EIN BISSCHEN KI SCHADET NIE? WIE LLMS DAS PROGRAMMIEREN IN R ERLEICHTERN *PART 1*

DR. JULIEN P. IRMER, M.SC. MATH., M.SC. PSYCH.

UNIVERSITÄT FREIBURG

FDZ FRÜHJAHRSAKADEMIE 2026

Figures generated with ChatGPT 5.3

Figures generated with ChatGPT 5.3

WER BIN ICH?

Interessen

- (Simulationsbasierte) Poweranalysen, simulationsbasierte Optimierung und ML
- Heterogenitätsmodellierung, Kausalanalysen und Längsschnittmodellierung
- Nichtlineare Strukturgleichungsmodellierung und Continuous-Time Modellierung

Kurz-CV

- Seit 2025 Post-Doc an der Universität Freiburg
- Seit 2023 Jungwissenschaftlervertreter der Fachgruppe Methoden und Evaluation
- 2024-2025 Post-Doc an der Humboldt Universität zu Berlin
- 2019-2024 Dr. rer. nat. an der Goethe-Universität Frankfurt
- bis 2021 M.Sc. Psych. und M.Sc. Math. an der Goethe-Universität Frankfurt

Website: https://jpirmer.github.io

WAS IST MEINE VERBINDUNG ZU KI?

- Ich bin “Nutzer” und Enthusiast
- Integration in Lehre
  - Seminar: Developing and Examining Psychological Methods using Artificial Intelligence
- Positions-Papers in Psychologischer Rundschau
  - Jungmitglieder-Vertreter*innen der DGPs
  - Fachgruppenleitungsmitglied (Jungmitgliedervertreter) der Fachgruppe Methoden und Evaluation der DGPs
- Sehe Umgang mit KI als Teilgebiet der Methodenlehre

WER SIND SIE?

- Von welcher Einrichtung kommen Sie?
- Wozu forschen Sie?
- Ist “Du” ok?

Figures generated with ChatGPT 5.3


Figures generated with ChatGPT 5.3

WELCHE KI-ASSISTENTEN NUTZE ICH?

- AI-Chatsystem: die All-rounder
  - ChatGPT
  - Claude
  - Gemini
  - OpenWebUI
  - …
- Code-Vervollständigung (und Agenten)
  - GitHub-Copilot (und implizit ChatGPT, Claude, Gemini, …)

WELCHE KI-ASSISTENTEN NUTZE ICH?

- Recherche-Tools
  - Perplexity
  - Research Rabbit
  - Semantic Scholar
  - NotebookLM
- Visualisierung
  - NapkinAI
- KI-Vergleich / KI-verstehen
  - Arena.ai: https://arena.ai

Fast alle haben mir beim Erstellen dieses Workshops geholfen ☺

DISCLAIMER

Figures generated with ChatGPT 5.3

EXKURS: WIE SCHLAU IST KI? WAS MEINT IHR?

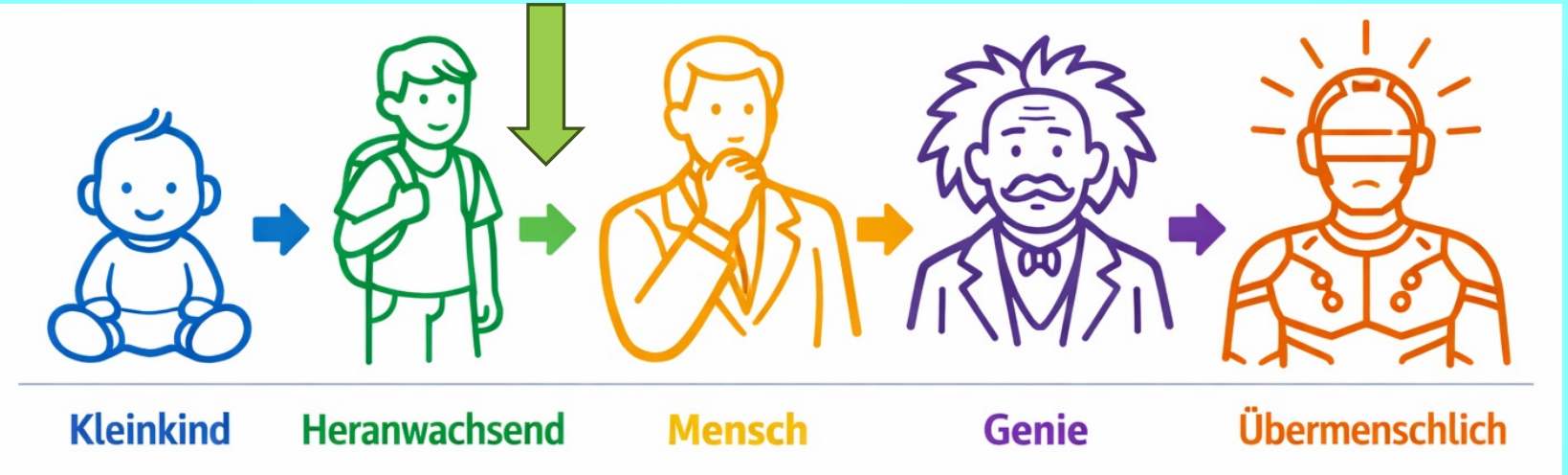
- … Schreibt gerne etwas in den Chat oder äußert eure Vermutung im Plenum

VON „NORMAL INTELLIGENT" BIS MENSA-NIVEAU – STAND BIS CA. 2024

- Erste IQ-Messungen via Mensa Norway Test (verbalisiert für Chatbots) z.B. über TrackingAI.org (Lott, 2025)
- Claude 3 ≈ IQ 100 | ChatGPT-4 ≈ IQ 80–90 | Gemini teils darunter

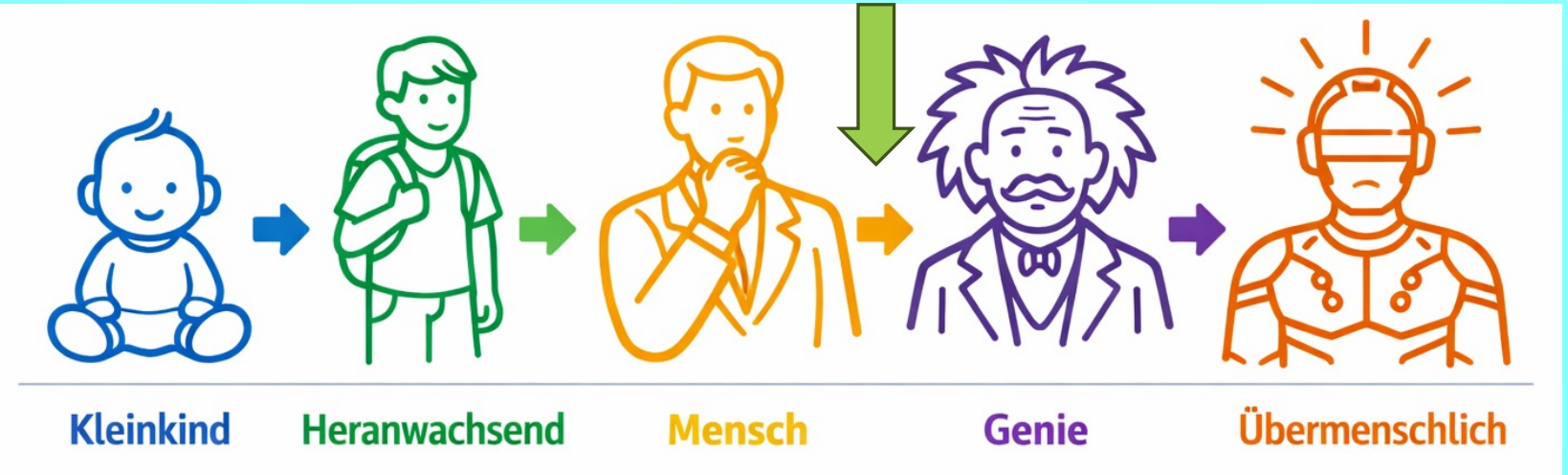
⚠️ Sprachlich stark, visuell/motorisch: kaum messbar

- Fazit 2024: *„Durchschnittlich menschlich – in Sprache"*



HEUTE: MENSA-SPITZENNIVEAU – ABER WAS BEDEUTET DAS?

- ChatGPT 5.x, Claude Opus, Gemini 3
  → IQ **130–145** über TrackingAI.org (Lott, 2025)
- Neue Benchmarks (GPQA Diamond, ARC) → stark bei Logik & Wissenschaft
- ⚠️ Aber: IQ-Wert schwankt je nach Test, Prompt & Setup um bis 30+ Punkte
- Fazit 2 Jahre später: *„Übermenschlich in Mustern – kein Weltmodell"*



QUELLENAUSZUG FÜR EXKURS ZU IQ VON KI

- Gigazine. (2024, 7. März). Report that Claude-3, who appeals to exceed GPT-4, achieved IQ over 100 for the first time in AI. Gigazine. https://gigazine.net/gsc_news/en/20240308-claude-3-chat-gpt-iq-test/
- Lott, M. (2024). AIs ranked by IQ: AI passes 100 IQ for first time, with release of Claude-3. Maximum Truth. https://www.maximumtruth.org/p/ais-ranked-by-iq-ai-passes-100-iq
- Lott, M. (2025). *Tracking AI: Monitoring artificial intelligence* [Dataset/Website]. Maximum Truth Project. https://www.trackingai.org/home
- Vellum AI. (2025). GPT-5.x / GPT-5.2 benchmarks (explained). Vellum.ai. https://www.vellum.ai/blog/gpt-5-2-benchmarks

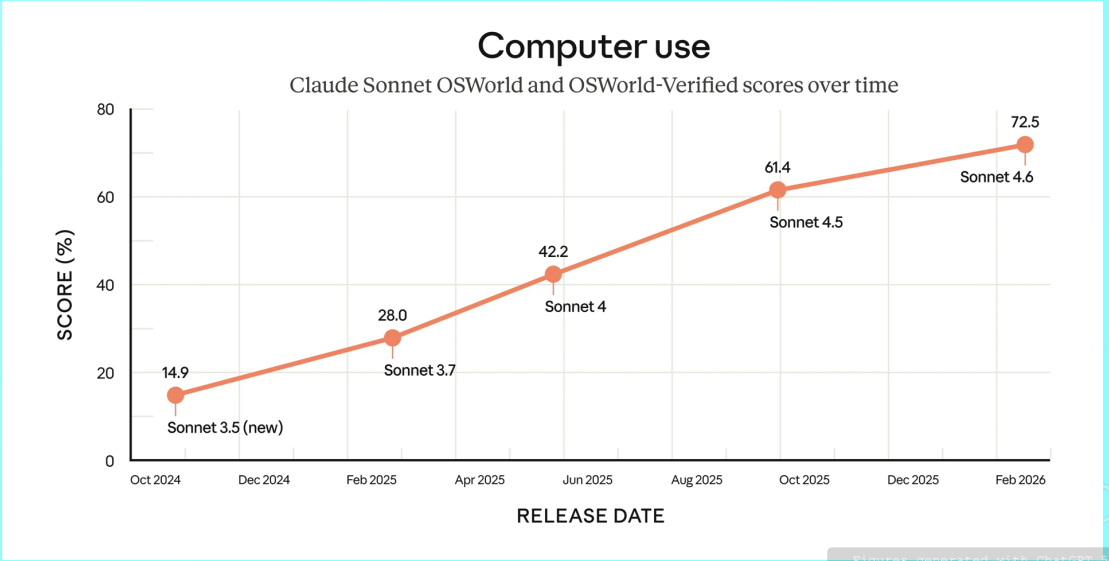
KI ENTWICKLUNG WEITERHIN SCHNELL

- Newest Releases:
  - Claude Sonnet 4.6: https://www.anthropic.com/news/claude-sonnet-4-6
  - ChatGPT 5.4: https://openai.com/index/introducing-gpt-5-4/

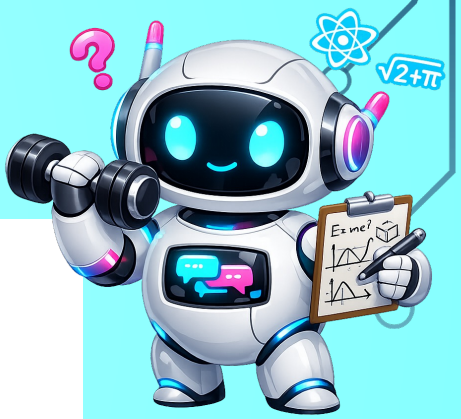
	GPT-5.4	GPT-5.3-Codex	GPT-5.2
GDPval (wins or ties)	83.0%	70.9%	70.9%
SWE-Bench Pro (Public)	57.7%	56.8%	55.6%
OSWorld-Verified	75.0%	74.0%*	47.3%
Toolathlon	54.6%	51.9%	46.3%
BrowseComp	82.7%	77.3%	65.8%

*Previously reported as 64.7%. GPT-5.3-Codex achieves 74.0% with a newly introduced API parameter that preserves the original image resolution.

