

Hybride Interpretation textbasierter Daten mit dialogisch integrierten LLMs: Zur Nutzung generativer KI in der qualitativen Forschung

Krähnke, Uwe; Pehl, Thorsten; Dresing, Thorsten

Preprint / Preprint

Arbeitspapier / working paper

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Krähnke, U., Pehl, T., & Dresing, T. (2025). *Hybride Interpretation textbasierter Daten mit dialogisch integrierten LLMs: Zur Nutzung generativer KI in der qualitativen Forschung.* <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-99389-7>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer CC BY Lizenz (Namensnennung) zur Verfügung gestellt. Nähere Auskünfte zu den CC-Lizenzen finden Sie hier:

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>

Terms of use:

This document is made available under a CC BY Licence (Attribution). For more information see:

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

Hybride Interpretation textbasierter Daten mit dialogisch integrierten LLMs. Zur Nutzung generativer KI in der qualitativen Forschung

Uwe Krähnke, Thorsten Dresing, Thorsten Pehl

Zusammenfassung

In diesem Beitrag wird das Verfahren der hybriden Interpretation mit multipler LLM-Nutzung vorgestellt, bei dem Forschende und drei Large Language Models (LLMs) in den Prozess der qualitativen Datenanalyse eingebunden sind. Dieses Verfahren zielt darauf ab, die generative KI-Technologie methodologisch reflektiert zu nutzen, um die Analyse textbasierter Daten heuristisch zu forcieren. Durch die iterative Interaktion mit den eingesetzten LLMs wird ein mehrstufiger Analyseprozess gewährleistet, bei dem die in die Interpretationsgruppe eingebrachten Deutungsangebote sowie fallbeschreibenden und -erklärenden Hypothesen wechselseitig geprüft, elaboriert und gegenstandsangemessen validiert werden. Zentral für die hybride Interpretation ist die konsequente Agency-Adressierung an die Forschenden. Sie steuern permanent den Analyseprozess, sichern die Einhaltung methodischer Standards und methodologischer Grundprinzipien qualitativer Forschung. Unter Rückgriff auf etablierte Prinzipien - insbesondere diskursive Validierung, abduktive Heuristik und Sensitizing Concept - wird in dem Beitrag gezeigt, dass das Verfahren der hybriden Interpretation mit mehreren LLMs für bestehende methodische Ansätze qualitativer Forschung adaptierbar ist. Dies gilt für inhaltsanalytische Verfahren, aber ebenso für die Grounded Theory sowie interpretativ-rekonstruktive Verfahren. Argumentiert wird, dass eine methodisierte Einbindung von LLMs als sinnvolle forschungspraktische Innovation angesehen werden kann. Das Verfahren der hybriden Interpretation stellt eine für die qualitative Forschung gangbare sozio-technische Assemblage dar, in der eine kommunikative Konstruktion von (wissenschaftlicher) Wirklichkeit erfolgt. Zur Untermauerung dieser Position wird in dem Beitrag epistemologischen, heuristisch-methodologischen sowie ethisch-datenschutzrechtlichen Fragen der KI-Nutzung bei der qualitativen Datenauswertung nachgegangen.

Schlüsselwörter

Hybride Interpretation – Large Language Models – abduktive Heuristik – Viabilität – Seinsverbundenheit des Wissens

Abstract

This paper presents the hybrid interpretation approach, in which researchers and three large language models (LLMs) are involved in the process of qualitative data analysis in a dialogue-based way. The key question of the approach is how to ground the use of generative AI technology in an explicit methodology to heuristically advance the analysis of empirical (text-based) data. Iterative interaction with the LLMs ensures that interpretations and case-describing and explanatory hypotheses introduced into the interpretation group are mutually examined, elaborated and validated appropriately. Central to hybrid interpretation is that human researchers retain agency at all times. They permanently control the analysis process and ensure compliance with methodological standards and basic methodological principles of qualitative research. With recourse to established principles – particular discursive validation, abductive heuristic and sensitizing concept – the article shows that the procedure of hybrid interpretation with several LLMs can be adapted for existing methodological approaches to qualitative research. This applies to content-analytical procedures, but also to grounded theory and interpretative-reconstructive procedures.

It is argued that a methodical integration of LLMs can be seen as a meaningful innovation in research practice. The procedure of hybrid interpretation represents a social-technical assemblage, applicable to qualitative research, in which a communicative reconstruction of (scientific) reality takes place. To support this position, the article examines epistemological, heuristic-methodological and ethical-data protection issues related to the use of AI in qualitative data analysis.

Keywords

Hybrid Interpretation – Large Language Models – Abductive Heuristic – Viability – Existential Determination of Knowledge

1. Einleitung

Während der Einsatz von Qualitative Data-Software (QDA) in der qualitativen Forschung inzwischen zum Standard gehört, zeichnet sich mit der gegenwärtigen Technologie der generativen Künstlicher Intelligenz (KI) eine Zäsur in der Erhebung, Aufbereitung und Analyse qualitativer Daten ab. Insbesondere die verfügbaren Sprachmodelle, so genannte Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT von Open AI, Google Gemini oder Claude von Anthropic, die darauf trainiert sind, Texte inhaltlich zu erfassen, selbst Textsequenzen zu produzieren und auf menschliches Feedback (Prompts) per Chat dialogisch und in natürlicher Sprache zu reagieren, werden - so die Hauptthese des Beitrages - die Art und Weise der qualitativen Forschung grundlegend verändern. Die sich bereits jetzt abzeichnenden Tendenzen werfen komplexe methodologische, epistemologische sowie ethische Fragen auf, die einer sorgfältigen wissenschaftlichen Betrachtung bedürfen. Im vorliegenden Beitrag konzentrieren wir uns auf die Auswertung textbasierter Daten.

Im folgenden, 2. Kapitel werden bislang gängige Varianten einer KI-unterstützten qualitativen Datenanalyse dargestellt - vom unsystematischen Operieren mit einfachen Prompts bis hin zum elaborierten Prompt Engineering mit einem LLM. Gegenstand des 3. Kapitels ist ein neuartiges Konzept der KI-unterstützten Textinterpretation; die *hybride Interpretation mit mehreren dialogisch eingebundenen LLMs*. Eine Besonderheit dieses innovativen Ansatzes ist, dass nicht nur ein, sondern drei LLMs in den Workflow der Interpretationssitzungen integriert sind. Die LLMs fungieren als abduktive Deutungsanbieter. Zudem können sie zur Validierung von zuvor eingebrachten Interpretationen eingesetzt werden. Die technologischen Grundlagen, methodologische Prinzipien der hybriden Interpretation mit multipler KI-Nutzung werden im Abschnitt 3.1 vorgestellt. Ein Anwendungsbeispiel dient der Veranschaulichung, wie diese sozio-technische Assemblage mit den methodisierten Arbeitsschritten in der Praxis funktioniert (3.2). Im abschließenden,

4. Kapitel werden der Nutzen und die Konsequenzen der KI-Nutzung für die qualitative Forschung diskutiert. Das Augenmerk liegt hierbei auf epistemologischen, methodologischen und forschungsethischen Aspekten. Mit dem Aufsatz soll ein Beitrag zur aktuellen Debatte über die Integration generativer KI in die qualitative Forschung geleistet und Wege für eine viable Nutzung dieser KI-Technologien aufgezeigt werden.

2. Grundlagen, Potenziale und gegenwärtige Entwicklungen einer KI-gestützten Analyse von textbasierten empirischen Daten

2.1 Vom tentativen Operieren mit einfachen Prompts zum elaborierten Prompt Engineering

LLMs wie GPT, Claude oder Gemini basieren auf der Technologie künstlicher neuronaler Netzwerke und sind in der Lage, in großen Textmengen des Semantic Web (von digitalisierten Büchern und Zeitungen über wissenschaftliche Publikationen bis hin zu digitalen Plattformen und Social Media-Beiträgen) sprachliche Muster zu detektieren und zu klassifizieren. Hierbei wird sich statistischer und ergänzender stochastischer Verfahren bedient. Anhand von Wahrscheinlichkeiten wird berechnet, was plausibel klingende Aneinanderreihungen von Wörtern sind. Die eingesetzten Modelle sind inzwischen so valide, dass selbst komplexe textbasierte Inhalte verständlich wiedergegeben, konsistent zusammengefasst oder in andere Sprachen übersetzt werden können.¹ Um relevante Informationen aus einer großen Textmenge zu filtern und zu neuen Textsequenzen zu verarbeiten, werden ausgefeilte und nach der Methode des Deep Learning operierende Algorithmen mit Millionen oder sogar Milliarden von Parametern eingesetzt und mit enormen Datenmengen trainiert. Dies ermöglicht den generativen Sprachmodellen sogar kontextabhängige Bedeutungen zu extrahieren und anspruchsvolle Dialoge mit Menschen zu führen, die über triviales Common Sense-Wissen hinausgehen. Zudem werden mit LLMs Texte produziert, die den Eindruck erwecken, sie

¹ Der Vollständigkeit halber sei angemerkt, dass die LLMs nicht nur mit textbasierten Inhalten operieren können. So lassen sich mittels KI auch bestehende Tonaufzeichnungen transkribieren oder neue Ton- bzw. Bildartefakte produzieren. Erst vor ein paar Monaten ist bei einer Auktion von

Sotheby's in New York ein Bild der humanoiden Künstlerin Ai-Da für über eine Millionen Dollar versteigert worden (Zeit online, 08. Nov. 2024) <https://www.zeit.de/news/2024-11/08/kunst-eines-roboters-sotheby-s-versteigert-bild-fuer-million>

stammten von Menschen.² Im Gegensatz zu früheren KI-Systemen, die auf fest codierten, axiomatischen (formalen mathematischen) Regeln basierten, modifizieren sich die LLMs selbst und können flexibel und zeitnah auf eine Vielzahl von Aufgaben reagieren (maschinelles Lernen). Aufgrund der eingesetzten adaptiven Algorithmen, ihrer enormen Kapazitäten bei der Informationsverarbeitung und ihrer direkten Ansteuerbarkeit durch natürliche Sprachchats, handelt es sich bei den LLMs um eine technische Assistenz, die eine „Collaborative Intelligence“ (Schleiger et al. 2023) ermöglicht.

Die entscheidende Schnittstelle zwischen Mensch und LLM sind die Prompts. Die Art und Weise, wie eine Eingabe in den Textfeldern erfolgt, bestimmt den KI-generierten Output. Die Unterschiede reichen vom tentativen Operieren mit einfachen Prompts bis hin zum elaborierten Prompt Engineering - der Kunst, in einer kommunikativen Feedbackschleife jeweils situativ zielführende und aufeinander abgestimmte Fragen und Anweisungen an die LLMs zu adressieren. Als State of the Art gilt die Assistenz durch sogenannte „Agents“ oder Multi-Agenten-Systemen (MAS). Ein solches Operieren mit MAS stellt einen Versuch dar, die Komplexität eines Sachverhalts durch eine simulierte Multiperspektivität widerzuspiegeln (vgl. Ferber 1999; Li et al. 2023). Im Kern besteht das Vorgehen darin, ein LLM dazu zu bringen, verschiedene Rollen (Agenten) einzunehmen und diese dialogisch interagieren zu lassen. So wird bei Li et al. (2023) ein Krankenhaus-Setting simuliert, in dem Patient:innen, das administrative und das medizinische Krankenhauspersonal durch verschiedene Agenten eines LLM repräsentiert werden. In dem Experiment gelang es, durch solche KI-Agenten innerhalb weniger Tage Diagnosen und Behandlungspläne für zehntausende (virtuelle) Patient:innen zu entwickeln. Die Genauigkeit jener KI-Entscheidungen erreichte in dem spezifischen Testbereich ein Niveau, das mit aktuellen medizinischen Standards mithält.

