.

Also vielleicht noch mal eine Frage an dich, Oliver. Ja, also würdest du sagen, es gibt bestimmte Sachen, die sind jetzt schon so etabliert, dass man sich darauf auf jeden Fall verlassen kann? Oder würdest du sagen, bestimmte Sachen sind einfach noch so neu oder sind quasi reif dafür, dass sie demnächst noch Innovation erhalten, dass man da sozusagen noch seine Finger von lassen sollte? Wie plane ich jetzt so ein Projekt mit einem Teilaspekt KI, das einfach über einen längeren Zeitraum gehen soll?

*Oliver Eberle:* Das ist eine sehr gute und gleichzeitig recht schwierige Frage, weil ich glaube, gerade kann man sich auf recht wenig verlassen, weil diese Modelle einfach zum einen ständig geändert werden. Das heißt, angenommen, ich plane jetzt gerade eine Forschungsfrage um die letzte, bleiben wir bei ChatGPT-Version herum. Das kann schon in drei Monaten komplett überflüssig sein, weil das Modell geändert wurde. Auch da denke ich, haben die großen Firmen starke Interessen, diese Modelle nicht nur zu aktualisieren, aber auch im Hintergrund vielleicht einfach ein kleineres Modell, ein günstigeres Modell zu etablieren, ohne dass es vielleicht dem Nutzer auffällt, dass es ein anderes ist oder vielleicht auch ein bisschen kleiner und vielleicht sogar ein bisschen schlechter.

Es gibt da ein paar Stimmen aus der Community, die behaupten, dass die Modelle gerade eigentlich wieder eher schlechter werden, weil die Firmen anfangen, kleinere Modelle zu verwenden. Das fand ich einen ganz interessanten Aspekt. Das heißt, ich glaube, da ist es recht schwer als Forscher zu sagen, ich plane mit diesem Modell und es wird in einem Jahr noch das sein, mit dem ich diesen Prototyp vielleicht versucht habe. Ich glaube, man kann sich jetzt eigentlich nur auf Modelle verlassen, die entweder von Open Source-Communities veröffentlicht werden und die auch nicht auf einmal verschwinden. Also ich glaube, das ist eine ganz gute Idee in der Planung. Auch wenn die vielleicht momentan noch ein bisschen hinterherhinken, sind die trotzdem schon ziemlich leistungstark. Gerade unter dem Aspekt, dass man immerhin damit planen kann und auch wirklich Zugriff auf das komplette Modell hat und auch die Modelle

auf eigenen Daten nochmal trainieren kann und einfach mehr Flexibilität hat.

Ich denke, das ist ein guter Aspekt, nicht nur auf Performance zu schauen, sondern auch, was irgendwie funktioniert auch für unsere Community, wie können wir auch vielleicht einen Nutzen schaffen für unsere Community, indem wir vielleicht ein Modell selber trainieren oder uns zusammenschließen mit anderen Forschenden aus dem Bereich, um vielleicht ein gemeinsames Foundation-Modell zu trainieren, das dann für alle da ist und geteilt wird. Ich denke, da gibt es gerade recht viele Initiativen, eigentlich in jeder wissenschaftlichen Community, auch in den Digital Humanities. Da sehe ich eine Entwicklung in den nächsten ein, zwei Jahren, dass wir als Forschende eher weggehen von „wir machen Forschung auf ChatGPT“ – das halte ich eigentlich für keine nachhaltige Lösung. Alles in allem, ja, ich glaube, *data first* ist immer ein guter Ansatz, also einfach dafür zu sorgen, dass Daten verfügbar gemacht werden, möglichst reich annotiert sind im Rahmen des Möglichen und auch öffentlich verfügbar für die Community, und dass halt irgendwie Standardisierung stattfindet von Datensätzen und allgemein einfach die Zugänglichkeit von Daten erhöht wird. Ich glaube, da ist Digital Humanities historisch einfach recht viel einfach so gewachsen. Und das müssen wir jetzt irgendwie alles zusammen puzzeln. Es ist vielleicht ein bisschen frustrierend, die Arbeit gerade, weil man sozusagen schon so dieses größere Ziel vor Augen hat von, oh, wir haben dann diese generelle KI, die dann auf einmal alle unsere Probleme schnell lösen kann. Aber letztendlich ist viel abhängig von der Qualität der Daten, die in diese Modelle reingegeben werden. Da sehe ich gerade eher auch noch Handlungsbedarf in den Humanities, diese Datensätze einfach zusammenzubringen, verfügbar zu machen und dann als nächsten Schritt diese Foundation-Modelle zu trainieren. Ich denke, sehr viel Forschung geht gerade einfach in die effizientere Entwicklung von diesen Modellen. Diese Modelle sind einfach gerade so riesig, weil wir noch keine besseren Ansätze haben, effizientere Architekturen genauso leistungsstark zu trainieren wie diese Large Language Modelle. Aber ich glaube, die Entwicklung zu kollaborativen Open-Source-Projekten ist eine gute Idee.

