

Künstliche Intelligenz: Übertragbare Erkenntnisse der Automobilindustrie auf die Wasserwirtschaft

Spätestens seit der Einführung von ChatGPT ist Künstliche Intelligenz in die Breite der Gesellschaft vorgedrungen. Die Wasserwirtschaft, sicher nicht Vorreiter bei der Anwendung von KI, nutzt diese Technologie nun auch zunehmend, um wichtige Aufgabenstellungen in ihrem Bereich zu lösen. Was generative KI im Allgemeinen kann und welche Lösungen sie insbesondere für die Wasserwirtschaft bereithält, erfahren wir im Gespräch mit Dr. Matthias Pätsch von der IAV GmbH – Ingenieurgesellschaft Auto und Verkehr.

Herr Pätsch, Sie arbeiten für ein Unternehmen, dessen Hauptkunden in der Automobilwirtschaft und im Verkehrssektor zu finden sind. Wie entstand die Verbindung zur Wasserwirtschaft?

Zur Kernkompetenz von IAV zählen die Arbeitsfelder Data Analytics¹ und Systemmanagement. Hier wurden mit Erfolg Methoden der KI für Optimierungsaufgaben im automotive engineering eingesetzt. Im Sinne des „Not Invented Here“ und der Idee der Cross-Industry-Innovation², hat IAV früh erkannt, dass sich

Prozeduren, Prozesse und Technologien, die in der Automobilwirtschaft erfolgreich in der Anwendung sind, auch in anderen Sektoren anwenden lassen. IAV ist mit diesem Ansatz vor über zehn Jahren in die Energiewirtschaft eingestiegen und seit 2017 engagieren wir uns in der Wasserwirtschaft. Ein erster Erfolg versprechender Ansatz konnte über das Forschungsprojekt MobileView³ erreicht werden. Aus einer Flotte von ca. 100 Fahrzeugen der EGLV (Emscher Genossenschaft / Lippe Verband) wurden Daten aus den Fahrzeugen erhoben, um extreme Regenereignisse zu erkennen und über den KFZ-Schwarm abzubilden. Die Daten wurden gemeinsam mit Radardaten und Daten aus ortsfesten Wetterstationen verschnitten ausgewertet und in ein Prognosemodell überführt. Im Ergebnis konnten wir gemeinsam mit unseren Forschungspartnern³ nachweisen, dass fahrende Fahrzeuge extreme Wetterereignisse erkennen können und in der integrierten Betrachtung ein optimiertes Systemmanagement für wasserwirtschaftliche Infrastruktur ermöglichen. Seitdem haben wir weitere Projekte in der Wasserwirtschaft bearbeitet.

¹ Data Analytics beschreibt die gesamte Technologie, welche im Voraus zur Datengewinnung und auch im Nachhinein zur Auswertung der Daten eingesetzt wird. Data Analysis hingegen beschreibt die aktive Untersuchung und Auswertung, also den Prozess der Data Analyse an sich. Durch die Anwendung statistischer Methoden werden die durch Data-Software gewonnenen Daten analysiert und visualisiert, um sie für die Unternehmen in einer sinnvoll bearbeitbaren Form zu präsentieren. Somit stellt Data Analysis eine Komponente der Methode Data Analytics dar. Die Daten, die durch die Data Analysis aggregiert wurden, können Erkenntnisse für die Business Optimierung liefern und vereinfachen Entscheidungsprozesse.

² Eine Cross-Industry Innovation beschreibt eine branchenübergreifende Innovation, welche aus einer Kombination von analogem technologischen und/oder industriespezifischen Wissen von außerhalb der eigenen Industrie resultiert.