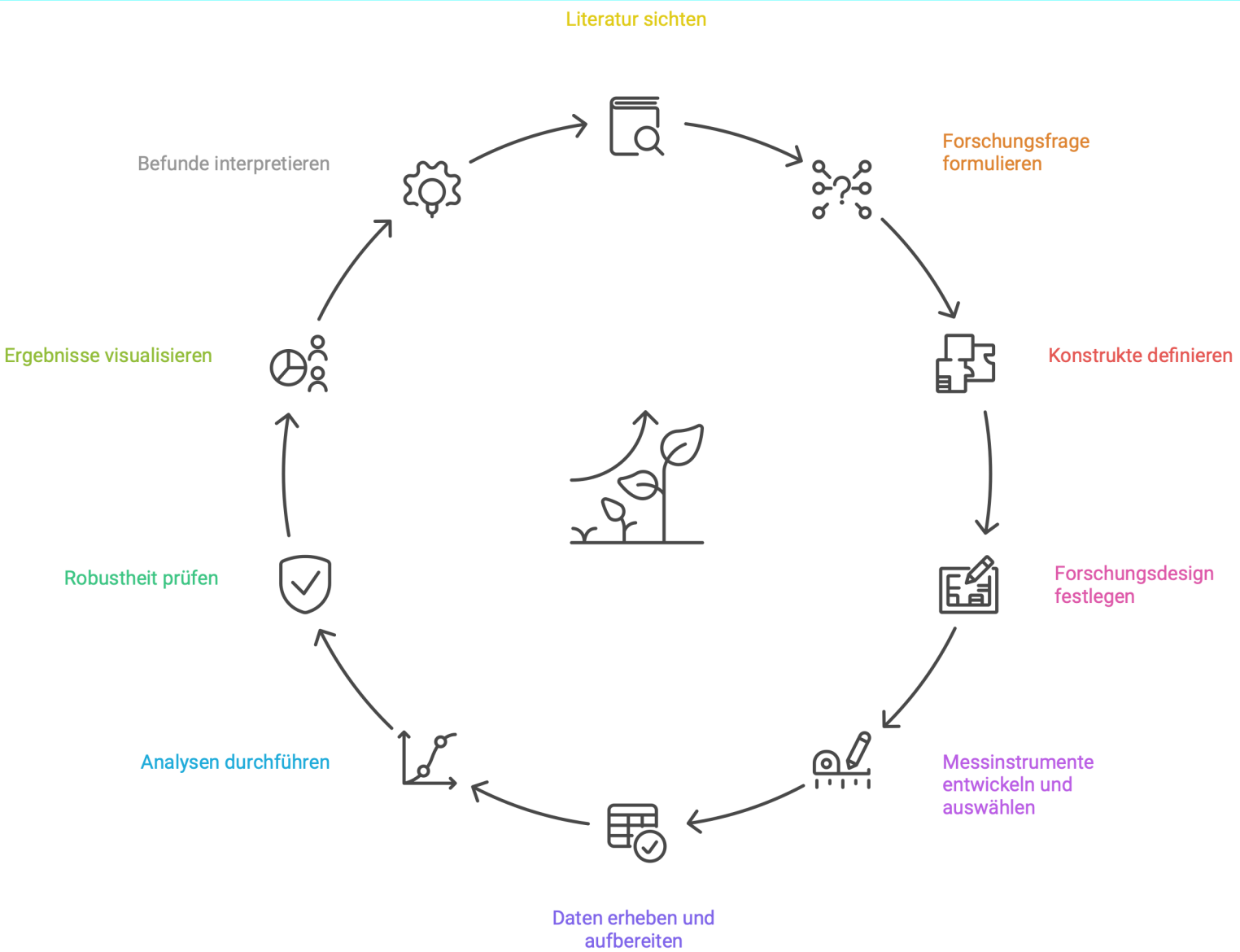
	Sonnet 4.6	Sonnet 4.5	Opus 4.6	Opus 4.5	Gemini 3 Pro	GPT-5.2 (all models)
Agentic terminal coding Terminal-Bench 2.0	59.1%	51.0%	**65.4%**	59.8%	56.2% (54.2% self-reported)	64.7% (64.0% self-reported) (Codex CLI)
Agentic coding SWE-bench Verified	79.6%	77.2%	80.8%	**80.9%**	78.0% (Flash)	80.0%
Agentic computer use OSWorld-Verified	72.5%	61.4%	**72.7%**	66.3%	—	38.2%
Agentic tool use t2-bench	Retail 91.7% Telecom 97.9%	Retail 86.2% Telecom 98.0%	Retail **91.9%** Telecom **99.3%**	Retail 88.9% Telecom 98.2%	Retail 85.3% Telecom 98.0%	Retail 82.0% Telecom 98.7%
Scaled tool use MCP-Atlas	61.3%	43.8%	59.5%	**62.3%**	54.1%	60.6%
Agentic search BrowseComp	74.7%	43.9%	**84.0%**	67.8%	59.2% (Deep Research)	77.9% (Pro)
Multidisciplinary reasoning Humanity's Last Exam (HLE)	33.2% without tools 49.0% with tools	17.7% without tools 33.6% with tools	**40.0%** without tools **53.0%** with tools	30.8% without tools 43.4% with tools	37.5% without tools 45.8% with tools	36.6% without tools (Pro) 50.0% with tools (Pro)
Agentic financial analysis Finance Agent v1.1	**63.3%**	54.5%	60.1%	58.8%	55.2%	59.0%
Office tasks GDPval-AA Elo	**1633**	1276	1606	1416	1201	1462
Novel problem-solving ARC-AGI-2	58.3%	13.6%	**68.8%**	37.6%	31.1%	54.2% (Pro)
Graduate-level reasoning GPQA Diamond	89.9%	83.4%	91.3%	87.0%	91.9%	**93.2%** (Pro)
Visual reasoning MMMU-Pro	74.5% without tools 75.6% with tools	63.4% without tools 68.9% with tools	73.9% without tools 77.3% with tools	70.6% without tools 73.9% with tools	**81.0%** without tools — with tools	79.5% without tools **80.4%** with tools
Multilingual Q&A MMMLU	89.3%	89.5%	91.1%	90.8%	**91.8%**	89.6%



WO IM RESEARCH-PROCESS KANN/SOLLTE KI VERWENDET WERDEN?



- … Schreibt gerne etwas in den Chat oder äußert eure Vermutung im Plenum



DER KLASSISCHE R-WORKFLOW – ANSATZPUNKTE FÜR KI

Workflow-Schritt	KI-Unterstützung
Datenimport & -aufbereitung	Code generieren, Fehler erklären, Transformationen vorschlagen
Explorative Analyse	Visualisierungen vorschlagen, Muster beschreiben
Modellierung	Modellauswahl diskutieren, lme4/lavaan-Code generieren
Ergebnisinterpretation	Koeffizienten erklären, Effektgrößen einordnen
Reporting & Dokumentation	RMarkdown/Quarto-Texte generieren, Grafiken kommentieren

Jeder Schritt: KI unterstützt – **Human in the Loop bleibt Pflicht** *(Nestler et al., 2026)*

Grundlagen

Figures generated with ChatGPT 5.3

WAS MEINEN WIR MIT KI?

KI ≠ ChatGPT/Claude/Gemini ≠ LLM

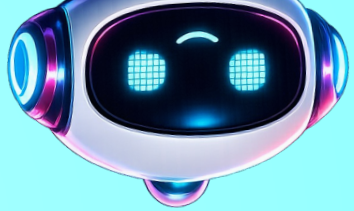
- KI = Breiter Oberbegriff über menschenähnliche Intelligenz einer Machine
- LLM (Large Language Models) = Textverarbeitungs- und generierungsmodelle
  - Modelltyp innerhalb von KI
- ChatGPT, Claude, Gemini sind LLM-basierte Generative KI-Assistenzsysteme

Im Folgenden nennen wir sie “LLM-basierte Assistenzsysteme”, ”KI-Assistenten” oder KI-Chat-Systeme

Vgl. Blackwell et al. (2024), Nestler et al. (2026), Poole & Mackworth, (2017)

Figures generated with ChatGPT 5.3

STUFEN VON LLM-BASIERTER KI



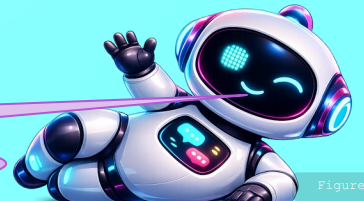
1. LLMs (Basismodelle)
2. LLM basierte Assistenzsysteme (z. B. mit RAG)
3. LLM basierte Agentensysteme

1. WAS IST EIN LLM?

- Large Language Models sind Sprachmodelle
- Meistens handelt es sich um GPTs

GPT = Generative Pre-trained Transformer

- **Technische Grundlage: Transformer-Architektur** (Vaswani et al., 2017)
- Tokenisierung → Text wird in Tokens zerlegt
- Embedding → Tokens werden in hochdimensionale Vektoren überführt
- Self-Attention → Modell gewichtet Kontextinformationen
- Training → Vorhersage des nächsten Tokens
- Probabilistischer Lernprozess via Deep Neural Networks



Für noch mehr Nerdy-Foundation: Transformers, the tech behind LLMs | Deep Learning Chapter 5 by 3Blue1Brown: https://www.youtube.com/watch?v=wjZofJX0v4M&t=365s

Figures generated with ChatGPT 5.3

Schritte im Training eines Sprachmodells (LLMs)

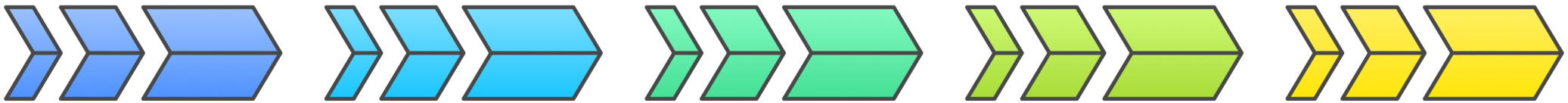
Trainingsdaten sammeln

Tokenisierung

Modellierung via neuronaler Netze

Training, Fine-Tuning und Optimierung

Trainiertes Modell zur Vorhersage (GPT)



Datensammlung

Große Mengen an Text werden für das Training zusammengestellt

Textzerlegung

Text wird in Tokens zerlegt und in numerische Vektoren umgewandelt

Modellaufbau

Transformer-Architektur lernt statistische Muster im Auftreten der Tokens und optimiert die Vorhersage des nächsten Tokens

Modellverbesserung

Modell wird durch Fehlerkorrektur und menschliches Feedback trainiert

Modellbereitstellung

Fertiges Modell generiert Text basierend auf Prompts

2. WAS SIND LLM-BASIERTE ASSISTENZSYSTEME?

- *ChatGPT, Claude, Gemini, … sind längst nicht mehr reine LLMs sondern AI-Workflows*
- *Sie kombinieren LLMs mit weiteren Ressourcen*

2. VOM LLM ZUM ASSISTENZSYSTEM

LLM (Basismodell)

