

Beat Döbeli Honegger

1. Generative Machine-Learning-Systeme – Die nächste Herausforderung des digitalen Leitmedienwechsels

Die Veröffentlichung des ChatBots ChatGPT durch die Firma OpenAI Ende November 2022 löste einerseits einen großen medialen Hype und weitreichende gesellschaftliche Diskussionen aus und veränderte andererseits rasch Arbeitsweisen in verschiedensten Bereichen unserer Gesellschaft. Auch im Bildungsbereich haben generative Machine-Learning-Systeme wie ChatGPT rasch Verbreitung gefunden und sowohl Hoffnungen als auch Ängste ausgelöst. Der vorliegende Artikel ordnet diese Entwicklung in einem größeren Kontext ein und diskutiert Potenziale und Herausforderungen von generativen Machine-Learning-Systemen (GMLS) für den Bildungsbereich.

1. Allgemeine Einordnung

1.1 Der iPhone-Moment des maschinellen Lernens

Die Veröffentlichung von ChatGPT Ende 2022 lässt sich in verschiedener Hinsicht mit der Veröffentlichung des ersten iPhones durch die Firma Apple im Jahr 2007 vergleichen und hilft, allgemeine Muster der Technologieentwicklung zu sehen. Als Steve Jobs, der damalige Apple-CEO, am Ende einer jährlichen Produktpräsentation erstmals das iPhone der Weltöffentlichkeit zeigte, war dies eine perfekte Marketinginszenierung. Obwohl Jobs in der Präsentation bereits verfügbare Smartphones anderer Hersteller zeigte, wurde das iPhone zum Symbol der bis heute andauernden Smartphone-Ära. Die geniale Leistung von Apple bestand nicht darin, komplett neue Technologie zu erfinden, sondern bestehende so weiterzuentwickeln und zu vermarkten, dass sie in verständlicher und einfach bedienbarer Form verfügbar wurde.

Ähnlich verhält es sich mit ChatGPT. Einer der ersten Chatroboter »Eliza« wurde bereits 1964 vom deutsch-amerikanischen Informatikpionier Joseph Weizenbaum entwickelt (Weizenbaum 1967). Und mit Siri und Alexa gibt es schon seit einigen Jahren Sprachassistenten-Systeme mit einer gewissen Verbreitung. Doch erst der Firma OpenAI ist es gelungen, die enormen technischen Fortschritte im Bereich von Hardware und Machine-Learning-Software bei der Sprachgenerierung in einer für alle leicht bedienbaren Form öffentlich zur Verfügung zu stellen. ChatGPT verzeichnete nach den ersten zwei Monaten bereits 100 Millionen Nutzende und steht derzeit stellvertretend für eine ganze Softwarekategorie.

**Auszug aus: Gerold Brägger, Hans-Günter Rolff (2025)
Handbuch Lernen mit digitalen Medien (3.Auflage) Beltz Verlag**



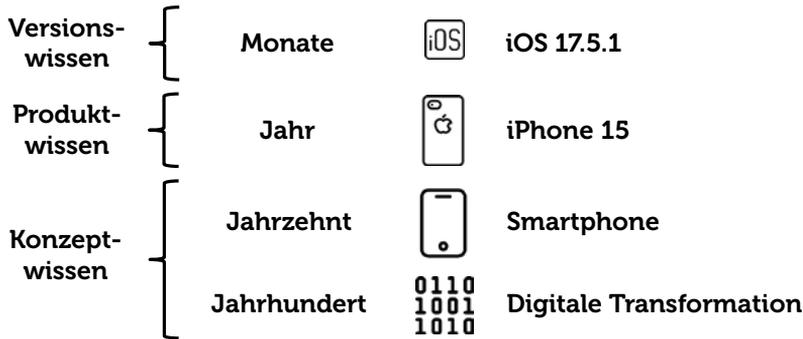


Abb. 1: Konzeptwissen, Produktwissen und Versionswissen beim iPhone (Döbeli Honegger 2023a)

1.2 Konzeptwissen – Produktwissen – Versionswissen

Bei der Diskussion von digitalen Phänomenen gilt es zwischen eher kurzlebigerem Produktwissen (w858¹) und langlebigerem Konzeptwissen (w859) zu unterscheiden. Im Bildungsbereich ist diese Unterscheidung einerseits bei allgemeinen Diskussionen zur Bedeutung digitaler Phänomene für Schule und Gesellschaft relevant und andererseits ganz konkret bei der Frage, welche Aspekte davon zur Allgemeinbildung gehören sollten. Das iPhone eignet sich gut zur Illustration dieser Aussage (siehe Abbildung 1): Das konkrete Produkt »iPhone« ist ein Stellvertreter für das langlebigerere Konzept »Smartphone«. Dieses wiederum kann als ein Aspekt der noch umfassenderen Entwicklung »Digitale Transformation« betrachtet werden. Das iPhone zeigt auch, dass zum Konzeptwissen und Produktwissen in letzter Zeit das noch kurzlebigerere Versionswissen (w3397) dazugekommen ist: Apple veröffentlicht mehrfach im Jahr Updates des iPhone-Betriebssystems iOS, welche neue Funktionen bringen oder bestehende verändern.

Auch bei ChatGPT lässt sich zwischen Konzeptwissen, Produktwissen und Versionswissen unterscheiden (siehe Abbildung 2), wobei die Grenzen nicht so trennscharf sind wie beim iPhone. Der seit Ende 2022 auf dem Web und als App verfügbare Dienst ChatGPT erfährt alle paar Wochen ein Update mit mehr oder weniger großen Funktionserweiterungen. Im Kern baut ChatGPT auf einem großen Sprachmodell der Firma OpenAI mit der Bezeichnung GPT auf, bisher in den Versionen 3.5, 4 und 4o. Es handelt sich dabei um ein generatives Machine-Learning-System (GMLS), also um ein System, das aus Millionen von bestehenden Dokumenten mithilfe von

1 Anhängt an die URL <https://doebe.li/> verlinken Verweise dieser Art (w2833) auf Einträge in die Literaturdatenbank des Autors (also z. B. <https://doebe.li/w2833>). Im Gegensatz zu traditionellen Literaturverweisen sind dort nicht nur Informationen aus der Zeit vor der Publikation dieses Beitrags zu finden, sondern als eine Art »Literaturverweise in die Zukunft« auch Informationen, die erst nach Publikation des Beitrags hinzugefügt worden sind.

maschinellern Lernen neue Texte und neuerdings auch Bilder und Töne generiert. GMLS wiederum sind ein Aspekt des allgemeinen Konzepts »Maschinelles Lernen« (ML), eine seit längerem bekannte Methode innerhalb der digitalen Transformation, die aufgrund massenhaft verfügbarer Daten und massiv gesteigener Rechenleistung in den letzten Jahren massiv an Bedeutung gewonnen hat.



Abb. 2: Konzeptwissen, Produktwissen und Versionswissen bei ChatGPT (Döbeli Honegger 2023a)

Die an den Beispielen iPhone und ChatGPT gezeigte Unterscheidung zwischen Konzept- und Produktwissen wird von Expert:innen schon seit mindestens 30 Jahren gefordert (z. B. Nievergelt 1995, Zehnder 2000) und ist in der digitalen Transformation im Bildungswesen in mehreren Bereichen relevant:

- **Bildungspolitik und Schulentwicklung** sollten sich auf konzeptionelle Aspekte konzentrieren und Produktwissen höchstens im Rahmen konkreter Beschaffungsprojekte in den Blick nehmen.
- **Allgemeinbildende Lehrpläne** sollten sich ebenfalls auf Konzeptwissen fokussieren und auf die Nennung konkreter Produkte oder produktspezifischer Eigenschaften komplett verzichten.
- Auch in **Lehrmitteln** sollten konzeptionelle Aspekte im Vordergrund stehen: einerseits, um dem Ziel der Allgemeinbildung gerecht zu werden, und andererseits, um häufige Aktualisierungen zu vermeiden.
- Die **Aus- und Weiterbildung von Lehrkräften** sowie der **Unterricht auf der Zielstufe** müssen sich hingegen allen drei Ebenen widmen: Konzeptwissen als Orientierung und Ziel der Allgemeinbildung und Produkt- und Versionswissen als Notwendigkeit für den praktischen Einsatz.

1.3 GMLS als eine Etappe des digitalen Leitmedienwechsels

Die Bedeutung generativer Machine-Learning-Systeme für unsere Gesellschaft lässt sich mit derjenigen des Aufkommens der ersten PCs, des Internets oder der sozialen Medien vergleichen. Dementsprechend wiederholen sich auch gewisse Fragestellungen und Herausforderungen im gesellschaftlichen und schulischen Bereich. Für das Verständnis der aktuellen Situation ist es deshalb hilfreich, diese Entwicklungen als kleine Wandel in einem großen Wandel zu betrachten (a1550). Die Digitalisierung kann als Auslöser des großen Wandels verstanden werden, entfaltet ihre Wirkung aber nicht losgelöst von gesellschaftlichen Kräften.

