



**Entwicklung digitaler Lösungen zur Optimierung der  
Steuerungstechnik und des Wartungsmanagements für  
dezentrale Membranbelebungsreaktoren (MBR 4.0)**

## **Schlussbericht**

August 2022

Teilprojekt 2  
Kompetenzzentrum Wasser Berlin gGmbH

Förderkennzeichen: 02WQ1517B

- Fördermaßnahme:** KMU-innovativ (Schwerpunkt „Ressourceneffizienz und Klimaschutz“)
- Verbundprojekt:** MBR 4.0: Entwicklung digitaler Lösungen zur Optimierung der Steuerungstechnik und des Wartungsmanagements für dezentrale Membranbelebungsreaktoren
- Teilprojekt:** Teilprojekt 2, Kompetenzzentrum Wasser Berlin gGmbH
- Zuwendungs-empfänger:** Kompetenzzentrum Wasser Berlin gGmbH
- Laufzeit:** 01.08.2019 bis 31.07.2021, kostenneutral verlängert bis 28.02.2022
- Zuwendung:** 196.896,00 €
- Kontakt:** Kompetenzzentrum Wasser Berlin gGmbH  
Cicerostraße 24, 10709 Berlin  
Jeannette Jährig  
E-Mail: jeannette.jaehrig@kompetenz-wasser.de  
www.kompetenz-wasser.de
- Autoren d. Berichts** Dr.-Ing. Kuangxin Zhou  
Dipl.-Ing. Jeannette Jaehrig  
Dr.-Ing. Veronika Zhiteneva  
Dr.-Ing. Ulf Miehe  
M.Sc. Lukas Guericke  
M.Eng. Jan Schütz

Das diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 02WQ1517B gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

#### **Wichtiger rechtlicher Hinweis**

Haftungsausschluss: Die in dieser Publikation bereitgestellte Information wurde zum Zeitpunkt der Erstellung im Konsens mit den bei Entwicklung und Anfertigung des Dokumentes beteiligten Personen als technisch einwandfrei befunden. KWB schließt vollumfänglich die Haftung für jegliche Personen-, Sach- oder sonstige Schäden aus, ungeachtet ob diese speziell, indirekt, nachfolgend oder kompensatorisch, mittelbar oder unmittelbar sind oder direkt oder indirekt von dieser Publikation, einer Anwendung oder dem Vertrauen in dieses Dokument herrühren. KWB übernimmt keine Garantie und macht keine Zusicherungen ausdrücklicher oder stillschweigender Art bezüglich der Richtigkeit oder Vollständigkeit jeglicher Information hierin. Es wird ausdrücklich darauf hingewiesen, dass die in der Publikation gegebenen Informationen und Ergebnisse aufgrund nachfolgender Änderungen nicht mehr aktuell sein können. Weiterhin lehnt KWB die Haftung ab und übernimmt keine Garantie, dass die in diesem Dokument enthaltenen Informationen der Erfüllung Ihrer besonderen Zwecke oder Ansprüche dienlich sind. Mit der vorliegenden Haftungsausschlussklausel wird weder bezweckt, die Haftung der KWB entgegen den einschlägigen nationalen Rechtsvorschriften einzuschränken noch sie in Fällen auszuschließen, in denen ein Ausschluss nach diesen Rechtsvorschriften nicht möglich ist.

## Inhaltsverzeichnis

1.	Kurze Darstellung .....	4
1.1.	Aufgabenstellung .....	4
1.2.	Voraussetzungen, unter denen das FE-Vorhaben durchgeführt wurde.....	4
1.3.	Anknüpfung an den wissenschaftlichen und technischen Stand.....	4
1.4.	Planung und Ablauf des Vorhabens .....	5
1.5.	Wesentliche Ergebnisse .....	5
2.	Eingehende Darstellung .....	6
2.1.	Resultate des Forschungsvorhabens.....	6
2.1.1.	Beschreibung der Pilotanlage, des Standortes, des Abwassers .....	6
2.1.2.	Prozessüberwachung, -steuerung, -regelung und -visualisierung in Echtzeit....	9
2.1.3.	Optimierung der MBR-Prozessabläufe mit einer intelligenten belastungsabhängigen Steuerung und Regelung - Modellierung .....	10
2.1.3.1.	Das Simulationsmodell .....	10
2.1.3.2.	Dimensionierung der Pilotanlage .....	11
2.1.3.3.	Optimierung des Lufteintrags.....	12
2.1.3.4.	Ammoniumbasierte Regelungen .....	15
2.1.4.	Optimierung der MBR-Prozessabläufe mit einer intelligenten belastungsabhängigen Steuerung und Regelung – Praxistest mittels Pilotierung.....	18
2.1.5.	Vorhersage von Membranfouling .....	26
2.1.5.1.	Parameterauswahl für die Vorhersage von Membranfouling .....	27
2.1.5.2.	Methodik zur Vorhersage von Membranfouling.....	31
2.1.5.3.	Entwicklung eines Foulingvorhersagemodells .....	34
2.1.5.4.	Modellvalidierung anhand realer Daten aus dem Pilotanlagenbetrieb.....	40
2.1.6.	Entscheidungsunterstützungssystem .....	42
2.2.	Die wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises .....	44
2.3.	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit .....	44
2.4.	Darstellung des voraussichtlichen Nutzens, Verwertbarkeit der Ergebnisse .....	44
2.5.	Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen .....	45
2.6.	Erfolgte oder geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse .....	45
3.	Anhang .....	46
4.	Literatur.....	51

## **1. Kurze Darstellung**

### **1.1. Aufgabenstellung**

Membranbelebungsverfahren (MBR) können den ständig steigenden Anforderungen in der Abwasserreinigung mit hohen Ablaufqualitäten für eine mögliche Wiederverwendung von gereinigtem Abwasser gerecht werden und dadurch als wichtige zukunftsorientierte Lösungen angesehen werden. Dezentrale MBR-Anlagen befinden sich z. B. auf Schiffen, in ländlichen Gebieten, im alpinen Raum oder an Polarstationen. Dies führt zu dem Problem, dass der technische Vor-Ort-Service, eine Reparatur oder eine Wartung für solche Anlagen extrem aufwendig und zeitintensiv sind. Befindet sich der MBR auf einem Schiff, kann die Wartung nur realisiert werden, wenn sich das Schiff in einem Hafen befindet.

Hier setzt das Projekt „Entwicklung digitaler Lösungen zur Optimierung der Steuerungstechnik und des Wartungsmanagements für dezentrale Membranbelebungsreaktoren (MBR 4.0) an. Mit dem neuen Ansatz für Steuerungs-/Regelungskonzepte und einem Wartungsmanagement in diesem Projekt wird eine innovative Schlüsseltechnologie angeboten, welche die bedarfsgerechte Wartung von MBR-Anlagen zur dezentralen Abwasserreinigung schnell und sicher gewährleisten kann.

Das Ziel dieses Vorhabens ist es, moderne Messeinrichtungen mit einem entsprechenden Datentransfer zu kombinieren, um den Anlagenbetrieb und -zustand transparent zu machen. In einem weiteren Schritt sollen der Betrieb und die Energieeffizienz der Anlagen durch eine zu entwickelnde belastungsabhängige intelligente Steuerung optimiert werden. Die darüber hinaus zu entwickelnde vorausschauende Wartung soll gleichzeitig die Chance bieten, künftige Service-Termine bereits im Voraus im Detail zu planen. Field-Service-Techniker erhalten damit die Möglichkeit, MBR-Anlagen rechtzeitig und mit einer vorausschauenden Zustandsdiagnose der Anlage zu warten, bevor es tatsächlich zum Stillstand kommt. Dies bietet auch für zentrale Anlagen Vorteile. Das Projektkonzept soll durch das Kompetenzzentrum Wasser Berlin gGmbH (KWB) in Zusammenarbeit mit der Firma Martin Systems (MS) und den Berliner Wasserbetrieben (BWB) als assoziierter Partner untersucht werden. Darauf aufbauend soll das MSR-Konzept zur belastungsabhängigen Belüftung entwickelt und dessen Praxiseignung an einer Pilotanlage in Stahnsdorf demonstriert werden.

### **1.2. Voraussetzungen, unter denen das FE-Vorhaben durchgeführt wurde**

Das Vorhaben MBR 4.0 wurde im Rahmen der BMBF Förderinitiative „KMU-innovativ“ mit dem Schwerpunkt „Ressourceneffizienz und Klimaschutz“ im Technologie- und Anwendungsfeld „Nachhaltiges Wassermanagement“ durchgeführt.

Im Rahmen des Projektes MBR 4.0 soll eine intelligente Steuerung mit einer vorausschauenden Wartung kombiniert werden, welche für zahlreiche MBR-Anlagen relevant ist. MBR 4.0 steht für die Verknüpfung von wasserwirtschaftlichen Innovationen mit digitalen Lösungen und basiert auf sehr konkreten Unternehmens- und Kundenbedürfnissen. Damit wird die Digitalisierung der MBR-Technik Schritt für Schritt vorangetrieben und so die Wettbewerbsfähigkeit von deutschen membrantechnologischen Unternehmen (z.B. Martin Systems) verbessert.

### **1.3. Anknüpfung an den wissenschaftlichen und technischen Stand**

Das derzeitige Regelungskonzept der MBR-Anlagen basiert auf einem semi-flexiblen Ansatz. Die Nitrifikation und Denitrifikation werden teilweise basierend auf Onlinemessungen der

Sauerstoffkonzentration sowie des Redoxpotentials geregelt, teilweise auch nur zeitproportional mit fest einstellbaren Intervallen gesteuert. Ein Großteil der Pumpen und technischen Aggregate wird anhand von Schwellenwerten für Füllstände, Drücke oder Durchflüsse gesteuert. Durch den Einsatz von Online-Messtechnik mit einer belastungsorientierten Steuerung und Regelung könnte daher wesentlich mehr Energie eingespart werden als bisher.

In einer Studie (Juan-García et al., 2018) an der großtechnischen Kläranlage Girona in Spanien wurde solch ein Belüftungsmodell in der Praxis getestet. Die Ergebnisse zeigten, dass durch die Implementierung eines Ammonium-basierten Belüftungsreglers in Kombination mit der Optimierung der Diffusoren und Gebläse, je nach Abwassertemperatur, Energieeinsparungen zwischen 12 und 21% erreicht werden konnten.

Das Thema Prozessmodellierung und -simulation mittels neuronaler Netze in Membranbeleungsverfahren hat in den vergangenen Jahren in der Wissenschaft zunehmend an Bedeutung gewonnen (Schmitt and Do, 2017), wie z. B. bei der Vorhersage des Foulingverhaltens von Membranen (Schmitt et al., 2018, Hazrati et al., 2017).

#### **1.4. Planung und Ablauf des Vorhabens**

Das Projekt begann im August 2019 mit einem Auftakttreffen mit der Firma Martin Systems GmbH (MS). Während des Projekts fand ein regelmäßiger Austausch zwischen den Projektpartnern in Arbeitstreffen in Berlin oder online statt. Die Durchführung des Forschungsvorhabens folgte den im Projektantrag beschriebenen Arbeitspaketen, wobei die Bearbeitung der einzelnen Arbeitspakete in Zwischenberichten dokumentiert wurde.

#### **1.5. Wesentliche Ergebnisse**

Wie im Schlussbericht detailliert dargestellt, lassen sich die Ergebnisse der Studie wie folgt zusammenfassen:

Die Simulationsergebnisse mit SIMBA# zeigten, dass mit den neu entwickelten ammoniumbasierten Regelungen und dem Air-Cycling-Konzept für MBR die Belüftung bzw. den Energieverbrauch deutlich reduziert werden konnte.

An der Pilotanlage wurde demonstriert, dass mit den optimierten MSR-Konzepten stabile Ablaufwerte von CSB und Stickstoff erzielt werden können, welche mit großen Energieeinsparungen verbunden sind. Getestet wurden die ammoniumbasierten Regelungen und das Air-Cycling. Aber auch angepasste alternative MSR-Konzepte zur Optimierung der Schlammrezirkulation auf Basis der Nitratkonzentration im Ablauf und der Redoxpotential-basierten Regelung für die Belüftung der Nitrifikation wurden optimiert und getestet. Auch hier konnten sehr gute Ablaufergebnisse erzielt werden in Verbindung mit Energieeinsparungen. Allerdings wurde auch festgestellt, dass die verwendete ionenselektive Elektrode für die kontinuierliche Messung von Ammonium im Ablauf im niedrigen Messbereich (1-2 mg/L NH<sub>4</sub>-N) keine zuverlässigen Daten für eine Steuerung liefern kann.

Im Rahmen des Projektes wurde auch ein neues Vorhersagemodell für Membranfouling entwickelt, um das Fouling 7 bis 14 Tage im Voraus zuverlässig vorherzusagen. Das Modell wurde dabei sowohl mit den historischen Betriebsdaten validiert und auch in der Praxis an der Pilotanlage getestet und bestätigt. Zusätzlich wurde ein Entscheidungsunterstützungssystem erarbeitet, welche die Fehlersuche und Wartung deutlich erleichtert.

## 2. Eingehende Darstellung

### 2.1. Resultate des Forschungsvorhabens

#### 2.1.1. Beschreibung der Pilotanlage, des Standortes, des Abwassers

##### Pilotanlage

Die aus einem vorangegangenen Projekt bestehende MBR-Pilotanlage wurde für das Projekt MBR 4.0 umgebaut und mit smarterer Messtechnik ausgestattet. In Abbildung 1 ist der schematische Aufbau dargestellt.

Die Versuchsanlage ist in einem Container installiert. Dort befinden sich neben den verschiedenen Anlagenabschnitten auch die Steuerungselektronik sowie die verschiedenen Messeinrichtungen. Der Zulauf der Anlage erfolgt diskontinuierlich und wird über den Füllstand des Nitrifikationstanks gesteuert. Der Überschussschlamm, das Permeat und die Entleerung der Grobstoffzelle werden wieder in den Ablauf der Vorklärung eingeleitet.

Der Denitrifikations- und der Nitrifikationstank sind mit Rührwerken ausgestattet, der Nitrifikations- und der Membrantank mit Belüftern.

Der Zulauf der Anlage wird über den Zulauftank (für Messungen der Zulaufqualität) zur Grobstoffzelle geführt. Hier werden grobe Partikel über ein 1 mm Lochsieb abgeschieden. Das Sieb wird automatisch mittels Bürste gereinigt und die zurückgehaltenen Grobstoffe werden regelmäßig abgepumpt.

Das Abwasser gelangt dann in die vorgeschaltete Denitrifikation (mit Rührer) und anschließend in die Nitrifikation (mit Belüftung und Rührer). Über eine interne Rezirkulation kann ein Teilstrom von der Nitrifikation in die Denitrifikation zurückgeführt werden. Der andere Teil gelangt in den Membrantank, der ebenfalls belüftet ist. Hier wird mittels Membranen das Reinwasser abgezogen, der überschüssige Schlamm geht zurück in die Denitrifikation. Regelmäßig wird automatisch Überschussschlamm abgezogen, um die Trockensubstanz in der Anlage konstant zu halten.