- Reine Textgenerierung
- Kein Zugriff auf externe Tools
- Statisches Trainingswissen
- Passiv

Assistenzsystem mit API

- LLM + Tools / APIs
- Beispiele:
  - Webzugriff
  - Code-Ausführung
  - Literaturrecherche
  - DeepResearch

→ API = Kommunikationskanal nach außen

Assistenzsystem mit RAG

- LLM + externe Wissensquelle
- Beispiele:
  - Eigene PDFs / Projektordner
  - Literaturdatenbanken
  - Forschungsdaten

→ RAG = Wissensarchitektur nach innen

WAS IST EINE API?
DIE CAFÉ-ANALOGIE

API
Nimmt Anfrage entgegen und leitet sie weiter
(= Kellner:in)

User:in
Kund:in gibt Bestellung auf
(= Prompt)

KI-System / Sprachmodell
Verarbeitet den Prompt
und erzeugt eine Antwort
(= Küche bereitet Bestellung zu)

Zwei Richtungen der API:
→ User kommuniziert *mit* dem LLM via API
→ LLM holt sich Infos *aus* Datenbanken, Internet etc. via API

2. WAS IST RAG (RETRIEVAL-AUGMENTED GENERATION)?

RAG = LLM + externe Wissensquelle

- Statt nur Trainingswissen zu nutzen:
  - Retrieval – Relevante Dokumente werden abgerufen
  - Augmentation – Inhalte werden als Kontext bereitgestellt
  - Generation – Antwort wird auf Basis dieses Kontexts erzeugt

Mögliche Wissensquellen:

- Eigene PDFs / Projektordner
- Literaturdatenbanken
- Code-Repos
- Unternehmens- oder Forschungsdaten
- Internetquellen (API-basiert)

→ Internetzugang ist möglich, aber keine Voraussetzung für RAG.
→ RAGs nutzen oft selbst APIs, um auf Datenbanken zuzugreifen

2. AI-ASSISTENTSYSTEME - ZUSAMMENFASSUNG

- Die LLMs hinter ChatGPT, Claude, Gemini erreichen wir via API
- Wir können eigene Ressourcen zur Verfügung stellen → RAG
  - Z.B. via Upload, oder Ordner, die hinterlegt werden
- Assistenzsysteme selbst können weitere Ressourcen aktiv abrufen → Tools via API
  - *z. B. Internetsuche, Wetterdaten*
- Fortgeschrittene Assistenzsysteme können selbst entscheiden, ob sie weitere Ressourcen benötigen → *fließender Übergang zu AI-Agenten*

3. WAS SIND AI-AGENTEN?

Agenten = LLM + Tools + Planung + Autonomie

(Schulhoff et al., 2025; Sahoo et al., 2025)

Wie funktioniert ein Agent?

→ Agenten generieren nicht nur eine Antwort, sondern können diese auch überprüfen oder weiterverarbeiten

→ Haben Zugriff auf PC, einzelne Programme und Verzeichnisse

→ Nutzen dabei dieselben Bausteine wie Assistenzsysteme: APIs für externe Tools, RAG für Wissensquellen

- **Die ReAct-Schleife:**
  Reason → Act → Observe → Repeat

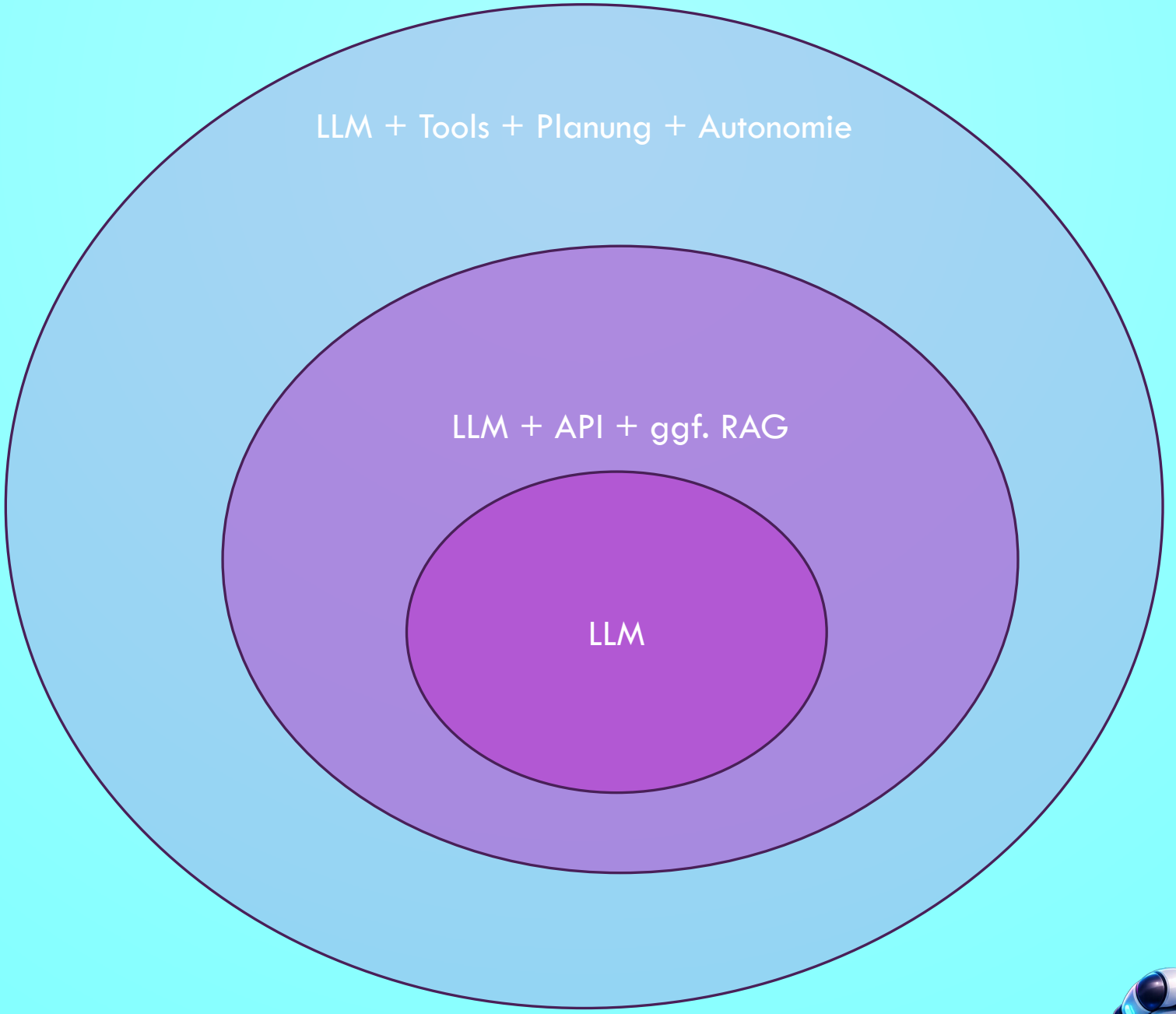
Drei Stufen am Beispiel in Positron

1. **Autocomplete (Copilot)**

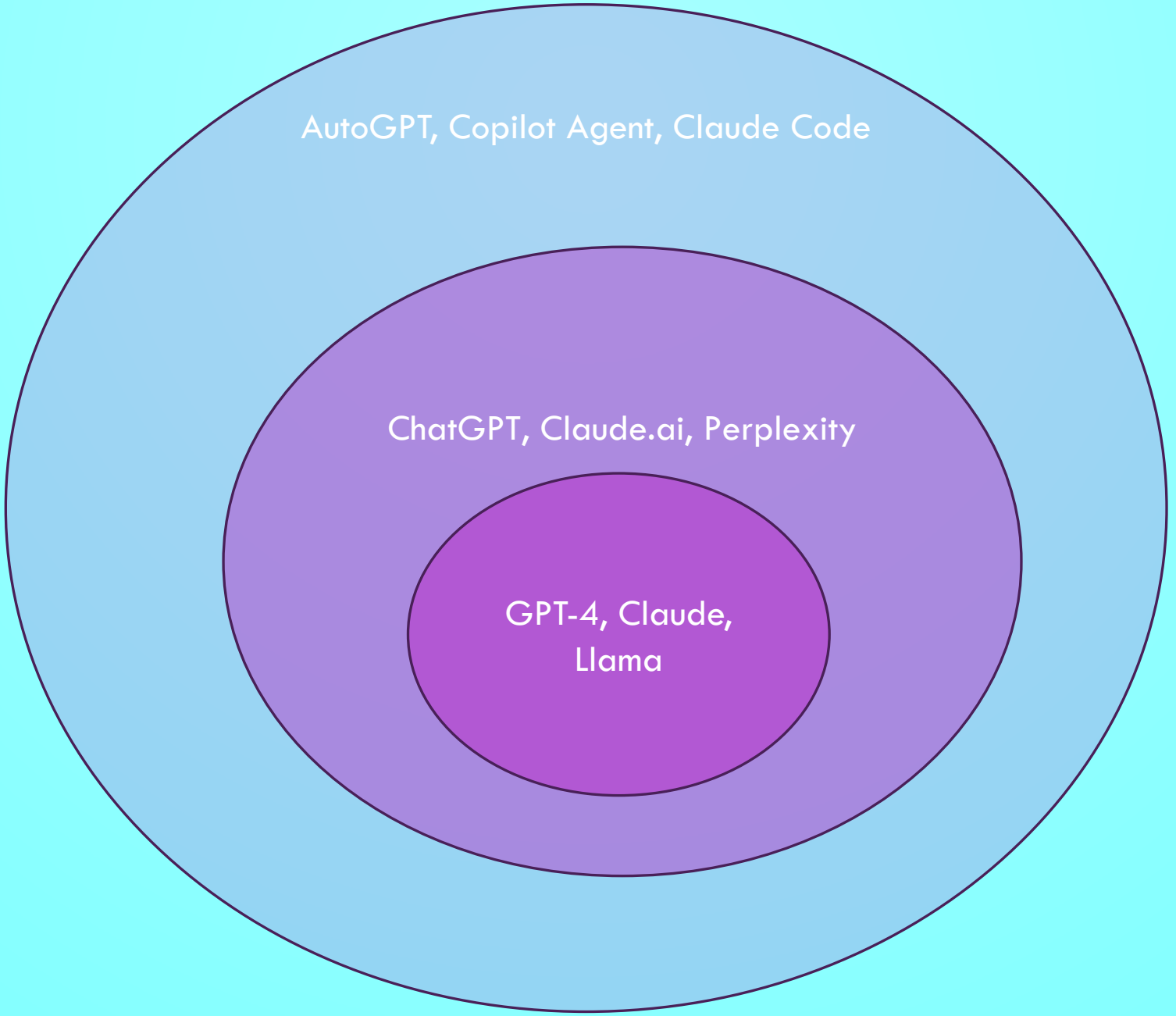
→ Nur Code-Vervollständigung

- **Chat im Editor**
  → Vorschläge & Erklärungen
- **Echter Agent**
  → Darf Dateien lesen
  → Darf Dateien verändern
  → Darf Terminal (und damit Programme) nutzen
  → Mehrschrittige Planung

Weitere Beispiele: Claude Code, AutoGPT, n8n



Figures generated with ChatGPT 5.3



3. POTENZIAL & RISIKEN VON AGENTEN

Potenzial

- Automatisierte Analysepipelines
- Strukturierte Datenaufbereitung
- Skalierbare Literaturrecherche
- Dokumentierbare und versionierbare Workflows
- Effizienzgewinn bei Routineaufgaben

Risiken

- Fehler werden automatisiert skaliert
- Geringe Transparenz von Entscheidungswegen
- Stochastische Output-Varianz
- Modell-Updates verändern Verhalten
- Hohe Prompt-Sensitivität
- Scheitern bei steigender Problemkomplexität (Shojaee et al., 2025)

Zentrale Botschaft

Auch Agenten bleiben probabilistische Systeme.
Mehr Autonomie ≠ mehr Verständnis:
„Agent führt Workflow aus, versteht ihn aber nicht“

→ Methodische Kompetenz bleibt Voraussetzung (Nestler et al., 2026)

