



Abschlussbericht zum Verbundprojekt

Digitale Technologien und Plattform für die Prognose und Betriebsoptimierung von Trinkwasserversorgungs-Systemen

Akronym: TwinOpt^{PRO}

Förderkennzeichen: 02WQ1646A-C

Projektlaufzeit: 01.10.2022 – 31.03.2025

Stand: 22.09.2025

Autoren:

Thomas Bernard, Mathias Ziebarth, Andreas Wunsch, Christian Kühnert (Fraunhofer IOSB), Christa Mastaller, Michael Fischer, Nicolai Guth, Jochen Deuerlein (3S Consult), Gerhard Rappold, Martin Dresen, Gordon Schlolaut (geoSYS), Rüdiger Höche, Tanja Vogt (SW Bühl)

Konsortium:

1. 3S Consult GmbH (Koordination)
2. geoSYS
3. Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB

Assoziierte Partner:

4. SW Bühl (Unterauftragnehmer)
5. Thüringer Fernwasserversorgung

Das diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 02WQ1646 gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

Inhaltsverzeichnis

1	KURZDARSTELLUNG	1
1.1	Aufgabenstellung.....	1
1.2	Wissenschaftlichen und technischen Stand, an den angeknüpft wurde..	1
1.3	Planung und Ablauf des Vorhabens	2
1.4	Wesentliche Ergebnisse und Zusammenarbeit mit anderen Stellen.....	2
2	EINGEHENDE DARSTELLUNG DER PROJEKTERGEBNISSE	3
2.1	Thematischer Hintergrund und Übersicht zur Erfüllung der Projektziele.	3
2.2	Projektergebnisse und Abgleich mit den Zielen	10
2.2.1	Arbeiten zu AP 1: Feinspezifikation	10
AP 1.1	Feinspezifikation Use Cases.....	10
AP 1.2	Feinspezifikation Daten-Plattform und Lastprognose-Toolbox.....	11
AP 1.3	Feinspezifikation Digitaler Zwilling und Optimierer	12
AP 1.4	Feinspezifikation nutzerzentrierte Dashboards für Steuer- und Regelungsaufgaben	13
2.2.2	Arbeiten zu AP 2: Prognose-Toolbox	13
AP 2.1	Wasserbedarfs-Prognose	13
AP 2.2	Wasserdargebots-Prognose	22
AP 2.3	Prognose Angebot regenerative Energien.....	30
2.2.3	Arbeiten zu AP 3: Digitaler Zwilling und Echtzeit-Optimierung.....	30
AP 3.1	Implementierung echtzeitfähiger digitaler Zwilling von Trinkwasserinfrastrukturen	30
AP 3.2	Entwicklung eines Optimierungs-Moduls.....	31
AP 3.3	Entwicklung eines Software-Moduls für Sequential Control (SQC).....	35
AP 3.4	Automatisierte Tests der gesamten Software	36
2.2.4	Arbeiten zu AP 4: Digitale Plattform und nutzerzentrierte Dashboards	36
AP 4.1	Entwicklung Daten-Plattform mit offenen Schnittstellen:	36
AP 4.2	Entwicklung eines flexiblen Dashboard-Systems	37
AP 4.3	Ereignis-/Alarm Management	41
2.2.5	Arbeiten zu AP 5: Use Cases Betriebsoptimierung.....	42
AP 5.1	Bereitstellung Datenanalyse-Plattform	42
AP 5.2	Monitoring des aktuellen Pumpenbetriebs (Use Case 1) und Quellschüttung	46
AP 5.3	Inbetriebnahme Digitaler Zwilling	46
AP 5.4	Use Case 1: Energieoptimierter Pumpenbetrieb	47
AP 5.5	Use Case 2: Optimierung der Trinkwasseraufbereitung.....	55
AP 5.6	Übertragbarkeit von Use Case 1 auf Fernwasserversorgung Thüringen	57
2.2.6	Arbeiten zu AP 6: Koordination, Öffentlichkeitsarbeit, Verbreitung Ergebnisse..	65
2.3	Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises	67
2.4	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeiten	67
2.5	Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit.....	67

2.6	Entwicklung des Stands der Technik während der Projektlaufzeit	69
2.7	Veröffentlichungen der Projektergebnisse	70
2.8	Fazit.....	70
3	ANHANG.....	73
3.1	Referenzen / Literatur	73

1 Kurzdarstellung

1.1 Aufgabenstellung

Ziel des Verbundprojektes TwinOptPRO war die Entwicklung einer digitalen Plattform, die Wasserversorger beim nachhaltigen und energieoptimierten Betrieb des Trinkwassernetzes unterstützt. Die Plattform soll ein echtzeitfähiges Simulationsmodell mit Prognosewerkzeugen und mathematischen Optimierungsverfahren vereinen. Sie prognostiziert die kurzfristige Verfügbarkeit von Wasser an den unterschiedlichen Einspeisepunkten und den Wasserverbrauch. Unter Berücksichtigung der vorhandenen Stromkapazitäten, vor allem aus erneuerbaren Energien, berechnet sie optimierte Fahrpläne für die Steuerung der Pumpen und Anlagen. Darüber hinaus sollte die Plattform auch für eine bedarfsgerechte Wasseraufbereitung und damit Minimierung des Einsatzes von Chemikalien sorgen. Getestet und bewertet wurde die Neuentwicklung für das Trinkwassernetz und die zahlreichen Hochbehälter der Wasserversorgung in der mittelbadischen Stadt Bühl.

Der Betrieb von Trinkwasser-Infrastrukturen kann hinsichtlich unterschiedlicher Ziele optimiert werden. Im Rahmen dieses Projektes sollte die neuartige Digitale Plattform exemplarisch anhand von zwei Use Cases angewandt und evaluiert werden:

- Use Case 1: Energetische Optimierung als Beitrag zur Klimaneutralität: maximierte Nutzung regenerativ erzeugten Stroms
- Use Case 2: Optimierung der Trinkwassergewinnung und -aufbereitung (Wasserenthärtung): Bedarfsgerechte Wasseraufbereitung und damit Minimierung des Einsatzes von Chemikalien

Diese Use Cases sollten anhand der Trinkwasser-Infrastruktur von Bühl (Baden) prototypisch realisiert und im praktischen Einsatz untersucht werden. Weiterhin sollte anhand der Fernwasserversorgung Thüringen in einer Studie untersucht werden, welches Potential bei der Anwendung der neuartigen Plattform für Use Case 1 dort gegeben ist (Optimierung des Pumpeneinsatzes unter Nutzung regenerativen Stroms).

1.2 Wissenschaftlichen und technischen Stand, an den angeknüpft wurde

Der Grad der Digitalisierung in der Wasserwirtschaft ist vergleichsweise gering. Zwar ist zumindest bei mittleren und großen Wasserversorgern die Trinkwasser-Infrastruktur mit notwendiger Sensorik, Basis-Automatisierung und zentraler Steuerung über ein Leitsystem ausgestattet. Jedoch werden oftmals Messdaten nicht dauerhaft gespeichert und daher auch nicht zielgerichtet zur Betriebsoptimierung genutzt. Zudem sind meist keine maßgeschneiderten Werkzeuge zur Datenanalyse bzw. Betriebsoptimierung verfügbar. Darüber hinaus mangelt es an Fachpersonal für diese Aufgaben. In einigen Forschungsprojekten wurden erste digitale Plattformen, welche auch für kleine/mittlere Wasserversorger handhabbar sind, erarbeitet (z.B. Projekt W-Net 4.0). Diese Plattformen zielen jedoch auf Monitoring und Simulation ab und können bislang nicht für Prognose und automatisierte Betriebsoptimierung eingesetzt werden.

Im Vorhaben konnte teilweise auf die Ergebnisse des Projekts W-Net 4.0 zurückgegriffen werden. In W-Net 4.0 wurde eine Cloud-Plattform zur Betriebsoptimierung von Trinkwassersystemen entwickelt. Ziel des Vorhabens war die Integration von GIS, Simulation und Datenanalyse-Tools in einer Plattform. Die Stadtwerke Bühl waren damals ebenfalls als Projektpartner an dem Vorhaben beteiligt. Das damals erstellte Simulationsmodell des gesamten Trinkwasserversorgungssystems der SW Bühl konnte in TwinOptPRO verwendet werden. Außerdem bildeten die Datenanalyse-Tools von W-Net4.0 die Grundlage für die in TwinOptPRO entwickelten Verbrauchsprognosemodelle.

1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Projekt TwinOptPRO hatte eine geplante Laufzeit von 2,5 Jahren. Das Projekt begann am 01.10.2022 und endete wie geplant am 31.03.2025. Das Gesamtvorhaben war in die folgenden sechs Arbeitspakete unterteilt:

- AP 1: Feinspezifikation
- AP 2: Prognose-Toolbox
- AP 3: Digitaler Zwilling und Echtzeit-Optimierung
- AP 4: Digitale Plattform und nutzerzentrierte Dashboards
- AP 5: Use Cases Betriebsoptimierung
- AP 6: Koordination, Öffentlichkeitsarbeit, Verbreitung der Ergebnisse

Zur Erfolgskontrolle auch während der Projektlaufzeit wurden die folgenden drei Meilensteine für das Gesamtvorhaben definiert:

- MS 1 (nach Monat 12): Daten-Plattform, Digitaler Zwilling und Dashboards sind in erster Version implementiert
- MS 2 Optimierer ist in erster Version implementiert
- MS 3 (nach Monat 24): Use Cases 1 und 2 sind in Betrieb

1.4 Wesentliche Ergebnisse und Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Die Projektergebnisse haben gezeigt, dass ein großes Potenzial von Kosteneinsparungen vorhanden ist, wenn mit Hilfe der Optimierung der tägliche Fahrplan an aktuelle Börsenstrompreise angepasst wird. Einsparungen von > 30% sind realistisch. Dabei spart nicht nur das Wasserversorgungsunternehmen Kosten für Energie. Aus gesamtwirtschaftlicher und ökologischer Sicht kann die Lösung auch wesentlich zur Einsparung von Treibhausgasemissionen und zur Stabilisierung der Stromnetze beitragen. Die entwickelte Plattform dient als Datendrehscheibe (Leitsystem, Sensoren, Verbrauch, Strompreis) und vereint KI-basierte Prognosemodelle mit Simulations- und Optimierungssoftware. Der Einsatz unter Echtzeitbedingungen konnte nachgewiesen werden. Für eine benutzerfreundliche Präsentation der Monitoring- und Prognosedaten wurde ein interaktives Web-Dashboard implementiert. Für die Erreichung des Ziels der bedarfsgerechten Wasseraufbereitung muss zukünftig weiter an einer stabilen und zuverlässigen Datenübertragung aus dem Quellgebiet gearbeitet werden. Neben den Forschungspartnern Fraunhofer IOSB in Karlsruhe und der Firma geoSYS aus Berlin waren die Stadtwerke Bühl als Unterauftragnehmer des IOSB sowie die Thüringer Fernwasserversorgung als assoziierte Partner am Vorhaben beteiligt.

2 Eingehende Darstellung der Projektergebnisse

2.1 Thematischer Hintergrund und Übersicht zur Erfüllung der Projektziele

Motivation und Ausgangslage

Auf die Trinkwasserversorgung in Deutschland und weltweit kommen durch den Klimawandel enorme Herausforderungen zu. So steht generell weniger Rohwasser zur Verfügung, die jahreszeitlichen Schwankungen und Trockenphasen sind stärker ausgeprägt. Außerdem erfordert das im Pariser Abkommen definierte Ziel der Klimaneutralität drastische Energieeinsparungen in allen Sektoren.

Wasserversorger leisten einen elementaren Beitrag zu Daseinsvorsorge. Dabei steht das Gut Trinkwasser im Spannungsfeld zwischen Wirtschaftsgut (Kostendeckung) und Elementarversorgung der Bevölkerung (Menschenrecht). Die Trinkwasserversorgung in Deutschland und weltweit steht dabei vor enormen Herausforderungen [1]:

- Einfluss des Klimawandels: Eine generelle Verknappung der Rohwasserverfügbarkeit, eine stärker ausgeprägte Saisonalität und Ausprägung von Trockenphasen, sowie erhöhte Wassertemperaturen im Trinkwasserverteilungsnetz
- Klimaabkommen von Paris: Ziel der Klimaneutralität bis 2035, daher die Notwendigkeit drastischer Energieeinsparungen in allen Sektoren
- Alternde Trinkwasser-Infrastruktur, aber begrenztes Budget für Rehabilitationsmaßnahmen
- Fachkräftemangel in der Wasserwirtschaft, daher Notwendigkeit der Unterstützung des Personals mit einfach anwendbaren digitalen Werkzeugen

Diese Herausforderungen in der Trinkwasserversorgung sind dabei eine Teilmenge der gesamtgesellschaftlichen transformativen Herausforderungen, die durch die Nachhaltigkeitsziele der Vereinten Nationen (SDGs bzw. der Agenda 2030) schon 2015 adressiert wurden¹. Im Dezember 2020 legte die Europäische Kommission mit dem EU Green New Deal und der EU-Taxonomie für nachhaltige Wirtschaftsaktivitäten die Rahmenbedingungen². Die Wasserversorgung und die Energieversorgung werden (mit anderen Aktivitäten) in der EU-Taxonomie explizit genannt. Darüber hinaus wurde im Dezember 2020 die EU Trinkwasserrichtlinie überarbeitet und im Januar 2021 in Kraft gesetzt³. Diese erhöht Anforderungen an die Versorgungsunternehmen speziell zu Regulierung und Monitoring.

Die oben beschriebenen vielfältigen Handlungsdrücke und neuen Randbedingungen führen zu einem erheblichen Innovationsbedarf bei den Wasserversorgungsunternehmen, die sich neu aufstellen müssen, um ihrem Auftrag der Versorgungssicherheit weiterhin gerecht werden zu können. Die Digitalisierung wird dabei eine entscheidende Rolle spielen.

¹ <https://sdgs.un.org/goals> (letzter Zugriff 04.08.2025)

² https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_de (letzter Zugriff 04.08.2025)

³ https://environment.ec.europa.eu/topics/water/drinking-water_en (letzter Zugriff 04.08.2025)

Grundstruktur der neu entwickelten Digitalen Plattform zur Betriebsoptimierung

Die grobe Struktur der neuartigen digitalen Plattform zur Betriebsoptimierung ist in Abbildung 1 gezeigt. Die Plattform umfasst folgende Bereiche:

- Anbindung von unterschiedlichen Datenquellen (u.a. Betriebs-, Sensor- und Wasserqualitätsdaten; Wetterprognose; Prognose Wasserverbrauch; Prognose Strom-Markt); neben dem Lesen von Daten muss auch die Umsetzung der optimierten Strategien, d.h. das Ansteuern bzw. die Sollwertvorgabe für Aggregate in der Simulation möglich sein
- Datenrepository: Leistungsfähige Datenbank zur Speicherung der sehr umfangreichen und heterogenen Daten
- Prognose-Toolbox: KI-basierte Algorithmen zum Anlernen von Wasserbedarfsprognosen und weiteren Prognosen (z.B. Ergiebigkeit von einzelnen Quellen; Verfügbarkeit regenerativen Stroms der Stadtwerke)
- Digitaler Zwilling der Trinkwasser-Infrastruktur: Robustes, echtzeitfähiges Simulationsmodell, welches zur Berechnung von optimierten Betriebsführungsstrategien geeignet ist
- Optimierungs-Tools: Software-Tools, welche basierend auf den verfügbaren Daten, Prognosen und dem Digitalen Zwilling optimierte Betriebsführungsstrategien berechnen
- Dashboards, User-Interface zur Inbetriebnahme, Monitoring und Evaluierung des laufenden Betriebs

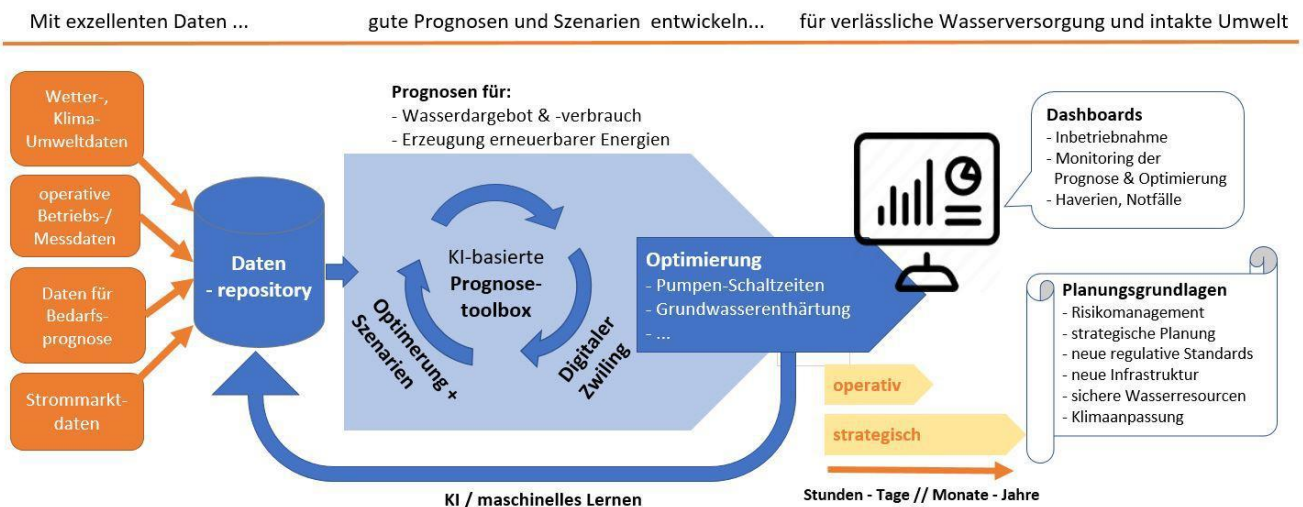


Abbildung 1: Digitale Plattform zur Betriebsoptimierung von Trinkwasserinfrastrukturen

Die Herausforderungen bestanden zum einen in der Realisierung der einzelnen Komponenten der Plattform. Durch den geplanten Echtzeiteinsatz der Optimierungstools, die vollautomatisiert und im Wesentlichen autark arbeiten sollen, werden zudem hohe Anforderungen an die Schnittstellen gestellt.

Beschreibung Use Case 1: Energetische Optimierung als Beitrag zur Klimaneutralität

Zentrale Aufgabe im Use Case 1 war es, mit Hilfe der Digitalen Plattform die kurzfristige Verfügbarkeit von Wasser an den unterschiedlichen Einspeisepunkten (Quellschüttung) und den Wasserverbrauch in den Zeiträumen der Strommärkte/ Kapazitätsmärkte zu prognosti-

zieren und darauf aufbauend optimierte Fahrpläne für die Steuerung der Pumpen und Anlagen zu berechnen. Um dies zu erreichen, müssen gemessene und prognostizierte Daten zu Wasserdargebot (Quellen) und Verbrauch in einem Simulationsmodell des Wasserversorgungssystems so verarbeitet werden, dass die regelkonforme Belieferung der Kunden nachgebildet wird. Daraus lassen sich mittels Optimierungsverfahren Fahrpläne zur Bewirtschaftung von Behältern und Ressourcen (Grundwasser, Quellen, Talsperren etc.) berechnen. Entscheidungsgrößen sind dabei die Schaltzeiten und Drehzahlen der eingesetzten Pumpen (siehe Abbildung 2), Turbinen zur Druckminderung (falls vorhanden) sowie der Energierückgewinnungsanlagen im Leitungsnetz.



Abbildung 2: Zentrale Pumpstation mit Druckwindkesseln und Enthärtung

Zusätzlich sollte im Projekt gezeigt werden, dass der Einsatz erneuerbarer Energie auch zur Stabilisierung des Elektroenergiesystems beitragen kann. Um die Optimierungsziele zu erreichen, bedarf es allerdings einer Entkopplung zwischen der Markt- und der Verbraucherseite (siehe Abbildung 3). Diese Entkopplung gelingt dann, wenn die verfügbaren Wasserspeicher im Rahmen der zulässigen Randbedingungen genutzt werden. Dann ist eine Verschiebung der entsprechenden Fahrpläne möglich.

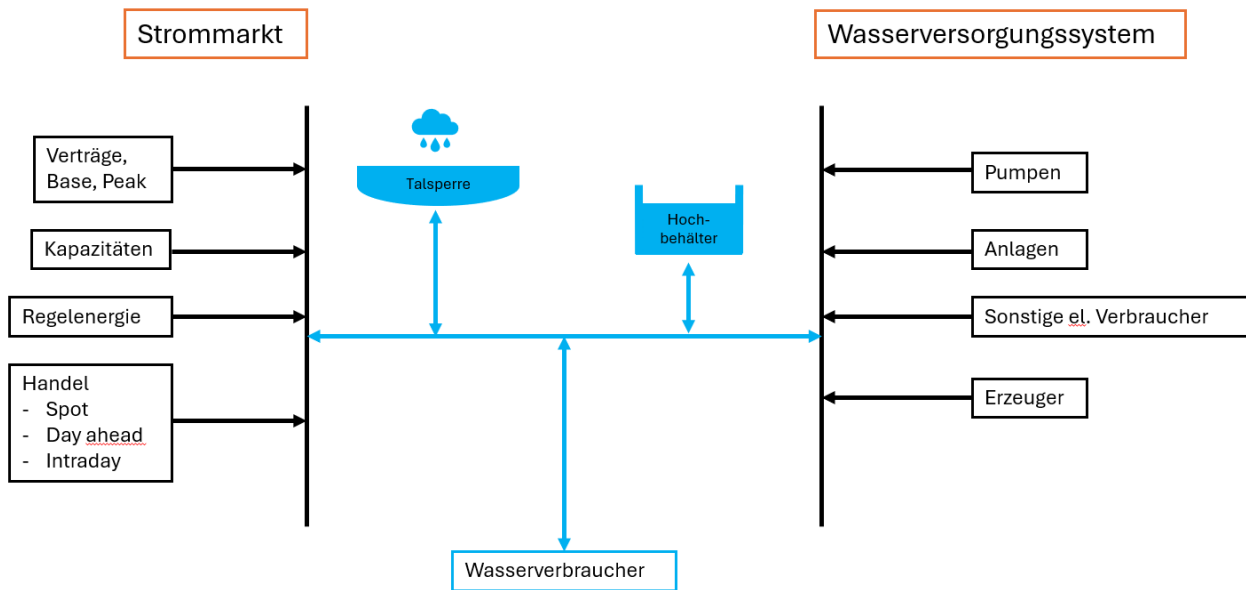


Abbildung 3: Anforderung: Entkopplung von Markt und Wasserversorgungssystem

Lokal und regional führt eine Verschiebung des Pumpen-Fahrplans z. B. in die Mittagszeit zu einem physikalischen Leistungsfluss zwischen den erneuerbare Energien-Anlagen und den Verbrauchern im Wasserversorgungssystem. Das entlastet die Transportebene (380-kV) und auch die Verteilebene (110-kV). Zusätzlich wirkt diese Verschiebung stabilisierend auf das Stromnetz und kann Eingriffe in die Produktion der erneuerbare Energien-Anlagen verringern (z.B. Abschaltung von Windenergie-Anlagen).

Beschreibung Use Case 2: Optimierung der Trinkwasseraufbereitung (Wasserenthärtung)

Die Stadtwerke Bühl gewinnt Wasser aus eigenen Quellen. Diese können allerdings den gesamten Bedarf der Stadt Bühl nicht decken. Deshalb wird auch Grundwasser genutzt. Quell- und Grundwasser haben eine sehr unterschiedliche chemische Zusammensetzung und Härte. Vor der Mischung beider Wässer wird deshalb das Grundwasser auf 8°dH enthärtet. Dafür wird eine Membrantechnik eingesetzt. Vor allem die Reinigung der Membranen erfordert einen hohen Chemikalieneinsatz. So wurde in Bühl 2020 mehr als 1.300 kg Salzsäure eingesetzt (Dosieranlage siehe Abbildung 4).



Abbildung 4: Dosieranlage

Mit einer guten Quellschüttungsprognose kann deshalb die Grundwasserförderung und damit auch Enthärtung genauer geplant werden. Dies schützt die Umwelt durch verringerten Chemikalieneinsatz und spart auch erhebliche Betriebskosten. Die Schüttungen der Quellen (siehe z. B. Abbildung 5) sind von einer Vielzahl von hydrogeologischen und meteorologischen Einflussgrößen abhängig, z. B. Niederschlag, Lufttemperatur, Bodenfeuchte hydrologische Leitwerte des Gesteins.

Ziel des Use Cases ist daher, eine Quellschüttungsprognose auf Basis eines vereinfachten hydrologischen Modells für ca. 24 Stunden geben zu können. Damit kann die Menge des zu enthärtenden Grundwassers genauer berechnet werden. Die Prognoserechnungen sollen automatisiert täglich erneuert und an das Wasserwerk weitergegeben werden, welches die Enthärtung des Grundwassers vornimmt.



Abbildung 5: Beispiel einer Quelfassung der SW Bühl

Adressierung von Nachhaltigkeitszielen

Das Projekt adressierte mit seinen zwei Use Cases die folgenden Nachhaltigkeitsziele der Vereinten Nationen: Sauberes Wasser und Sanitäreinrichtungen (SDG6), Industrie, Innovation und Infrastruktur (SDG9) sowie Nachhaltige Städte und Gemeinden (SDG11).

Stand der Technik bei Projektbeginn

Im Folgenden werden Stand der Wissenschaft und Technik der wesentlichen Bereiche der neuartigen Plattform beschrieben.

Prognose-Toolbox

Für die beiden Use Cases werden unterschiedliche Prognosen benötigt. Neben Wetterprognosen (welche direkt per Web-Dienst verfügbar sind), sind dies: (a) Wasserbedarfsprognosen (räumlich aufgelöst z.B. für verschiedene Druckzonen), (b) Wasserdargebotsprognosen einzelner Quellen, und (c) die Verfügbarkeit regenerativen Stroms des jeweiligen Wasserversorgers bzw. Stadtwerks.

Zu (a): Unter dem Begriff „Wasserbedarfsprognose“ wird heute üblicherweise die Prognose des zukünftigen Wasserbedarfs für einen Zeitraum von mehreren Jahren verstanden. Es handelt sich in der Regel um die Erstellung von Wasserbedarfsprognosen nach den gängigen Regelwerken (basierend u.a. auf historischem Wasserbedarf; Klima/Klimawandel, Bevölkerungsinformationen). In diesem Projekt sollte jedoch eine Wasserbedarfsprognose auf

Stundenbasis für den nächsten Tag bzw. die nächste Woche aufgebaut werden. Während solche Prognose-Tools im Energie-Bereich bereits weite Verbreitung finden, sind entsprechende Tools in der Wasser-Wirtschaft bisher nicht verfügbar. Im Rahmen des DVGW-Projektes W 201715 [2] wurden verfügbare Algorithmen dokumentiert. Die Algorithmen waren jedoch zu Projektbeginn noch nicht als robuste, echtzeitfähige Software-Komponente verfügbar. Partner IOSB hatte im Bereich Prognose-Algorithmen für Wasser- und Energie-Systeme Vorarbeiten vorzuweisen. Wasserdargebotsprognosen aus Quellschüttungen sind bisher ebenfalls nicht als Software-Modul verfügbar. Zur Prognose der Verfügbarkeit regenerativen Stroms (insbesondere PV, Windenergie) gibt es zahlreiche veröffentlichte Algorithmen. Dazu gibt es zwar bereits Software-Implementierungen, welche jedoch in größere Software-Pakete der Energie-Wirtschaft eingebunden sind. Im Projekt wurde in der Optimierung nicht mit Echtzeitpreisen, sondern mit Day-Ahead Strompreisen gearbeitet.

Datenplattform mit offenen Schnittstellen

Die im Projekt benötigte Plattform ist eine digitale Infrastruktur, welche drei Bereiche umfasst (siehe Struktur-Beschreibung in Abschnitt 1.2): 1. Schnittstellen zu Datenquellen, 2. Datenbanken zur Speicherung von Daten, 3. Dienstebene (Datenverarbeitungs- und Nutzungsebene inkl. Anwendungssystemen, Funktionen und Diensten). In allen drei Bereichen gibt es etablierte Standards (z.B. Schnittstellen wie OPC, OPC-UA oder REST) bzw. Produkte und Open Source-Lösungen. Auch gibt es mit dem Projekt GAIA-X große Bestrebungen, um offene und sichere digitale Infrastrukturen für die unterschiedlichsten Anwendungsbereiche bereitzustellen. Allerdings sind die verfügbaren Lösungen bisher entweder zu proprietär auf einzelne Lösungen zugeschnitten oder zu umfassend und komplex, so dass eine Nutzung sehr aufwändig ist. Im Projekt wurde daher die Realisierung einer leistungsfähigen, aus Open Source Modulen bestehenden Plattform mit offenen Schnittstellen angestrebt, welche für Wasserversorger einfach zu handhaben ist. Dabei wurde auf Vorarbeiten aus dem Projekt W-Net 4.0 aufgebaut. Eine Innovation gegenüber W-Net 4.0 besteht darin, dass die neue Datenplattform neben Monitoring nun auch für Prognose-Tools und Betriebsoptimierung einsetzbar ist.

Digitaler Zwilling von Trinkwasserinfrastrukturen

Der Begriff Digitaler Zwilling (DZ) bezeichnet das virtuelle Abbild eines Produktes oder einer Anlage und der zugehörigen Prozesse. Zwischen dem DZ und dem realen System findet ein ständiger Austausch von Daten und Informationen statt, die z. B. von Sensoren erhoben oder durch Algorithmen berechnet werden. Existierende Rohrnetzrechnungsmodelle von Wasserversorgungssystemen stehen bisher jedoch nicht im ständigen Online-Austausch mit dem Prozess. Prozessdaten werden, wenn überhaupt, meist händisch eingepflegt. Im Projekt wurde ein Digitaler Zwilling für das Hauptversorgungssystem (aggregierte Version des bestehenden Simulationsmodells der SW Bühl) der Stadt Bühl entwickelt. Der DZ ist in die digitale Plattform integriert. Er musste um eine generische Schnittstellen erweitert werden, über die externe Daten und Module zur Lösung verschiedener Aufgaben angebunden werden können. Die Realisierbarkeit des generischen Ansatzes wurde anhand eines Moduls zur Optimierung des Pumpenbetriebs und der Bewirtschaftung von Speicherbehältern unter Berücksichtigung der Rand- und Nebenbedingungen, die durch die unterschiedlichen Prognosemodelle vorgegeben werden, nachgewiesen (siehe nächster Punkt).

Optimierte Fahrweisen und fortlaufende Online-Überwachung

Das sogenannte „Pump Scheduling Problem“ zur Berechnung des kosten- und energieminierten Einsatzes von Pumpen zur Behälterbewirtschaftung ist ein seit Jahrzehnten viel-diskutiertes, komplexes Problem der hydraulischen Systemanalyse (nichtlineare, nichtkon-vexe, multimodale Zielfunktion, sehr viele diskrete Entscheidungsgrößen (siehe z.B. [3], [4], [5])). Bisherige Arbeiten beschränken sich meist auf Offline-Anwendungen für kleinere Mo-delle. Im Vorhaben wurde der digitale Zwilling mit einem mathematischen Optimierungstool kombiniert. Die Entscheidungsvariablen sind u.a. die Schaltzeiten und Drehzahlen der Pum-pen im Hauptversorgungssystem. Die Prognosen für den Strompreis, den Wasserverbrauch und die Quellschüttungen gehen in die Kostenfunktion ein oder werden als Restriktionen der Optimierungsaufgabe berücksichtigt. Zusätzlich sind weitere betriebliche Nebenbedin-gungen zu berücksichtigen. Dazu gehören die Vorhaltung ausreichender Löschwasserre-serven sowie die Einhaltung erforderlicher Mischverhältnisse bei der Zusammenführung von Wässern mit unterschiedlichen Qualitätsparametern im Speicherbehälter. Im Projekt sollte der für die Lösung der Aufgabe geeignete Algorithmus ermittelt und implementiert werden. Mittels eines zyklischen Updates des Modells und der Optimierungsergebnisse (Sequential Control, SQC) werden die berechneten Fahrvorschlüsse einem ständigen Abgleich mit der tatsächlichen Entwicklung des Verbrauchs und der Behälterfüllstände unterzogen und die Optimierung gegebenenfalls an geänderte Rahmenbedingungen angepasst. Dadurch wird eine bestmögliche Ausnutzung der Optimierungspotenziale sichergestellt sowie die Versor-gungssicherheit zu allen Zeiten gewährleistet.