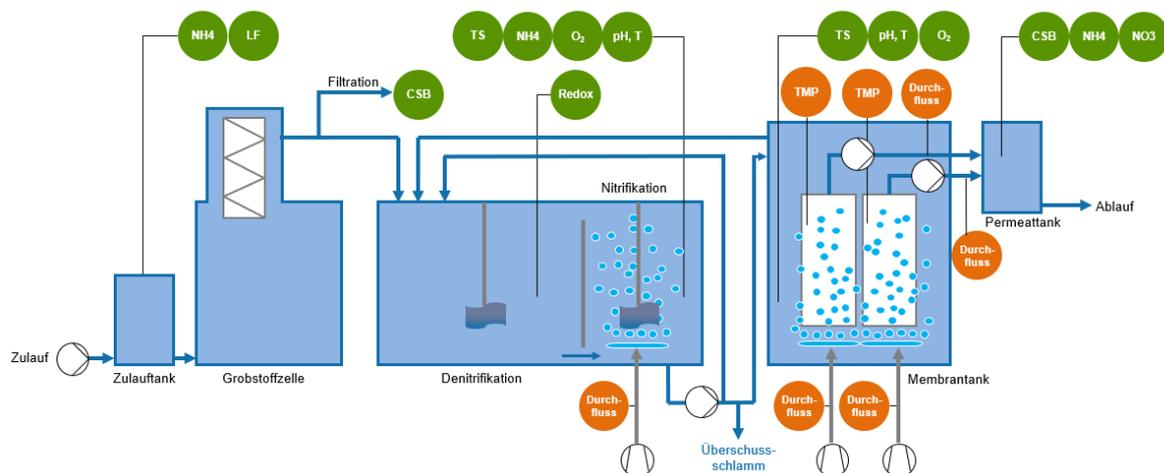


Abbildung 1: Schematischer Aufbau der MBR-Pilotanlage inkl. Messtechnik

Tabelle 1: Verwendete Membranen

Hersteller	Supratec	Nadir
Material	Polyvinylidenfluorid (PVDF)	Polyethersulfon (PES)
Konfiguration	Flachmembran	Flachmembran
Porengröße nominal	30 nm	35 nm
Membranfläche	25 / 12,5 m <sup>2</sup>	25 / 12,5 m <sup>2</sup>
Flux	6 – 18 L/m <sup>2</sup> h	6 – 18 L/m <sup>2</sup> h

### Online-Messtechnik und Laboranalytik

Um den Prozess optimal überwachen und steuern zu können, ist die Versuchsanlage mit verschiedenen Onlinesonden zur Messung aller relevanten Prozessparameter ausgestattet (Abbildung 1). Im Zulauf werden Ammonium, Leitfähigkeit und Temperatur gemessen. Nach der Grobstoffzelle wird im Teilstrom der chemische Sauerstoffbedarf (CSB) gemessen, für dessen Messung eine automatische Probenfiltration (Filtrax, Hach) erforderlich ist. Im Nitrifikationstank werden neben pH-Wert und Temperatur auch gelöster Sauerstoff, Ammonium (NH<sub>4</sub>) und Trockensubstanz (TS) kontinuierlich gemessen. Im Denitrifikationstank wird das Redoxpotential aufgenommen. Der Membrantank enthält Messsonden zur Aufzeichnung von pH-Wert, Temperatur, gelöster Sauerstoff und TS. Im Ablauf werden Messungen für CSB, NH<sub>4</sub> und Nitrat (NO<sub>3</sub>) erhoben. Die gemessene Zulauf- und Ablaufparameter werden zur Steuerung der Prozesse erfasst, gespeichert und weiterverarbeitet. Die eingebaute Online-Messtechnik wird in Tabelle 18 im Anhang dargestellt.

Die verwendete Laboranalytik ist in Tabelle 19 im Anhang aufgelistet.

### Standort und Abwasserbeschaffenheit

Die Pilotanlage wurde auf dem Gelände des Klärwerkes Stahnsdorf aufgestellt, welches südwestlich von Berlin liegt. Die Reinigungskapazität des Klärwerkes Stahnsdorf beträgt 52.000 m<sup>3</sup>/d bei Trockenwetter (400.000 EW), wobei es hauptsächlich häusliches Abwasser aus den Berliner Bezirken Schöneberg, Steglitz, Tempelhof, Wilmersdorf, Zehlendorf und auch Potsdam behandelt. Aufgrund der langen Verweilzeiten des Abwassers in den Kanälen von 12 – 24 h bis zum Eintritt in die Kläranlage wiesen Messungen ein geringeres CSB/TN-Verhältnis auf.

Der Standort der Pilotanlage wurde in der Nähe der Vorklärung gewählt, dadurch konnte sowohl vorgeklärtes Abwasser aus der Ablaufrinne der Vorklärung als auch Rohabwasser direkt aus den Vorklärbecken als Zulauf verwendet werden. Die Vorklärung (mechanische Reinigung) besteht aus automatisch beräumten Feinrechen und belüfteten Sandfängen und Sedimentationsbecken. Die neun Becken mit einem Gesamtnutzvolumen von 7.500 m<sup>3</sup> und zwei Rundbecken mit 6.800 m<sup>3</sup> dienen wahlweise zur Vorklärung und als Zwischenspeicherbecken bei Regenwetter.

Die Entnahmestelle des Abwassers zur Pilotanlage wurde während der Einfahrphase mehrfach geändert. Vom 03.03.2021 bis 02.06.2021 wurde Wasser aus dem Zulauf der

Vorklärbecken 5, 6 oder 7 verwendet, ab 03.06.2021 Wasser aus der Ablaufrinne der Vorklärung. Die Zusammensetzung des Zulaufs der Pilotanlage ist der Tabelle 2 zu entnehmen.

Tabelle 2: Zusammensetzung des Zulaufs zur Pilotanlage

Parameter	Einheit	Messwert	Anzahl Messungen
<b>Zulauf Vorklärbecken 5/6/7 03.03.2021 – 02.06.2021</b>			
CSB unfiltr.	[mg/L]	1387 ± 318	25
NH4-N	[mg/L]	67 ± 5,6	19
TN	[mg/L]	115 ± 12,8	3
LF	[µS/cm]	1372 ± 82	online
T	[°C]	10,9 – 24,7	online
<b>Ablaufrinne Vorklärung ab 03.06.2021</b>			
CSB unfiltr.	[mg/L]	673 ± 116	75
CSB filtr.	[mg/L]	252 ± 36	19
NH4-N	[mg/L]	66 ± 7,6	60
TN	[mg/L]	101 ± 6,3	8
LF	[µS/cm]	1372 ± 150	online
T	[°C]	11,4 – 23,6	online

#### Versuche an der MBR-Pilotanlage

Nach der Einfahrphase wurden an der Anlage verschiedene steuerungstechnische Versuche auf den Grundlagen der Erkenntnisse aus den Simulationen durchgeführt. Hierfür wurde zuerst die Steuerung durch Martin Systems vorbereitet. Anschließend wurden Betriebsdaten und Wasserqualitätsparameter während der aktiven Steuerung aufgenommen, ausgewertet und die eingestellten Parameter optimiert.

Tabelle 3: Durchgeführte Versuche an der Pilotanlage

Versuchsbezeichnung	Regelung
<b>Einfahrphase</b>	
Einfahrphase	- Zeitgesteuerte Belüftung Nitrifikation - Durchgehender Betrieb Belüftung Membranen
<b>Sauerstoffbasierte Regelung</b>	
O <sub>2</sub> -Regelung	- Regelung Belüftung Nitrifikation nach Sollwert O <sub>2</sub> im Nitrifikationstank - Durchgehender Betrieb Belüftung Membranen
Keine Belüftung Nitrifikation	- Keine Belüftung in Nitrifikation - D Durchgehender Betrieb Belüftung Membranen
<b>Air-Cycling</b>	
Air-Cycling	- Belüftung der Membran im Intervall

Versuchs- bezeichnung	Regelung
<b>Ammoniumbasierte Regelungen</b>	
NH <sub>4</sub> -Regelung (feedback)	- Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Belüftung Nitrifikation abhängig von Ammonium in der Nitrifikation + Störgröße Ammonium Ablauf
NH <sub>4</sub> -Regelung (feed forward)	- Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Membranbelüftung abhängig von Ammonium im Zulauf - Belüftung Nitrifikation AUS
NH <sub>4</sub> -Regelung (feed forward) + NH <sub>4</sub> Ablauf	- Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Membranbelüftung abhängig von Ammonium im Zulauf - Störgröße Ammonium Ablauf für Belüftung Nitrifikation
NH <sub>4</sub> -Regelung (feed forward) + NH <sub>4</sub> -Regelung (feedback) + NH <sub>4</sub> Ablauf	- Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Membranbelüftung abhängig von Ammonium im Zulauf - Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Belüftung Nitrifikation abhängig von Ammonium in der Nitrifikation + Störgröße Ammonium Ablauf
NH <sub>4</sub> -Regelung (feed forward) + Nitratbasierte Rezirkulation	- Rezirkulation der Schlammströme abhängig von Nitrat im Ablauf - Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Membranbelüftung abhängig von Ammonium im Zulauf
<b>Redoxpotential-basierte Regelung</b>	
Redoxpotential-basierte Regelung	- Zeitgesteuerte Belüftung Nitrifikation abhängig von Redoxpotential in der Denitrifikation - Sollwert O <sub>2</sub> für Regelung Membranbelüftung abhängig von Ammonium im Zulauf

### 2.1.2. Prozessüberwachung, -steuerung, -regelung und -visualisierung in Echtzeit

Alle Online-Messdaten der Pilotanlage wurden in einer Datenbank gespeichert, verarbeitet und visualisiert. Zusätzlich wurden Probenahmen durchgeführt und wichtige Parameter im Labor bestimmt. Per Fernwartung konnte die Anlage überwacht und gesteuert werden. Es war möglich, die Sollwerte der Regelung zu ändern sowie der Upload neuer Software. Die im Projekt entwickelte Vorhersage des Membranfouling wurde ebenfalls in diese Fernwartung integriert.

Für eine effiziente und einfache Überwachung, Steuerung, Regelung und Wartung einer MBR-Anlage sollten alle wichtigen Informationen übersichtlich und einfach zugänglich zusammengefasst werden. Besonders hilfreich hierfür ist eine für den Kunden und den Hersteller/Dienstleister erreichbare Webseite, welche alle vorhandenen Daten zusammenführt. Im Projekt MBR 4.0 wurde hierfür das Prozessschema mit wichtigen Online-Daten in Echtzeit ergänzt. In Abbildung 20 im Anhang ist beispielhaft die Visualisierung dieser Echtzeitdaten dargestellt. Auf einen Blick ist dadurch die Überwachung der Anlage möglich. Es wird gezeigt, mit welchen Betriebseinstellungen die Anlage läuft und welche Reinigungsleistung sie erzielt. Alle auftretenden Fehler oder Überschreitungen von Anlagenlimits werden ebenfalls aufgelistet. Somit ist der Benutzer in der Lage, auf einen Blick zu erkennen, ob Handlungsbedarf besteht.

Für alle getesteten Steuerungs- und Regelungskonzepte wurden die Sollwert-Einstellungen auch in dieser Webseite eingebaut. Hier können nach einer Datenanalyse bei Bedarf die Sollwerte per Fernwartung geändert werden. Diese Funktionen sind passwortgeschützt. Beispielfhaft dargestellt sind in Abbildung 21 im Anhang die Sollwerte der Nitratregelung.

Zusätzlich war es über diese Webseite möglich, die Daten komplett herunterzuladen und zusätzlich dazu eigene Auswertungen durchzuführen. Im Projekt MBR 4.0 wurde dazu eine App zur Visualisierung und Auswertung großer Datenmengen mit Hilfe der Programmiersprache „R“ weiterentwickelt und projektspezifisch zugeschnitten. Wichtige berechnete Daten wurden zusätzlich hinzugefügt.

Durch die App ist der Betreiber in der Lage, alle, seit Betriebsstart aufgezeichneten Online-Daten darzustellen und zu beurteilen. Ein Beispiel dieser Auswertung ist in Abbildung 22 im Anhang gezeigt.

### **2.1.3. Optimierung der MBR-Prozessabläufe mit einer intelligenten belastungsabhängigen Steuerung und Regelung - Modellierung**

#### **2.1.3.1. Das Simulationsmodell**

Die Belüftungsanalyse wurde mit der am ifak entwickelten Simulationsumgebung SIMBA# (Version 4) durchgeführt. Für den Aufbau des Simulationsmodells wurden die Zulaufdaten der Kläranlage Stahnsdorf und Konstruktionsplanung der Pilotanlage der Firma MS verwendet. Dazu gehören die Qualitätsparameter und die Temperatur vom Zulauf der Kläranlage Stahnsdorf und die Dimensionen der MBR4.0-Pilotanlage. Eine schematische Darstellung der Pilotanlage ist in Abbildung 2 abgebildet.

Die Implementierung des Simulationsmodelles erfolgte auf Basis des Activated Sludge Model 3 (ASM3) (Gujer et al., 1999), welches unter anderem die Möglichkeit bietet, die Sauerstoffzehrung, Belebtschlamm-Produktion, sowie Nitrifikation und Denitrifikation einer Kläranlage vorherzusagen. Auf Grundlage von Messkampagnen wurde die mittleren Zulauffrachten zur Pilotanlage ermittelt, welche in Tabelle 4 aufgeführt sind. Zur Fraktionierung des CSB im Zulauf der MBR4.0-Pilotanlage wurden die Standardfraktionen für kommunales Abwasser nach DWA-A 131 (DWA, 2016) angenommen, siehe Tabelle 5.

**Tabelle 4: Mittlere Belastungswerte der Pilotanlage für die Simulation**

<b>Parameter</b>	<b>Mittlere Belastungswerte</b>	<b>Konzentration</b>
CSB	7 kg CSB/d	ca. 700 g CSB/m <sup>3</sup>
BSB <sub>5</sub>	3,5 kg BSB <sub>5</sub> /d	ca. 350 g BSB <sub>5</sub> /m <sup>3</sup>
N <sub>ges</sub>	0,88 kg N <sub>ges</sub> /d	ca. 88 g N <sub>ges</sub> /m <sup>3</sup>
Q <sub>d</sub>	10 m <sup>3</sup>	
T	16,5°C	

Tabelle 5: Annahmen zur Fraktionierung des CSB im Zulauf der Pilotanlage nach DWA-A 131 (DWA, 2016)

Fraktion des CSB	Abkürzung	Faktor
Anteil des gelösten inerten CSB am CSB	$f_s$	0,05
inertem Anteil am partikulären CSB	$f_A$	0,3
Anteil der anorganischen Stoffe an den abfiltrierbaren Stoffen (Glührückstand)	$f_B$	0,2
Anteil des leicht abbaubaren CSB am abbaubaren CSB	$f_{CSB}$	0,15

Das Simulationsmodell sowie die Kalibrierung des Modells wurden unter konstanten Bedingungen ausgeführt (konstanter Zulauf, konstante Frachten sowie konstante Temperatur). Zur Ermittlung der für den Szenarien- Vergleich benötigten Parameter wurde das Modell in den Stationären Zustand versetzt. Der Stationäre Zustand wurde nach zwei bis drei Schlammalter erreicht, was einer Simulationszeit von 50-75 Tagen entspricht (mittleres Schlammalter in der Pilotanlage = 24 Tage). Anschließend wurden die verschiedenen Szenarien gerechnet.

Folgende Varianten wurden im Rahmen der Simulationsstudie untersucht und simuliert:

- MBR mit interner und externer Rezirkulation und Luftmengenbedarf
- MBR mit nur externer Rezirkulation und Luftmengenbedarf
- Simulation der Belüftungsregelung mittels verschiedener ammoniumbasierter Regelungen
- Simulation der Rezirkulation mittels nitratbasierter Regelung

Alle erzielten Ergebnisse wurden an den Anforderungen der Abwasserverordnung (AbwV, 2004) gemessen. Hier wurden die Grenzwerte für eine Abwasserbehandlungsanlage der Größenklasse 5 zugrunde gelegt: CSB < 75 mg/L, NH<sub>4</sub>-N < 10 mg/L, TN < 13 mg/L und TP < 1 mg/L-

### 2.1.3.2. Dimensionierung der Pilotanlage

Während der Implementierung der Pilotanlage in SIMBA# wurde festgestellt, dass die Größenverhältnisse des Belebungsbeckens (Verhältnis Denitrifikation zu Nitrifikation zu Membrantank) für die Anwendung bei kommunalem Abwasser falsch gewählt wurden. In Tabelle 6 ist die tatsächliche Beckendimensionierung gegenüber der optimierten Beckendimensionierung dargestellt.