³ https://www.fiw.rwth-aachen.de/fileadmin/user_upload/Public_Relations/PDF/mobileVIEW_Abschlussbericht_1005_de.pdf, aufgerufen am 18.12.2024



1991 schloss Matthias Pätsch das Studium Bauwesen der TU Braunschweig als Diplom-Ingenieur ab. Er blieb bis 1995 am Leichtweiß-Institut als Projekt-Ingenieur und -manager im Sachgebiet Grundbau tätig. Von 2002 bis 2008 war er Projektmanager bei DHI in Bremen. 2006 promovierte er am Institut für Grundwasserwirtschaft an der TU Dresden. 2008 wechselte er als Modellierungsexperte zu DHI in Australien. Ab 2010 war er Büroleiter bei DHI-WASY in Köln und ab 2012 Projektkoordinator von Client in Vietnam für die TU Braunschweig. Client ist ein Verbundprojekt für Technologien zum nachhaltigen Gewässer- und Umweltschutz von Küstenlandschaften in Vietnam. Seit 2016 ist Pätsch an der HAWK Hildesheim als Lehrbeauftragter für nachhaltiges Wasserressourcenmanagement tätig sowie Leiter Business Development für Wasserwirtschaft - Innovation und Nachhaltigkeitsmanagement bei der IAV GmbH.

Auf den Industrietagen Wassertechnik 2023 haben Sie einen Vortrag zu den Waves of Change gehalten. Was verstehen Sie darunter im Zusammenhang mit KI in der Wasserwirtschaft?

Der Vortrag ist die Essenz aus insgesamt drei Projekten zur Anwendung von generativer KI in der Wasserwirtschaft, die meine Kollegen Dr. Peter Schichtel und Alireeza Koochali bearbeitet haben. Die Arbeiten entstanden gemeinsam mit weiteren WissenschaftlerInnen am kooperativ betriebenen Forschungslabor FLaP (Forschungslabor Lernen aus Prüfdaten)⁴ von IAV und DFKI (Deutsches Forschungszentrum für künstliche Intelligenz) in Kaiserslautern [1,2]. Generative KI kann in der Wasserwirtschaft ein Game-Changer sein. Seit der Veröffentlichung von ChatGPT3.5 im November 2022 vergeht kein Monat, in dem nicht neue Entwicklungen und damit neue Geschäftsmodelle entstehen.

Vor dem Hintergrund der vielfältigen Herausforderungen in der Wasserwirtschaft (Wasserknappheit, Knappheit von Fachkräften, knappe finanzielle Mittel, Klimawandel,...) sind neue Antworten notwendig. Wir werden insbesondere auch schneller auf die Herausforderungen reagieren müssen. Die „üblichen“ 3-5 Jahre Forschungszyklen werden nicht mehr ausreichen, um neue Ideen zu produzieren, bzw. in die Anwendung zu bringen. Die Dynamik, die in der KI steckt, gibt uns andererseits aber auch die Möglichkeit dafür, mit dieser neuen Geschwindigkeit mitzuhalten. Die Wasserwirtschaft, wie jeder andere Bereich aber auch, kann von den Entwicklungen außerhalb ihrer

eigenen Kernkompetenzen profitieren, wenn sie dazu bereit ist, das „Not Invented Here“ zu akzeptieren und kreativ aufzunehmen. IAV hat in Zusammenarbeit mit dem DFKI in zwei Projekten die Potentiale generativer Modelle aufgezeigt [1, 2].

Um zu verstehen, welche Möglichkeiten generative KI in der Wasserwirtschaft bietet, muss man vorab verstanden haben, welche generativen Technologien es überhaupt gibt und worin sie sich unterscheiden. Können Sie uns dazu einen kurzen Überblick geben?

Einige der wichtigsten generativen Technologien umfassen, z. B.:
 Generative Adversarial Networks (GANs): Eine Klasse von KI-Algorithmen, die zwei Netzwerke verwendet – ein generatives Netzwerk, das Daten erzeugt, und ein Diskriminatornetzwerk, welches die Echtheit dieser Daten bewertet. Die beiden Netzwerke treten gegeneinander an und der Generator lernt so realistische Daten zu erzeugen [3].
 Variational Autoencoders (VAEs): Hier hat ein Netzwerk die Aufgabe, die Daten zu komprimieren (im sogenannten Encoder) und anschließend wiederherzustellen (im Decoder). Der Decoder kann später verwendet werden, um unabhängig Daten zu erzeugen. [4]
 Diffusion: Die Daten werden durch Rauschen unkenntlich gemacht und das Netzwerk lernt die Daten zu rekonstruieren. Dadurch können aus Rauschen realistische Daten hergestellt werden. [5]

