

Interaktive Steuerung der Ausführung von KI-Algorithmen in Umweltinformationssystemen über OGC SensorThings

Katharina Emde,¹ Matthias Budde,² Thilo Fischer,³ Tobias Martin,⁴ Desiree Hilbring¹

Abstract: Algorithmen der künstlichen Intelligenz (KI) werden über ein weites Spektrum an Domänen zur Entscheidungsunterstützung eingesetzt. Sollen KI-Algorithmen dabei von Fachanwender:innen – die üblicherweise Domänenexpert:innen, oft aber auch IT-Laien sind – wiederkehrend ausgeführt werden, ist ein geeignetes Interaktionskonzept zur Parametrisierung und Steuerung notwendig. Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Fragestellung, anhand welcher Kriterien eine dafür geeignete Plattform entwickelt werden muss. Eine Anforderungsanalyse sowie das sich daraus ergebende technische Umsetzungskonzept werden konkret am Beispiel des Umweltinformationssystems „Nitrat-Monitoring 4.0 (NiMo)“ vorgestellt.

Keywords: Umweltinformationssysteme; Künstliche Intelligenz; Entscheidungsunterstützung; Benutzerfreundlichkeit

1 Einleitung

Angesichts großer Herausforderungen bei der Erhaltung der natürlichen Lebensgrundlagen der Menschheit und des sich stetig verschärfenden Klimawandels [Pö22] gewinnen Umweltinformationssysteme (UIS) immer mehr an Bedeutung. Digitalisierung und technischer Fortschritt eröffnen neue Möglichkeiten des digitalen Monitorings unserer Umwelt. Satellitenbilder, aus denen sich beispielsweise der Zustand von Wäldern ablesen lässt [Ya], sowie Luft-, Wasser- und Bodensensoren, helfen uns, ein sich ständig verbesserndes Verständnis komplexer ökologischer Prozesse zu entwickeln. Für die Analyse dieser immer weiter anwachsenden Umweltdatenschätze werden zunehmend Verfahren der künstlichen Intelligenz (KI) entwickelt und eingesetzt. Damit die Ergebnisse solcher Modellentwicklungen nicht ausschließlich einem kleinen Kreis aus Wissenschaftler:innen vorbehalten bleiben und um eine fortlaufende Anwendbarkeit der Algorithmen zu gewährleisten, muss Fachexpert:innen mit geringer technischer Expertise die einfache Parametrisierung und Steuerung solcher Verfahren ermöglicht werden. In diesem Paper werden sowohl die Anforderungen an entsprechende Plattformen als auch ein möglicher Lösungsweg aufgezeigt. Dies geschieht anhand der Plattform, die im Rahmen des Förderprojekts „NiMo“ als Demonstrator entwickelt wird und weiter ausgebaut werden soll.

¹ Fraunhofer IOSB, Fraunhoferstr. 1, 76131 Karlsruhe, Deutschland katharina.emde@iosb.fraunhofer.de

² Disy Informationssysteme GmbH, Ludwig-Erhard-Allee 6, 76131 Karlsruhe, Deutschland nimo@disy.net

³ TZW: DVGW-Technologiezentrum Wasser, Abteilung Wasserversorgung Karlsruher Straße 84, 76139 Karlsruhe

⁴ TZW: DVGW-Technologiezentrum Wasser, Abteilung Wasserverteilung, Wasserwerkstr. 2, 01326 Dresden

2 Hintergrund und verwandte Arbeiten

Das Projekt „Nitrat-Monitoring 4.0 - Intelligente Systeme zur nachhaltigen Reduzierung von Nitrat im Grundwasser“ (NiMo) [Li21] hat zum Ziel, das Nitratmonitoring im Grundwasser mit Hilfe von Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens zu verbessern. Nitratreintrag stellt ein potentielles Problem für die Trinkwassersicherheit in Deutschland dar [LU21], eine Haupteintragsquelle ergibt sich dabei aus der Überdüngung landwirtschaftlich genutzter Flächen. Inhaltlich fokussiert sich das Projekt auf folgende drei Themengebiete:

- Flächenprognosen (Regionalisierungen) von Nitratkonzentrationen im Grundwasser
- Event-Detection-Systeme (EDSe) zur Identifikation von Sonderereignissen (Spitzenwerte, Ausreißer) und Zuständen
- Messnetzoptimierung bestehender Messnetze zur Verbesserung der Abdeckung, der Verteilung und der Beprobungsintervalle

Die Algorithmen des Projekts verwenden eine Vielzahl von Eingangsdaten, neben Zeitreihen zur Nitratkonzentration auch physiko-chemische Parameter (Temperatur, Leitfähigkeit, pH, . . .) und Rasterdaten (Landnutzungsdaten, hydro-geologische Informationen).