Tabelle 6: Beckendimensionierung Pilotanlage vs. optimierte Modell-Anlage

	Volumen Pilotanlage m <sup>3</sup>	Genutztes Volumen Pilotanlage m <sup>3</sup>	Optimiertes Volumen Modell m <sup>3</sup>
Denitrifikation	3,0	2,0	3,1
Nitrifikation	0,8	0,5	4,2
Membrantank	2,2	2,0	1,0
Gesamtvolumen	6,0	4,5	8,3

Die Unterdimensionierung des Denitrifikations- und Nitrifikationsbeckens führt im realen Betrieb zu verfahrenstechnischen Problemen. Dies spiegelt sich vor allem in der Reduzierung der Stickstoffverbindungen wieder. So reicht das Nitrifikationsvolumen der realen Anlage nicht aus um Ammonium ausreichend umzusetzen, womit es zu einer weiteren Nitrifikation im Membranbecken kommt. Außerdem sind die interne, wie auch die externe Rezirkulation für die Verschleppung von Sauerstoff anfällig. Dies kann dazu führen, dass Sauerstoff in das Denitrifikationsbecken eingetragen wird oder die Aufenthaltszeit in den Becken nicht ausreicht. Daher ist das Rücklaufverhältnis der externen und internen Rezirkulation, wie auch der maximale Lufteintrag im Nitrifikations- und Membrantank, limitiert. Die hier aufgeführte Problematik wurde im weiteren Verlauf der Simulationsstudie berücksichtigt.

### 2.1.3.3. Optimierung des Lufteintrags

Die Energie für die grobblasige Belüftung der Membranmodule und die Belüftung des Belebungsbeckens einer MBR-Anlage macht einen Großteil der Betriebskosten aus. Daher liegt in der Optimierung des Lufteintrags ein hohes Kosteneinsparpotential. Ziel der Optimierung ist eine effizientere Nutzung der eingetragenen Luft und dadurch eine Reduzierung des spezifischen Luftbedarfs. Die sichere Einhaltung der TN-Zielwerte von 13 mg/L wird bei der Auswertung als Kernfaktor mit berücksichtigt.

Im Gegensatz zum konventionellen Belebtschlammverfahren erfolgt die Trennung zwischen dem Schlamm und der wässrigen Phase über die Membran. Zwei Betriebsweisen mit interner und externer Rezirkulation und nur mit externer Rezirkulation (Rücklaufschlamm) wurden analysiert.

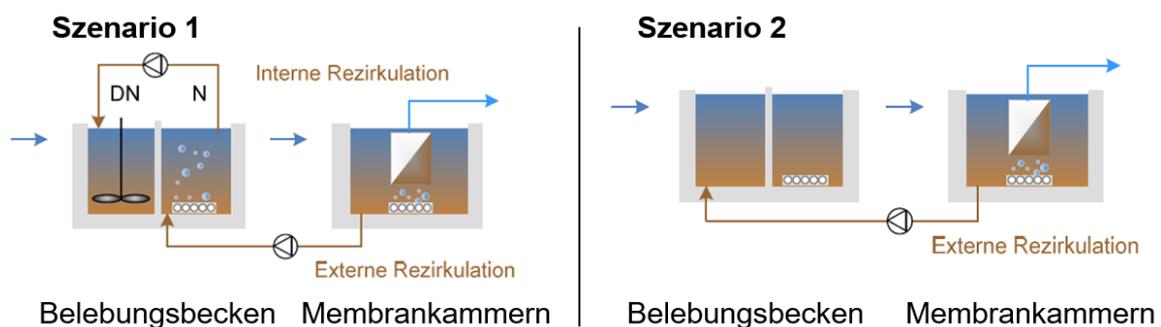
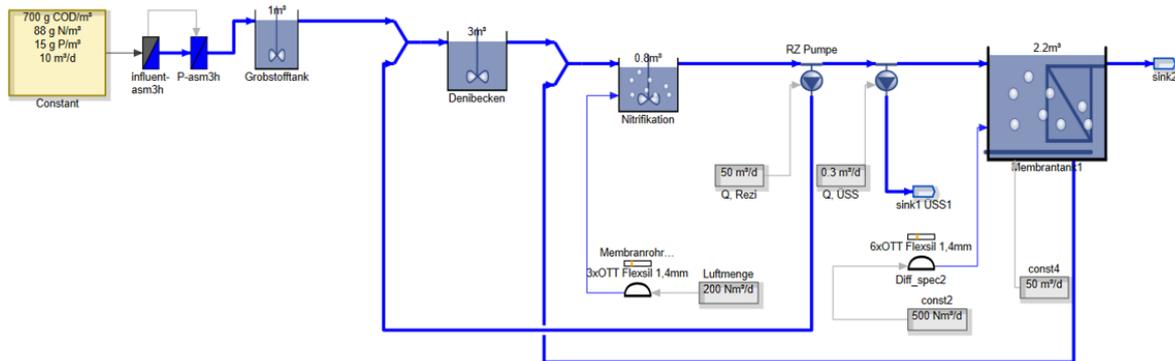


Abbildung 2: MBR-System; Szenario 1: mit interner und externer Rezirkulation und Szenario 2: nur externe Rezirkulation

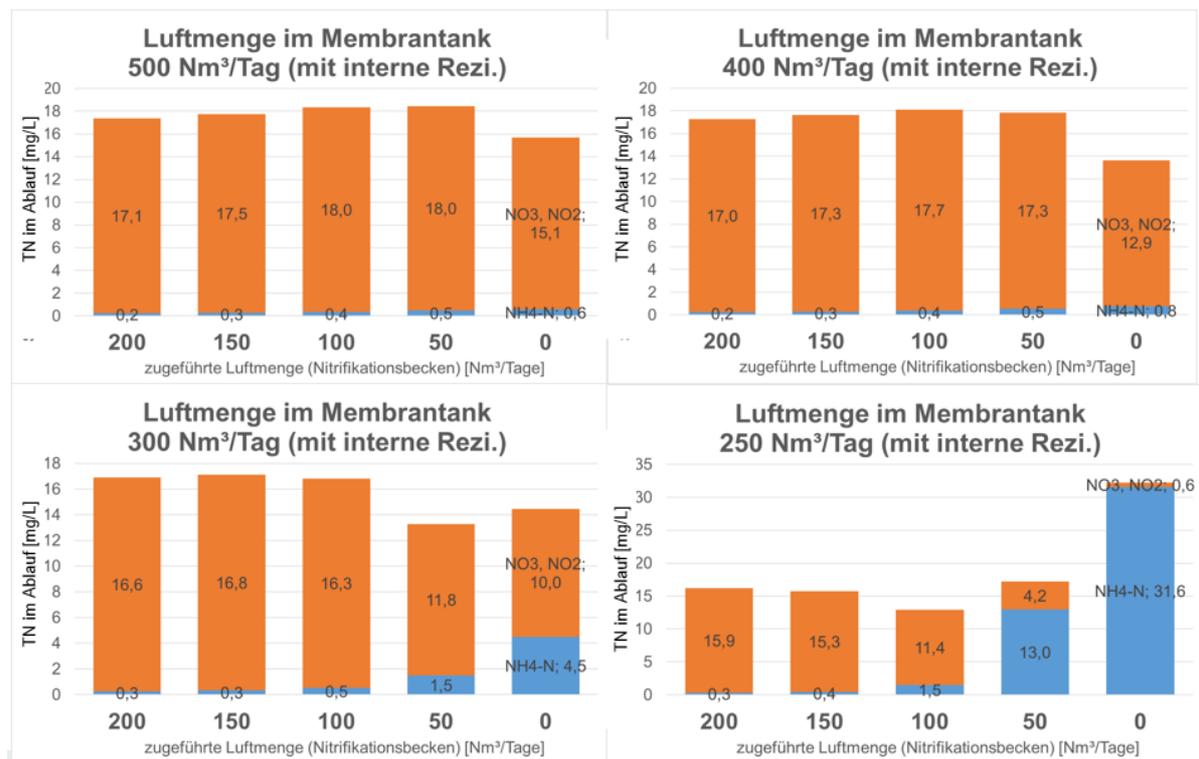
In Szenario 1 fließt der Rücklaufschlamm aus der Membrankammer zurück ins Nitrifikationsbecken. Vom Nitrifikationsbecken wird das Schlammwasser durch eine Rezirkulationspumpe ins Denitrifikationsbecken gepumpt (Abbildung 3). Durch die verfahrenstechnische Trennung der Schlamm-Wasser-Kreisläufe des Rücklaufschlammes aus dem Membranbereich in das Nitrifikationsbecken einerseits und der internen Rezirkulation vom der Nitrifikationsstufe zurück in die Denitrifikationsstufe andererseits, wurde die Gefahr von O<sub>2</sub>-Verschleppungen in die Denitrifikationszone reduziert. In Szenario 2 fließt der Rücklaufschlamm über einen Überlauf aus der Membrankammer im freien Gefälle zurück ins Denitrifikationsbecken.

**Szenario 1: MBR mit interner Rezirkulation**



**Abbildung 3: vereinfachtes Modell der Pilotanlage auf Basis der SIMBA#-Darstellung (MBR mit interner Rezirkulation)**

Die Simulationsergebnisse des ersten Szenarios zeigten, dass die Einhaltung der geltenden Ablaufgrenzwerte  $TN < 13 \text{ mg/L}$  (AbwV, 2004) sehr schwierig ist. Der TN-Grenzwert kann nur unter der Bedingung mit einer Luftzufuhr im Membrantank von  $250 \text{ Nm}^3/\text{d}$  und  $100 \text{ Nm}^3/\text{d}$  in der Denitrifikation eingehalten werden (Abbildung 4).



**Abbildung 4: Ergebnisse der Simulationsstudie zur Beziehung zwischen Belüftungsmenge und Gesamtstickstoff im Ablauf (Szenario 1: MBR mit interner Rezirkulation), blau: NH<sub>4</sub>-N im Ablauf; orange: NO<sub>3</sub>-N und NO<sub>2</sub>-N im Ablauf**

Szenario 2: MBR mit ausschließlich externer Rezirkulation

Im zweiten Szenario wird nur der Schlammstrom vom Membrantank ins Denitrifikationsbecken rezirkuliert. Abbildung 5 zeigt das vereinfachte Modell der Pilotanlage.

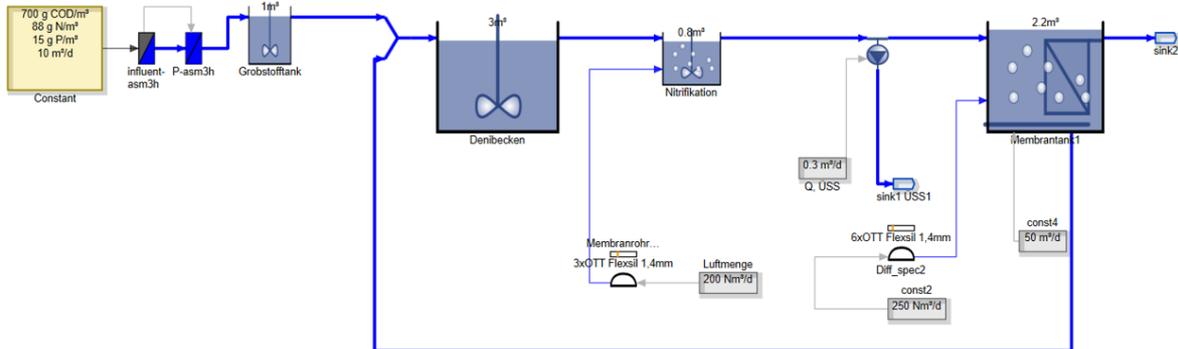


Abbildung 5: Vereinfachtes Modell der Pilotanlage auf Basis der SIMBA#-Darstellung (MBR ohne interne Rezirkulation)

Die Ergebnisse der Simulation sind in Abbildung 6 dargestellt.

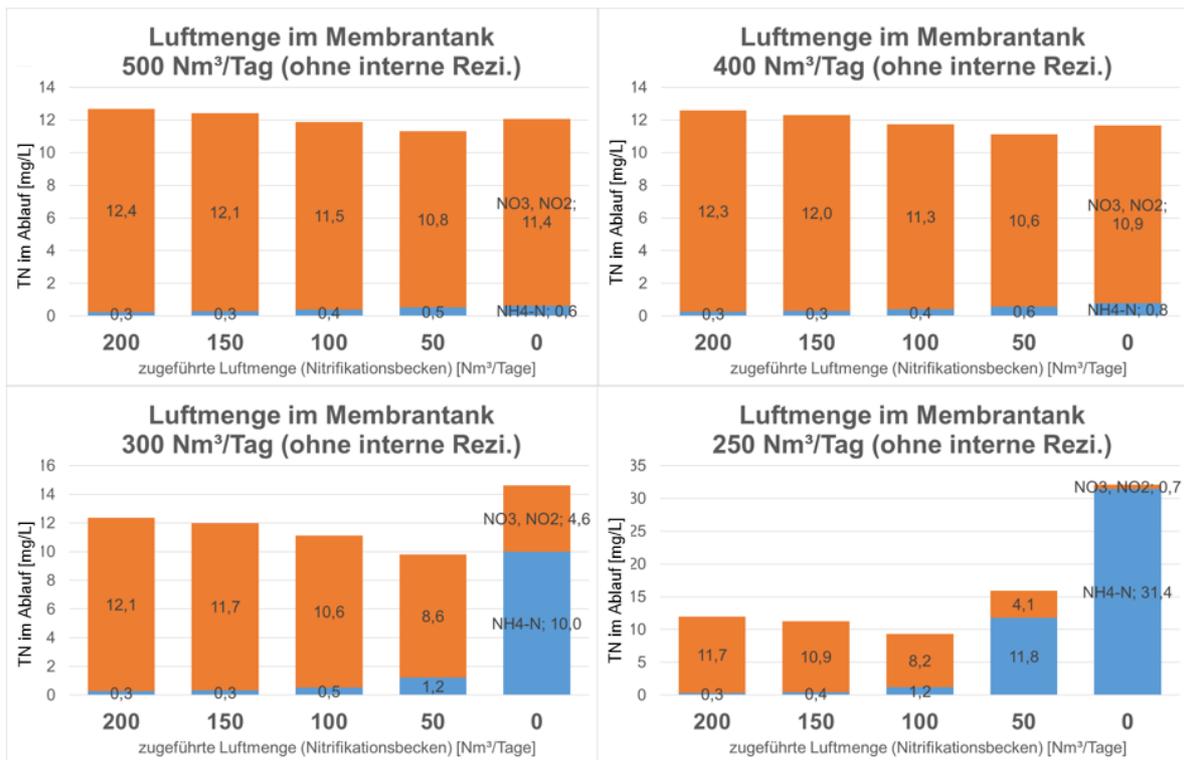


Abbildung 6: Ergebnisse der Simulationsstudie zur Beziehung zwischen Belüftungsmenge und Gesamtstickstoff im Ablauf (Szenario 2: MBR ohne interne Rezirkulation), blau: NH<sub>4</sub>-N; orange: NO<sub>3</sub>-N und NO<sub>2</sub>-N

Unter dieser Betriebsweise liegen die Gesamtstickstoffgehalte im Ablauf überwiegend unter dem Grenzwert von 13 mg/L. Die optimalen Betriebsbedingungen sind mit 250 Nm<sup>3</sup>/d im Membrantank und 100 Nm<sup>3</sup>/d im Nitrifikationsbecken. Wobei ein Lufteintrag von 300 Nm<sup>3</sup>/d im Membrantank das maximum darstellt, um eine Luftverschleppung in das Denitrifikationsbecken zu verhindern. Die Ergebnisse zeigten, dass Szenario 2 ohne interne Rezirkulation eine bessere Ablaufqualität erzielte, als Szenario 1, bei dem eine interne Rezirkulation vorhanden war. Die Gründe dafür sind folgende: Bei höheren Rezirkulationsverhältnissen kann es zu einer Sauerstoffverschleppung in die Denitrifikationsstufe kommen, weiterhin wird auch die Kontaktzeit in der Denitrifikationsstufe vermindert. Ein großer Teil des Ammoniums wird aufgrund der in Kapitel 2.1.3.2 erwähnten Problematik, im Membrantank abgebaut. Wodurch die interne Rezirkulation für die reale Anlage keine große Rolle spielt.