4 <https://flap.dfki.de> FLaP – Forschen und Lernen aus Prüfdaten

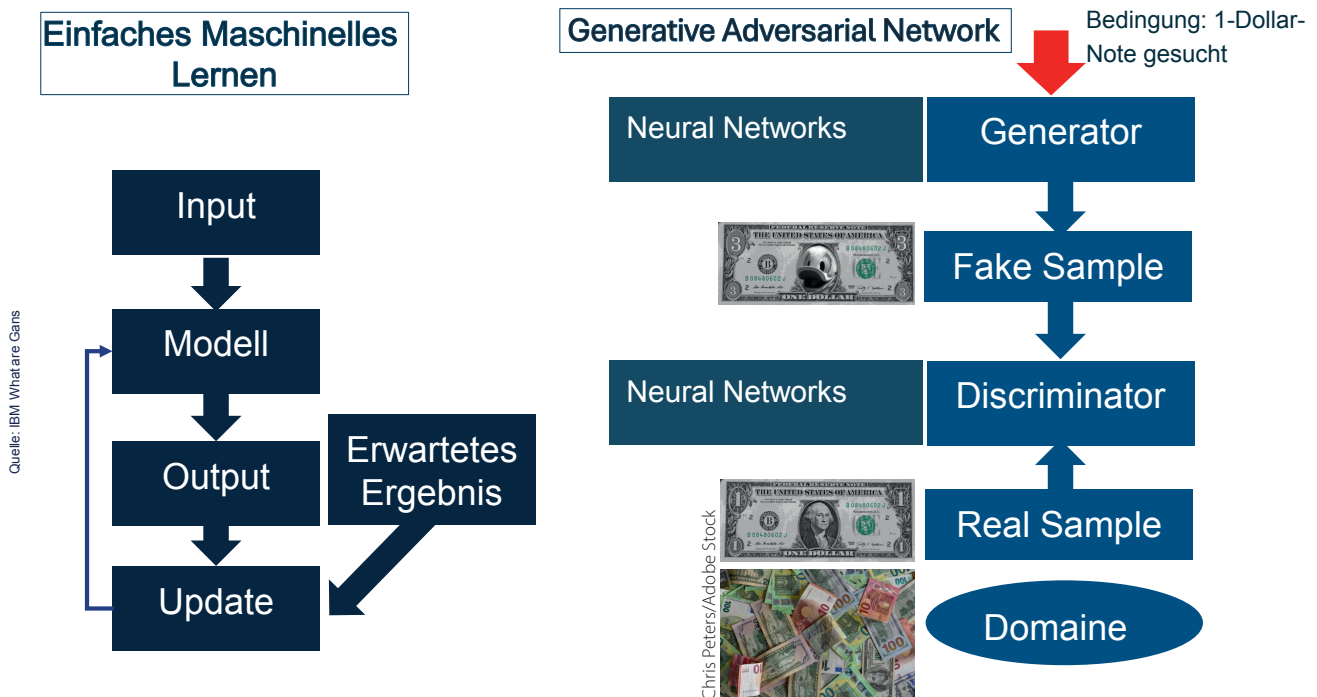


Bild 1: Einfaches maschinelles Lernen im Vergleich mit dem GAN anhand des Beispiels „Falschgeld detektieren“. Der Generator erzeugt über den Input Vektor Informationen, wie ein Geldschein aussehen könnte, und entwirft daraus ein Bild. Gleichzeitig wird die Bedingung gestellt, das ein realer Geldschein die eine „1 Dollar-Note“ sein muss. Der Diskriminator ordnet anhand von Daten realer Banknoten das Ergebnis des Generators als richtig oder falsch ein. Der Prozess wird so lange wiederholt, bis die vom Generator erzeugten Bilder so gut sind, dass der Diskriminator nicht mehr zwischen echten und falschen Scheinen unterscheiden kann.

Des Weiteren gab es auch wesentliche Fortschritte in der Modellierung von Problemen durch neuronale Netzwerke. Hier gilt es die Transformer als Basistechnologie hervorzuheben [6]. Die Kombination der verschiedenen Basistechnologien des maschinellen Lernens zusammen mit den Algorithmen der generativen KI erlauben uns ganz neue Wege der Problemlösung und Anwendungsgestaltung, z. B.:

Generierung von Textinhalt: Beispiele hierfür sind OpenAI GPT-Reihe und Google BERT.