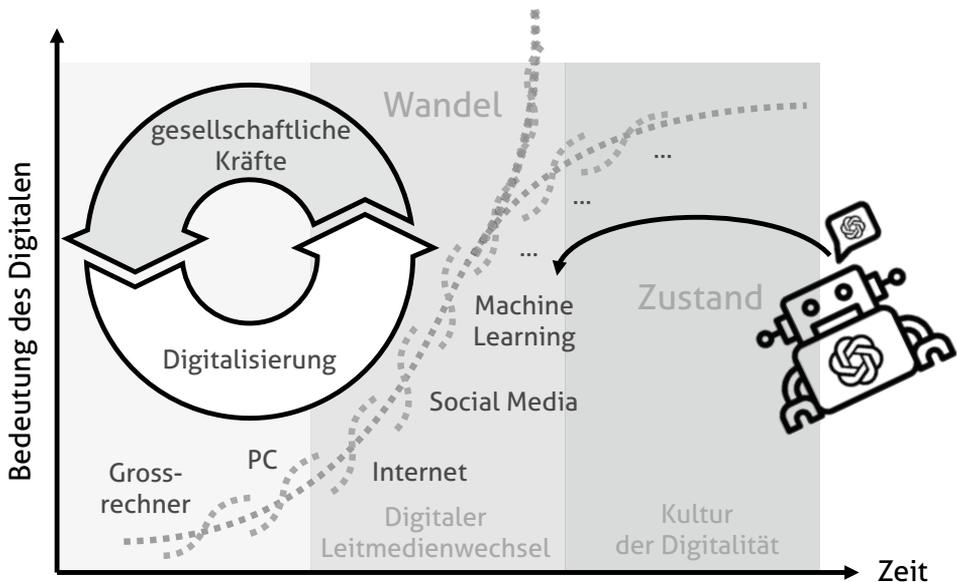


Abb. 3: Der große Wandel besteht aus vielen kleinen Wandeln (Döbeli Honegger 2021)

Der Beitrag beschreibt im Folgenden auf der Konzeptebene erst technische, dann gesellschaftliche und schließlich schulische Aspekte von generativen Machine-Learning-Systemen.

Warum Künstliche Intelligenz ein ungeeigneter Begriff ist

In diesem Beitrag wird der Begriff »Künstliche Intelligenz« (KI) vermieden. Das hat drei Gründe:

1. Die Definitionen von KI sind zeitlich nicht stabil.
2. Der Begriff KI enthält immer einen Vergleich mit menschlichen Fähigkeiten.
3. Der Begriff KI ist zu breit.

Wie KI meist definiert wird

Die meisten Definitionen für den Begriff »Künstliche Intelligenz« weisen einen Bezug zu menschlichen kognitiven Fähigkeiten auf. So schreibt z. B. Katharina Zweig (2019): »Als künstliche Intelligenz (KI) bezeichnet man eine Software, mit deren Hilfe ein Computer eine kognitive Tätigkeit ausführt, die normalerweise Menschen erledigen.«

1. Die Definitionen von KI sind zeitlich nicht stabil

Durch die rasante Zunahme der Fähigkeiten von Computern in den letzten Jahrzehnten sind solche Definitionen zeitlich nicht stabil. Kopfrechnen, Rechtschreibkorrektur, Navigation, Schachspielen und Übersetzen: Was früher von Menschen ausgeführt wurde und somit als KI galt, wenn es erstmals durch einen Computer erledigt werden konnte, ist heute eine völlig alltägliche Computerfunktion und gilt nicht mehr als KI (siehe Abb. 4). Dieses Phänomen ist als »AI Effekt« oder »Tesler's« Theorem bekannt.



Abb. 4: Ist das KI? Kopfrechnen, Rechtschreibkorrektur, Navigation, Schachspielen und Übersetzen – früher dem Menschen vorbehalten, heute auch von Computern ausgeführt

2. Der Begriff KI enthält immer einen Vergleich mit menschlichen Fähigkeiten

Nicht nur Definitionen von KI bilden meist einen Bezug zu menschlichen Fähigkeiten. Bereits das Wort »künstlich« ist ohne den Gegensatz »natürlich« nicht denk- bzw. definierbar. Dieser explizite oder implizite Vergleich von maschinellen und menschlichen Tätigkeiten kann bewusst oder unbewusst erfolgen, prägt aber unsere Sichtweise bezüglich maschineller Systeme. Diskussionen um solche Systeme werden somit bewusst oder unbewusst mit diesem Gegensatz von Mensch und Maschine aufgeladen, selbst in Fällen, wo dies weder gewollt noch sinnvoll ist.

3. Der Begriff KI ist zu breit

Angesichts der Tatsache, dass der Begriff »KI« nicht zeitlich stabil ist und bald alle digitalen Systeme Elemente enthalten, die primär datengetrieben funktionieren, ist KI immer weniger von Begriffen wie »Computer« oder »Informatiksystem« zu unterscheiden. Damit ist der Begriff »KI« aber nicht mehr hilfreich für Diskussionen. Wer weiterhin unüberlegt den Begriff »KI« verwendet, gerät deshalb in den Verdacht, dies primär aus effekthascherischen Gründen zu tun.

Fazit: Es ist nicht optimal, einen Begriff zu verwenden, dessen Bedeutung sich dauernd verändert, bald nicht mehr vom Begriff »Computer« unterscheidbar ist und unerwünschte Assoziationen weckt.

2. Technische Aspekte

2.1 Grundsätzliches

Die Macht von Computern als Auslöser der digitalen Transformation bzw. des digitalen Leitmedienwechsels lässt sich mit den drei Grundfunktionen von Computern erklären (Döbeli Honegger 2016): Digitalisierung, Automatisierung und Vernetzung. Computer können immer effizienter (sprich: schneller, billiger und auf kleinerem Raum) Daten erfassen und digital speichern, Daten automatisiert verarbeiten sowie Daten übermitteln und verbreiten (siehe Abbildung 5).

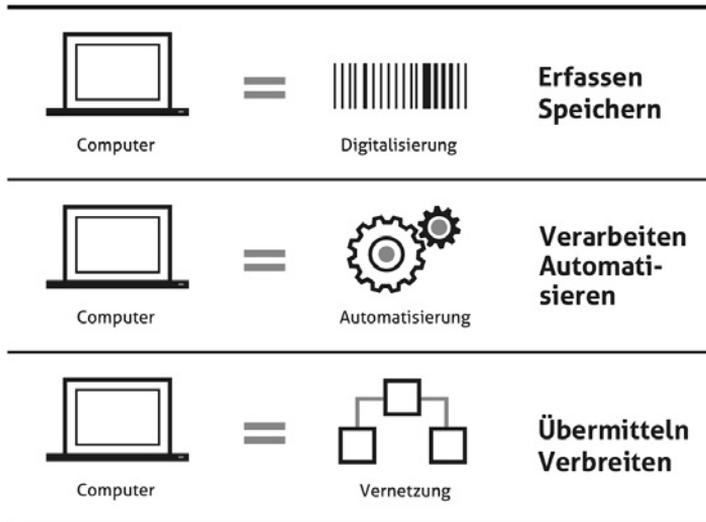


Abb. 5: Die drei Grundfunktionen von Computern (Döbeli Honegger 2016)

Zusammen ermöglichen diese drei Grundfunktionen, dass immer mehr Daten erfasst, gespeichert, vielfältig verarbeitet und mit stetig sinkenden Kosten in Sekundenschnelle weltweit verfügbar gemacht werden können. GMLS haben nun die zweite dieser Grundfunktionen, die Automatisierung, für eine größere Öffentlichkeit unübersehbar gemacht: Computer verarbeiten Daten, sie unterscheiden sich somit von bisherigen Medien (Bücher, Fotos, Filme), die gespeicherte oder übertragene Daten unverändert wiedergeben.

2.2 Regelbasierte versus datengetriebene Systeme

Die mit ChatGPT Ende 2022 ins Bewusstsein der Öffentlichkeit gelangten generativen Machine-Learning-Systeme gehören neben den analytischen Machine-Learning-Systemen (AMLS) und den prädikativen Machine-Learning-Systemen (PMLS) zu

den datengetriebenen Systemen, die auf Prinzipien des maschinellen Lernens (englisch: *machine learning*) beruhen (siehe Abbildung 6).