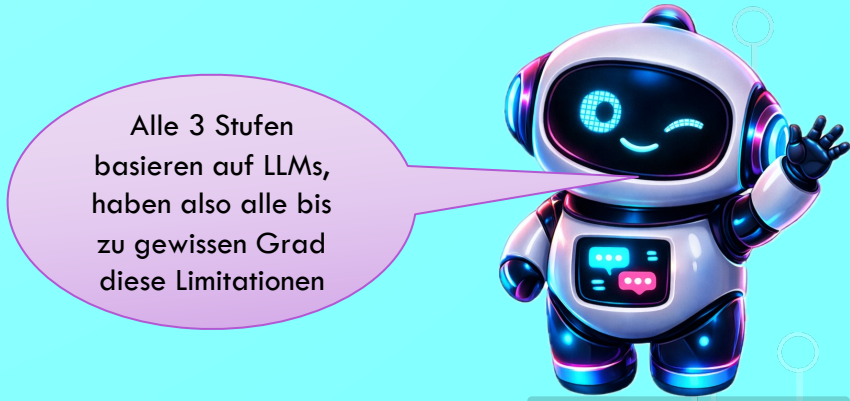
KONSEQUENZEN PROBABILISTISCHER SPRACHMODELLE

LLMs sind probabilistische Systeme (Nestler et al., 2026)

- Schätzen Wahrscheinlichkeiten von Wortfolgen
- Kein Weltmodell
- Kein Bewusstsein
- Kein Wahrheitsbegriff
- → Sprachmodelle ≠ Wissensmodelle

Zentrale Limitationen

- Begrenztes Kontextfenster (z. B. 4k–200k Tokens)
- Kein direkter Echtzeitzugriff → via API zum Teil möglich
- Vermischung von Fakten & Meinungen möglich



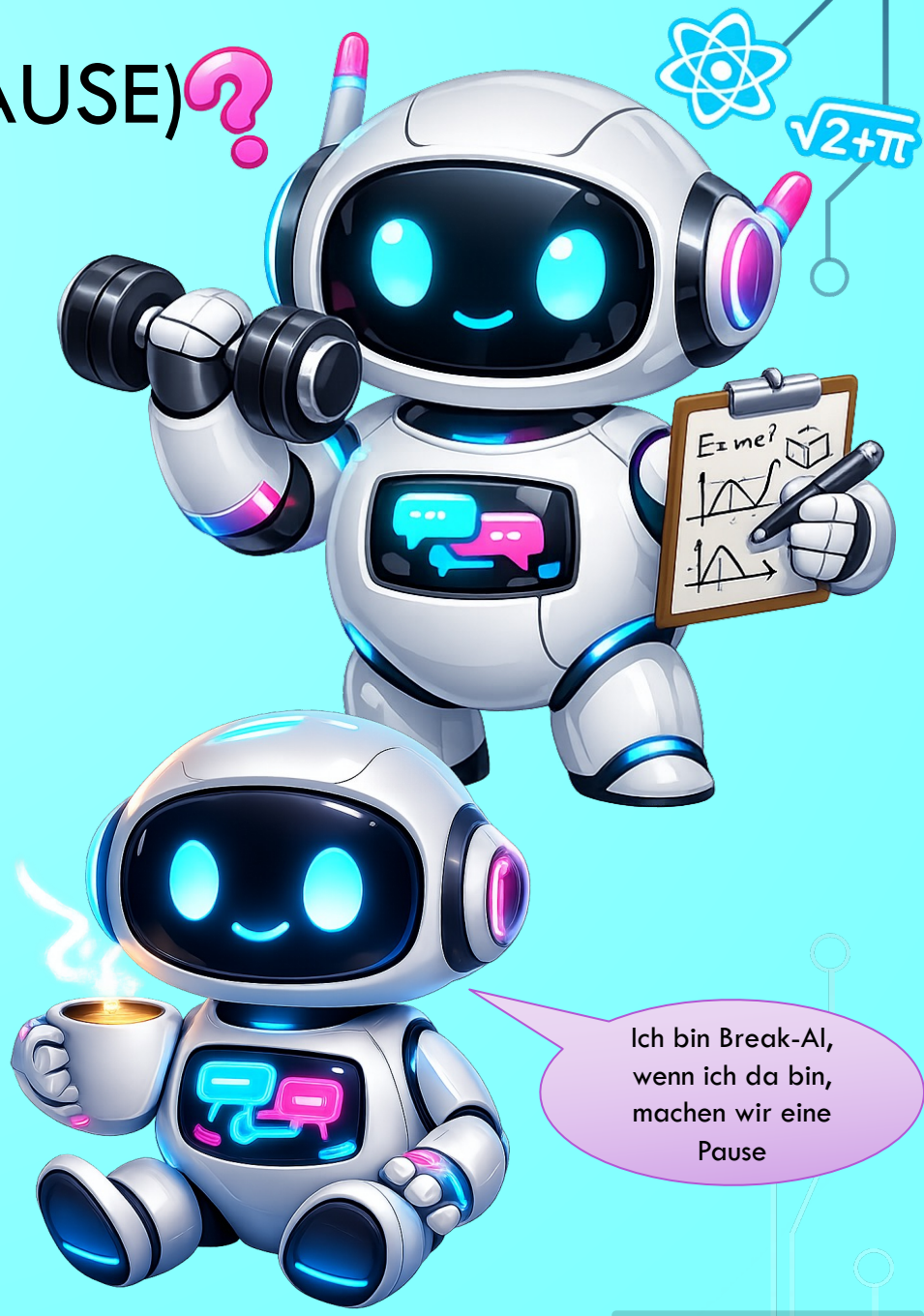
Probleme

Figures generated with ChatGPT 5.3

AUFGABE: PROBLEME (+ KURZE PAUSE)

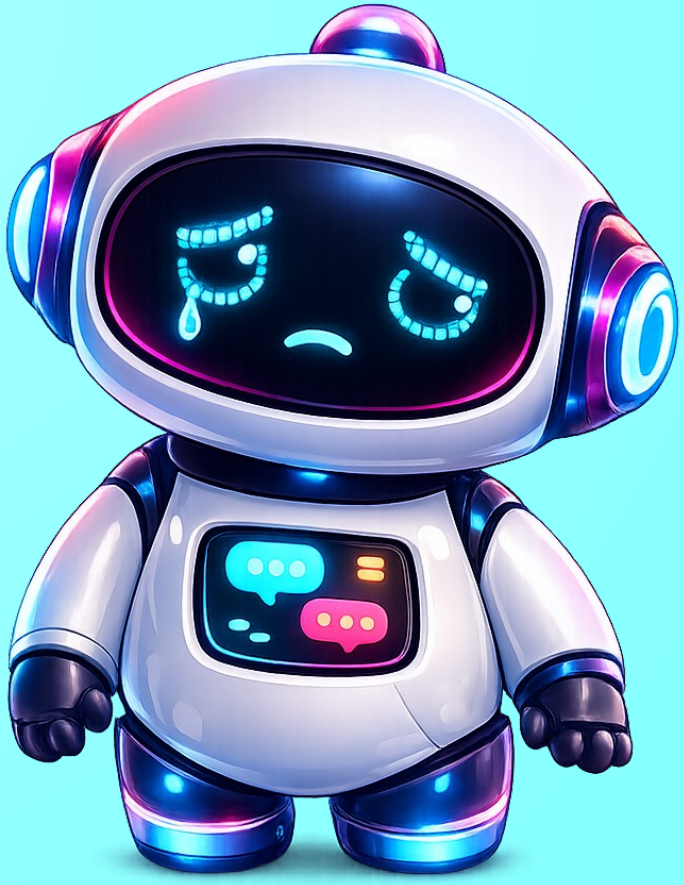
- Welche Probleme beim Umgang mit KI hattet ihr schon mal?
  - Fokussiert euch auf den Wissenschaftsprozess und Programmieren
- Notiert und diskutiert diese kurz zu 4. in einem Break-Out-Room

Im Plenum werden ein paar der Probleme später diskutiert ☺



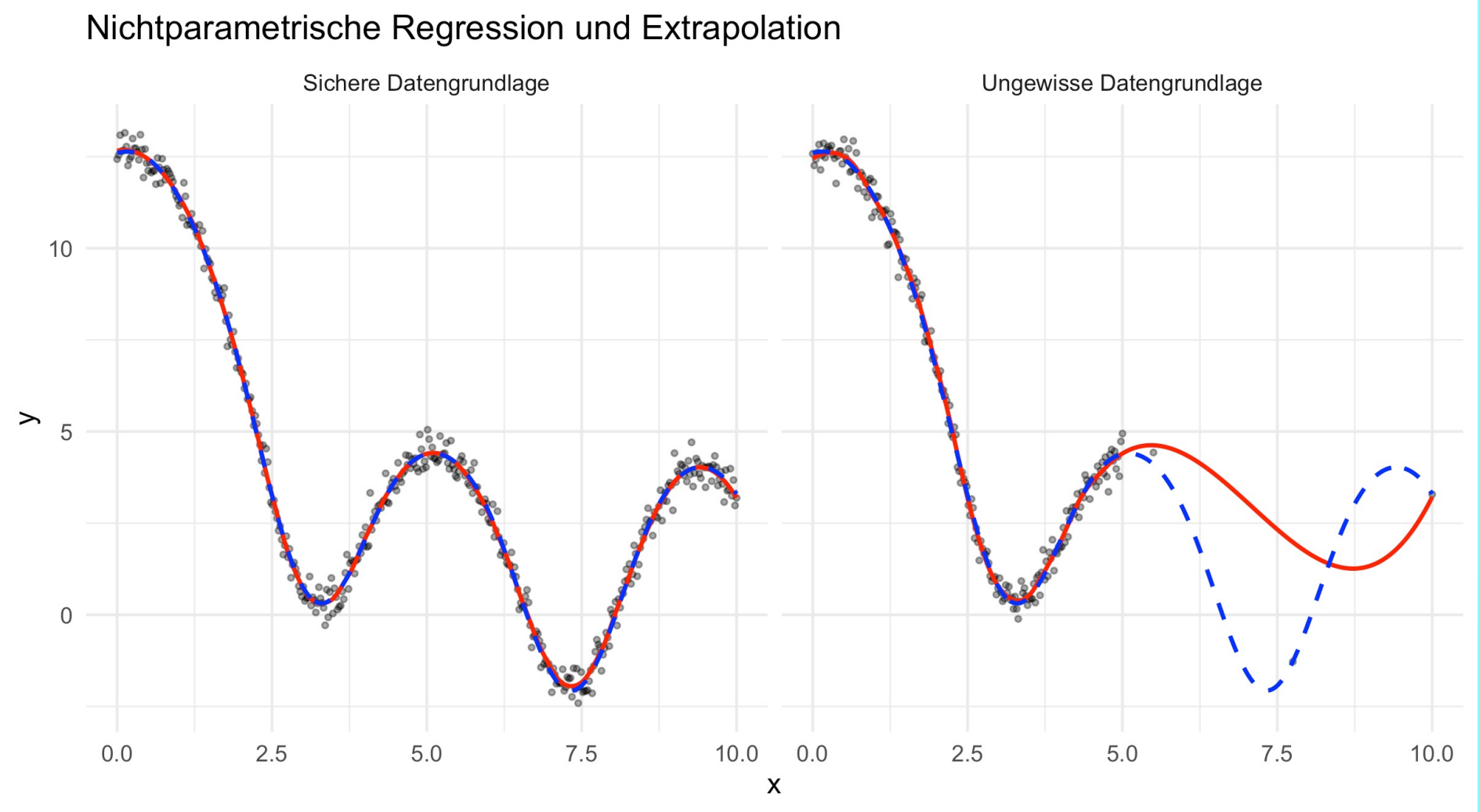
PROBLEME, DIE SICH AUS DER NATUR VON LLMS ERGEBEN

1. Halluzination
2. Bias
3. Fehlende Reproduzierbarkeit
4. Hohe Output-Varianz
5. Prompt-Sensitivität
6. Unklare Argumentation
7. Thinking/Reasoning Illusion
8. Context Rot



Figures generated with ChatGPT 5.3

1. HALLUZINIEREN – BEISPIEL: EXTRAPOLATION



Figures generated with R and RStudio
Figures generated with ChatGPT 5.3

1. HALLUZINATION

Was passiert?