Web-basierte Dashboards und Werkzeuge zu Inbetriebnahme, Monitoring und Maintenance

Die Schnittstelle zwischen der digitalen Plattform und dem Menschen sind ‚Dashboards‘. Diese fassen relevante Daten, Informationen sowie Statusmeldungen über Prozessabläufe zusammen und stellen sie dem jeweiligen Nutzer/ Entscheidungsträger bereit – quasi als Veredelung von Rohdaten. Ein nutzerfreundliches und flexibles Design ist dabei wesentlich, um dem Fachpersonal die benötigten Informationen in einfacher, verständlicher Weise be-reit zu stellen. Die Herausforderung im operationellen Einsatz besteht zum einen darin, sol-che Werkzeuge in eine heterogene Datenlandschaft zu integrieren. Zum anderen müssen die Werkzeuge ausreichende Flexibilität aufweisen, um z.B. die benötigten Informationen für die unterschiedlichen Nutzergruppen geeignet darstellen zu können (vom Betriebspersonal bis zum Management).

Im Folgenden sind die durchgeführten Arbeiten in den einzelnen Arbeitspaketen detailliert dargestellt.

2.2 Projektergebnisse und Abgleich mit den Zielen

2.2.1 Arbeiten zu AP 1: Feinspezifikation

Beteiligte Partner: alle; Lead: IOSB

AP 1.1 Feinspezifikation Use Cases

Im Use Case 1 wurde zunächst das zu untersuchenden Pilotsystem festgelegt und die be-troffenen Behälterkammern sowie zugehörige Pumpen, Schieber und Regler identifiziert.

Als nächstes wurden die Entscheidungsgrößen, die Zielfunktion und die zu berücksichtigenden Restriktionen für das Optimierungsproblem festgelegt. Als Randbedingungen wurden die Abnahmen der einzelnen Zonen, deren Werte, die durch die Verbrauchsprognosemodelle geliefert werden, sowie der verfügbare Zufluss von Quellwasser festgelegt.

Bestandteile des **Use Case (2) Optimierung der Trinkwasseraufbereitung** sind mögliche Verbesserungen der bestehenden Nanofiltrationsanlage durch eine Optimierung der Betriebsparameter, des Chemikalienmanagements, der Reinigungsstrategien und der Betriebsführung. Dazu gehören beispielsweise eine Optimierung der Rückspülintervalle, eine präzisere Dosierung von Antiscalants und eine effizientere Verteilung der Reinigungsmittel, die Einführung verbesserter Reinigungsprotokolle basierend auf Wasserqualitätsdaten, die Anpassung der Reinigungsintervalle an den tatsächlichen Verschmutzungsgrad, ein intelligentes Lastmanagement, also der Betrieb in energiegünstigen Zeitfenstern und ein verbessertes Monitoring zur Früherkennung von Leistungsabfall. Dazu sollen Daten der Quellschüttungen und Prozessdatenanalyse der Nanofiltrationsanlage in die TwinOptPRO-Plattform integriert werden, um eine systematische Auswertung vorhandener Betriebsdaten zu ermöglichen. Darauf aufbauend sollen Leistungskennzahlen (KPIs) zur kontinuierlichen Verbesserung berechnet werden, um daraus eine effizientere Betriebsweise abzuleiten.

AP 1.2 Feinspezifikation Daten-Plattform und Lastprognose-Toolbox

Bei der Feinspezifikation der Daten-Plattform wird auf den Erfahrungen aufgebaut, die im Projekt WNet4.0 gewonnen wurden. Hier hat sich die InfluxDB als performante und gleichzeitig flexible Datenbank für das Monitoring von Zeitreihendaten und die Verwaltung von Metadaten bewährt. Die im Vorhaben TwinOptPRO geplante Datenplattform soll nun zusätzlich für Prognose-Tools und Betriebsoptimierung eingesetzt werden. Dabei ist zu berücksichtigen, dass für die Berechnung eines optimierten Stellwerts in der Regel mehrere Prozessschritte involviert sind. Für die einzelnen Prozessschritte werden von den Partnern Services entwickelt (insbesondere zur Datenvorverarbeitung, für Prognosewerte und zur Optimierung), die kontinuierlich neue Werte berechnen. Es entstehen sogenannte Datenverarbeitungspipelines. Für die Umsetzung der optimierten Betriebsführungsstrategien müssen diese mit möglichst geringer Latenz berechnet und zurückgeschrieben werden. Die InfluxDB ist hierfür ungeeignet, da es keine Möglichkeit gibt, auf die Ergebnisse eines vorhergehenden Prozessschritts zu warten. Stattdessen müssten alle Services in einem festen Takt laufen, der bei längeren Datenverarbeitungspipelines zwangsläufig zu größeren Latenzen führt. Daher wurde beschlossen, die InfluxDB mit der Streaming-Datenbank Apache Kafka zu erweitern. Diese erlaubt es, den Services ihr Nachrichten asynchron über das Publisher-Subscriber Modell auszutauschen. Damit werden die Wartezeiten während der Verarbeitung minimiert. Die Spezifikation der geplanten Datenverarbeitungs-Plattform ist in Abbildung 6 dargestellt.

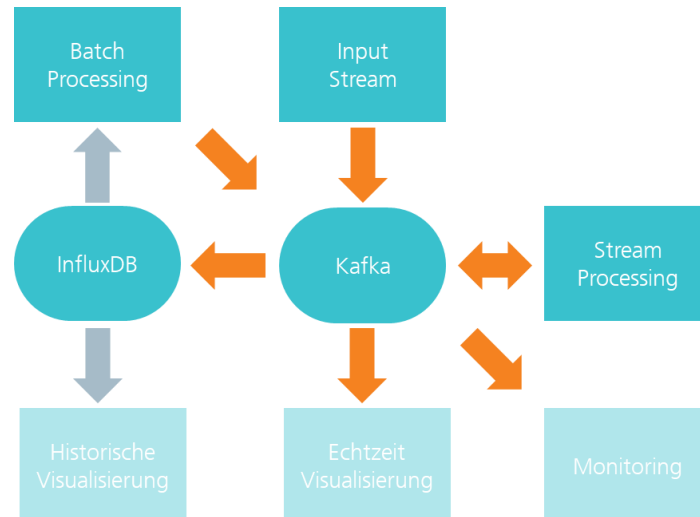


Abbildung 6: Spezifikation der Daten-Plattform, bestehend aus einer Streaming-Datenbank (Apache Kafka), die mit einer Zeitreihendatenbank (InfluxDB) synchron gehalten wird.

Für den Datenaustausch über die Datenverarbeitungs-Plattform wurde weiterhin ein Datenformat spezifiziert, das einen Austausch der grundlegenden Informationen über Zeit, Wert und Name eines gemessenen oder berechneten Wertes enthält. Außerdem können für jeden Wert weitergehende Metadaten über beispielsweise Einheit oder Ort der Messung angegeben werden. Die Metadaten umfassen in der Regel eine größere Menge an Daten, verändern sich jedoch zeitlich gar nicht oder nur selten. Die Datenverarbeitungs-Plattform stellt sicher, dass alle Daten sowohl in der Streaming-Datenbank als auch, mit geringer Latenz, in der Zeitreihendatenbank zur Verfügung stehen.

Die Prognose-Toolbox hat das Ziel, stündlich Wasserbedarfsprognosen für die jeweils nächsten 24 h nahe Echtzeit bereitzustellen, sodass Optimierungs-Services unmittelbar auf diese Werte zugreifen können. Sie baut vollständig auf der im Projekt spezifizierten Datenplattform auf. Die Toolbox soll sich logisch in wiederverwendbare Services gliedern, die jeweils in Containern betrieben und ausgeführt werden.

Als Datenschema soll für alle Kafka-Topics ein schlankes JSON-Format dienen. Dieses umfasst die Kernfelder Zeitstempel, Tag (zonen- oder stationsspezifische Kennung), Variable, Wert sowie ein Metadatenobjekt, das unter anderem Einheit, Modellversion, Prognosehorizont und Unsicherheiten kodiert. Alle Container sollen Metriken exportieren. Die Sicherheit wird durch Verschlüsselung und ein rollenbasiertes Rechtesystem gewährleistet sein. Darüber soll die Toolbox dank ihrer entkoppelten Micro-Services mit minimalem Aufwand auf weitere Use-Cases übertragbar sein.

AP 1.3 Feinspezifikation Digitaler Zwilling und Optimierer

Es wurde beschlossen zwei getrennte Digitale Zwillinge (DZ) zu errichten. Ein DZ für das Gesamtsystem der Trinkwasserversorgung der Stadt Bühl und ein DZ, der nur das für die Optimierung relevante Hauptversorgungssystem beinhaltet. Der erste DZ diene während der Projektlaufzeit zum Monitoring des Betriebs inklusive Aufbereitung und Verteilungsnetz, der zweite DZ dient als Ausgangspunkt für die Optimierung und zur Validierung des durch den Optimierer ermittelten Fahrplans. Für beide DZ wurde die Software SIR 3S® mit dem

Online-Modul Sir OPC eingesetzt. Die Datenanbindung erfolgte durch eine neu entwickelte, bidirektionale Schnittstelle zur Kafka-Datenbank der digitalen Plattform.

Der Optimierer wurde als Prototyp in der Sprache Python entwickelt. Dies hatte den Vorteil, dass auf bestehenden Bibliotheken zur mathematischen Optimierung und zur Erstellung von neuronalen Netzen zurückgegriffen werden konnte.

Für das Deployment in der Projektplattform wurden für die Module DZ und Optimierung Docker-Container erstellt, die sich leicht vom Projektpartner IOSB in die Gesamtplattform integrieren ließen.

AP 1.4 Feinspezifikation nutzerzentrierte Dashboards für Steuer- und Regelungsaufgaben

Nach Gesprächen im Team und mit den Nutzern bei den Stadtwerken Bühl zu ihren Bedürfnissen in der Praxis kristallisierten sich zwei Ansätze heraus. Das existierende Grafana Dashboard aus dem Projekt W-Net 4.0. sollte als umfassendes Dashboard zur Darstellung „aller“ verfügbaren Daten beibehalten und weiterentwickelt werden. Man kann deshalb von einem „datenzentrierten“ Dashboard sprechen.

Darüber hinaus sollte ein zweites „nutzerzentriertes“ Dashboard geschaffen werden. Dieses soll den Nutzern „auf einen Blick“ eine Übersicht über den Zustand des gesamten Versorgungssystems geben. Aufgabe des neuen Dashboards ist:

- a) einen Überblick über die wichtigsten Kennzahlen im Wasserversorgungssystem auf einen Blick ermöglichen.
- b) die Prognosen und die optimierte Fahrweise zu visualisieren und dem bisherigen Betrieb gegenüberzustellen

Mit der prognose- und kostenoptimierten Steuerung des Wasserversorgungssystems wird der Betrieb deutlich dynamischer. Die Gegenüberstellung von traditionellem und dynamisch optimiertem Betrieb ist auch als Praxistest zu verstehen. Wenn das System im bisherigen Modus gefahren wird, kann diesem der prognostizierte = simulierte Betrieb gegenübergestellt werden. Das Personal kann so Erfahrungen mit der neuen Steuerungsweise sammeln, bevor diese „scharf“ geschaltet wird. Es kann sich davon überzeugen, dass alle Randbedingungen eingehalten werden und feststellen, welche Kosten- bzw. Energieeinsparungen erreicht werden könnten. Die ist als vertrauensbildende Maßnahme sehr wichtig.

Entwickelt wurde dann in Abstimmung mit den Nutzern ein Dashboard, das sich in seiner Darstellung an dem „Schema der Wasserversorgung“ – eine vertikale Darstellung des Netzes und der gesamten Versorgungsinfrastruktur orientiert. Dieses hängt in fast allen Arbeitsräumen und Betriebsstätten der Wasserversorgung aus und ist Bezugspunkt bei vielen Gesprächen.

2.2.2 Arbeiten zu AP 2: Prognose-Toolbox

Beteiligte Partner: IOSB (Lead), geoSYS, Bühl

AP 2.1 Wasserbedarfs-Prognose

In Abstimmung mit dem Partner 3S Consult wurden für definierte Verbrauchszonen im Trinkwassernetz der Stadtwerke Bühl datengetriebene Modelle entwickelt. Der gewählte Vorhersageansatz nutzt DeepAR Modelle [6], einem Typ von künstlichem neuronalen Netz, der auf

der für Zeitreihenvorhersagen etablierten Architektur von long short-term memory Netzen (LSTMs) [7] aufgebaut ist und diese um wichtige Funktionalitäten erweitert (Abbildung 7). Dies umfasst beispielsweise die Berechnung probabilistischer Vorhersagen, wie out-of-the-box Verarbeitung kategorischer Variablen, verbesserte Eigenschaften bei der Vorhersage mit wenig Trainingsdaten oder auch vereinfachte Datenpipelines durch interne Skalierung der Daten. Zur Implementierung im Projekt wird die DeepAR Implementierung der Bibliothek *pytorch-forecasting* [8] genutzt.

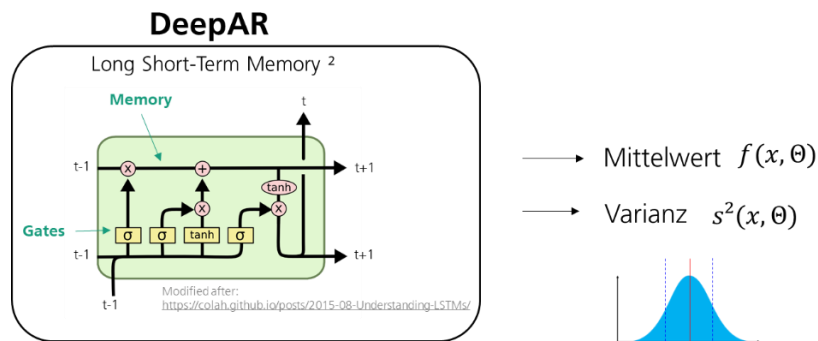


Abbildung 7: Illustration eines DeepAR Modells nach Salinas et al. [6] als Wrapper mit LSTM-Zellen [7] als Kerneinheit zur Erzeugung probabilistischer Vorhersagen.

Die Modelle nutzen zur Vorhersage des stündlichen Wasserbedarfs für die nächsten 24 Stunden den Wasserbedarf der (jüngeren) Vergangenheit, Wetterdaten (bzw. -vorhersagen), abgeleitete beschreibende Wetter-Features (z.B. kumulierte Niederschläge, Trockenheitsindikatoren) sowie Datums-Features (Arbeitstage, Feiertage, Wochentag usw.). Diese liefern zusätzliche Informationen zum zeitlichen Kontext. Alle verwendeten Features sowie deren Berechnung oder Erläuterung sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Tabelle 1: Auflistung aller Inputdaten und Features der Vorhersagemodelle für die Verbrauchszonen der Stadtwerke Bühl.

Feature	Erläuterung
Durchfluss	Durchflusszeitreihe der Vergangenheit. Wenn sich die Verbrauchszone aus mehreren Zeitreihen berechnet, wird jede einzeln betrachtet. Zeitreihen sind um 24h verschoben.
Zeitindex	Fortlaufender Zeitindex für absolute Position im Datensatz/indirekte relative Position zum Ende des Trainingsdatensatzes
Wochentag	Wochentag 1-7, encodiert als korrespondierende sin und cos Funktionen
Tag im Jahr	Tag im Jahr 1-365, encodiert als korrespondierende sin und cos Funktionen
Stunde	Stunde 1-24, encodiert als korrespondierende sin und cos Funktionen
Feiertag	0 (falsch), 1 (morgen ist Feiertag), 2 (heute ist Feiertag), 3 (heute und morgen sind Feiertage)
Werktag	0 (Wochenende) oder 1 (Werktag)
Niederschlag	Niederschlag der Vergangenheit und Vorhersagen
Temperatur	Temperatur der Vergangenheit und Vorhersagen
Relative Feuchte	Relative Feuchte der Vergangenheit und Vorhersagen
Trockentage	Trockenperiode in Tagen, definiert als Anzahl aufeinanderfolgender Tag mit jeweils kumuliertem Niederschlag $< 1\text{mm}$ ($= 1\text{L/m}^2$)

kumulierter Niederschlag	Niederschlagssumme der letzten 7 Tage
Mittlere Temperatur	Mittlere Temperatur der letzten 7 Tage
Mittlere rel. Feuchte	Mittlere relative Feuchte der letzten 7 Tage

Für die entwickelten Modelle wurden Vorhersagepipelines in MageAI aufgebaut und getestet. Diese erlauben das Abrufen von Live-Daten aus der Influx-Datenbank, die Bereitstellung trainierter Modelle über MLflow sowie das automatisierte Zurückschreiben der erzeugten Vorhersagen in die Datenbank. Anschließend erfolgt eine Darstellung der historischen Daten und Vorhersagen auf Grafana-Dashboards. Die einzelnen Komponenten und Dienste der Prognosetoolbox (z.B. Datenhaltung in der InfluxDB, Modellentwicklung in JupyterLab) wurden anhand des Anwendungsfalls Bühl etabliert und so generisch aufgebaut, dass diese leicht als Templates für neue Anwendungen (z.B. Anwendungsfall Thüringen) dienen können. Die Verknüpfung der einzelnen Dienste ist für die Fälle Modellentwicklung und Modellnutzung in Abbildung 8 dargestellt. Die Modellentwicklung greift auf historische Daten in der InfluxDB zurück, die eigentliche Modellentwicklung erfolgt in Python in Jupyter Notebooks. Das Training der Modelle wird über MLFlow geloggt und das optimale Modell wird ebenfalls in MLFlow deployed. Die Ablage der eigentlichen Modelle erfolgt im Object-Storage-Dienst MINIO. Im operativen Betrieb wird in MageAI zyklisch eine Datenverarbeitungs-Pipeline gestartet, die aktuelle Betriebs- und Verbrauchsdaten aus der InfluxDB bezieht, die über MLFlow und MINIO bereitgestellten Modelle nutzt und die Ergebnisse auf den Kafka Server schreibt. Von dort erfolgt die Weiterverarbeitung und Bereitstellung für Dashboards (Grafana), Ablage in der InfluxDB, usw.

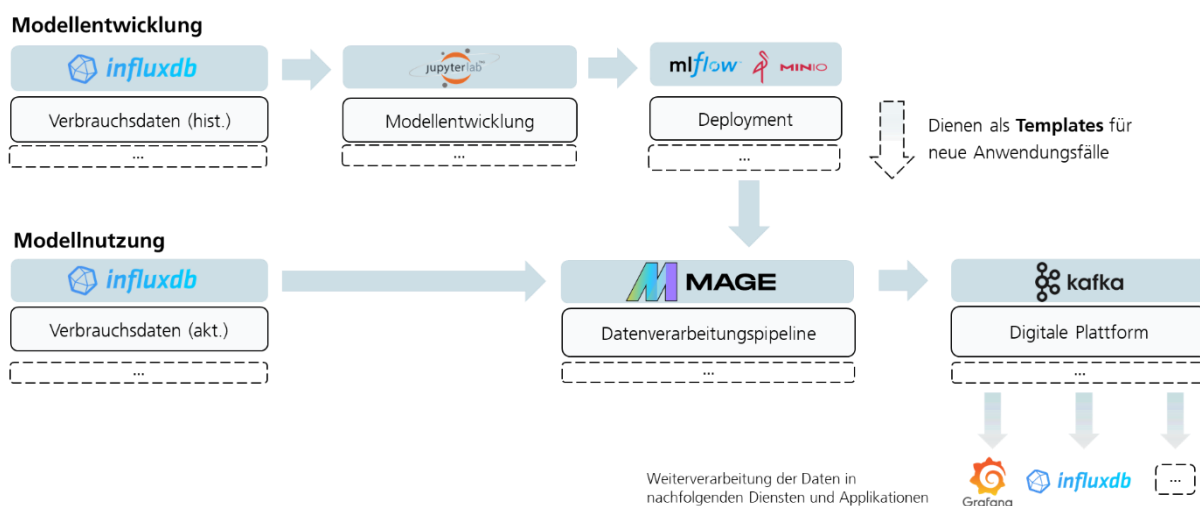


Abbildung 8: Verknüpfung und Abfolge der verwendeten Microservices für die beiden Fälle Modellentwicklung und Modellnutzung im Falle der Prognose-Toolbox.

Die Übertragbarkeit der Templates konnte erfolgreich für das Battle of Water Demand Forecasting (BWDF) im Rahmen der 3rd International Joint Conference on Water Distribution Systems Analysis & Computing and Control for the Water Industry (WDSA/CCWI) 2024 in Ferrara demonstriert werden. Ziel war die Vorhersage von Durchflüssen in einem Trinkwassernetz in Norditalien. Die Inputdaten waren identisch zum Use Case Bühl, lediglich der

Vorhersagehorizont wurde von 24 Stunden auf 7 Tage verlängert (gemäß den Anforderungen des BWDF). Es wurden gute bis sehr gute Ergebnisse in den Testsets erzielt, die im Rahmen des Battle vorherzusagenden Zeiträume wurden von den Battle Organisatoren gesondert ausgewertet. Hierbei konnte ein sehr guter 10. Platz (von ca. 30 Teilnehmern) erreicht werden. Die erfolgreichsten Ansätze waren allesamt Ensemble-Ansätze, die spezifisch auf die im Battle angesetzten Metriken getuned wurden, während im Fall des IOSB-Beitrages lediglich der Vorhersagehorizont von 24h auf 7 Tage verlängert wurde, wie von den Regeln vorgegeben. Die Platzierung ist daher als sehr gut einzuschätzen, gleichzeitig wurde das Potenzial von Ensembleansätzen im Battle deutlich. Diese stellen damit einen möglichen Ansatzpunkt dar, um in der Zukunft weitere Verbesserungen zu erzielen. Im Zuge des BWDF sind zudem zwei Veröffentlichungen entstanden. Zum einen ein Short-Paper des IOSB-Beitrages zum Battle [9] zum anderen ein Gesamt-BWDF Paper mit Ergebnissen und der Diskussion aller Beiträge [10].

Nach erfolgreicher Operationalisierung der Prognose-Pipelines wurden dauerhaft hochwertige Vorhersagen für fünf der untersuchten Zonen erzeugt (Hauptzone, Altschweier Affental, HZ NZ Riegel, Rappenberg, vernachlässigter Bereich). Für jede Zone wurde hierbei ein individuelles Modell trainiert (sog. lokale Modelle). Für Training und Testing wurden die Daten klassisch out-of-sample separiert, das Testset war hierbei der neueste Teil der verfügbaren Zeitreihendaten. Im Projektverlauf wurden mehrere Modellversionen erstellt und regelmäßig neue Modelle trainiert, sobald substantiell mehr Daten vorhanden waren. Das Data Splitting Schema für die neueste (und letzte) Modellversion ist in Abbildung 9 dargestellt.

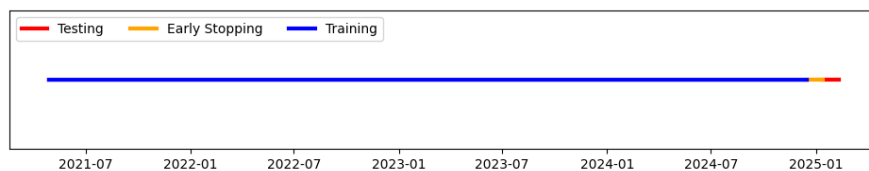
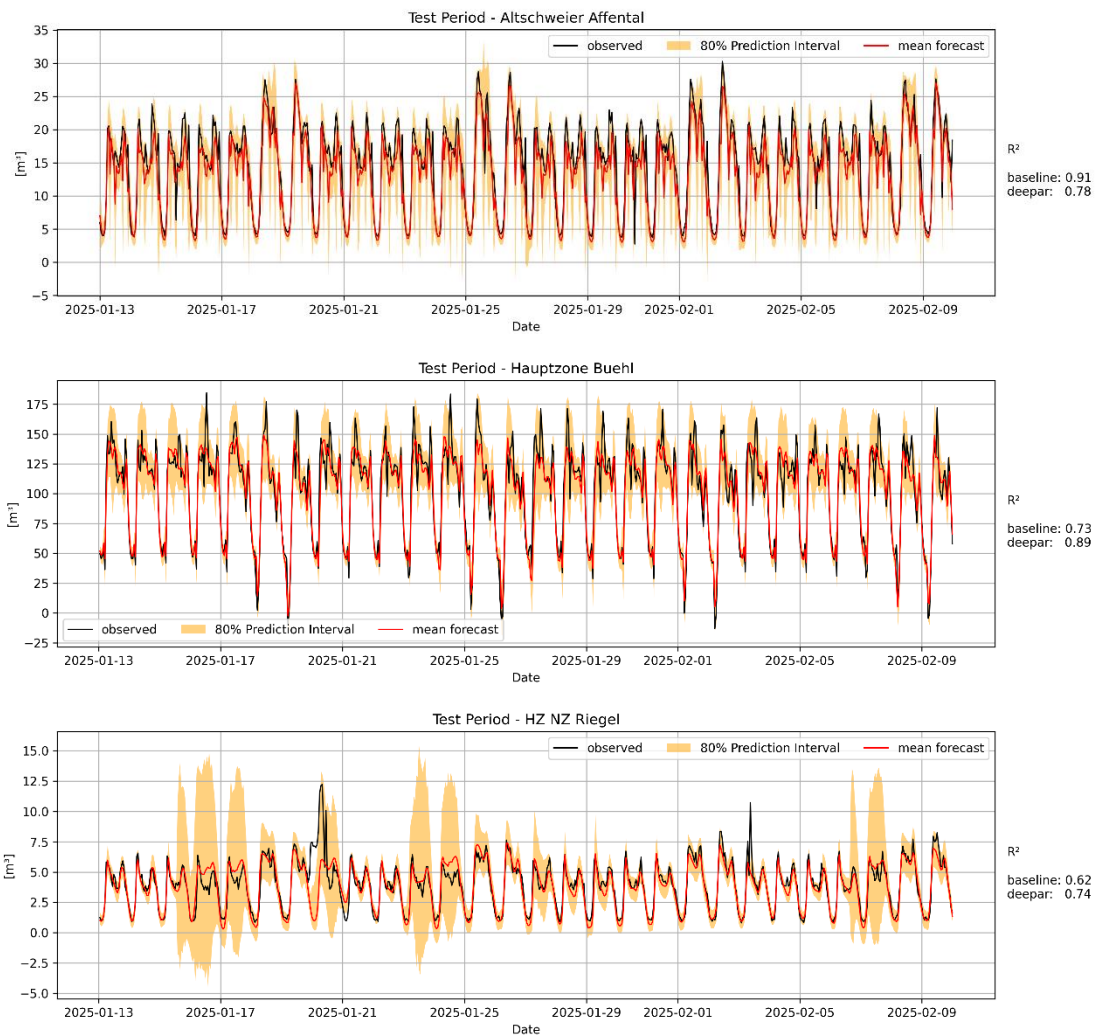


Abbildung 9: Daten Split für das Training eines Vorhersagemodells, am Beispiel der neuesten Modellversion mit Daten bis Februar 2025.

Die Güte der Vorhersagen ist nachfolgend beispielhaft für die Test-Zeiträume der zuletzt erstellten Modellversion (vgl. Abbildung 9) mit Trainingsdaten bis Mitte Januar 2025 dargestellt (Abbildung 10). Als Baseline Modell für die Vorhersage dient zum Vergleich der zuletzt beobachtete Wert vor einer Woche. Ziel war es, die Performance im Vergleich zum Baseline Modell (R^2 DeepAR $>$ R^2 Baseline) wesentlich zu verbessern, was in den hier dargestellten Zeiträumen für alle Zonen außer Altschweier Affental gelang. Der Grund für letztere ist, dass der Wasserverbrauch der Zone Altschweier Affental in dem betrachteten Zeitraum von ungewöhnlichem, regelmäßigem Verhalten geprägt war, wodurch das Baseline Modell ($R^2 = 0,91$) die beste Performance zeigte. Dennoch wurde für das DeepAR-Modell ein sehr gutes R^2 von 0,78 erzielt. Hervorzuheben sind auch die auffällig großen Vorhersageintervalle (Unsicherheitsbereiche) im Testzeitraum für HZ NZ Riegel. Diese scheinen im vorliegenden Fall stark von einer Zufallskomponente im Modell abhängig zu sein (das Training künstlicher neuronaler Netze ist immer von Zufallszahlen abhängig) und können bei Variation dieser random-components nicht zuverlässig reproduziert werden. Eine Überinterpretation sollte hier also vermieden werden. Einen guten Hinweis, warum solche Bereiche auftreten, kann

die Anwendung von Explainable-AI (XAI) Ansätzen wie SHAP [11] liefern. Leider ist die gewählte Implementierung der DeepAR Modelle auf rein technischer Ebene nicht mit gängigen XAI-Ansätzen wie SHAP kompatibel und verhindert daher den Einsatz solcher. Für zukünftige Projekte ist daher geplant, auf eine alternative Implementierung von DeepAR oder auch von anderen Modelltypen auszuweichen. Hier bietet es sich an, die Erkenntnisse des BWDF zu berücksichtigen und Ensemble-Vorhersageansätze zu verfolgen, eine Anwendbarkeit von XAI wäre jedoch insbesondere bei Modell-Ensembles zuvor abzuklären.



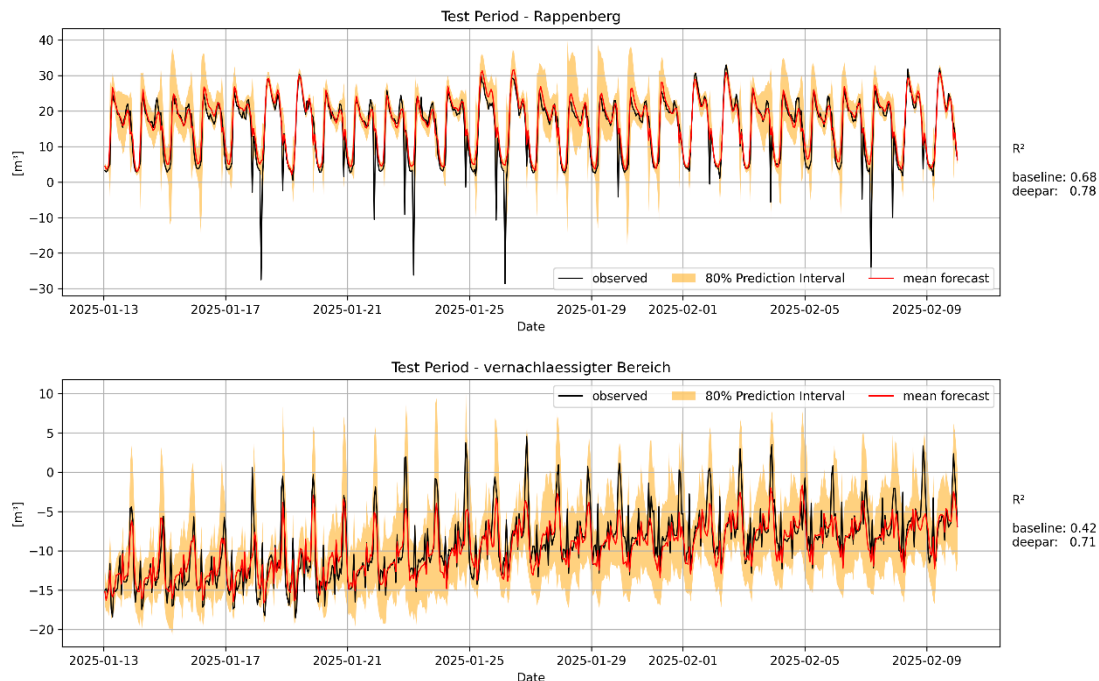


Abbildung 10: Vorhersageergebnisse der Modelle für die Testsets der letzten Modellversion in allen fünf operationell betriebenen Zonen. Das Baseline-Modell (Daten von vor 7 Tagen) ist nicht dargestellt.

Zur Visualisierung der Vorhersageergebnisse und der Güte der Modelle wurde ein Grafana Dashboard entwickelt, in welchem die Vorhersagen für alle Zonen live eingesehen werden können. Die Auswertungen umfassen (i) die Darstellung der Vorhersage, (ii) die kumulierten Tagesverbräuche, (iii) die Vorhersagegüte als tageweise berechnetes R^2 , (iv) den absoluten Prognosefehler (beobachtet-simuliert) sowie (v) gesondert den Tagesgang für die nächsten 24 Stunden.

Abbildung 11 illustriert dieses Dashboard am Beispiel der Hauptzone Bühl.