Neben dem Prompting sind für die Qualität der maschinell erzeugten Outputs maßgeblich die Architektur des adaptiven LLM-Algorithmus, die Rechenressourcen und die Trainingsdaten entscheidend. In Hinblick auf diese Systemeigenschaften

gibt es zwischen den momentan verfügbaren LLMs signifikante Unterschiede. So dokumentieren die Untersuchungen von Khan et al. (2024) oder Saha et al. (2023), dass die Verschränkung verschiedener LLMs zu einer Qualitätsverbesserung des Outputs jeder einzelnen LLM und damit der Collaborative Intelligence insgesamt führt. Khan et al. wiesen nach, dass schwächere LLMs als „Richter“ bei der Vorgabe von Antworten durch andere LLMs besser die korrekten Antworten identifizieren können. Laut Saha et al. lässt sich ein schwächeres LLM bei der Beantwortung komplexer Fragen durch ein leistungsstärkeres LLM unterstützen.

Durch die unterschiedlichen „Bias“ der beteiligten LLMs erhöht sich die Perspektivenvielfalt im Sinne einer Triangulation und der Differenziertheitsgrad der Antworten. Als Zwischenfazit lässt sich festhalten, dass die Art des Promptings sowie die Auswahl der eingesetzten LLMs die beiden zentralen Stellschrauben für die Qualität KI-generierter Outputs sind.

2.2 KI-Nutzung in der qualitativen Textanalyse: zwischen technischer Assistenz und soziotechnischer Assemblage

Der einfache Modus der generativen KI-Nutzung innerhalb der qualitativen Textanalyse besteht darin, relativ unkomplizierte direkte Fragen oder Anweisungen an ein LLM zu richten. Typische Beispiele für solche, in der Textanalyse anwendbaren einfachen Prompts sind: „Fasse den folgenden Text zusammen!“, „Welche Hauptthemen findest du in diesem Interview?“; oder: „Analysiere die Emotionen in dieser Aussage!“. Ein solches tentatives Operieren mit einfachen Prompts bringt für wissenschaftliche Kontexte durchaus verwertbare Ergebnisse, die deutlich über eine Wissensabfrage in gängigen Internet-Datenbanken wie Google oder Wikipedia hinausgehen. Im Vergleich zu jenen Rückmeldungen sind die von den generativen Sprachmodellen erzeugten Outputs adressantenorientiert(er). Jedoch ist ein solches tentatives Operieren mit einfachen Prompts allenfalls nützlich für erste Einblicke in das Datenmaterial. Sie lassen jedoch jene inhaltliche Tiefe und Nuanciertheit vermissen, die für elaborierte qualitative Verfahren erforderlich sind.

² Laut Jones und Bergen (2024) „People cannot distinguish GPT-4 from a human in a Turing test.“

Vielversprechender als einfache Chatanfragen ist die LLM-Nutzung durch Prompt Engineering. Insbesondere das Prinzip des MAS eröffnet einen neuen Pfad der textbasierten Datenanalyse. Die Möglichkeiten dieser über die herkömmliche QDA-Software (etwa MAXQDA, ATLAS.ti, f4) weit hinausgehenden Innovation sind vielfältig. LLMs sind einsetzbar beim Abarbeiten einzelner To dos im Rahmen des Forschungsprozesses. Dies betrifft Schritte wie das Zusammentragen der Studienlage, die Methodenbeschreibung, die Formulierung der Forschungsfrage, der Ergebniszusammenfassung oder des finalen Forschungsberichts. Auf generative Sprachmodelle kann aber auch zurückgegriffen werden, um Deutungen bzw. Hypothesen hervorzubringen oder zu validieren. Folgerichtig haben Hersteller wie ATLAS.ti, MAXQDA, NVivo, QualCoder oder f4 ihre Programme schrittweise um KI-gestützte Funktionen erweitert. In der Benutzeroberfläche dieser Programme sind verfügbare LLM-Chatbots wie z.B. ChatGPT über API-Schnittstellen eingebunden, wobei die hier jeweils eingesetzten Prompts für die Nutzenden nicht sichtbar sind. Parallel zu diesen Angeboten der QDA-Softwares wurden neue, webbasierte Angebote wie DocuMet QDA/AI oder QInsights entwickelt, die von Beginn an auf KI-Integration ausgelegt sind und für qualitative Forschung angepasste LLM-Benutzeroberflächen bereitstellen.

Die derzeitigen Anbieter jener KI-gestützten Features im Bereich der QDA-Software betonen die Zeitersparnis, Effizienzgewinne sowie die Kompetenz- und Perspektivenerweiterung.³ Die prominente Platzierung und zunehmende Sichtbarkeit solcher Angebote innerhalb der Scientific Community unterstreicht, dass die Integration generativer Modelle inzwischen ein technisches Innovationsfeld mit einer breiten Anwendung darstellt. Zum KI-Einsatz in der QDA liegen inzwischen konzeptionelle Überlegungen sowie für die Forschungspraxis gangbare Testversionen und erste kleinere empirische Studien vor. So haben James Eschrich und Sarah Sterman (2024) sowie Susanne Friese (2023) zur Systematisierung von existierenden methodischen Ansätzen unterschiedliche Vergleichsdimensionen vorgeschlagen. Während Eschrich und Sterman eine

Matrix aus der Rolle des LLM (als Produzent oder Kritiker) und der Position der Forschenden (kontrollierend versus nicht-kontrollierend) aufspannten, differenzierte Friese zwischen schneller automatisierter und zeitintensiver reflektierter Analyse. Anhand dieser und weiterer Studien ist eine Fokussierung erkennbar: Während einige Autoren eher die Effizienzsteigerung und Automatisierung von Prozessen durch KI hervorheben (z.B. Chubb, 2023; Do et al., 2024; Davidson, 2024), betonen andere die Wichtigkeit menschlicher Reflexion und kritischer Überprüfung im Umgang mit KI-generierten Ergebnissen (z.B. Morgan, 2023; Gibson & Beattie, 2024; Christou, 2023; Perkins & Roe, 2024). Als Einsatzfelder für die Sprachmodelle kommen nach Einschätzung einiger Autor:innen die Unterstützung bei der Literaturrecherche in Frage (Nguyen-Trung, 2023), ebenso bei der Analyse bzw. Zusammenfassung großer Datensätze (Towler et al., 2023; Hayes, 2023), der Unterstützung beim Codieren (Friese, 2023b; Steinhardt, 2024; Kuckartz, Rädiker, 2024) sowie bei der Theoriebildung (Christou, 2023).

Während in bisherigen Ansätzen die LLMs primär als technische Assistenz bei einzelnen Analyseschritten des qualitativ ausgerichteten Forschungsprozesses thematisiert wurden, gibt es auch Versuche, die Sprachmodelle in elaborierte Verfahren und/oder in bestehende QDA-Software zu integrieren. Die Gemeinsamkeit jener Ansätze kann darin gesehen werden, dass jeweils ein LLM verwendet wird und dabei elaborierte Schritte des Prompt Engineering zum Einsatz kommen. Es ist anhand der derzeit vorliegenden Veröffentlichungen noch nicht erkennbar, wohin sich die Ansätze entwickeln. Handelt es sich jeweils um ein *adaptives Verfahren*, welches für verschiedene bestehende Verfahren qualitativer Forschung verwendet werden kann? Oder soll die KI-basierte Analyse von qualitativen Daten als ein *eigenständiges Verfahren* etabliert werden?

Im Folgenden werden ausgewählte aktuelle praxisorientierte Ansätze skizziert, die die Bandbreite der KI-Nutzung in der qualitativen Forschung aufzeigen. Kai Dröge stellte 2023 über Youtube das Konzept des *horizontalen Codings mit KI-Unterstützung*

³ So heißt es etwa, ATLAS.ti überbrücke "menschliche Expertise mit KI-Effizienz, um schnelle und präzise Einblicke zu

liefern." (ATLAS.ti Website 13.12.24) oder es wird auf inhaltliche Impulse hingewiesen, bspw. „Die KI-Interpretation gibt Ihnen eine neue Perspektive auf Ihre Texte“ (FAQ DocuMet AI, 13.12.24).

vor. Hier wird die KI genutzt, um im Material inhaltlich und konzeptionell ähnliche Textstellen zu identifizieren. Im Gegensatz zum sequenziellen (vertikalen) Codieren, bei dem der Text zunächst von Anfang bis Ende codiert wird, können so einzelne, für die Forschenden als relevant erachtete Topoi gezielter und intensiver exploriert werden. David L. Morgan (2023) verglich experimentell die manuell erstellten Analysen zweier Datensätze mit den Rückmeldungen, die ChatGPT zu denselben Datensätzen auf einfache Prompts liefert. Generative Sprachmodelle sind seinen Ergebnissen zufolge in der Lage, bei eher deskriptiven Fragestellungen ähnliche Resultate wie manuelle Codierungen zu liefern. Zugleich betonte Morgan jedoch, dass subtilere, interpretative Dimensionen von KI nur unzureichend erfasst werden. Benötigt wird die Expertise der Forschenden. Dementsprechend sei KI vor allem als nützliche Ergänzung einzusetzen, die den Blick auf mögliche Themen schärfen und den Einstieg in die Analyse erleichtern könne (vgl. Morgan, 2023). Basierend auf diesen Erfahrungen entwickelte Morgan (2023b) sein Konzept der Query-Based Analysis (QBA). Es handelt sich um ein dreistufiges Vorgehen, bei dem Forschende zunächst breit angelegte, unstrukturierte Fragen zum Datenmaterial stellen, anschließend mit detaillierten Nachfragen bestimmte Aspekte (im selben Thread) vertiefen und schließlich die dazugehörigen Textstellen explizit prüfen. Anstelle zeitintensiver Codierungsprozesse nutzt QBA die interaktive Abfrage der KI, um schnell mögliche Themenfelder herauszuarbeiten. Morgan betonte, dass die abschließende Interpretation und Einordnung der Ergebnisse stets durch die Forschenden selbst erfolgen müsse.

Udo Kuckartz und Stefan Rädiker (2024) zeigten Optionen, wie LLMs in unterschiedlichen Arbeitsphasen (ihrer eigenen Version) der qualitativen Inhaltsanalyse nutzbar sind – von der ersten Exploration via Chat mit dem Text in Form einfacher Prompts – „Identifiziere mögliche Widersprüche in den Aussagen zu [Thema]!“ (267) über die Kategorienbildung bis hin zum Codieren und Analysieren der codierten Daten. Die Autoren betonten, dass KI hier sowohl als leistungsfähiges Werkzeug zum automatischen Zusammenfassen, Suchen (ähnlich des horizontalen Codings bei Dröge) und Clustern relevanter Textauschnitte dienen kann, als auch als „kompe-

tenter Assistent“, um Forschende bei der Interpretation und Optimierung von Kategorien zu unterstützen. Eine vollständige Automatisierung der Forschung lehnten beide Autoren ab und verwiesen auf die Notwendigkeit, dass Forschende weiterhin die Verantwortung für Qualität und ethische Standards tragen. Abschließend stellten sie fest, dass KI das Potenzial hat, die qualitative Inhaltsanalyse zu bereichern, ohne jedoch die etablierte Methodik zu ersetzen.