*David Lassner:* Ja, aber das klingt ja auch total so, als wäre das Effizientermachen der KI ein total aktives Forschungsfeld, was auf jeden Fall Hoffnung macht. Aber vielleicht auch aus der Nachhaltigkeitsforschungspers-

spektive, Daniel, würdest du sagen, dass es da gerade so einen Fokus auf Nachhaltigkeit von KI gibt und das gerade irgendwie so ein wachsendes Forschungsfeld in sich ist?

*Daniel Schien:* Auf jeden Fall. Also Nachhaltigkeit in der Informationstechnologie, das war für lange Zeit nur eine Frage nach Energieeffizienz. In der Informatik haben sich schon immer Wissenschaftler über energieeffiziente Systeme Gedanken gemacht, einfach weil die Unternehmen das mit Kosten verbunden haben. Die Frage danach, wie schlägt sich Energieverbrauch auf das Klima aus, das ist so eine Erweiterung der Systemgrenzen, das kam dann später. Aber Nachhaltigkeit ist ja viel größer noch als nur zu berechnen, was ist denn der direkte Fußabdruck von etwas, sondern, ob etwas nachhaltiger als etwas anderes ist, das beinhaltet immer einen Vergleich zwischen zwei Alternativen und da zwei Sachen zu finden, die vergleichbar sind, das ist unheimlich schwer.

Ganz oft lese ich, dass KI Produktionsprozesse nachhaltiger machen kann. Und dann wird aber gleichzeitig gesagt, das Benutzen von KI für Entertainment und so, das wäre wertlos. Diese Art Denke, dass man KI nur zulässt, wo Sachen effizienter gemacht werden können – das geht dann erstmal total an der Realität vorbei. Wir wollen ja diese besseren Systeme haben. Der Oliver sagte vorhin, KI hat zum Beispiel das Potenzial, die Produkte von Digital Humanities größeren Nutzergruppen zugänglich zu machen. Das ist doch wunderbar. Das ist quasi eine ganz neue Art und Weise für Menschen, mit diesem Wissen umzugehen. Deswegen gibt es doch die Digital Humanities, damit wir das Wissen der Welt irgendwie verfügbar machen. Und wenn es etwas Neues ist, dann kann man es nicht vergleichen mit etwas Altem, aber da muss man sich trotzdem nicht vor verstecken, auch wenn das mit einem Energieverbrauch einherkommt. Verantwortungsvoller Umgang mit diesen Technologien beinhaltet immer, dass man effizient ist. Die Personen, die Forscherinnen, die diese Systeme entwerfen, die sollen machen, was sie können, um die Systeme effizient zu machen. Und die Nutzer, die sollen genauso klug sein und nicht verschwenderisch.

*David Lassner:* Ich glaube, das ist ein guter Punkt, euch beiden nochmal vielen, vielen Dank zu sagen. Mir hat das total Spaß gemacht und ich würde sagen, auf bald!



*Daniel Schien:* Sehr gerne, vielen Dank für die Einladung!

*Oliver Eberle:* Genau, vielen Dank!

## Outro

52:23 – 53:36: mit David Lassner und Anne Baillot

*David Lassner:* Vielen Dank fürs Zuhören! Ein großer Dank gilt den Gästen dieser Episode, Daniel Schien und Oliver Eberle, sowie dem Global to Local DH-Team für diese Episode. Die Titelmusik ist „Bleeping Demo“ von Kevin MacLeod.

*Anne Baillot:* Wenn Euch diese Episode gefallen hat und ihr nun neugierig geworden seid, dieses Audio Essay ist Teil der multimedialen Sammelpublikation *From Global to Local. Digitale Methoden in den Geisteswissenschaften im deutschsprachigen Raum*. In ihr findet ihr noch mehr Audio Essays, wie dieses, sowie spannende Forschungsartikel und Artefaktbiografien.

Schaut doch einfach mal auf die Global-Local-Webpräsenz bei Melusina Press in Luxemburg. Diese ist auch in den Shownotes verlinkt. Dort findet ihr unter anderem weitere Informationen zur Folge und Transkriptionen.

*Musik:* „Bleeping Demo“ von Kevin MacLeod (incompetech.com).<sup>3</sup>

*David Lassner:* Danke noch einmal fürs Zuhören und bis zur nächsten Episode von „From Global to Local DH: In eigenen Worten“.

---

<sup>3</sup> Licensed under Creative Commons: By Attribution 4.0 License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).