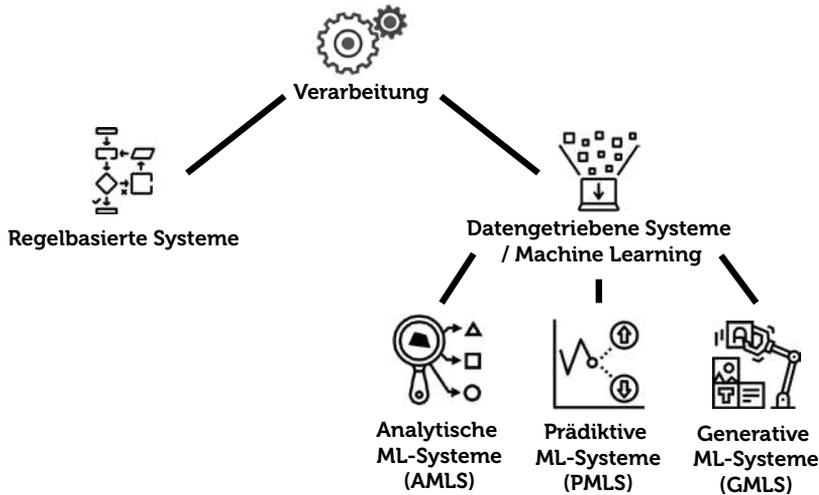


Abb. 6: Unterscheidung von regelbasierten und datengetriebenen Systemen

Die Bedeutungszunahme von GMLS könnte auch zu einem Paradigmenwechsel in der Informatik von regelbasierten zu datengetriebenen Systemen führen. Traditionelle Computerprogramme beruhen meist auf einer Sammlung von Regeln. Dabei hat der Mensch eine Vorstellung davon, was der Computer tun soll, und beschreibt diese Vorstellung als System von Regeln. Die Modellbildung (Strukturen, Zusammenhänge und Abläufe) findet also beim Menschen statt. Anders beim maschinellen Lernen: Hier schreibt nicht der Mensch spezifische Regeln für die zu lösende Aufgabe, sondern der Computer wird mit möglichst vielen Daten gefüttert, aus denen er mit statistischen Methoden Regelmäßigkeiten und Muster zu extrahieren versucht (siehe Abbildung 7).

Ein konkretes Beispiel: Wenn eine Hochschule Studienabbrüche in späteren Semestern vermeiden möchte, so würde sie traditionell eine Arbeitsgruppe einsetzen mit Dozierenden, welche schon länger an der Hochschule arbeiten. Diese Experten-Gruppe würde mit ihrer Berufserfahrung Faktoren benennen, die in ihrer Einschätzung dafür verantwortlich sein könnten, dass jemand das Studium abbricht oder die Abschlussprüfungen nicht besteht. Diese Faktoren würden dann als Regeln einem Computer übergeben, welche Studierenden im ersten Semester von der Studienberatung angeschrieben werden sollten.

Neu könnte eine Hochschule aber auch auf die Idee kommen, alle verfügbaren Daten der Studienverläufe der letzten 20 Jahre ihrer Abteilung für Datenwissenschaft zu übergeben, welche diese Daten einem Computer verfüttert, der mithilfe von maschinellem Lernen ebenfalls Faktoren für Studienerfolg bzw. Misserfolg zu finden versucht. Im ersten Fall entsteht das Modell aus den Erfahrungen der Menschen in ihren Köpfen, im letzteren wird das Modell aus den verfügbaren Daten extrahiert.

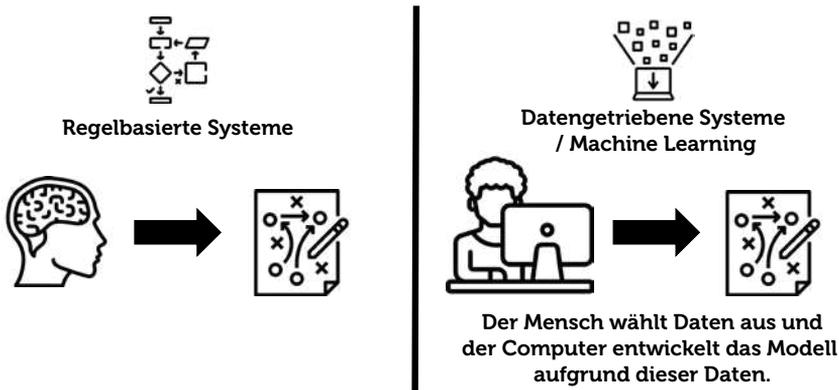


Abb. 7: Unterscheidung von regelbasierten und datengetriebenen Systemen

Theoretisch ist die Machine-Learning-Forschung auf der Suche nach einem einzigen, allumfassenden Algorithmus, der in der Lage ist, alles aus allen Daten zu lernen. Diese Gralssuche wird von Pedro Domingos exemplarisch im Buch »The Master Algorithm« (Domingos 2015) beschrieben. In der Praxis sind jedoch meist keine reinen datengetriebenen Systeme anzutreffen, stattdessen eine Mischung aus regelbasierten und datenbasierten Komponenten in einem Gesamtsystem.

2.3 Grundlegende Funktionsweise von GMLS

Generative Machine-Learning-Systeme beruhen auf statistischen Verfahren, die Muster in riesigen Datenmengen finden. Diese Daten sind dabei nicht auf Textdokumente beschränkt, sondern können alles umfassen, was sich digital speichern lässt (Bilder, Tondokumente, Filme, Proteinsequenzen etc.). Aufgrund der gefundenen Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Modelle genannt) sind GMLS danach in der Lage, statistisch erwartbare Entsprechungen zu gemachten Eingaben (sogenannten *Prompts*) zu generieren. So können solche Systeme nicht nur den statistisch zu erwartenden Buchstaben oder das nächste Wort voraussagen. Die statistischen Daten im Modell reichen auch, um ganze Sätze und Absätze als erwartbare Fortsetzungen einer Eingabe zu generieren. Da Systeme wie ChatGPT vereinfacht formuliert mit allen auf dem Internet verfügbaren Dokumenten trainiert worden sind, verfügen sie über ein beeindruckendes Weltwissen und scheinen auch eigene Überlegungen anstellen zu können. Sogenannte Halluzinationen, das heißt erfundene Aussagen, Quellen oder Zusammenhänge zeigen aber deutlich, dass die Systeme Korrelationen und nicht Kausalitäten errechnen. Dies hat dazu geführt, dass GMLS oft auch als »stochastische Papageien« bezeichnet werden (nach Bender et al. 2021).

Von ihrem Aufbau her haben GMLS eine gewisse Verwandtschaft mit großen Suchmaschinen (siehe Abbildung 8). Beide verarbeiten einen großen Datenkorpus in einem aufwendigen und energieintensiven Trainingsverfahren, damit sie danach

rasch auf einzelne Anfragen reagieren können. Um ein Gefühl für die Funktionsweise von GMLS zu bekommen, ist es empfehlenswert, solche Systeme aktiv auszuprobieren. Dadurch erhält man ein Gefühl dafür, was solche Systeme bereits können und wo ihre Grenzen liegen. Für einen Blick unter die Oberfläche empfiehlt sich z. B. die didaktische Lernumgebung SoekiaGPT (siehe Kasten), die durch eigenes Ausprobieren gewisse Grundkonzepte verständlich macht.

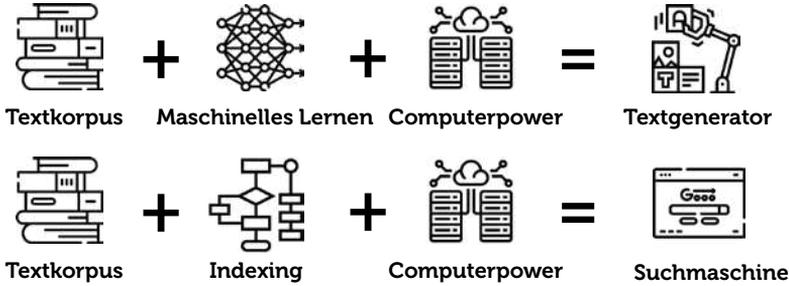


Abb. 8: Grundlegende Funktionsweisen von generativen Machine-Learning-Systemen und Suchmaschinen

SoekiaGPT – das didaktische Sprachmodell

SoekiaGPT (<https://www.soekia.ch>) ist eine kostenlose Lernumgebung, mit der Schüler:innen ab der 5. Klasse hinter die Kulissen großer GMLS schauen und damit einige ihrer Grundprinzipien verstehen können (Hielscher 2023). Der Erfolg großer textbasierter GMLS wie ChatGPT beruht auf riesigen Dokumentensammlungen als Trainingsdaten, auf mächtigen neuronalen Netzen für das maschinelle Lernen und auf großer Rechenleistung. Alle drei Voraussetzungen sind im Unterricht nicht gegeben. SoekiaGPT nimmt deshalb eine ganze Reihe von Vereinfachungen vor. Auf der Website sind sowohl ein Einführungsvideo als auch ein Kommentar für Lehrkräfte verfügbar.