Susanne Friese prognostizierte in ihrem Blogbeitrag „From Coding to AI: Bridging the Past and Future of Qualitative Data Analysis“ (2023b), dass das klassische Codieren von Daten künftig obsolet werden könnte. Stattdessen würden Forschende vermehrt Fragen an das Material richten und die Informationen durch KI extrahieren lassen. In einem weiteren Beitrag (2024) führte sie diesen Ansatz weiter aus, der auf ein interaktives, dialogorientiertes Vorgehen ausgerichtet ist. Hierbei sollen Forschende kontinuierlich hinterfragen, reflektieren und die KI-Rückmeldungen anhand des Originalmaterials prüfen, um Verzerrungen oder Halluzinationen frühzeitig zu erkennen und so eine transparente sowie ethisch solide Einbettung von KI in der qualitativen Forschung zu gewährleisten.

Schäffer und Lieder (2023) haben mit einer „hybriden Forschungswerkstatt“ einen Ansatz zur Integration von KI in die Dokumentarischen Methode entwickelt, einschließlich des softwarebasierten Prototyps einer Mensch-LLM-Schnittstelle (Dokument QDA/AI mit ChatGPT-4). Zudem haben beide Autoren methodologische und grundlagentheoretische Überlegungen angestellt, wie KI zur Vermittlung und Aneignung der Dokumentarischen Methode im Setting der „Forschungswerkstätten als Ort der Vermittlung von Methodenkönnen“ (ebd. 135) beitragen kann. Entsprechend ihrer praxeologischen Ausrichtung richtete sich ihr Forschungsinteresse weniger auf die individuellen Denkprozesse der Interpretierenden als vielmehr auf die „Interaktionen zwischen Individuen und ihrer sozialen, kulturellen und materiellen Umgebung“ (137). Damit rückten die eingesetzten KI-basierten LLMs als integrativer Bestandteil der Forschungswerkstatt in den Fokus. Mit Rekurs auf Bruno Latour wurde von den Autoren das „sich bildende Geflecht aus menschlichen und nichtmenschlichen Entitäten beim Inter-

pretationshandeln" als ein „interpretierender ‘hybrid actor’“ (133) verstanden. Gezeigt werden konnten epistemische Effekte der Collaborative Intelligence im Prozess des qualitativen Forschens (145). Hervorgehoben sei an dieser Stelle die *Abduktions-simulation*. Durch die KI generierten Interpretationsangebote zu einzelnen Datensequenzen (oder auch des gesamten Datenstücks) erhalten die Forschenden einen Impuls, wie sich ein Sachverhalt optional oder auch alternativ deuten ließe. Sie können die praktische Erfahrung machen, dass ihre „Solointerpretationen“ (148) kritisierbar sind und falsifizierbar sein sollten. Diese Erfahrung könnte eine produktive Irritation auslösen und sie zu gegenstandsangemessen(er)en und sprachlich präzise(r) formulierten und theoretisch fundierte(re)n Erkenntnissen inspirieren (ebd.). Nach Einschätzung der Autoren erweist sich die in die Forschungswerkstatt eingebundene KI bei den beiden zentralen methodischen Schritten der Dokumentarischen Methode – der formulierenden und der reflektierenden Interpretation – als nützlich. Hingewiesen wurde auch auf die Gefahr, die Forschungsgruppenteilnehmenden könnten „die KI-Interpretationen kritiklos in affirmativer Weise übernehmen, ohne sie weiter zu verändern“ (ebd.). In einem weiteren Beitrag (2024b) stellten beide Autoren mit dem „Reconstructive Social Research Prompting“ (RSRP) einen methodologisch fundierten Ansatz zur Integration von KI in die rekonstruktive qualitative Forschung vor. Der Ansatz ist darauf ausgerichtet, die Interpretation qualitativer Daten durch eine strukturierte Prompt-Architektur zu unterstützen, die verschiedene Prompting-Module für Theorie, Methodologie und Methode beinhaltet. Hierfür sei eine höhere interpretative Kompetenzen erforderlich.

Die eben vorgestellten Konzepte markieren einen innovativen Schritt bei der KI-Nutzung in der qualitativen Forschung: den Übergang von einer bloßen technischen Assistenz hin zur sozio-technischen Assemblage.⁴ Ein gemeinsamer Nenner ist die Auffassung, dass mittels LLMs in der qualitativen

Datenanalyse die diskursive Validierung unterstützt und die Interpretation forciert werden kann, ohne jedoch die Forschenden selbst zu ersetzen.

Im folgenden Kapitel wird ein Verfahren vorgestellt, das ebenfalls auf eine sozio-technische Assemblage hinausläuft. Eine Besonderheit (im Vergleich zu den momentan existierenden Varianten der eben vorgestellten Forschenden) ist der gleichzeitige Einsatz von drei, dialogisch integrierten LLMs.

3. Hybride Textinterpretation mit mehreren, dialogisch integrierten LLMs

Im Unterschied zu den bisher diskutierten Ansätzen steht bei unserem Verfahren der „hybriden Interpretation mit multipler LLM-Nutzung“ nicht die technische Integration in eine QDA-Software oder die didaktische Vermittlung von Arbeitsschritten der Dateninterpretation im Vordergrund, sondern – wie in der gewählten Bezeichnung anklingt – die Interpretationspraxis der Forschenden selbst. Diese Fokussierung resultiert aus mehreren zuvor durchgeführten Testläufen, in denen verschiedene Varianten der generative KI-Nutzung in der qualitativen Dateninterpretation erprobt wurden.

3.1 Technologische Grundlagen, methodologische Prinzipien und methodisierte Arbeitsschritte

Bei dem hier vorgestellten Verfahren der hybriden Textinterpretation werden die drei LLMs *ChatGPT*, *Gemini* und *Claude* in iterativen Interpretations-schleifen eingesetzt. Wie bereits in 2.1. ausgeführt wurde, gibt es zwischen diesen momentan verfügbaren generativen Sprachmodellen signifikante Unterschiede, was die wissenschaftliche Verwertbarkeit ihrer Outputs anbelangt. So zeigte sich etwa bei den Testläufen, dass ein Prompt, der bei ChatGPT zu einem für die Interpretation brauchbaren Ergebnis führte, bei Gemini oder Claude weniger zielführend war, vice versa. Diese in den Systemeigenschaften begründete Varianz zwischen den einzelnen Sprachmodellen lässt sich – so der hier verfolgte Ansatz –

betrachtet werden. Prominent ist die Akteur-Netzwerk-Theorie (Latour 1998). Vgl. auch Deleuze, Guattari (1992: 699); De Landa (2006).

⁴ Die hier vorgenommene Charakterisierung des hybriden Forschungssettings als „sozio-technische Assemblage“ rekurriert auf Ansätze, bei denen das komplexe Zusammenwirken von menschlichen und nicht-menschlichen Aktivitäten in den Mittelpunkt gerückt wird, also auch Dinge, Artefakte, Medientechnologien, ja sogar Tiere als Aktanten

für die qualitative Dateninterpretation methodisieren und heuristisch nutzen. Der innovative Charakter des hier vorgestellten Verfahrens der hybriden Interpretation mit mehreren dialogisch integrierten LLMs ergibt sich aus dem Zusammenspiel folgender Aspekte: der aus dem *kombinierten Einsatz der LLMs resultierenden Varianz ihrer Outputs*; dem *iterativ angelegten Interpretationsprozess* und der *alltagssprachlich-dialogischen Interaktion mit den LLMs* sowie der *konsequenten Agency-Adressierung an die Forschenden*.

▪ **kombinierter LLM-Einsatz und Varianz ihrer Outputs**

Die bei der Testung der LLMs gemachten Erfahrungen zeigen, dass die verfügbaren Sprachmodelle nicht im Gleichklang prozessieren. Sie erzeugen voneinander abweichende Outputs. So ist etwa bei ChatGPT die Tendenz beobachtbar, textbasierte Daten inhaltlich klar, aber für eine tiefergehende qualitative Analyse noch zu schematisch zu strukturieren. Claude neigt zu detaillierten, und theoretisch fundierten Interpretationen. Gemini bringt häufig überraschende und teils unkonventionelle Perspektiven ein. Jene inhärenten Bias bzw. tendenziösen Interpretationsangebote sind Deep Learning-Effekte der eingesetzten Sprachmodelle. Wir vertreten die Position, dass die Varianz der LLMs-Outputs kein Nachteil für die interpretative Textanalyse sein muss. Im Gegenteil: Gerade weil die verschiedenen Sprachmodelle unterschiedlich auf Prompts reagieren, lässt sich mit ihnen eine Multiperspektivität bei der Dateninterpretation simulieren, die für die Interpretation heuristisch nutzbar ist. Salopp formuliert: Aufgrund ihrer Diversität müssen den LLMs nicht spezielle Agent-Profile zugewiesen werden, wie es bei dem aus anderen Bereichen bekannten Multi Agent-Ansatz (MAA) (Rasal 2024) üblich ist.⁵ Zudem ist darauf hinzuweisen, dass die LLMs mittels Prompts nicht

nur aufgefordert werden, Interpretationen zum vorliegenden Datenmaterial zu liefern, sondern auch auf zuvor eingebrachten Interpretationsangebote der anderen LLMs sowie der Forschenden zu reagieren. Während herkömmliche KI-Anwendungen meist auf singuläre oder mehreren aufeinanderfolgenden Anweisungen, den Chain-of-thought Prompts, (Wei et al. 2022) basieren, zielt die hybride Textinterpretation mit mehreren LLMs auf eine dialogisch organisierte Interpretation und diskursive Validierung. Die hier eingesetzten LLMs fungieren als einander und die Forschenden der Interpretationsgruppe ergänzende und validierende *virtuelle Interpret:innen*.

▪ **iterativer, alltagssprachlich-dialogisch organisierter Interpretationsprozess**

Neben der zielführenden Multiperspektivität durch den Einsatz mehrerer LLMs wird beim Verfahren der hybriden Interpretation die für qualitative Forschung typische Zirkularität des Forschungsprozesses gewährleistet. Die verwertbaren Deutungen werden in mehreren, aufeinander aufbauenden Interpretationsrunden generiert, wobei jedes Mal ein dialogartiger Austausch zwischen Forschenden und LLMs untereinander in Gang gesetzt wird. Hierbei kommt es darauf an, dass die hybride Interpretation immer wieder zum empirischen Datenmaterial gedrängt wird, also tatsächlich gegenstandsangemessen interpretiert wird, anstatt willkürlich zu spekulieren. Im Rahmen einer iterativ-zyklisch angelegten elaborierenden Interpretation wird die initial aufgestellte Lesart bzw. der Interpretationsansatz sukzessive vertieft, modifiziert oder gegebenenfalls verworfen. Anders als bei nur singulär eingesetzten Prompts emergieren die Deutungsangebote im Zuge des kommunikativen Austauschprozess und können schrittweise immer mehr analytisch

⁵ Dieser Erkenntnis ging eine umfangreiche Testphase voraus. Zunächst wurden Versuche unternommen, den aus anderen Bereichen bewährten MAA-Ansatz für die qualitative Textinterpretation zu adaptieren. Dabei wurden (wie eben beschrieben) einem LLM verschiedene Rollen zugewiesen und angewiesen, auf der Basis der jeweiligen Rollenadressierung mit sich selbst (bzw. mit anderen Rollen) zu kommunizieren. Die hierzu durchgeführten Tests zeigten jedoch, dass ein solches Vorgehen für die spezifischen Anforderungen qualitativer Interpretationsarbeit nicht geeignet ist. Die jeweiligen Outputs aller drei eingesetzten

LLMs entsprachen zwar den zugewiesenen Aufgaben, jedoch war die analytische Qualität nicht zufriedenstellend. Die notwendige Offenheit und Flexibilität interpretativer Prozesse lässt sich - so unser Befund - nicht adäquat in vordefinierten Agentenrollen generieren. Dagegen erwies sich die alternative Variante, verschiedene LLMs ohne spezifische Rollenzuschreibungen in einen wechselseitigen Dialog untereinander zu bringen, als vergleichsweise zielführender.

durchdrungen und konzeptionell verdichtet werden. Im Zusammenspiel von Mensch und KI wird somit ein hybrides Deutungsprozedere kreiert, in dem menschliche Reflexionsfähigkeit und maschinelle Musterdetektion sich komplementär ergänzen. Damit im Zusammenhang steht der Kommunikationsmodus bei der Adressierung der LLMs. Wie oben bereits ausgeführt, gibt es einen Spielraum bei der Formulierung der Prompts im Sinne des Prompt Engineerings. In unseren Testreihen zeigte sich überraschenderweise, dass stringent logisch aufgebaute und in der korrekten Schriftsprache streng formulierte Prompts nicht automatisch zu besser verwertbaren Interpretationsdialogen führen als freier formulierte Anweisungen. Es zeigte sich, dass mit in der natürlichen Alltagssprache adressierten LLMs eine assoziative und abduktionsevozierende Textanalyse möglich ist. Indem sich mittels generativer KI-Technologie sinnhaft menschliche Gedanken auf der Ebene einer natürlichen Sprachverwendung simulieren lassen, gehen die LLMs grundsätzlich über das Operieren mit Texten früherer kybernetisch gesteuerten KI-Modelle hinaus, bei denen die Einhaltung formallogischer Regeln und axiomatischer Satzungen unabdingbar war.