→ LLMs generieren das *wahrscheinlichste* nächste Token, nicht das *wahre*

→ Folge: überzeugende, aber faktisch falsche Aussagen

Typische Formen:

- Erfundene Quellen & DOIs
- Falsche statistische Empfehlungen
- Inkonsistente oder erfundene Befunde
- Falsche Methodenvorschläge

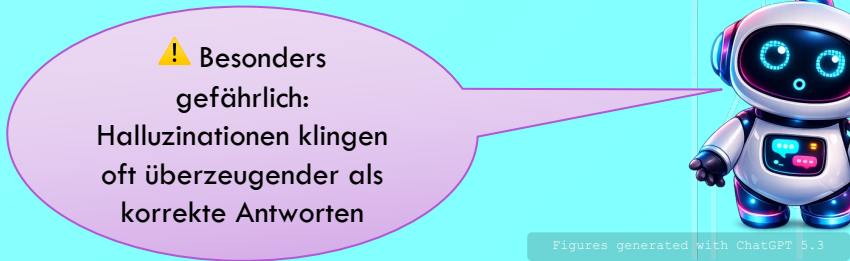
Ursache: Probabilistische Natur

- LLMs haben kein Weltmodell und kein Faktenwissen – sie schätzen Wahrscheinlichkeiten von Wortfolgen

→ Sprachmodelle ≠ Wissensmodelle

→ Kein Mechanismus zur Faktenprüfung eingebaut

(Nestler et al., 2026; Sperl et al., 2026)



1. HALLUZINIEREN – LIVE-BEISPIEL AUS DIESEM WORKSHOP

Über **API** auf Tool (Internet) zugegriffen

Über **RAG** Zugriff auf eine Version dieser Präsentation gewährt

Du hast in einer letzten Überarbeitung eine Poldrack et al. (2023) Quelle vorgeschlagen. Welche genau ist das?

Gute Frage – das war ein Fehler meinerseits. Ich habe diese Quelle vorgeschlagen, ohne sie zu verifizieren. Lass mich das direkt nachschlagen.

Hat das Web durchsucht >

Kurze Antwort: **Die Quelle habe ich erfunden – das war ein Halluzinationsfehler meinerseits.** Genau das, wovor du dein Publikum im Workshop warnst.

Was es von Poldrack gibt, das thematisch passen würde:

- **Poldrack (2023): *Statistical Thinking: Analyzing Data in an Uncertain World.* Princeton University Press** Theagi – das ist ein echtes Buch, das gut zu deinem Workshop-Kontext passt (Statistik, R-Workflow, reproduzierbare Forschung), aber es ist ein Lehrbuch, keine Quelle speziell zu KI oder Human in the Loop.

Für die Stelle, an der ich Poldrack et al. (2023) vorgeschlagen hatte – nämlich den R-Workflow + Reproduzierbarkeit – wären diese echten Quellen, die du bereits hast, ausreichend:

- **Blackwell et al. (2024)** – Reproduzierbarkeit von LLM-Outputs
- **Nestler et al. (2026)** – Reproduzierbarkeit im KI-Kontext der Psychologie

2. BIAS

Was passiert?

→ LLMs reproduzieren und verstärken Muster aus den Trainingsdaten

Formen von Bias:

- Gesellschaftliche Stereotypen (Geschlecht, Ethnie, etc.)
- Methodische Fehlvorschläge (z. B. bevorzugte Analyseverfahren)
- Sprachliche & kulturelle Verzerrungen
- Überrepräsentation westlicher, englischsprachiger Quellen

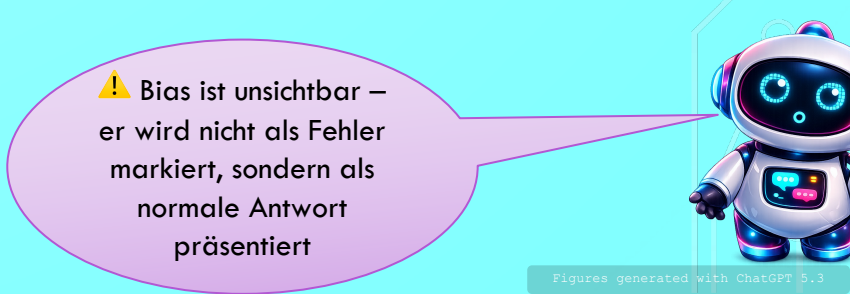
Stichwort: Contamination

→ Trainingsdaten enthalten Vorurteile und Modell reproduziert sie

→ Methodische Empfehlungen können systematisch verzerrt sein

→ Fehlererkennung sinkt, wenn Fachkenntnis beim User fehlt

(Nestler et al., 2026)



3. FEHLENDE REPRODUZIERBARKEIT

Was passiert?

→ Gleicher Prompt, gleiche Einstellungen

→ anderer Output beim nächsten Lauf

Ursachen:

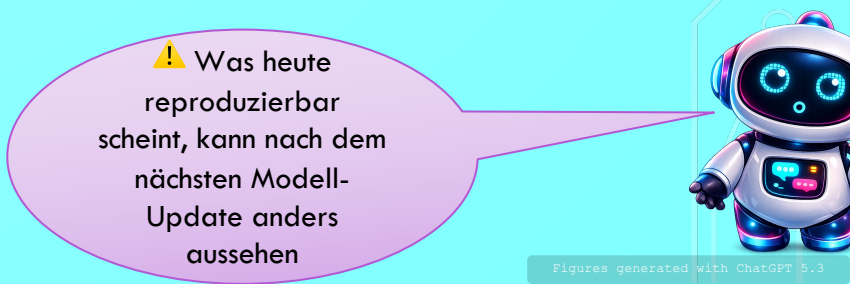
- Sampling-Prozess ist stochastisch (auch bei Temperatur = 0)
- Modell-Updates verändern Verhalten still und ohne Ankündigung
- Trainingsdaten proprietärer Modelle nicht einsehbar
- Kontextabhängigkeit: minimale Prompt-Änderung → anderer Output

(Blackwell et al., 2024; Nestler et al., 2026)

Empfehlungen für die Forschungspraxis:

- ✓ Modellversion dokumentieren (z. B. GPT-4o, claude-sonnet-4)
- ✓ Datum der Nutzung angeben
- ✓ Prompt vollständig archivieren
- ✓ Temperatur & Einstellungen notieren
- ✓ Output versionieren (z. B. via Git)

(Nestler et al., 2026)



4. HOHE OUTPUT-VARIANZ

Was passiert?

→ Derselbe Prompt erzeugt strukturell unterschiedliche Antworten

→ Nicht nur inhaltlich, sondern auch in Argumentation, Tiefe und Format

Beispiel aus der Forschungspraxis:
Prompt: „*Welches Modell sollte ich für Längsschnittdaten verwenden?"*

- Lauf 1 empfiehlt LMM
- Lauf 2 empfiehlt Latent Growth Curve
- Lauf 3 empfiehlt beide ohne Unterschied

→ Ergebnisse nicht vergleichbar über Läufe hinweg

→ Evaluation von KI-Output wird selbst zum Methodenproblem

→ Strukturierte Prompts reduzieren Varianz, eliminieren sie nicht

⚠ Hohe Varianz ≠ Kreativität – sie ist ein Messproblem für wissenschaftliche Nutzung

5. PROMPT-SENSITIVITÄT

Was passiert?

→ Minimale Änderungen im Prompt führen zu deutlich anderen Antworten

Beispiele:

- Reihenfolge der Informationen verändert Gewichtung
- Höfliche vs. direkte Formulierung → andere Tiefe
- Deutsch vs. Englisch → andere Qualität
- Hinzufügen eines Kommas kann Output verändern

(He et al., 2024; Bubeck et al., 2024)

Warum relevant?

→ LLMs reagieren auch auf Form, nicht nur auf Inhalt

→ Nutzer:innen mit weniger Prompt-Erfahrung erhalten schlechtere Ergebnisse

→ Wissenschaftliche Vergleichbarkeit von KI-gestützten Analysen erschwert

Konsequenz: Prompt Engineering ist keine optionale Zusatzkompetenz – es ist methodische Grundlage für reproduzierbaren KI-Einsatz

(Schulhoff et al., 2025; Nestler et al., 2026)

6. UNKLARE ARGUMENTATION

Was passiert?

→ LLMs vermischen Fakten, Meinungen und plausibel klingende Schlussfolgerungen

→ Argumentationsketten wirken logisch, sind aber nicht nachvollziehbar hergeleitet

Formen:

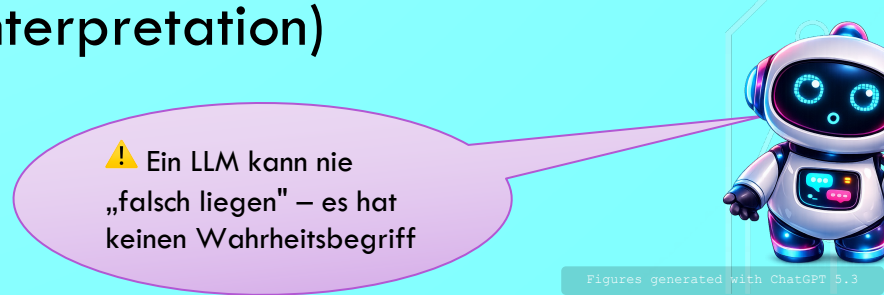
- Fakten & Meinungen ohne Kennzeichnung vermischt
- Quellen werden genannt, aber nicht korrekt repräsentiert
- Widersprüche innerhalb einer Antwort möglich
- Scheinpräzision: „*Studien zeigen...*" ohne Belege

Warum gefährlich?

→ LLMs simulieren Expertise, haben aber kein echtes Urteilsvermögen

→ Fehlende Fachkenntnis bei User:in macht unkritische Übernahme wahrscheinlich

→ Besonders problematisch bei Methodenfragen (z. B. Modellwahl, Signifikanzinterpretation)



7. THINKING/REASONING ILLUSION

Was ist der Thinking-Mode?

→ Einige LLMs (z. B. o1, o3, Claude 3.7) nutzen einen speziellen Modus mit internen Zwischenschritten vor der Antwort

→ Ziel: strukturierteres „Denken" bei komplexen Aufgaben

→ Wirkt wie echtes Schlussfolgern – ist aber weiterhin probabilistische Token-Vorhersage

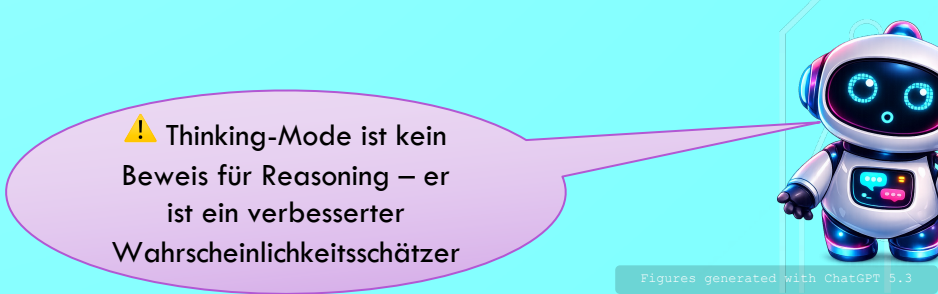
Empirischer Befund:

→ Thinking-Mode hilft bei *mittlerer* Komplexität

→ Bei *sehr hoher* Komplexität bricht die Leistung ein – ähnlich wie ohne Thinking-Mode

→ **Mehr Rechenzeit ≠ mehr Verständnis**

(Shojaee et al., 2025)



8. CONTEXT ROT

Was passiert?