Hertweck et al. [He21] analysieren den Einsatz von offenen Standards des Open Geospatial Consortium (OGC) für die Integration eben solcher KI-Algorithmen in UIS. In der Fortführung beschäftigt sich das vorliegende Paper mit der Nutzbarkeit von KI-Algorithmen für Endanwender.

Neben den technischen Aspekten muss auch die Akzeptanz der Nutzer adressiert und hergestellt werden. So argumentiert beispielsweise Kirsch [Ki17], dass KI Systeme innerhalb eines Mensch-Maschine-Interaktionskontextes stets auch von Nutzerseite aus gedacht und getestet werden müssen. Kirsch betont dabei, dass die Qualität von beispielsweise integrierten Erklärungen sich nicht anhand ihrer mathematischen Korrektheit, sondern an ihrer Nützlichkeit für Nutzer:innen messen lassen muss.

Auch wenn es in der Literatur keine vergleichbaren Plattformen gibt, deren Zweck es ist, Fachanwender:innen von UIS durch Einbindung von KI-Algorithmen zu unterstützen, so lässt sich doch auf Untersuchungen zur Nutzungserfahrung beim Umgang mit Verfahren der KI zurückgreifen.

Shin [Sh] und Jacovi et al. [Ja] beschäftigen sich beispielsweise mit Vertrauen in KI-gestützte Systeme. Dabei bemühen sich Jacovi et al. um eine formale Definition von Vertrauen, die erfüllt ist, wenn sich KIs an explizite oder implizite Verträge halten. Die Autoren stützen sich dabei auch auf die Vorgaben der Europäischen Kommission zu vertrauenswürdigen KI-Modellen. Shin fokussiert sich hingegen darauf, wie sich Vertrauen in Systeme aus der Historie der Nutzer:innen ergibt, beispielsweise im Umgang mit Chatbots oder automatisierten Empfehlungen.

3 Methodik

Ausgangspunkt für die nachfolgenden Beschreibungen bilden zwei Anwendungsworkshops, die im Rahmen des NiMo-Projektes stattgefunden haben. Der erste Workshop wurde intern mit den Anwender:innen, die im Projekt beteiligt sind, durchgeführt. Der zweite Workshop war der Öffentlichkeit zugänglich. Der Teilnehmendenkreis bestand dabei aus Fachanwender:innen von Landesbehörden, Trinkwasserversorgungsunternehmen, Ingenieurbüros und praxisnahen Forschungseinrichtungen.

Um Anforderungen an die Plattform zu analysieren, muss zunächst die Gruppe der Stakeholder definiert werden. Diese besteht aus dem Personenkreis, den wir auch für die oben genannten Anwendungsworkshops gewinnen konnten. Also Fachanwender:innen, die notwendiges Domänenwissen (hier: Nitrat) beherrschen. Ihnen soll es ermöglicht werden, ohne tieferes Verständnis der Wirkungsmechanismen von Verfahren des maschinellen Lernens oder künstlicher Intelligenz, deren Ergebnisse als Entscheidungshilfe zu nutzen.

Im Falle von NiMo besteht die potentielle Nutzer:innengruppe beispielsweise aus Mitarbeiter:innen der Umweltämter oder bei Wasserversorgern. Das Interesse liegt dabei hauptsächlich auf Fragestellungen über die historische und aktuelle Situation der Nitratkonzentration: „Wie stellt sich die Verteilung der Nitratwerte im Versorgungsgebiet aktuell dar?“, „Wie haben sich die Nitratwerte entwickelt?“, „Wie sähe die Nitratverteilung aus, wenn sich bestimmte Eingangsparameter ändern sollten?“, „Welche Messstellen werden sinnvollerweise in welcher Frequenz beprobt?“, „Zeichnen sich an bestimmten Messstellen Trends in der Nitratkonzentrationsentwicklung ab?“.