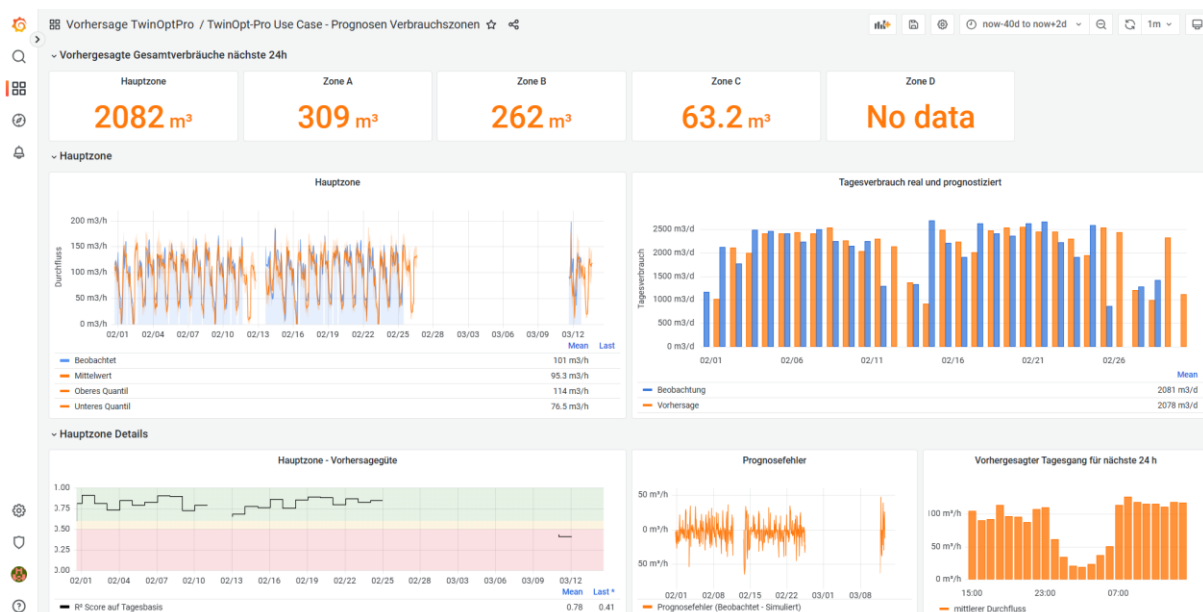


Abbildung 11: Vorhersage Dashboard in Grafana, beispielhaft für die Hauptzone Bühl.

Weitergehende Bemühungen auch den Durchfluss bzw. Verbrauch im Ortsnetz Schönbrunn sowie den Durchfluss oder Wasserstand von zwei weiteren Hochbehältern (Quellwasser und Übergabe Bühlertal) vorherzusagen, waren nicht erfolgreich. Hier existiert kein ausreichender Zusammenhang zwischen den verfügbaren Prädiktorvariablen (siehe Tabelle 1) und den tatsächlichen Durchflüssen. Seitens 3S Consult wurde daher für diese Punkte Ersatz-Randbedingungen (RB) (z. B. konstante RB) im nachgelagerten Optimierer umgesetzt. Im Fall des Quellwasser-HB unterstützte das IOSB 3S-Consult durch die Bereitstellung einer gefilterten Zeitreihe der aufgezeichneten Durchflüsse anstelle einer Vorhersage (Abbildung 12).

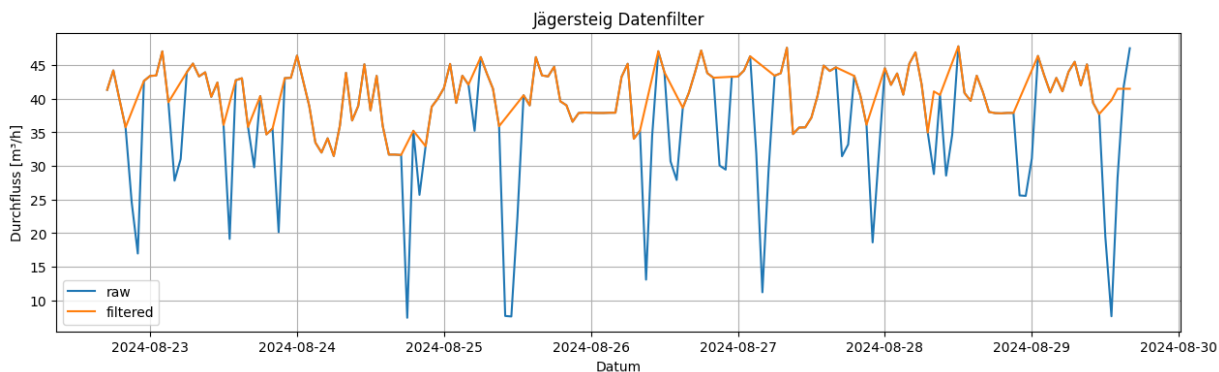


Abbildung 12: Beispielhafte Darstellung der am Quellwasser-HB durchgeführten Datenfilterung, als Vorhersageersatz.

Die Datenübertragung seitens der SW Bühl ans IOSB per OPC-UA war erst gegen Projektende zuverlässig aufgebaut und zuvor über längere Zeit nicht verfügbar. Um die Operationalisierung aller Plattformkomponenten dennoch voranzutreiben und eine funktionierende Datenumgebung zu simulieren, wurde daher eine Replikator-Instanz aller wesentlichen Komponenten (Datenbank Buckets, MageAI Pipelines, Kafka Topics, Dashboards, nachgelagerte Optimierung von 3S Consult etc.) aufgesetzt. Hier wurden fortlaufend die Daten des aktuellen Zeitstempels von vor 50 Wochen eingespielt und so ein Realbetrieb in der Vergangenheit imitiert.

Im Zuge der finalen Operationalisierung der IOSB-Prognosemodelle wurde eine zusätzliche Robustifizierung der Pipelines gegen Datenlücken in den Prädiktorvariablen (v. a. Wetterdaten) durchgeführt. Zudem wurde bei der Umstellung auf eine Datenübertragung per OPC-UA das Preprocessing aller Daten angepasst und weiterentwickelt, da die neu einfließenden Daten nicht mehr zeitbasiert (regelmäßige Abtastrate) sondern eventbasiert waren (neue Werte nur bei Änderung). Dies erschwert generell die Erkennung von Datenlücken, da zunächst nicht unterschieden werden kann, ob sich ein Wert nicht ändert und deshalb keine neuen Daten einfließen, oder ob eine Datenlücke vorliegt.

Weiterhin fand eine Analyse der Re-Training Strategie der operativen Modelle statt. Ziel von Re-Training ist generell die regelmäßige Integration neuer Daten im laufenden Betrieb und eine Evaluierung der Modellgüte nach erfolgter Datenintegration. Diese Datenintegration kann sowohl durch ein vollständiges Re-Training der Modelle als auch durch ein Finetuning des existierenden Modells erreicht werden. In letzterem Fall kommt dann eine verringerte Lernrate zum Einsatz, um keine schnellen und drastischen Änderungen im Modell zu pro-

vozieren. Im Folgenden ist der Versuchsaufbau für ein vollständiges Re-Training nach jeweils einer Woche für ca. ein halbes Jahr (25 Wochen) dargestellt. Abbildung 13 illustriert hierbei die fortlaufende Aufteilung der Zeitreihe über die Zeit und die nach und nach erhöhte Verfügbarkeit von Trainingsdaten.

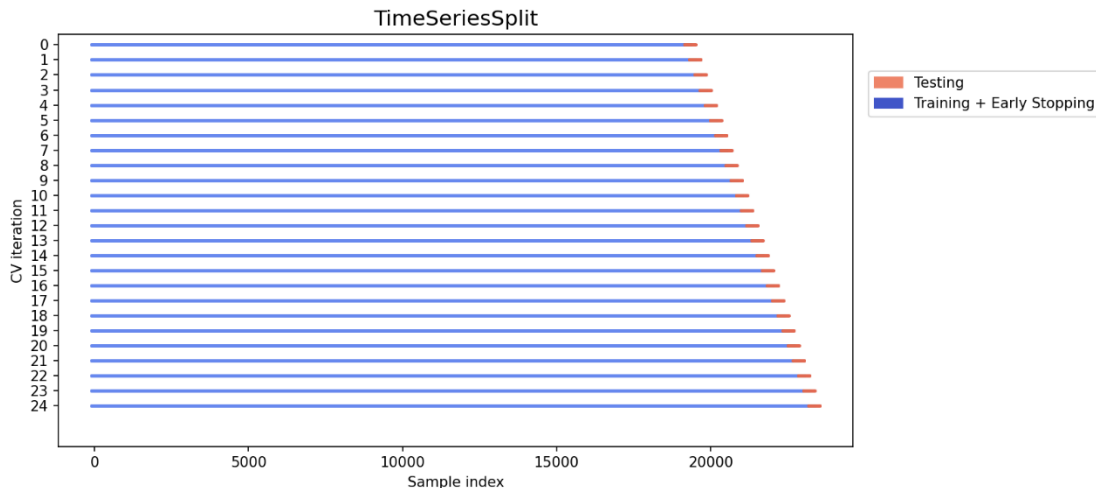


Abbildung 13: Train-Testsplit mit fortlaufender wöchentlicher Datenintegration für 25 Wochen für die durchgeführte moving-window Validierungsstrategie. Early Stopping wird auch hier durchgeführt (analog zu Abbildung 9), ist aber nicht gesondert ausgewiesen.

Abbildung 14 und Abbildung 15 zeigen beispielhaft die Modellgüte in der Zone Altschweier Affental und der Hauptzone Bühl für den beschriebenen Versuchsaufbau. Dargestellt ist die Güte als R^2 im Testset und hierbei jeweils im Vergleich die Güte des neu trainierten Modells (orange) und die Güte des letzten verfügbaren Modells ohne zusätzliche Datenintegration (blau), beide angewandt auf das neueste Testset. Zu beachten ist, dass die Anzahl der Balkengruppen $25-1=24$ beträgt, da für das erste Modell (Abbildung 13, Iteration 0) kein Vergleichsmodell verfügbar ist. Theoretisches Ziel ist eine Verbesserung der Güte in jedem Zeitschritt im Vergleich zum existierenden Modell (orange besser als blau), da aktuellere Daten einbezogen werden. Weiterhin kann in erster Näherung theoretisch von einer stetig zunehmenden absoluten Güte des Modells ausgegangen werden, da Deep Learning Modelle von einer zunehmend größeren Datenbasis profitieren. Beide Abbildungen zeigen, dass zumindest letztere Annahme nicht per-se zutrifft. Während für Altschweier Affental die Güte tatsächlich über die Zeit ansteigt, ist das für die Hauptzone nicht der Fall. Hier dominiert vielmehr eine recht konstant hohe Güte mit einigen Ausreißern nach unten (für beide Modelle), sodass davon ausgegangen werden kann, dass auch eine zukünftige Datenintegration keine besonderen Güteverbesserung mehr verspricht. Für Altschweier Affental ist hingegen ggfs. eine regelmäßige Datenintegration zu empfehlen (z. B. vierteljährlich), bis sich auch hier ein Güte-Plateau einstellt. Für die Hauptzone könnte zudem ein längeres Zeitintervall, z. B. jährlich für ein Re-Training genutzt werden. Diese Einschätzung gilt jedoch immer unter dem Vorbehalt der Annahme, dass sich das Verhalten der Zone nicht kurzfristig deutlich ändert (durch Baumaßnahmen, Industriezu/abzug, etc.). Sollte dies der Fall sein, ist eine möglichst baldige Datenintegration ratsam. Um die Güte ganz allgemein noch weiter zu steigern, sind mutmaßlich zusätzliche Prädiktorvariablen notwendig, die im Zuge dieses Projektes jedoch nicht identifiziert werden konnten / nicht verfügbar waren. Besonders die

Analyse der systematischen Güteausschläge nach unten (vgl. Abbildung 15) könnte hier Hinweise liefern, welche Prädiktorvariablen zusätzlich hinzugenommen werden können. Im vorliegenden Fall konnten die Unregelmäßigkeiten in der Güte keinem Grund (z. B. ein Sonderereignis im Stadtgebiet) zugeordnet werden.

Der Mehrwert einer wöchentlichen Datenintegration ist gering und gerade im Vergleich zum generierten Aufwand (händisches Training und Deployment der Modelle) deutlich zu gering. Während im Falle von Altschweier Affental (Abbildung 14) immerhin 18 von 24-mal das neue Modell gleich gut oder besser war als das existierende, sinkt der Anteil für die Hauptzone auf 13 von 24-mal (Abbildung 15). Und damit auf nur knapp über 50%.

Für die weiteren Zonen wurden grundsätzlich ähnliche Ergebnisse erzielt, sodass von Fall zu Fall entschieden werden muss, welche Re-Training/Datenintegrationsstrategie sinnvoll ist.

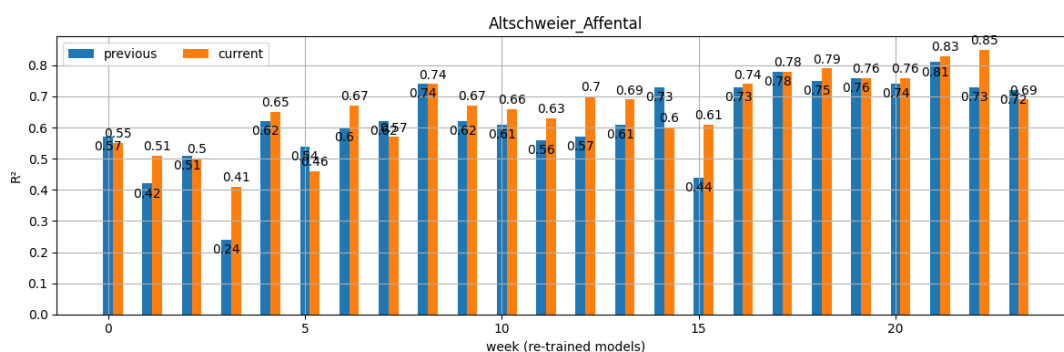


Abbildung 14: Entwicklung der Vorhersagegüte (R^2) durch fortlaufende, wöchentliche Datenintegration und zugehöriges Re-Training der Modelle in der Zone Altschweier Affental. Verglichen werden die Güte des neu trainierten Modells (orange) mit dem zuvor verfügbaren Modell ohne Datenintegration (blau).

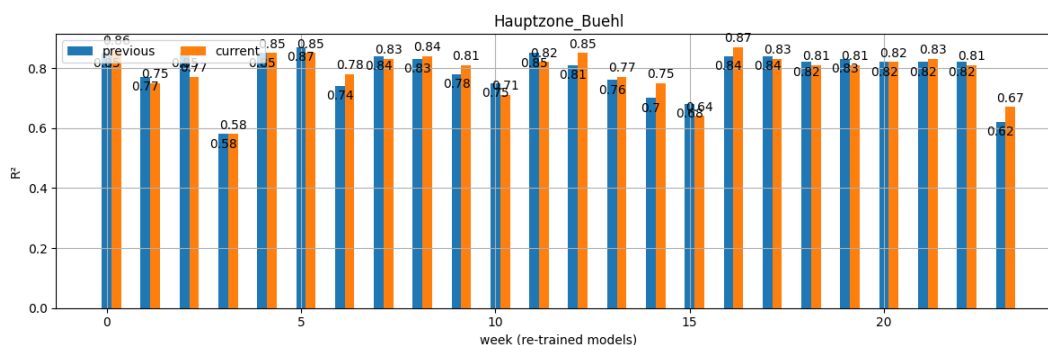


Abbildung 15: Entwicklung der Vorhersagegüte (R^2) durch fortlaufende, wöchentliche Datenintegration und zugehöriges Re-Training der Modelle in der Hauptzone Bühl. Verglichen werden die Güte des neu trainierten Modells (orange) mit dem zuvor verfügbaren Modell ohne Datenintegration (blau).

Im Vergleich zum oben diskutierten Re-Training mit dem gesamten Datensatz werden durch ein fortlaufendes Finetuning existierender Modelle anhand neuer Daten vergleichbare Ergebnisse erzielt. Hier konnten keine wesentlichen und systematisch auftretenden Unterschiede festgestellt werden. Erst wenn der Gesamtdatensatz mit der Zeit sehr groß wird und

damit das Training zunehmend zeitaufwändiger, könnte ein Finetuning statt eines Re-Trainings zumindest praktische Vorteile in Form von Zeitersparnis bei der Datenintegration bieten.

AP 2.2 Wasserdargebots-Prognose

Neben der Modellierung der kommunalen Wasserverbräuche stellt die Prognose der Quellschüttungen die zweite zentrale Komponente für eine belastbare Vorhersage des Gesamtsystems dar. Wie weiter unter näher erläutert wird, erwies sich die ursprünglich vorgesehene, im Projektantrag beschriebene methodische Herangehensweise als nicht praktikabel. Der geregelte Zufluss in einen der Quellwasserbehälter – der zudem außerhalb des eigentlichen Einzugsgebiets liegt – ließ sich mit konventionellen Modellansätzen nicht adäquat abbilden.

Aus diesem Grund wurde ein KI-basierter Ansatz auf Basis eines Convolutional Neural Network (CNN) verfolgt, wie er unter anderem von Wunsch et al. [9] beschrieben wurde. Die Implementierung erfolgte mithilfe der Python-Bibliothek TensorFlow. Ziel war die Erstellung einer 24-Stunden-Prognose – im Unterschied zu den stündlichen Vorhersagen, die für Strompreise und Wasserbedarfe verwendet werden. Als Eingangsdaten dienten verschiedene Niederschlagsdatensätze, wobei letztlich ERA5-Land-Daten zum Einsatz kamen.

Die zur Modellbildung verwendeten Zeitreihen – bestehend aus Niederschlags- und Zuflussdaten – wurden in Trainings-, Validierungs- und Testdatensätze aufgeteilt. Die Modellgüte ist in Abbildung 16 dargestellt. Der mittlere Prognosefehler des CNN-Modells betrug 4,81 %. Zum Vergleich: Wird lediglich der Zuflusswert des Vortags als Vorhersage herangezogen, ergibt sich ein geringerer mittlerer Fehler von 2,83 %. Damit schnitt das KI-Modell schlechter ab als diese einfache Referenzmethode, sodass von einer weiteren Verwendung abgesehen wurde.

Als alternative Methode wurde daraufhin eine multiple Regressionsanalyse durchgeführt. Die Untersuchung der Korrelationskoeffizienten zeigte insbesondere signifikante Zusammenhänge zu folgenden Einflussgrößen:

- Niederschlag der zwei bis drei Tage vor dem Prognosetag
- Zuflussraten der ein bis zwei Tage vor dem Prognosetag
- Zufluss am Vortag
- Temperaturdaten

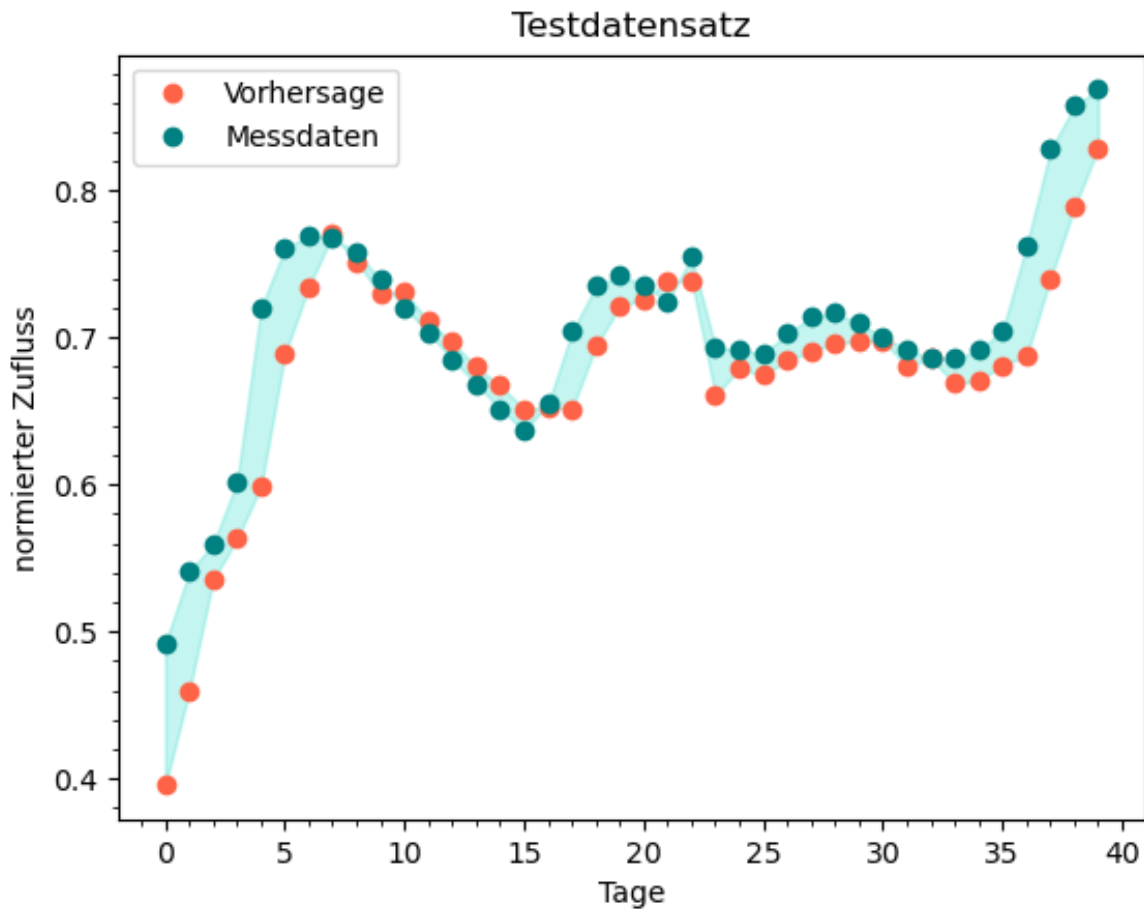


Abbildung 16 CNN-KI-Modell Vorhersage

Die daraus abgeleitete Regression erzielte eine mittlere Abweichung von 1,29 % und übertraf damit sowohl das KI-Modell als auch die einfache Vortagsmethode deutlich. Eine Wiederholung mit einer aktualisierten Datenbasis ergab eine leicht höhere mittlere Abweichung von 1,6 %, wobei die maximale Abweichung mit 6,16 % etwas günstiger ausfiel als in der Erstberechnung (7,18 %).

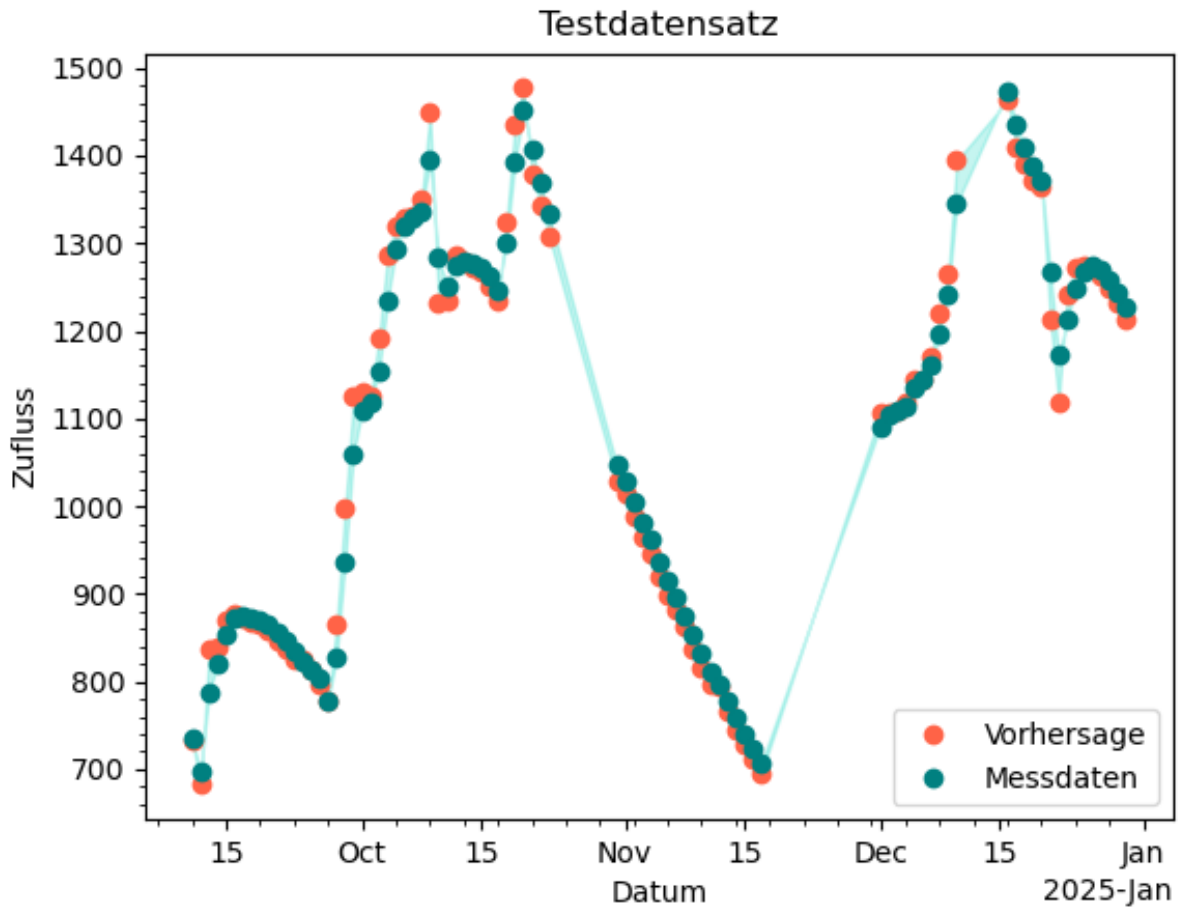


Abbildung 17 Prognose auf Basis der Regressionsanalyse

Bewertung der Regressionsanalyse

Die Regressionsmethode erwies sich insbesondere in Trockenphasen als stabil und zuverlässig. In diesen Zeiträumen dominiert der Rückgang des Grundwasserspeichers, der als stationärer Prozess gut modellierbar ist. Schwächen zeigten sich hingegen bei abrupten Änderungen im Zuflussverhalten, wie sie typischerweise in feuchten Phasen nach Niederschlagsereignissen auftreten. Solche instationären Prozesse lassen sich mit einfachen Regressionsansätzen nur begrenzt erfassen. Entsprechend liegt die Korrelation zwischen Niederschlag und Zuflussrate insgesamt lediglich bei etwa $R = 0,3$ – ein Wert, der diese begrenzte Modellierbarkeit unterstreicht.

Eine zeitlich höher aufgelöste Vorhersage – etwa durch zwei aufeinanderfolgende 12-Stunden-Schritte anstelle eines 24-Stunden-Intervalls – führte zu einer deutlich verringerten Prognosegüte. Diese Verschlechterung ist auf Fehlerfortpflanzung im Regressionsmodell zurückzuführen und liegt bei etwa dem Faktor 2.

Aufgrund der insgesamt geringen Korrelation mit georeferenzierten Wetterdaten wurde auf eine aufwändige räumliche Geoverarbeitung verzichtet. Stattdessen kamen – analog zur Verbrauchsprognose – DWD-Stationsdaten zum Einsatz. Dies ermöglichte eine ressourcenschonende Modellierung, auch wenn sich die Messstationen außerhalb des eigentlichen Einzugsgebiets befinden.

Die lokalen Niederschlagsdaten aus dem parallellaufenden Projekt BioWaWi standen zum Zeitpunkt der Analyse noch nicht zur Verfügung. Es ist zu erwarten, dass deren Einbindung künftig zu einer signifikanten Verbesserung der Prognosequalität beitragen kann.

Im Folgenden werden die Modellierung von Quellschüttungen und Rohwasserzufluss, die die Basis für die Wasserdargebotsprognosen bildet, und die angewandte Methodik für das Untersuchungsgebiet näher erläutert.

Quelleinzugsgebiet Kappler Wald und dessen Instrumentierung

Das Quelleinzugsgebiet befindet sich oberhalb der Gemeinde Bühlertal und ist ein Teil des Einzugsgebietes der Bühlot bevor diese sich mit dem Rotwässerle vereinigt. Es ist ca. 2, km² groß und erstreckt sich von 497,4 m NN (Zusammenfluss Bühlot und Rotwässerle) bis 1038,5 m NN (Hochkopf) und ist weitgehend bewaldet. Die Bergkuppe, (Hochkopf) besteht überwiegend aus einem Hochmoor.

In dem EZG sind die Kapplerwald Quellen, die Meierquellen und Heidekopf-Quellen erschlossen. Für die TwinOptPRO-weite Systembetrachtung werden jedoch nur die Kapplerwald Quellen berücksichtigt, da nur diese in den Hochbehälter 2 fließen, da nur dieser Teil der Systembetrachtung ist.

Auf dem Hochkopf steht unter dem Hochmoor der Bundsandstein an, der seinerseits auf dem Zechstein liegt. Unter dem Zechstein befindet sich der Bühlertal Granit. Weite Teile beider Gesteinsschichten sind mit Hangschutt bedeckt.

Tabelle 2: Die Quellen im Untersuchungsgebiet und deren Zuordnung zu den Schächten

Name	Schächte
Quelle 1	QS Schacht I
Quelle 2	QS Schacht II
Quelle 2a	QS Schacht II
Quelle 3	QS Schacht II
Quelle 4	QS Schacht II
Quelle 5	QS Schacht III

An der Schichtgrenze vom Zechstein zum hangenden Granit befinden sie die Quellen 1 bis 5 (siehe Tabelle 2), deren Schüttung in einem Hochbehälter für Quellwasser gesammelt werden.

Die kleine Einzugsgebietsgröße und hohe Reliefenergie lassen auf eine unmittelbare Reaktion der Quellschüttungen auf Niederschlagsereignisse schließen. Für die Modellierung bedeutet dies, dass auch der Niederschlag entsprechend prognostiziert werden muss. Hierfür wurde eine einfache und praktikable Lösung gewählt: die Verwendung der Wetterprognosen des Deutschen Wetterdienstes (DWD), die auch in der Wasserverbrauchsprognose verwendet wird.

Historisch wurden zwei Messungen pro Jahr durchgeführt: Eine im Sommer zur Erfassung des Trockenabflusses und eine im Winter oder Frühjahr im Rahmen der Schneeschmelze. Für eine Modellierung/Prognose ist das nicht verwendbar.

Die erste Maßnahme im Projekt bestand daher darin, die Quellschüttungen kontinuierlich und quellspezifisch zu erfassen und die Daten über geeignete Datenübertragungswege

(hier insbesondere LoRaWAN) der zentralen Datenhaltung zuzuführen. Dazu wurden spezielle Messvorrichtungen entwickelt, die nach dem Prinzip des Thomsonwehres aufgebaut sind. Die Wahl der Sensoren war von den Stadtwerken Bühl vorgegeben. Es wurden optische Abstandssensoren des Typs Sentinum Apollon-Q mit integriertem LoRaWAN eingesetzt. Diese Konstruktion wurde zuvor in zwei Versuchen bei den Stadtwerken Bühl einschließlich der LoRaWAN-Datenübertragung erfolgreich getestet und mit einfachen Mitteln vorkalibriert (siehe Abbildung 18). Die genauere Kalibrierung sollte dann im eingebauten Zustand durch Schüttungsmessungen erfolgen.



Abbildung 18 Testbetrieb der Messvorrichtungen nach Thomsen

Die einzelnen Quellrohre wurden dazu mit Messeinrichtungen ausgestattet (siehe Abbildung 19).

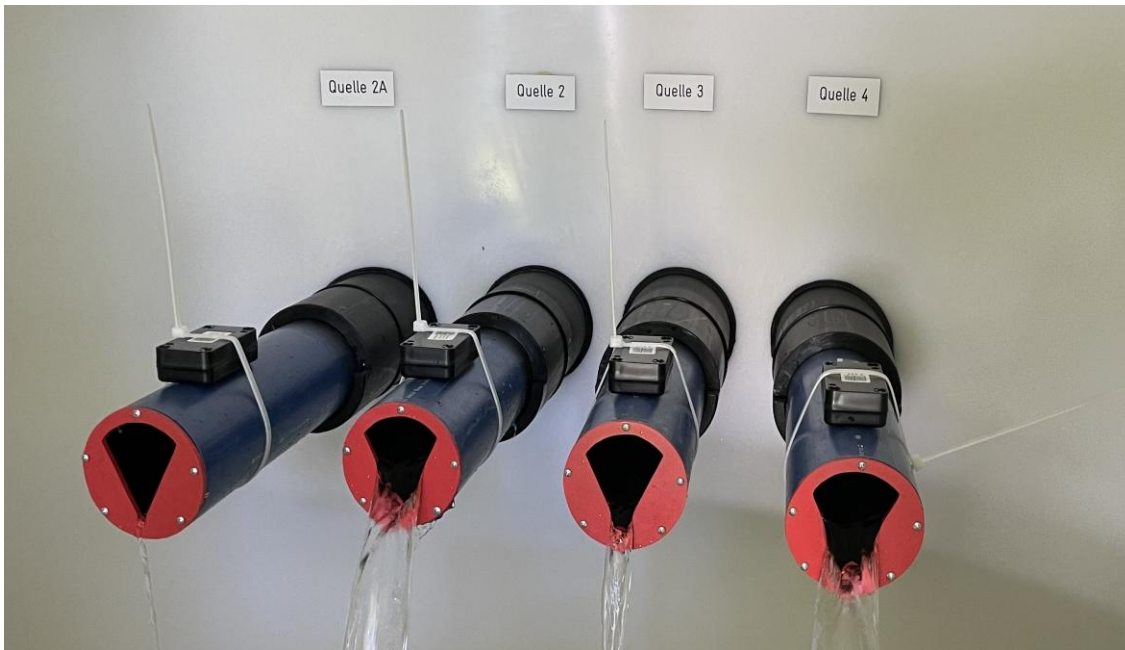


Abbildung 19 Quellauslässe 2a, 2, 3 und 4 im Schacht mit installierten Sensoren

Dem Einsatz im Quellgebiet standen (und stehen) allerdings derzeit verschiedene Schwierigkeiten entgegen. Das größte Problem ist die mangelnde Verfügbarkeit stabiler Mobilfunknetze, an die die LoRaWAN-Gateways angeschlossen werden können. Zudem war auch die Stromversorgung ein Problem.

