

## Trägt die Nutzung von LLM in der qualitativen Sozialforschung zum Verstehen bei?

Die Aussage, dass große Sprachmodelle (LLM) Dialoge imitieren, aber nicht erklären, ist zentral für diese Frage. LLM sind in der Lage, die Kontingenz und Opazität von Dialogen nachzubilden, da sie auf der statistischen Analyse riesiger Textmengen basieren und Wahrscheinlichkeiten für die Abfolge von Wörtern und Sätzen berechnen. Sie können überzeugend menschlich klingende Dialoge generieren und sogar Muster in qualitativen Daten identifizieren.

Wenn qualitative Sozialforscher ihre Arbeit von LLM erledigen lassen, kann dies die Effizienz bei der Datenverarbeitung und Mustererkennung erheblich steigern. LLM können große Mengen an Transkripten schnell durchsuchen, Themen clustern oder erste Kategoriensysteme vorschlagen.

### Jedoch trägt dies nicht direkt zum tieferen *Verstehen* im Sinne der qualitativen Sozialforschung bei, aus folgenden Gründen:

- **Imitation vs. Erklärung:** LLM sind im Kern Imitationsmaschinen. Sie reproduzieren vorhandene Muster, ohne ein *Verständnis* der zugrunde liegenden sozialen Bedeutungen, Motivationen, Kontexte oder der intentionalen Handlungen der Akteure zu entwickeln. Das "Warum" oder "Wie" sozialer Phänomene, das qualitative Forschung anstrebt, bleibt für LLM unzugänglich.
- **Opazität der LLM:** Die Funktionsweise von LLM ist selbst in hohem Maße opak ("Black Box"). Während sie Ergebnisse liefern, ist der Weg dorthin für den Forscher nicht transparent oder nachvollziehbar im Sinne einer menschlichen Interpretation.
- **Fehlende kritische Reflexion:** Qualitative Sozialforschung erfordert kritische Reflexion des Forschers über eigene Vorannahmen, den Forschungsprozess und die gesellschaftlichen Implikationen der Ergebnisse. LLM können diese reflexive Ebene nicht leisten.
- **Kontingenz der LLM-Ergebnisse:** Obwohl LLM Kontingenz in Dialogen imitieren können, sind ihre eigenen Ergebnisse kontingent in Bezug auf die Trainingsdaten und Algorithmen, was die Verallgemeinerbarkeit und die theoretische Fundierung ihrer "Erkenntnisse" einschränkt.

Die Nutzung von LLM kann ein **wertvolles Werkzeug** zur Vorbereitung, Strukturierung und Unterstützung der qualitativen Analyse sein, indem sie bestimmte Aufgaben automatisiert und neue Perspektiven auf die Daten bietet. Das eigentliche Verstehen bleibt jedoch die Domäne des menschlichen Forschenden, der die von LLM generierten Muster interpretieren, kontextualisieren und theoretisch einordnen muss. Ohne diese menschliche Interpretation bleiben die Ergebnisse der LLM lediglich eine komplizierte Form der Mustererkennung.

### Vergleich mit der Algorithmisch Rekursiven Sequenzanalyse (ARS) und ob ihre Ergebnisse eher erklärend sind:

Die Algorithmisch Rekursive Sequenzanalyse 2.0 (ARS 2.0), wie in den hochgeladenen Dokumenten beschrieben, unterscheidet sich grundlegend von LLM und kann als **eher erklärendes Modell** betrachtet werden.

### Vergleichspunkte:

- **Fokus auf Grammatiken:** ARS 2.0 zielt darauf ab, eine **formale, probabilistische Grammatik** aus den sequenziellen Daten (z.B. Verkaufsgesprächen) zu induzieren. Eine Grammatik ist per Definition ein erklärendes Modell, da sie die Regeln und Strukturen festlegt, die die Generierung gültiger Sequenzen ermöglichen. Sie liefert ein explizites Modell der zugrunde liegenden Kommunikationsstruktur. LLM hingegen lernen keine expliziten Grammatiken im klassischen Sinne, sondern statistische Wahrscheinlichkeiten für Tokenabfolgen.
- **Transparenz und Nachvollziehbarkeit:** Die Methodik von ARS 2.0 ist transparent und nachvollziehbar. Die Schritte der Datenvorbereitung, Symbolzuweisung, Grammatikinduktion, Simulation und statistischen Validierung sind explizit definiert. Die induzierte Grammatik selbst ist ein interpretierbares Ergebnis, das als Hypothese über die Struktur der Kommunikation dient. Im Gegensatz dazu ist die interne Funktionsweise und Entscheidungsfindung eines LLM für den Benutzer undurchsichtig.
- **Hypothesengenerierung und Testung:** ARS 2.0 arbeitet mit der Generierung von Hypothesen über die Struktur von Interaktionen, die dann durch die induzierte Grammatik formalisiert und durch den Vergleich mit empirischen Daten (z.B. Frequenzverteilungen, Korrelationsanalysen) statistisch getestet werden. Dies entspricht einem wissenschaftlichen Erklärungsansatz.
- **Generative Fähigkeit als Erklärung:** Die Fähigkeit der induzierten Grammatik, künstliche, aber den empirischen Daten ähnliche Sequenzen zu generieren, ist ein Indiz für ihre Erklärungskraft. Wenn die Grammatik die beobachteten Muster erfolgreich reproduzieren kann, deutet dies darauf hin, dass sie die Regeln des Dialogs "verstanden" hat – nicht im menschlichen Sinne, aber als formales Modell.
- **Qualitative und quantitative Verbindung:** ARS 2.0 verbindet qualitative Einsichten (z.B. die Kategorisierung von Gesprächsbeiträgen) mit quantitativen Methoden (probabilistische Regeln, statistische Tests), um ein robustes und erklärendes Modell zu erstellen.

### Fazit:

Während LLM Dialoge beeindruckend imitieren können, ohne die zugrunde liegenden Mechanismen zu erklären, bietet die Algorithmisch Rekursive Sequenzanalyse 2.0 ein **explizit erklärendes Modell** in Form einer formalen Grammatik. Diese Grammatik legt die Regeln offen, nach denen Dialoge aufgebaut sind, und ermöglicht es, Hypothesen über diese Strukturen zu generieren und statistisch zu validieren. In diesem Sinne trägt ARS 2.0 direkt zum **Verstehen der Struktur und Dynamik von Dialogen** bei, indem sie ein transparentes und prüfbares Erklärungsmodell liefert, das über die bloße Imitation hinausgeht.