4 Anforderungen aus Nutzer:innensicht

Neben den allgemeingültigen Anforderungen an User Interfaces (UIs), wie Klarheit, Verständlichkeit und einem ansprechenden Layout [Bh] lassen sich für eine Anwendung, die die Zugänglichkeit zu spezifischen KI-Algorithmen für ein Fachpublikum gewährleisten soll, folgende Anforderungen formulieren:

1. **Parametrisierter Start von Algorithmen:** Die wichtigste Anforderung an die Benutzeroberfläche ist die Umsetzung der Kernkompetenz der Plattform, und zwar das parametrisierte Starten von Algorithmen, um neue Prognosen auf Basis von aktualisierten Daten oder neue Szenarien zu berechnen.
2. **Erkennbare Trennung zwischen Daten und Prognosen:** Sobald in einem Datensatz oder einer Grafik die gemessenen Werte sowie durch KI-Algorithmen erzeugte Prognosen gemeinsam auftauchen, muss für die Benutzer:innen eine eindeutige Zuordnung möglich sein.
3. **Einfache Bedienbarkeit:** Die Bedienbarkeit spielt in diesem Kontext eine besonders wichtige Rolle, da Nutzer:innen mit Prozessen arbeiten, deren Funktionsweise sie

nicht im Detail beurteilen müssen. Sie sollen daher durch den Auswahlprozess begleitet werden und in den Möglichkeiten der Nutzereingabe insofern Freiheitsgrade erhalten, dass nur sinnhafte Kombinationen von Parametereingaben möglich sind.

4. **Nachvollziehbarkeit und Reproduzierbarkeit:** Um Vertrauen in die von Algorithmen getroffenen Vorhersagen zu gewinnen, sollten die Ergebnisse (zumindest zu einem gewissen Grad) nachvollziehbar (Gewichtung der Einflussgrößen, die zum Ergebnis geführt haben) und reproduzierbar (identisches Ergebnis bei identischer Nutzereingabe) sein. Die Verfahren sollten außerdem über eindeutige Bezeichnungen identifizierbar und auf detaillierte Beschreibungen der Funktionsweise verweisen, um Transparenz zu gewährleisten.
5. **Hilfe zur Beurteilung der Ergebnisse** Neben den Anweisungen hinsichtlich der Eingabe von Daten, müssen auch Hilfestellungen zur Interpretation und Verlässlichkeit der Ergebnisse bereitgestellt werden, beispielsweise in Form von Hinweistexten, Abweichungen und Konfidenzbändern. Daneben sollten auch Statistiken der Modelltrainings transparent verfügbar sein.

In Abbildung 1 ist eine beispielhafte Oberfläche dargestellt, auf der die erste Parametereingabe für den Messnetzoptimierungsalgorithmus abgefragt wird, integriert in WebGenesis⁵.

5 Abgeleitete funktionale Anforderungen

Die in Abschnitt 4 formulierten qualitativen Anforderungen lassen sich in funktionale Anforderungen an die Plattform übersetzen.

1. Für die Algorithmenausführung wird eine Laufzeitumgebung benötigt (qual. Anforderung # 1).
2. Die Plattform muss in ihrer Benutzeroberfläche Eingabemasken für die Parameter der Algorithmen beinhalten (qual. Anforderung #1).
3. Um eine visuell klar erkennbare Abgrenzung zwischen tatsächlichen Messdaten und prognostizierten Werten umzusetzen, muss die Trennung bereits in der Datenbank bzw. dem Datenspeicher vorgenommen worden sein (qual. Anforderung #2).
4. Die überwiegend technische Parameterauswahl für die Algorithmen sollte den Nutzer:innen nicht direkt überlassen werden. Sinnvoller ist es, von den KI-Expert:innen entwickelte Fragenkataloge zu nutzen, die für Fachanwender:innen verständlich sind, und aus deren Antworten sich eine Parametrisierung schlussfolgern lässt (qual. Anforderung #3).