Erstellen von Bildern: Kontextbezogenes Generieren von Bildinhalten (Stable Diffusion)

Musikgenerierung: KI-Systeme, die in der Lage sind, neue Musikstücke zu komponieren, indem sie verschiedene Stile und Genres lernen und imitieren.

Data-Augmentation: Generative Technologien werden eingesetzt, um zusätzliche Trainingsdaten für KI-Modelle zu erzeugen, was insbesondere im Bereich des maschinellen Lernens wichtig ist.

All diese Technologien erforscht IAV im FLaP schon seit 2018 vor allem im Kontext von Sensordaten und Zeitreihen, wie sie ja auch in der Wasserwirtschaft vorkommen.

In welchen Bereichen lässt sich die KI anwenden?

Generative Technologien finden zunehmend Anwendung in vielen gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Bereichen, von der Kunst und Unterhaltung über die Medizin und Pharmazie bis hin zur Automobilindustrie, Bauwirtschaft und Wasserwirtschaft. Dabei nutzen Unternehmen KI in unterschiedlichsten Ausprägungen: für regelbasierte Systeme, Roboter, Machine Learning, Deep Learning oder Text- und Videoanalyse und Data Augmentation.

Tatsächlich scheint es mittlerweile keinen Bereich mehr zu geben, wo nicht mindestens die Möglichkeiten der Anwendung untersucht werden.

Im Idealfall passiert dies immer mit der Maßgabe, dass der spezielle Use-Case – also der spezielle Bearbeitungsfall – betrachtet wird. Im Vordergrund steht bei der Anwendung die Frage, wo die KI zielführend angewendet werden kann. Es soll nicht darum gehen, „lass uns mal was mit KI machen...“ sondern immer darum, eine Anwendung von KI nur nutzbringend und den Use-Case unterstützend anzuwenden. In der Wasserwirtschaft gibt es bereits Anwendungen im Feld der Anomalie-Detektion, der Anlagenbewertung, zum operationellen Betrieb und zu Vorhersagen auf Systemebene (vgl. [7]).

In welchem dieser Anwendungsbereiche sehen Sie das größte Potenzial für den Einsatz generativer KI?

Ganz klar im Feld der Data-Analytics. IAV legt den Fokus – mit Bezug zu den an uns herangetragenen Themen in der Wasserwirtschaft – auf Szenariovorhersagen und Data Augmentation.

Wo liegen die Herausforderungen, wenn KI dort eingesetzt wird?

Die Anwendung generativer Modelle auf Fragestellungen der Wasserwirtschaft bringt spezifische Herausforderungen mit sich,

“Die Forderung, dass KI-Systeme letztendlich von Menschen überwacht werden müssen, ist sowohl vernünftig als auch umsetzbar.”

die sowohl technischer als auch praktischer Natur sind. Nachfolgend seien exemplarisch genannt:

Datenqualität und -verfügbarkeit: Generative Modelle benötigen große Mengen hochwertiger Daten, um effektiv zu sein. Modellkomplexität und Interpretierbarkeit: Generative Modelle, insbesondere fortgeschrittene wie GANs oder komplexe neuronale Netzwerke, können sehr komplex sein. Dies erschwert es, die Modelle zu interpretieren und die Ergebnisse verständlich für Fachleute ohne spezifische KI-Kenntnisse zu machen.

Umwelt- und Klimaveränderungen: Veränderungen in der Umwelt und im Klima können dazu führen, dass historische Daten, die zur Schulung von Modellen verwendet werden, nicht mehr repräsentativ für aktuelle oder zukünftige Bedingungen sind.

Können Sie die Funktionsweise eines generativen Modells an einem Beispiel veranschaulichen?

Die Funktionsweise von Generative Adversarial Networks (GANs) kann an einem konkreten Beispiel aus der Wasserwirtschaft veranschaulicht werden [siehe auch 1, 2].