#### 2.1.3.4. Ammoniumbasierte Regelungen

Das Regelungskonzept basiert auf der Ermittlung eines zeitveränderlichen Sollwertes für die Sauerstoffkonzentration im Belebungsbecken in Abhängigkeit der Ammonium- und Nitratkonzentrationen. Basierend auf Gütemessungen können weitergehende Regelungskonzepte für die Stickstoffelimination eingesetzt werden, die neben der Verbesserung der Reinigungsleistung eine Reduktion des Energieverbrauchs zum Ziel haben.

Wichtige Fragen, die sich vor der Einführung entsprechender Maßnahmen stellen, sind:

- Wie groß ist das mögliche Potenzial von Steuerungen und Regelungen bezüglich der Ablaufwerte und des Energieeinsatzes?
- Was ist notwendig, um das vorhandene Potenzial ausreichend zu nutzen?

Zur Analyse der Regler wurden Testmodelle in SIMBA# aufgebaut. Die Modelle realisieren ein MBR-Verfahren mit vorgeschalteter Denitrifikation. Das Modell geht von einem vollständig durchmischten Denitrifikationsbecken und einem vollständig durchmischten Nitrifikationsbecken aus. Der Überschussschlammabzug erfolgt über die Einstellung eines konstanten TS-Gehaltes im Membrantank von 12 g/L. Die Rezirkulationsrate wurde auf 500% konstant eingestellt.

Ziel der Referenzsimulation besteht darin, eine entsprechende Kontrollgruppe zu simulieren, um sie anschließend mit der neuen Steuerungs- und Regelungstechnologie zu vergleichen.

Tabelle 7: Referenzsimulation für Trockenwetter mit Variation der Belüftungsmengen (Mittelwerte für 365 Tage)

Simu- lation	Varierte Parameter			Ergebnisse (Ablauf)		
	Belüftung Nitrifikation	Belüftung Membrantank	O <sub>2</sub> -Zufuhr gesamt	NH <sub>4</sub> -N	NO <sub>x</sub> -N *	TN
	Nm <sup>3</sup> /d	Nm <sup>3</sup> /d	[kg/d]	mg/L	mg/L	mg/L
1	50	250	4,5	2,3	7,4	9,6
2	100	250	4,7	0,7	10,2	10,9
3	100	300	4,8	0,5	11,8	12,3
4	200	250	4,9	0,4	12,6	13,0
5	200	300	4,9	0,3	13,3	13,7

\* NO<sub>3</sub>-N + NO<sub>2</sub>-N

Die Ergebnisse in Tabelle 7 stellen die Referenz für den Vergleich der nachfolgenden optimierten Belüftungsregelungen dar.

Im Folgenden sind die Ergebnisse der Simulationsrechnungen der verschiedenen MSR-Konzepte für eine ammoniumbasierte Regelungen dargestellt.

#### Regelungsprinzip 1: NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback)

Allgemein ist das Ziel einer Steuer- und Regelaufgabe die Einhaltung des NH<sub>4</sub>-N-Überwachungswertes bei minimiertem Energieeinsatz für die Belüftung. Eine übliche Regelung erfolgt über den Sauerstoffeintrag nach Messung der Sauerstoffkonzentration in den Belebungsbecken. Eine Verbesserung der Belüftungsstrategie kann durch zusätzliche Regelung nach der online gemessenen Ammoniumkonzentration im Ablauf oder im Ablauf der Belebung erreicht werden (Londong and Sauer, 2001).

Eine NH<sub>4</sub>-Feedbackregelung (feedback) funktioniert mit einer überlagerten Regelung von NH<sub>4</sub>-N im Ablauf für eine lastflexible Anpassung der Sauerstoffsollwerte im Nitrifikationsbecken.

Die Ergebnisse der Simulation der NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback) werden in Tabelle 8 dargestellt.

**Tabelle 8: Ergebnisse der Simulation der NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback); (Mittelwerte für 365 Tage)**

Simu- lation	Variierte Parameter				Ablauf		
	Belüftung Nitrifi- kation	Belüftung Membran- tank	O <sub>2</sub> - Zufuhr	O <sub>2</sub> -Einspar- potenzial	NH <sub>4</sub> -N	NO <sub>x</sub> -N	TN
	Nm <sup>3</sup> /d	Nm <sup>3</sup> /d	kg/d	%	mg/L	mg/L	mg/L
1	variabel	250	4,7	3,3	0,7	10,3	11,0
2	variabel	300	4,8	1,5	0,6	11,4	12,0

Die Simulation lieferte folgende Ergebnisse:

- Sauerstoffzufuhr: Sauerstoff Einsparung ca. 1,5-3,3 %
- NH<sub>4</sub>-N Ablauf: Mittelwert etwas höher als bei konstanter O<sub>2</sub> Zufuhr, NH<sub>4</sub>-N-Spitze deutlich reduziert
- NO<sub>3</sub>-N, N<sub>ges</sub> Ablauf: Mittelwert gegenüber Referenz leicht reduziert, aber Spitze nach größerer Belastung wie bei Referenz

Aufgrund zuverlässiger (lastangepasster) Nitrifikationsleistung (NH<sub>4</sub>-N-Spitzen) und stark reduziertem Luftverbrauch ist die Regelung gut geeignet, jedoch ist damit keine Reduzierung der N<sub>ges</sub>-Ablaufspitze bei größerer Belastung möglich.

#### Regelungsprinzip 2: NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward)

Mit Regelungen, die auf Ablaufmessungen basieren, lassen sich hochdynamische Lastsituationen die zu unerwünschten Spitzen in den Ablaufkonzentrationen führen, kaum bekämpfen.

Dafür sind ablaufbasierte Regelungen nicht prädestiniert. Für diese Aufgabe können Störgrößenaufschaltungen (Vorsteuerungen) einen besseren Beitrag leisten.

Die Ergebnisse der Simulation der NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) sind in der folgenden Tabelle 9 zusammengefasst.

Tabelle 9: Ergebnisse der Simulation der NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward); (Mittelwerte für 365 Tage)

Simulation	Varierte Parameter				Ablauf		
	Belüftung Nitrifikation Nm <sup>3</sup> /d	Belüftung Membrantank Nm <sup>3</sup> /d	O <sub>2</sub> -Zufuhr kg/d	O <sub>2</sub> -Einsparpotenzial %	NH <sub>4</sub> -N mg/L	NO <sub>x</sub> -N mg/L	TN mg/L
1	100	variabel	4,5	8,0	1,9	7,2	9,1
2	200	variabel	4,8	1,2	0,4	11,7	12,1

Die Simulation lieferte folgende Ergebnisse:

- Sauerstoffzufuhr: Sauerstoff Einsparung ca. 1,2-8,0 %
- NH<sub>4</sub>-N Ablauf: Mittelwert etwas höher als bei konstant O<sub>2</sub> Zufuhr, Reduzierung der N Ges-Ablaufspitze.
- NO<sub>3</sub>-N, N<sub>ges</sub> Ablauf: Mittelwert etwas gesenkt

Die NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) ist geeignet zur Bekämpfung hochdynamischer Lastfälle, die zu extremen Spitzen der Ablaufkonzentrationen führen.

#### Regelungsprinzip 3: NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) + NH<sub>4</sub> Ablauf

Häufig werden Steuerung (schnelle antizipatorische (vorwegnehmende) Handlung) und Regelung (zur Berücksichtigung von Modellabweichungen und nicht berücksichtigten Störgrößen) kombiniert. Hier wird die NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) mit einer Störgrößenaufschaltung des NH<sub>4</sub> im Ablauf kombiniert und im Simulationsmodell getestet.

Die Ergebnisse der Simulation sind in Tabelle 10 dargestellt.

Tabelle 10: Ergebnisse der Simulation mit NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) + NH<sub>4</sub> Ablauf; (Mittelwerte für 365 Tage)

Simulation	Varierte Parameter				Ergebnisse		
	Belüftung Nitrifikation Nm <sup>3</sup> /d	Belüftung Membrantank Nm <sup>3</sup> /d	O <sub>2</sub> -Zufuhr, Gesamt kg/d	O <sub>2</sub> -Einsparpotenzial %	NH <sub>4</sub> -N mg/L	NO <sub>x</sub> -N mg/L	TN mg/L
1	variabel	variabel	4,6	5,1	1,0	9,0	10,0

Die Ergebnisse zeigen ein Einsparungspotenzial von ca. 5,14%. Der Gesamtstickstoff im Ablauf ist auch weniger als Referenz 3 (12,3 mg/L).

#### Regelungsprinzip 4: Nitratbasierte Rezirkulation

Für die Denitrifikation ist die interne Rezirkulation eine Stellgröße. Häufig wird diese proportional zum Zufluss gesteuert. Darüber hinaus gehende Regelungen erfolgen in Abhängigkeit vom Nitratgehalt im Ablauf der Anlage.

Wird eine Rezirkulation des Schlammes aus separaten Membranbecken erforderlich, ist nur für die Rückführung ein spezifischer Energieverbrauch von ca. 15 W/m<sup>3</sup> bis 20 W/m<sup>3</sup> zu erwarten (DWA-M-227, 2014). Um den Energieverbrauch zu senken und gleichzeitig die Grenzwerte zu halten, wurde die nitratbasierte Rezirkulation getestet.

Die Belüftung der Membran erfolgte hier in Abhängigkeit von der Zulaufkonzentration an Ammonium. Die Ergebnisse der Simulation zeigen, dass mit der nitratbasierten Rezirkulation eine Reduzierung der Schlammrezirkulationsmenge von 24 - 40% im Vergleich zum Referenzsystem mit 500% Rezirkulation erreicht werden kann (siehe Tabelle 11).

Tabelle 11: Ergebnisse der Simulation der nitratbasierten Rezirkulation; (Mittelwerte für 365 Tage)

Simulation	Varierte Parameter					Ergebnisse		
	Belüftung Nitrifikation Nm <sup>3</sup> /d	Belüftung Membran-tank Nm <sup>3</sup> /d	O <sub>2</sub> -Zufuhr kg/d	Rezirkulationsmenge m <sup>3</sup> /d	Einsparpotenzial *	NH <sub>4</sub> -N mg/L	NO <sub>x</sub> -N mg/L	TN mg/L
1	100	variabel	4,5	24	40	2,1	9,9	12,0
2	200	variabel	4,8	30,5	24	0,4	14,1	14,5
3	--	variabel	4,6	26,8	33	1,0	11,8	12,8

\* Referenz: 500% Rezirkulation

#### **2.1.4. Optimierung der MBR-Prozessabläufe mit einer intelligenten belastungsabhängigen Steuerung und Regelung – Praxistest mittels Pilotierung**

Aufgrund der gewonnenen Erfahrungen aus der Modellierung werden die MSR-Konzepte in der Pilotanlage umgesetzt und optimiert. Die einzelnen Versuchsphasen sind in Tabelle 3 aufgelistet. Die Ergebnisse werden im Folgenden dargestellt.

##### Einfahrphase – Zeitabhängige Steuerung der Belüftung im Nitrifikationsbecken

Die Einfahrphase diente dem Aufbau und der Adaption der Mikroorganismen im Reaktor an die Beschaffenheit des Abwassers. Ziel war es, einen Trockensubstanzgehalt (TS) von 10-12 mg/L im Nitrifikationstank und 12-15 mg/L im Membrantank zu erhalten.

Es wurden verschiedene Entnahmestellen für das Zulaufwasser getestet (vor und nach der Vorklärung). Als besonders schwierig erwies sich dabei die Bildung von Schwimmschlamm in der Belebung, da die Raumbelastung der Pilotanlage teilweise zu hoch war. Dies störte auch die Online-Messungen im Nitrifikationstank, eine Kalibrierung war deshalb in dieser Zeit nicht möglich.

Auf den Bildern 1 und 2 (Abbildung 23 im Anhang) sind Aufnahmen einer Gasblase, die aus einer Schlammflocke entweicht. An der Grenzfläche Gas/Wasser befinden sich M. Parvicella-

Filamente (filamentöse/fadenförmige Bakterien). Diese sorgen für das Aufschwimmen des Schlammes.

Als optimal wurde letztendlich der Ablauf der Vorklärung (VK) herausgearbeitet. Hierdurch wurde die CSB-Raumbelastung verringert und der Flux der Anlage konnte erhöht werden. Während dieser Phase wurden die Online-Messsonden mittels Laboranalytik erstmalig kalibriert.

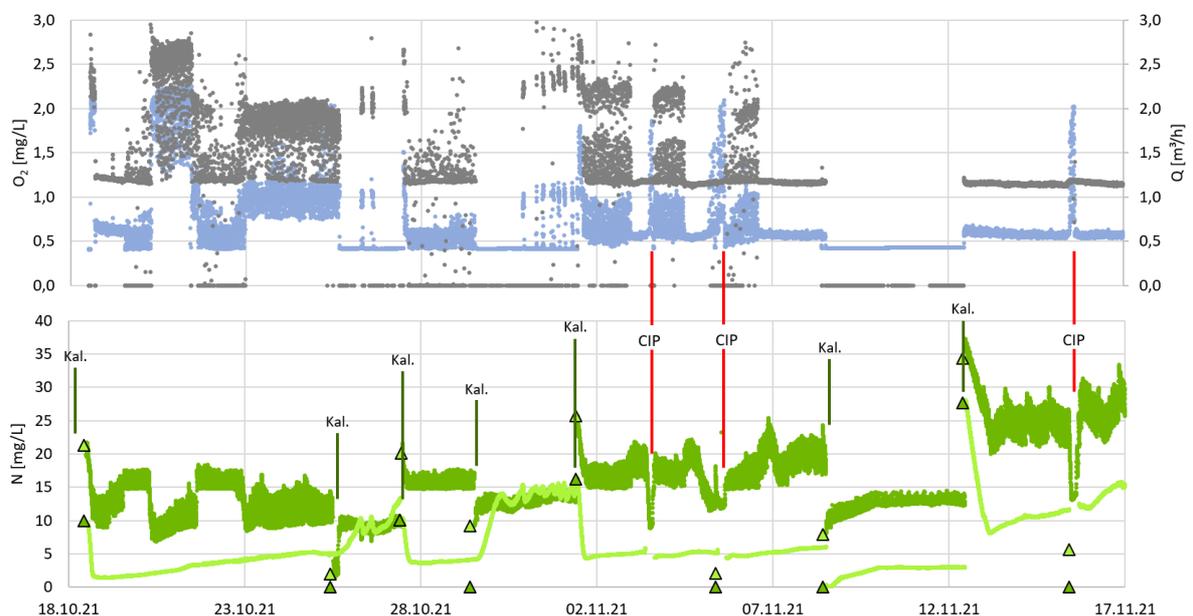
Außerdem wurde die Membranfläche von 2 x 25 m<sup>2</sup> auf 2 x 12,5 m<sup>2</sup> halbiert, um den Zulauf zur Anlage reduzieren und gleichzeitig den Flux der Membranen auf Herstellerangaben erhöhen zu können.