⁵ <https://www.iosb.fraunhofer.de/de/projekte-produkte/webgenesis-vernetzung-von-daten-zur-entscheidungsunterstuetzung.html>



Einführung ▾ Datenschutzerklärung Algorithmensteuerung ▾ Ergebnisse Kartendarstellung ▾ [Abmelden](#)

Genesis > Algorithmensteuerung > Messnetzoptimierung ◀ ▶ ▲

Messnetzoptimierung

Ziel der Messnetzoptimierung ist KI-Algorithmen für die Optimierung von Grundwassermessnetzen zu entwickeln. Die Wichtigkeit von Messstellen in einem Messnetz wird in einem Ranking bestimmt. Durch Eingabe eines Reduktionsfaktors wird ein optimiertes Messnetz bestimmt. Die mittels Prognose rekonstruierten Messreihen können mit den Originalmessreihen verglichen werden. Das Ergebnis der Prognose wird im Ergebnislayer angezeigt.

Messnetz:

Next

● ● ●

Eintrag kommentieren Eintrag bewerten

[↑ Top](#) |
 [🖨️ Drucken](#) |
 [Impressum](#) |
 [Datenschutzerklärung](#)

Abb. 1: Parametereingabe für Messnetzoptimierung

5. Ein weiteres Mittel ist die Aufteilung der Plattform in Ansichten, die spezifischen Nutzerrollen entsprechen, um den Kenntnisstand der Anwender:innen bezüglich der eingesetzten KI-Algorithmen zu berücksichtigen (qual. Anforderung #3).
6. Modelle müssen persistiert werden, um jederzeit abrufbar zu sein und dabei die selben Ergebnisse produzieren (qual. Anforderung #4).
7. Die Plattform sollte die Möglichkeit für die Algorithmenentwickler:innen bieten, erklärende Texte sowohl bei der Parametereingabe als auch bei der Ergebnisdarstellung zu ergänzen (qual. Anforderung #5).

6 Exemplarische Technische Umsetzung

Um alle für die Plattform notwendigen Funktionalitäten zu gewährleisten, benötigt das System folgende Komponenten:

- Datenspeicher für Zeitreihendaten (FROST-Server)

- Datenspeicher für Rasterdaten (Geoserver)
- Backend zur Koordination von Containern (PERMA)
- Frontend-Tools für die Interaktion (WebGenesis Instanz, disy Cadenza Instanz)
- Container als Laufzeitumgebung mit Algorithmen (Kubernetes)

Die daraus resultierende Systemlandschaft ist in Abbildung 2 schematisch dargestellt.

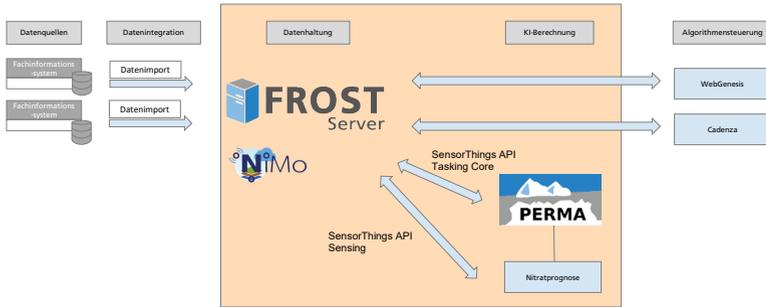


Abb. 2: NiMo Systemarchitektur

Als Speicher für Zeitreihendaten, wie zum Beispiel Nitrat-, Sauerstoff- oder Temperaturwerte, wurde ein FROST[®]-Server⁶ gewählt, für die Rasterdaten ein GeoServer⁷. Mit beiden Tools kann über REST Befehle kommuniziert werden, der Austausch erfolgt über offene Standards der OGC. FROST[®] im Speziellen ist die Open Source Referenzimplementierung der SensorThings API, die zugeschnitten ist auf die Verwaltung von Sensordaten und damit bestens geeignet für die Speicherung von Grundwassermesswerten. Als Interoperabilitätsstandard für das Internet der Dinge wurde und wird die OGC SensorThings API für eine breite Zahl von Anwendungen eingesetzt, z.B. der Vernetzung städtischer Daten [Fi21] oder der feingranularen Luftqualitätsmessung [Bu17, Li22]. Im Geoserver werden für die Algorithmen benötigte Rasterdaten, wie beispielsweise das Corine Landcover⁸ abgespeichert. Diese stehen dort über den ebenfalls durch die OGC definierten, offenen