Während das bestehende LoRaWAN-Netzwerk der Stadtwerke Bühl im Ortsgebiet sehr gute Reichweiten erzielte (bis zu 10 km, nachgewiesen im Vorgängerprojekt WNET 4.0), zeigten sich im hochgelegenen Einzugsgebiet im Schwarzwald deutliche Einschränkungen. Daraus ergab sich die Schwierigkeit, dass die Gateways an Standorten positioniert werden mussten, an denen keine Stromversorgung aus einem öffentlichen Niederspannungsnetz genutzt werden konnte.

Die erste Lösung war ein 1-kWh-Batteriekontainer, jedoch war die Batteriekapazität für einen unabhängigen mehrwöchigen Betrieb nicht ausreichend. Eine weitere, alternative dezentrale Stromversorgung konnte nicht bereitgestellt werden.

Ein weiterer Nachteil der LoRaWAN Lösung war, dass keine lokale Datenspeicherung in den LoRaWAN Sensoren stattfand. Sonst hätten die lokal gespeicherten Daten längere Zeiträume für die Modellentwicklung liefern können.

Diese technischen Einschränkungen führten im Sommer 2024 zur Entscheidung, das Modell nicht auf Basis der Einzelschüttungen der Quellen aufzubauen, sondern stattdessen den **Rohwasserzufluss am Quellwasser-Hochbehälter** als Näherung für die Gesamtquellschüttung zu verwenden. Dabei ist zu beachten, dass dieser Zufluss auf etwa **62 m³/h** begrenzt wird. Überschüssiges Quellwasser wird über ein Bypass-System ausgeleitet. Das bedeutet zugleich, dass Abflussspitzen im Messwert nicht enthalten sind, obwohl sie potenziell einen erheblichen Beitrag zur tatsächlichen Quellschüttung leisten. Diese Limitierung ist bereits ein wichtiges Ergebnis: Die Begrenzung des Zuflusses zeigt, dass ein größeres

Nutzungspotenzial für Quellwasser vorhanden ist – eine Fragestellung, die jedoch nicht Gegenstand dieses Projekts war.

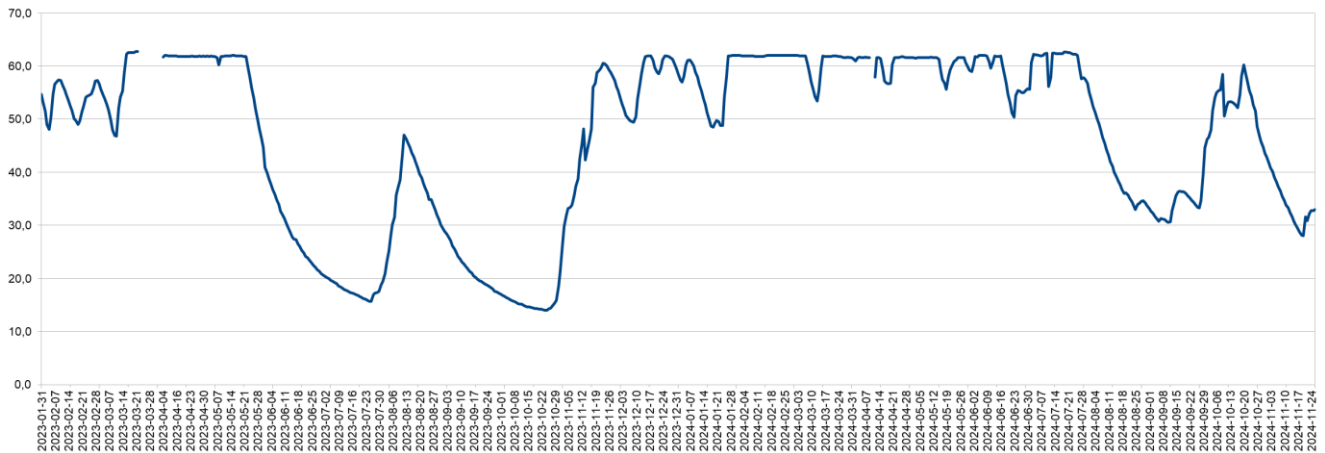


Abbildung 20 Quellzufluss zum Quellwasser HB in m³/h

Modellierungsansätze und Ergebnisse

Das grundsätzliche Vorgehen für die Quellschüttungsprognose ist die Erstellung eines Niederschlag–Abflussmodells (bzw. Quellschüttungsmodell), das aus Niederschlagsdaten und weiteren atmosphärischen Daten (Temperatur) bzw. deren Vorhersagen die Quellschüttungen berechnet.

Die Schüttung der Quellen ist eine Reaktion auf Niederschlagsereignisse, wobei der Niederschlag im Untergrund (Boden und Gestein) zwischengespeichert wird und dann in den Quellen austritt. Die Quellschüttung kann somit modellhaft mit einem Niederschlagsabflussmodell dargestellt werden. Abbildung 21 stellt die Flüsse in einem Einzugsgebiet schematisch dar. Die Quellschüttungen sind der Abfluss („Streamflow“) ab der Stelle, wo dieser aus dem Untergrund hervortritt. Er speist sich aus dem Zwischenabfluss („Interflow“) im Grundwasserfluss („Groundwater flow“). Der Oberflächenabfluss („Surface runoff“), der direkte Niederschlag auf die Gewässeroberfläche („Channel precipitation“) tragen nicht zur Quellschüttung bei.

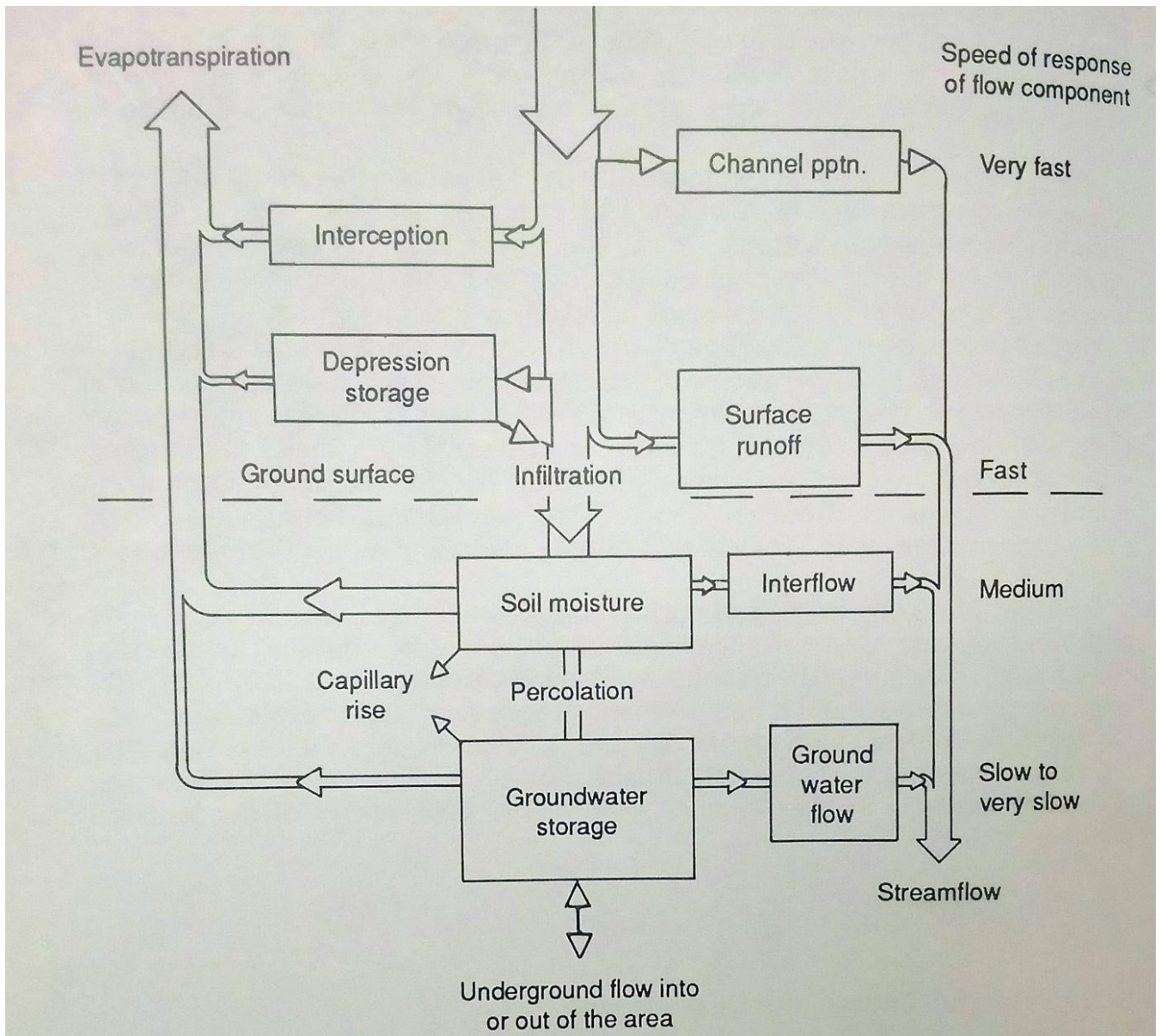


Abbildung 21 Konzeptionelles Fließschema eines Niederschlag-Abfluss-Modells. Aus: [12]
 Abstrakter aber für die Modellierung zielführend ist das Schema von Beven [13] in Abbildung 22. Der Niederschlag ($R(t)$) wird nicht linear transformiert und verzögert bevor er als Abfluss ($Q(t)$) wirksam wird.

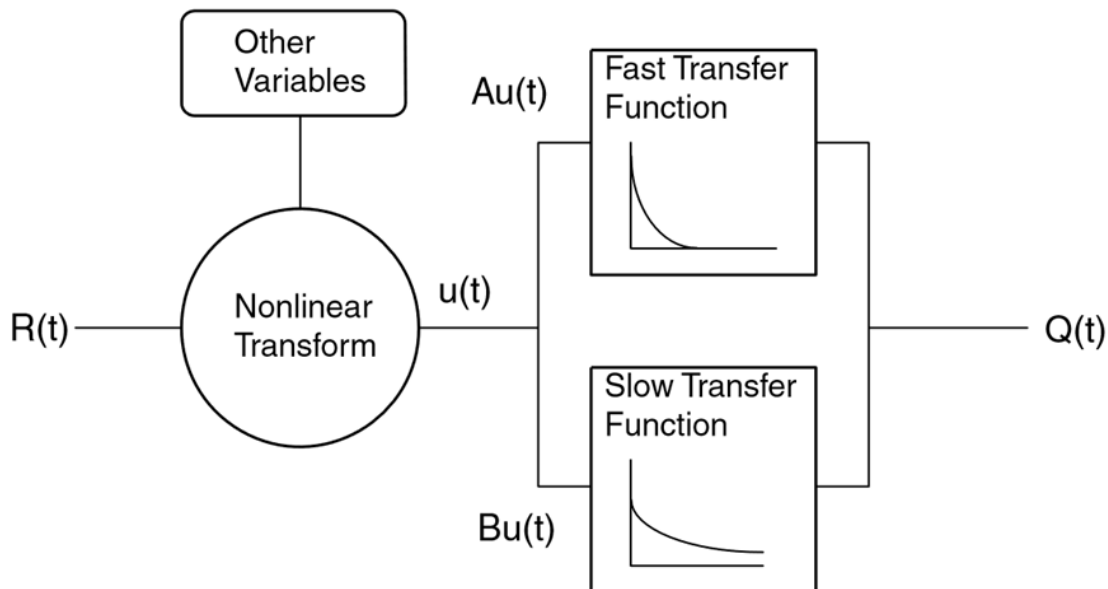


Abbildung 22 Schematische Transformation des Niederschlages $R(t)$ in den Abfluss $Q(t)$. aus: [13]

Ursprünglich wurden dafür zwei Modellansätze in Erwägung gezogen: Das physikalisch begründete Topmodel (Beven et al. 2020) und der konzeptionelle Modellansatz superflexPY [14]. Jedoch wurden diese klassischen Modellansätze verworfen, als im Sommer 2024 offensichtlich wurde, dass die Messtechnik nicht zu einem Zeitpunkt in Betrieb genommen werden kann, der noch hinreichend lange Quellschüttungszeitreihen für einen klassischen Modellaufbau erlauben würde. Dann wurde auf das in Abschnitt 2.2.2 Arbeiten zu AP 2: Prognose-Toolbox beschriebene Verfahren der Multiplen Regression umgeschwenkt.

AP 2.3 Prognose Angebot regenerative Energien

Für die Optimierung der Pumpenstromkosten soll ein möglichst hoher Anteil regenerativer Energie genutzt werden. Der Anteil dieser spiegelt sich aufgrund der niedrigeren Gesteungskosten von Wind- und Sonnenenergie für gewöhnlich deutlich im Day-Ahead Strompreis wider. Als Indikator für die Verfügbarkeit wird im Projekt daher ausschließlich der Marktpreis genutzt und dieser als Optimierungsgrundlage herangezogen. Die Marktpreise werden täglich für den Folgetag veröffentlicht. Auf eine gesonderte Prognose des Angebots regenerativer Energien wurde daher und auch aufgrund der Komplexität des Strommarktes verzichtet.

2.2.3 Arbeiten zu AP 3: Digitaler Zwilling und Echtzeit-Optimierung

Beteiligte Partner: IOSB, 3S Consult (Lead), geoSYS

AP 3.1 Implementierung echtzeitfähiger digitaler Zwilling von Trinkwasserinfrastrukturen

Unter dem Begriff Digitaler Zwilling wird im Projektzusammenhang ein echtzeitfähiges On-line-Simulationsmodell des gesamten Wasserversorgungssystems verstanden. Der wesentliche Unterschied zu herkömmlichen Simulationsmodellen besteht darin, dass ein stetiger Austausch mit Betriebsdaten aus dem Leitsystem oder anderen Quellen stattfindet. Ein Teil

der Betriebsdaten kann direkt als Randbedingungen im Modell übernommen werden, ein anderer Teil dient als überzählige Größen der Überprüfung der Modellgüte durch einen Abgleich von Messung und Berechnungsergebnis. Ein weiterer Teil der Messdaten wird indirekt als Steuergrößen im Modell verwendet. Ein Beispiel hierfür sind Durchflussmessungen in eine Versorgungszone, die im Modell in Lastfaktoren umgerechnet werden, die dann letztendlich an die unterschiedlichen Verbrauchsknoten übertragen werden. Für derartige Umrechnungen und zur realitätsnahen Abbildung von Steuerungen und Regelungen im Rahmen des automatisierten Betriebs steht in SIR 3S® das regelungstechnische Signalmodell zur Verfügung (siehe folgende Abbildung 23).

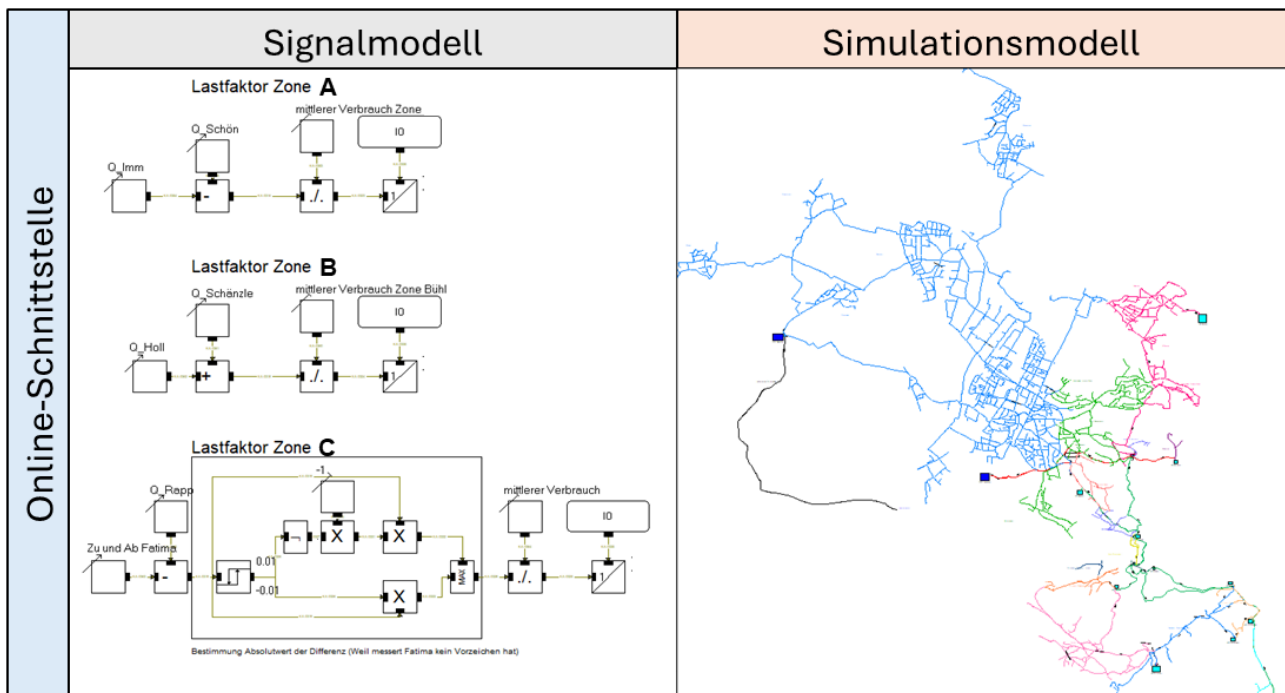


Abbildung 23 Signalmodell als Verbindungsglied zwischen Online-Schnittstelle und Simulationsmodell

Da die Parametrierung der unterschiedlichen beteiligten Komponenten sehr zeitaufwendig ist, wurde beschlossen, die Echtzeitumgebung in einem sogenannten Docker-Container zu erstellen. Ein Docker-Container ist eine Art virtuelle Maschine, die nur für den definierten Anwendungsfall ausgelegt ist. Der Vorteil besteht darin, dass der Container einfach durch Kopieren auf eine andere Maschine übertragen werden kann. Damit kann die Online-Simulation vollständig von 3S Consult auf eigenen Systemen eingerichtet und danach für den operativen Einsatz ohne weitere Anpassungen auf das operative System übertragen werden. Die Vorgehensweise unterstützt damit auch in idealer Weise die Übertragbarkeit auf andere Versorgungssysteme. Die Arbeiten fanden in engem Austausch und mit Unterstützung des Projektpartners IOSB statt.

AP 3.2 Entwicklung eines Optimierungs-Moduls

Überblick

In diesem Kapitel werden die grundlegenden Konzepte, Methoden und Verfahren erläutert, die im Kontext der optimalen Behälterbewirtschaftung in Trinkwassernetzen – im Rahmen

dieses Projektes für die Wasserversorgung der Stadtwerke Bühl sowie der Fernwasserversorgung Thüringen – entwickelt und untersucht wurden.

Die Aufgabe der optimalen Behälterbewirtschaftung in Trinkwassernetzen wird dabei als zweistufiges hierarchisches („Bi-Level“) Optimierungsproblem formuliert. Auf der unteren Ebene wird das Problem der Leistungs-optimalen Pumpensteuerung parallel geschalteter Pumpen in Pumpstationen behandelt (Optimierungsproblem 1). Auf der oberen Ebene wird das Problem der zeitlich Kosten-optimalen Behälterbewirtschaftung auf Basis der Steuerung der Pumpstationen behandelt (Optimierungsproblem 2), welches von Optimierungsproblem 1 abhängt.

Das zentrale Konzept, welches den Kern der TwinOptPRO-Lösung darstellt, ist die geschickte Abstraktion eines bestehenden hydraulischen Netzmodells eines Trinkwasserversorgungsnetzes auf die wesentlichen Komponenten und die Identifikation von deren Rollen im Rahmen des Optimierungsproblems:

- Pumpstationen: Sie sind die Akteure bzw. Entscheidungsvariablen, d.h. die den Durchfluss (Zu-/Abfluss) zur Behälterbefüllung steuernden Einheiten, welche über ihren elektrischen Leistungsverbrauch Kosten verursachen. Die Summe der Kosten der Pumpengruppen über den Tag ist die Zielfunktion des Optimierungsproblems.
- (Relevante) Mengenregler: Ein Teil der Mengenregler dient ebenfalls der Steuerung von Durchflüssen zur Behälterbefüllung (Zu-/Abfluss) und sind damit ebenfalls Akteure bzw. Entscheidungsvariablen. Kosten werden hierfür nicht betrachtet.
- Behälter: Sie sind die zeitabhängigen Komponenten und stellen im Rahmen des Optimierungsproblems Restriktionen dar – der Behälterfüllstand ist durch Minimal- und Maximalwert begrenzt.
- Netz: Das Netz stellt hierbei den „Rest“ des hydraulischen Netzmodells dar, d.h. alles, was nicht zu den obigen Komponenten gehört.

Die folgenden Komponenten werden im Rahmen der TwinOptPRO-Lösung mit geeigneten Methoden behandelt:

- Pumpstationen: Zur Definition der Kosten einer Pumpengruppe zu einem Zeitpunkt ist die Kenntnis der optimalen Pumpenschaltung erforderlich, welche die minimale Leistung für einen gegebenen Durchfluss (sowie Förderhöhe) liefert. Die minimale Leistung ist die Lösung eines Optimierungsproblems (Optimierungsproblem 1), welches zeitunabhängig ist und im Vorfeld gelöst werden kann. Die Lösung steht dann als Lookup-Tabelle zur Verfügung, welche mittels Parametrisierung/Fit bzw. ML-Modell eingesetzt werden kann.
- Behälter: Die Behälterbilanz ist eine zeitabhängige Differentialgleichung erster Ordnung. Diese lässt sich für verschiedene Lösungsverfahren in ein lineares Matrix-Verfahren umwandeln. Dies hat zwei Vorteile: die Behälterbefüllung anhand der Zu- und Abflüsse ist performant berechenbar und die Restriktionen (welche i. W. durch die Behälter repräsentiert werden) liegen unmittelbar als lineare Formulierung (lineares Problem) vor.
- Netz: Durch Entfernung von Pumpstationen, relevanter Mengenregler und Behälter zerfällt das hydraulische Netzmodell in einzelne Teilnetze. Diese sind zeitunabhängig

und werden hier durch ML-Modelle ersetzt. Dies führt zu einem eklatanten Performanz-Gewinn für die hydraulische Berechnung.

Die geschickte Zerlegung des Netzes in Komponenten bzw. Teilprobleme und die Kombination geeigneter Verfahren zur Lösung dieser Teilprobleme – Lookup-Tabelle für Pumpengruppen, linearisierte analytische Behandlung der Behälter und Ersetzung hydraulischer Teilnetze durch ML-Modelle⁴ – sind das Fundament der TwinOptPRO-Lösung. Dies ermöglicht Robustheit, Genauigkeit und Performanz – es wurde eine Verbesserung der Performanz um einen Faktor 10^5 erreicht – für die praktische Echtzeit-Umsetzung. Einen Überblick über das Gesamtkonzept der Optimierung gibt Abbildung 24. Die beiden zu lösenden mathematischen Optimierungsprobleme (global, lokal) werden in den folgenden Abschnitten näher beschrieben.

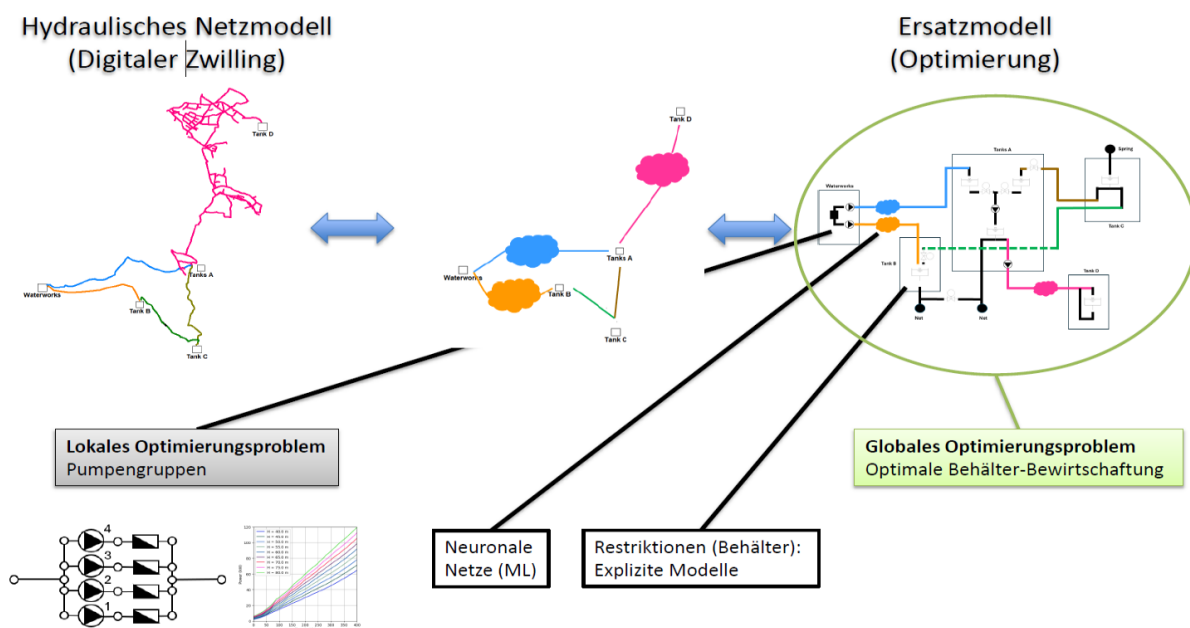


Abbildung 24: Überblick Gesamtoptimierung

Pumpengruppen-Optimierung (Optimierungsproblem 1)

Das lokale Pumpengruppen-Problem besteht in der Ermittlung der optimalen Kombination paralleler Pumpen, für welche der Leistungsverbrauch minimal ist. Hierbei ist zu unterscheiden zwischen An/Aus-Pumpen, für welche im Rahmen des Optimierungsproblems der Zustand An oder Aus zu ermitteln ist, und drehzahlgeregelten Pumpen, für welche im Rahmen des Optimierungsproblems die Drehzahl zu ermitteln ist.

Das nicht-lineare Optimierungsproblem lässt sich wie folgt formulieren:

⁴ Es werden neuronale Netze (Feedforward-Netzwerke) eingesetzt.

$$\begin{aligned}
 & \min_{\{C\}} \left[\min_{\{Q_i\}} \sum_{i \in C} P_{Pump}(Q_i; H) \right] \\
 & s.t. \quad Q_i \geq Q_{\min} \\
 & \quad \quad Q_i \leq Q \\
 & \quad \quad \sum_{i \in C} Q_i = Q
 \end{aligned} \tag{0.0.1}$$

Hierbei handelt es sich um ein zweistufiges Optimierungsproblem: im inneren Optimierungsproblem wird die Pumpengruppenleistung für eine gegebene Kombination C aktiver Pumpen für gegebene Einzelpumpendurchflüsse Q_i dieser Kombination und eine gegebene Förderhöhe H der Pumpengruppe minimiert⁵; im äußeren Optimierungsproblem wird das Minimum über alle möglichen Kombinationen / Pumpengruppenschaltungen ermittelt. Die Einzelpumpen-Durchflüsse sind hierbei beschränkt und müssen in Summe den Pumpengruppen-Durchfluss ergeben.

Die Lösung des Optimierungsproblems ist die minimale verbrauchte Leistung $P_{Station}(Q; H)$ für einen gegebenen Pumpengruppendurchfluss Q und die Förderhöhe H . Die Lösung beinhaltet dabei auch die zugehörige optimale Kombination / Schaltung der einzelnen Pumpen mit ihren individuellen Durchflüssen $\{Q_i\}$ und Drehzahlen $\{N_i\}$.

Das Pumpengruppen-Optimierungsproblem ist zeitunabhängig und lässt sich im Vorfeld lösen über einen weiten Bereich an Durchflüssen Q und eine Förderhöhen H . Dies resultiert in einer Lookup-Tabelle, welche mittels Parametrisierung/Fit oder ML-Modellen effizient behandelt werden kann. In diesem Projekt wird hierfür der SLSQP-Algorithmus verwendet.

Optimierung der Behälterbewirtschaftung (Optimierungsproblem 2)

Das Optimierungsproblem der Behälterbefüllung besteht in der Ermittlung der optimalen Durchflüsse durch Pumpengruppen (und relevante Regler), für die die Gesamtkosten der Befüllung der Behälter über einen Tag minimal sind.

Das nicht-lineare Optimierungsproblem lässt sich wie folgt formulieren:

$$\begin{aligned}
 & \min_{\{Q_{j,k}\}} \sum_{k=1}^{24} c_k \sum_j P_{j,k}^{Station}(Q_{j,k}; H_{j,k}) \\
 & s.t. \quad w_{i,k} \geq w_{i,\min} \\
 & \quad \quad w_{i,k} \leq w_{i,\max} \\
 & \quad \quad w_{i,24} = w_{i,0}
 \end{aligned} \tag{0.0.2}$$

Die hierbei eingesetzten Pumpengruppenleistungen $P_{Station}(Q; H)$ sind die minimalen Pumpengruppenleistungen, d.h. die Lösungen aus Optimierungsproblem 1. Die Behälterfüllstände sind beschränkt; Anfangs- und Endbehälterstand müssen übereinstimmen.

Die Restriktionen – Behälterwasserstände – sind verbunden mit der zeitabhängigen Behälterdifferentialgleichung, welche zusammengefasst werden kann als

⁵ Bei Parallelschaltung der Pumpen in einer Pumpengruppe unterliegt jede Pumpe (derselben) Förderhöhe der Pumpengruppe

$$\frac{d\mathbf{w}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{Q}(t) + \mathbf{b}(t) \quad (0.0.3)$$

Somit basiert das nicht-lineare Optimierungsproblem auf einer nicht-linearen Zielfunktion und der Behälterdifferentialgleichung als Restriktion. Die Zielfunktion beinhaltet dabei:

- Die minimalen Pumpengruppenleistungen $P_{Station}(Q; H)$ sind i.A. nicht-lineare Abhängigkeiten (und Lösungen eines nicht-linearen Optimierungsproblems).
- Die Förderhöhen H , von welchen die minimalen Pumpengruppen-Leistungen abhängen, werden aus der Netzhydraulik – d.h. aus der Ersatzmodellierung mittels ML-Modellen – ermittelt und sind ebenfalls i.A. nicht-lineare Abhängigkeiten.

Das Optimierungsproblem der Behälterbefüllung wird in diesem Projekt mit dem SLSQP-Algorithmus gelöst.

AP 3.3 Entwicklung eines Software-Moduls für Sequential Control (SQC)

Mit Sequential Control wird die Berechnungsschleife bezeichnet, über die die Optimierung und die zur Verifikation der Ergebnisse benötigte Simulation miteinander gekoppelt sind. Die Sequential Control ist in SIR OPC implementiert und versorgt zunächst den Optimierer mit Prognose- und Echtzeitdaten. Auf dieser Basis werden vom Optimierer die optimalen Pumpen- und Reglerfahrweisen ermittelt und an die Sequential Control zurückgeliefert. Von dort werden die ermittelten Fahrweisen an den Simulationsbaustein weitergegeben. Dieser berechnet auf Basis der Optimierungsergebnisse und aktueller Prognosen wiederum vorausschauend das Verhalten des Systems im optimierten Betrieb. Damit ist eine Verifikation des Optimierungsergebnisses möglich. Da der Optimierer in der Sprache Python entwickelt wurde, musste eine sogenannte *Pythonspeiche* in der Sequential Control ergänzt werden. Diese kann auch für andere Zwecke (z. B. Leckerkennung und -ortung) eingesetzt werden. Für den Datenaustausch mit dem Optimierer innerhalb der Sequential Control Loop (SQC) musste die SQC um die Möglichkeit, auch Zeitreihen übergeben zu können, erweitert werden. Im bisherigen Onlinebetrieb, wie beispielsweise dem Digitalen Zwilling, sind nur die Echtzeitdaten relevant. Für die Optimierung, die vorausschauend eine Pumpeneinsatzplanung über 24 Stunden berechnet, müssen zusätzlich die Zeitreihen für die Prognosen des Wasserverbrauchs, der Quellschüttung und des Strompreises übergeben werden. Das gleiche betrifft auch die vom Optimierer produzierten Ergebnisse (optimierte Drehzahlen der Pumpen über die kommenden 24 h). Dazu wurde ein Ergebnisdaten-Plugin implementiert, über das die berechneten Ergebnisse zurückgeliefert und an den DZ zur Verifikation übergeben werden können. Schlussendlich müssen die Ergebnisse des Optimierers und des DZ an die zentrale Kafka-Datenbank zur Darstellung in den Dashboards und zur Archivierung übergeben werden. Dazu wurde ein weiteres Plugin implementiert. Bis zur Fertigstellung der finalen Version waren mehrere Iterationen zur Anpassung der Konfiguration für OPT mit DZ in der SQC erforderlich. Es mussten unterschiedliche Optimierer-Versionen eingebaut und Zeitstempel-Inkonsistenzen über unterschiedliche Plugins und mit Kafka beseitigt werden.