Während der Einfahrphase wurde die Belüftung im Nitrifikationsbecken zeitabhängig aktiviert.

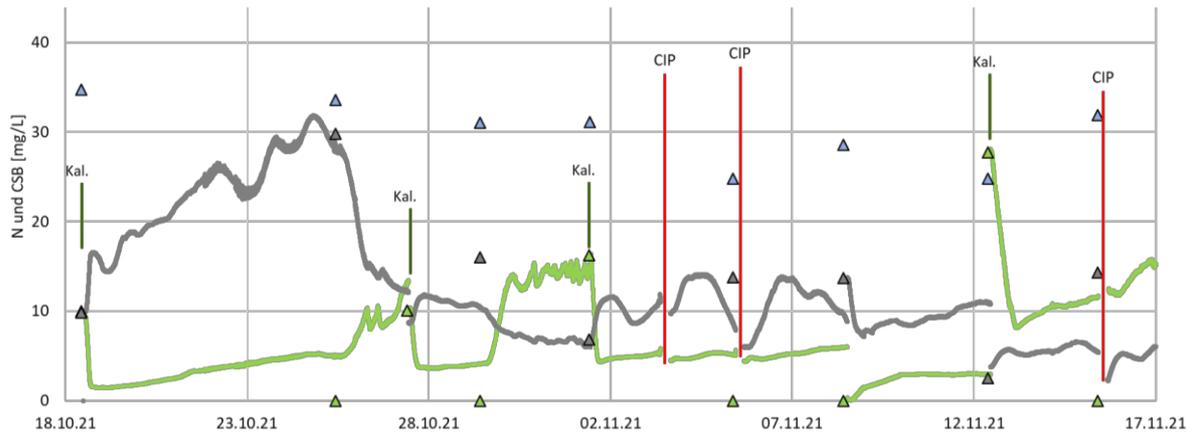
#### Regelungsprinzip: NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback)

Während dieser Phase wurde die Konzentration an Ammonium im Nitrifikationstank zur Vorgabe des Sauerstoffsollwertes der Nitrifikation für die Regelung genutzt (O<sub>2</sub>-Soll 0-2mg/L). Als Störgröße wurde zusätzlich die Ammoniumkonzentration im Ablauf hinzugezogen (setzt den Sauerstoff-Sollwert auf einen fixen Wert).

In den folgenden Diagrammen der Abbildung 7 und Abbildung 8 sind die Online- und Labordaten dieser Versuchsphase dargestellt. In Abbildung 24 im Anhang ist der TS im Nitrifikationstank gezeigt.



**Abbildung 7: NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback): O<sub>2</sub> (blau), Q Luft (grau) im Nitrifikationstank; NH<sub>4</sub>-N Nitrifikationstank (dunkelgrün), NH<sub>4</sub>-N Ablauf (hellgrün) und zugehörige Labordaten (Dreiecke); Kalibrierungen der Online-Sonden (Kal.)**



**Abbildung 8: NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback): NH<sub>4</sub>-N (grün), NO<sub>3</sub>-N (grau) und zugehörige Labordaten (Dreiecke) und CSB Labor (blau) im Ablauf der Anlage, sowie Kalibrierungen der Online-Sonden (Kal.)**

Während des Versuchsbetriebes zeigten sich verschiedene praktische Probleme: Die Ammonium-Sonden im Nitrifikationsbecken und im Ablauf der Anlage mussten wöchentlich kalibriert werden, da sie nicht mit den Labormessungen übereinstimmten. Dies führte zu plötzlichen Sprüngen in der Regelung, was wiederum einen Einfluss auf die Ablaufkonzentrationen hatte, siehe Abbildung 7 und Abbildung 8. Außerdem können Konzentrationen von NH<sub>4</sub>-N im Ablauf von < 5 mg/L nicht genau gemessen werden, eine Kalibrierung bei Schwankungen in diesen Größenordnungen war nicht möglich.

Im Nitrifikationsbecken führte der Wechsel zwischen belüfteter und unbelüfteter Phase ebenfalls zu starken Schwankungen der Messwerte, siehe Abbildung 7. Eine exakte Kalibrierung war deshalb schwierig.

Generell wurde durch die Belüftung der Nitrifikation sowie der Membranbelüftung zu viel Sauerstoffeintrag ins System eingetragen.

Der Vergleich der Ablaufwerte zwischen Simulation und Messwerten zeigt teilweise große Unterschiede: Die Messwerte für Nitrit- und Nitrat-N sind nur leicht höher als die simulierten Werte. Die Werte für Ammonium-N schwanken stark, sie liegen oft unter der Bestimmungsgrenze (BG) von < 0,015 mg/L, in der Hälfte des Testzeitraumes aber deutlich höher. Diese Abweichungen sind auf die Probleme mit den Online-Sonden zurückzuführen.

Diese Regelung wurde als nicht umsetzbar eingestuft und führte zu Optimierungsvorschlägen, welche an der Pilotanlage in der folgenden Periode getestet wurden.

### Optimierung der NH<sub>4</sub>-Regelung

Die beschriebenen Probleme sollten nun durch die NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) behoben werden. Während dieser Phase wurde der Sollwert O<sub>2</sub> für die Regelung der Membranbelüftung in Abhängigkeit von der Ammoniumkonzentration im Zulauf geregelt. Die Belüftung der Nitrifikation war ausgeschaltet.

Jedoch konnte der erforderliche Grenzwert für Ammonium im Ablauf anfangs nicht eingehalten werden. Deshalb wurde diese Regelung um eine Störgröße erweitert zur NH<sub>4</sub>-Regelung (feed forward) + NH<sub>4</sub> Ablauf. Während dieser Phase wurde der Sollwert O<sub>2</sub> für die

Regelung der Membranbelüftung in Abhängigkeit von der  $\text{NH}_4$ -Konzentration im Zulauf geregelt. Die Belüftung der Nitrifikation wurde je nach  $\text{NH}_4$ -Konzentration im Ablauf zugeschaltet. Dadurch konnte die Konzentration an Ammonium im Ablauf stabilisiert und leicht reduziert und die Ablaufgrenzwerte eingehalten werden, siehe Abbildung 9.

Ein weiterer Optimierungsschritt war die  $\text{NH}_4$ -Regelung (feed forward) +  $\text{NH}_4$ -Regelung (feedback) +  $\text{NH}_4$  Ablauf. Dieses Regelungsprinzip kombiniert die  $\text{NH}_4$ -Regelung (feed forward) mit der  $\text{NH}_4$ -Regelung (feedback). Zusätzlich wurde die Belüftung der Nitrifikation je nach  $\text{NH}_4$ -Konzentration im Ablauf zugeschaltet. Wie in Abbildung 9 dargestellt, konnte so die  $\text{NH}_4$ -Konzentration im Ablauf deutlich reduziert werden. Diese Regelung kommt somit für die weitere Anwendung in Frage.

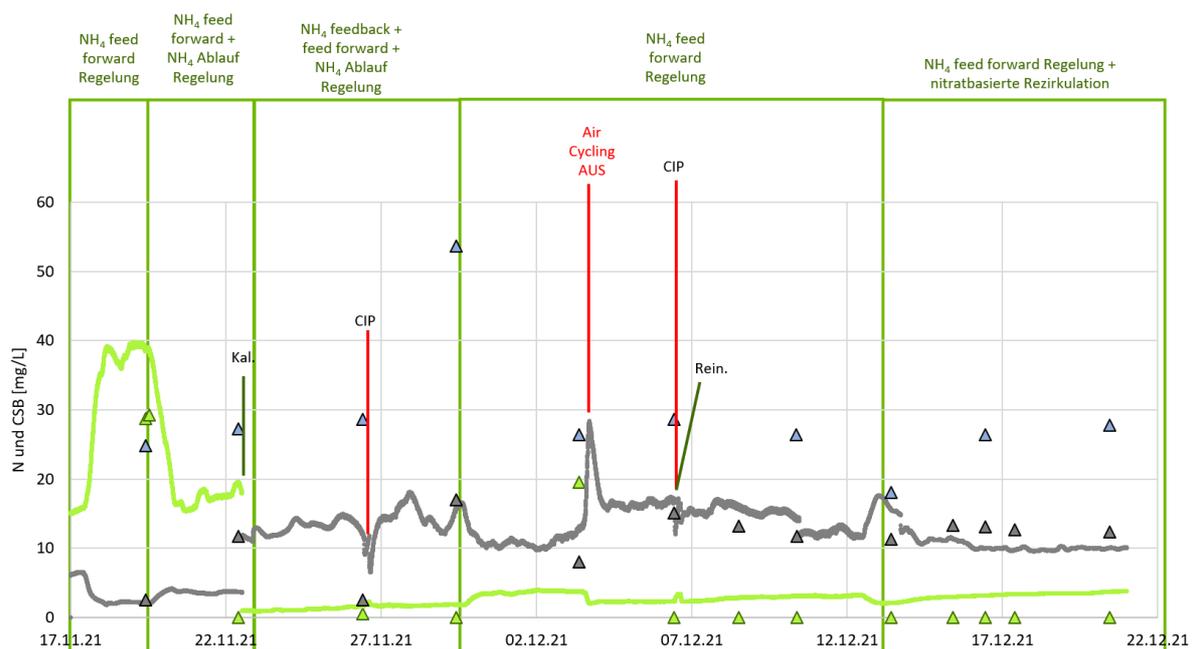


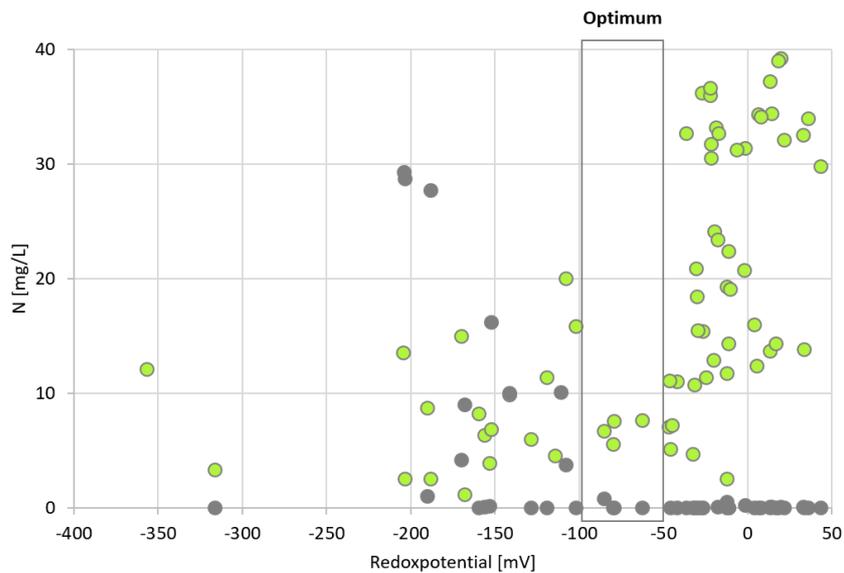
Abbildung 9: verschiedene  $\text{NH}_4$  (feed forward) Regelungen:  $\text{NH}_4$ -N (grün),  $\text{NO}_3$ -N (grau) und zugehörige Laboraten (Dreiecke) und CSB Labor (blau) im Ablauf der Anlage, sowie Kalibrierungen der Online-Sonden (Kal.)

### Redoxpotential-basierte Regelung

Das Redoxpotential ist abhängig von den Abwasserinhaltsstoffen (z.B. Ammonium, Nitrat,  $\text{O}_2$ , T, pH-Wert), da es durch im Wasser gelöste oxidierende und reduzierende Stoffe verursacht wird. In einer Kläranlage laufen vor allem während der Stickstoffelimination Reduktions- und Oxidationsvorgänge ab, somit kann das Redoxpotential als Anzeiger für den Ablauf der Nährstoffelimination verwendet werden (Baumann et al., 2005).

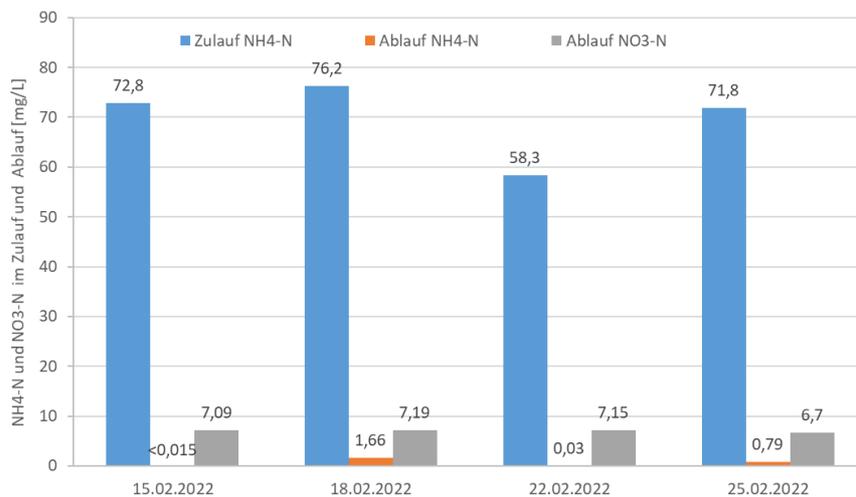
An der vorliegenden Pilotanlage wird das Redoxpotential im Denitrifikationsbecken gemessen. Durch die Reduktion von Stickstoff kommt es hier während der Denitrifikation (anoxisch) zum Absinken des Redoxpotentials, was zur Regelung und Steuerung genutzt werden kann.

Redoxpotential-Regler werden besonders in kleinen Anlagen mit hohen Anforderungen an die Stickstoffelimination eingesetzt (Baumann et al., 2005).



**Abbildung 10: Abhängigkeit Nitrat im Ablauf (grün) und Ammonium im Ablauf (grau) vom Redoxpotential im Denitrifikationsbecken**

In Abbildung 10 kann das Optimum des Redoxpotentials zur Erreichung niedriger Ablaufwerte für Nitrat und Ammonium für die Pilotanlage abgelesen werden. Es liegt zwischen - 50 und - 100 mV. So kann der Einschaltzeitpunkt für die Belüftung im Nitrifikationsbecken belastungsabhängig gesteuert werden. Die Redoxpotential-basierte Regelung wurde in Kombination mit der  $\text{NH}_4$ -Regelung (feed forward) an der Pilotanlage getestet.



**Abbildung 11: Ammonium im Zulauf und Ammonium und Nitrat im Ablauf (Labormessungen) bei Redoxpotential-basierter Regelung**

Die Abbildung 11 zeigt die Ergebnisse der Labormessungen in der Versuchsphase der Redoxpotential-basierten Regelung. Die gemessenen anorganischen Stickstoffverbindungen im Ablauf sind unter 8,8 mg/l und liegen somit deutlich unter dem Grenzwert von 13 mg/L. Der Wert für Nitrit im Ablauf lag unter der Bestimmungsgrenze. Diese Regelung erzielte gute Ergebnisse.