⁶ <https://www.iosb.fraunhofer.de/de/projekte-produkte/frostserver.html>

⁷ <https://geoserver.org/>

⁸ <https://www.umweltbundesamt.de/themen/boden-landwirtschaft/flaechensparen-boeden-landschaften-erhalten/corine-land-cover-clcoder><https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>

Standard Web Map Service (WMS)⁹ zur Verfügung. Von dort aus werden die Daten sowohl genutzt, um in den Algorithmen die Analysen zu berechnen, als auch um in der Plattform angezeigt zu werden.

Der Einsatz von offenen Standards ist ein wichtiger Pfeiler bei der Entwicklung eines Systems, das sich — wie die NiMo-Plattform — auf weitere Anwendungsfälle übertragen lassen soll.

Für die Laufzeitumgebung der Algorithmen wurde folgende Lösung gewählt: Die einzelnen Algorithmen bzw. Komponenten der Algorithmen wie Modelltraining und Prognoseberechnung werden mit Hilfe von Docker in einen Container umgewandelt. Die Menge an Containern liegt in einem Kubernetescluster deployed und lässt sich dort über PERMA ansteuern. PERMA bildet einen Aufsatz auf den FROST[®] Server und macht sich den Tasking Teil der SensorThingsAPI [LK19] zunutze. Dabei werden die Algorithmen selbst als sogenannte virtuelle Aktoren betrachtet, die analog zu realen Aktoren über Tasking Parameter und Tasks verwaltet werden. Dies ermöglicht den Start eines Algorithmus durch das Anlegen eines neuen Tasks per REST Befehl. Da der FROST-Server selbst mit einem Passwortschutz versehen ist, ist auch das Anlegen von Tasks, und damit der Start eines Algorithmus nur für autorisierte Nutzer:innen möglich. Mehr Details zu diesem Lösungsansatz sind bei Hertweck et al. [He21] nachzulesen.

Als Ergänzung zur bereits bestehenden Systemarchitektur kommen mit diesem Artikel die Frontend-Tools WebGenesis¹⁰ und disy Cadenza¹¹ (Daten-Visualisierung und Analyse) hinzu. Durch sie wird die Interaktion durch Nutzer:innen mit den Daten und Algorithmen ermöglicht. WebGenesis bietet als Entwicklungsplattform für wissenschaftliche Systeme die notwendigen Spielräume, um die formulierten Anforderungen umzusetzen. Die Anbindung an die hier verwendeten Standards und vielseitige Darstellungsmöglichkeiten der Daten sind bereits integriert, sowie die Möglichkeit, eigene Inhalte einzupflegen und zu verwalten. Die bereits vorhandenen Tools wurden im Rahmen der NiMo-Plattform genutzt, um Seiten zu konfigurieren, die ausgestattet mit erklärenden Texten die Parametereingabe und Start der Algorithmen ermöglichen, sowie verlinkte Seiten, die die Ergebnisse bereithalten, siehe Abbildung 1.

6.1 Ziele des Systems und Anwendungsfälle

Ziel des Systems ist es, den Nutzer:innen bei der Beantwortung der in Abschnitt 3 beschriebenen Fragestellungen zu assistieren, indem der Zugang zu entscheidungsunterstützenden Systemen gewährleistet wird. Zwei Beispiele für Anwendungsfälle wären ein Mitarbeiter eines Umweltamtes, der die Aufgabe hat, neu erhobene Werte zu überprüfen und als

⁹ <https://www.ogc.org/standards/wms>

¹⁰ <https://www.iosb.fraunhofer.de/de/projekte-produkte/webgenesis-vernetzung-von-daten-zur-entscheidungsunterstuetzung.html>

¹¹ <https://www.disy.net/de/produkte/cadenza/datenanalyse-software/>

Vorselektion und Arbeitserleichterung die Event-Detection der NiMo-Plattform ausführen und die Ergebnisse abrufen möchte oder ein Beschäftigter eines Wasserversorgers, der, um die Beprobungsfrequenz für Messstellen zu bestimmen, die Messnetzoptimierung nutzen möchte.