Abb. 9: Screenshot von SoekiaGPT

2.4 Erscheinungsformen und weitere Entwicklung von GMLS

Im Rampenlicht der Öffentlichkeit stehen derzeit vor allem GMLS, die als separate Dienste im Internet Texte und Bilder generieren. Dieses Bild gilt es in zweierlei Hinsicht zu korrigieren. Zum einen sind GMLS nicht auf Texte und Bilder beschränkt, sondern können alle möglichen Daten sowohl als Trainingsmaterial verwenden als auch als Ergebnis ihrer Berechnungen generieren. Bereits heute lassen sich aus Texten oder Bildern Musikstücke erstellen oder lässt sich die Handlung eines Videos in Textform beschreiben. Dadurch, dass maschinelles Lernen sowohl bei der Erkennung als auch bei der Generierung von gesprochener Sprache genutzt werden kann, dürfte diese Art der Interaktion mit Computern an Bedeutung zunehmen. Zudem sind aktuelle Systeme wie ChatGPT von OpenAI, Copilot von Microsoft und Gemini von Google längst keine reinen GMLS mehr. Es handelt sich um komplexe Systeme (teilweise mehrerer GMLS), die auch Zugriff auf Websuche und andere Spezialdienste haben.

Während GMLS zu Beginn eigenständige Produkte waren, werden sie künftig zunehmend als Funktionen in andere Informatiksysteme integriert werden. So ist zu erwarten, dass bald überall, wo heute eine Rechtschreibkorrektur verfügbar ist, auch ein Textgenerator zur Verfügung stehen wird, sei dies in der gewohnten Textverarbeitung oder im Chatprogramm auf dem Smartphone und im E-Mail-Programm auf dem Tablet. Im schulischen Bereich dürften GMLS-Funktionen schon bald sowohl in Learning-Management-Systemen als auch in digitalen Lehrmitteln anzutreffen sein. Insgesamt lässt sich also eine Verschiebung von GMLS als Einzelsystemen zu GMLS als Teile in einem komplexeren Gesamtsystem beobachten.

Derzeit sind sich Expertinnen und Experten uneinig, wie sich die Leistungsfähigkeit von GMLS entwickeln wird. Während die einen davon ausgehen, dass wir erst am Anfang einer größeren Entwicklung stehen, weil die Potenziale noch längst nicht ausgeschöpft sind, sehen andere das derzeit Erreichte eher als Ende einer längeren Entwicklung, unter anderem weil wir bereits praktisch alle verfügbaren Daten genutzt haben (a1544), die Systeme beim Trainieren mit computergeneriertem Material deutlich schlechter werden (w3634) und uns der Energiebedarf solcher Systeme gewisse Grenzen setzt (a1508).

Warum eine zuverlässige technische Erkennung von generiertem Material unmöglich werden wird

Nicht nur im Bildungsbereich wurde bald nach der rasanten Verbreitung von GMLS der Ruf nach Systemen laut, die computergeneriertes Material automatisch erkennen können. Derzeit sind einige solche Systeme verfügbar, meist jedoch mit bescheidenen Ergebnissen. Einerseits werden nicht alle computergenerierten Produkte erkannt, andererseits wird auch von Menschen geschaffenes Material als computergeneriert markiert.

Aus einer technischen Perspektive dürfte sich diese Situation gemäß aktuellem Wissensstand nicht verbessern, sondern im Gegenteil verschlechtern, da im Bereich des Machine Learning gewisse Trainingsverfahren darauf aufbauen, dass zwei Systeme gegeneinander arbeiten und sich so gegenseitig verbessern.

So wurde beispielsweise AlphaGo Zero, ein Computerprogramm, das besser als jeder Mensch das Brettspiel Go beherrscht, ausschließlich trainiert, indem es millionenfach gegen sich selbst spielte, anfänglich mit reinen Zufallszügen, bis es zum weltbesten Go-Programm wurde (Silver et al. 2017).

Ähnlich lautet nun die Argumentation gegen die Entwicklung eines zuverlässigen Erkennungsprogramms: Gäbe es ein solches Programm, könnte es automatisiert zur Entwicklung noch besserer Generatoren eingesetzt werden.

3. Gesellschaftliche Aspekte

ChatGPT ist die bis heute am schnellsten gewachsene Internetanwendung auf der Welt. Während Netflix drei Jahre und fünf Monate, Facebook zehn Monate und Spotify fünf Monate benötigten für die erste Million Nutzerinnen und Nutzer, dauerte es bei ChatGPT gerade einmal fünf Tage, nach zwei Monaten waren es über 100 Millionen (Sachse 2023). GMLS werden zum Alltagswerkzeug wie zuvor Computer, das Internet und Smartphones. Bei früheren Innovationen hat es sich im Rückblick als schwierig herausgestellt, bereits zu Beginn prognostizieren zu können, welche Veränderungen die Innovation mit sich bringen wird. Dies scheint bei GMLS noch schwieriger, weil derzeit nicht abschätzbar ist, wo die Leistungsgrenzen derartiger Systeme liegen. Im Folgenden werden einige gesellschaftliche Potenziale und Herausforderungen beschrieben, die bereits jetzt absehbar sind und die Konsequenzen für die Allgemeinbildung haben dürften.

GMLS vereinfachen das Erstellen digitaler Artefakte massiv. Es ist zu erwarten, dass simultane Übersetzungen immer perfekter werden und damit den Umgang mit Fremdsprachen verändern. Gesprochene Sprache könnte als Eingabe- und Ausgabemedium von Computern deutlich an Bedeutung gewinnen und insbesondere für Menschen hilfreich sein, die temporär oder permanent keine Computer mit ihren Händen bedienen können. Neben diesen und weiteren Potenzialen und Arbeitserleichterungen bergen GMLS mindestens folgende gesellschaftliche Herausforderungen:

- Erste Studien weisen darauf hin, dass Menschen mithilfe von GMLS produktiver sind (a1529), wobei Menschen mit weniger Erfahrung mehr profitieren als Erfahrenere (a1524). Es ist zu erwarten, dass durch GMLS gewisse Tätigkeiten automatisiert oder mindestens massiv effizienter werden. Offen ist jedoch, ob dies zu einer strukturellen Arbeitslosigkeit führen wird oder ob sich langfristig einfach Tätigkeitsgebiete von Arbeitenden verlagern werden.
- Die Informationsflut wird insgesamt noch einmal massiv größer werden (a1490).

- Die Menge, allgemeine Qualität und Personalisierung von Fake News dürfte weiter zunehmen (a1493). Gewisse Expert:innen befürchten dadurch eine Gefährdung der Demokratie (a1496) durch Falschmeldungen und einen Verlust an Glaubwürdigkeit aller Informationen, da diese ja gefälscht sein könnten (w3165) (vgl. Kap. 3 und 47).
- In ähnlicher Weise ist zu befürchten, dass Phishing-Attacken künftig häufiger, sprachlich korrekter und vor allem mit personalisiertem Kontext ausgestattet auch erfolgreicher sein werden als heute.
- Insgesamt ist zu erwarten, dass Cyberangriffe zahlreicher und erfolgreicher werden könnten, weil GMLS selbstständig Schwachstellen entdecken und aus gemachten Erfahrungen lernen könnten.

Neben diesen eventuell problematischen Effekten von GMLS wurde in den letzten anderthalb Jahren auch verschiedentlich kritisiert, wie die Ergebnisse von GMLS zustande kommen. Diese Kritik lässt sich anhand des grundsätzlichen Aufbaus von GMLS aufzeigen (siehe Abbildung 10).

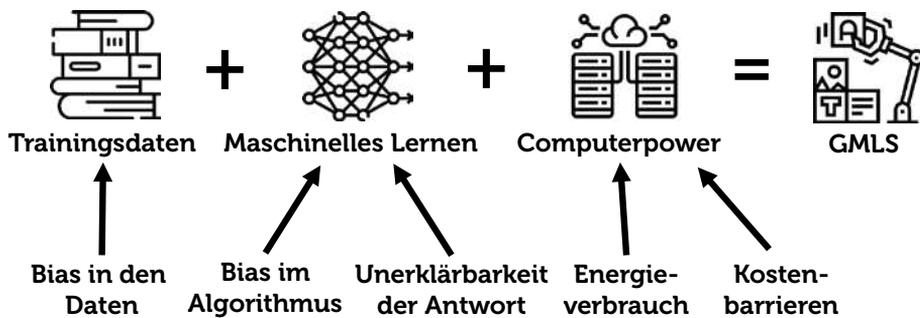


Abb. 10: Kritikpunkte an der Funktionsweise von GMLS

Ein erster Kritikpunkt betrifft die beim Training eines GMLS verwendete Dokumentensammlung. Bei gewissen GMLS ist diese nicht öffentlich bekannt, sodass im Dunkeln bleibt, auf welcher Basis ein bestimmtes GMLS Output generiert. Bei Systemen, deren Trainingsmaterial weitgehend bekannt ist, kann wiederum bis zu einem gewissen Grad vorausgesagt werden, welche Vorurteile oder Verzerrungen (engl: bias) das trainierte Modell enthalten dürfte. So reproduzieren GMLS, die größtenteils mit Inhalten aus dem Internet trainiert worden sind, die bereits im Internet dominierenden Sichtweisen auf die Welt und generieren so mitunter sexistische und rassistische Inhalte. Somit droht die Gefahr, dass GMLS (und machine learning im Allgemeinen) bereits bestehende Vorurteile oder Ungerechtigkeiten weitertragen oder gar verstärken (a1329). In eine ähnliche Richtung geht die Kritik, dass die Trainings- und Feintuning-Algorithmen kommerzieller GMLS nicht öffentlich einsehbar sind, was eine weitere Quelle für Verzerrungen darstellen kann.