▪ **konsequente Agency-Adressierung an die Forschenden**

Auch wenn Interpretationsanteile von den integrierten generativen Sprachmodellen stammen, bedeutet dies nicht, dass die forschenden Personen ihrer Verantwortung und Entscheidungsmacht enthoben sind. Im Gegenteil, die Agency verbleibt bei ihnen. Nicht die LLMs, sondern die Forschenden treffen die für den Fortgang des Forschungsprozesses relevanten organisatorischen und inhaltlichen Entscheidungen. Ihre Rolle innerhalb dieser komplexen sozio-technischen Assemblage ähnelt der einer Diskussionsleiterin. Die Forschenden bringen selbst Inputs in den Analyseprozess ein, moderieren zudem aktiv den kommunikativen Austausch, strukturieren den gesamten Interpretationsprozess und forcieren die Synthese der unterschiedlichen Deutungsangebote und Perspektiven. Ihnen obliegt es, die KI-Deutungsangebote kritisch auf Gegenstandsangemessenheit, theoretische Anschlussfähigkeit und interpretative Tiefenschärfe zu prüfen.

Konkret haben die Forschenden bei der hybriden Interpretation mit mehreren dialogisch integrierten LLMs folgende Aufgaben der Prozesssteuerung und methodischen Kontrolle zu erfüllen:

- Initiierung der iterativen Interpretationsschleifen durch Prompt Engineering;
- Aufmerksamkeitsfokussierung auf bestimmte Aspekte des Datenmaterials;
- Optimierung des Dialogs mit den LLMs und Moderieren des hybriden Interpretationsprozesses;
- analytische Durchdringung und theoretische Fundierung der Interpretationen;
- Sicherstellung der methodisch gebotenen Arbeitsschritte sowie der Gütekriterien qualitativer Forschung;
- Redigieren und Finalisieren des Ergebnisberichts bzw. des Analyseergebnisses.

3.2. Ablauf und konkrete Durchführung

Was den Prozessablauf anbelangt, so hat sich bei der hybriden Interpretation mit mehreren dialogisch integrierten LLMs ein dreiphasiges Vorgehen bewährt: die *initiative Interpretation*, die *elaborierende Interpretation* und die *synthetisierende Interpretation*. Wie die drei LLMs eingebunden sind, lässt sich anhand des folgenden Schemas zeigen:

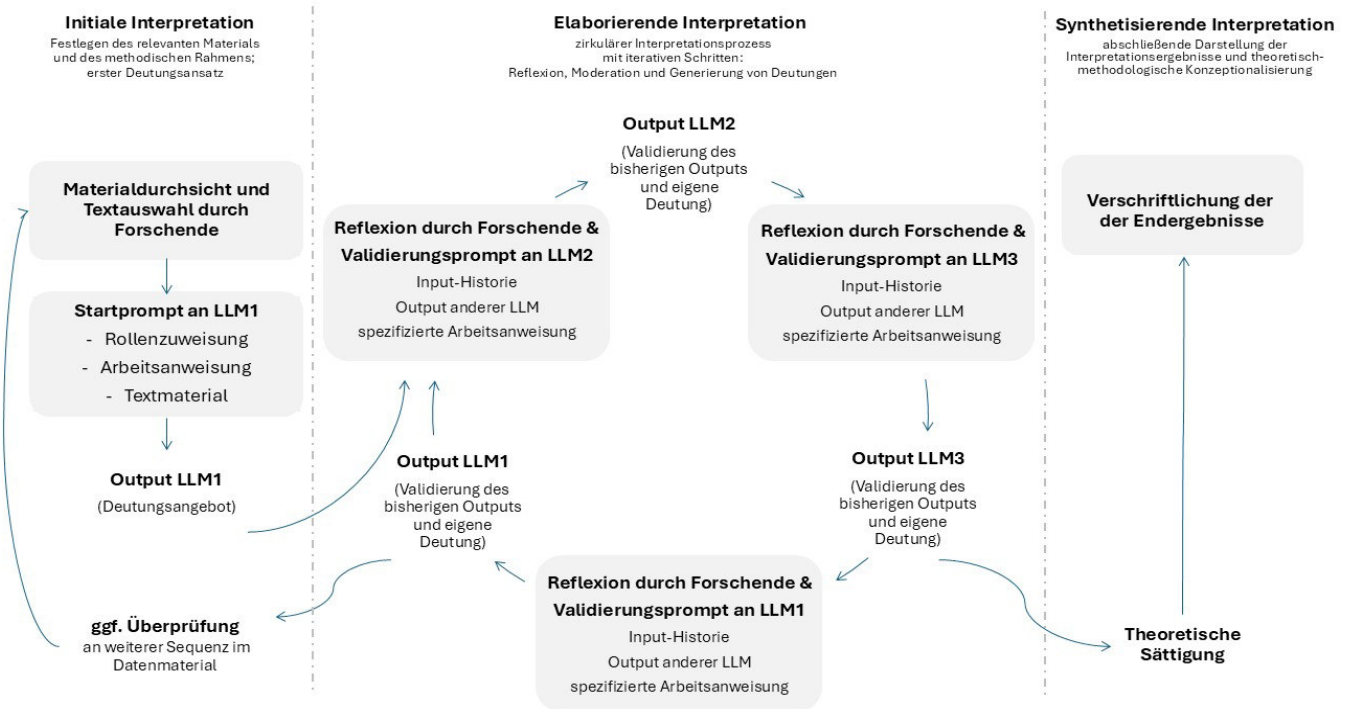


Abb 1: Abbildung: Iterativ zyklische Interpretationsschritte (Quelle: eigene Darstellung)

Initiale Interpretation

Der erste Schritt im Interpretationsprozess beginnt mit der Sichtung des Datenmaterials durch die Forschenden entsprechend den Vorgaben des jeweiligen methodischen Verfahrens. Um das erste LLM in die Dateninterpretation einzubinden, muss ein komplexer Startprompt mit einer modularen Architektur formuliert werden. Das Ziel ist, ein für die Forschenden möglichst passfähigen Output zu elizieren. Hierzu sollte der Startprompt drei Module enthalten⁶:

- **Rollenzuweisung:** Definiert werden der Kommunikationsrahmen, die Interaktionsregeln, die kognitive Ausrichtung und die grundlegende Zielsetzung des Prompts. Anders als bei einer einfachen Einzelanweisung an ein LLM (wie: „Identifiziere Themen!“ oder „Fasse zusammen!“) zielt die Rollenzuweisung darauf, einen komplexen dialogischen Austausch zu initiieren, ohne die thematische Hinsicht vorab einzuengen. Eine solche komplexe Rollenzuweisung, die momentan bei der hybriden Interpretation mit drei dialogisch integrierten

LLMs verwendet wird, enthält Textbausteine wie: „Du bist Claude, erfahren in qualitativer Forschung und Teil in einer sozialwissenschaftlichen Interpretationsgruppe. ... In deiner Denkweise zeichnest du dich dadurch aus, dass du stets multiple Perspektiven berücksichtigst. ... Deine Stärke liegt darin, vorgegebene Deutungen geschickt umzudeuten und mit überraschend stichhaltigen Argumentationen aufzuwarten. ...“.

- **Arbeitsanweisung:** Definiert wird der methodische sowie thematische Rahmen und das Erkenntnisziel. Etwa: „Analysiere die Passage hinsichtlich [Aspekt X]! Arbeite heraus, welche Merkmale erkennbar sind! ... Verteidige deine Standpunkte mit fundierten Gegenargumenten. Greife gute Ideen anderer direkt auf und entwickle sie weiter, ohne dies explizit zu kommentieren. Führe eine natürliche Konversation ohne künstliche Übergänge oder Meta-Kommentare. Deine Beiträge sollten in der Regel nicht länger als 200 Wörter sein“

⁶ Die Entwicklung eines entsprechenden Prompts ist deutlich anspruchsvoller als die Formulierung einfacher direktonaler Anweisungen (vgl. Abschn. 2.1). In unseren automatisierten und manuellen Tests wurde der Prompt optimiert, bis eine Version gefunden wurde, die sich als gangbar be-

währt hat. Das vollständige Startprompt sowie eine Praxisanleitung sind über folgenden Onlineartikel verfügbar: <https://www.audiotranskription.de/hybride-interpretation>. Vgl. auch Dresing, T., Pehl, T., Krähnke, U., (2024). Im Folgenden werden einzelne Auszüge der drei Module wiedergegeben.

- **Textmaterial:** Geeignet sind kurze, aussagekräftige Textpassagen aus dem eigenen Datenmaterial. Die Textbegrenzung ist den technischen Limitierungen der eingesetzten LLMs geschuldet. Nur ohne Textüberfrachtung kann eine detaillierte Analyse und Überprüfung der Interpretationsvorschläge am Ausgangsmaterial gewährleistet werden. Die Textauswahl ist abhängig vom gewählten Interpretationsverfahren.⁷

Nach Übermittlung des Startprompts an das LLM 1 wird von diesem ein Output mit dem ersten Deutungsangebot generiert, das von den Forschenden gesichtet, überprüft und adjustiert (d.h. so umformuliert wird, dass ein für die weitere Analyse passfähiger Text vorliegt).

Elaborierende Interpretation

Die Phase der *elaborierenden Interpretation* ist als ein iterativer Zyklus angelegt, bei dem alle drei LLMs systematisch in die Datenauswertung der Forschenden eingebunden werden. Das Ziel ist die schrittweise vorangetriebene gegenstandsangemessene Deutung, deren theoretische Durchdringung und konzeptionelle Verdichtung entsprechend den methodischen Vorgaben des jeweiligen Verfahrens.

Zunächst wird die Analyse der Eingangssequenz vertieft. Die adjustierte Deutung des LLM1 wird mit einem passenden Prompt inklusive Rollenzuweisung⁸ an das LLM2 adressiert; anschließend wird das von diesem LLM eingeholte Deutungsangebot mittels Prompt an das LLM3 weitergeleitet, um ein Output von diesem LLM einzuholen. Nach einer darauf aufbauenden Interpretationsrunde der Forschenden kann gegebenenfalls ein weiterer iterativer Interpretationszyklus mit Einbindung der drei LLMs nach dem beschriebenen Ablaufmuster erfolgen. Diese iterative, hybride Interpretation der ersten Textsequenz wird so lange fortgeführt, bis keine neue Erkenntnis mehr hinzukommt. Dann kann zur nächsten Textsequenz übergangen werden. Es wird von den Forschenden ein neuer iterativer Interpretationszyklus nach demselben Ablaufmuster in

Gang gesetzt - beginnend mit einer initiierenden Interpretation mittels Startprompt an das LLM1 und weitergeführt mit der elaborierenden Interpretation bis die Erkenntnisse zum jeweils vorliegenden Textausschnitt „theoretisch gesättigt“ sind.