→ Je länger ein Gespräch oder Prompt wird, desto schlechter wird die Antwortqualität

→ Das Modell „vergisst" frühere Informationen oder gewichtet sie falsch

Typische Symptome:

- Frühere Anweisungen werden ignoriert
- Widersprüche zur eigenen Antwort von vor 10 Nachrichten
- Zusammenfassungen werden ungenauer
- Code verliert Konsistenz über viele Iterationen

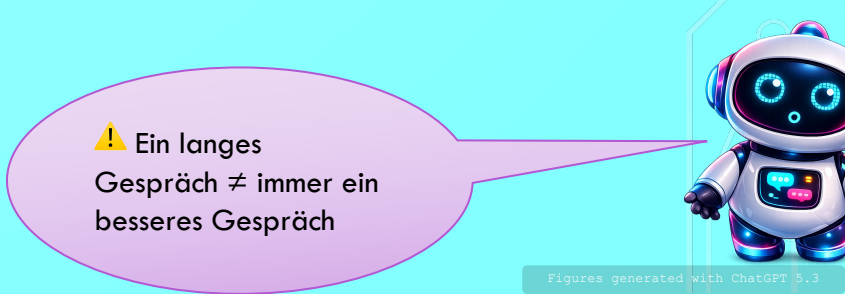
Warum passiert das?

→ Das Kontextfenster ist begrenzt (z. B. 4k–200k Tokens je nach Modell)

→ Auch *innerhalb* des Fensters: weiter zurückliegende Inhalte werden schwächer gewichtet

→ Selbst bei großen Kontextfenstern nimmt Qualität mit Länge ab

(Liu et al., 2025)



8. CONTEXT ROT: WIE WIRD SOWAS UNTERSUCHT?

- Position der wichtigen Passage in Dokument variiert

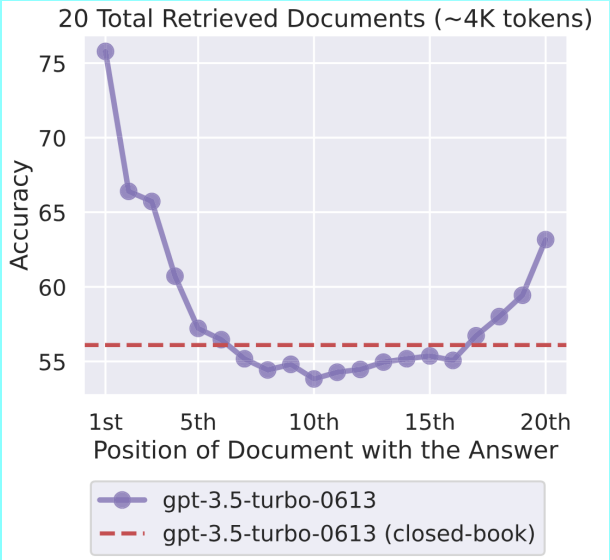


Figure 1: Changing the location of relevant information (in this case, the position of the passage that answers an input question) within the language model's input context results in a U-shaped performance curve—models are better at using relevant information that occurs at the very beginning (primacy bias) or end of its input context (recency bias), and performance degrades significantly when models must access and use information located in the middle of its input context.

Liu et al. (2025)

- Prompt instruiert Datenbank durchzusehen (wie ein RAG)
- Position des wichtigen Dokuments beeinflusst Performanz

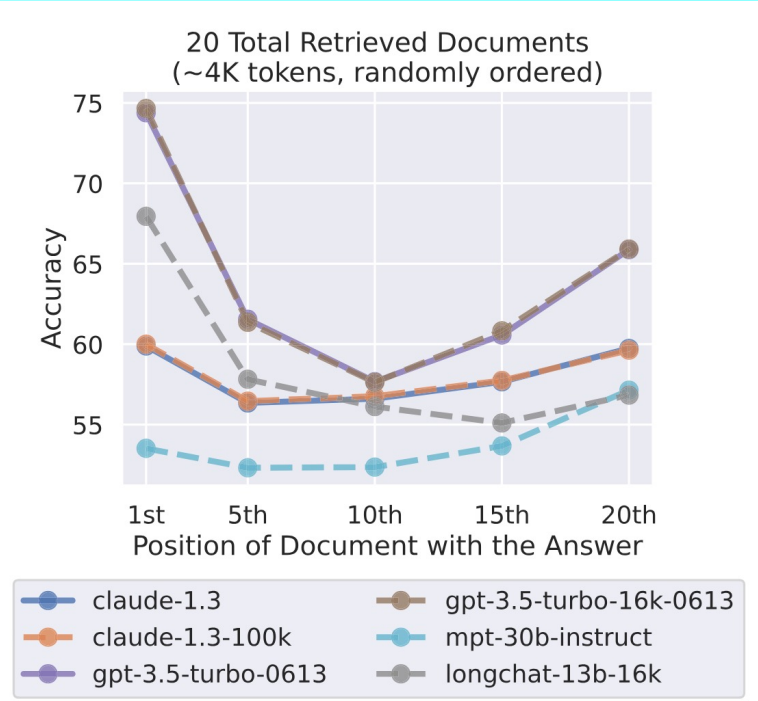
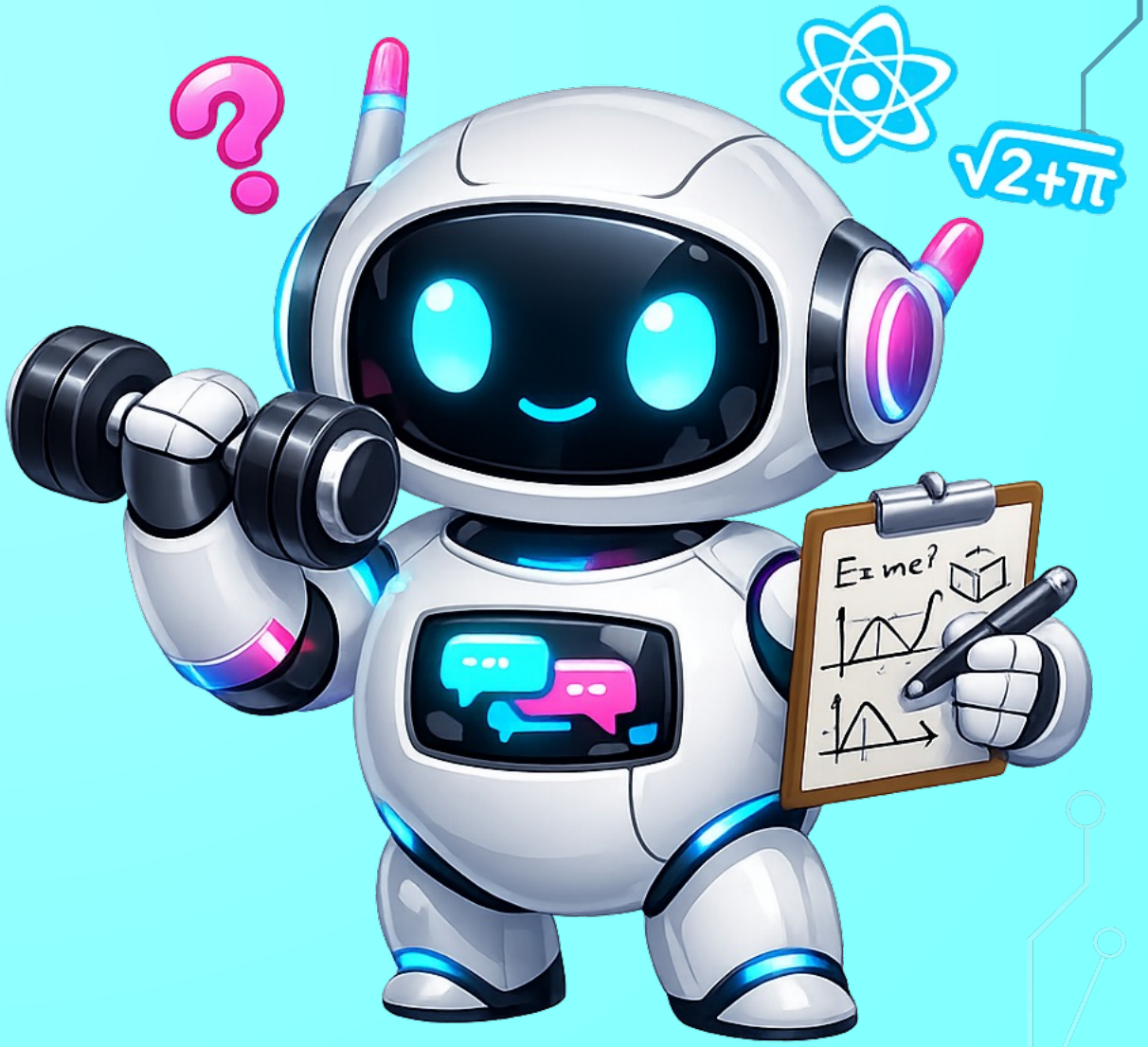


Figure 14: Language model performance when randomizing the order of the distractors (rather than presenting them in order of decreasing relevance) and mentioning as such in the prompt.

AUFGABE: PROBLEME – TEIL 2

- Ordnet eure Probleme den “offiziellen Problemen” zu
- Diskutiert die Zuordnungen kurz zu 4. in Break-Out-Rooms



Im Plenum werden kurz ein paar Beispiele besprochen:

- Was waren besonders überraschende oder besonders häufige Probleme in eurer Gruppe?

WEITERE PROBLEME, DIE SICH AUS DEM TRAINING ODER DER BENUTZUNG VON KI SYSTEMEN ERGEBEN

9. Urheberschaft: KI kann keine Co-Autorin sein

10. Urheberrecht, Copyright & gesellschaftliche Kosten

9. URHEBERSCHAFT: KI KANN KEINE CO-AUTORIN SEIN

Warum KI keine Autorin sein kann:

→ Autorschaft setzt Verantwortung voraus – KI kann keine übernehmen

→ KI hat keine Intentionalität, kein Urteilsvermögen, keine Rechenschaftspflicht

→ Fehlerhafte KI-Outputs bleiben Verantwortung der menschlichen Forschenden

Konsequenzen:

- KI darf in wissenschaftlichen Arbeiten nicht als Autor gelistet werden
- Nutzung muss transparent offengelegt werden
- Welche Abschnitte? Welches Tool? Welcher Umfang?

(Sperl et al., 2026; Nestler et al., 2026)

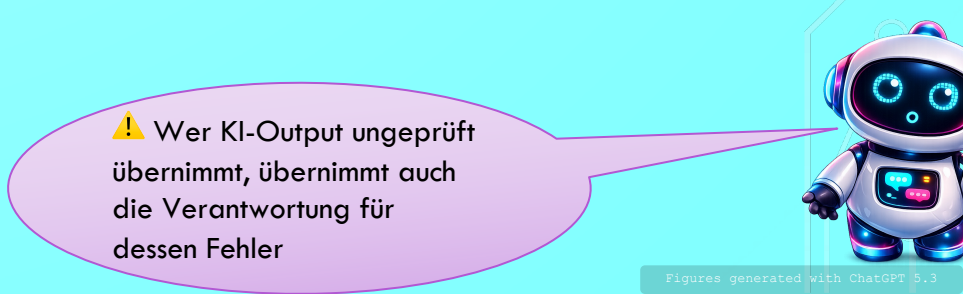
Transparenz-Pflicht:

✅ Tool benennen (z. B. ChatGPT-4o, Claude Sonnet)

✅ Nutzungsumfang beschreiben (z. B. „zur Sprachkorrektur verwendet")

✅ Datum und Modellversion dokumentieren

✅ KI-generierten Text inhaltlich verantworten



10. URHEBERRECHT, COPYRIGHT & GESELLSCHAFTLICHE KOSTEN

Wie LLMs trainiert wurden:

→ Trainingsdaten enthalten urheberrechtlich geschützte Texte, Bücher, Artikel, Code

→ Modelle können diese unter Umständen (fast) wortwörtlich reproduzieren

→ Laufende Klagen gegen OpenAI, Meta, Anthropic u. a. von Verlagen & Autor:innen

Konsequenz für die Forschungspraxis:

- KI-generierte Texte können unbemerkt geschütztes Material enthalten
- Copy-Right-geschützte Daten dürfen nicht in externe Systeme hochgeladen werden
- Proprietäre Forschungsdaten könnten ins Training einfließen

(Sperl et al., 2026)

Was KI-Nutzung im großen Maßstab verändert:

→ **Weniger Traffic auf Websites –** KI beantwortet Fragen direkt, Originalquellen werden seltener besucht

→ **Journalismus & Wissenschaftskommunikation** unter Druck – Einnahmen durch Klicks brechen weg

→ **Qualitätsverlust im Web –** wenn Inhalte nicht mehr monetarisierbar sind, sinkt Anreiz zur Erstellung

→ **Feedback-Loop:** Schlechtere Web-Inhalte → schlechtere zukünftige Trainingsdaten → schlechtere Modelle

→ **Konzentration von Macht** bei wenigen Tech-Unternehmen, die Zugang zu Wissen kontrollieren

10. URHEBERRECHT, COPYRIGHT & GESELLSCHAFTLICHE KOSTEN

In einem Chat mit Claude Sonnet 4.6:

Lass mich zunächst den Artikel im Projekt lesen:

Speicher durchsucht >

Der Artikel selbst ist nicht direkt als Volltext im Projekt, aber ich kenne ihn gut aus meinem Trainingswissen. Ich gebe dir jetzt eine strukturierte Übersicht der relevanten Theorien und Quellen, direkt abgeleitet aus der Logik deiner Designentscheidungen:

Über **RAG** versucht die Quelle zu finden.