Ein technisches Problem aktueller Machine-Learning-Systeme besteht darin, dass die Systeme nicht aufzeigen können, wie ihre Ergebnisse zustande gekommen sind, weil eben keine expliziten Regeln auslesbar sind. Diesem Problem widmet sich der Forschungsbereich der *Explainable Artificial Intelligence* (abgekürzt: XAI) (w3189), der nach Methoden sucht, wie Machine-Learning-Systeme für Menschen nachvollziehbar dokumentieren können, wie sie zu ihrem Output gekommen sind.

Aktuell benötigen GMLS insbesondere zum Training große Mengen an Energie (a1508) und machen die ökologischen Bemühungen großer IT-Firmen zunichte. Statt dass deren Energieverbrauch wie versprochen sinkt, ist er in den letzten zwei Jahren massiv angestiegen und wird dies vermutlich in naher Zukunft weiter tun.

Die hohen Investitionen in Hardware und die Energiekosten von GMLS führen dazu, dass die großen IT-Konzerne die leistungsfähigsten Systeme nur gegen Bezahlung zur Verfügung stellen. Damit droht ein weiterer digital divide (w870), wonach sich Reiche die leistungsfähigen Systeme leisten können, während Ärmere sich mit den schlechteren Systemen begnügen müssen. Dies gilt auf allen Ebenen: von ganzen Staaten über lokale Schulträger bis zu einzelnen Familien.

4. Schulische Aspekte

Wie bei bisherigen digitalen Phänomenen (z. B. Computer, Internet, Smartphone) (Döbeli Honegger 2022) lassen sich in Bezug auf die Schule auch bei generativen Machine-Learning-Systemen drei Aspekte unterscheiden (EDEH 2023, Döbeli Honegger 2024):

- **Über:** GMLS als Thema im Unterricht,
- **Mit:** GMLS als Werkzeug und Medium für die Schule und
- **In:** Schule und Allgemeinbildung in einer von GMLS durchdrungenen Welt.

Insbesondere bei den ersten beiden Aspekten sind die aktuellen Fragen und Herausforderungen denen vor 25 Jahren sehr ähnlich, als das World Wide Web und Suchmaschinen größere Verbreitung fanden. Technisch gesehen ist dies nicht überraschend, da GMLS wie in Abschnitt 2.2 beschrieben ähnlich aufgebaut sind wie Suchmaschinen. Diese Erkenntnis kann helfen, der aktuellen Entwicklung mit einer größeren Gelassenheit zu begegnen – im Bewusstsein, dass WWW und Suchmaschinen vor 25 Jahren ebenfalls große Aufregung im Bildungsbereich verursachten, die Gesellschaft und die Schule aber unterdessen damit umzugehen gelernt haben.

4.1 Über: GMLS als Thema im Unterricht

Wenn generative Machine-Learning-Systeme alltäglich werden, teilweise die Funktion von Suchmaschinen übernehmen, mit ihnen die Informationsflut im Allgemeinen und der Umfang und Perfektionsgrad von Fake News nochmals massiv zunehmen, so gehören GMLS als Thema zur Allgemeinbildung. Schüler:innen werden dabei einerseits in der Rolle der passiv Konsumierenden sein, wenn es darum geht, Informationen auf ihre Glaubwürdigkeit einschätzen zu können. Andererseits sind sie aber auch aktiv Produzierende, wenn sie selbst GMLS zur Recherche, Lernunterstützung oder Produktion von Inhalten nutzen.

Die Thematisierung digitaler Phänomene im Unterricht ist unterdessen für die Schule kein Novum mehr. Entsprechende Kompetenzen haben Eingang in verschiedene Lehrpläne gefunden (z. B. D-EDK 2016). Dabei besteht allgemein Einigkeit darüber, dass es für die Allgemeinbildung nicht genügt, nur die Nutzung konkreter Hard- und Software aus einer Anwendungsperspektive zu vermitteln. Das im deutschsprachigen Raum etablierte Dagstuhl-Dreieck (Brinda et al. 2016) definiert drei Perspektiven, aus denen Schüler:innen digitale Phänomene beschreiben können sollten, um sich in einer digital geprägten Welt mündig verhalten und diese weiter gestalten zu können. Diese drei Perspektiven (siehe Abbildung 11) lassen sich nun auch auf generative Machine-Learning-Systeme anwenden (vgl. Kap. 29, 47):

- **Wie funktionieren generative Machine-Learning-Systeme technisch?**
Um die Potenziale und Grenzen von generativen Machine-Learning-Systemen besser abschätzen und die Systeme effektiv und effizient nutzen zu können, ist ein grundlegendes Verständnis ihrer Funktionsweise notwendig.
- **Wie wirken sich generative Machine-Learning-Systeme gesellschaftlich aus?**
Generative Machine-Learning-Systeme werden unser Leben und Arbeiten beeinflussen. Aus diesem Grund ist es notwendig, dass sich Schüler:innen mit gesellschaftlichen und kulturellen Aspekten dieser Technologie auseinandersetzen.
- **Wie lassen sich generative Machine-Learning-Systeme konkret nutzen?**
Um generative Machine-Learning-Systeme im Alltag konkret nutzen zu können, sind – wie bei allen (digitalen) Werkzeugen und Medien – gewisse Anwendungskompetenzen notwendig. Insbesondere das Formulieren geeigneter Anfragen (sogenanntes *prompt engineering*) gehört zu großen Teilen zur entsprechenden Anwendungskompetenz. Es ist aber wichtig, die Thematisierung von generativen Machine-Learning-Systemen in der Schule nicht auf diese (größtenteils kurzlebige) Anwendungskompetenz zu beschränken. Denn es ist zu erwarten, dass *prompt engineering* wie das Beherrschen der konkreten Anfragesyntax bei Suchmaschinen vor 25 Jahren mit der Zeit an Bedeutung verliert.

Je nach Schulstufe und Lehrplan passt die Vermittlung dieser Kompetenzen in unterschiedliche Fächer. Oft bietet sich der Informatik-, Medien- und Deutschunterricht an.

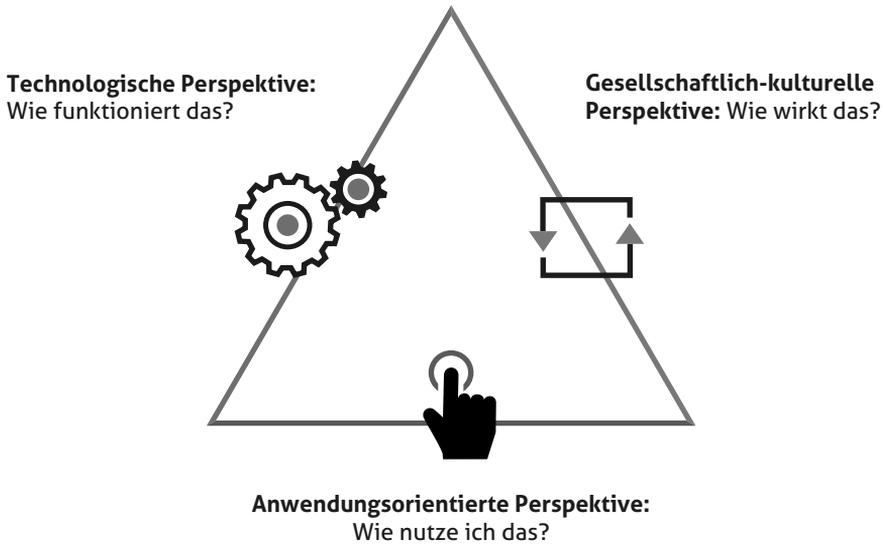


Abb. 11: Die drei Perspektiven des Dagstuhl-Dreiecks (Brinda et al. 2016) auf digitale Phänomene (Bild von Beat Döbeli Honegger und Renate Salzmann)

Generative Machine-Learning-Systeme und der Informatikunterricht

Die zunehmende Bedeutung von generativen Machine-Learning-Systemen beschäftigt die Informatikdidaktik in mehrfacher Hinsicht. Am naheliegendsten sind die Bemühungen, Grundkonzepte von (generativen) Machine-Learning-Systemen zu sammeln, didaktisch zu reduzieren und attraktiv zu vermitteln (siehe z. B. auch die Box »SoekiaGPT« in diesem Beitrag).