Zu jedem Zeitpunkt sollten die Forschenden ihre eigenen Deutungs- und Analyseergebnisse einbringen. Zudem wird jeder LLM-Output einer systematischen Reflexion unterzogen. Dabei werden die verschiedenen Interpretationsangebote miteinander verglichen, theoretisch bewertet und im Hinblick auf noch offene bzw. weiter zu vertiefende Aspekte begutachtet. Entscheidend ist, die LLM-basierten Deutungen, ebenso wie die der Forschenden, nicht affirmativ zu übernehmen, sondern sie auf ihre Qualität, Plausibilität und Kohärenz sorgfältig zu prüfen. Die als nicht zielführend erachteten Deutungen werden verworfen bzw. heuristisch optimiert.

Synthetisierende Interpretation

Abschließend kann der Analyseprozess in die synthetisierende Interpretation überführt werden. Diese Phase zielt auf eine systematische Zusammenführung und analytische Verdichtung aller vorliegenden Interpretationsergebnisse sowie ihre Validierung am Datenmaterial. In diesem Prozess werden besonders tragfähige Interpretationen identifiziert und zu einer begründeten Gesamtinterpretation verdichtet. Auch verworfene Deutungsansätze können - im Sinne der kritischen Reflexion des methodischen Vorgehens transparent dokumentiert und ihre Nicht-Berücksichtigung argumentativ begründet werden. Die abschließende Synthese sollte sowohl das inhaltliche Ergebnis als auch die methodische Nachvollziehbarkeit des Interpretationsprozesses sicherstellen.

⁷ So sollten es etwa bei der Grounded Theory (Arbeitsschritt offenes Kodieren) und bei der Narrationsanalyse (formale Textanalyse) die ersten sinntragenden Abschnitte des Materials sein. Bei der Dokumentarischen Methode zur Auswertung einer Gruppendiskussion würde eine Passage ausgewählt werden, in der eine auffällige kommunikative Verdichtung erkennbar ist.

⁸ Die Rollenzuweisung ist für alle LLMs weitgehend identisch, wird jedoch durch eine modellspezifische Kennung (z.B. "Kennzeichne deine Beiträge mit 'Gemini:')" versehen, die der eindeutigen Identifizierung der Diskussionsbeiträge dient.

4. Diskussion. Möglichkeiten und Herausforderungen einer KI-assistierte qualitativen Forschung

Obwohl die LLMs wie ChatGPT, Gemini oder Claude nicht für die qualitative Forschung entwickelt wurden, lassen sie sich in den qualitativen Forschungsprozess sinnvoll integrieren. Wie anhand des Konzepts der hybriden Interpretation mit dialogisch eingebundenen LLMs gezeigt wurde, liefert die algorithmisierte Mustererkennung in Texten dort brauchbare Ergebnisse, wo das Prompting über unreflektierte, lediglich tentative Chateingaben hinausgeht und mehrere LLMs systematisch eingesetzt werden. Freilich eröffnen sich durch die LLM-basierte KI-Technologie für Forschende nicht nur neue Möglichkeiten. Es ergeben sich auch Herausforderungen, die einer sorgfältigen Betrachtung bedürfen. An dieser Stelle sollen epistemologische, heuristisch-methodologische und forschungsethische Fragen diskutiert werden.

4.1 Epistemologischer Klärungsversuch – Seinsverbundenheit, dialogische Kommunikabilität und Bias bei der hybriden Textinterpretation

Es kann nicht oft genug betont werden, dass sich die von LLMs erzeugten Deutungsangebote in Hinblick auf ihre Genese grundsätzlich von jenen der interpretierenden Forschenden unterscheiden. Um die beiden unterschiedlichen Epistemes zu vergleichen, ist es u.E. angebracht, sich zu vergegenwärtigen, dass jede Interpretation von empirischen Daten nicht voraussetzungslos geschieht. Die Erkenntnisse emergieren nicht selbst direkt aus den Daten heraus. Vielmehr kommen sie in einem aktiven Prozess der Sinnauslegung bzw. Hypothesen- und Konzeptbildung zustande. Entsprechend der unter den qualitativ Forschenden weit verbreiteten Grundannahme von Karl Mannheim (1929; 1931; 1936: 239 ff.) über die (soziale) „Seinsverbundenheit des Wissens“ sattelt dieser Prozess auf den jeweils von den Interpretierenden inkorporierten Wissensbeständen und wissenschaftlichen Sozialisierungserfahrungen auf, aber auch auf ihren biografischen Le-

benserfahrungen sowie milieu- und gesellschaftsbezogenen Vorverständnissen. Zudem spielen in die Deutungen situative Bedingungen und soziale Praktiken der Interpretationssitzungen hinein.⁹ Solche sozialen Seins- und Situationsbezüge gibt es für die KI-generierten Deutungsangebote nicht. Anders als menschliche Deutungen sind sie präfiguriert von technischen Parametern – einerseits der statistisch ermittelten Mustererkennung in den zugrundeliegenden Massendaten und andererseits der zum Zeitpunkt der Abfrage hergestellten neuronalen Netzwerkverknüpfung im Zuge des Deep Learnings. Die LLMs „verstehen“ Texte nicht im hermeneutischen Sinn; sie können sich auch nicht in menschliche Erfahrungen „einfühlen“ oder Phänomene sinnhaft „erleben“. Ebenso wenig „rekonstruieren“ LLMs, wie Menschen ihre Wirklichkeit konstruieren. LLMs bleiben statisch fixiert auf ihrem aktuellen Datenstand; sie erfahren durch die Abfragen keine Verstehensakte, die im Sinne Hans Gadammers (1960: 288ff.) eine biographische Veränderung oder echte Horzonterweiterung bzw. -verschmelzung ermöglichen würden. Zudem sind LLMs nicht in der Lage, sich selbst zu hinterfragen und wissen auch nicht um ihre „blinden Flecken“. Last not least fehlt ihnen das methodische Regelwissen der Textinterpretation. Statt dieser für die herkömmliche qualitative Forschung essentiellen menschlichen Fähigkeiten zur methodischen Sinndeutung und Selbstreflexion sind die bei der hybriden Dateninterpretation eingesetzten generativen Sprachmodelle darauf programmiert, Wahrscheinlichkeitsprognosen für sinnhaft erscheinende Buchstabensequenzen und Satzphrasen zu erstellen und darüber dialogisch in Chats mit Menschen zu kommunizieren. Freilich erwecken entsprechende Rückmeldungen der LLMs den Eindruck, sie stammten nicht von Maschinen.

Die Simulation menschlich anmutender Deutungen und Sachverhaltsdarstellungen bildet ein zentrales epistemisches Merkmal jener Wirklichkeitskonstruktionen, die mit der aktuell entwickelten generativen KI-Technologie möglich geworden sind. Die digitalen Daten, die den KI-Simulatoren zugrunde liegen, sind jedoch nicht „aus der Luft“ gegriffen, sondern selbst empirisch verankert. Man

⁹ Für Interpretationsgruppen, jene für die qualitative Sozialforschung institutionalisierte Form der kollektiven Daten-

auswertung, hat Jo Reichertz (2013) umfänglich die inhärenten kommunikativen Prozesse und psycho-sozialen Dynamiken herausgearbeitet.

könnte den LLM-Outputs durchaus eine *soziale Seinsverbundenheit* attestieren. Wie ist das gemeint? Die Referenz für die generativen KI-basierten Deutungsangebote bilden die eingesetzten Millionen von Trainingsdaten, derer Konzerne wie Google und AI durch ihre Verfügungsmacht über die digitalen Endgeräte der Nutzer:innen habhaft werden konnten - seien es nun Inhalte der Telefonate und Sprachnachrichten, von in sozialen Netzwerken geteilten Bildern, Videos, von Chats und Online-Besprechungen oder von App-basierten Dating- und Gruppenkontakten. Nicht nur an der zur Verfügung stehenden enormen Datenmenge lässt sich die Kapazität der LLMs ermessen. Hinzu kommt, dass die unterschiedlichsten Datenarten und Datenquellen aufeinander bezogen werden können.

Die massenhafte und multimedial digitale Datenerfassung ist nicht von der sozialen Lebenswelt der Menschen entkoppelt, wie es noch vor über 50 Jahren der Fall war. Im Gegenteil: Damals mussten sich die Menschen noch zu den Geräten der elektronischen Datenverarbeitung buchstäblich auf den Weg machen, um sie nutzen zu können und deren Bedienung war durch starre Computerprogramme und festgelegte technische Prozeduren auf wenige Anwendungsfelder limitiert. Dagegen lassen sich heute die Mobile Phones, Tablets, Notebooks überall hin mitnehmen und sie werden niedrigschwellig und „smart“ eingesetzt. Tatsächlich sind die modernen digitalen Endgeräte rund um die Uhr und in so ziemlich allen Lebenslagen online. Der über sie laufende kommunikative Austausch der Menschen untereinander sowie die gesellschaftlichen Diskurse sind inzwischen zum integralen Bestandteil der alltäglichen Lebensführung geworden. Menschen geben beim Gebrauch der mobilen Geräte permanent Einblicke in ihre Gedanken- und Gefühlswelt und die Mitwelt sie herum. Insofern manifestieren und reproduzieren sich im Zuge der omnipräsenten digitalisierten Kommunikation die kulturellen und sozialen „Erfahrungsräume und Erwartungshorizonte“

¹⁰ Rekurriert wird hier auf das interpretative Paradigma in den Sozialwissenschaften, das eng verknüpft ist mit der qualitativen empirischen Forschung. Im Gegensatz zur quantitativen Forschung, die auf die Objektivität, Validität und Reliabilität der Testung von apriori formulierten Hypothesen setzt, zielen bekanntlich interpretative Ansätze auf das Verstehen subjektiver Bedeutungsgehalte und Relevanzsetzungen sowie sozialer Sinnstrukturen anhand konkreter untersuchter Forschungsfelder (vgl. Keller 2012).

(Koselleck 2010) der Menschen sowie die darin eingebetteten latenten Wahrnehmungs- und Handlungsmuster und sozialen Praktiken. Mit dieser Verankerung in der sozialen Lebenswelt kann u. E. epistemologisch begründet werden, warum die für das maschinelle Lernen den LLMs bereitgestellten Datenspuren aus den angezapften digitalen Endgeräten prinzipiell für die empirische Forschung nutzbar sind - insbesondere für jene Vertreter:innen der interpretativen Sozialforschung, die sich der Rekonstruktion der „Strukturen der Lebenswelt“ (Schütz, Luckmann 1973) verpflichtet fühlen, also verstehen wollen, nach welchen inhärenten Mustern Menschen (ihre) Wirklichkeit konstruieren.¹⁰

Indem Forschende mittels Prompting Deutungsangebote der KI zum eigenen Datenkorpus einholen, führen die adressierten LLMs einen Merkmalsabgleich mit Kommunikationsakten anderer empirischer Kontexte auf der Grundlage bereitgestellter Trainingsdaten her. Bei diesem Merkmalsabgleich werden (mittels probabilistischer Modellberechnungen) wiederkehrende Deutungsmuster identifiziert. So betrachtet beinhalten die digitalen Referenzdaten der eingesetzten LLMs eine Interpretationsressource, die sich von qualitativ Forschenden bei der abduktiven Deutungs- und Hypothesenfindung zu eigenen empirischen Untersuchungsfeldern nutzen lässt.