#### Regelung Air-Cycling (Membranbelüftung)

Die Belüftung der Membran sorgt dafür, dass sich im Betrieb angelagerte Schmutzpartikel wieder lösen und so das Fouling der Membran verhindert wird. Hier zeigt sich ebenfalls Einsparpotential durch z.B. Intervallbelüftung. Dies wurde umgesetzt und im Betrieb getestet.

Zur Beurteilung der Performance der Membranen wurde der Transmembrandruck (TMP) und die Permeabilität ( $K_W$ ) berechnet. Die Formeln für die Berechnung sind in

$$\Delta p_{TMP} = p_{WS} - p_{SL} \quad \text{Gleichung 1}$$

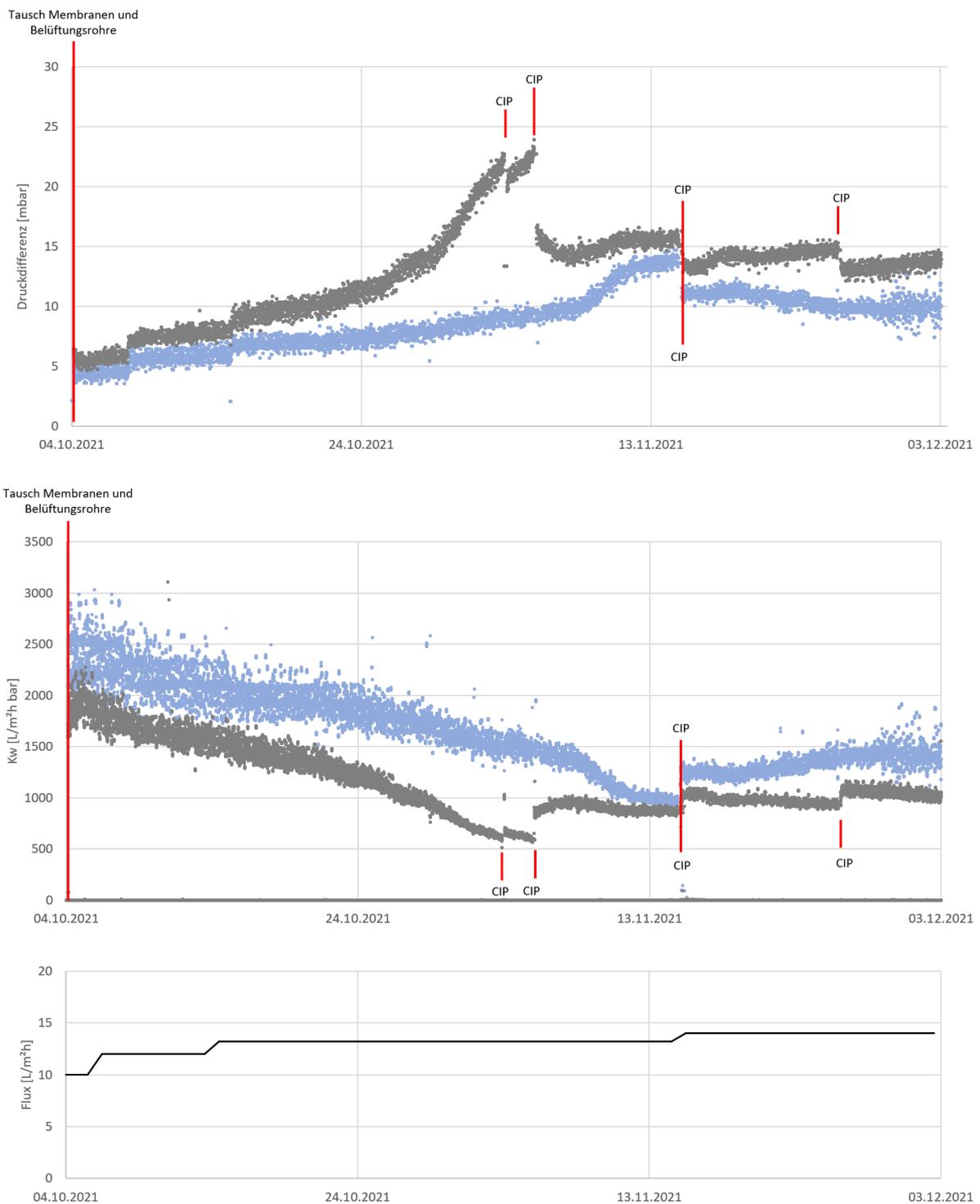
mit:  $\Delta p_{TMP}$ : Transmembrandruck [bar]  
 $p_{WS}$ : hydrostatischer Druck an der Messstelle (Ruhedruck) [bar]  
 $p_{SL}$ : Druck in der Saugleitung [bar]

$$J_V = \frac{Q_P}{A_M} \quad \text{Gleichung 2}$$

mit:  $J_V$ : Permeatflux [L/m<sup>2</sup> h]  
 $Q_P$ : Volumenstrom Permeat  
 $A_M$ : Membranfläche

$$K_W = \frac{J_V}{\Delta p_{TMP}} \quad \text{Gleichung 3}$$

mit:  $K_W$ : Permeabilität [L/m<sup>2</sup> h bar]  
 $J_V$ : Permeatflux [L/m<sup>2</sup> h]  
 $\Delta p_{TMP}$ : Transmembrandruck [bar]



**Abbildung 12: Air-Cycling gezeigt an Transmembrandruck (TMP) und Permeabilität (Kw) Membran 1 - Supratec (blau), Membran 2 - Nadir (grau) und Durchflussmenge (schwarz)**

Nach dem Einbau neuer Membranen und dem Austausch der Belüfterrohre, welche durch den vorangegangenen Betrieb stark abgenutzt waren, konnte so ein stabiler Betrieb mit regelmäßigen kurzen chemischen Reinigungen erreicht werden. Der Durchfluss (Flux) der Membranen konnte auf bis zu 14 L/m<sup>2</sup> h erhöht werden, siehe Abbildung 12. Das Air-Cycling

stellt somit eine gute Möglichkeit dar, die Luftzufuhr und somit den Energiebedarf zu reduzieren.

### Überblick entwickelter Regelungen

In diesem Arbeitspaket wurden verschiedene qualitätsbasierte Steuerungs- und Regelungsstrategien für MBR-Anlagen getestet.

In der Anlage sind ionenselektive Sonden verbaut, um die Ammonium-Stickstoff-Konzentration online zu messen. Allerdings war die Messung bei niedrigen Konzentrationen ( $< 2 \text{ mg/l NH}_4\text{-N}$ ) ungenau, so dass die  $\text{NH}_4$ -Regelung (feedback) nicht validiert werden konnte. Eine Alternative zur hochpräzisen Bestimmung der Ammoniumkonzentration im Ablauf wäre der Ammonium-Analysator mit einer Gas-sensitiven Elektrode. Der Preis für diese Messgeräte liegt jedoch deutlich höher.

Durch die Verwendung der Konzentration an Ammoniakstickstoff im Zulauf der Anlage als Steuerungsgröße konnten jedoch bessere Ergebnisse erzielt werden ( $\text{NH}_4$ -Regelung (feed forward)). Hierdurch konnten die Spitzen der Ammoniumkonzentration im Ablauf deutlich reduziert werden. So konnten auch Reduktionen im Energieverbrauch erreicht werden.

Bei hoher Belastung der Anlage können erhöhte Nitratkonzentrationen aufgrund der Sauerstoffverschleppung durch Überbelüftung auftreten. In diesem Fall kann das Air-Cycling den Nitratgehalt im Ablauf reduzieren, da es die Effizienz der Denitrifikation erhöht.

Auch die nitratbasierte Rezirkulation zeigte in den Versuchen eine Reduzierung der Nitratkonzentrationen im Ablauf, und trug ebenfalls zur Senkung des Energieverbrauchs bei.

Die Steuerung mittels Redoxpotentials in der Denitrifikation wurde ebenfalls getestet. Es zeigte sich, dass mit dieser Steuerung ebenfalls eine Nitratkonzentration im Ablauf unterhalb des Grenzwertes erreicht werden kann.

Eine Kombination der obigen drei Verfahren mit der  $\text{NH}_4$ -Regelung (feedback) konnte stabile Ablaufwerte erzielen und gleichzeitig den Energieverbrauch senken. Für das MBR-Verfahren konnte so aus den aktuellen Versuchsergebnissen eine 20-30%ige Senkung des Energieverbrauchs errechnet werden. Die im Projekt entwickelte neue Regelungskombination hat gute Aussichten für die Anwendung in MBR-Anlagen. Zusammengefasst sind die Ergebnisse in Tabelle 12 dargestellt.

Tabelle 12: Überblick der entwickelten und getesteten Regelungskonzepte

Regelung	Ergebnisse der Simulation	Ergebnisse der Pilotierung Versuchsergebnisse	Prinzipiell übertrag- bar?
NH <sub>4</sub> -Reglung (feedback)	Weitere Verbesserungen Nitrifikation (insbesondere NH <sub>4</sub> -N-Ablaufspitzen) und Luftverbrauch, aber speziell bei Frachtstößen keine Verbesserung Denitrifikation	Kalibrierung Ammonium- sonden => starke Rege- lungsausschläge, Ammoniumwerte zu niedrig für Sonden, Schwankungen durch Belüftung => Regelung schwierig, Ablaufwerte konnten nicht erreicht werden	nein
NH <sub>4</sub> -Reglung (feed forward)	Reduzierung TN- Ablaufspitzen	Ablaufgrenzwerte können nicht eingehalten werden	ja
NH <sub>4</sub> -Reglung (feed forward) + NH <sub>4</sub> Ablauf	Reduzierung TN- Ablaufspitzen; Energieeinsparung	Ammonium im Ablauf reduziert, Ablaufgrenzwerte können eingehalten werden	nein
NH <sub>4</sub> -Reglung (feed forward) + NH <sub>4</sub> -Reglung (feedback) + NH <sub>4</sub> Ablauf		Ablaufgrenzwerte können eingehalten werden	
NH <sub>4</sub> -Reglung (feed forward) + Nitratbasierte Rezirkulation	Reduzierung der Ablauf Nitrat und Einsparung der Energie		ja
Air-Cycling	Reduzierung Luftmenge und Energiebedarf	Membran läuft stabil, Luftmenge kann reduziert werden	ja
Redoxpotential- basierte Regelung		Deutliche bessere Denitrifikation	ja

### 2.1.5. Vorhersage von Membranfouling

KWB und MS haben einen datengesteuerten Ansatz zur Vorhersage der Membranverschmutzung gewählt. In den folgenden Abschnitten werden die Methoden erläutert, die zur Entwicklung eines Vorhersagemodells für die Membranverschmutzung verwendet wurden und die für den Stahnsdorfer MBR relevant sind. Alle Datenanalysen und -visualisierungen wurden, sofern nicht anders angegeben, in Python 3.8.3 unter Verwendung der folgenden Pakete durchgeführt: numpy, pandas, scipy, statsmodels, pmdarima,

matplotlib, seaborn) (Van Rossum and Drake, 2009). Eine ausführlichere Erklärung der Theorie hinter den Modellen findet sich in der Seminararbeit von Lukas Guericke (Guericke, 2021).

### 2.1.5.1. Parameterauswahl für die Vorhersage von Membranfouling

Als dieses Modell entwickelt wurde, war die Stahnsdorfer Pilotanlage weniger als ein Jahr in Betrieb, und der Datensatz umfasste ca. 239.875 Einträge für 77 Variablen mit einer Messfrequenz von jeder zweiten Minute. Die verfügbare Zeitspanne dieser historischen Daten wurde zur Entwicklung eines datengestützten Vorhersagemodells als unzureichend bewertet. Daher wurde ein zeitlich größerer Datensatz aus einem anderen Projekt von MS, der MBR-Anlage einer Autobahnparkplatztoilette (Parkplatz-WC, "PWC") für die Modellentwicklung verwendet. Der PWC-Datensatz enthielt zum Zeitpunkt der Modellentwicklung über 900.000 historische Datenpunkte für 5 Variablen, die über einen Zeitraum von 4 Jahren mit der gleichen Messfrequenz von jeder zweiten Minute erfasst wurden. Da die Leistung datengesteuerter Prognosemodelle in hohem Maße von der Qualität und Quantität der verfügbaren Daten abhängt, bestand das Ziel darin, einen Arbeitsablauf unter Verwendung des PWC-Datensatzes zu entwickeln, der die Auswahl des besten Modells ermöglicht, um dieses später auf den Datensatz der Stahnsdorfer Pilotanlage anzuwenden und fein abzustimmen.

#### Beschreibung ausgewählter Parameter

Vor der Datenanalyse wurden die Rohdatensätze zunächst vorbehandelt und bereinigt. Es wurde eine grundlegende statistische Analyse der verfügbaren Variablen der Datensätze durchgeführt (Tabelle 13). Die abweichenden Werte in Tabelle 13 sind auf fehlende Temperatur- und Durchflussdaten zurückzuführen, die interpoliert wurden. Gemessen an der Standardabweichung wiesen der Durchfluss, der Filtratdruck und der Transmembrandruck (TMP) im PWC-Datensatz die größten Schwankungen auf. Es wurden auch fehlerhafte Extremwerte ermittelt, z. B. die Höchsttemperatur von 50 °C, die negativen TMP-Werte und der positive Filtratdruck. Da sich der negative TMP und der positive Filtratdruck durch Betriebsunterbrechungen und manuelle Rückspülprozesse erklären lassen, mussten die Daten zum Zwecke der einfachen Interpretierbarkeit durch ein datengestütztes Modell von diesen Ereignissen bereinigt werden. Die jeweiligen Membrandurchflüsse der PWC-, sowie der Stahnsdorf-MBR verzeichneten etwa alle 12 Minuten einen Rückgang auf den Wert 0 als festgelegte Filtratpausen. Da diese Filtratpausen die Genauigkeit der Datenauswertung beeinträchtigen können, wurde eine akzeptable Reichweite der Daten für die PWC- und Stahnsdorf-Anlage eingeführt. Ebenso wurden weitere Extremwerte mithilfe von Expertenwissen der Mitarbeitenden von MS und KWB auf mögliche Ursachen geprüft und mittels entsprechend festgelegter akzeptabler Reichweiten behandelt.