Daneben stellt sich für die Informatikdidaktik auch die grundlegende Frage, ob durch die jüngsten Entwicklungen im Bereich von generativen Machine-Learning-Systemen die Bedeutung von datengetriebenen Systemen im Vergleich zu regelbasierten Systemen für die Informatik und dadurch auch für den Informatikunterricht zugenommen hat. Nach dem von Jeannette Wing populär gemachten Schlagwort des »Computational Thinking« (Wing 2006) wird jetzt verschiedentlich ein »Computational Thinking 2.0« postuliert (Tedre, Denning & Toivonen 2021, Tedre 2022).

Im Rahmen dieser Grundsatzdiskussionen kommt auch die Frage auf, welche Bedeutung das Programmieren künftig als Teil der Allgemeinbildung haben sollte (a1499). Welsh (2023) gibt zwei Begründungen, warum das Programmieren im Berufsleben an Bedeutung verlieren könnte. Einerseits lassen sich eventuell vermehrt Probleme effizienter mit maschinellem Lernen lösen, statt dass ein traditionelles Programm geschrieben werden muss. Andererseits werden generative Machine-Learning-Systeme das reine Schreiben von Programmcodes stark unterstützen, wenn nicht gar ersetzen. Damit gewinnt unter dem Schlagwort »Programmieren können oder programmiert haben?« die Frage an Bedeutung, in welcher Tiefe Schüler:innen im Rahmen des allgemeinbildenden Unterrichts programmieren lernen sollten.

Insgesamt wird jedoch die Bedeutung des Informatikunterrichts auch durch einen möglichen Paradigmenwechsel hin zu datengetriebenen Systemen nicht abnehmen, da die Problemlösefähigkeit unter Zuhilfenahme eher noch an Relevanz gewinnen dürfte.

4.2 MIT: GMLS als Werkzeug und Medium in der Schule

Generative Machine-Learning-Systeme wurden bereits kurz nach ihrer Veröffentlichung sowohl von Lehrkräften als auch von Schüler:innen auf vielfältige Art und Weise als Werkzeug eingesetzt. So sagte bereits sechs Monate nach Veröffentlichung von ChatGPT eine Mehrheit der deutschen Schüler:innen, sie hätten den Dienst schon mindestens einmal genutzt (Bitkom 2023). Neben der Verwendung zur Recherche sind GMLS auch allgemein nutzbare Werkzeuge zur Erstellung und Bearbeitung von digitalen Produkten sowie für Rückmeldungen an Schüler:innen.

Während GMLS zu Beginn nur als eigenständige, nicht bildungsspezifische Werkzeuge verfügbar waren, werden sie derzeit immer stärker als Funktionen in andere Programme und Plattformen integriert. Bereits heute sind gängige Office-Programme mit entsprechenden Funktionen ausgerüstet, und auch erste Lernplattformen und Lehrmittel bieten entsprechende Erweiterungen. Es ist zu erwarten, dass bald auch stufenspezifische und fachspezifische GMLS verfügbar werden.

Wie bereits beim Einsatz von Lernprogrammen, Lern-Websites und Lern-Apps gilt auch bei generativen Machine-Learning-Systemen, dass ihre Eigenschaften und Lernpotenziale sehr stufen-, fach- und themenspezifisch sind und sich deshalb nur wenig Allgemeines darüber aussagen lässt. Erschwerend kommt hinzu, dass GMLS erst seit Kurzem schulisch genutzt werden und sich rasch weiterentwickeln. Daher existieren bisher kaum gesicherte noch aktuelle Untersuchungen.

Unmittelbare und sanktionsfreie Rückmeldungen

Ein allgemeiner, unschlagbarer Vorteil von GMLS in der Schule ist ihre immerwährende Verfügbarkeit und Antwortgeschwindigkeit im Vergleich zu Lehrkräften. GMLS sind Tag und Nacht, am Wochenende und in den Ferien verfügbar und liefern unmittelbare Rückmeldungen (a457), was allgemein als lernförderlich betrachtet wird (Hattie 2009). Beim Qualitätsvergleich von Rückmeldungen von Lehrpersonen versus GMLS sind die Art der Fragestellung und das konkrete Thema relevant. Während GMLS bei geschlossenen Fragestellungen teilweise bereits ebenbürtige, wenn nicht gar bessere Resultate als Lehrpersonen liefern, antworten Lehrpersonen bei offenen Fragestellungen bisher meist kompetenter (s. Hinweise zum KI-Feedback im Kap. 20).

Pauschalisierend ließe sich sagen, dass Lehrkräfte derzeit meist bezüglich Qualität der Antwort im Vorteil sind, während GMLS durch ihre dauernde Verfügbarkeit und Unmittelbarkeit punkten (siehe Abbildung 12). Zudem scheinen Schüler:innen an GMLS zu schätzen, dass sie sanktionsfreie Rückmeldungen bekommen (a458),

also ohne Scham oder Angst vor Konsequenzen wiederholt Fehler machen und Dinge ausprobieren können.

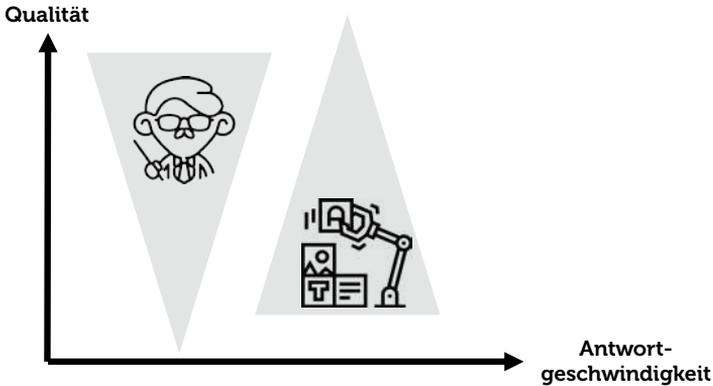


Abb. 12: Vergleich der Qualität und der Antwortgeschwindigkeit von Lehrpersonen und GMLS

Nutzungsarten von GMLS

Wie bei bisherigen digitalen Werkzeugen und Medien wird es auch bei GMLS darum gehen, diese geschickt im Lehr- und Lernprozess einzusetzen und diesen zu orchestrieren. Dabei zeigen sich ähnliche grundsätzliche Nutzungsarten von GMLS wie bei früheren digitalen Technologien. Aus der Perspektive von Schüler:innen bedeutet dies:

- **GMLS als kognitives offloading:** Schüler:innen delegieren Teile oder ganze Aufgaben an ein generatives Machine-Learning-System und geben dessen Ergebnis mehr oder weniger ungeprüft der Lehrperson ab (zu Risiken des Deskilling und Kompetenzverlusten durch GMLS siehe auch Kap. 3, 33, 34 und 47).
- **GMLS als kognitives Werkzeug:** Schüler:innen nutzen generative Machine-Learning-Systeme als Unterstützung in ihrem Arbeitsprozess, prüfen jedoch deren Ergebnisse vor der Weiterverwendung und Abgabe auf Plausibilität.
- **GMLS als Sparringspartner:** Schüler:innen nutzen ein generatives Machine-Learning-System als Sparringspartner im Arbeitsprozess und erhalten vom System auch Rückmeldungen zu ihren Überlegungen und Arbeitsfortschritten. Das ersetzt teilweise oder ganz das Feedback der Lehrperson. Wie schon beim Aufkommen des World Wide Web mit Suchmaschinen und Wikipedia führt diese Nutzungsart erneut zur Idee, Lehrpersonen bzw. Schulen würden überflüssig (a1185).

Auch bei Lehrkräften sind dieselben Nutzungsarten anzutreffen wie bei Schüler:innen:

- **GMLS als kognitives offloading:** Auch Lehrpersonen können Tätigkeiten komplett an GMLS auslagern, sowohl bei der Erarbeitung von Unterrichtsmaterial

(z. B. »Arbeitsblattgenerator«) als auch bei Rückmeldungen und Korrekturen von Arbeiten von Schüler:innen.

- **GMLS als kognitives Werkzeug:** Statt Tätigkeiten komplett an GMLS auszulagern, können Lehrperson GMLS auch als unterstützende Werkzeuge bei der Unterrichtsvor- und -nachbereitung nutzen.
- **GMLS als Sparringspartner:** Wenn auch vermutlich weniger ausgeprägt als bei Schüler:innen, können auch Lehrpersonen GMLS als Dialogpartner insbesondere bei der Unterrichtsvorbereitung einsetzen.