AP 3.4 Automatisierte Tests der gesamten Software

Es wurde eine Replay-Umgebung zur nachträglichen Optimierung historischer Tage sowie zur Analyse und Anpassung von Echtzeit-Optimierungsläufen entwickelt. Damit konnte der Optimierungsbaustein für einen längeren Zeitraum getestet und mit dem realen Betrieb verglichen werden

2.2.4 Arbeiten zu AP 4: Digitale Plattform und nutzerzentrierte Dashboards

Beteiligte Partner: alle, Lead: geoSYS

AP 4.1 Entwicklung Daten-Plattform mit offenen Schnittstellen:

Für die Bereitstellung der Daten-Plattform wird ein am IOSB vorhandenes Kubernetes-Cluster⁶ verwendet. Kubernetes ist eine Software zur Überwachung und Ausführung von Diensten auf einem Rechnerverbund. Für die bereitgestellten Dienste, die nicht im Rahmen des Projekts entwickelt werden, wird ausschließlich frei verfügbare Open-Source-Software eingesetzt. Die Dienste werden i.d.R. als Docker Images bereitgestellt und können über Helm-Charts⁷ individualisiert im Kubernetes-Cluster ausgeführt werden. Ein Helm Chart besteht aus einer Sammlung von Dateien, die die Ressourcen beschreiben, die für die Bereitstellung einer Anwendung in Kubernetes benötigt werden. Durch die Verwendung von Helm Charts können komplexe Anwendungen in Kubernetes einfach verwaltet und beispielsweise direkt auf großen Kubernetes Clustern kommerzieller Anbieter installiert werden.

Datenbank und offene Schnittstellen zu Import/Export von Daten

Entsprechend der Feinspezifikation aus AP1 sind zwei unterschiedliche Datenbanken (InfluxDB für die Speicherung historischer Zeitreihendaten und Apache Kafka für den Austausch von Daten nach dem Publisher-Subscriber Modell) Teil der Daten-Plattform. Da beide Datenbanken eine breite Verwendung in der Open-Source-Community gefunden haben stehen ausreichend Beispiele für die Anbindung in unterschiedlichen Programmiersprachen zur Verfügung. Zusätzlich wurden einfache Use-Cases in Python umgesetzt und über das gemeinsame Gitlab-Repository zur Verfügung gestellt. Für einen einfachen Import oder Export der Daten in Standardformaten stehen weiterhin das Webinterface der InfluxDB bzw. frei verfügbare Tools für Apache Kafka zur Verfügung.

Offene API zu externen Applikationen

An wesentlichen Schnittstellen der Datenplattform werden Endpunkte nach außen freigegeben. Diese entsprechen dem aktuellen Stand der Technik bezüglich Verschlüsselung, Authentifizierung und Rollenmanagement.

Anbindung von Tools für Datenvorverarbeitung, Machine Learning und KI-Verfahren

Für die Ausführung von individuellen Datenverarbeitungen stehen neben der direkten Nutzung der Schnittstellen mehrere Tools zur Verfügung: Standardlösungen, die nur entsprechend konfiguriert werden müssen, können über eine Telegraf-Instanz umgesetzt werden. Diese steht im Kubernetes-Cluster zur Verfügung. Individuelle Lösungen, insbesondere ML-

⁶ Dokumentation siehe <https://kubernetes.io/de/docs/home/> (letzter Zugriff 06.08.2025)

⁷ siehe z. B. <https://bnerd.com/de/knowledge/articles/10-helm-charts-grundlagen> (letzter Zugriff 06.08.2025)

Komponenten, werden i.d.R. in Python ausgeführt. Für die Ausführung dieser Tools steht eine MageAI-Instanz zur Verfügung, die über ausreichend CPU/GPU-Rechenleistung im Kubernetes Cluster verfügt.

AP 4.2 Entwicklung eines flexiblen Dashboard-Systems

Wie im Kapitel 2.2.1, AP 1.4 Feinspezifikation nutzerzentrierte Dashboards für Steuer- und Regelungsaufgaben beschrieben, wurde für das Dashboard-System ein dualer Ansatz gewählt. Ausgangspunkt für die Dashboard Entwicklung war einerseits das existierende „datenzentrierte“ Grafana Dashboard aus dem Projekt W-Net 4.0 und zum anderen die Neuentwicklung des „nutzerzentrierten“ Dashboards.

Das datenzentrierte Dashboard steht für die Analyse und Visualisierung der Betriebsdaten zur Verfügung und wird über eine Grafana Instanz im Kubernetes Cluster zur Verfügung gestellt. Hinzugekommen sind die neuen Daten aus dem TwinOptPRO Projekt (Strommarkt, Prognosen) und vor allem auch eine Visualisierung der Nachtabflüsse, die ein wichtiger Indikator für Leckagen sind, die im Folgenden beschrieben werden.

In Abbildung 25 wird eine aggregierte Darstellung der letzten Nachtdurchflüsse zusammen mit einem maximalen Schwellwert dargestellt. Bei Überschreiten des maximalen Schwellwerts können auch Alarme ausgelöst und z.B. per E-Mail an die Wassermeister gesendet werden. Bei Bedarf kann eine detaillierte Darstellung der Nachtdurchflüsse wie in Abbildung 26 dargestellt ausgeklappt werden, um Störungen genauer zu analysieren.

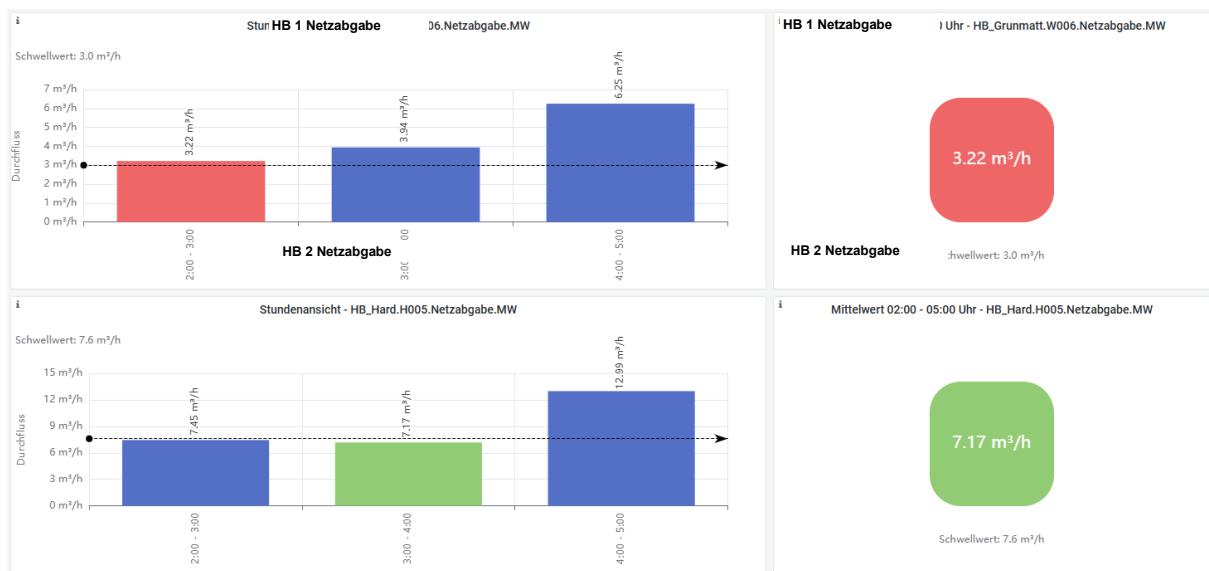


Abbildung 25: Visualisierung der Nachtdurchflüsse in Grafana (Übersicht)



Abbildung 26: Visualisierung der Nachtdurchflüsse in Grafana (detailliert)

Das nutzerbasierte Dashboard wurde als browserbasiertes Visualisierungselement entwickelt und kombiniert drei zentrale Webtechnologien: HTML, SVG und JavaScript. Die grafische Darstellung basiert auf einer SVG-Datei, die direkt in die HTML-Seite eingebettet wurde. Sie zeigt technische Komponenten wie Behälterkammern, Leitungen oder Fließrichtungen als skalierbare Vektorgrafiken, die sich auch bei unterschiedlichen Bildschirmgrößen verlustfrei darstellen lassen.

Die Interaktivität wird durch JavaScript realisiert. Einzelne grafische Elemente (z. B. Linien, Pfeile, Warnsymbole) können über eindeutige Bezeichner (IDs) gezielt angesprochen und dynamisch verändert werden – etwa durch Farbänderungen, Hervorhebungen oder das Ein- und Ausblenden bei bestimmten Zustandsänderungen. Dies ermöglicht eine visuelle Rückmeldung aktueller Systemdaten direkt in der Grafik.

Durch die Trennung von Struktur (HTML), Darstellung (SVG) und Logik (JavaScript) entsteht ein flexibles, erweiterbares System, das sich besonders für die Visualisierung der geforderten Betriebszustände und Monitoring-Aufgaben eignet.

Das Dashboard wurde in Abstimmung mit den Nutzern gestaltet. Es lehnt sich an das betriebsinterne „Schema der Wasserversorgung“ an, eine vertikale Darstellung (Aufriss) des Versorgungs-Systems, die an fast allen Betriebsstätten ausgehängt ist und an der sich die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter orientieren.

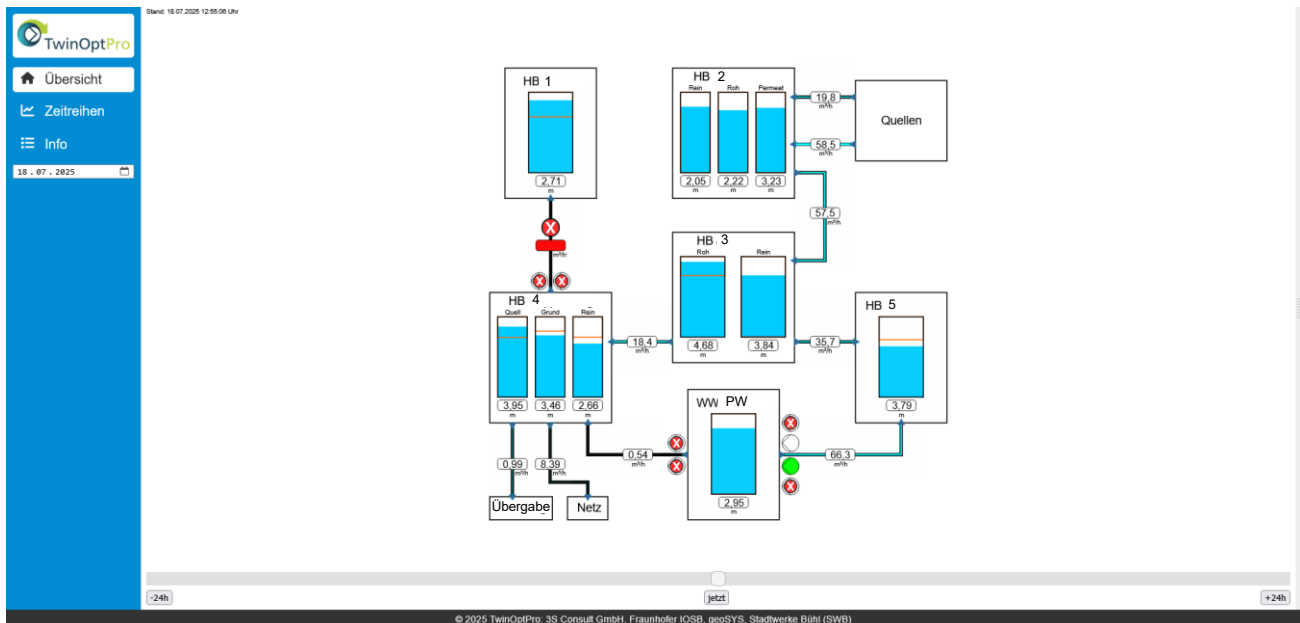


Abbildung 27 IST-Ansicht des Versorgungssystems im nutzerzentrierten Dashboard

Abbildung 27 zeigt den IST-Zustand des hydraulischen Gesamtsystems. Auf der linken Seite befindet sich ein blau hinterlegtes Menü mit drei zentralen Bereichen: „Übersicht“ zur Darstellung des gesamten Systems, „Zeitreihen“ zur grafischen Auswertung von Messgrößen sowie „Info“ mit Hinweisen zur Bedienung und Systemlogik. Über ein Kalendermenü kann der betrachtete Zeitraum angepasst werden. Der zentrale Darstellungsbereich bildet die wesentlichen Elemente der Wasserversorgung ab, darunter die Quellen, Hochbehälter mit ihren verschiedenen Wasserspeichern (Roh-/Reinwasser), das Leitungssystem mit Pumpen sowie die angebundenen Versorgungszonen (z. B. Übergabe, Netz). Die aktuellen Füllstände werden in Blau dargestellt, während die prognostizierten Füllstände durch rote Linien ergänzt werden. Fördermengen und Fließrichtungen sind entlang der Leitungen vermerkt. Am unteren Seitenrand ermöglicht eine Zeitleiste die Navigation über einen Zeitraum von 24 Stunden in Vergangenheit und Zukunft.

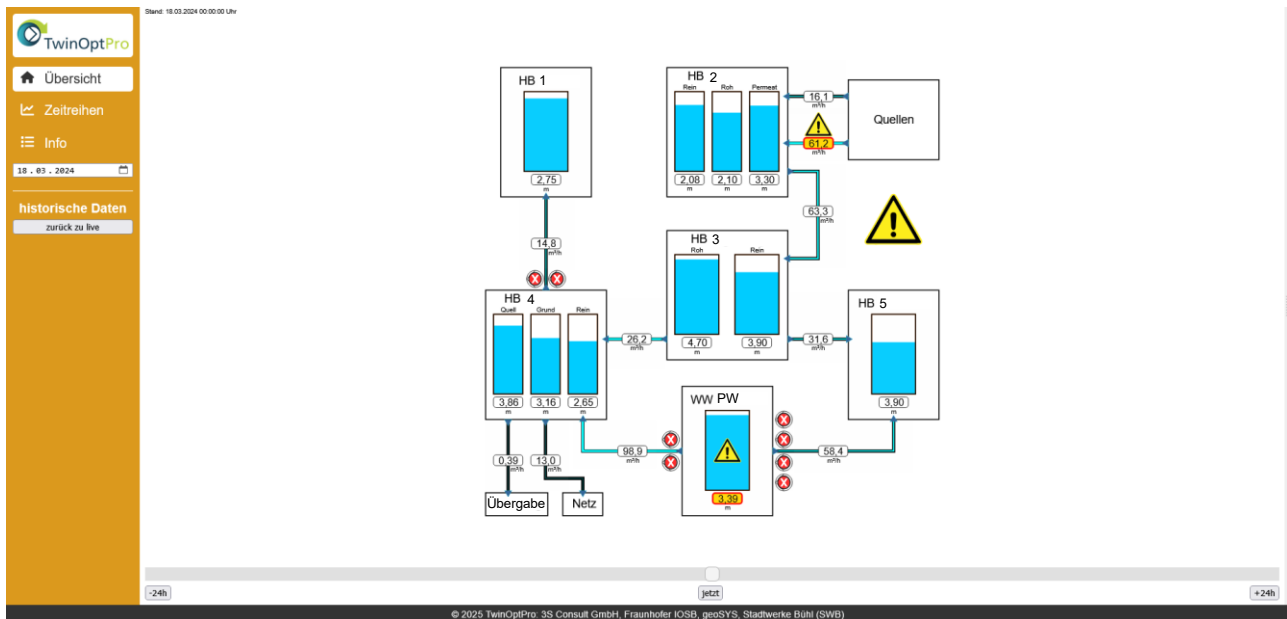


Abbildung 28 Historische Darstellung des Systems, die farbliche Umstellung auf Orange verdeutlicht die Unterscheidung zur IST-Ansicht. Visualisierung kritischer Systemzustände mittels Warnsymbolen

Abbildung 28 illustriert dieselbe Systemdarstellung in einer historischen Rückschau. Um eine klare visuelle Trennung zur IST-Ansicht zu gewährleisten, ist das Farbschema hier auf Orange umgestellt. Zusätzlich werden in dieser Ansicht Warnhinweise visuell hervorgehoben, beispielsweise durch gelbe oder rote Symbole an kritischen Systemstellen. Der betrachtete Zeitpunkt ist oben links ausgewiesen, und über eine Schaltfläche kann jederzeit zur aktuellen Live-Ansicht zurückgekehrt werden.



Abbildung 29 Zeitreihenansicht mit bis zu sechs parallel darstellbaren Größen. Auswahl der Zeitreihen über Dropdown-Menüs.

Abbildung 29 zeigt die zugehörige Zeitreihenansicht des Dashboards. Bis zu sechs Zeitreihen können gleichzeitig dargestellt werden, jeweils in einem eigenen Feld. Alternativ lässt sich auch eine einzelne Zeitreihe bildfüllend anzeigen. Die Auswahl der dargestellten Größen erfolgt benutzergesteuert über Dropdown-Menüs in jedem Diagramm. Visualisiert werden z. B. Eingangsgrößen (z. B. Niederschlags- und Temperaturprognosen des DWD), Strompreise sowie Verbrauchsverläufe in verschiedenen Versorgungszonen. In der historischen Ansicht ist – analog zur Systemübersicht – das orangefarbene Layout aktiv.

AP 4.3 Ereignis-/Alarm Management

Das Ereignis- und Alarmmanagement erfolgt dashboardbezogen. Im nutzerorientierten Dashboard sind sämtliche im Betriebshandbuch (*Betriebseinstellungen der Hochbehälter und Wasserwerke*) definierten Ereignisse und Warnhinweise abgebildet, siehe Abbildung 28. Die Darstellung erfolgt durch Symbole, farbliche Markierungen sowie Benachrichtigungen.

Das Grafana-Dashboard verfügt über ein integriertes Ereignis- und Alarmsystem zur Überwachung betrieblicher Zustände und Warnungen. Die neuen Darstellungen umfassen Eingangsdaten, Prognosedaten, den digitalen Zwilling, Optimierungsergebnisse sowie die Protokollierung aller innerhalb der Datenanalyse-Plattform ausgeführten Prozesse. Die technische Grundlage für eine Ereigniserkennung ist vorbereitet.

Die Identifikation und Bewertung kritischer Ereignisse, die über die im Betriebshandbuch und im nutzerorientierten Dashboard dargestellten hinausgehen, müssen durch die Nutzer erfolgen.

Sobald die Dashboards im Regelbetrieb eingesetzt werden, erwarten wir konkrete Rückmeldungen und Vorschläge zu Warnungen, die dann umgesetzt werden können.

2.2.5 Arbeiten zu AP 5: Use Cases Betriebsoptimierung

Beteiligte Partner: alle, Lead: Bühl

AP 5.1 Bereitstellung Datenanalyse-Plattform

Es konnte auf der bereits bestehenden Datenübertragung aus dem BMBF-Projekt W-Net 4.0 aufgebaut werden. Statt jedoch direkt in die InfluxDB zu schreiben, werden die einlaufenden Daten nun zunächst in eine Kafka Streaming Datenbank geschrieben und sind von hier aus direkt für alle beteiligten Module über die Publisher-/Subscriber-Schnittstelle verfügbar, siehe

Abbildung 30.

Dies hat den Vorteil, dass alle beteiligten Module durch das Publisher-/Subscriber Modell direkt und ohne Verzögerung auf eingehende Daten reagieren können. Die einlaufenden Datenströme werden über einen Zeitraum von 7 Tagen auf dem Kafka-Server gespeichert, sodass die Module bei temporären Ausfällen ohne Datenverlust zu einem späteren Zeitpunkt an der Stelle fortgesetzt werden können, an der die Datenverarbeitung abgebrochen ist. In diesem Zeitraum fallen in etwa Daten von etwa 1GB in einem unkomprimiertem JSON-Format an.

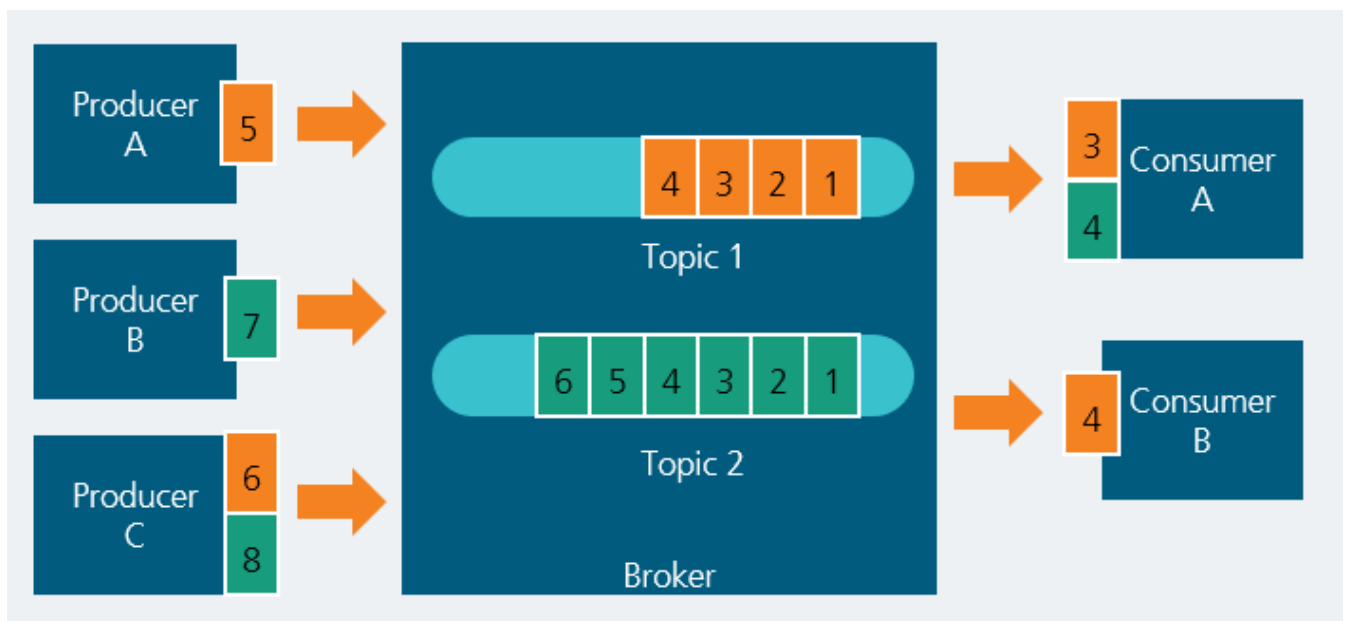


Abbildung 30: Entkopplung von Produzenten und Konsumenten durch Kafka Streaming Datenbank

Viele Module werden mithilfe der Ausführungsumgebung Mage.ai im Kubernetes Cluster des Fraunhofer IOSB ausgeführt. Sie bietet neben wiederverwendbaren Pipeline-Komponenten für typische Datenquellen und -senken (insb. Kafka) auch Kollaborationstools wie einen eingebauten Code-Editor, der die Zusammenarbeit bei der Entwicklung und Wartung der Streaming-Pipelines vereinfacht. Außerdem sind in Mage.ai bereits Tools zur geplanten Ausführung regelmäßiger Berechnungen bzw. der kontinuierlichen Ausführung enthalten, inklusive der Ausführungsüberwachung und dem Versenden von Benachrichtigung beim Auftreten von Problemen.

Eines dieser Module überträgt kontinuierlich alle Daten in die InfluxDB, wo sie für eine Langzeitanalyse oder eine grafische Auswertung zur Verfügung stehen. Da in der InfluxDB weniger Daten in einem deutlich effizienteren Format gespeichert werden, sind dort bisher über einen Zeitraum von 4 Jahren nur etwa 10GB Daten angefallen.

Im Folgenden werden kurz die einzelnen Datenquellen und deren Schnittstelle an die TwinOptPRO Plattform vorgestellt. Ein Überblick über die Datenquellen ist in Tabelle 3 gegeben. Nur die über OPC UA und LoRaWAN / Websockets abgerufenen Daten gehen als kontinuierlicher Datenstrom ein. Hinter beiden Schnittstellen, die einkommende Daten ereignisgesteuert mit geringer Latenz (< 1 Sekunde) abrufen und auf dem Kafka Server zur Verfügung stellen, verbergen sich trotzdem Taktzeiten: Die Betriebsdaten werden auf Feldebene in einem festen Takt (wenige Minuten) übertragen. Die LoRaWAN-Sensoren übertragen die Messdaten zwar in festen Intervallen, haben jedoch aufgrund technischer Einschränkungen der Hardwareplattformen und wechselnder Qualität der Funkverbindungen keinen einheitlichen Takt und treffen zu uneinheitlichen Zeiten auf dem LoRaWAN-Anwendungsserver ein. Alle weiteren Daten werden gesammelt in festen Zeitintervallen abgerufen. Alle eingehenden Messdaten werden in einem einheitlichen JSON-Format auf den Kafka Topics „Sensors“ (nur Zeitstempel, ID der Messstelle und Messwert) und „Forecast“ abgelegt.

Tabelle 3: Überblick über die angebundenen Datenquellen

Daten	Typ	Frequenz / Latenz	Topic
Betrieb	CSV / FTP	Batch 1 m / 24h	Sensors
Strommarkt	CSV / E-Mail	Batch 15 m / 24h	Forecast
Betrieb	OPC UA	Streaming	Sensors
Betrieb	<u>LoRaWAN / Websockets</u>	Streaming	Sensors
Wetterstationen	<u>Brightsky / HTTP</u>	Batch 1h / 24h	Sensors
Niederschlag, Temperatur	<u>Brightsky / HTTP</u>	Batch 1h / 24h	Forecast
Hydrologische Daten	CSV / FTP	Batch 1h / 1h	Sensors

Ein grober Überblick über die Gesamtarchitektur ist in Abbildung 31 dargestellt. Hier sind die Datenströme von den Datenquellen (Input Stream) über die Datenverarbeitung (Batch oder Stream Processing) bis zur Archivierung, Visualisierung oder Ausgabe als Datenstrom dargestellt. Für die Datenverarbeitung stehen zwei Methoden zur Verfügung. Steht eine kontinuierliche und zeitnahe Verarbeitung kleinerer Datenmengen im Vordergrund kann das jeweilige Modul direkt an Kafka angebunden werden (Stream Processing). Werden Daten über längere Zeiträume benötigt, evtl. auch mit aufwendigeren Filteroperationen, können diese über die InfluxDB abgerufen werden.

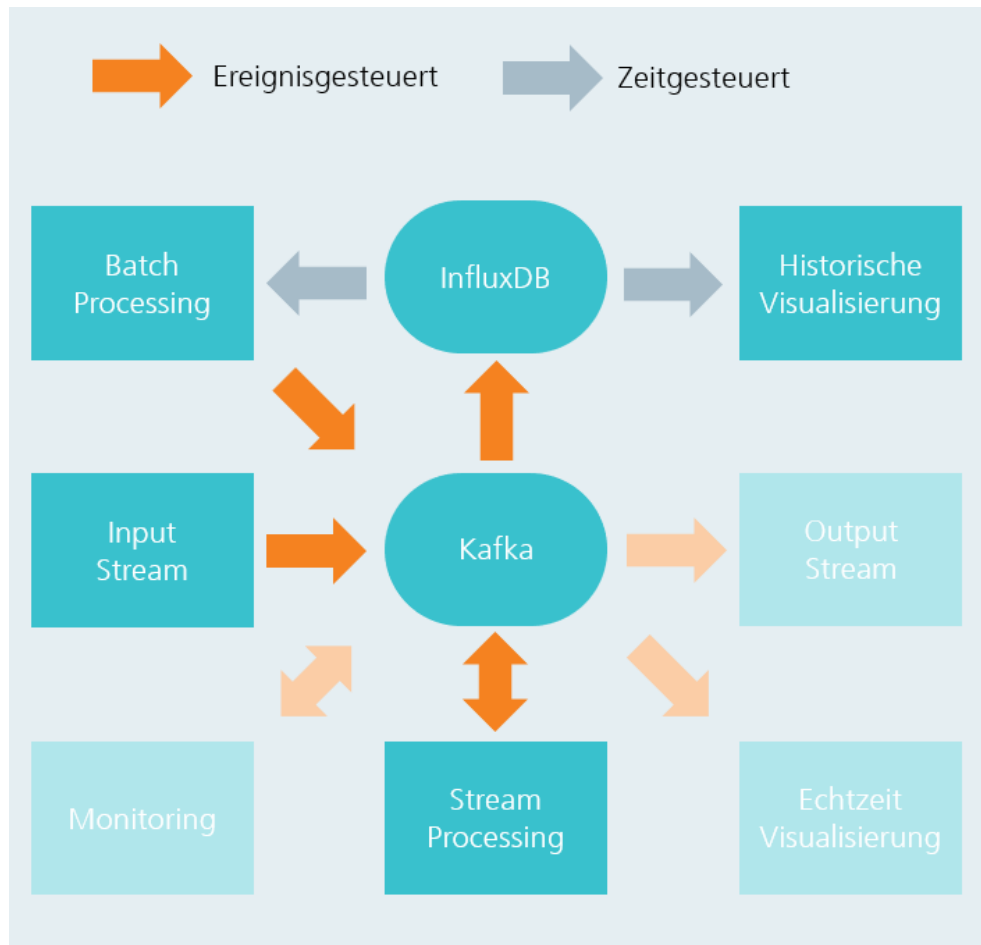


Abbildung 31: Aufbau der Datenplattform für ereignisgesteuerte Datenverarbeitung

Anbindung Sensor-/Prozessdaten

Im Fokus der Datenbereitstellung stand die Live-Anbindung der Betriebsdaten der Stadtwerke Bühl. Nach einer gründlichen Analyse der zur Verfügung stehenden Möglichkeiten wurde beschlossen, einen OPC UA Endpunkt auf dem bestehenden Leitsystem zu aktivieren. Aus sicherheitstechnischen Gründen wird dieser nicht direkt im Internet freigegeben, sondern es wurden Maßnahmen zur Verkleinerung der Angriffsfläche vorgenommen. Dazu gehört insbesondere ein Gateway-Rechner, der sowohl Zugriff auf das interne Betriebsnetz als auch auf das Internet hat. Für diesen Rechner gelten erhöhte Anforderungen bezüglich Updates, Zugangsrechten und freigegebenen Diensten. Weiterhin wurde eine Reihe von Firewall-Regeln eingerichtet, um den OPC UA Endpunkt auf dem Gateway für Rechner aus dem Fraunhofer Netzwerk (in dem sich die Datenplattform befindet) freizugeben. Die Kommunikation zwischen der Datenplattform und dem Gateway-Rechner findet über eine TLS-

verschlüsselte Verbindung statt. Beide Rechner müssen sich über vertrauenswürdige Zertifikate ausweisen, zudem ist eine benutzerbasierte Authentifizierung nötig. Zu Projektbeginn wurden historische Daten aus dem Projekt W-Net 4.0 in die neue TwinOptPRO InfluxDB übernommen, um auf einen großen Zeitraum historischer Daten als Trainingsdaten zurückgreifen zu können. In Abbildung 32 ist der gesamte Datenfluss der Betriebsdaten für den Use Case Betriebsoptimierung dargestellt.