Ergänzend sei erwähnt, dass sich in den LLM-Trainingsdaten nicht nur allgemein-universelle Sinnmuster manifestieren, sondern durchaus kontextspezifische. Da der Pool dieser digitalen Referenzdaten auch mit Beiträgen selbst kleiner sozialer Nischen und Bubbles gefüllt wird, können Forschende mittels LLMs somit sogar (indirekt) auf gruppenspezifisch zugeschnittene Informationen zurückgreifen. Dieser Aspekt ist vor allem für jene qualitativen Verfahren von Bedeutung, bei denen es um die Analyse von *typischen* sozialen Sinnstrukturen und Praktiken sowie von Sprachmustern geht, welche sich in den konkret untersuchten Einzelfällen manifestieren.¹¹

¹¹ Es ließe sich u.E diskutieren, ob etwa Vertreter:innen der Objektiven Hermeneutik - heuristisch betrachtet - ganz ähnlich vorgehen, wie die LLMs, wenn sie mittels gedankenexperimenteller Überlegungen Kontexte suchen, die mit den Äußerungen im Text (nach den Regeln der Wörtlichkeit, Extensität und Sparsamkeit) kompatibel erscheinen, um über diesen Weg Lesarten zu generieren und Zug um Zug die Fallstrukturhypothese herauszuarbeiten. Selbst die validierende Antizipation, wie ein Text weitergehen

Last not least: Selbst die für die Alltagskommunikation so wichtige konnotative Sinnebene (wie emotionale und evaluative Einfärbungen sprachlicher Äußerungen) wird von der generativen KI erfasst und steht somit für die empirische Forschung zur Verfügung.

Geht es um die epistemologische Klärung der Wissensinhalte, die aus der sozio-technischen Assemblage zwischen LLMs und Forschenden hervorgehen, darf die Frage nach der Fehleranfälligkeit der Daten nicht vernachlässigt werden. Bekanntlich weisen die von den generativen KI-Anbietern verwendeten Trainingsdaten Bias auf. So ist in ihnen eine Reihe von Personengruppen deutlich unterrepräsentiert,¹² was unweigerlich Auswirkungen auf die Bearbeitung der LLMs-Prompts hat. Es kommt zu verzerrten Deutungen und auch sogenannte „Halluzinationen“ (Li et al. 2023; Open AI 2023; Zhang et al. 2023) sind möglich. Deshalb muss jedoch u. E. der Einsatz der generativen KI für wissenschaftliche Zwecke nicht per se in Frage gestellt werden - zumal die Halluzinationen teilweise menschengemacht sind (vgl. die Ausführungen zum tentativen Prompting in Abschn. 2.1). Auch bei menschlichen Interpret:innen treten Biasprobleme auf, so ließe sich argumentieren, ohne dass deshalb die qualitative Datenanalyse generell eingestellt wird. Beispielsweise können persönliche Überzeugungen, Vorurteile, verzerrte Sichtweisen oder gar idiosynkratische Deutungen (Merriam, Tisdell 2015; Reichertz 2023; Przyborski, Wohlrab-Sahr 2008:255:) in den Forschungsprozess gelangen. Forschende können sich in ihren „Solointerpretationen“ (Lieder/Schäffer 2013) verlieren, oder sich täuschen, ohne dies selbst zu bemerken; oder sie verfügen nur unzureichend über jene Kompetenzen, die für die Durchführung einer qualitativen Analyse eigentlich notwendig wären. Ein gewisses Bias- und Limitationsrisiko ist also sowohl bei Deutungen der LLMs als auch der qualitativ Forschenden gegeben.

könnte, entspricht dem Modus des algorithmischen Vorschlagens von Wortsequenzen und Textbausteinen der LLMs.

¹² So wiesen Wan und Chang (2024) nach, dass von LLM generierte Texte einen deutlich höheren Bias bezüglich Geschlecht und Rasse aufweisen als vergleichbare von Menschen geschriebene Texte. Baack (2024) zeigt in seiner Analyse der Common Crawl-Datenbank - einer der größten

Insofern macht es u. E. keinen Sinn, die nicht-humanen und humanen Deutungslieferant:innen gegeneinander auszuspielen. Die Nutzung generativer KI in der qualitativen Forschung kann u. E. auch nicht an der Erwartung festgemacht werden, dass die LLMs dieselben Ergebnisse zu liefern hätten, wie man es von Forschenden gewohnt ist. Anstatt sich in Debatten zu verfangen, inwiefern die LLMs den menschlichen Interpret:innen als gleichwertig angesehen werden dürfen,¹³ sollten u. E. *alle* in die hybride Interpretation eingebrachten *Deutungen und Hypothesen als gleichwertig* behandelt werden: D.h. die Inputs – egal ob von einer künstlichen oder einer humanen Intelligenz generiert – müssen jeweils kritisch hinterfragt, konsequent anhand der empirischen Daten überprüft und in Hinblick auf die sich darin manifestierenden typischen Muster elaboriert werden. Mit anderen Worten: Ob nun die qualitative Textanalyse digital „Bit by Bit“ oder analog „Line by Line“ erfolgt, ob entweder Algorithmen und Trainingsdaten verwendet werden oder inkorporierte Praktiken und erlernte Methoden der interpretativen Forschung, am Ende sollte zählen, ob tatsächlich zielführende Erkenntnisfortschritte in der gegenstandsverankerten qualitativen Datenanalyse erzielt worden sind.

4.2 Die Heuristik der LLM-Nutzung für die interpretative Textanalyse

Unter der Prämisse der eben gemachten epistemologischen Überlegungen stellt die hybride Dateninterpretation mit dialogisch integrierten LLMs eine für die qualitative Forschung gangbare sozio-technische Assemblage dar, mit der eine kommunikative Konstruktion von (wissenschaftlicher) Wirklichkeit gewährleistet wird. Analog herkömmlichen Interpretationsgruppen qualitativ Forschender ist die hybride Textinterpretation schulenneutral, also adaptierbar an verschiedene methodologische Rahmenkonzepte (vgl. Reichertz 2013, S. 34). Nach der-

frei verfügbaren Sammlungen von Webinhalten für KI-Training -, dass hier aufgrund von Filtermechanismen homogene Nutzergruppen geschaffen und dadurch systematisch Verzerrungen generiert werden.

¹³ Eine solche Debatte wird etwa seit Monaten in der Mailingliste QSF geführt https://lists.fu-berlin.de/private/qsf_l/.

zeitigen Erfahrungen bietet sich ein solches Verfahren für einzelfallbezogene Analysen an, bei denen jeweils Textauszüge inhaltsanalytisch oder interpretativ/rekonstruktiv untersucht werden. Es lassen sich Arbeitsschritte durchführen, mit denen das Datenmaterial in seiner thematischen Vielfalt geordnet, in seiner Komplexität sinnlogisch strukturiert und/oder auf inhärente Muster überprüft wird. Das potentielle Anwendungsspektrum der hybriden Textinterpretation mit mehreren LLMs reicht von der „induktiven Kategorienbildung“ bei Verfahren der Qualitativen Inhaltsanalyse (vgl. Kuckartz & Rädiker 2024) und dem Kodieren bei der Grounded Theory (Glaser, Strauss 1967) über die inhaltlichen Bestimmung von Sequenzen bei der Narrationsanalyse (Schütze 1983) bis hin zur formulierenden und reflektierenden Interpretation bei der Dokumentarischen Methode (Lieder & Schäffer 2023; 2024) sowie Lesartenentwicklung und Formulierung von Fallstrukturhypothesen bei der Objektiven Hermeneutik (Kleemann et al 2009: 124 ff).

Das adaptiv einsetzbare Verfahren der hybriden Interpretation erfordert von den Forschenden eine fundierte Methodenkenntnis über das jeweilige Forschungsverfahren sowie eine reflexive Kompetenz (Breuer, 2010: 115ff). Nur wer mit den methodischen Schritten und methodologischen Grundlagen vertraut ist, kann das Potenzial der sozio-technischen Assemblage mit den integrierten LLMs ausschöpfen. Neben dem methodischen Know how und dem Reflexionsvermögen ist eine Art heuristische Findigkeit beim dialogischen Austausch mit den LLMs notwendig. Gemeint ist die Fähigkeit, das Prompting so durchzuführen, dass tatsächlich zielführende Lesarten eröffnet werden (vgl. Abschn. 2.1).

Ob, und wenn ja wie, eine hybride Dateninterpretation tatsächlich durchgeführt wird, ist davon abhängig, welche Erwartungshaltung die Forschenden gegenüber den LLMs haben. Werden die Sprachmodelle als „Automatisierungswerkzeug“ oder gar als Ersatz der Forschenden-Interpretation (miss)verstanden, kann das heuristische Potential der LLM-Nutzung für die qualitative Textanalyse nicht entfaltet werden. Die LLMs „einfach mal auswerten“ lassen, um zu sehen, ob etwas Verwertbare herauskommt, entspräche nicht dem wissenschaftlichen Anspruch, methodisch kontrolliert vorzuge-

hen. Viabel – d.h. zielführend einsetzbar – ist die generative KI-Nutzung nach unserer Erfahrung vor allem, wenn LLMs als inhaltliche Impulsgeber ins Spiel kommen (ähnlich auch Lieder & Schäffer 2023, 2024; Morgan, 2023; Kuckartz & Rädiker, 2024). U. E. sollten die eingesetzten Sprachmodelle den Forschenden nicht die interpretative Datenanalyse abnehmen, sondern sie vielmehr anregen und ergänzen, indem neuartige Perspektiven in der Datenanalyse eröffnet werden. Die Forschenden können durch die in den Forschungsprozess integrierten LLMs darauf gestoßen werden, „über den Tellerand“ der eigenen, eingespurten Perspektive zu „schauen“ und alternative Interpretationsmöglichkeiten in Erwägung zu ziehen. Nicht mehr, aber auch nicht weniger als die *abduktive* Generierung von Sensitizing Concepts (Blumer, 1954) soll die sozio-technische Assemblage der hybriden Interpretation (momentan) leisten.

Es ist einer (von uns Autoren favorisieren) *Heuristik der Viabilität und Abduktion* durchaus zuträglich, dass der kommunikative Austausch mit den LLMs in Echtzeit und in natürlicher Sprache realisiert wird. Die Deutungsangebote der Sprachmodelle lassen sich mittels Prompts direkt elizieren, während die technisch notwendigen Apps und Betriebssysteme lediglich diskret im Hintergrund laufen. Kurzum, die KI-Mensch-Kommunikation erfolgt dialogisch in Feedbackschleifen anstatt monologisch und kausal. Somit ist der kommunikative Austausch mit den LLMs kompatibel mit den Interaktionsprozessen, wie sie in herkömmlichen Interpretationsgruppen bzw. Forschungswerkstätten praktiziert werden.

Entscheidend ist, dass die Forschenden die Ergebnisse der LLMs beständig auf die Gegenstandsangemessenheit (Steinke 1999; Strübing et al. 2018) und die Sinnadäquanz (Weber 19264) überprüfen. Gerade an diesem Punkt zeigt sich die unverzichtbare Rolle menschlicher Expertise und Agency-Adressierung: Die Validierung der eingebrachten Deutungen und Hypothesen anhand des Datenmaterials, die analytische Verdichtung und Theoriebildung sowie die begriffliche Präzisierung und textuelle Performanz bleiben, ebenso wie die permanente Prozessessteuerung der Interpretationssitzungen, die zentralen Aufgaben der Forschenden.

den, in denen sie ihre methodische Reflexionsfähigkeit, theoretische Sensibilität und interpretative Findigkeit und Originalität voll zur Geltung bringen.

