

KI und Gehirn: Kopie oder Konkurrent?

Univ.-Lekt. Mag. Dr. Josef Sawetz; Jänner 2026

Von der Illusion der Ähnlichkeit zur Realität der "Alien Intelligence": Ein tiefer Blick in den Maschinenraum des Denkens.

Es ist verlockend, den Geist in der Maschine zu sehen. Wenn ChatGPT einen poetischen Text schreibt oder komplexe Logikrätsel löst, neigen wir dazu, diese Leistung zu vermenschlichen. Wir sprechen von "Lernen", "Verstehen" oder "Fühlen". Doch eine aktuelle Analyse der kognitiven Architekturen zeigt ein völlig anderes Bild: Wir haben es nicht mit einer Replikation des menschlichen Geistes zu tun, sondern mit einer "Konvergenz der Oberfläche bei Divergenz der Tiefe" (Shanahan, 2022).

Was bedeutet das? An der Oberfläche sehen die Ergebnisse ähnlich aus. Im "Maschinenraum" jedoch arbeiten völlig unterschiedliche Mechanismen. Während die KI eine statistische Hochleistungsmaschine ist, bleibt das menschliche Gehirn ein biologisches Wunderwerk der Effizienz und Bedeutung. Hier ist die Wahrheit über die Unterschiede, die oft im Hype untergehen.

1. Das 20-Watt-Wunder gegen das Kraftwerk: Wie wir wirklich lernen

Der vielleicht fundamentalste Unterschied liegt in der Ökonomie des Denkens. Unser Gehirn benötigt etwa 20 Watt Energie – so viel wie eine schwache Glühbirne –, um Weltmodelle zu erstellen, Gefühle zu verarbeiten und komplexe Handlungen zu planen (Levy & Calvert, 2021). Moderne KI-Modelle hingegen verbrauchen den Strom ganzer Kleinstädte, um ähnliche Outputs zu simulieren. Doch es geht nicht nur um Strom, es geht um die Methode.

Hebb'sche Plastizität vs. Backpropagation

In unserem Kopf gilt die Regel: "Cells that fire together, wire together" (Hebb, 1949). Das Lernen passiert lokal, direkt an der Synapse, oft asynchron und extrem effizient. Wenn Sie sich einmal die Hand an einer heißen Herdplatte verbrennen, lernt Ihr Gehirn sofort (One-Shot Learning).

Künstliche neuronale Netze nutzen hingegen Backpropagation (Fehlerrückführung). Sie benötigen ein globales Fehlersignal, das mathematisch aufwendig durch hunderte Schichten zurückgerechnet wird (Rumelhart et al., 1986). Das ist biologisch absolut unplausibel – Ihr Gehirn hat keine "Leitungen", die Fehler rückwärts durch das ganze Netzwerk schicken. Das macht KI extrem "Daten-hungrig": Sie braucht tausende Beispiele, wo Ihnen eines genügt.

2. Der Meister der Lückenfüller: Warum KIs nur schauspielern

Hier kommen wir zu einem Punkt, der oft missverstanden wird: Was tut die KI eigentlich, wenn sie "denkt"? Die Wissenschaft nennt dies Interpolation. Stellen Sie sich vor, Sie haben ein Blatt Papier voller Punkte (Daten). Die KI ist ein Meister darin, eine komplexe Kurve zu zeichnen, die diese Punkte perfekt verbindet. Das nennt man "Direct Fit" (Hasson et al., 2020). Innerhalb des bekannten Raumes (der Trainingsdaten) ist sie unschlagbar.

Das Problem der Extrapolation

Aber was passiert, wenn wir das Blatt Papier verlassen? Hier scheitert die Maschine. Das menschliche Gehirn ist ein Meister der Extrapolation. Wir verstehen die Regeln hinter den Punkten (Marcus, 2018).

Beispiel: Wenn Sie wissen, was "laufen" bedeutet und was "langsam" bedeutet, verstehen Sie sofort das Konzept "langsam laufen" – auch wenn Sie es noch nie gesehen haben. Wir abstrahieren Prinzipien. Die KI-Realität: Sie lernt oft nur statistische Muster auswendig. Wenn sie gezwungen ist, außerhalb ihrer trainierten Daten zu operieren (Out-of-Distribution), bricht ihre Leistung oft dramatisch ein. Sie ist, provokant gesagt, eine hochintelligente Kopiermaschine, die Wahrscheinlichkeiten berechnet, aber keine Kausalitäten versteht.