Begründeter Ausschluss von GMLS bei Lernprozessen und Leistungsnachweisen

Nutzen Schüler:innen GMLS als kognitives offloading, so werden die ausgelagerten Fertigkeiten nicht mehr erlernt und geübt. Wie beim Taschenrechner, der das Kopfrechnen nicht verdrängen sollte, ist es heute teilweise didaktisch sinnvoll, in gewissen Unterrichtssequenzen auf die Nutzung eigentlich verfügbarer digitaler Werkzeuge wie GMLS zu verzichten, um gewisse Aspekte zu üben oder Erkenntnisse durch eigenes Arbeiten und Nachdenken zu erlangen. Damit sich die Schule jedoch nicht dem Vorwurf zunehmender Weltfremdheit aussetzt, muss sie erklären können, warum in gewissen Unterrichtsszenarien generative ML-Systeme von Schüler:innen nicht genutzt werden dürfen.

Diese Überlegungen gelten insbesondere auch bei Prüfungen: Wie früher beim Taschenrechner in der Grundschule kann es didaktisch wünschenswert sein, die Nutzung von GMLS bei gewissen Leistungsnachweisen zu verbieten. Da GMLS aber immer allgegenwärtiger werden, ist dies ohne physische Präsenz praktisch nicht durchsetzbar. Somit lässt sich die Nutzung von GMLS bei Hausaufgaben und Distance-Learning-Prüfungen faktisch nicht verhindern – genauso wenig, wie sich bisher die Unterstützung durch andere Menschen verhindern ließ. Selbst in Präsenzsettings dürfte die Durchsetzung eines Verbots immer schwieriger werden: Sobald in die üblichen Betriebssysteme und Textverarbeitungsprogramme generative ML-Funktionen eingebaut werden, lässt sich deren Nutzung nicht mehr mit vernünftigem Aufwand durch technische Maßnahmen verhindern.

Grundsätzlich bieten sich zwei Lösungsansätze für dieses Problem an: alternative Prüfungsformate oder das Schreiben von Prüfungen ausschließlich auf Papier. Der zweite Ansatz kann jedoch problematisch sein. Einerseits weil in der konkreten Prüfungssituation nicht die im Alltag übliche Arbeitsweise geprüft wird. Andererseits wird sich der Unterricht an der analogen Arbeitsweise in der Prüfung ausrichten und somit weniger auf das Arbeiten in einer Kultur der Digitalität vorbereiten. Konkret: Wird der Abituraufsatz auf Papier geschrieben, wird im Deutschunterricht in den Jahren davor nicht das Schreiben mit digitalen Werkzeugen vermittelt und geübt werden.

Längerfristig werden sich die Formen von Kompetenzüberprüfungen wandeln müssen, um sowohl den Anforderungen der Informationsgesellschaft – unter anderem durch den gezielten Einsatz von GMLS – gerecht zu werden als auch den uner-

wünschten Einsatz ebensolcher Systeme zu verhindern. Dies ist nicht nur eine didaktische, sondern auch eine zeitliche Herausforderung. Sowohl die engere Begleitung von Lernenden als auch das Begutachten von Prozessportfolios oder mündliche Prüfungen (a1517) als Schutz vor unerlaubter GMLS-Nutzung erfordern mehr zeitliche Ressourcen von Lehrkräften. Trotzdem könnte sich aufgrund dieser Entwicklung die Bedeutung des Mündlichen gegenüber dem Schriftlichen erhöhen.

Das Datenschutz-Dilemma

Auch bezüglich des Datenschutzes stellen GMLS die Schule nicht vor komplett neue Herausforderungen. Im Gegenteil zeigt sich ein bekanntes Dilemma bei digitalen Werkzeugen in der Schule: Aktuelle, effiziente und leistungsfähige digitale Werkzeuge genügen dem grundsätzlich zu begrüßenden Datenschutzniveau für Schulen oft nicht. Es stellt sich somit die Frage, ob der Datenschutz missachtet oder auf den Einsatz von Werkzeugen verzichtet werden soll, die außerhalb der Schule sowohl in der Arbeitswelt als auch im Privatleben der Schüler:innen gang und gäbe sind.

Dieses Dilemma trifft derzeit auch auf GMLS zu. Systeme, die sich auf dem eigenen Computer installieren lassen, erreichen aktuell nicht die Leistungsfähigkeit von cloud-basierten Systemen. Will man die Leistungsfähigkeit aktueller Systeme im Unterricht nutzen, so werden persönliche Daten von Schüler:innen ins Internet übertragen. Dabei gilt es aus Datenschutzsicht zu unterscheiden, ob die Daten innerhalb von Ländern bleiben, die der DSGVO unterstehen oder nicht.

Aktuell verfügbare Dienste für Schulen, welche durch eine Zwischenebene verhindern, dass die Anbieter von generativen ML-Systemen Anmeldedaten von Schüler:innen erhalten, lösen das Problem nur teilweise, da weiterhin die Gefahr besteht, dass eventuell besonders schützenswerte Daten in fremde Hände geraten. Lehrkräfte müssen deshalb wie bei bisherigen Clouddiensten prüfen, welche Daten sich bedenkenlos an ein fremdes GMLS übergeben lassen.

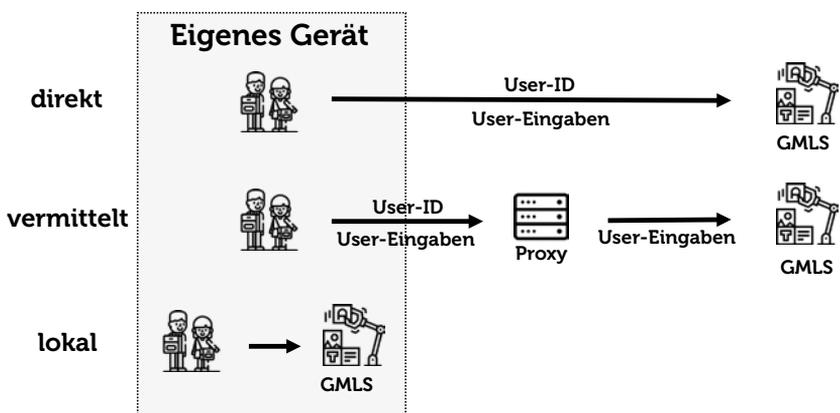


Abb. 13: Direkte, vermittelte und lokale Nutzung von GMLS

4.3 IN: Schule und Allgemeinbildung in einer von GMLS durchdrungenen Welt

Bezüglich generativer Machine-Learning-Systeme besteht die große Herausforderung nicht darin, GMLS sinnvoll als Werkzeug und Thema in die Schule einfließen zu lassen. Die deutlich gewichtigere und schwieriger zu beantwortende Frage lautet, wie generative Machine-Learning-Systeme den Unterricht und die Allgemeinbildung insgesamt verändern werden.

Inhalte und Methoden aller Fächer

GMLS werden Auswirkungen auf das private und berufliche Leben haben. Einerseits werden gewisse Tätigkeiten vollständig automatisiert und andererseits GMLS als alltägliche Werkzeuge genutzt werden. Für praktisch alle Schulfächer stellt sich mit GMLS wie bei jeder neuen Technologie erneut die Frage, welche Kompetenzen künftig gefragt sind (f38) und wie sich damit Inhalte und Methoden des Schulfaches anpassen sollten. So fordert beispielsweise Conrad Wolfram, Mathematik von einem Fach, das den Computer als alltägliches Hilfsmittel ignoriert, in ein Fach umzuwandeln, das den immer verfügbaren Computer als Ausgangslage für Problemlösungen nutzt (Wolfram 2020).

Steigendes kognitives Anspruchsniveau?

Im Arbeitsmarkt ist es bereits heute so, dass Menschen für ihren Lohn mehr leisten müssen als eine Maschine zum gleichen Preis leisten kann. Wenn nun GMLS kognitive Leistungen von Menschen immer besser imitieren können, besteht die Gefahr, dass das kognitive Anspruchsniveau für Anstellungen steigt. Salopp formuliert: Wer nicht besser schreiben kann als ein Textgenerator, wird künftig keine entsprechende Anstellung mehr finden.

Digitaler Schereneffekt?

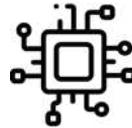
Bei digitalen Werkzeugen hat sich in der Vergangenheit ein Schereneffekt (w03389) gezeigt: Agile Schüler:innen nutzen die Potenziale meist rascher und effektiver als weniger agile. Wenn dies bei generativen Machine-Learning-Systemen ähnlich ist, wird die Heterogenität weiter steigen (a1511). Solange alle Schüler:innen von der Nutzung von GMLS profitieren, ist deren Einsatz zwar grundsätzlich zu begrüßen. Die wachsende Heterogenität muss jedoch bei der Unterrichtsplanung berücksichtigt werden.

Zunehmende Motivationsprobleme?