4.3 Einhaltung des Datenschutzes und forschungsethische Probleme

Neben epistemologischen und heuristischen Fragen wirft der Einsatz von LLMs in der qualitativen Forschung forschungsethische und datenschutzrechtliche Probleme auf. Qualitative Daten sind häufig sensibel, kontextgebunden und in besonderem Maße schutzbedürftig (Mertens 2018). Jedoch werden die aktuell gängigen LLMs in der Regel über externe Server betrieben, welche die europäischen Datenschutzstandards (DSGVO) unterlaufen können. Dies ist insofern ein Problem, als die eigenen Originaldaten im Zuge der KI-Assistenz direkt an die LLMs übermittelt werden. Aufgrund der rechtlichen Unsicherheit sollten Forschende derzeit nur stark anonym- bzw. pseudonymisierte sowie weitestgehend entkontextualisierte oder inhaltlich weniger sensible Textpassagen verwenden. Ausgeschlossen sind damit jedoch einige Untersuchungsfelder (etwa der Biografieforschung oder der Ethnografie). Denkbar ist freilich, bereits bei der Datenerhebung – etwa im Rahmen neuer Interviews – erweiterte Einverständniserklärungen einzuholen, die die Nutzung externer KI-Dienste und gegebenenfalls deren Anbieter außerhalb des DSGVO-Geltungsbereichs umfassen. Hier stellen sich jedoch Fragen nach der praktischen Durchführbarkeit und der Rechtssicherheit solcher Vereinbarungen. Demgegenüber ist die Arbeit mit bereits öffentlich zugänglichem Material, das fre nutzbar und urheberrechtlich unbedenklich ist, weniger problematisch. Dies betrifft etwa Fernsehsendungen, Parlamentsdebatten oder Social-Media-Beiträge von Personen des öffentlichen Lebens. In solchen Fällen entfällt der Zwang zu komplexen vertraglichen Regelungen, und das Verfahren der hybriden Textinterpretation kann ohne nennenswerte datenschutzrechtliche Hindernisse eingesetzt werden.

Zudem können bestimmte Themen aufgrund der Filtermechanismen der LLM-Betreiber nur eingeschränkt bearbeitet werden. Bei Gemini z.B. werden einige aktuell-politische Themen (wie etwa den Gaza-Krieg) geblockt. Ähnliche Filter existieren offenbar für Themen, die mit Sexualität, Rassismus

oder Religiosität zu tun haben. Aus Forschungsperspektive ist problematisch, dass es bislang keine transparente Dokumentation solcher thematischen Limitierungen gibt und diese sich zudem von Modell zu Modell unterscheiden können.

4.4 Fazit und Ausblick

Als Fazit lässt sich festhalten, dass es eine Passfähigkeit zwischen den technologischen Grundlagen der generativen KI, ihrer lebensweltlichen Verankerung und ihrer praktischen Handhabung einerseits sowie den heuristischen Anforderungen und der Praxis der qualitativen Datenanalyse andererseits gibt. Durch die iterative Verknüpfung von menschlicher Expertise und intentionaler Anstrengung einerseits und den multiplen, nicht identisch prozessierenden LLMs andererseits entstehen erweiterte Deutungsräume in der qualitativen Datenanalyse. Generierbar sind alternative Perspektiven, und von den Forschenden können bislang übersehene Nuancen und neuartige theoretische Anknüpfungspunkte markiert werden. Heuristisch sinnvoll ist eine solche KI-unterstützte Interpretation jedoch nur, wenn die KI-Outputs von den Forschenden nicht affirmativ übernommen werden. Die Forschenden müssen jederzeit die methodische Kontrolle behalten und begründete Entscheidungen über die Auswahl, Bewertung und Weiterentwicklung der von den LLMs angeregten Interpretationen treffen.

Die dargestellten Arbeitsschritte und Implementierungsoptionen (Abschn. 3.2) offenbaren, dass die hybride Interpretation mit mehreren dialogisch integrierten LLMs ohne hohe technische Einstiegshürden praktikabel ist. Eine solche sozio-technische Assemblage lässt sich flexibel in verschiedene methodische Ansätze integrieren – von Varianten der Inhaltsanalyse bzw. Content Analysis über die Grounded Theory bis zu interpretativ-rekonstruktiven Verfahren, ohne dass grundlegende Prinzipien qualitativer Forschung aufgegeben werden müssen. Angesichts ihrer Methodisierbarkeit ergeben sich für die hybride Interpretation qualitativer Daten auch institutionelle, didaktische und wissenschaftspolitische Konsequenzen. So müsste eine Vermittlung der entsprechenden Kompetenzen in der akademischen Lehre erfolgen. Studierende könnten bereits während ihrer Methodenausbildung mit LLMs experimentieren und erste Interpretationsversuche um

zusätzliche Deutungsangebote erweitern. Dies ist gerade für Lernende an Standorten mit begrenzter Betreuung oder im Fernstudium attraktiv, da sie so einen leichteren Zugang zur explorativ angelegten qualitativen Forschung erhalten – ohne logistisch aufwendig zu organisierende Forschungswerkstätten oder umfangreiche technische Infrastrukturen. Anstatt den Einsatz von KI in der Lehre qualitativer Verfahren grundsätzlich zu verbieten, sollte daher ein bewusster Umgang damit gefördert werden. Hochschulen, Lehrende und Fachgesellschaften könnten gezielt Schulungsangebote entwickeln, um Studierende im methodisch kontrollierten Umgang mit generativen Sprachmodellen zu unterstützen.

Aus wissenschaftspolitischer Sicht ist der Ansatz insofern interessant, als er die qualitative Forschung nicht durch zusätzliche Ressourcenbindung oder technische Hürden erschwert, sondern im Gegenteil den Zugang erleichtert. Die notwendigen LLMs sind öffentlich verfügbar und lassen sich ohne große Kosten oder institutionelle Vorinvestitionen nutzen. Auf diese Weise senkt das hybride Interpretieren die Einstiegshürden für Forschende, die ihr methodisches Repertoire erweitern möchten. Da die Agency bei den Forschenden verbleibt und die LLM-generierte Deutungen reflektiert in ihre Analysen eingebettet sind, können die in der Scientific Community diskutierten Gütekriterien qualitativer Forschung (Steinke 1999; Strübing et al. 2018) Beachtung finden. Freilich ist es aus Transparenzgründen angebracht, in Methodenberichten und Anhängen zu dokumentieren, in welchem Umfang und auf welche Weise LLMs genutzt wurden. Durch das systematische Vorgehen, wie etwa bei der im vorliegenden Beitrag vorgestellten hybriden Interpretation, erfolgt quasi automatisch eine protokollartige Dokumentation des LLM-Einsatzes, die den Ansprüchen an Nachvollziehbarkeit und Transparenz gerecht wird.

Die oben diskutierten epistemologischen, ethischen und datenschutzrechtlichen Fragen verdeutlichen, dass die hybride Interpretation qualitativer Daten einer gründlichen Reflexion der Einsatzbedingungen bedarf. Dennoch zeigt sich, dass der kontrollierte Gebrauch generativer KI-Modelle sowohl in forschungspraktischer als auch in methodologischer Hinsicht zielführend und machbar, also viabel ist. So kann das Verfahren der hybriden Interpretation als

Impuls für eine sorgfältige Weiterentwicklung qualitativer Methoden dienen – nicht als Konkurrenz, sondern als Bereicherung. Langfristig wird es entscheidend sein, dass Forschungseinrichtungen, Softwareentwickelnde, Ethikgremien und Datenschutzbeauftragte gemeinsam praktikable und rechtssichere Lösungen entwickeln, um das Potenzial generativer KI in der qualitativen Forschung auszuschöpfen, ohne grundlegende Prinzipien des Datenschutzes und der Forschungsethik zu kompromittieren.

Das in dem Beitrag vorgestellte Verfahren der hybriden Interpretation mit LLMs ist für Interpretationsgruppen und Forschungswerkstätten konzipiert. Jedoch kann es auch von einer Einzelperson durchgeführt werden. Diese Möglichkeit ist vor allem für die Lehre qualitativer Methoden wichtig. Studierende können somit LLMs systematisch als „Sparring-Partner“ bei der Textanalyse einsetzen. Zudem dürfte es der Normalfall sein, dass die Studierenden bei ihren Abschlussarbeiten große Strecken des Forschungsprozesses als „Einzelkämpfer:innen“ absolvieren. Auch hier könnte die Simulation einer Interpretationsgruppe in Form der sozio-technischen Assemblage „hybride Interpretation durch dialogische Einbindung von mehreren LLMs“ eine zielführende Unterstützung sein, die sogar die Lehrenden entlastet.

Gegenwärtig gibt es (noch) Vorbehalte unter qualitativ Forschenden gegenüber der Nutzung generativer KI-Technologie. Dies hat auch damit zu tun, dass auf methodologischer Ebene bislang eine klare Anbindung an etablierte qualitative Verfahren fehlt sowie eine systematische Reflexion über die Rolle, die LLMs bei interpretativen Analyseschritten spielen könnten und sollten. Zwar zeigen erste Arbeiten, wie sich KI-Outputs mit konkreten methodischen Verfahren verbinden lassen (vgl. Abschn. 2.2). Doch bleibt offen, wie Forschende die Ergebnisse KI-gestützter Analyseschritte wissenschaftlich fundiert prüfen und theoretisch sinnvoll einordnen sollen. Zudem könnte es durchaus sein, dass der postulierte Zeitgewinn durch KI-Unterstützung sich durch notwendige Validierungsschritte wieder relativiert. All diesen offenen Fragen muss nach wissenschaftlichen Standards systematisch nachgegangen werden.

Die in dem vorliegenden Paper aufgemachte Perspektive einer hybriden Interpretation durch dialogische Integration mehrerer LLMs erfolgt vor dem

Hintergrund, dass die generative KI erst am Anfang ihrer Entwicklung steht. Die LLM-Technologie ist noch lange nicht ausgereizt. Da es sich bei den Sprachmodellen um selbstlernende Maschinen handelt, und auch die Modellarchitektur permanent weiterentwickelt wird, ist voraussehbar, dass diese Technologie immer viabler und adressatenorientierter einsetzbar wird. Diese Entwicklung ist nicht mehr umkehrbar. Eher kommt sie wie ein Tsunami auf uns zu. Wir Vertreter:innen der qualitativen Forschung sollten uns entscheiden, ob wir von diesem Tsunami unvorbereitet weggespült werden oder gekonnt und professionell auf der Welle oben mit schwimmen wollen.