6.2 Erfüllung der Anforderungen

Das Datenmodell der SensorThings API erlaubt es, jede Entität, neben verpflichtenden Attributen wie „name“ oder „description“, mit flexibleren Attributen, den „properties“, auszustatten. Innerhalb dieses JSON-Objekts kann beliebige Zusatzinformation gespeichert werden, so auch der Ursprung einer Zeitreihe, der entweder in einer der angebotenen Datenquellen oder einem Vorhersagealgorithmus liegen kann. Die Unterscheidung im Datenmodell ermöglicht auch die Unterscheidung in der Darstellung. Ein Beispiel für einen Graphen, der die gemessene sowie eine rekonstruierte Messreihe zu einer bestimmten Messstelle enthält, ist in Abbildung 3 zu sehen.

Rekonstruierte Messstellen

Von der Messnetzoptimierung rekonstruierte Werte

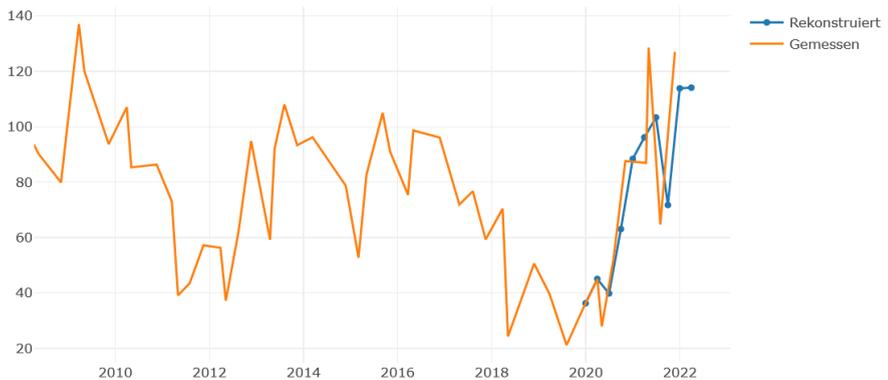


Abb. 3: Graph zweier Zeitreihen: eine stellt die gemessenen Werte dar (orange) und eine die rekonstruierten (blau).

Durch das Zusammenspiel von FROST[®], PERMA und dem Kubernetescluster können Algorithmikomponenten per REST Befehl gestartet werden. Die in Abschnitt 5 geforderte Laufzeitumgebung für die Algorithmen ist über das Kubernetescluster gewährleistet. Um bereits trainierte Modelle für Prognosen wiederholt verwenden zu können, werden diese

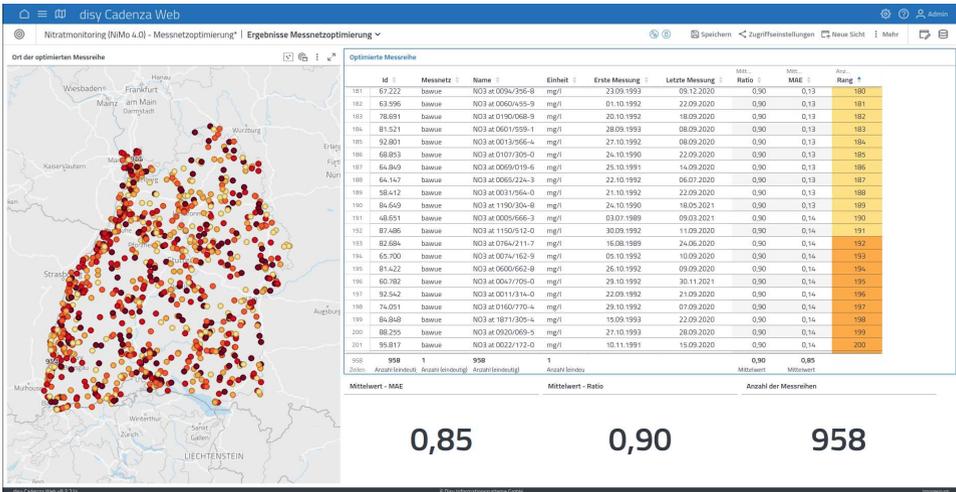


Abb. 4: Ergebnisse einer Messnetzoptimierung in der Location Intelligence Plattform disy Cadenza.