Dabei gehen wir von existierenden Zeitreihendaten von Niederschlagsereignissen und Abflussmengen sowie Daten von Abflusstiefenmessungen in einem Kanalnetz aus. Das Ziel der Anwendung des GAN ist die Erzeugung längerer Zeitreihen, um eine Optimierung der Steuerstrategie des Abflusses zu beurteilen. Die Vorgehensweise im Einzelnen lässt sich anhand von fünf Einzelschritten nachvollziehen:

Aufteilung in Generator und Diskriminator: Ein GAN besteht aus den zwei Hauptkomponenten Generator und Diskriminator. Ziel des Generators ist es, neue, bisher nicht existierende Zeitreihendaten zu erzeugen, die denen aus den vorhandenen Messungen ähneln. Der Diskriminator hat die Aufgabe, zwischen den echten Daten aus den vorhandenen Messungen und den vom Generator erzeugten Daten zu unterscheiden.

Training des Generators: Der Generator beginnt zunächst mit zufälligen Daten (Rauschen) und versucht, daraus Daten zu generieren, die den echten Zeitreihen ähneln. Diese generierten Daten werden dem Diskriminator vorgestellt.

Training des Diskriminators: Der Diskriminator erhält sowohl die echten Daten als auch die vom Generator erzeugten Daten. Seine Aufgabe ist es, zu lernen, diese beiden Datensätze voneinander zu unterscheiden.

Feedback und Anpassung: Jedes Mal, wenn der Diskriminator einen Fehler macht (z. B. generierte Daten als echt einstuft

“Die Sicherheit von Daten in KI-gesteuerten städtischen Systemen bedeutet eine komplexe Herausforderung, die ein umfassendes Sicherheitskonzept und kontinuierliche Wachsamkeit erfordert.”

oder echte Daten als falsch markiert), erhält er ein Feedback, um seine Beurteilung zu verbessern. Der Generator wiederum erhält ein Feedback, das ihm hilft, den Diskriminator besser zu täuschen.

Erreichen des Gleichgewichts: Das Ziel ist es, ein Gleichgewicht zu erreichen, in dem der Generator so überzeugende Daten produziert, dass der Diskriminator nicht mehr zuverlässig zwischen echten und generierten Daten unterscheiden kann. An diesem Punkt generiert der Generator realistische Zeitreihendaten, die für die Analyse verwendet werden können.

Die auf diesem Wege erzeugten längeren Zeitreihen zeigen realistische Muster von Niederschlags- und Abflussereignissen und können nun analysiert werden, um die Steuerstrategie für den Abfluss zu optimieren. Somit lassen sich Reaktionen des Kanalnetzes auf verschiedene Wetterszenarien modellieren und verstehen. Somit stellen GANs für die Wasserwirtschaft eine leistungsfähige Methode dar, um Lücken in vorhanden Daten zu füllen und eine effizientere Entscheidungsfindung zu ermöglichen. Wichtig ist jedoch, die Grenzen und die Qualität der generierten Daten zu verstehen und sie sorgfältig im Kontext ihrer Anwendung zu bewerten.

WISSENSBOX: KI ODER AI?

Interessant ist die Einordnung, die Ramona Greiner, David Berger und Matthias Böck mit Bezug zu dem deutschen Begriff künstliche Intelligenz vornehmen (in [8]): „In der englischen Sprache ist KI die AI – Artificial Intelligence. Der Begriff Intelligence geht dabei über den Begriff der deutschen Intelligenz hinaus, bzw. hat auch einen etwas anderen Sinn: „Das englische „Intelligence“ bedeutet in der Programmierung und IT schlichtweg „Informationsverarbeitung“, wie man es auch aus den Begriffen „Business Intelligence (BI)“ oder von der CIA (= Central Intelligence Agency) kennt. Das deutsche Wort „Intelligenz“ wird von den meisten Menschen aber mit Autonomie und Selbstbestimmtheit assoziiert. Dadurch entsteht der Eindruck, dass Artificial-Intelligence Anwendungen, als Computer-Software oder in Robotern, selbst denken und entscheiden, ein eigenes Bewusstsein entwickeln und sich in einem Terminator-Szenario gegen die Menschen richten könnten. An diesem Punkt sind wir jedoch bei Weitem (noch) nicht.“

Generell soll durch den Einsatz von KI auch der Zugriff auf Daten innerhalb eines Systems vereinfacht werden. Das bringt natürlich die Frage mit sich, wie sicher die erfassten Daten sind, zumal der Einsatz nicht selten bei städtischen Organisationen erfolgt. Wie schätzen Sie die Sicherheitsfrage ein?