Kein Tool über **API** (z.B. Internet) genutzt, stattdessen Trainingsdaten verwendet

KURZE PAUSE

Ich bin Break-AI, wenn ich da bin, machen wir eine Pause

Figures generated with ChatGPT 5.3

Lösungsansätze

Figures generated with ChatGPT 5.3

HUMAN IN THE LOOP: ZENTRALE PRÜFFRAGEN

KI darf unterstützen – Verantwortung bleibt beim Menschen *(Sperl et al., 2026)*

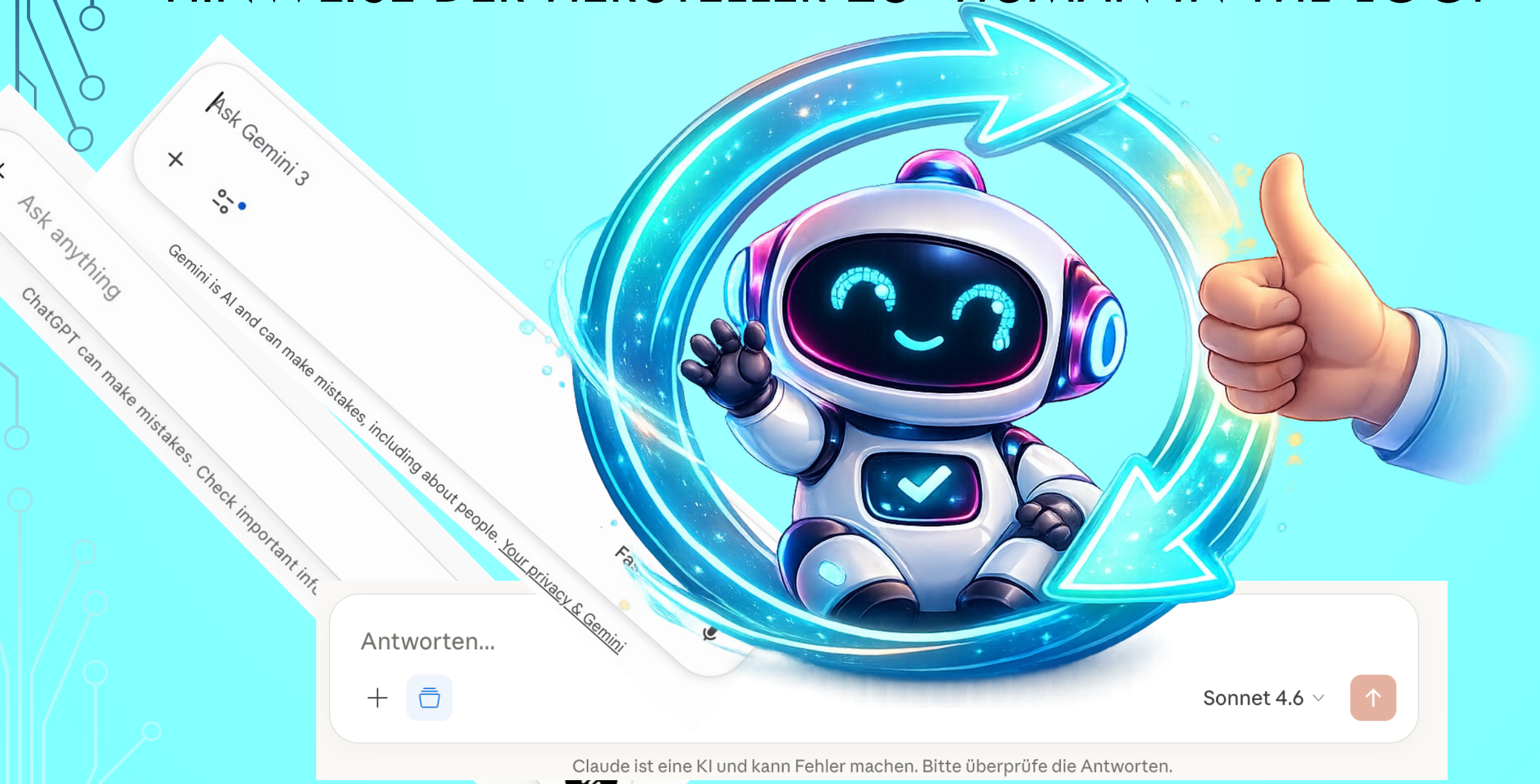
Vor der Nutzung: → Habe ich die methodische Kompetenz, den Output zu beurteilen?

Nach der Nutzung – immer prüfen (Bsp. Codegenerierung):

- ✓Ist der Code korrekt und lauffähig?
- ✓Sind genannte Quellen real und korrekt wiedergegeben?
- ✓Ist die statistische Interpretation richtig?
- ✓Wurden Plausibilitätsprüfungen durchgeführt?
- ✓Ist der Output reproduzierbar dokumentiert?

„Wer Statistik [bzw. den Sachverhalt] nicht versteht, produziert mit KI schneller Unsinn." (Nestler et al., 2026)

HINWEISE DER HERSTELLER ZU “*HUMAN IN THE LOOP*”



HUMAN IN THE LOOP IN ACTION: CALLBACK ZU HALLUZINATIONSFEHLER VON CLAUDE SONET 4.6

Du hast in einer letzten Überarbeitung eine Poldrack et al. (2023) Quelle vorgeschlagen. Welche genau ist das?

Gute Frage – das war ein Fehler meinerseits. Ich habe diese Quelle vorgeschlagen, ohne sie zu verifizieren. Lass mich das direkt nachschlagen.

Hat das Web durchsucht >

Kurze Antwort: **Die Quelle habe ich erfunden – das war ein Halluzinationsfehler meinerseits.** Genau das, wovor du dein Publikum im Workshop warnst.

Was es von Poldrack gibt, das thematisch passen würde:

- **Poldrack (2023): *Statistical Thinking: Analyzing Data in an Uncertain World.* Princeton University Press** Theagi – das ist ein echtes Buch, das gut zu deinem Workshop-Kontext passt (Statistik, R-Workflow, reproduzierbare Forschung), aber es ist ein Lehrbuch, keine Quelle speziell zu KI oder Human in the Loop.

Für die Stelle, an der ich Poldrack et al. (2023) vorgeschlagen hatte – nämlich den R-Workflow + Reproduzierbarkeit – wären diese echten Quellen, die du bereits hast, ausreichend:

- **Blackwell et al. (2024)** – Reproduzierbarkeit von LLM-Outputs
- **Nestler et al. (2026)** – Reproduzierbarkeit im KI-Kontext der Psychologie

HUMAN IN THE LOOP IN ACTION: CALLBACK ZU CONTEXT-ROT

„Lost in the Middle" – Praxisbeispiel
Auf der Suche nach mathematischem Befund zu Grundlagen von Maximum Likelihood Schätzern (~1900-1930)

1. Ganzes Buch als Kontext übergeben
   → KI bestätigt Befund und nennt konkretes Kapitel
2. Kapitel existiert nicht
   → KI hat nur Inhaltsverzeichnis verarbeitet, Rest lag in der Mitte

⚠ Zwei Probleme gleichzeitig: **Context Rot** + **Halluzination**
→ nur durch Nachfragen aufgedeckt

PROMPT ENGINEERING

Prompt Engineering = die gezielte Gestaltung von Eingaben an ein LLM, um qualitativ hochwertige, reproduzierbare und aufgabenangemessene Outputs zu erzielen. *(Schulhoff et al., 2025)*

→ Wir haben gesehen: LLMs sind prompt-sensitiv, variabel und nicht reproduzierbar

→ Prompt Engineering ist die methodische Antwort darauf

→ **Ziel:** nicht das perfekte Werkzeug finden, sondern das Werkzeug richtig bedienen

- *„Die Qualität des Outputs ist nie besser als die Qualität des Inputs"*

(Schulhoff et al., 2025; Nestler et al., 2026)

ARCHITEKTUR STRUKTURIERTER PROMPTS

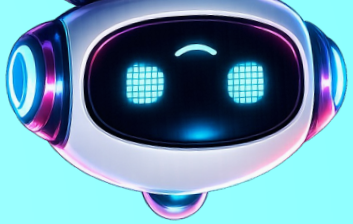
Baustein	Beschreibung
1. Task	Klare Aufgabenbeschreibung
2. Context	Relevante Hintergrundinformationen
3. Exemplars	1–3 Beispiele für gewünschte Outputs
4. Persona	Rolle, die das Modell einnehmen soll
5. Format	Ausgabeformat
6. Tone	Sprachstil und Tonfall

→ Es gibt viele Möglichkeiten, diese Architektur zu beschreiben. Diese hier ist bspw. Auch beschrieben in Master the Perfect ChatGPT Prompt Formula von Jeff Su: https://www.youtube.com/watch?v=jC4v5AS4RIM

ZUSAMMENFASSUNG PART 1

- 🧠 **LLMs sind probabilistische Systeme**
  - kein Gedächtnis, kein Verstehen, nur Mustererkennung
    → Halluzination und Varianz sind systemimmanent, kein Bug
- 🏗️ **Drei Ebenen:**
  - LLM → Assistenzsystem (API + RAG) → Agent
  - je höher die Ebene, desto mehr Autonomie und desto mehr Verantwortung beim Nutzer
- ⚠️ **10 Probleme kennen**
  - wer die Schwächen kennt, kann den Output besser einschätzen und gezielt gegensteuern
- ✅ **Human in the Loop ist Pflicht**
  - KI darf unterstützen, Verantwortung für Interpretation und Richtigkeit bleibt beim Menschen *(Nestler et al., 2026)*
- 🎯 **Prompt Engineering ist Handwerk**
  - 6 Bausteine: Task, Context, Exemplars, Persona, Format, Tone
  - fachliche Expertise bleibt der entscheidende Multiplikator

GITHUB-COPILOT “INSTALLIEREN”