auf Min.io¹², einem Cloudstorage System, persistiert und können von dort abgerufen werden. Die Wiederholungen können entweder ausgeführt werden, um bereits erhaltene Ergebnisse zu reproduzieren, oder um eine Vergleichbarkeit zu schaffen, wenn dasselbe Modell mit unterschiedlichen Daten (z.B. verschiedene Gebiete, oder unterschiedliche Auflösungen) ausgeführt wird. Falls eine Architektur gewählt wird, in der nicht nur aktuelle, sondern auch Vergangenheitsbeobachtungen wieder hinzugefügt werden können, muss für die Reproduzierbarkeit darauf geachtet werden, dass zwischen den verschiedenen Modellläufen keine neuen Daten im Auswertungszeitraum hinzugekommen sind, die das Ergebnis verändern könnten.

Auch WebGenesis als Basis für die Plattform trägt zur Erfüllung einiger Anforderungen bei. Die Möglichkeit, eigenen Inhalt inklusive eigenem Javascript Code einzupflegen, wurde für die NiMo-Plattform genutzt, um Formulare für die Parametereingabe zu schaffen, die in individuell gestaltbare, erklärende Texte eingebettet werden können. Von hier aus werden die vordefinierten Parameter abgefragt und durch das Anlegen eines parametrisierten Tasks per REST-Befehl in den Container und das ausführende Programm darin weitergegeben. Die bereits vorhandene Implementierung der Nutzerverwaltung wird in der NiMo-Plattform genutzt, um die Anforderung umzusetzen, Nutzer:innen mit unterschiedlichem Kenntnisstand unterschiedliche Freiheitsgrade beim Start der Algorithmen zu gewähren. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit von WebGenesis besteht darin, Ontologien zu hinterlegen und so eine Wissensbasis aufzubauen. Diese kann durch ihre Verknüpfungen dazu verwendet werden, die Parameterauswahl zu leiten. Im aktuellen NiMo-Projekt befindet sich dieser Teil der Anwendung noch in der Umsetzungsphase. Die Ablage aller Daten, sowohl Inputdaten als

¹² <https://min.io/>

auch die von Algorithmen erzeugten Prognosen, führt zu der Möglichkeit, nahezu beliebige Graphiken aus dem Datenvorrat zu erstellen und dabei auch Inputgrößen im Vergleich zu Ergebnissen darzustellen und so verschiedene Zusammenhänge sichtbar zu machen. Dies kann in der hier konzipierten Plattform auch durch die Nutzer:innen selbst geschehen, Funktionalität hierfür ist in WebGenesis und disy Cadenza auch bereits vorhanden.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Die beschriebene Konzeption einer Plattform, die es Fachanwender:innen ermöglicht, die Vorzüge von KI zu nutzen, ist zugeschnitten auf den speziellen Fall des Projekts NiMo. Dennoch lassen sich die meisten Fragestellungen auf andere UIS übertragen, denn auch eine Anwendung, die KI-Algorithmen zu beispielsweise Wetter- oder Luftdaten enthält, muss den in Abschnitt 4 formulierten Anforderungen standhalten. Erkennbare Trennung zwischen Daten und Prognosen, einfache Bedienbarkeit, Nachvollziehbarkeit und Hilfestellungen zur Beurteilung der Ergebnisse sind Anforderungen, die domänenübergreifend gelten und sich nicht auf hydrogeologische Anwendungen alleine beziehen. Um die Übertragbarkeit nicht nur in den Anforderungen sondern auch bei der technischen Umsetzung zu gewährleisten, setzt die NiMo-Plattform — genau wie die NiMo-Gesamtarchitektur, auf den Einsatz von offenen und weitverbreiteten Standards, wie beispielsweise die des OGC. Im weiteren Verlauf des Projekt werden die hier entwickelten und vorgestellten Konzepte weiter implementiert und zu einem Demonstrator ausgebaut, der zu Projektende bei einem Abschlussworkshop mit Mitgliedern der Zielgruppe präsentiert und getestet wird.