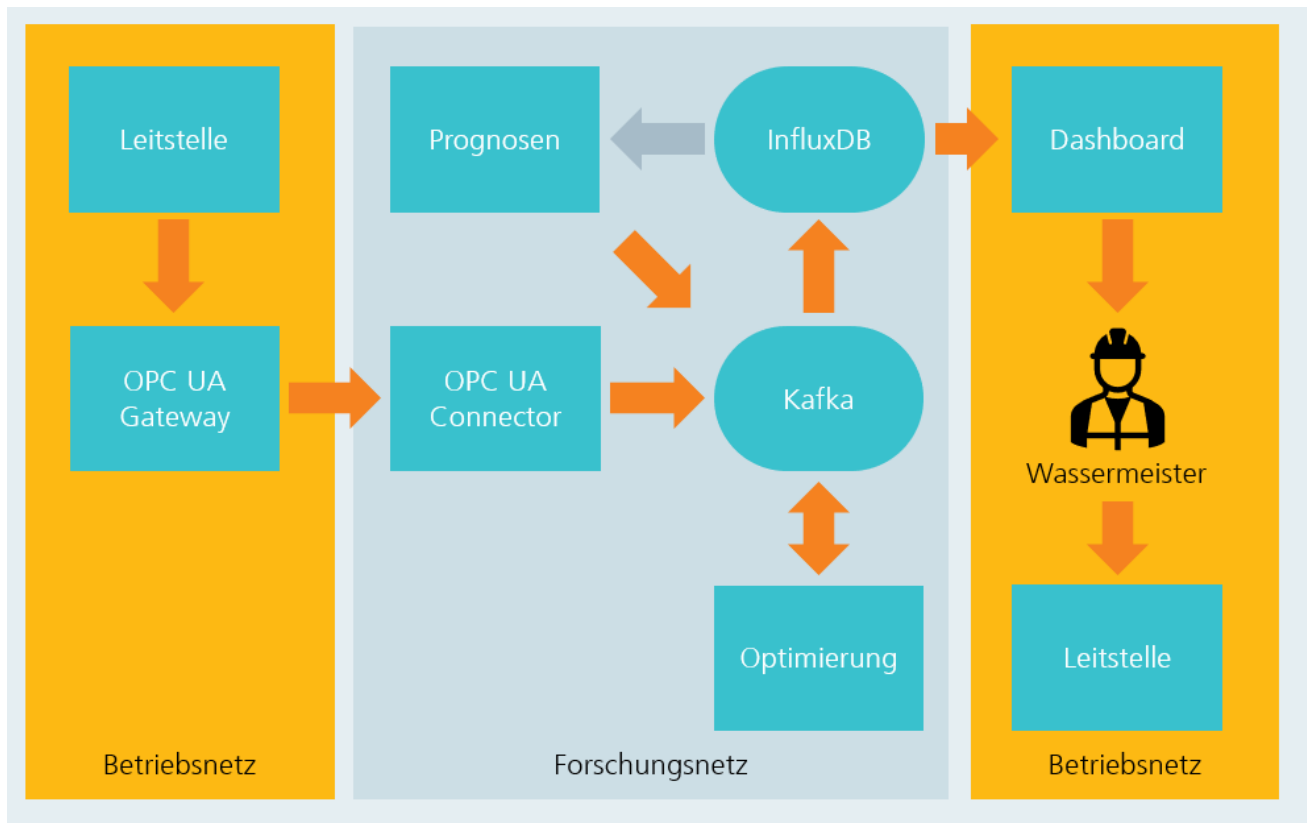


Abbildung 32: Schematische Darstellung des Datenflusses der Betriebsdaten.

Nach dem Abruf der Betriebsdaten aus der Leitstelle über das OPC UA Gateway werden die Daten im Kubernetes Cluster „Forschungsnetz“ des IOSB verarbeitet. Die Ergebnisse der Verarbeitung können anschließend über ein Dashboard im Betriebsnetz angezeigt werden.

Anbindung Strommarktdaten

Da die Stadtwerke Bühl an der Energiebörse in Leipzig (EEX) registriert sind, haben diese Zugriff auf aktuelle Day-Ahead Preiszeitreihen. Diese werden täglich per E-Mail über ein spezielles E-Mail-Postfach empfangen, automatisiert abgerufen und die einzelnen Prognosewerte über die Kafka-Datenbank in die Plattform eingespeist. Hierzu wurde ein Python-Skript entwickelt und über die MageAI-Instanz in der Datenplattform ausgeführt.

Anbindung hydrologischer Messdaten

Die von den Stadtwerken Bühl verwendete Datenplattform SEBA-Hydrocenter wurde über eine FTP/CSV-Verbindung hergestellt und über zyklisch in MageAI ausgeführte Python-Skripte in die Datenanalyse-Plattform eingebunden.

Anbindung Wetterdaten: Brightsky API, DWD Radolan und ICON-EU

Die für die Prognosen benötigten Wetterdaten der Brightsky API wurden über Python Skripte, die als MageAI-Pipeline ausgeführt werden in die Datenanalyse-Plattform eingebunden.

Wasserbedarfs-Prognose: Verbrauchsdaten von Haushalten über LoRaWAN

Die Stadtwerke Bühl haben eine eigene LoRaWAN-Infrastruktur aufgebaut und lesen darüber beispielsweise Verbrauchsdaten von einzelnen Haushalten und Großverbrauchern in ungefähr stündlichen Intervallen aus. Die Daten werden über einen LoRaWAN-Repeater an einen Applikationsserver der Zenner Plattform „element iot“ übermittelt und dort gespeichert. Diese Plattform wurde über eine Websockets-Schnittstelle an die Datenanalyse-Plattform angebunden, mit der ein ereignisgesteuerter Datenabruf mit geringer Latenz möglich ist.

AP 5.2 Monitoring des aktuellen Pumpenbetriebs (Use Case 1) und Quellschüttung

Die Fahrweisen des Systems inklusive Pumpenbetrieb und Aufbereitung wurden mit den SW Bühl besprochen und im Rahmen eines erweiterten Signalmodells in der Simulationssoftware SIR 3S® umgesetzt.

Die Quellschüttungen werden über das nutzerorientierte Dashboard in Echtzeit visualisiert. Die Daten können auch – wie „alles“ über Grafana aufgerufen werden.

AP 5.3 Inbetriebnahme Digitaler Zwilling

Die Erstellung eines Digitalen Zwillings für das Trinkwasserversorgungssystem der Stadtwerke Bühl erforderte Arbeiten auf zwei unterschiedlichen Ebenen. Einerseits musste der Betrieb, insbesondere der Prozess zur Wasseraufbereitung, zunächst mit den SW Bühl geklärt und im bestehenden hydraulischen Simulationsmodell realitätsgetreu abgebildet werden. Wichtige zu klärende Fragen betrafen die Regelungs- und Automatisierungstechnik, vor allem die Anpassung der Regelungen an die fluktuierenden Quellschüttungen. Der Betrieb wurde weitestgehend im Modell abgebildet und anhand der Messungen für einen gewählten Beispieltag validiert und verifiziert.

Die Entscheidung, zwei DZs parallel zu betreiben, geht auf die unterschiedlichen Fragestellungen zurück. Während für die Optimierung nur die Hauptleitungen zwischen Pumpstationen und Behältern von Bedeutung sind, liefert der DZ des Gesamtsystems auch wichtige Informationen innerhalb der Versorgungszonen, wie z. B. kritische Drücke, Stagnationszonen etc. Für den Gesamt-DZ mussten die Konfigurationen in mehreren Iterationsschritten angepasst und auf die vom FhG-IOSB betriebene Plattform eingespielt werden. Dies betraf insbesondere die Umsetzung der Fahrweisen und die Steuerung der Pumpen. Für den Abgleich mit dem realen System wurden die Berechnungsergebnisse über einen längeren Zeitraum beobachtet und mit überzähligen Messwerten (Messungen, die nicht als feste Randbedingungen im Modell verwendet werden) verglichen. In Abstimmung mit den SW Bühl wurde versucht, Ursachen für Abweichungen in der Massenbilanz an zwei Behälterstandorten über einen längeren Beobachtungszeitraum zu klären.

Eine bedeutende Herausforderung im Betrieb besteht in der Gewährleistung einer konstanten Wasserhärte von 8,5 °dH für das in die Versorgungszonen eingespeiste Mischwasser.

Dazu wird ein Teil des Grundwassers im Grundwasserpumpwerk durch eine Membran gepumpt (0° dH) und danach mit nichtenthärtetem Grundwasser (ca. 20 °dH) gemischt. Das so entstandene Mischwasser wird schließlich mit dem Quellwasser (1,5 °dH) gemischt. Je nach Verfügbarkeit des Quellwassers muss das Grundwasser mehr oder weniger stark enthärtet werden. In jedem Fall sind die Mischungsverhältnisse zu berücksichtigen, um die gewünschte Zielhärte zu erreichen. Diese Mischverhältnisse stellen eine große Einschränkung für die Optimierung dar. Es wurde daher beschlossen, auch Fahrweisen mit schwankenden Härten zu untersuchen, um die möglichen zusätzlichen Kosteneinsparungen bei flexiblerer Härteanpassung aufzuzeigen.

Der zweite Schwerpunkt der Arbeiten zum Digitalen Zwilling betraf die Anbindung der Simulationssoftware (SIR 3S® und SIR OPC) an die Echtzeitdaten aus dem Leitsystem der SW Bühl. Es wurde beschlossen, dass die Echtzeitdaten in einer Kafka-Datenbank verwaltet und für die weitere Verwendung verfügbar gemacht werden. Historische Daten werden in einer InfluxDB abgelegt. Sowohl das Hosting der Datenbanken als auch die Übertragung der Daten aus Bühl werden vom Projektpartner IOSB übernommen. Von 3S wurden im Berichtszeitraum Schnittstellen (Datenadapter) für die Übertragung der Daten aus den Datenbanken nach SIR OPC entwickelt. SIR OPC ist die Echtzeitkomponente der Simulationssoftware SIR 3S®. Die aus der Kafka Datenbank übertragenen Daten werden über SIR OPC an den Rechenkern SirCalc weitergeleitet. Umgekehrt werden Berechnungsergebnisse aus SirCalc an die Datenbank zurückgespielt. Das betrifft insbesondere auch die Quittierung von Rechenbefehlen und die Rückmeldung, dass eine konvergente Lösung im Zeitschritt gefunden wurde.

AP 5.4 Use Case 1: Energieoptimierter Pumpenbetrieb

Anwendungsfall städtisches Trinkwasserversorgungssystem

Datengrundlage

Ausgangspunkt für die Optimierung war das hydraulische Simulationsmodell (Digitaler Zwilling) des Gesamtsystems der SW Bühl. Das vollständige SIR 3S® Modell des Wasserversorgungsnetzes Bühl ist in Abbildung 33 dargestellt. Es enthält sämtliche Netzbereiche von den Quellen bis zu den Verbrauchern.

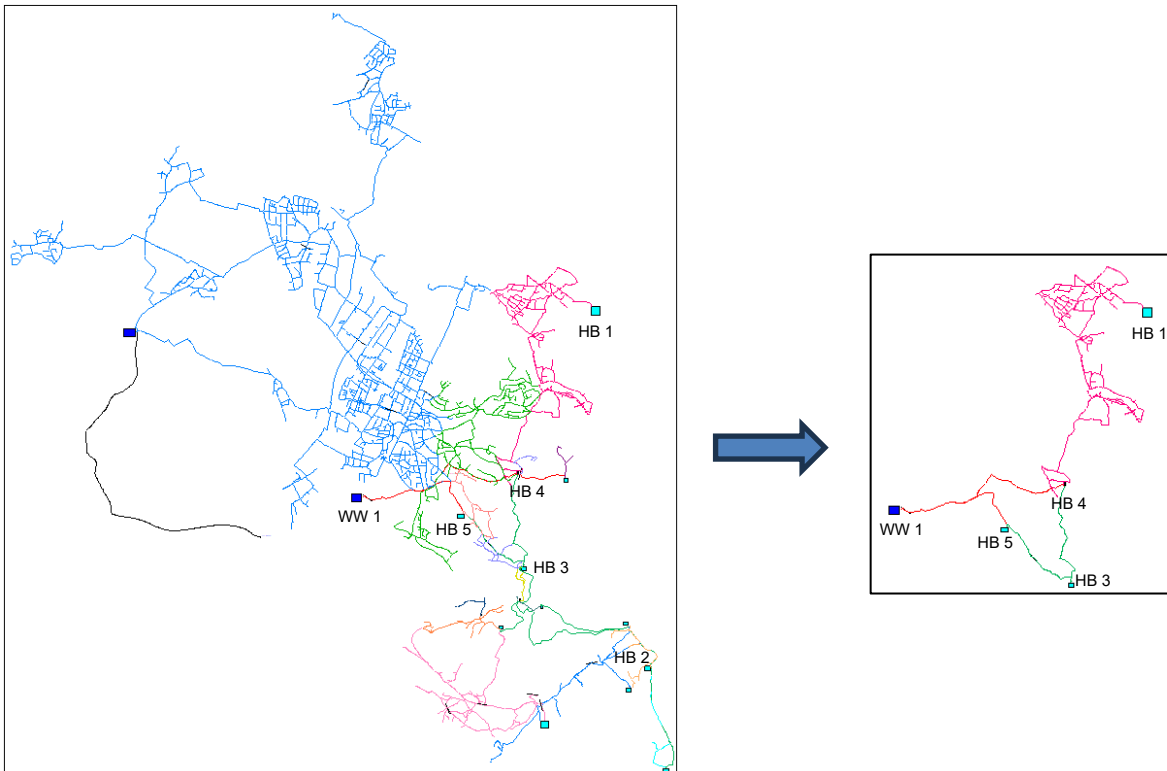


Abbildung 33: Vollständiges SIR 3S® Modell eines städtischen Trinkwasserversorgungsnetzes (links) und reduziertes Modell für Hauptversorgungssystem (rechts)

Betrachteter Bereich / reduziertes Netz

Für die Untersuchungen zur Optimierung der Behälterbefüllung und Kostenoptimierung wird nur ein Teil des Netzes bzw. ein Teil der Komponenten betrachtet:

- Wasserwerk 1 (WW 1): Dieses beinhaltet die beiden Pumpen(gruppen) für die beiden Hauptversorgungsstrecken nach HB 4 (2 parallele Pumpen) und HB 5 (4 parallele Pumpen).
- Hochbehälter HB 5: Die Behälterbefüllung erfolgt einerseits über die Pumpen(gruppen) des Wasserwerks 1, andererseits (im Wesentlichen) geregelt (Mengenregler zur Einstellung eines Mischungsverhältnisses der Zuflüsse aus WW 1 bzw. HB 3) aus dem Hochbehälter HB 3, welcher wiederum von Quellen befüllt wird. Der Hochbehälter HB 5 bildet den Ausgangspunkt für die Versorgung des Netzes Bühl.
- HB 3: Dieser wird von Quellen befüllt und liefert Zuflüsse nach HB 4 und HB 5.
- HB 4: Die Station beinhaltet mehrere Behälterkammern: einerseits eine Kammer für Grundwasser, welche über die Pumpen(gruppen) des Wasserwerks WW 1 befüllt wird, andererseits eine Behälterkammer für Quellwasser, welche von HB 3 geregelt (Mengenregler) befüllt wird. Die Gesamtentnahme beider Behälter durchläuft die Pumpen(gruppen) der Entsäuerungsanlage und wird in eine weitere Behälterkammer für Mischwasser gespeist. Letztere bildet den Ausgangspunkt für die Transportstrecke zum HB 1 und im Wesentlichen die Versorgung der angeschlossenen Hochzone der Stadt Bühl. Der Transport nach HB 1 erfolgt über eine Pumpstation mit zwei parallelen Pumpen.

- HB 1: Dieser wird von HB 4 befüllt und versorgt als Gegenbehälter (zusammen mit der Transportstrecke ausgehend von HB 4) die zwischen den Behältern gelegene Druckzone.
- Ausgleichsschacht: Hierbei handelt es sich um einen Zonenausgleich von der Bühler Hochzone, die von HB 4 versorgt wird, und der Bühler Niederzone, die aus HB 5 versorgt wird.

Das reduzierte Netz ist im rechten Teil der Abbildung 33 dargestellt. Das reduzierte Netzmodell dient außerdem der Verifikation von optimalen Fahrplänen für die Pumpen(gruppen). Für die Optimierung wurde das reduzierte Netzmodell weiter zerlegt und einzelne Pumpstrecken durch neuronale Netzmodelle ersetzt. Das daraus entstandene schematische Netzmodell wird im folgenden Abschnitt näher beschrieben.

Schematisches Modell

Folgende Pumpen(gruppen) werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Pumpengruppe für die Strecke WW 1 nach HB 4 (2 Pumpen).
- Pumpengruppe für die Strecke WW 1 nach HB 5 (4 Pumpen).
- Pumpengruppe für die Strecke HB 4 nach HB 1 (2 Pumpen).
- Pumpengruppe der Entsäuerung in HB 4.

Folgende Mengenregler werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Entnahmen in HB 4 aus den Behältern, die von WW 1 und HB 3 befüllt werden.
- Zuflüsse aus HB 3 nach HB 4 und HB 5.
- Ausgleichsschacht.

Folgende Hochbehälter werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Hochbehälter HB 5, welcher von WW 1 und HB 3 befüllt wird.
- HB 4, welcher von WW 1 und HB 3 sowie Entsäuerung befüllt wird.
- HB 1, welcher von HB 4 befüllt wird.
- HB 3, welcher von den Quellen über HB 2 befüllt wird.

Der Quellzufluss (HB 2) sowie die Netzabnahmen der Bühler Versorgungszonen bilden die Durchfluss-Ränder des Systems. In WW 1 ist als Rand eine Druck-Randbedingung gesetzt. Durch Aufteilung des Netzes in diese Komponenten entstehen 3 Teilnetze (WW 1 nach HB 4, WW 1 nach HB 5, HB 4 nach HB 1), welche durch ML-Modelle ersetzt werden.

Schematisch lässt sich das Netz im Sinne der betrachteten Komponenten wie in Abbildung 34 abstrahiert schematisch darstellen. Dieses Schema bildet die Grundlage zur Formulierung des Optimierungsproblems.

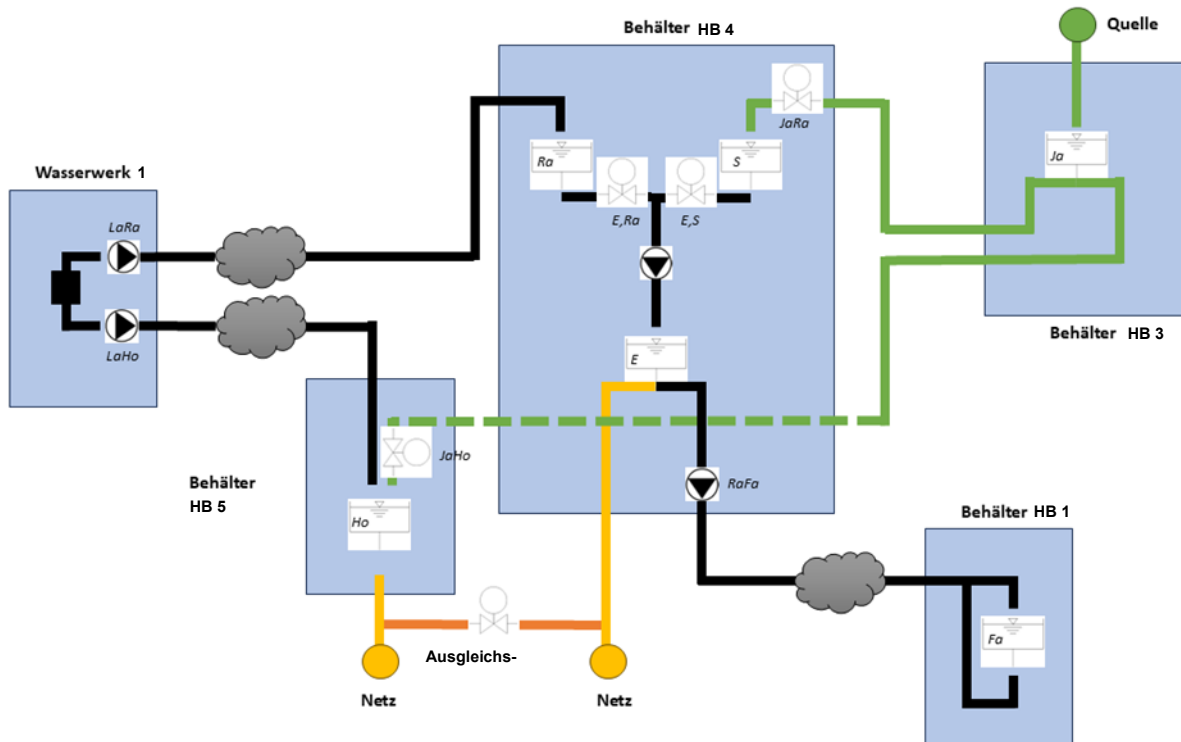


Abbildung 34: Schematisches Netzmodell der Wasserversorgung Bühl unter Einbeziehung der betrachteten Komponenten: Pumpengruppen, Mengenregler, Strecken, Behälter und Systemränder.

Optimierungsproblem Pumpengruppen

Die relevanten Pumpengruppen für den betrachteten Bereich der Wasserversorgung Bühl sind: WW 1 - HB 4, WW 1 – HB 5, HB 4 – HB 1 sowie Entsäuerung in HB 4 (siehe Abbildung 35).

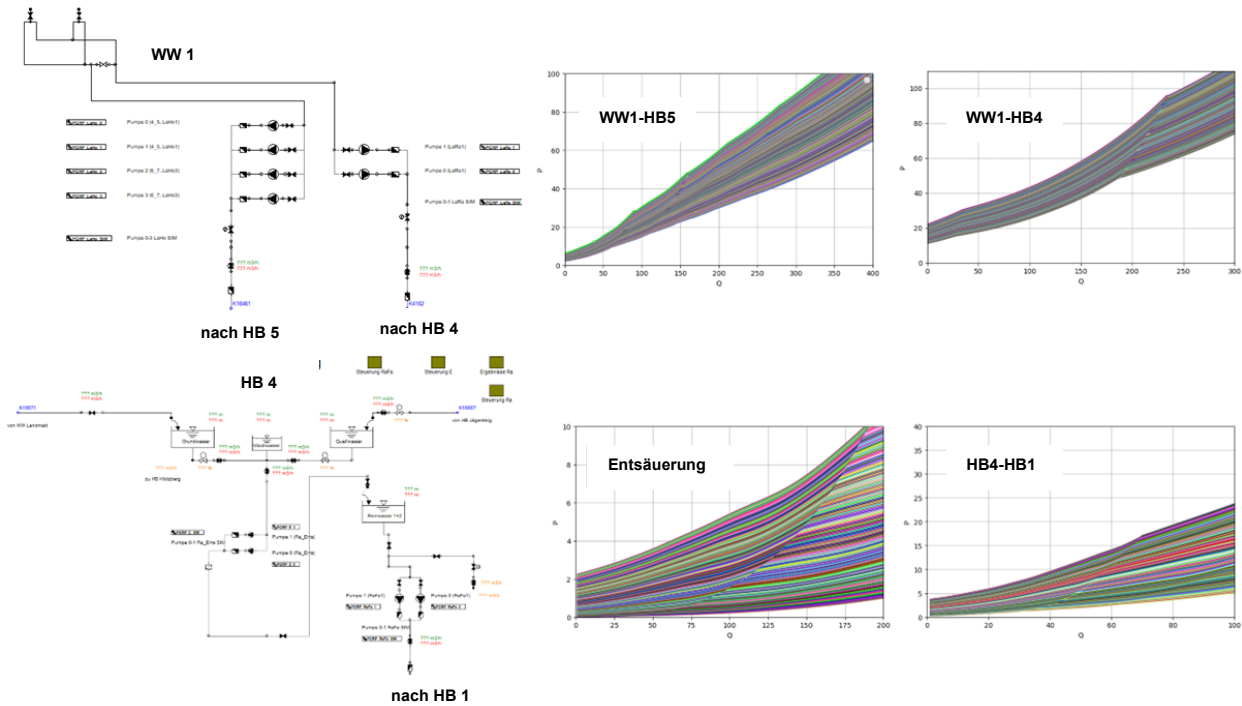


Abbildung 35: Pumpengruppen und Abhängigkeit der minimalen Pumpengruppenleistung in Abhängigkeit von Pumpengruppen-Durchfluss und Förderhöhe

Optimierungsproblem Behälterbefüllung

Entscheidungsvariablen

Die Entscheidungsvariablen sind die Durchflussfaktoren der Pumpen bzw. Mengenregler je Zeitschritt:

$$x = [x_{LaHo} x_{LaRa} x_{RaFa} x_{E,Ra} x_{JaRa} x_{SS} x_{JaHo} x_{E,S}] \quad (0.0.4)$$

Die Durchflüsse folgen damit zu:

$$\begin{aligned} Q_{LaHo} &= Q_{LaHo}^{Base} \cdot x_{LaHo} \\ Q_{LaRa} &= Q_{LaRa}^{Base} \cdot x_{LaRa} \\ Q_{RaFa} &= Q_{RaFa}^{Base} \cdot x_{RaFa} \\ Q_{E,Ra} &= Q_{E,Ra}^{Base} \cdot x_{E,Ra} \\ Q_{E,S} &= Q_{E,S}^{Base} \cdot x_{E,S} \\ Q_{JaHo} &= Q_{JaHo}^{Base} \cdot x_{JaHo} \\ Q_{JaRa} &= Q_{JaRa}^{Base} \cdot x_{JaRa} \\ Q_{SS} &= Q_{SS}^{Base} \cdot x_{SS} \end{aligned} \quad (0.0.5)$$

Die Durchflussfaktoren sind beschränkt auf das Intervall $[0; 1]$.

Behälter-Dynamik

Die Behälter stellen charakterisiert durch ihren Wasserstand instationäre Restriktionen dar, d.h. für jeden Zeitschritt ist der Wasserstand eines Behälters i beschränkt auf das Intervall

$[w_{i,\min}; w_{z,\max}]$. Das System der zeitabhängigen Behälter-Differentialgleichungen ist gegeben durch:

$$\begin{aligned}
 \frac{dw_{Ho}}{dt} &= \frac{1}{A_{Ho}} \left[-Q_{HoBu} + \underbrace{Q_{LaHo}^{Base} \cdot x_{LaHo}}_{Q_{LaHo}} + \underbrace{Q_{JaHo}^{Base} \cdot x_{JaHo}}_{Q_{JaHo}} \right] \\
 \frac{dw_{Ra}}{dt} &= \frac{1}{A_{Ra}} \left[-\underbrace{Q_E^{Base} \cdot x_{E,Ra}}_{Q_{E,Ra}} + \underbrace{Q_{LaRa}^{Base} \cdot x_{LaRa}}_{Q_{LaRa}} \right] \\
 \frac{dw_S}{dt} &= \frac{1}{A_S} \left[-\underbrace{Q_E^{Base} \cdot x_{E,S}}_{Q_{E,S}} + \underbrace{Q_{JaRa}^{Base} \cdot x_{JaRa}}_{Q_{JaRa}} \right] \\
 \frac{dw_{Fa}}{dt} &= \frac{1}{A_{Fa}} \left[-Q_{Abn,Fa} + \underbrace{Q_{RaFa}^{Base} \cdot x_{RaFa}}_{Q_{RaFa}} \right] \\
 \frac{dw_E}{dt} &= \frac{1}{A_E} \left[\underbrace{Q_E^{Base} \cdot x_E}_{Q_E} - \underbrace{Q_{RaFa}^{Base} \cdot x_{RaFa}}_{Q_{RaFa}} - Q_{Netz,Ra} \right] \\
 \frac{dw_{Ja}}{dt} &= \frac{1}{A_{Ja}} \left[-\underbrace{Q_{JaHo}^{Base} \cdot x_{JaHo}}_{Q_{JaHo}} - \underbrace{Q_{JaRa}^{Base} \cdot x_{JaRa}}_{Q_{JaRa}} + Q_{Im} \right]
 \end{aligned} \tag{0.0.6}$$

mit

$$\begin{aligned}
 x_E &= x_{E,Ra} + x_{E,S} \\
 Q_{HoBu} &= Q_{Abn,HoBu} - Q_{SS} = Q_{Abn,HoBu} - \underbrace{Q_{SS}^{Base} \cdot x_{SS}}_{Q_{SS}} \\
 Q_{Netz,Ra} &= Q_{Abn,Netz,Ra} + Q_{SS} = Q_{Abn,Netz,Ra} + \underbrace{Q_{SS}^{Base} \cdot x_{SS}}_{Q_{SS}}
 \end{aligned} \tag{0.0.7}$$

Zielfunktion

Die Zielfunktion beschreibt die Gesamtkosten des Pumpenbetriebs für die Behälterbefüllung.

$$\begin{aligned}
 c &= \sum_{k=1}^{24} c_k \sum_j P_j^{Station}(Q_{j,k}; H_{j,k}) \\
 \text{mit } Q_{j,k} &= Q_{j,k}^{Base} \cdot x_{j,k}
 \end{aligned} \tag{0.0.8}$$

Der Index j bezieht sich auf die Pumpengruppen (WW1-HB5, WW1-HB4, HB4-HB1, E), die Summe mit Index k bezieht sich auf den Zeitschritt.

Die optimale Leistung $P_j^{Station}(Q; H)$ der Pumpengruppe j für gegebenen Durchfluss und eine gegebene Förderhöhe ist die Lösung der unteren Ebene des Bi-Level-Optimierungsproblems. c_k ist der Kostenwert je Zeitschritt (Stromkosten).

Optimierungsproblem

Das Optimierungsproblem der Behälterbefüllung lässt sich damit wie folgt formulieren:

$$\begin{aligned}
 \min_{\{Q_{j,k}\}} & \sum_{k=1}^{24} c_k \sum_j P_{j,k}^{Station}(Q_{j,k}; H_{j,k}) \\
 \text{s.t.} & \quad w_{i,k} \geq w_{i,\min} \\
 & \quad w_{i,k} \leq w_{i,\max} \\
 & \quad w_{i,24} = w_{i,0}
 \end{aligned} \tag{0.0.9}$$

Hierbei kennzeichnen j die Pumpengruppe, i den Behälter und k den Zeitschritt.

Das Optimierungsproblem besteht also in der Minimierung der Gesamtkosten des Pumpenbetriebs für die Behälterbefüllung, wobei der Behälterwasserstand Schranken unterliegt und der Endwasserstand gleich dem Anfangswasserstand sein soll.

Bei Berücksichtigung der Wasserhärte gibt es weitere Restriktionen:

$$\begin{aligned}
 -\lambda_{Ho,\min} \cdot x_{LaHo,k} + x_{JaHo,k} & \geq 0 \\
 \lambda_{Ho,\max} \cdot x_{LaHo,k} - x_{JaHo,k} & \geq 0 \\
 -\lambda_{Ra,\min} \cdot x_{E,Ra,k} + x_{E,S,k} & \geq 0 \\
 \lambda_{Ra,\max} \cdot x_{E,Ra,k} - x_{E,S,k} & \geq 0
 \end{aligned} \tag{0.0.10}$$

mit

$$\begin{aligned}
 \lambda_{Ho,\min} &= \lambda_{\min} \cdot \frac{Q_{LaHo}^{Base}}{Q_{JaHo}^{Base}} & \lambda_{Ho,\max} &= \lambda_{\max} \cdot \frac{Q_{LaHo}^{Base}}{Q_{JaHo}^{Base}} \\
 \lambda_{Ra,\min} &= \lambda_{\min} \cdot \frac{Q_E^{Base}}{Q_E^{Base}} = \lambda_{\min} & \lambda_{Ra,\max} &= \lambda_{\max} \cdot \frac{Q_E^{Base}}{Q_E^{Base}} = \lambda_{\max}
 \end{aligned}$$

Förderhöhen

Die Förderhöhen der Pumpengruppen werden aus den ML-Modellen (neuronale Netze, NN) der Teilnetze ermittelt:

$$\begin{aligned}
 H_{LaHo} &= NN_{LaHo}(Q_{LaHo}) \\
 H_{LaRa} &= NN_{LaRa}(Q_{LaRa}) \\
 H_{RaFa} &= NN_{RaFa}(w_{Fa}, Q_{Abn,Fa}, Q_{RaFa})
 \end{aligned} \tag{0.0.11}$$

Als neuronale Netze werden einfache Feedforward-NNs verwendet mit Input, Output und 2 Hidden Layer und Aktivierungsfunktion ReLU zwischen den Layern.

Lösung

Das nicht-lineare Problem der Behälterbefüllung wird mittels des SLSQP-Algorithmus gelöst.

Resultat

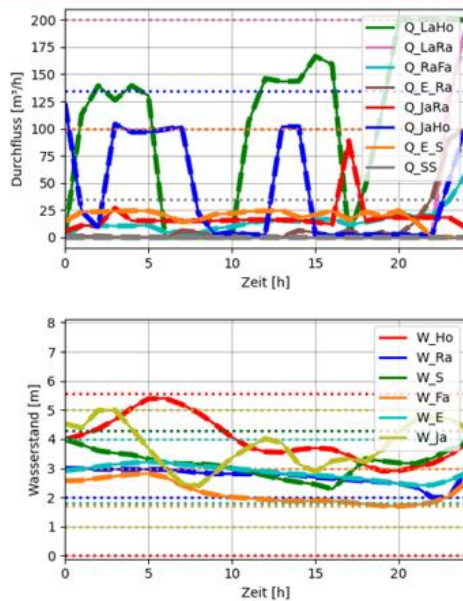
Ergebnis der Lösung des Optimierungsproblems der Behälterbefüllung sind die optimalen Pumpengruppen- und Mengenregler-Durchflüsse bzw. die optimalen Wasserstands-Kurven. Die optimalen Pumpengruppen-Durchflüsse sind über die Lösung der unteren Ebene

des Bi-Level-Optimierungsproblem verbunden mit einem Fahrplan für die Durchflüsse bzw. Drehzahlen jeder Einzelpumpe innerhalb der Pumpengruppen.