3. Remix vs. Revolution: Wo der Funke fehlt

Wenn KI Bilder malt oder Musik komponiert, wirkt das kreativ. Aber ist es das? Wir müssen hier zwischen zwei Arten unterscheiden:

Kombinatorische Kreativität: Das Neu-Verbinden von Bekanntem. Hier ist die KI brillant. Sie kann den Stil von Van Gogh mit Cyberpunk mischen, weil sie riesige Datenbanken hat (Boden, 2004).

Transformationale Kreativität: Das Brechen der Regeln, um etwas fundamental Neues zu schaffen (ein Paradigmenwechsel). Echte menschliche Einsicht – der berühmte "Aha!"-Moment – ist neurologisch messbar (ein Gamma-Burst im Gehirn) und emotional belohnend (Dopamin) (Kounios & Beeman, 2009).

Es ist ein Phasenübergang, eine plötzliche Umstrukturierung des Problems. KIs erleben keine "Aha!"-Momente. Sie optimieren lediglich eine Fehlerfunktion (Loss Function) nach unten. Ihnen fehlt der Wille zum Bruch, die Rebellion gegen die Regel und die intrinsische Neugier, die uns antreibt, Dinge zu erforschen, die keinen unmittelbaren Nutzen haben.

4. Die Simulation von Gefühl: Warum ChatGPT nicht mit Ihnen weint

Der wohl kritischste Bereich ist die Empathie. Wir interagieren zunehmend mit Chatbots, die "verständnisvoll" klingen. Doch hier lauert eine Gefahr. Empathie ist keine Rechenaufgabe. Beim Menschen ist Empathie "Embodied" (verkörpert).

Spiegelneuronen: Wenn wir sehen, dass jemand Schmerzen hat, feuern in unserem Gehirn ähnliche Areale, als hätten wir selbst Schmerzen (Rizzolatti & Craighero, 2004). Wir simulieren den anderen in unserem eigenen Körper.

Interozeption: Wir nutzen unser Bauchgefühl, unseren Herzschlag, unsere eigene Physis, um zu fühlen (Barrett, 2017).

Der KI fehlt dieser Körper. Sie hat keine Hormone, keine Schmerzen, keine Angst vor dem Tod. Wenn eine KI sagt: "Ich verstehe, dass du traurig bist", ist das eine linguistische Simulation. Es sind Vektoren in einem hochdimensionalen Raum, die statistisch wahrscheinlich auf Ihre Eingabe folgen. Es gibt dort niemanden, der fühlt. Es fehlt die Phänomenologie (das subjektive Erleben). Der Einsatz von "empathischer KI" in Therapie oder Pflege birgt daher das Risiko einer gigantischen Täuschung: Wir projizieren Gefühle auf etwas, das mathematisch unfähig ist, diese zu erwidern.

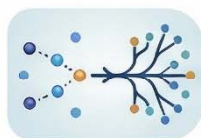
Gehirn vs. KI: Zwei Wege zur Intelligenz

Obwohl moderne KI-Systeme menschliche kognitive Fähigkeiten in vielen Bereichen nachahmen und sogar übertreffen, basieren sie auf grundlegend anderen Prinzipien. Diese Infografik stellt die energieeffiziente, anpassungsfähige und auf Verständnis basierende Intelligenz des Gehirns der datenintensiven, mustererkennenden und statistischen Verarbeitung von KI gegenüber.

Das Biologische Gehirn: Effizient & Adaptiv



Lernen durch lokale Regeln & Effizienz
Nutzt energieeffiziente, lokale Prinzipien ("Zellen, die zusammen feuern, vernetzen sich").