Als größte Herausforderung von generativen Machine-Learning-Systemen im Bildungswesen könnten sich zunehmende Motivationsprobleme von Schüler:innen herausstellen (Döbeli Honegger 2023b). So haben Schüler:innen mit dem Kopfrechnen etwas gelernt, was ein Taschenrechner schneller und besser kann. Dies hat aber bisher praktisch nie zu Motivationsproblemen geführt, weil es sich einerseits auf den eng begrenzten Bereich des Kopfrechnens beschränkte und andererseits, weil Kinder in diesem Alter größtenteils gerne zur Schule gehen und oft auch der Lehrperson gefallen wollen. Was aber, wenn die Bereiche, in denen die Maschine die Lernenden übertrifft, immer zahlreicher werden und Schüler:innen der Sekundarstufe I und II realisieren, dass GMLS immer besser und schneller formulieren, gestalten und Lösungen für kognitive Probleme finden als sie selbst – egal, wie sehr sie sich in der Schule anstrengen?



**Warum soll ich lernen,
was die Maschine (besser) kann?**



- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Weil die Maschine nicht immer verfügbar ist. | <input type="checkbox"/> Weil ich den Schulabschluss benötige. |
| <input type="checkbox"/> Weil es peinlich ist, die Maschine zu benötigen. | <input type="checkbox"/> Weil es mir Spass macht. |
| <input type="checkbox"/> Weil ich es benötige, um die Maschine bedienen zu können. | <input type="checkbox"/> Weil ich meinen Geist fit halten will. |
| <input type="checkbox"/> Weil ich es benötige, um die Ergebnisse einschätzen zu können. | <input type="checkbox"/> Weil Eltern und Schule das so wollen. |
| <input type="checkbox"/> Weil ich so Anspruchsvolleres verstehen und gestalten kann. | <input type="checkbox"/> Weil ich der Maschine nicht vertraue. |

Abb. 14: Mögliche Begründungen, warum Schüler:innen Dinge lernen sollen, die eine Maschine besser kann als sie – als Diskussionsgrundlage zu GMLS in der Schule (Döbeli Honegger 2023b)

Diesbezüglich wird die Herausforderung vermutlich immer größer, Schüler:innen zu motivieren, auch Fertigkeiten zu erwerben, über die Computer bereits verfügen – einerseits, um deren Ergebnisse zu verstehen und zu beurteilen, und andererseits, um in Zusammenarbeit mit GMLS über die individuellen Leistungen von Mensch und Maschine hinauszuwachsen (a1531; Hamilton, William & Hattie, 2023, SWK 2024).

Abbildung 14 zeigt mögliche Begründungen, warum Schüler:innen Dinge lernen sollen, die eine Maschine besser kann als sie (f166). Die nicht abschließende Auswahl kann als Grundlage für entsprechende Diskussionen mit Schüler:innen, Eltern und Lehrpersonen dienen: Welche Begründungen fehlen? Welche Antworten würden Schüler:innen nie geben? Welche Antworten wünschen sich Erwachsene von

Schüler:innen? Wie gehen Erwachsene damit um, wenn Schüler:innen für keine der Begründungen zugänglich sind?

Der Autor dankt Werner Hartmann, Michael Hielscher, Marc Pilloud, Nico Steinbach und Vincent Tschertter für wertvolle Anregungen und Diskussionen.

Literatur

Da sich der Themenbereich auch nach der Publikation dieses Beitrags rasch weiterentwickeln dürfte, sei zum einen auf die Website <https://gmls.phsz.ch> verwiesen, auf welche die Pädagogische Hochschule Schwyz seit Dezember 2022 fortwährend aktualisierte Einschätzungen zum Thema »GMLS und Schule« publiziert. Zum anderen sind in diesem Beitrag öfters Verweise der Art (w2833) zu finden. Angehängt an die URL <https://doebe.li/> verweisen sie auf Einträge in die Literaturdatenbank des Autors (also z. B. <https://doebe.li/w2833>). Im Gegensatz zu traditionellen Literaturverweisen sind dort nicht nur Informationen aus der Zeit vor der Publikation dieses Beitrags zu finden, sondern als eine Art »Literaturverweise in die Zukunft« auch Informationen, die erst nach Publikation des Beitrags hinzugefügt worden sind.

- Bitkom (2023). Hälfte der Schülerinnen und Schüler hat schon mal ChatGPT genutzt. <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/ChatGPT-in-Schule-nutzen>, <https://doebe.li/t31592>
- Emily M. Bender, Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major & Shmargaret Shmitchell (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots. In: FAccT '21: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. <https://doebe.li/t29859>
- Brinda et al. (2016) Bildung in der digitalen vernetzten Welt. <https://doebe.li/t19593>
- D-EDK (2016). Modullehrplan Medien und Informatik. In: D-EDK (2016) Lehrplan 21. https://vfe.lehrplan.ch/container/V_FE_DE_Modul_ML.pdf, <https://doebe.li/t17600>
- Döbeli Honegger, Beat (2016). Mehr als 0 und 1. Schule in einer digitalisierten Welt. Bern: hep Verlag. <https://doebe.li/b6000>
- Döbeli Honegger, Beat (2021) Was machen wir mit der Digitalisierung? In: Pädagogik 5/2021, 41-46. <https://doebe.li/t27000>
- Döbeli Honegger, Beat (2022). Müssen wir immer noch über das Digitale reden? Campus 2022, <https://doebe.li/publications/2022-doebeli-honegger-campus-baar.pdf>, <https://doebe.li/t28700>
- Döbeli Honegger, Beat (2023). Warum soll ich lernen, was die Maschine (besser) kann? <https://blog.doebe.li/Blog/WarumSollIchLernenWasDieMaschineBesserKann>, <https://doebe.li/t31560>
- Döbeli Honegger, Beat (2023). ChatGPT – der iPhone-Moment des maschinellen Lernens? In: Info 7 1/2023. Das Magazin für Medien, Archive und Information. <https://doebe.li/t29200>
- Döbeli Honegger, Beat (2024). Was will uns ChatGPT sagen? Pädagogik 3/2024, 34-38. <https://doebe.li/t31000>
- Domingos, Pedro (2015). The Master Algorithm. How the Quest for the Ultimate Learning Machine Will Remake Our World. Penguin Random House. <https://doebe.li/b06040>
- European Digital Education Hub EDEH (2023). AI Report. doi :10.2797/828281, <https://doebe.li/b8639>
- Hamilton, Arran.; Wilam, Dylan. & Hattie, John (2023). The Future of AI in Education. 13 Things We Can Do to Minimize the Damage. Working Paper. <https://doebe.li/t30924>
- Hattie, John (2009). Visible Learning. London: Routledge. <https://doebe.li/b4477>
- Hielscher, Michael (2023). SoekiaGPT – ein didaktisches Sprachmodell. Informatische Bildung in Schulen, 1(1). <https://doebe.li/t30564>

- Nievergelt, Jürg (1995). Welchen Wert haben theoretische Grundlagen für die Berufspraxis? Gedanken zum Fundament des Informatik-Turms. In: *Informatik-Spektrum* 18(6):342-344. <https://doebe.li/t2492>
- Sachse, Maximilian (2023). Die große Bonanza mit Künstlicher Intelligenz. *FAZ* vom 11.04.2023. <https://doebe.li/t31607>
- Silver, David et al. (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature* 550, 354-59. <https://doebe.li/t31606>
- Ständige wissenschaftliche Kommission der KMK (2024). Large Language Models und ihre Potenziale im Bildungssystem. Impulspapier der Ständigen Wissenschaftlichen Kommission der Kultusministerkonferenz. <https://doebe.li/t31100>
- Tedre, Matti; Denning, Peter J. & Toivonen, Tapani (2021). CT 2.0. In *Proceedings of the 21st Koli Calling International Conference on Computing Education Research (Koli Calling '21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 3, 1-8. <https://doi.org/10.1145/3488042.3488053>, <https://doebe.li/t30065>
- Tedre, Matti (2022). Computational Thinking 2.0. In *Proceedings of the 17th Workshop in Primary and Secondary Computing Education (WiPSCE '22)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 1, 1-2. <https://doi.org/10.1145/3556787.3556788>, <https://doebe.li/t29565>
- Weizenbaum, Joseph (1967). Contextual understanding by computers. *Commun. ACM*.10,.8, 474-480. <https://doebe.li/t02485>
- Welsh, Matt (2023). The End of Programming. *Commun. ACM* 66, 1, 34-35. <https://doi.org/10.1145/3570220>, <https://doebe.li/t29790>
- Wing, Jeanette (2006) Computational Thinking. *Commun. ACM* 49, 3, , 33-35. <https://doi.org/10.1145/1118178.1118215>, <https://doebe.li/t12130>
- Wolfram, Conrad (2020). *The Math(s) Fix: An Education Blueprint for the AI Age*. Champaign: Wolfram Media. <https://doebe.li/b8749>
- Zehnder, Carl August (2000). *Informatik-Allgemeinbildung. Wieviel und welche Informatik brauchen Maturanden?* <https://doebe.li/t1093>
- Zweig, Katharina (2019). *Ein Algorithmus hat kein Taktgefühl*. Heyne Verlag. <https://doebe.li/b7175>