Anwendung für einen Beispieltag

Anhand eines Beispieltages wurde die Einsparung von Kosten untersucht: ohne Berücksichtigung der Restriktion Wasserhärte bzw. mit Berücksichtigung der Restriktion Wasserhärte. Die Optimierungsergebnisse sind in Abbildung 36 links bzw. rechts dargestellt.

Ohne Berücksichtigung der Wasserhärte



Mit Berücksichtigung der Wasserhärte

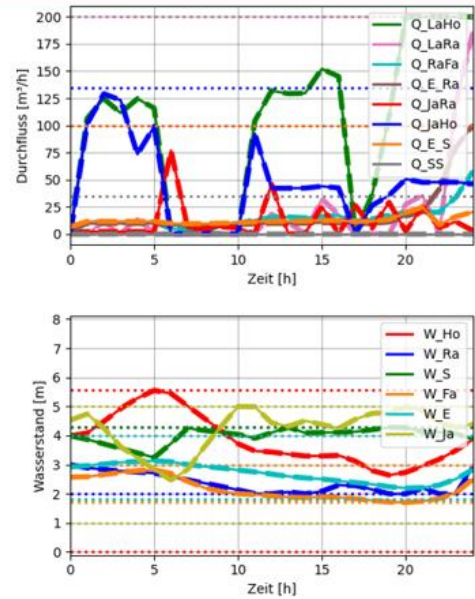


Abbildung 36: Optimierungsergebnisse für einen Beispieltag ohne (links) bzw. mit (rechts) Berücksichtigung der Restriktion Wasserhärte. Im oberen Teil sind die Strecken-Durchflüsse, im unteren die Wasserstände dargestellt. Dabei sind die Optimierungsergebnisse (durchgezogene Kurven) dem Verifikationsergebnis anhand des reduzierten Netzmodells (gestrichelte Kurven) gegenübergestellt.

Es werden mittels freier Optimierung Einsparungen von 43 % erreicht, bei Berücksichtigung der Wasserhärte 41 %.

Anwendung für mehrere Beispieltage

Zur Überprüfung der generellen Funktionsfähigkeit für beliebige Verbrauchstage wurden optimierte Betriebsweisen über einen längeren Zeitraum mit dem tatsächlichen Betrieb verglichen. Die ermittelten möglichen Einsparungen über einen Zeitraum von knapp 2.5 Monaten sind in Abbildung 37 dargestellt. Es zeigt sich, dass stets Einsparungen von mindestens 30 % erreicht werden.

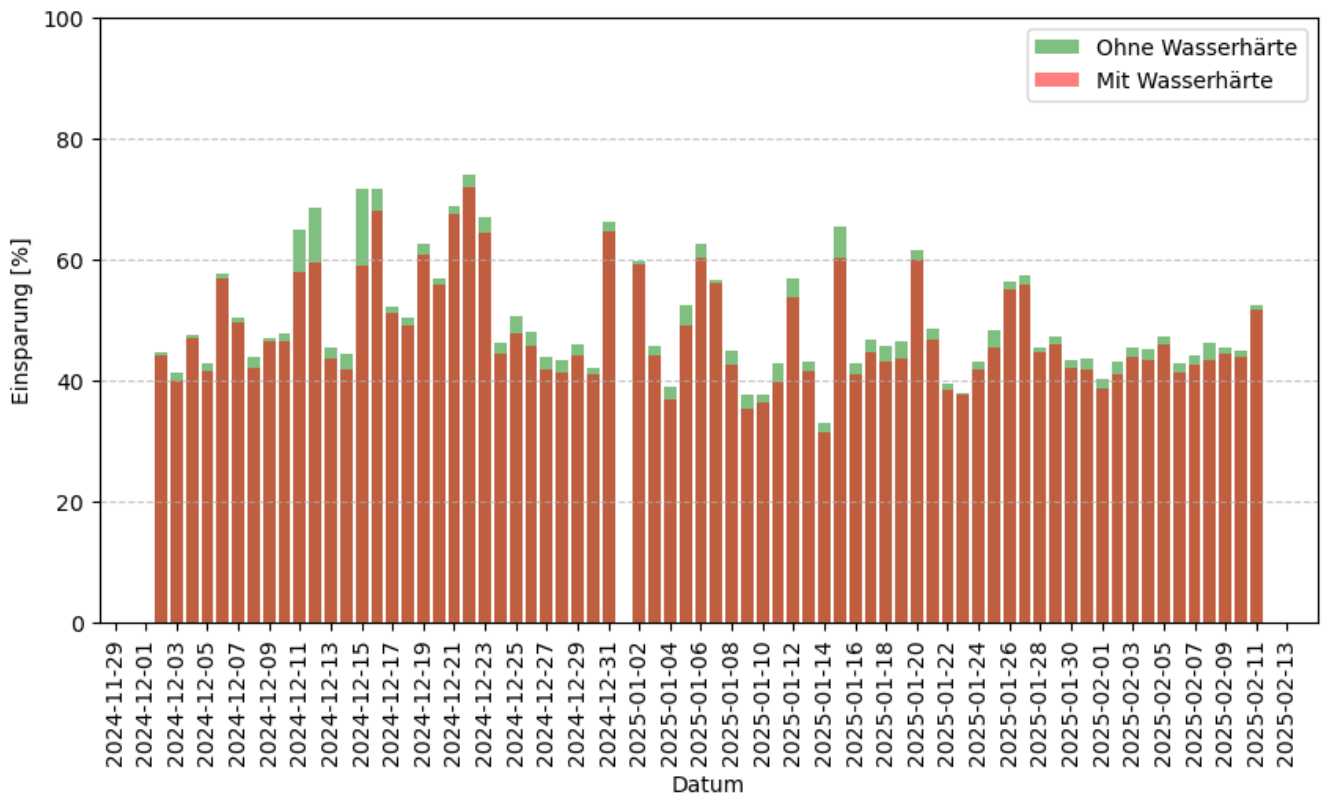


Abbildung 37: Ermittelte mögliche Energiekosteneinsparungen über einen ausgedehnten Zeitraum ohne (grün) bzw. mit (rot) Berücksichtigung der Restriktion Wasserhärte.

AP 5.5 Use Case 2: Optimierung der Trinkwasseraufbereitung

Für die Optimierung der Trinkwasseraufbereitung können grundsätzlich verschiedene Optimierungsziele verfolgt werden. Im Projekt sollte insbesondere die Enthärtungsleistung in der NF-Anlage im Grundwasserwerk an die zur Mischung verfügbaren Quellwassermengen angepasst werden. Geplant war, durch hinreichend genaue Prognosen der Quellschüttungen, aufgelöst in Stundenwerte, einen Fahrplan für die Förderung und Enthärtung des Rohwassers im Grundwasserwerk so zu berechnen, dass die Mischung enthärteten Grundwassers und des nach Abzug der Mengen für die Versorgung des Bereichs Neusatz verfügbaren Quellwassermengen eine Härte von 1,39 bis 1,4 Millimol/L ergeben. Dazu sollten die Quellschüttungen über Sensoren kontinuierlich erfasst und die Daten über geeignete Datenübertragungswege (hier insbesondere LoRaWAN) der zentralen Datenhaltung zugeführt werden.

Bei den Sensoren handelt es sich um selbstentwickelte Messungen, die nach dem Prinzip des Thomsonwehres aufgebaut sind. Die Sensoren wurden durch die Stadtwerke Bühl gebaut und stehen zur Verfügung. Der Durchfluss im Sensor kann auf die Quellschüttung umgerechnet werden, entsprechende Kalibrierungen wurden durchgeführt.

Ein praktischer Einsatz im Quellgebiet wurde im Projekt mit viel Aufwand versucht zu realisieren. Da allerdings im Quellgebiet keine stabilen Mobilfunknetze zur Verfügung stehen, an die die LoRaWAN-Gateways angeschlossen werden können, konnte keine Echtzeit-Datenübertragung realisiert werden. Andere Datenübertragungswege stehen nicht zur Verfügung.

Weiter ergibt sich die Schwierigkeit, dass für den Betrieb der LoRaWAN-Gateways keine Stromversorgung aus einem öffentlichen Niederspannungsnetz verfügbar ist und demnach nur die Versorgung aus dezentralen Energiequellen erfolgen kann. Die Nutzung von dezentralen PV-Modulen mit Batteriepufferung stellt im Winter aber keine zufriedenstellende Lösung dar, hier müsste mit Brennstoffzellen o.ä. Anlagen eine zusätzliche Versorgung aufgebaut werden. Der dadurch entstehende Personalaufwand steht den Einspareffekten in der Wasseraufbereitung entgegen, zusätzlich kann es auch in den Zeiten des Klimawandels durch Schneefall dazu kommen, dass die Anlagen über mehrere Wochen nicht erreichbar sind. Aus den genannten Gründen konnte die grundsätzlich zur Verfügung stehende Sensortechnologie im Projekt leider nicht praktisch eingesetzt und untersucht werden.

Es wurden jedoch weitere Grundlagen gelegt, um den Betrieb der Trinkwasseraufbereitung zu monitoren und zu optimieren. Es wurde ein Dashboard in Grafana angelegt, das den aktuellen Betriebszustand der Nanofiltrationsanlage zeigt. Der Betriebszustand kann anhand der Visualisierungen händisch vor Ort bewertet und gegebenenfalls angepasst werden. Dazu werden zunächst die beiden Kennzahlen Permeabilität und Ausbeute berechnet. Die Berechnungsvorschrift ist direkt im Dashboard dokumentiert, siehe Abbildung 38.

Ausbeute - Formel

$$\text{Ausbeute} = \text{Permeatdurchfluss} / \text{Zulaufdurchfluss} * 100.0$$

Berechnet für

- min. Permeatdurchfluss <= Permeatdurchfluss <= max. Permeatdurchfluss
- Zulaufdurchfluss != 0.0

Permeabilität - Formel

$$\text{Permeabilität} = [\text{Permeatdurchfluss} * 1000.0 * \text{EXP}(0.0239 * (20.0 - \text{Temperatur}))] / [2448.0 * (\text{Betriebsdruck}/2 + \text{Konzentratdruck}/2 - \text{Permeatdruck})]$$

Berechnet für

- min. Permeatdurchfluss <= Permeatdurchfluss <= max. Permeatdurchfluss
- Betriebsdruck/2 + Konzentratdruck/2 - Permeatdruck != 0.0

Abbildung 38: Dokumentation der Berechnungsvorschriften für die Kennzahlen zur Trinkwasseraufbereitung direkt in Grafana.

Die Visualisierung der Kennzahlen für Permeabilität (Abbildung 39) und Ausbeute (Abbildung 40) der Nanofiltrationsanlage sind im zeitlichen Verlauf über ein ganzes Jahr dargestellt.

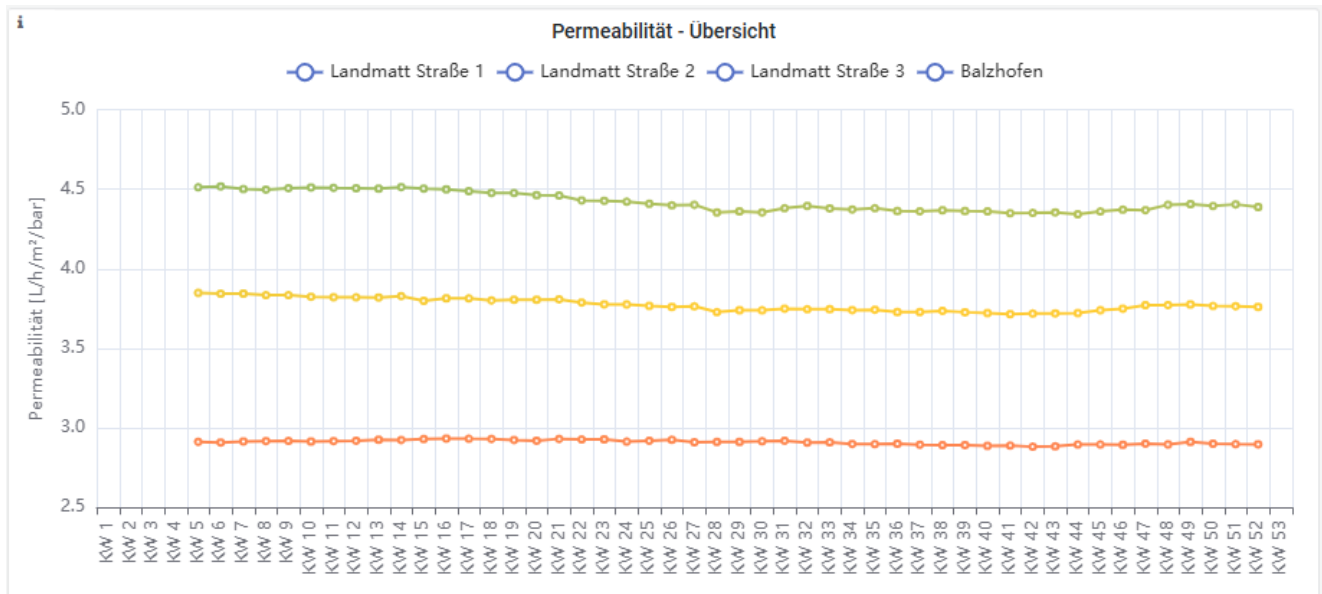


Abbildung 39: Visualisierung von Kenngrößen der Nanofiltrationsanlage (Permeabilität)

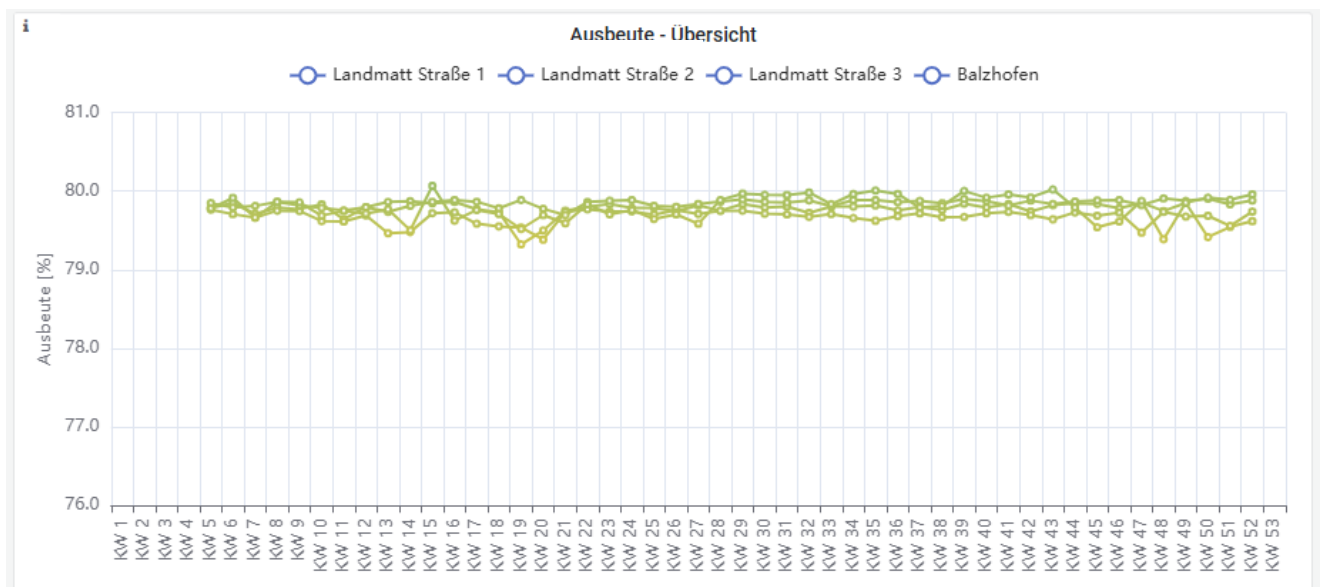


Abbildung 40: Visualisierung von Kenngrößen der Nanofiltrationsanlage (Ausbeute)

AP 5.6 Übertragbarkeit von Use Case 1 auf Fernwasserversorgung Thüringen

Für die Untersuchung der kostenoptimalen Behälterbewirtschaftung am Beispiel der Thüringer Fernwasserversorgung wird nur ein Teil des Netzes mit den dazugehörigen Komponenten betrachtet. Am Anfangs- sowie am Endpunkt wurden Druck-Randbedingungen gesetzt.

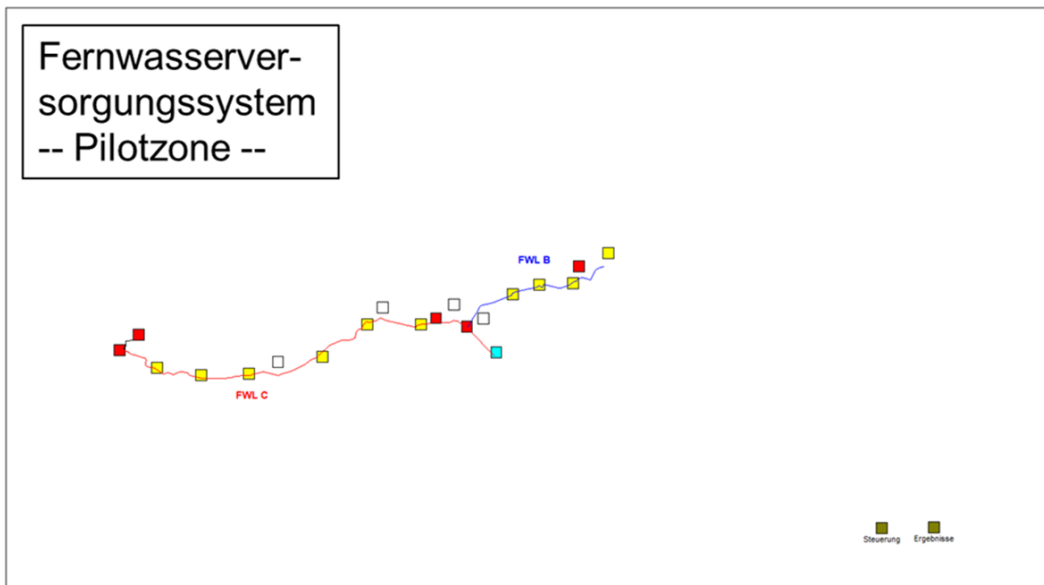


Abbildung 41: Pilotzone Fernwasserversorgungssystem

Schematisches Modell

Das Schematische Modell der Pilotzone ist in Abbildung 42 zu sehen.

Folgende Pumpen(gruppen) werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Pumpen(gruppe) PS 1 für die Förderung von der Quelle zur PS 2.
- Pumpen(gruppe) PS 2 für die Förderung von PS 2 zum HB 1.
- Pumpen(gruppe) PS 3 für die Förderung von PS 2 zur Senke der Pilotzone.

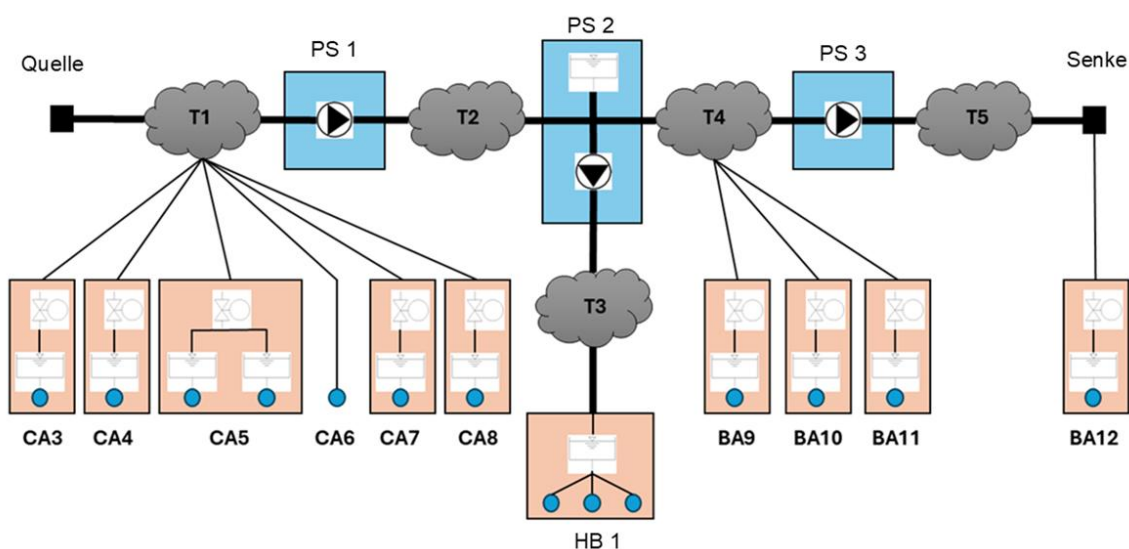


Abbildung 42: Schematisches Modell der Pilotzone Fernwasserversorgung

Folgende Mengenregler werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Mengenregler entlang FWL von der Quelle zur PS 2 zur Befüllung der Übergabebehälter in CA 3, CA 4, CA 5, CA 7, CA 8.
- Mengenregler entlang FWL von der PS 2 zur Senke zur Befüllung der Übergabebehälter in BA 9, BA 10, BA 11, BA 12.

Folgende Hochbehälter werden im Rahmen der Untersuchungen betrachtet:

- Übergabebehälter in CA 3, CA 4, CA 5, CA 7, CA 8.
- Übergabebehälter in BA 9, BA 10, BA 11, BA 12.
- Zwischenbehälter in PS 2.
- Hochbehälter HB 1.

Die Ränder des Systems sind:

- Abnahmepunkte am Ausgang der Übergabebehälter in CA 3, CA 4, CA 5, CA 7, CA 8 sowie der Abnahmepunkt in CA 6.
- Abnahmepunkte am Ausgang der Übergabebehälter in BA 9, BA 10, BA 11, BA 12.
- Abnahmepunkte in HB 1.
- Druckrandbedingung Quelle.
- Druckrandbedingung Senke.

Durch die Aufteilung des Netzes in diese Komponenten entstehen 5 Teilnetze, welche durch ML-Modelle ersetzt werden: T1, T2, T3, T4, T5 (Wolkensymbole in Abbildung 42).

Damit lässt sich das Netz im Sinne der betrachteten Komponenten wie in Abbildung 32 abstrahiert schematisch darstellen. Dieses Schema bildet die Grundlage zur Formulierung des Optimierungsproblems.

Optimierungsproblem Pumpengruppen

Die relevanten Pumpengruppen für den betrachteten Bereich der Thüringer Fernwasserversorgung sind PS 1, PS 2 und PS 3.

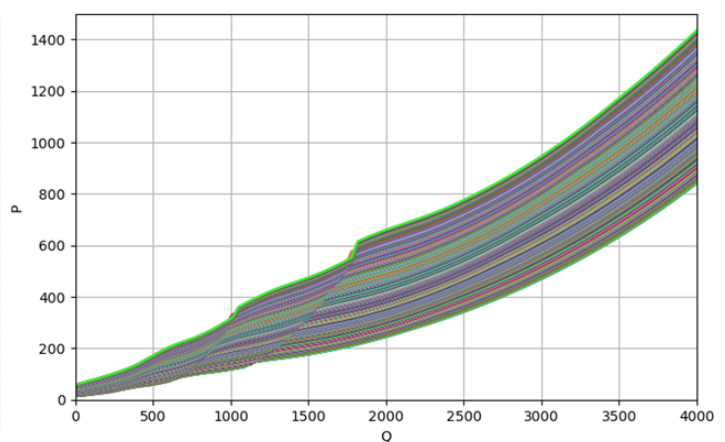
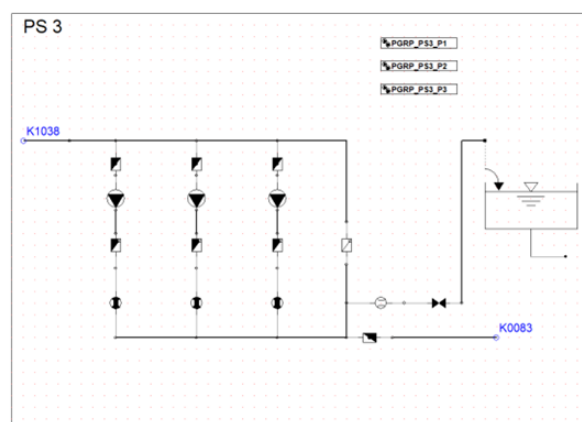
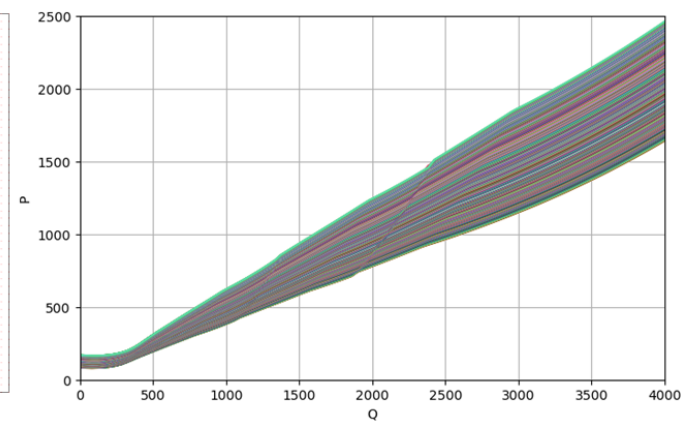
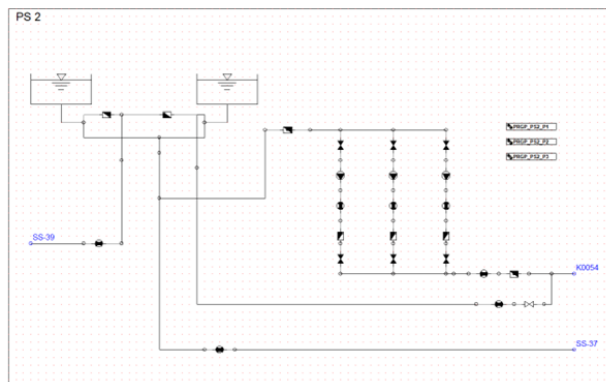
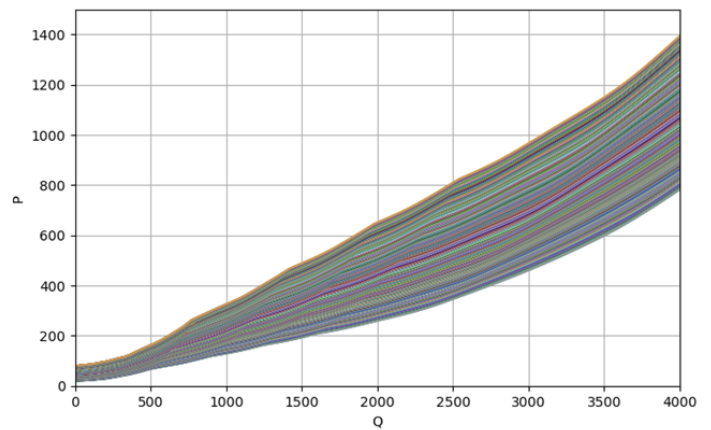
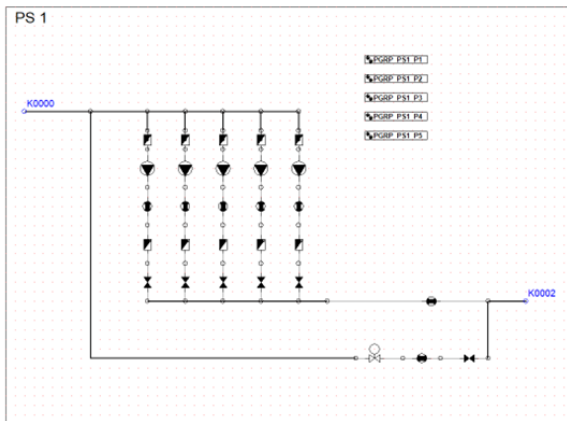


Abbildung 43: Pumpengruppen und Abhängigkeit der minimalen Pumpengruppenleistung in Abhängigkeit von Pumpengruppen-Durchfluss und Förderhöhe.

Optimierungsproblem Behälterbefüllung

Entscheidungsvariablen

Die Entscheidungsvariablen sind die Durchflussfaktoren der Pumpen bzw. Mengenregler je Zeitschritt

$$x = [x_{CA3} x_{CA4} x_{CA5} x_{CA7} x_{CA8} x_{Kolba} x_{BA9} x_{BA10} x_{BA11} x_{Doeblitz} x_{BA12} x_{WW}] \quad (0.0.12)$$

Die Durchflüsse folgen damit als

$$\begin{aligned}
 Q_{CA3} &= Q_{CA3}^{Base} \cdot x_{CA3} \\
 Q_{CA4} &= Q_{CA4}^{Base} \cdot x_{CA4} \\
 Q_{CA5} &= Q_{CA5}^{Base} \cdot x_{CA5} \\
 Q_{CA7} &= Q_{CA7}^{Base} \cdot x_{CA7} \\
 Q_{CA8} &= Q_{CA8}^{Base} \cdot x_{CA8} \\
 Q_{Kolba} &= Q_{Kolba}^{Base} \cdot x_{Kolba} \\
 Q_{BA9} &= Q_{BA9}^{Base} \cdot x_{BA9} \\
 Q_{BA10} &= Q_{BA10}^{Base} \cdot x_{BA10} \\
 Q_{BA11} &= Q_{BA11}^{Base} \cdot x_{BA11} \\
 Q_{Doeblitz} &= Q_{Doeblitz}^{Base} \cdot x_{Doeblitz} \\
 Q_{BA12} &= Q_{BA12}^{Base} \cdot x_{BA12} \\
 Q_{WW} &= Q_{WW}^{Base} \cdot x_{WW}
 \end{aligned} \tag{0.0.13}$$

Die Durchflussfaktoren sind beschränkt auf das Intervall $[0;1]$.

Behälter-Dynamik

Die Behälter stellen charakterisiert durch ihren Wasserstand instationäre Restriktionen dar, d.h. für jeden Zeitschritt ist der Wasserstand eines Behälters i beschränkt auf das Intervall $[w_{i,\min}; w_{i,\max}]$.

Das System der zeitabhängigen Behälter-Differentialgleichungen ist gegeben durch:

$$\begin{aligned}
\frac{dw_{CA3}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA3}} \left[-Q_{out,CA3} + Q_{CA3}^{Base} \cdot x_{CA3} \right] \\
\frac{dw_{CA4}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA4}} \left[-Q_{out,CA4} + Q_{CA4}^{Base} \cdot x_{CA4} \right] \\
\frac{dw_{CA5,56}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA5,56}} \left[-Q_{out,CA5,56} + \frac{1}{2} Q_{CA5}^{Base} \cdot x_{CA5} \right] \\
\frac{dw_{CA5,10}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA5,10}} \left[-Q_{out,CA5,10} + \frac{1}{2} Q_{CA5}^{Base} \cdot x_{CA5} \right] \\
\frac{dw_{CA7}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA7}} \left[-Q_{out,CA7} + Q_{CA7}^{Base} \cdot x_{CA7} \right] \\
\frac{dw_{CA8}}{dt} &= \frac{1}{A_{CA8}} \left[-Q_{out,CA8} + Q_{CA8}^{Base} \cdot x_{CA8} \right] \\
\frac{dw_{BA9}}{dt} &= \frac{1}{A_{BA9}} \left[-Q_{out,BA9} + Q_{BA9}^{Base} \cdot x_{BA9} \right] \\
\frac{dw_{BA10}}{dt} &= \frac{1}{A_{BA10}} \left[-Q_{out,BA10} + Q_{BA10}^{Base} \cdot x_{BA10} \right] \\
\frac{dw_{BA11}}{dt} &= \frac{1}{A_{BA11}} \left[-Q_{out,BA11} + Q_{BA11}^{Base} \cdot x_{BA11} \right] \\
\frac{dw_{BA12}}{dt} &= \frac{1}{A_{BA12}} \left[-Q_{out,BA12} + Q_{BA12}^{Base} \cdot x_{BA12} \right] \\
\frac{dw_{WW}}{dt} &= \frac{1}{A_{WW}} \left[-Q_{out,WW,A} - Q_{out,WW,B} - Q_{out,WW,C} + Q_{WW}^{Base} \cdot x_{WW} \right] \\
\frac{dw_W}{dt} &= \frac{1}{A_W} \left[Q_{Kolba}^{Base} \cdot x_{Kolba} - Q_{WW}^{Base} \cdot x_{WW} - Q_{BA9}^{Base} \cdot x_{BA9} - Q_{BA10}^{Base} \cdot x_{BA10} - Q_{BA11}^{Base} \cdot x_{BA11} - Q_{Doeblitz}^{Base} \cdot x_{Doeblitz} \right]
\end{aligned}
\tag{0.0.14}$$

Zielfunktion

Die Zielfunktion beschreibt die Gesamtkosten des Pumpenbetriebs für die Behälterbefüllung

$$\begin{aligned}
c &= \sum_{k=1}^{24} c_k \sum_j P_j^{Station}(Q_{j,k}; H_{j,k}) \\
\text{mit } Q_{j,k} &= Q_{j,k}^{Base} \cdot x_{j,k}
\end{aligned}
\tag{0.0.15}$$

Der Index j bezieht sich auf die Pumpengruppen (PS 1, PS 2, PS 3), die Summe mit Index k bezieht sich auf den Zeitschritt.