Tabelle 13: Statistische Zusammenfassung der Variablen aus den Datensätzen des MBR PWC und Stahnsdorf

Variable Parameter	Abkürzung	Anzahl	Durchschnitt	Standard- abweichung	Min.	Max.	akzeptable Reichweite
<i>PWC</i>							

Variable Parameter	Abkürzung	Anzahl	Durchschnitt	Standard- abweichung	Min.	Max.	akzeptable Reichweite
pH-Wert im Filtrationsbecken [--]	pH_value	900.409	7,06	0,22	6,58	7,89	6,58 – 7,89
Transmembrandruck [mbar]	TMP_mbar	900.409	47,8	27,0	12,0	269	12 – 269
Temperatur im Filtrationsbecken [°C]	T_C	782.880	18,3	3,72	5,97	50,1	5,97 – 28
Durchfluss Filtratleitung [l/h]	Flow_l_h	745.504	462	342	0,00	2.054	300 – 2.054
Druck Filtratleitung [mbar]	FiltP_mbar	900.409	-27,3	31,7	-273	10,6	-273 – 0
Tage nach Reinigung [d]	dac	900.409	115,04	89,13	0	327	0 – 327
<b>Stahnsdorf</b>							
Durchfluss Filtratleitung 1 [l/h]	q_filt	239.875	129,75	73,93	0	305,3 9	1 – 305,39
Durchfluss Luftzufuhr 1 [l/h]	q_sg1	239.875	10,15	5,74	- 0,04	25,68	0 – 25,68
Durchfluss Luftzufuhr 1 kumulativ [l/h]	q_sg1_gesa mt	239.875	61.148,43	26.205,17	87	102.5 61	87 – 102.561
Druck Filtratleitung 1 [mbar]	p_filt	239.875	-3,39	21,47	- 295, 93	64,16	-295,93 – 0
Sauerstoffgehalt des Filtertanks [mg/l]	ldo_filter	239.875	3,08	2,96	0,28	48,29	0,28 – 48,29
Gesamtfeststoffgehalt im Filtrationsbecken [g/l]	ts_filter	239.875	12,94	4,46	0	72,22	0 – 72,22
Temperatur im Ablauf [°C]	temp_ablau f	239.875	20,69	3,04	11,4 2	32,85	11,42 – 32,85
pH-Wert im Filtrationsbecken [--]	ph_filter	239.875	7,39	0,35	4,22	10,39	4,22 – 10,39
Druckdifferenz Filtratleitung 1 [mbar]	p_filt1_diff	239.875	24,04	24,46	- 19,6 4	723,1 6	1 – 723,16
Membranpermeabilität Filter 1 [l/(m <sup>2</sup> h bar)]	MP1	239.875	902,88	577,53	0	8585, 10	0 – 2500

Die zeitliche Auflösung der betrachteten Datensätze mit minütigen Einträgen wurde auf wöchentliche Mittelwerte reduziert. Obwohl die wöchentliche Mittelung den Datensatz verkleinert und damit zu Informationsverlusten führt, war dieser Schritt aus zwei Gründen

notwendig. Erstens wurden die häufigen Schwankungen entfernt, so dass nur der wöchentlich gemittelte Signaltrend übrigblieb, der für die Anpassung von Modellen besser geeignet ist. Somit wurde sichergestellt, dass das zu entwickelnde datengetriebene Modell mit der für die Vorhersage relevanten Auflösung trainiert wurde und nicht von irrelevanten kurzfristigen Wertschwankungen beeinflusst wurde. Zweitens ermöglicht die wöchentliche Auflösung eine einstufige Vorhersage für eine Woche in die Zukunft, sodass das Modell im Vergleich zu einer mehrstufigen Vorhersage mit einer kleinteiligeren zeitlichen Auflösung genauere Vorhersagen machen kann. Aus prozesstechnischer Sichtweise wurde eine wöchentliche Mittelung als sinnvoll erachtet, da Membranfouling erfahrungsgemäß ein langwieriger Prozess ist, in dem sich über mehrere Wochen hinweg ein Trend sinkender Membranpermeabilität einstellt.

### **Zusammenhänge und Wechselwirkungen zwischen Parametern**

Es wurde die Beziehung zwischen der vorerst festgelegten Zielvariablen (TMP) und anderen Variablen mit Hilfe des Pearson-Korrelationskoeffizienten bewertet. Dieser bestimmt die Korrelation zwischen zwei Variablen und liefert einen Wert zwischen -1 und 1 für eine maximale negative oder positive Korrelation. Ist der Pearson-Korrelationskoeffizient gleich 0, besteht keine Korrelation zwischen den beiden numerischen Variablen.

Für den PWC-Datensatz beschreibt die große negative Pearson-Korrelation von -0,99 zwischen TMP\_mbar und FiltP\_mbar in Abbildung 13a genau die inverse Beziehung zwischen TMP und Filtratdruck. Obwohl der MBR-Druck durch den in das Membranbecken eintretenden Durchfluss beeinflusst wird, ist diese Beziehung in den Daten zwischen TMP\_mbar und Flow\_l\_h nur mäßig vertreten (0,52). Dies ist darauf begründet, dass sich der Durchfluss aufgrund unvorhersehbarer externer Faktoren ändern kann, z. B. durch manuelle Änderungen oder einen plötzlichen Anstieg des Zuflusses zum MBR. Neben den bereits erwähnten Beziehungen besteht zwischen TMP\_mbar und der Temperatur T\_C, sowie Tage nach der Reinigung (eng: days after cleaning, (dac)) eine vernachlässigbar geringe Korrelation.

Um die Abhängigkeit des TMP von im Durchfluss enthaltenen externen Ereignissen zu beseitigen, wurde die Zielvariable mithilfe Gleichung 4 auf die Membranpermeabilität (MP) umgestellt,

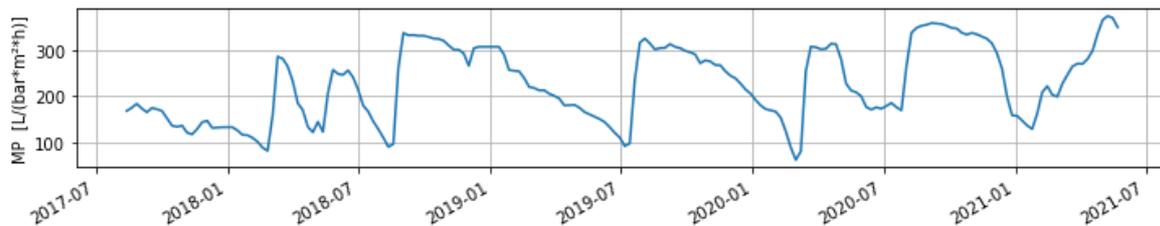
$$MP = \frac{1000 * Q}{A * TMP} \quad \text{Gleichung 4}$$

die die MP in Bezug auf den Durchfluss ( $Q$ ), die Membranfläche ( $A$ ) und den TMP definiert. Durch die Berücksichtigung der drei Variablen ist der MP eine repräsentativere Zielgröße für die Bewertung des MBR-Zustands. Eine Risikoeinschätzung auf Basis von Erfahrungswerten durch MS- und KWB-Ingenieure, die an der Stahnsdorfer MBR-Anlage arbeiteten, veranlasste die Einführung von zwei Schwellenwerten der MP: den Beobachtungsstatus bei Werten unter 200 L/m<sup>2</sup> h bar und den kritischen Status bei Werten unter 100 L/m<sup>2</sup> h bar.

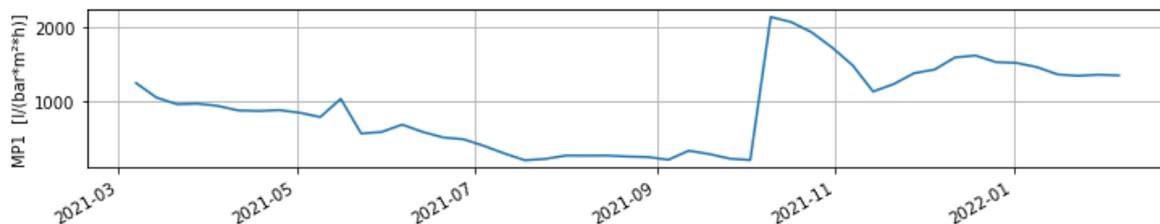
Die MP-Zeitreihe ist in Abbildung 13a für den PWC-Datensatz und in Abbildung 13b für den Stahnsdorf-Datensatz dargestellt. Zeitreihen sind Daten, die regelmäßig über einen bestimmten Zeitraum mit gleichem Abstand zwischen zwei jeweiligen Datenpunkten erhoben werden (Chimmula and Zhang, 2020). Aus dem Vergleich der Zeitreihen geht hervor, dass die

MP des MBR Stahnsdorf eine größere Bandbreite aufweist als die des PWC MBR. Außerdem verzeichnet der PWC-Datensatz die zahlreichen chemischen Reinigungen während der vier Betriebsjahre, während der Stahnsdorf-Datensatz nur eine größere chemische Reinigung im Oktober 2021 aufzeigt.

a) Zeitreihe der Membranpermeabilität des PWC-Datensatzes



b) Zeitreihe der Membranpermeabilität des Stahnsdorf-Datensatzes



**Abbildung 13: Wöchentlich gemittelte Membranpermeabilität für die Datensätze von: a) PWC und b) Stahnsdorf, angepasst aus (Guericke, 2021).**

In Abbildung 14a befindet sich neben den bereits beschriebenen Variablen auch die berechnete MP mit ihrer Korrelation zu den jeweils übrigen Variablen. Aufgrund der in obiger Gleichung gezeigten Abhängigkeit der MP von dem TMP (TMP\_mbar), ergibt sich in Abbildung 14a eine entsprechend starke negative Korrelation von  $-0,87$  und somit eine hohe positive Korrelation von  $0,85$  zwischen der MP und dem Filtrationsdruck (FiltP\_mbar). Trotz des nach obiger Gleichung bestehenden Zusammenhangs zwischen dem Durchfluss (Flow\_l\_h) und der MP besteht zwischen diesen beiden Variablen nur eine betragsmäßig sehr geringe negative Korrelation von  $-0,28$ . Dies ist in der Tatsache begründet, dass der Durchfluss durch die Membran über die gesamte Zeitreihe hinweg größtenteils konstant blieb.

Für den Stahnsdorf-Datensatz zeigt Abbildung 14b die Pearson-Korrelationsmatrix ausgewählter Variablen. Die 77 verschiedenen Variablen des Stahnsdorf-Datensatzes wurden auf Basis prozessorientierter Expertise von Seiten MS und KWB auf die neun relevantesten Variablen reduziert. Abbildung 14b zeigt eine hohe positive Korrelation zwischen dem Filtratdruck ( $p_{\text{filt}}$ ) und der Membranpermeabilität der Membran 1 (MP1) ( $0,84$ ), sowie eine hohe negative Korrelation zwischen dem Transmembrandruck der Membran 1 ( $p_{\text{filt1\_diff}}$ ) und MP1 ( $-0,82$ ). Wie im Falle des PWC-Datensatzes besteht auch hier der Grund für die hohe Korrelation in der Berechnungsmethode der MP (siehe Gleichung 4). Letztere begründet sich auf der Berechnung von MP1 durch den Transmembrandruck. Die eher mäßig positiven oder negativen Korrelationen zwischen MP1 und anderen Variablen (z.B.  $q_{\text{sg1\_gesamt}}$  ( $0,33$ ),

Ido\_filter (-0,68) und temp\_ablauf (-0,73)) sind aufgrund der kurzen Zeitspanne aufgezeichnete Daten möglicherweise nicht repräsentativ.

a) Pearson Korrelationsmatrix für Variablen des PWC-Datensatzes      b) Pearson Korrelationsmatrix für Variablen des Stahnsdorf-Datensatzes

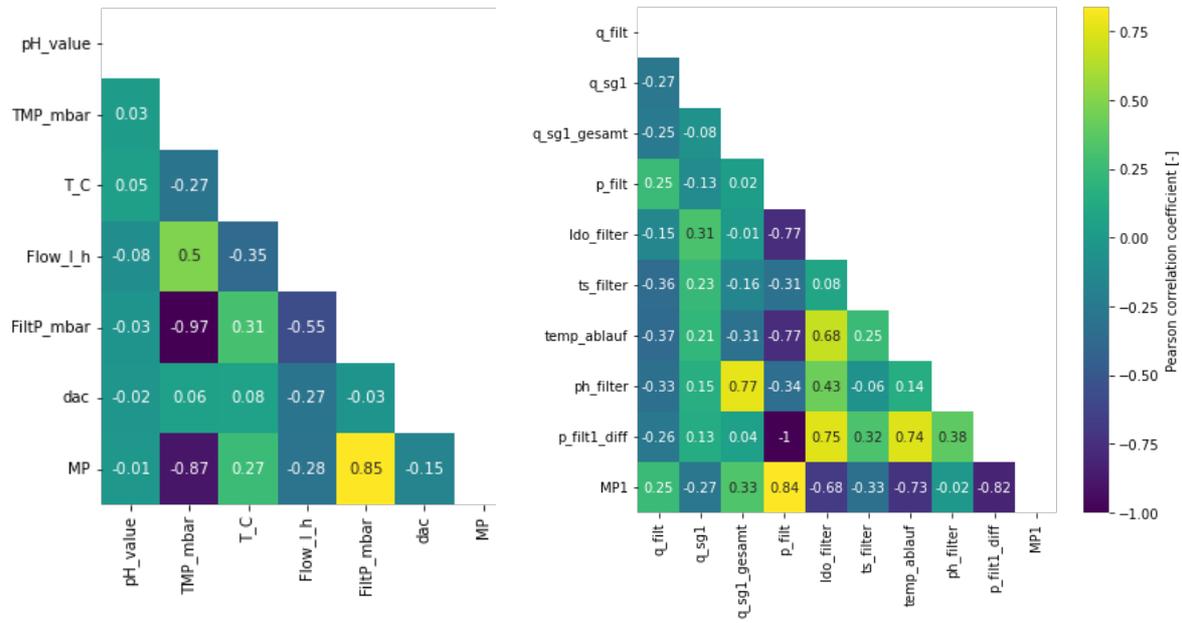


Abbildung 14: Pearson-Korrelationsmatrizen für die Datensätze von; a) PWC und b) Stahnsdorf, übernommen aus (Guericke, 2021).

### 2.1.5.2. Methodik zur Vorhersage von Membranfouling

Zahlreiche Modelle, die entweder auf statistischen Methoden oder auf maschinellem Lernen basieren, kamen innerhalb der letzten Jahre verstärkt zur Prognose von Membranfouling zum Einsatz. Nachstehend folgt eine kurze Zusammenfassung einiger ausgewählter Modelle und ihr Vergleich, um das am besten geeignete Modell für die Vorhersage der MP zu ermitteln. Eine umfassendere Literaturübersicht zu diesem Thema ist in der Arbeit von (Hamedi et al., 2021) zu finden.

#### Vorhersagemodelle

Zahlreiche Modelltypen wurden für die Vorhersage verschiedener Membraneigenschaften und Wasserqualitätsparameter (Curcio and Iorio, 2013, Schmitt et al., 2018, Hamedi et al., 2019, Alkimi et al., 2020, Schmitt and Do, 2017) verwendet. Drei bestimmte Modelltypen wurden jedoch genauer untersucht: der Random Forest Regressor (RF), Long Short-Term Memory Neuronale Netzwerke (LSTM) und das Modell Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Jedes dieser Modelle wurde bereits in früheren Arbeiten für die Vorhersage von Variablen verwendet: RF (Li et al., 2020), LSTM (Siame-Namini et al., 2018) und ARIMA (Siame-Namini et al., 2018, Ruby-Figueroa et al., 2017). Weitere Informationen zu den maschinellen Lernmodellen (RF und LSTM) sind in diesen Arbeiten sowie in der Seminararbeit von Lukas Guericke (Guericke, 2021) zu finden.

Das RF-Modell besteht aus einem Ensemble von Entscheidungsbäumen, die die Trainingsdaten weiter in Teilmengen unterteilen und auf diese Weise die Entscheidungsregeln lernen (Myles et al., 2004). Der RF-Regressor arbeitet dann als Meta-Klassifikator, indem er den durchschnittlichen Ausgabewert verwendet, um die Vorhersagegenauigkeit zu verbessern (Cunningham et al., 2008).

LSTM-Netze sind rekurrente neuronale Netze, die sich an nichtlineare Funktionen höherer Ordnung anpassen können. Die grobe Struktur eines LSTM-Netzwerks ergibt sich aus miteinander verbundenen Zellen oder Blöcken. Jeder Block ist in der Lage, sich bestimmte Eingangszustände über lange Zeiträume hinweg zu merken. Weitere Informationen über die Architektur eines LSTM-Modells finden sich an anderer Stelle (Chimmula and Zhang, 2020).

ARIMA ist ein zusammengesetztes Modell, bestehend aus drei Komponenten: dem Autoregressionsmodell, dem Integrationsteil und dem Modell des gleitenden Durchschnitts. Die Autoregression ist ein Regressionsmodell der Abhängigkeiten zwischen einer aktuellen und einer zeitlich verzögerten Beobachtung (Siami-Namini et al., 2018). Die Integration macht die Zeitreihe stationär, indem sie sie differenziert. Der gleitende Durchschnitt ist ein Regressionsmodell, das die Abhängigkeit zwischen den Beobachtungen und den Restfehlertermen schätzt.