Es gelten sämtliche vorhandenen Regularien zu Daten- und Cybersicherheit. Diese werden von IAV bei der Entwicklung der KI Algorithmen „by design“ eingehalten. IAV hat hierzu eigene Prozesse entwickelt und passt diese laufend an neue und aktuelle Anforderungen an. Dabei wird immer auf dem höchsten Stand der möglichen Sicherheitsstandards gearbeitet. Dies übrigens auch deswegen, weil wir auch im Thema „Autonomes Fahren“ arbeiten. Die dort geforderten Sicherheitsstandards sind sicherlich die am weitesten entwickelten. Auf diese Erfahrungen in der Firma greifen wir zurück.

Die Sicherheit von Daten in KI-gesteuerten städtischen Systemen bedeutet eine komplexe Herausforderung, die ein umfassendes Sicherheitskonzept und kontinuierliche Wachsamkeit erfordert. Angesichts der potenziellen Risiken müssen städtische Organisationen in starke Sicherheitsprotokolle, Fachkenntnisse und bewährte Praktiken, vor allem aber auch Personal, investieren, um die Sicherheit der Daten und Systeme zu gewährleisten.

Hier sind einige Schlüsselfaktoren, die die Sicherheitsfrage betreffen:

Datenschutz und Vertraulichkeit: Städtische Organisationen verarbeiten oft sensible Daten, die persönliche Informationen oder kritische Infrastrukturdetails enthalten können. Es ist entscheidend, dass diese Daten gegen unbefugten Zugriff und Missbrauch geschützt sind.

Datensicherheit und -integrität: Die Integrität der Daten muss gewährleistet sein, um sicherzustellen, dass die von der KI getroffenen Entscheidungen auf korrekten und unverfälschten Informationen basieren. Dies umfasst den Schutz vor Manipulation, Verlust oder Beschädigung der Daten.

Netzwerksicherheit: Die zunehmende Vernetzung von städtischen Systemen erhöht das Risiko von Cyberangriffen. Robuste Netzwerksicherheitsmaßnahmen sind erforderlich, um Angriffe wie Denial-of-Service (DoS), Malware und Eindringversuche zu verhindern.

Transparenz und Rechenschaftspflicht: Es sollte klar sein, wie und warum KI-Systeme bestimmte Daten verwenden und Entscheidungen treffen. Dies fördert das Vertrauen in die Systeme und erleichtert die Überwachung und Überprüfung ihrer Sicherheit.

Menschliche Aufsicht: Trotz der Automatisierung durch KI ist es wichtig, dass menschliche Experten die Systeme überwachen und eingreifen können, falls Sicherheitsprobleme auftreten.

Gibt es bekannte Sicherheitslücken in der Arbeit mit KI?

Ja, es gibt bekannte Sicherheitslücken und Herausforderungen im Zusammenhang mit der Arbeit mit Künstlicher Intelligenz (KI), die sowohl die KI-Modelle selbst als auch ihre Implementierung und Nutzung betreffen. Einige der wichtigsten Sicherheitsrisiken sind:

Datenmanipulation und Adversarial Attacks: KI-Systeme, insbesondere solche, die auf maschinellem Lernen basieren, können anfällig für Angriffe sein, bei denen Eingabedaten manipuliert werden, um das System zu täuschen.

Datenschutzverletzungen: KI-Systeme verarbeiten und speichern oft große Mengen an sensiblen Daten. Unzureichende Sicherheitsmaßnahmen können zu Datenlecks und Datenschutzverletzungen führen.

Bias und Diskriminierung: KI-Modelle können Voreingenommenheiten (Biases) aus den Trainingsdaten übernehmen, was zu diskriminierenden oder ungerechten Entscheidungen führen kann. Solche Voreingenommenheiten können sowohl ein ethisches Problem darstellen als auch die Effektivität des Modells beeinträchtigen.

Mangelnde Transparenz und Nachvollziehbarkeit: In einigen Fällen ist es schwierig zu verstehen, wie KI-Modelle, insbesondere Deep-Learning-Modelle, zu bestimmten Ergebnissen kommen. Diese „Black Box“-Natur kann Sicherheitsüberprüfungen erschweren.