Die optimale Leistung $P_j^{Station}(Q; H)$ der Pumpengruppe j für gegebenen Durchfluss und eine gegebene Förderhöhe ist die Lösung der unteren Ebene des Bi-Level-Optimierungsproblems. c_k ist der Kostenwert je Zeitschritt (Stromkosten).

Optimierungsproblem

Das Optimierungsproblem der Behälterbefüllung lässt sich wie folgt formulieren:

$$\begin{aligned}
 \min_{\{Q_{j,k}\}} & \sum_{k=1}^{24} c_k \sum_j P_{j,k}^{Station}(Q_{j,k}; H_{j,k}) \\
 \text{s.t.} & \quad w_{i,k} \geq w_{i,\min} \\
 & \quad w_{i,k} \leq w_{i,\max} \\
 & \quad w_{i,24} = w_{i,0}
 \end{aligned} \tag{0.0.16}$$

Hierbei kennzeichnet j die Pumpengruppe, i den Behälter und k den Zeitschritt.

Das Optimierungsproblem besteht also in der Minimierung der Gesamtkosten des Pumpenbetriebs für die Behälterbefüllung, wobei der Behälterwasserstand Schranken unterliegt und der Endwasserstand gleich dem Anfangswasserstand sein soll.

Für die Untersuchungen des betrachteten Pilotgebiets wurde zudem eine weitere Restriktion eingeführt, die den integralen Durchfluss am Endpunkt (Senke) beschränkt.

Förderhöhen

Die Förderhöhen der Pumpengruppen werden aus den ML-Modellen (neuronale Netze, NN) der Teilnetze ermittelt:

$$\begin{aligned}
 H_{Kolba} &= NN_{T2}(Q_{Kolba}) - NN_{T1}(Q_{CA3}, Q_{CA4}, Q_{CA5}, Q_{CA6}, Q_{CA7}, Q_{CA8}, Q_{Kolba}) \\
 H_{WW} &= NN_{T3}(Q_{WW}) \\
 H_{Doeblitz} &= NN_{T5}(Q_{Doeblitz}) - NN_{T4}(Q_{BA9}, Q_{BA10}, Q_{BA11}, Q_{Doeblitz})
 \end{aligned} \tag{0.0.17}$$

Als neuronale Netze werden einfache Feedforward-NNs verwendet mit Input, Output und 2 Hidden Layer und Aktivierungsfunktion ReLU zwischen den Layer.

Lösung

Das nicht-lineare Problem der Behälterbefüllung wird mittels des SLSQP-Algorithmus gelöst.

Resultat

Ergebnis der Lösung des Optimierungsproblems der Behälterbefüllung sind die optimalen Pumpengruppen- und Mengenregler-Durchflüsse bzw. die optimalen Wasserstands-Kurven. Die optimalen Pumpengruppen-Durchflüsse sind über die Lösung der unteren Ebene des Bi-Level-Optimierungsproblem verbunden mit einem Fahrplan für die Durchflüsse bzw. Drehzahlen jeder Einzelpumpe innerhalb der Pumpengruppen

Anwendung für einen Beispieltag

Anhand eines Beispieltages wurde die Einsparung von Kosten untersucht. Dazu wurde zunächst die Übereinstimmung der SIR 3S® Simulation und der TwinOptPRO-Simulation für den IST-Betrieb des Beispieltags geprüft und bestätigt (siehe Abbildung 44).

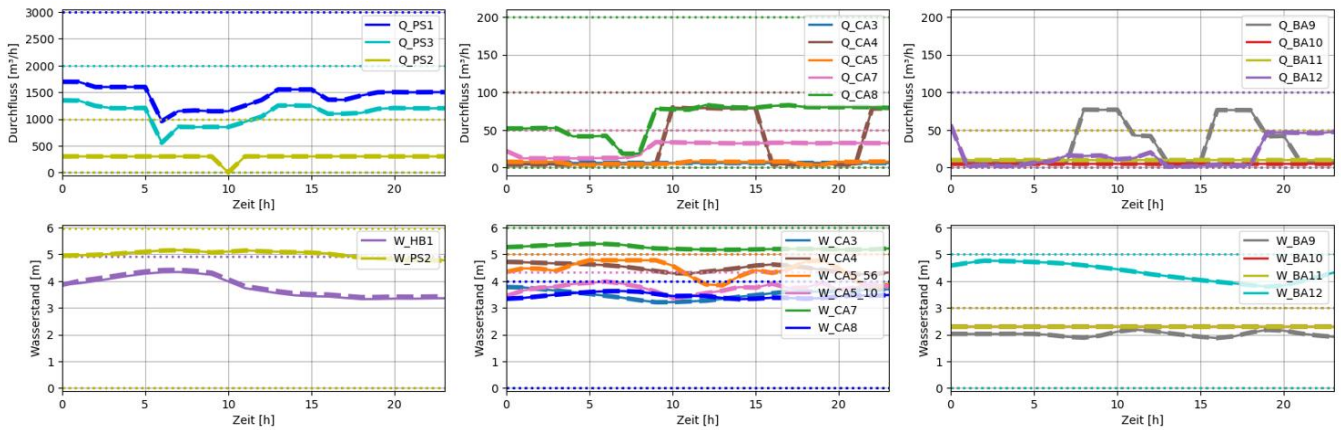


Abbildung 44: Vergleich TwinOptPRO-Simulation (durchgezogen) und SIR 3S® Simulation (gestrichelt).

Die Optimierungsergebnisse für die Durchflüsse und Wasserstände sind in Abbildung 45 dargestellt. Für den betrachteten Beispieltag ergibt sich rechnerisch eine Kosteneinsparung von ca. 5 %.

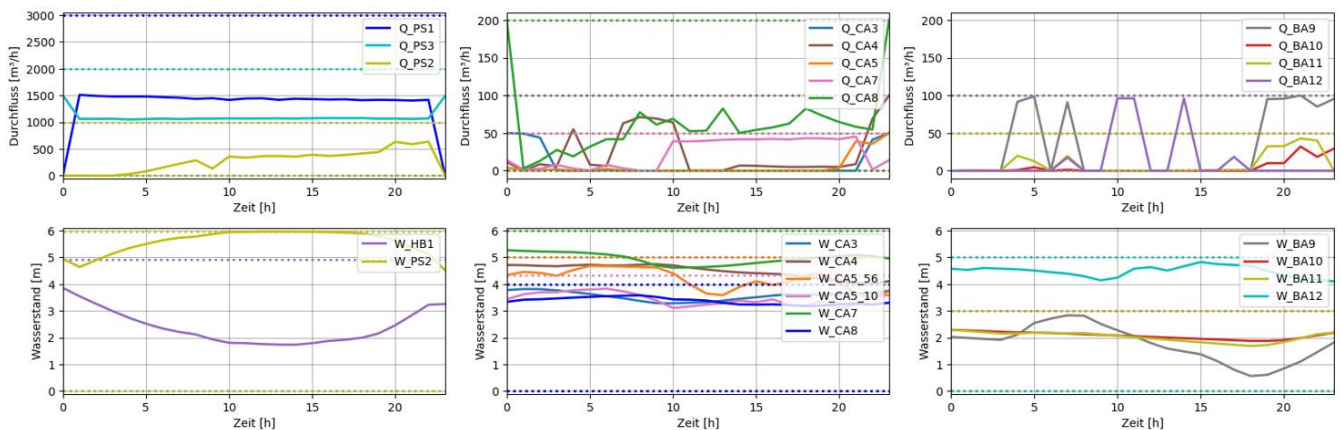


Abbildung 45: Optimierungsergebnis

Anwendung für mehrere Beispieltage

Zur Überprüfung der generellen Funktionsfähigkeit für beliebige Verbrauchstage wurden optimierte Betriebsweisen über einen längeren Zeitraum mit dem tatsächlichen Betrieb verglichen. Die ermittelten möglichen Einsparungen über einen Zeitraum von 13 Tagen sind in Abbildung 46 dargestellt. Es zeigt sich, dass stets Einsparungen von mindestens 3 % erreicht werden.

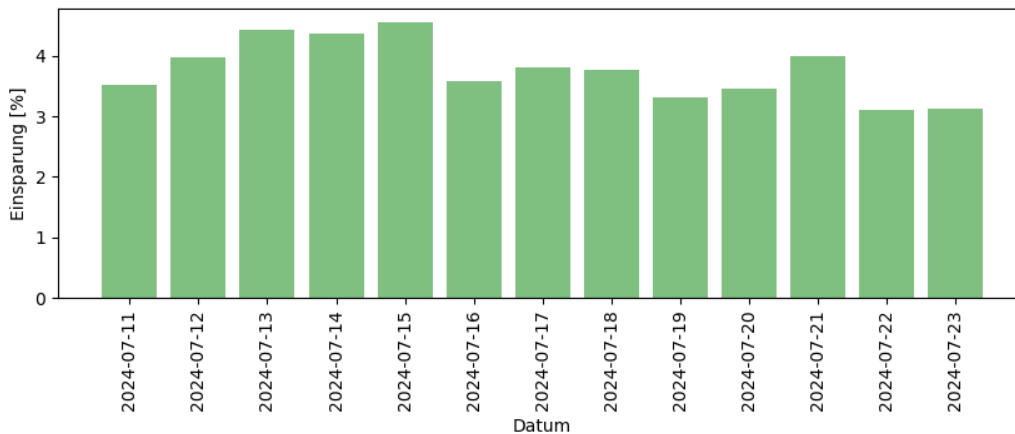


Abbildung 46: Ermittelte mögliche Kosteneinsparungen über einen ausgedehnten Zeitraum.

2.2.6 Arbeiten zu AP 6: Koordination, Öffentlichkeitsarbeit, Verbreitung Ergebnisse

Zur Koordination des Projektes wurde von jedem Projektpartner ein Teilprojektleiter benannt. Zum Austausch zwischen allen Projektbeteiligten fanden im 14-tägigen Abstand einstündige „Jour fixe“-Treffen statt. Neben den Online-Meetings wurden im halbjährlichen Abstand Konsortialtreffen an unterschiedlichen Orten abgehalten. Termine und Austragungsorte sind der folgenden Liste zu entnehmen.

■ Konsortialtreffen:

- Kick-Off am 18.11.2022 bei den SW Bühl
- Konsortialtreffen in Erfurt bei der Thüringer Fernwasserversorgung, 4.-5. April 2025
- Konsortialtreffen am 31.10.2023 bei den SW Bühl
- Konsortialtreffen bei geoSYS in Berlin am 8. April 2024
- Konsortialtreffen in Erfurt bei der Thüringer Fernwasserversorgung, 22. Oktober 2025
- Abschlussveranstaltung am 20. März 2025

Zum Austausch von Daten und Ergebnissen wurde vom IOSB eine OwnCloud-Plattform zur Verfügung gestellt. Des Weiteren wurde vom Projektpartner geoSYS ein Gitlab-Projekt angelegt, über das Teile der Softwareentwicklungen (insbesondere die Dashboard- und Webplattform) abgewickelt wurden. Der Inhalt der Online-Meetings wurde im Wiki des Gitlab-Projektes protokolliert.

Für die Öffentlichkeitsarbeit wurde vom Projektpartner 3S Consult eine Projektwebseite erstellt, die unter der URL <https://www.3sconsult.de/twinoptpro> zu erreichen ist und einen Überblick über die Projektziele und erreichten Ergebnisse gibt.

Als zusätzliche Maßnahmen zur Verbreitung der Projektidee und der Ergebnisse wurde TwinOptPRO in einer Reihe von Vorträgen dem Fachpublikum vorgestellt.

■ Vorträge:

- „Modellbasierte Optimierung der Reservoir Bewirtschaftung“, DACH Fachaustausch Rohrnetz, WV Zürich, 28.04.2023, Jochen Deuerlein

- „Optimierung in der Wasserversorgung durch Digitalisierung“, SVGW Fachtagung Wasserverteilung, Biel, Schweiz, 06.12.2023, Jochen Deuerlein
- „Digitalisierungsprojekte W-Net 4.0 und TwinOptPRO“, 2. Karlsruher Trinkwasserforum, 16.05.2024, Thomas Bernard und Jochen Deuerlein
- „Plattform für Simulation, KI-basierte Prognose und Betriebsoptimierung von Versorgungs-Systemen: W-Net 4.0 und TwinOptPRO“, DVGW Veranstaltung Entwicklung von KI-Anwendungen für Versorgungsunternehmen (Online), KI-Toolbox für Versorgungsunternehmen vom Fraunhofer IAO, Stuttgart, 25. Juni 2024, Thomas Bernard, Jochen Deuerlein
- “TwinOptPRO—Digital Platform for Online Pump Scheduling Optimization”, 3rd WDSA/CCWI Joint Conference, Ferrara, Italien, 2. Juli 2024, Jochen Deuerlein
- “Modelling Variable Speed Pumps for Flow and Pressure Control Using Nash Equilibrium”, 3rd WDSA/CCWI Joint Conference, Ferrara, Italien, 3. Juli 2024, Jochen Deuerlein
- “Urban Water Demand Forecasting Using DeepAR Models as Part of the Battle of Water Demand Forecasting (BWDF)”, 3rd WDSA/CCWI Joint Conference, Ferrara, Italien, 3. Juli 2024, Andreas Wunsch
- „KI-gestützte Prozessoptimierung am Beispiel der energieeffizienten Pumpeneinsatzplanung“, 2. Innovationstag Netzdokumentation des DVGW, Bonn, 13. November 2024, Jochen Deuerlein
- „Optimized pump operation as an example for using digitization combined with hydraulic modeling (Project TwinOptPRO)“, BlueArk Conference, Le Châble, Schweiz, 21. November 2024, Jochen Deuerlein
- “TwinOptPRO Energetische Optimierung von Trinkwasserversorgungs-Systemen“, Wassermeistertagung SchwarzwaldWASSER, Loßburg, 8. Mai 2025, Jochen Deuerlein

■ Abstimmung mit „verwandten“ Projekten:

Nach der Kontaktaufnahme mit Vertretern des Projekts IMProvT II im Rahmen der Konferenzteilnahme WDSA/CCWI 2024 in Ferrara wurde für den 26. September 2024 ein gemeinsames Online-Meeting terminiert, bei dem sich die beiden Projekte gegenseitig vorstellen konnten. Neben einer Reihe von Gemeinsamkeiten wurden innerhalb des Meetings auch wesentliche Unterschiede in den Herangehensweisen herausgearbeitet. So wurde beispielsweise im Vorhaben IMProvT II auf die Einbeziehung eines hydraulischen Modells für das Versorgungsnetz verzichtet, während im Vorhaben TwinOptPRO die hydraulische Modellierung zentraler Bestandteil des Optimierers ist. Es wurde vereinbart, weiterhin in Kontakt zu bleiben und den Austausch fortzusetzen. So wurden die Projektpartner von IMProvT II zur Abschlussveranstaltung von TwinOptPRO eingeladen.

Teile der Projektergebnisse wurden bereits in Fachjournalen veröffentlicht. Eine Auflistung ist in Abschnitt 2.4. zu finden.

2.3 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Die Gesamtfördersumme des Vorhabens belief sich auf knapp eine Million Euro. Diese teilte sich auf die drei Forschungspartner IOSB, geoSYS und 3S Consult und einen Unterauftrag des IOSB an die SW Bühl. Von den beiden KMU-Partnern geoSYS und 3S Consult, die eine Zuwendung über 70% der Gesamtkosten erhielten, wurden Eigenleistungen in Höhe von rund 220 T€ eingebracht.

Der wesentliche Anteil der Kosten waren Personalkosten. Insgesamt wurden über 100 Personenmonate geleistet. Hinzu kamen Reisekosten in Höhe von 20 T€ für regelmäßige Projekttreffen und Konferenzteilnahmen und ein kleinerer Betrag für Materialkosten zur Einrichtung der Messtellen im Quellgebiet.

2.4 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeiten

Die in den einzelnen Arbeitspaketen durchgeführten Arbeiten sowie die getätigten Investitionen waren notwendig für die Erreichung der Projektziele und angemessen. Im Vorhaben waren unterschiedliche Arbeiten aus den Fachbereichen Informatik und Datenmanagement, Ingenieurwesen, Hydrologie und Mathematik erforderlich. Eine Herausforderung bestand in der Zusammenführung der Ergebnisse der Teilaufgaben und der Integration in der Projektplattform.

2.5 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit

Die Projektergebnisse haben gezeigt, dass ein großes Potenzial von Kosteneinsparungen vorhanden ist, wenn mit Hilfe der Optimierung der tägliche Fahrplan an aktuelle Börsenstrompreise angepasst wird. Einsparungen von > 30% sind realistisch. Dabei spart nicht nur das Wasserversorgungsunternehmen Kosten für Energie. Aus gesamtwirtschaftlicher und ökologischer Sicht kann die Lösung auch wesentlich zur Einsparung von Treibhausgasemissionen und zur Stabilisierung der Stromnetze beitragen.

Das im Vorhaben entwickelte Verfahren zur Echtzeitoptimierung, das aus mehreren Neuentwicklungen im Bereich der mathematischen Modellierung von Trinkwasserversorgungssystemen besteht, lässt sich auch auf andere Systeme der technischen Versorgungsinfrastruktur (z. B. Fernwärme) übertragen. Wesentliche Neuerungen sind:

- Zwei-Ebenen-Optimierung bestehend aus globaler Optimierung der Fördermengen nach Kosten und lokaler Optimierung des Betriebs von Pumpstationen auf Basis des minimierten Energieverbrauchs
- Einsatz von Hybridmodellen bestehend aus physikalischem Simulationsmodell und KI-Modellen
- Echtzeitfähigkeit durch Trennung von Offline-Optimierungsbausteinen (Look-Up-Tabellen für Pumpstationen und Training neuronaler Netze) und Echtzeitbetrieb.

Ein Proof-of-Concept des entwickelten Verfahrens konnte im Vorhaben erbracht werden. Zukünftige Entwicklungen könnten in der Selbstorganisation der eingesetzten unterschiedlichen Modelle und Verfahren liegen. Bisher ist die Identifikation der Pumpstrecken und Erstellung der KI-Modelle durch Handarbeit des Modellierers zu leisten. Für den effizienten Einsatz wären Verfahren sinnvoll, die auf Basis eines Digitalen Zwillings die Zerlegung des

Systems in Förderstecken automatisch bewerkstelligen und im Hybridsimulator mit selbstständig trainierten KI-Modellen zusammenarbeiten können. Die wesentlichen Vorarbeiten wurden erfolgreich durchgeführt. 3S Consult plant nach Projektende an der Automatisierung der Verfahren weiterzuarbeiten.

Die erzielten Ergebnisse zeigen deutlich, dass die Verfahren nach Abarbeitung der noch vorhandenen Schwierigkeiten im Grundwasserwerk eingesetzt werden können. Die Stadtwerke Bühl und der Zweckverband Wasserversorgung Bühl und Umgebung verfolgen das Ziel, die hier beschriebenen Verfahren und Systeme innerhalb der nächsten zwei Jahre umzusetzen.

Die bisher erzielten Ergebnisse in TwinOptPRO bilden außerdem eine hervorragende Ausgangsbasis für die weitere Entwicklung und Übertragung der Ergebnisse auf große, komplexe Verbundsysteme. Mit dem Projektpartner IOSB und dem Technologiezentrum Wasser (TZW) wurde in Berichtszeitraum an einer Projektskizze gearbeitet, die den effizienten und resilienten Betrieb von Verbundsystemen bestehend aus regionalen und kommunalen Versorgern fokussiert.

Ein weiterer Anknüpfungspunkt könnte in der Übertragung auf andere Versorgungssysteme der technischen Infrastruktur bestehen. Bedingt durch die Energiewende besteht beispielsweise ein sehr großer Bedarf an intelligenten Systemen für die Erweiterung und den optimierten Betrieb von Fernwärmeversorgungssystemen. IOSB und 3S Consult sind an mehreren Projekten in der Fernwärme beteiligt und planen, Erkenntnisse und Vorgehensweisen, die in TwinOptPRO erarbeitet wurden, wie z. B. die Hybridmodellierung auch in dieser Sparte anzuwenden und weiterzuentwickeln.

	Verwertungsschritte	Partner	Zeithorizont
1	Weiterentwicklung des „Hybridsimulators“ (deterministische Simulation in Verbindung mit Methoden des maschinellen Lernens) für Echtzeitanwendungen	3S Consult	1-2 Jahre
2	Weiterentwicklung der Client-Server Architektur für die hydraulische Simulation	3S Consult	1-2 Jahre
3	Integration der Optimierungslösung für Pumpstationen (Look-Up-Tables) in die Simulationssoftware SIR 3S®	3S Consult	1-2 Jahre
4	Übertragung des Optimierungskonzepts auf andere Systeme (Verbundsystem bestehend aus Fernwasser-versorgung und kommunalen Versorgungsbetrieben)	3S Consult IOSB	1-2 Jahre
5	Einsatz der Vorhersagetools auch in anderem Kontext (z.B. Energie-Einsatzplanung in Quartieren oder Fernwärmenetzen)	IOSB	0-1 Jahre
6	Einsatz der grundlegenden Software-Frameworks (Cloud-Infrastruktur, Orchestrierung einzelner Komponenten) auch in anderem Kontext (siehe Punkt 5)	IOSB	1-2 Jahre

7	Einsatz der Dashboard-Technologien auch in anderem Kontext (siehe Punkt 5)	IOSB, geoSys	0-2 Jahre
8	Einsatz der Gesamtlösung bei 1 – 2 Wasserversorgern	alle	2-3 Jahre
9	Einsatz eines weiterentwickelten Quellschüttungsmodells für die kontinuierliche Prognose und Überwachung des Schüttungsverhaltens z. B. für Risikoabschätzungen nach der neuen Trinkwassereinzugsgebieteverordnung	geoSYS	3 Jahre

2.6 Entwicklung des Stands der Technik während der Projektlaufzeit

Auf der Konferenz CCWI/WDSA 2024 in Ferrara wurde das Projekt IMProvT II vorgestellt. Im Rahmen des Projekts wird eine digitale Plattform für die Wasserwirtschaft entwickelt, mit der die Bereitstellung und Verteilung von Trinkwasser energieeffizienter gestaltet werden kann. Ebenso wie im Vorhaben TwinOptPRO sind dafür Verbrauchsprognosen von herausragender Bedeutung. Das Team von IMProvT II erzielte den ersten Platz im Wettbewerb der effizientesten Prognosemodelle, der im Rahmen der Konferenz in Ferrara veranstaltet wurde.

Ein weiterer fachlicher Austausch zum Thema Optimierung fand mit einem der 3S Consult GmbH seit Jahren bekannten Ingenieurbüro statt. Wie sich herausstellte ist die Vorgehensweise für die Betriebsoptimierung von Belüftungsanlagen im Belebungsbecken von Kläranlagen eng mit der lokalen Optimierung von Pumpstationen verbunden. So konnte in beiden Fällen die Umsetzung optimaler Fahrweisen in Form von Look-Up-Tabellen im automatisierten Betrieb als bevorzugte robuste Variante identifiziert werden.

Das Thema der mathematischen Modellierung von Pumpengruppen wurde im Rahmen einer langjährigen Forschungszusammenarbeit mit Wissenschaftlern aus Australien und Frankreich besprochen und weiterentwickelt.

IOSB:

Der Stand der Technik für die Systemarchitektur der Plattform und auch im Bereich der Zeitreihenprognose hat sich während der Projektlaufzeit nicht grundlegend verändert. Die verwendeten Methoden haben sich während der Projektlaufzeit inkrementell verbessert und sind weiterhin standardmäßig in vielen Bereichen im Einsatz. Das entwickelte System entspricht daher auch nach Abschluss des Projekts dem state-of-the-art. Der enorme Fortschritt generativer KI in den letzten Jahren hatte keine unmittelbaren Implikationen für die Projektergebnisse, da die Berechnungen weiterhin durch konventionell trainierte Modelle erfolgen und die Mensch-Maschine Interaktion auf wesentliche Stellgrößen begrenzt ist.

2.7 Veröffentlichungen der Projektergebnisse

Die Projektergebnisse wurden am 20. März 2025 im Rahmen der Abschlussveranstaltung dem Fachpublikum vorgestellt. Die Teilnahme war sowohl online als auch vor Ort im Veranstaltungssaal der SW Bühl möglich. Angemeldet waren mehr als 30 Teilnehmer, die Mehrheit davon online.

Zum Projekt wurden drei Beiträge zu den Konferenz-Proceedings der WDSA/CCWI Joint Conference in Ferrara, Italien, veröffentlicht:

- Bernard, T.; Deuerlein, J.W.; Dresen, M.; Fischer, M.; Guth, N.; Höche, R.; Kuhnert, C.; Mastaller, C.; Rappold, G.; Schlolaut, G.; Wunsch, A.; Ziebarth, M.: TwinOptPRO—Digital Platform for Online Pump Scheduling Optimization. Eng. Proc. 2024, 69, 94. <https://doi.org/10.3390/engproc2024069094>
- Wunsch, A.; Kuhnert, C.; Wallner, S.; Ziebarth, M.: Urban Water Demand Forecasting Using DeepAR Models as Part of the Battle of Water Demand Forecasting (BWDF). Eng. Proc. 2024, 69, 25. <https://doi.org/10.3390/engproc2024069025>
- Deuerlein, J.W.; Elhay, S.; Piller, O.; Fischer, M.; Simpson, A.R.: Modelling Variable Speed Pumps for Flow and Pressure Control Using Nash Equilibrium. Eng. Proc. 2024, 69, 117. <https://doi.org/10.3390/engproc2024069117>

Weiterhin ist eine Veröffentlichung mit den Gesamtergebnissen der Battle of Water Demand Forecasting, welches im Rahmen der Konferenz stattfand, zur Veröffentlichung akzeptiert:

- Alvisi, S. et al.: The battle of water demand forecasting (BWDF), 2025, ASCE, Journal of Water Resources Planning and Management, accepted.

Weitere Veröffentlichungen sind in Vorbereitung. Außerdem sind für das Jahr 2025 bereits fünf Vorträge zur Veröffentlichung der Projektergebnisse geplant.

Eine Anmeldung gewerblicher Schutzrechte ist nicht geplant.

2.8 Fazit

Die Ziele des Vorhabens wurden größtenteils erreicht. Es konnte gezeigt werden, dass eine optimierte Bewirtschaftung der Trinkwasserbehälter in Echtzeit möglich ist. Optimierte heißt in diesem Fall, dass die Kosten, die durch den Stromverbrauch der Pumpen minimiert werden. Durch die Nutzung von Day-Ahead-Strompreismodellen wird dadurch gleichzeitig der Ausstoß von Treibhausgasen minimiert und der Einsatz regenerativer Energien für die Behälterbefüllung maximiert. Die Optimierung unterscheidet sich von rein Energie basierten Optimierungsverfahren, die eine Minimierung der Energieverluste zum Ziel haben. Ein optimierter Betrieb in TwinOptPRO bedeutet nicht, dass der Energieverbrauch insgesamt minimiert wird, sondern dass der Verbrauch von Energie, die durch Energieträger, die klimaschädliche Treibhausgase emittieren minimiert wird. Die TwinOptPRO Lösung beinhaltet als Sonderfall die Minimierung der Gesamtenergie, wenn an Stelle der Day-Ahead Strompreise ein konstanter Strompreis zu Grunde gelegt wird.

Im untersuchten Use Case der Trinkwasserversorgung der Stadt Bühl könnten mögliche Einsparungen von 30% der Energiekosten im Vergleich zum Ist-Betrieb nachgewiesen wer-

den. Für das untersuchte Teilsystem der Thüringer Fernwasserversorgung wurden Einsparungen von mehr als 3% ermittelt. Der Wert könnte bei Betrachtung des Gesamtsystems noch wesentlich höher ausfallen, da an den Rändern der Pilotzone künstliche Randbedingungen gesetzt werden mussten, die im Gesamtsystem so nicht existieren. Der Gesamtenergieverbrauch ist durch die weit größeren Fördermengen wesentlich höher, so dass auch 3% in Absolutwerten ein nicht zu vernachlässigendes Einsparpotenzial darstellen.

Für die Optimierung der Trinkwasseraufbereitung sind Verbesserungen in der Datenübertragung aus dem Quellgebiet erforderlich. Die Abdeckung des Gebiets durch das Mobilfunknetz konnte im Rahmen des Projektes nicht beeinflusst werden, hier sind jedoch zukünftig Verbesserungen zu erwarten.

Danksagung

- Das Konsortium bedankt sich beim BMBF für die Projektförderung und bei Dr. Daniel Jost und Frau Alexandra Decker vom Projektträger Karlsruhe, Abteilung Wassertechnologie für die angenehme und stets konstruktive Zusammenarbeit.
- Das Konsortium bedankt sich bei den beteiligten Wasserversorgungsunternehmen für die Zusammenarbeit: das Bereitstellen von Daten, Informationen und Knowhow sowie zahlreiche interessante Diskussionen. Ohne die Beteiligung der Wasserversorgungsunternehmen wäre das Projekt nicht möglich gewesen.
- Besonders danken wir den Verantwortlichen der jeweiligen Organisationen für ihre kontinuierliche Unterstützung des Projektes:

Rüdiger Höche (Stadtwerke Bühl, Geschäftsführer),
Dieter Linz (Thüringer Fernwasserversorgung, Betriebsleiter)

3 Anhang

3.1 Referenzen / Literatur

- [1] „Branchenbild der Deutschen Wasserwirtschaft,“ 1 2020. [Online]. Available: <https://www.dvgw.de/medien/dvgw/leistungen/publikationen/branchenbild-2020.pdf>. [Zugriff am 12.4.2021].
- [2] T. Martin und A. Korth, „Stand und Perspektiven zum Einsatz von Algorithmen und Modellen zur Kurzzeit-prognose für den Wasserbedarf,“ DVGW-Forschungsbericht W201715, 2020.
- [3] M. K. Singh und V. Kekatos, „Optimal Scheduling of Water Distribution Systems,“ in *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, pp. 711-723, 6 2020.
- [4] G. Bonvin, S. Demassey und A. Lodi, „Pump scheduling in drinking water distribution networks with an LP/NLP-based branch and bound,“ *Optim Eng*, Bd. 22, pp. 1275-1313, 2021.
- [5] M. Abdallah und Z. Kapelan, „Fast Pump Scheduling Method for Optimum Energy Cost and Water Quality in Water Distribution Networks with Fixed and Variable Speed Pumps,“ *Journal of Water Resources Planning and Management*, Bd. 145, Nr. 12, 2018.
- [6] D. Salinas, V. Flunkert, J. Gasthaus und T. Januschowski, „DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks,“ Bd. 36, Nr. 3, pp. 1181-1191, 2020.
- [7] S. Hochreiter und J. Schmidhuber, „Long Short-Term Memory,“ Bd. 9, p. 1735–1780, 1997.
- [8] J. e. a. Beitner, „jdb78/pytorch-forecasting v1.0.0.,“ <https://pytorch-forecasting.readthedocs.io/en/v1.0.0/>, last access 01 April 2025.
- [9] A. Wunsch, C. Kühnert, S. Wallner und M. Ziebarth, „Urban Water Demand Forecasting Using DeepAR-Models as Part of the Battle of Water Demand Forecasting (BWDF),“ *Engineering Proceedings*, Bd. 69, Nr. 1, 2024.
- [10] S. e. a. Alvisi, „The Battle of Water Demand Forecasting (BWDF),“ accepted.
- [11] S. Lundberg und S.-I. Lee, „A Unified Approach to Interpreting Model Predictions,“ in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2017, p. 4765–4774.
- [12] D. Maidement, *Handbook of Hydrology*, New York: McGraw-Hill, 1993.
- [13] K. Beven, *Rainfall-Runoff Modelling: The Primer*, John Wiley & Sons, Ltd, 2012.

- [14] M. Dal Molin, D. Kavetski und F. Fenicia, „SuperflexPy 1.3.0: an open-source Python framework for building, testing, and improving conceptual hydrological models,“ *Geoscientific Model Development*, Bd. 14, Nr. 11, p. 7047–7072, 2021.
- [15] M. Plath, „DVGW-Information Wasser Nr. 77 zur Energieeffizienz,“ *energie | wasser-praxis*, Bd. 1, 2011.
- [16] H.-J. Nos und M. Wurzel, „Energieoptimierung beim Zweckverband Wasserwerk Gerauer Land,“ *energie | wasser-praxis*, Bd. 10, pp. 17-21, 2021.