Acknowledgement

Diese Arbeit wurde im Rahmen des vom Deutschen Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV) geförderten Projekts „NiMo 4.0“ [Li21] (Förderkennzeichen 67KI2048) erstellt.

Literaturverzeichnis

- [Bh] Bhaskar, N. U.; Naidu, P. P.; Babu, S. R. C.; Govindarajulu, P.: General Principles of User Interface Design and Websites. *International Journal of Software Engineering (IJSE)*, 2.
- [Bu17] Budde, Matthias; Riedel, Till; Beigl, Michael; Schäfer, Klaus; Emeis, Stefan; Cyrus, Josef; Schnelle-Kreis, Jürgen; Philipp, Andreas; Ziegler, Volker; Grimm, Hans et al.: SmartAQnet: remote and in-situ sensing of urban air quality. In: *Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere XXII*. Jgg. 10424. SPIE, S. 19–26, 2017.
- [Fi21] Fischer, Michael; Gras, Pierre; Löwa, Sonja; Schuhart, Stefan: Urban Data Platform Hamburg: Integration von Echtzeit IoT-Daten mittels SensorThings API. *ZfV-Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement (zfv 1/2021)*, 2021.

-
- [He21] Hertweck, Philipp; van der Schaaf, Hylke; Hilbring, Desiree; Weis, Jonas; Liesch, Tanja; Budde, Matthias: Integration von KI-Algorithmen in Umweltinformationssysteme mittels SensorThings API. In: INFORMATIK 2021. Gesellschaft für Informatik, Bonn, S. 301–312, 2021.
- [Ja] Jacovi, Alon; Marasović, Ana; Miller, Tim; Goldberg, Yoav: Formalizing Trust in Artificial Intelligence. In: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. ACM.
- [Ki17] Kirsch, Alexandra: Explain to whom? Putting the User in the Center of Explainable AI. In: Proceedings of the First International Workshop on Comprehensibility and Explanation in AI and ML 2017 co-located with 16th International Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence (AI*IA 2017). Bari, Italy, 2017.
- [Li21] Liesch, Tanja; Bruns, Julian; Abecker, Andreas; Hilbring, Désirée; Karimanzira, Divas; Martin, Tobias; Wagner, Martin; Wunsch, Andreas; Fischer, Thilo: Nitrat-Monitoring 4.0 – Intelligente Systeme zur nachhaltigen Reduzierung von Nitrat im Grundwasser. In (Reussner, Ralf H.; Koziolok, Anne; Heinrich, Robert, Hrsg.): INFORMATIK 2020. Gesellschaft für Informatik, Bonn, S. 1069–1079, 2021.
- [Li22] Li, Chaofan, et al.: SmartAQnet 2020: A New Open Urban Air Quality Dataset from Heterogeneous PM Sensors. ProScience 8, 2022.
- [LK19] Liang, Steve; Khalafbeigi, Tania: OGC SensorThings API Part 2–Tasking Core, Version 1.0. Open Geospatial Consortium, 2019.
- [LU21] LUBW Landesanstalt für Umwelt Baden-Württemberg Referat 42 - Grundwasser: , Grundwasser-Überwachungsprogramm Ergebnisse 2020. https://pudi.lubw.de/detailseite/-/publication/10353-Grundwasser-%C3%9Cberwachungsprogramm._Ergebnisse_2020.pdf, 2021.
- [Pö22] Pörtner, H.-O.; Roberts, D.C.; Tignor, M.; Poloczanska, E.S.; Mintenbeck, K.; Alegría, A.; Craig, M.; Langsdorf, S.; Löschke, S.; Möller, V.; Okem, A.; (eds.), B. Rama: , Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability, 2022.
- [Sh] Shin, Donghee: How do people judge the credibility of algorithmic sources? AI & SOCIETY, 37(1):81–96.
- [Ya] Ya'acob, Norsuzila; Azize, Aziean Binti Mohd; Mahmon, Nur Anis; Yusof, Azita Laily; Azmi, Nor Farhana; Mustafa, Norfazira: Temporal Forest Change Detection and Forest Health Assessment using Remote Sensing. 19:012017.