Literatur

- Baack, S. (2024). A Critical Analysis of the Largest Source for Generative AI Training data: Common Crawl. *Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*.
- Blumer, H. (1954). What is wrong with social theory? *American Sociological Review*, 19(1), 3–10.
- Breuer, F. (2010). Reflexive Grounded Theory. Eine Einführung für die Forschungspraxis. (2.Aufl.) VS Verlag, Wiesbaden.
- Christou, P. A. (2023). The Use of Artificial Intelligence (AI) in Qualitative Research for Theory Development. *The Qualitative Report*, 28(9), 2739-2755.
- Chubb, L. A. (2023). Me and the Machines: Possibilities and Pitfalls of Using Artificial Intelligence for Qualitative Data Analysis. *International Journal of Qualitative Methods*, 22, 1-16.
- De Landa, Manuel (2006): *A New Philosophy of Society: Assemblage Theory and Social Complexity*. Continuum, London.
- Deleuze, Gilles, Guattari, Félix (1992). *Tausend Plateaus*, Berlin.
- Do, S., Ollion, É., & Shen, R. (2024). The Augmented Social Scientist: Using Sequential Transfer Learning to Annotate Millions of Texts with Human-Level Accuracy. *Sociological Methods & Research*, 53(3), 1167-1200.
- Dröge, K. (2023) Horizontal Coding: AI-Based Qualitative Data Analysis in QualCoder, Free & Open Source. Youtube: <https://youtu.be/FrQyTOTJhCc?si=qgbY-wyh8wxz991Vq> [Zugriff 13.01.2025]
- Davidson, T. (2024). Start Generating: Harnessing Generative Artificial Intelligence for Sociological Research. *Socius*, 10.
- Eschrich, J., Sterman, S. (2024) A Framework For Discussing LLMs as Tools for Qualitative Analysis.
- Ferber, J. (1999). *Multi-agent systems: An introduction to distributed artificial intelligence*. Addison-Wesley.
- Friese, S. (2023). Thinking, fast and slow. A Framework for Qualitative Data Analysis tools. <https://qeludra.com/blog/qualitative-data-analysis-kahneman> [Zugriff 09.01.2025]
- Friese, S. (2023b). From Coding to AI: Bridging the Past and Future of Qualitative Data Analysis. <https://www.drsfriese.com/post/from-coding-to-ai-bridging-the-past-and-future-of-qualitative-data-analysis> <https://www.drsfriese.com/post/from-coding-to-ai-bridging-the-past-and-future-of-qualitative-data-analysis> [Zugriff 09.01.2025]
- Friese, S. (2024) Ethical Aspects of AI in Qualitative Research - Part 2. <https://qeludra.com/blog/ethical-aspects-of-ai-in-research-part2> [Zugriff 09.01.2025]
- Gadamer, H.-G. (1960). *Hermeneutik 1. Wahrheit und Methode. Grundzüge einer philosophischen Hermeneutik*. Mohr-Siebeck, Tübingen.
- Gibson, A. F., & Beattie, A. (2024). More or less than human? Evaluating the role of AI-as-participant in online qualitative research. *Qualitative Research in Psychology*, 21(2), 175-199.
- Glaser, B. G., & Strauss, A. L. (1967). *The discovery of grounded theory: Strategies for qualitative research*. Aldine de Gruyter.
- Hayes, A. (2023). "Conversing" with Qualitative Data: Enhancing Qualitative Research through Large Language Models (LLMs).
- Johnes, C.R., Bergen, B.K. (2024). People cannot distinguish GPT-4 from a human in Turing test.
- Keller, R. (2012). *Das Interpretative Paradigma*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden.
- Khan, A., Hughes, J., Valentine, D., Ruis, L., Sachan, K., Radhakrishnan, A., ... & Perez, E. (2024). Debating with

- more persuasive LLMs leads to more truthful answers. (ICML'24), Vol. 235. JMLR.org, Article 950, 23662–23733.
- Kleemann, F., Krähnke, U., Matuschek, I. (2009): Interpretative Sozialforschung. Eine praxisorientierte Einführung. VS-Verlag, Wiesbaden.
- Koselleck R.,(2010): »Erfahrungsraum« und »Erwartungshorizont« zwei historische Kategorien. In Ders.: Vergangene Zukunft. Zur Semantik geschichtlicher Zeiten. Suhrkamp Verlag, Frankfurt. 349-375.
- Kuckartz, U., Rädiker, S. (2024) Qualitative Inhaltsanalyse. Praxis, Umsetzung mit Software und künstlicher Intelligenz. Beltz, Weinheim.
- Latour, B. (1998). Wir sind nie modern gewesen. Versuch einer symmetrischen Anthropologie. Frankfurt a. M.: Suhrkamp.
- Li, H., Zhang, R., Lee, YC. *et al.* Systematic review and meta-analysis of AI-based conversational agents for promoting mental health and well-being. *npj Digit. Med.* **6**, 236 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00979-5>
- Lieder, F., Schäffer, B. (2023). Lehren und Lernen rekonstruktiver Forschungsmethoden mit generativen Sprachmodellen in hybriden Forschungswerkstätten? *Journal für Psychologie*, *31*(2), 131–154.
- Lieder, F., Schäffer, B. (2024). Qualitative Methodenausbildung zusammen mit generativen Sprachmodellen. Zur verteilten Interpretation in hybriden Forschungswerkstätten.
- Lieder, F., Schäffer, B. (2024b). Reconstructive Social Research Prompting (RSRP). Distributed Interpretation between AI and Researchers in Qualitative Research.
- Mannheim, K. (1929). Die Bedeutung der Konkurrenz im Gebiete des Geistigen. Verhandlungen des sechsten deutschen Soziologentages vom 17. Bis 19. September 1928 in Zürich. J.C.B. Mohr.Tübingen. S. 35-83.
- Mannheim, K. (1931): Wissenssoziologie. In: Vierkandt, A. (Hg.): Handwörterbuch der Soziologie. Enke Verlag, Stuttgart. S.659-680.
- Mannheim, K. (1936): Ideology and Utopia. An Introduction to the Sociology of Knowledge. Routledge & Kegan Paul. London.
- Merriam, S. B., & Tisdell, E. J. (2015). Qualitative Research: A Guide to Design and Implementation (4. Aufl.). San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Mertens, D. M. (2018). *Mixed methods design in evaluation*. SAGE.
- Morgan, D. L. (2023). Exploring the use of artificial intelligence for qualitative data analysis: The case of ChatGPT. *International Journal of Qualitative Methods*, *22*.
- Morgan, D. L. (2023b). Morgan, D. L. (2023). Query-Based Analysis: A Strategy for Analyzing Qualitative Data Using ChatGPT. [Working Paper/Preprint] https://media2-production.mightynetworks.com/assets/2668b933-282b-4bdd-beb9-dc87643953a6/Morgan_2023_Query-based_analysis_A_Strategy_for_Analyzing_Qualitative_Data_Using_AI.pdf [Zugriff 13.01.2025]
- Nguyen-Trung, K. (2024). ChatGPT in thematic analysis: Can AI become a research assistant in qualitative research? [Preprint]. <https://doi.org/10.31219/osf.io/vefwc>
- Perkins, M. and Roe, J. (2024). The use of generative AI in qualitative analysis: inductive thematic analysis with chatgpt. *Journal of Applied Learning & Teaching*, *7*(1).
- Przyborski A., Wohlrab-Sahr M.(2008). Qualitative Sozialforschung. Ein Arbeitsbuch. Oldenbourg: München.
- Rasal, S. (2024). LLM Harmony: Multi-Agent Communication for Problem Solving. *arXiv:2401.01312 [cs.AI]*.
- Reichertz, J. (2013). *Gemeinsam interpretieren: Die Gruppeninterpretation als kommunikativer Prozess*. Springer VS.
- Saha, S., Hase, P., & Bansal, M. (2023). Can language models teach weaker agents? Teacher explanations improve students via theory of mind. *arXiv:2306.09299 [cs.CL]*. <https://arxiv.org/abs/2306.09299>
- Schleiger, E., Jago, R., Dunn, J., Keyvan, M., & Taylor, K. (2023). Collaborative Intelligence: A scoping review of current applications.
- Schütz, A., Luckmann, T (1973). The Structures of the Life-World, Volume 2. Northwestern University Press, Illinois.
- Schütze, Fritz (1983): Biographieforschung und narratives Interview. In: Neue Praxis. Kritische Zeitschrift für Sozialarbeit und Sozialpädagogik, *13* (3). S. 283-293.
- Steinhardt, I. (2024). Induktiv und deduktiv codieren mit ChatGPT – Erfahrungsbericht. Sozialwissenschaftliche Methodenberatung.
- Steinke, I. (1999). Kriterien qualitativer Forschung: Ansätze zur Konzeptualisierung von Güte in der qualitativen Sozialforschung. *Weinheim: Juventa*.
- Strübing, Jörg / Hirschauer, Stefan / Ayaß, Ruth / Krähnke, Uwe / Scheffer, Thomas: Gütekriterien qualitativer Sozialforschung. Ein Diskussionsanstoß. In: Zeitschrift für Soziologie. *47* (2). S. 83-100.
- Towler L, Bondaronek P, Papakonstantinou T, Amlôt R, Chadborn T, Ainsworth B, Yardley L. Applying machine-learning to rapidly analyze large qualitative text datasets to inform the COVID-19 pandemic response: comparing human and machine-assisted topic analysis techniques. *Front Public Health*. 2023 Oct 31.
- Wan, Y., & Chang, K. (2024). White Men Lead, Black Women Help? Benchmarking Language Agency Social Biases in LLMs.

- Wang, X., Wei, J., Schuurmans, D., Le, Q., & Zhou, D. (2022). Self-Consistency Improves Chain-of-Thought Reasoning in Language Models.
- Weber, M. (1964): *Wirtschaft und Gesellschaft. Grundriss der verstehenden Soziologie*. Hrsg. von Johannes Winckelmann, Kiepenheuer & Witsch, 1964, Tübingen.
- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., ... & Zhou, D. (2022). Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models. <https://arxiv.org/pdf/2405.02957>
- Zhang, A., Hua, W., & Jia, W. (2023). Cognitive Mirage: A Review of Hallucinations in Large Language Models. <https://arxiv.org/pdf/2309.06794v1>

Über die Autoren

Uwe Krähnke, Prof. Dr. habil., Sozialwissenschaftler, seit 2018 Professor für qualitative Forschungsmethoden an der Medical School Berlin. Neben Forschungsinteressen in Soziologischer Theorie und der Wissenssoziologie sind thematische Schwerpunktsetzungen *psychisch belasteten Personengruppen*; *Greedy Institutions* sowie *Grenzen des kommunikativen Wachstums*; im Bereich qualitative Forschung: *Methodologie und didaktische Vermittlung interpretativ-rekonstruktiver Verfahren* sowie *Integration von KI in qualitative Datenanalyse*.

Email: uwe.kraehnke@medicalschooll-berlin.de

Dr. Thorsten Dresing, Erziehungswissenschaftler (Universität Marburg), ist geschäftsführender Gesellschafter von audiotranskription.de und Dozent für qualitative Forschungsmethoden an verschiedenen Graduate Schools. Seine Arbeitsschwerpunkte sind die *digitale Transformation qualitativer Forschung*, *Softwareentwicklung für qualitative Datenanalyse und Transkriptionsmethoden*. Er ist Mitentwickler der Softwaretools f4transkript, f4analyse, f4 und der KI-gestützten Transkriptionstechnologie. Seine aktuellen Forschungsinteressen umfassen die *Integration von KI in qualitative Forschungsmethoden und computergestützte qualitative Datenanalyse*.

Email: thorsten.dresing@audiotranskription.de

Thorsten Pehl, Diplom- Erziehungswissenschaftler (Universitäten Halle/S. und Marburg). Er ist geschäftsführender Gesellschafter von audiotranskription.de und Dozent für qualitative Forschungsmethoden. Seine Arbeitsschwerpunkte sind die *didaktische Vermittlung von qualitativer Forschung*, *Softwareentwicklung für qualitative Datenanalyse und Transkriptionsmethoden*. Er ist Mitentwickler der Softwaretools f4transkript, f4analyse, f4 und der KI-gestützten Transkriptionstechnologie. Sein aktueller Arbeitsschwerpunkt ist die *Integration von KI in qualitative Forschungsmethoden*, mit besonderem Fokus auf DSGVO und Datenschutz.

Email: pehl@audiotranskription.de