Ressourcen- und Wissenslücken: Viele Organisationen verfügen möglicherweise nicht über die erforderlichen Ressourcen oder das Fachwissen, um KI-Systeme sicher zu implementieren und zu warten.

Um diese Risiken zu mindern, ist es wichtig, robuste Sicherheitsprotokolle, regelmäßige Überprüfungen, Ethikrichtlinien und Datenschutzmaßnahmen zu implementieren. Darüber hinaus ist eine ständige Weiterbildung und Sensibilisierung der mit KI arbeitenden Fachkräfte notwendig, um sicherzustellen, dass sie sich der potenziellen Risiken bewusst sind und angemessen darauf reagieren können. Manche der Risiken können dabei wiederum „by design“ ausgeschlossen oder minimiert werden. Aber auch hier gilt: Gegen kriminelle Energie ist man am Ende nie gefeit und eine 100%ige Sicherheit wird es nicht geben.

Wenige Tage vor diesem Gespräch hat das europäische Parlament zum ersten Mal ein Gesetz zur Regulierung von KI auf den Weg gebracht. Aus ersten Meldungen dazu lässt sich entnehmen, dass es zunächst um den Schutz von Persönlichkeitsrechten geht.

Inwieweit betrifft das Gesetz unmittelbar KI-Anwendungen in der Wasserwirtschaft?

Die KI-Richtlinie zielt vor allem darauf ab, die Anwendungen von KI in einen rechtlichen Rahmen zu setzen. Insofern sind Entwicklungen und Weiterentwicklungen weiterhin möglich. Dort wo Anwendungen in das Persönlichkeitsrecht eingreifen, wird IAV dem Rechnung tragen.

Wie schätzen Sie die Umsetzbarkeit der Forderung ein, dass KI-Systeme schlussendlich von Menschen überwacht werden müssen, um schädliche Ergebnisse zu verhindern?

Die Forderung, dass KI-Systeme letztendlich von Menschen überwacht werden müssen, ist sowohl vernünftig als auch umsetzbar. Aber sie bringt Herausforderungen mit sich, die im Wesentlichen von der Komplexität und dem Systemverständnis durch den Anwender bestimmt werden. Dabei ist es wichtig, ein Gleichgewicht zu finden, bei dem KI-Systeme effektiv überwacht werden, ohne dass die Innovation unnötig eingeschränkt wird. Zu strenge Kontrollen könnten den Fortschritt in der KI-Technologie verlangsamen. Die Verantwortlichkeit für Entscheidungen, die von KI-Systemen getroffen werden, muss klar definiert sein. Transparenz in der Funktionsweise der KI ist entscheidend, damit Überwacher die Entscheidungen der KI nachvollziehen und bewerten können.

Herr Pättsch, herzlichen Dank für ihren detaillierten und anschaulichen Einblick in die „Black Box“ generative KI.

Das Interview führte Dr. Hildegard Lyko.

Literatur:

- [1] Koochali, A., Bakhshpour, E., et al.: Generative Adversarial Networks in Urban Water Management: A Review of Potentials, Theory and a Tailor-Made Application in Combined Sewerprediction. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4379728> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4379728> (aufgerufen am 8.1.2024: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4379728)
- [2] Koochali, A., Schichtel, P., et al.: „Probabilistic Forecasting of Sensory Data With Generative Adversarial Networks – ForGAN,“ in IEEE Access, vol. 7, pp. 63868-63880, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2915544 .
- [3] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., et al.: Generative Adversarial Nets. In: Advances in neural Information Processing Systems 3(11), 2014, <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3422622>
- [4] Kingma, D., Welling, M: Auto-Encoding Variational Bayes, 2013, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>
- [5] Ho, J., Jain, A., Abbeel P.: Denoising Diffusion Probabilistic Models, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239>
- [6] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al.: Attention is All You Need, revised 2023, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
- [7] Fu, G., Jin, Y., Sun, S., Yuan, Z., Butler, D.: The role of deep learning in urban water management: A critical review. In: Water Research, Volume 223,2022,118973, ISSN 0043-1354, <https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.118973>.
- [8] Greiner, R., Berger, D., Böck, M. (2022). Artificial Intelligence. In: Analytics und Artificial Intelligence. Springer Gabler, Wiesbaden