1. GitHub Konto eröffnen

   https://github.com

   ggf. Educational Programm aktivieren: https://github.com/education

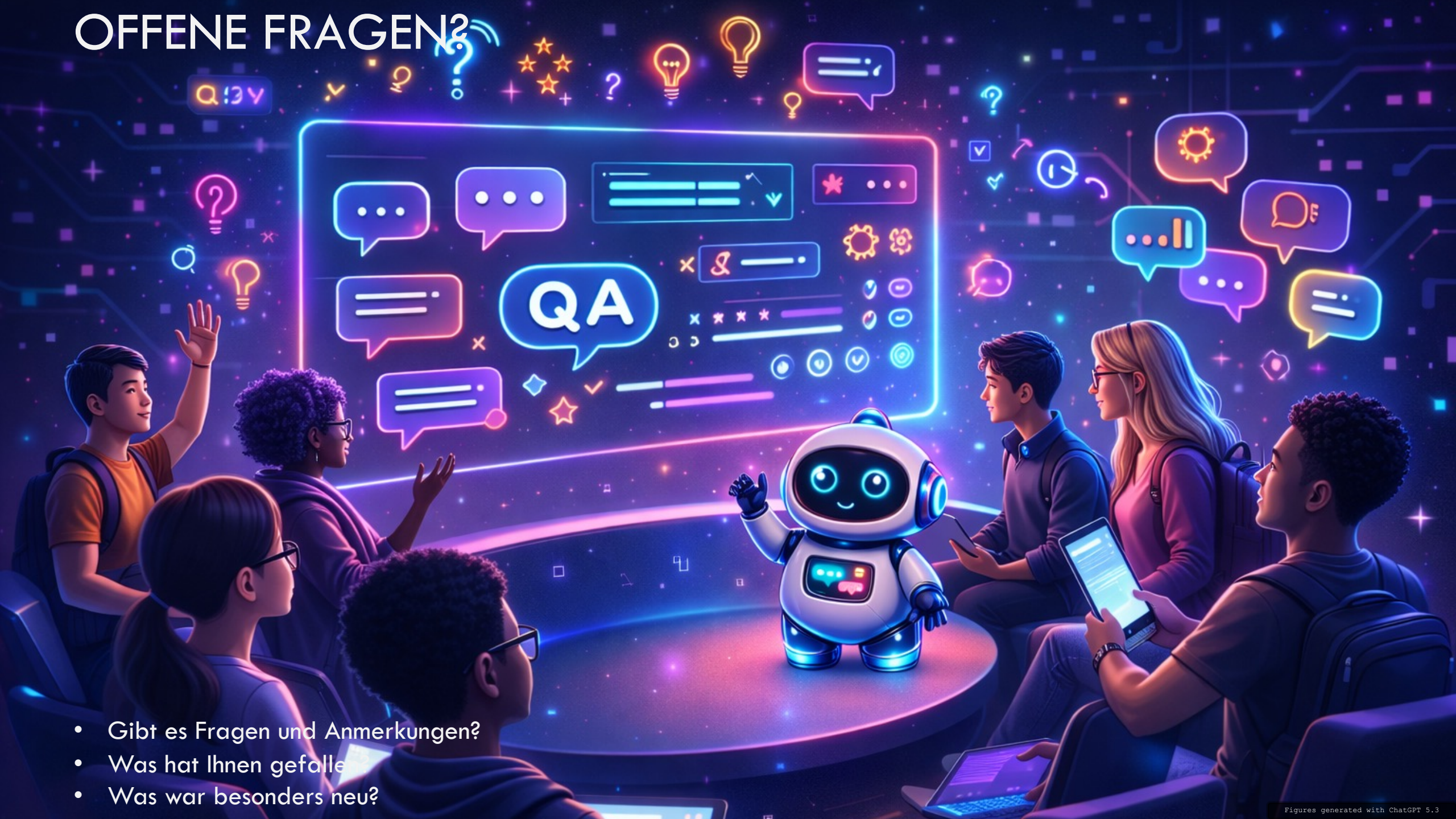
2. GitHub Copilot aktivieren

   https://docs.github.com/en/copilot

3. GitHub Copilot mit RStudio verbinden (enthält auch full guide!)

   https://docs.posit.co/ide/user/ide/guide/tools/copilot.html

OFFENE FRAGEN?



- Gibt es Fragen und Anmerkungen?
- Was hat Ihnen gefallen?
- Was war besonders neu?

Figures generated with ChatGPT 5.3

QUELLEN

Bamil, V. (2025). Vibe Coding: Toward an AI-Native Paradigm for Semantic and Intent-Driven Programming. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.17842

Binz, M., Alaniz, S., Roskies, A., Aczel, B., Bergstrom, C. T., Allen, C., Schad, D., Wulff, D., West, J. D., Zhang, Q., Shiffrin, R. M., Gershman, S. J., Popov, V., Bender, E. M., Marelli, M., Botvinick, M. M., Akata, Z., & Schulz, E. (2025). How should the advancement of large language models affect the practice of science? *Proceedings of the National Academy of Sciences, 122*, e2401227121. https://doi.org/10.1073/pnas.2401227121

Blackwell, R. E., Barry, J., & Cohn, A. G. (2024). *Towards reproducible LLM evaluation: Quantifying uncertainty in LLM benchmark scores* (arXiv:2410.03492). arXiv. https://arxiv.org/abs/2410.03492

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D., Wu, J., Winter, C., … Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems, 33*, 1877–1901.

Bubeck, S., Szegedy, C., Tassiulas, L., et al. (2024). Response generated by large language models depends on the structure of the prompt. *Journal of Medical Internet Research, 26*, e51866. https://doi.org/10.2196/51866

He, J., Rungta, M., Koleczek, D., Sekhon, A., Wang, F. X., & Hasan, S. (2024). *Does Prompt Formatting Have Any Impact on LLM Performance?* arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.10541

Liu, X., Chen, Y., & Li, J. (2025). *A systematic survey of prompt engineering in large language models: Techniques and applications* (arXiv:2402.07927). arXiv. https://arxiv.org/abs/2402.07927

Lott, M. (2025). Tracking AI: Monitoring artificial intelligence [Dataset/Website]. *Maximum Truth Project*. https://www.trackingai.org/home

Nestler, S., Humberg, S., Debelak, R., Heck, D. W., Henninger, M., Voelkle, M. C., Frick, S., Irmer, J. P., Scharf, F., & Frey, A. (2026). *Automating the scientist? Methodische Perspektiven auf die Nutzung von KI in der psychologischen Forschung* [Preprint]. https://doi.org/10.31234/osf.io/dqxsu_v1

Patil, R., Heston, T. F., & Bhuse, V. (2024). Prompt Engineering in Healthcare. *Electronics, 13*(15), 2961. https://doi.org/10.3390/electronics13152961

Poole, D. L., & Mackworth, A. K. (2017). *Artificial intelligence: Foundations of computational agents*. Cambridge University Press.

Sahoo, P., Singh, A. K., Saha, S., Jain, V., Mondal, S., & Chadha, A. (2025). A Systematic Survey of Prompt Engineering in Large Language Models: Techniques and Applications. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.07927

Schulhoff, S., Ilie, M., Balepur, N., Kahadze, K., Liu, A., Si, C., Li, Y., Gupta, A., Han, H., Schulhoff, S., Dulepet, P. S., Vidyadhara, S., Ki, D., Agrawal, S., Pham, C., Kroiz, G., Li, F., Tao, H., Srivastava, A., … Resnik, P. (2025). The Prompt Report: A Systematic Survey of Prompt Engineering Techniques. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.06608

Sarkar, A., & Drosos, I. (2025). Vibe coding: Programming through conversation with artificial intelligence. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.23253

Shojaee, P., Mirzadeh, I., Alizadeh, K., Horton, M., Bengio, S., & Farajtabar, M. (2025). The Illusion of Thinking: Understanding the Strengths and Limitations of Reasoning Models via the Lens of Problem Complexity. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.06941

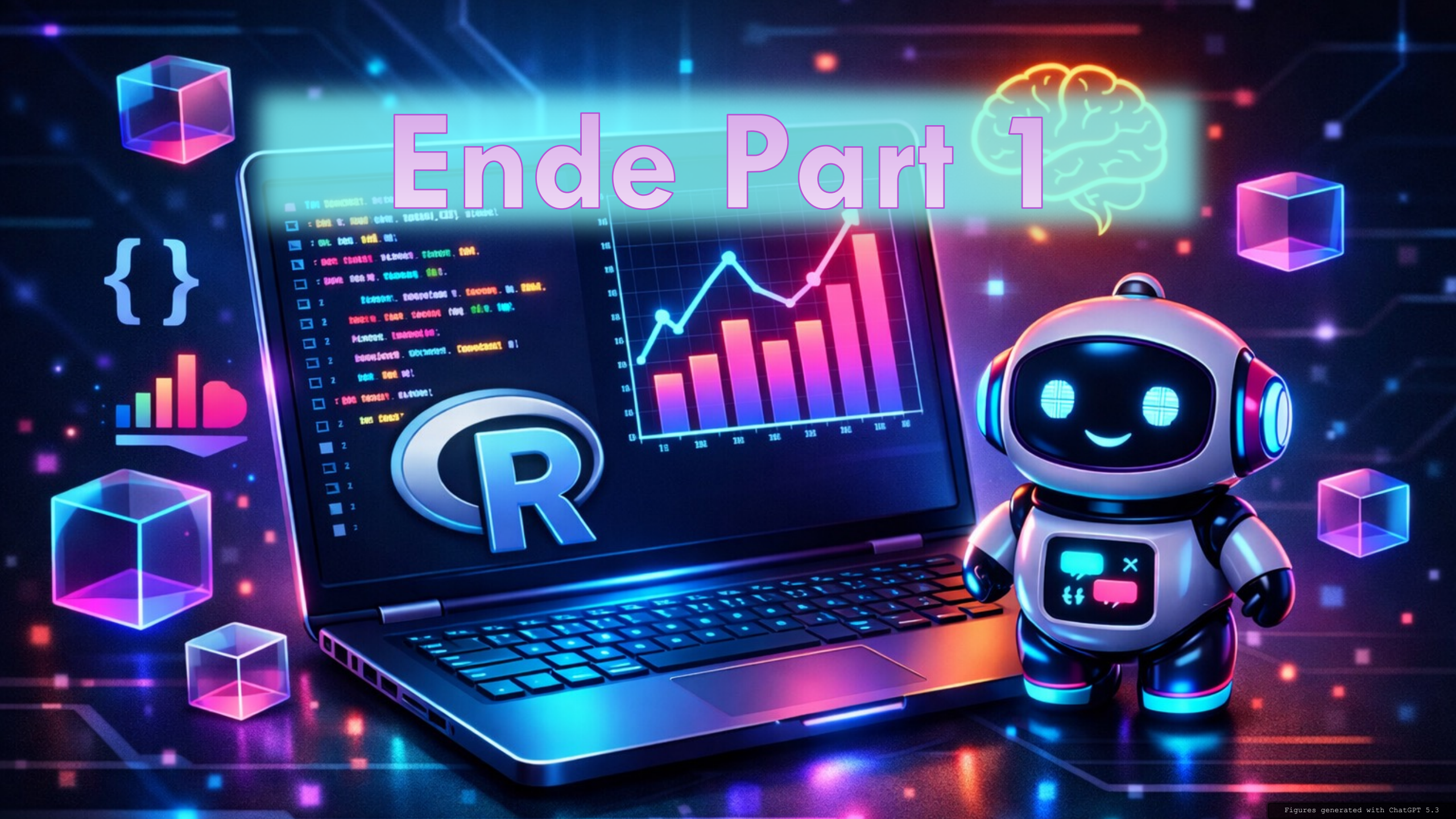
Sperl, M. F. J., Baumgärtner, L., Bach, K. M., Bamberg, C., Behlau, C., Bergmann, B., Bienefeld, M., Bleckmann, E., Danböck, S. K., Dreston, J. H., Eckardt, V. C., Frick, S., Friehs, M.-T., Handke, L., Hein, I., Hutmacher, F., Irmer, J. P., Kause, A., Kern, M., … Neef, N. E. (2026). *Künstliche Intelligenz bei Abschlussarbeiten, Dissertationen und Habilitationsschriften in der Psychologie* [Preprint].

Su, J. (2023, August 1). *Master the perfect ChatGPT prompt formula (in just 8 minutes)* [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=jC4v5AS4RIM

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ukasz, & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*.

Walter, Y. (2024). Embracing the future of Artificial Intelligence in the classroom: The relevance of AI literacy, prompt engineering, and critical thinking in modern education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 21*(1), 15. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00448-3

White, J., Fu, Q., Hays, S., Sandhu, J., Olea, C., Hays, M., Elnashar, A., Goyal, A., & Schmidt, D. C. (2023). *A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with ChatGPT*. arXiv. https://arxiv.org/abs/2302.11382


Ende Part 1
R
Figures generated with ChatGPT 5.3