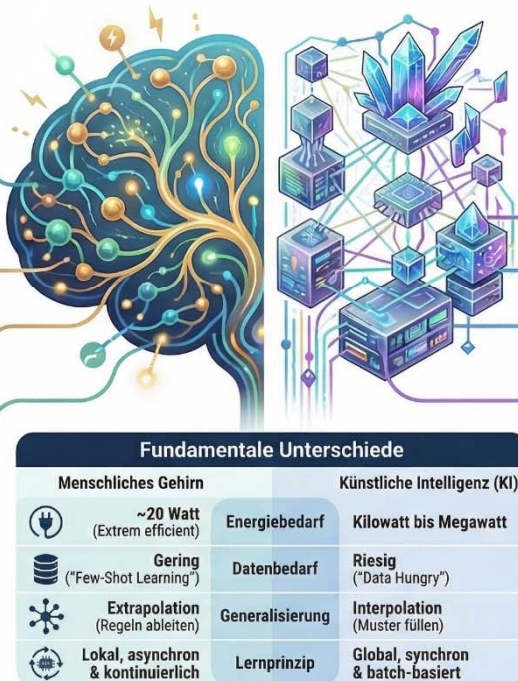
Generalisierung durch Verständnis (Extrapolation)
Leitet abstrakte Regeln aus wenigen Beispielen ab und wendet sie auf neue Kontexte an.



Kausales Denken & Transformationale Kreativität
Versteht Ursache-Wirkung und kann durch das Brechen von Regeln völlig Neues schaffen.



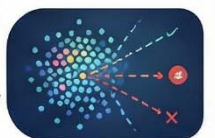
Verkörperte Empathie & Soziale Resonanz
Emotionales Mitfühlen basiert auf der Simulation von Gefühlen im eigenen Körper (Spiegelneuronen).



Künstliche Intelligenz: Skalierbar & Statistisch



Lernen durch globale Optimierung & Big Data
Benötigt riesige Datenmengen und energieintensive, globale Fehlerkorrekturen.



Generalisierung durch Mustererkennung (Interpolation)
Arbeitet exzellent innerhalb bekannter Daten, scheitert aber oft außerhalb dieses Bereichs.



Statistisches Schließen & Kombinatorische Kreativität
Erkennt statistische Muster in Argumenten und kombiniert bekannte Ideen neu.



Simulierte Empathie & Mustererkennung
Erkennt und generiert sprachliche Muster von Empathie ohne eigenes Fühlen.

NotebookLM

Fazit: Alien Intelligence

Die Analyse zeigt deutlich: Wir sollten aufhören, KI mit dem menschlichen Maßstab zu messen. Sie ist keine schlechtere Version eines Gehirns und auch keine bessere. Sie ist eine "Alien Intelligence" (Shanahan, 2022).

Sie optimiert statt zu verstehen. Sie interpoliert statt zu extrapolieren. Sie simuliert statt zu fühlen.

Das macht sie zu einem mächtigen Werkzeug der Effizienz, aber die Domänen der echten Einsicht, der radikalen Kreativität und der sozialen Resonanz bleiben – vorerst – unser biologisches Privileg.

Literaturverzeichnis

Barrett, L. F. (2017). *How emotions are made: The secret life of the brain*. Houghton Mifflin Harcourt.

Boden, M. A. (2004). *The creative mind: Myths and mechanisms* (2nd ed.). Routledge.

Hasson, U., Nastase, S. A., & Goldstein, A. (2020). Direct fit to nature: An evolutionary perspective on biological and artificial neural networks. *Neuron*, 105(3), 416-434. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2019.12.002>

Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. Wiley.

Kounios, J., & Beeman, M. (2009). The Aha! moment: The cognitive neuroscience of insight. *Current Directions in Psychological Science*, 18(4), 210-216. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8721.2009.01638.x>

Levy, W. B., & Calvert, V. G. (2021). Communication consumes 35 times more energy than computation in the human cortex, but both costs are needed to predict synapse number. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(16), e2008173118. <https://doi.org/10.1073/pnas.2008173118>

Marcus, G. (2018). *Deep learning: A critical appraisal*. arXiv preprint arXiv:1801.00631.

Rizzolatti, G., & Craighero, L. (2004). The mirror-neuron system. *Annual Review of Neuroscience*, 27, 169-192. <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230>

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>

Shanahan, M. (2022). *Talking to machines*. arXiv preprint arXiv:2209.13854.