### **Zeitreihen**

Eine Zeitreihe ist eine Verkettung regelmäßig gemessener Daten über eine Zeitspanne hinweg und somit als zeitabhängige Datenstruktur zu verstehen. Eine Analyse und Vorhersage von Zeitreihen erfordert eine Erkennung von Trends und sich wiederholenden Mustern innerhalb bestehender Zeitreihendaten, basierend auf drei entscheidenden Merkmalen: dem Trend, der Saisonalität und dem Fehler. Der Trend lässt sich an regelmäßig wiederkehrenden Mustern erkennen, die auf externe Faktoren zurückzuführen sind. Die Saisonalität steht für sich wiederholende Muster in saisonalen Intervallen. Ist eine Zeitreihe von zeitlichen Komponenten (z. B. Trend oder Saisonalität) unabhängig, gilt sie als stationär, während sie nicht-stationär ist, wenn sie von zeitlichen Komponenten abhängt. Die Prüfung auf Stationarität kann mit dem Augmented Dickey-Fuller (ADF)-Test, dem Philipp-Perron (PP)-Test und dem Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)-Test durchgeführt werden (Ibrahim et al., 2011).

### **Evaluationsmethoden**

Um festzustellen, welches der Modelle die beste MP-Vorhersage lieferte, wurden die Ergebnisse der MP-Vorhersage anhand der folgenden Standard-Fehlermessgrößen verglichen.

#### *Mittlerer absoluter Fehler (mean absolute error (MAE))*

Der mittlere absolute Fehler (MAE) ist ein absolutes Maß für die Bewertung, d. h. er ist im Vergleich zu den anderen Fehlermessgrößen weniger empfindlich gegenüber Ausreißern. Der MAE wird wie in Gleichung 5 dargestellt berechnet,

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i^{true} - y_i^{pred}|}{n} \quad \text{Gleichung 5}$$

wobei  $y_i^{true}$  der wahre Wert,  $y_i^{pred}$  der vorhergesagte Wert und  $n$  die Anzahl der Beobachtungen ist.

#### *Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (root mean square error (RMSE))*

Die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE) findet ebenfalls wie der MAE Anwendung in der Fehlermessung von Regressionsmodellen. Obwohl der RMSE empfindlicher auf Extremwerte reagiert als der MAE, gilt er als das statistisch genauere Maß. MAE und RMSE sind die am besten geeigneten Maße zur Quantifizierung der absoluten Modellleistung, da beide die mittlere Differenz in der Einheit der Zielvariablen  $y_i^{true} / y_i^{pred}$  zusammenfassen (Willmott, 1982). Da es sich bei dem MAE und dem RMSE um Maßzahlen für die Differenz zwischen Vorhersage und tatsächlichen Werten der Zielvariablen handelt, sind minimale Werte des MAE/RMSE nahe 0 erwünscht. Da die Gleichungen zur Berechnung von MAE und RMSE ähnlich sind, ist zu erwarten, dass ihre Werte korrelieren (Willmott, 1982). Für die Berechnung des RMSE wurde Gleichung 6 verwendet.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{true} - y_i^{pred})^2}{n}} \quad \text{Gleichung 6}$$

#### *Mittlerer absoluter prozentualer Fehler (mean absolute percentage error (MAPE))*

Der mittlere absolute prozentuale Fehler (MAPE) liefert einen relativen Fehler, sodass MAPE für Aufgaben verwendet werden sollte, die eher auf relative als auf absolute Schwankungen reagieren. MAPE kann jedoch nur für positive Daten verwendet werden und ist auf kleinere Prognosewerte ausgerichtet. Zur Berechnung des prozentualen Fehlers wurde Gleichung 7 verwendet (Chicco et al., 2021).

$$MAPE = \frac{100\%}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i^{true} - y_i^{pred}}{y_i^{true}} \right| \quad \text{Gleichung 7}$$

Zur Optimierung des ARIMA-Modells (Auto-ARIMA) wurden die folgenden Koeffizienten berechnet.

#### *Fehlermessgrößen zur Optimierung von Auto-ARIMA: AIC/HIC/BIC*

Das Akaike-Informationskriterium (AIC) quantifiziert die Komplexität eines Modells zusammen mit seiner Anpassungsgüte an die Daten. Das Hannon-Quinn-Informationskriterium (HIC/HQIC) und das Bayes'sche Informationskriterium (BIC) werden auf

ähnliche Weise berechnet, wobei das BIC den Komplexitätsgrad der Modelle in seiner Bewertung eher vernachlässigt (Kumar and Jain, 2009). Die Berechnung der drei Metriken wurden in Gleichung 8, Gleichung 9 und Gleichung 10 jeweils dargestellt, wobei  $L$  die Likelihood-Funktion,  $k$  die Anzahl der Modellparameter, und  $n$  die Anzahl der Beobachtungen repräsentiert (Kumar and Jain, 2009).

$$AIC: c_n(k) = 2 * \frac{k}{n} - 2 * \frac{\ln(L)}{n} \quad \text{Gleichung 8}$$

$$HIC: c_n(k) = 2k * \frac{\ln(\ln(n))}{n} - 2 * \frac{\ln(L)}{n} \quad \text{Gleichung 9}$$

$$BIC: c_n(k) = k * \frac{\ln(n)}{n} - 2 * \frac{\ln(L)}{n} \quad \text{Gleichung 10}$$

### 2.1.5.3. Entwicklung eines Foulingvorhersagemodells

Die in Abschnitt 2.1.5.2 geschilderten Foulingvorhersagemodelle aus der Literatur, wurden zum Modellvergleich auf die in Abschnitt 2.1.5.1 vorgestellten Daten angewandt. Die jeweiligen Modellparameter wurden auf Basis einer vorangegangenen Parameteranalyse mit Parameteroptimierung ausgewählt.

#### Auswahl der Modellparameter

##### *Abstimmung der RFR- und LSTM-Modelle*

Die Anzahl der RFR-Bäume wurde auf 1000 festgelegt und der mittlere quadratische Fehler (mean squared error (MSE)) wurde als Standard-Teilungskriterium verwendet. Das LSTM-Netz wurde als sequentielles neuronales Netz mit einer LSTM- und einer dichten neuronalen Schicht initiiert. Die LSTM-Schicht setzte sich aus 100 Knoten zusammen, in denen die Aktivierungsfunktion (rectified linear unit (ReLU)) zur internen Berechnung eingestellt wurde. Zur Kompilierung des neuronalen Netzes wurde der Optimierungsalgorithmus (adaptive moment estimation (adam)) verwendet und der MSE als Kriterium für die loss function.

##### *Abstimmung des ARIMA-Modells*

Ein ARIMA-Modell setzt sich aus einem Autoregressionsmodell (AR-Modell), einem Moving-Average-Modell (MA-Modell) und einem Differenzierungsparameter zusammen. Das AR-Modell beschreibt die Beziehung zwischen einem aktuell betrachteten und vergangenen Zeitreihenwerten, die ein oder mehrere Zeitschritte vom aktuellen Wert zurückliegen. Im MA-Modell werden dagegen die Restterme der Abhängigkeit eines aktuell betrachteten Wertes von seinen vergangenen Zeitreihenwerten repräsentiert. Die dritte Komponente des ARIMA-Modells ist ein Parameter, der den Grad der Differenzierung angibt und es erlaubt, eine instationäre Zeitreihe stationär zu machen. Das zusammengesetzte ARIMA-Modell verfügt über die drei internen Parameter  $p$ ,  $d$  und  $q$ , über welche Modellanpassungen vorgenommen werden können. Die Angabe der drei Parameter wird im Allgemeinen in der folgenden Form und Reihenfolge dargestellt: ARIMA( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ). Dabei repräsentiert der Parameter  $p$  die Anzahl

an zurückliegenden Zeitschritten des AR-Modells, der Parameter  $d$  den Grad der Differenzierung und der Parameter  $q$  die Anzahl an Resttermen des MA-Modells (Siami-Namini et al., 2018).

Bei der Ermittlung der drei gesuchten Modellparameter, sollte mit der Testung auf Stationarität und der Ermittlung des Parameters  $d$  begonnen werden. Auf Basis des Tests auf Stationarität der Datensätze mithilfe der oben beschriebenen Methoden ergaben sich die in Tabelle 14 beschriebenen Differenzierungsordnungen. Der aus den Tests berechnete Wert beschreibt die Ordnung der Differenz (der  $d$ -Wert) und kann durch Subtraktion von  $MP_{t-1}$  von  $MP_t$  für alle Zeitwerte  $t$  ermittelt werden. Tabelle 14 zeigt, dass die Differenzierungsordnung für den PWC-Datensatz 0 oder 1 und für den Stahnsdorf-Datensatz 1 oder 2 sein kann.

**Tabelle 14: Ergebnisse der statistischen Tests auf Stationarität (Ordnung der Differenz (d-Wert)) für das ARIMA-Modell.**

Datensatz	Augmented Dickey-Fuller test (ADF)	Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test (KPSS)	Philipp Person test (PP)
PWC	0	1	0
Stahnsdorf	2	1	1

Anhand der ADF-, PP- und/oder KPSS-Tests lässt sich der Grad der Differenzierung bestimmen, der erforderlich ist, um die Zeitreihe stationär zu machen, welcher im ARIMA-Modell als Parameter  $d$  bezeichnet wird (Siami-Namini et al., 2018). Darauf folgt die Bestimmung der beiden Parameter  $p$  und  $q$ , die jeweils die AR- und MA-Teilmodelle definieren. Diese beiden Parameterwerte können innerhalb einer Auto-ARIMA-Funktion des Pythonpakets `pmdarima` automatisch durch iteratives Modelltraining mit anschließender Genauigkeitsprüfung bestimmt werden. Zur Genauigkeitsprüfung der Modelle dienen die beschriebenen Fehlermessgrößen AIC, BIC und HIC/HWIC als Kriterien zur Auswahl des Modells mit optimaler Parametereinstellung. Zur automatischen Bestimmung des Parameters  $d$  lässt sich einer der in Tabelle 14 gezeigten Tests in Auto-ARIMA integrieren.

Nach Anwendung der Auto-ARIMA-Funktion für eine erstmalige Abstimmung der Hyperparameter war ARIMA(0,1,0) das Modell mit dem niedrigsten AIC-Wert (610) bei Verwendung des KPSS-Tests. Ein ausführlicher Vergleich weiterer ARIMA-Modelleinstellungen folgt in Abschnitt 2.1.5.4 und ist in der Seminararbeit von Lukas Guericke zu finden (Guericke, 2021).

#### *Aufteilung der Datensätze für Training und Validierung*

Die Daten wurden nach dem iterativen Rolling-Window-Ansatz in Trainings- und Testdatensätze aufgeteilt, d. h. die Modelle wurden chronologisch auf Grundlage der Zeitreihen trainiert und getestet. Das Modell wurde zunächst mit den ersten 30 % der Zeitreihendaten trainiert und musste dann den nächsten Zeitschritt (eine Woche im Voraus) vorhersagen. Anschließend wurde der reale Wert des nächsten Zeitschrittes zur Bewertung des prognostizierten Wertes herangezogen und der Trainingsmenge für das nächste Fenster hinzugefügt. Dieser Prozess wurde mit einstufigen Wochenprognosen innerhalb des Rolling-Window-Ansatzes wiederholt, bis das Ende des Datensatzes erreicht war. Aufgrund der einstufigen wöchentlichen Prognosen blieb die Testmenge konstant bei einem Zeitschritt, während die Trainingsmenge mit jedem Zeitschritt wuchs. Dieser Ansatz eignet sich gut für

eine Robustheitsanalyse, da jedes Modell mit unterschiedlichen Datenmengen trainiert und für jede neue Woche erneut getestet wird. Darüber hinaus simuliert er den Echtzeit-Anwendungsprozess der wöchentlichen Vorhersage auf der Grundlage eines auf historischen Daten trainierten Modells.

### Vergleich der angewandten Modelle

Die getesteten Modelle wurden in zwei Kategorien unterteilt: multivariate einstufige Modelle, bei denen alle verfügbaren Variablen zur Vorhersage der MP im nächsten Zeitschritt verwendet wurden, oder univariate sequenzielle Modelle, bei denen vier Wochen historischer MP-Daten zur Vorhersage der MP in einer Woche in der Zukunft verwendet wurden, ohne Berücksichtigung der übrigen Variablen. Die Modelle wurden zunächst auf den PWC-Datensatz angewandt und dann am Stahnsdorf-Datensatz erneut trainiert und getestet.

Tabelle 15 zeigt, dass der RMSE und MAPE für den PWC-Datensatz aufgrund der größeren Datenmenge (ca. vier Jahre) viel niedriger sind. Der niedrigste MAPE und RMSE für MP < 200 wurde in beiden Datensätzen mit dem ARIMA-Modell erzielt. Die nachvollziehbare Funktionsweise des statistischen ARIMA-Modells ist gegenüber den anderen komplexeren Modellen von Vorteil, da es nur die historischen Daten der Zielvariablen und keine zusätzlichen Parameter mit möglichem Fehlerpotential benötigt (Ruby-Figueroa et al., 2017).

**Tabelle 15: Vergleich der auf beide Datensätze angewandten Modelle. Die Einheiten für die Maße sind  $l * (\text{bar} * \text{m}^2 * \text{h})^{-1}$  für RMSE und Prozent für MAPE. Die Fehler Metriken basieren auf einem einstufigen Test im Rolling-Window-Ansatz.**

Modell	PWC		Stahnsdorf	
	Total RMSE Total MAPE	RMSE (MP < 200) MAPE (MP < 200)	Total RMSE Total MAPE	RMSE (MP < 200) MAPE (MP < 200)
Multivariate RFR	23,47	23,42	405,34	122,01
	7,60	12,26	24,42	63,45
Multivariate LSTM	26,83	23,33	381,47	73,27
	8,08	10,36	29,12	31,78
Univariate RFR	22,6	24,31	503,92	97,08
	7,06	11,94	20,60	42,71
Univariate LSTM	48,86	18,87	927,45	90,86
	9,35	10,27	39,32	44,88
ARIMA	23,58	<b>15,15</b>	387,84	<b>25,95</b>
	6,53	<b>9,0</b>	15,73	<b>9,96</b>

Die Vorhersageleistung aller Modelle für den Stahnsdorf-Datensatz ist in Abbildung 15 dargestellt. Sowohl das multivariate RFR- als auch das LSTM-Modell waren nicht in der Lage, die erste Minimalspitze zu simulieren, die durch die wahren historischen Werte (schwarz gestrichelte Linie) Ende Juli 2021 angezeigt wird. Die univariaten RFR- und LSTM-Modelle sowie das ARIMA-Modell konnten den minimalen Peak mit dem Rolling-Window-Ansatz genauer prognostizieren. Die ARIMA-Vorhersage schnitt hier jedoch am genauesten ab, da sie den kritischen minimalen Spitzenwert der wahren historischen Werte ziemlich genau erreichte. Da die Vorhersage für die unteren MP-Bereiche präziser und empfindlicher sein

muss, ist der stärkere nach Unten gerichtete Drift des ARIMA-Modells von Vorteil. Allerdings konvergieren nahezu alle Modellprognosen im Laufe der Zeit, da der Rolling-Window-Ansatz nach und nach immer mehr Trainingsdaten berücksichtigt, um die Modellleistung beim erneuten Trainingsprozess zu verbessern. Der qualitative Vergleich der fünf Modelle in Abbildung 15 zeigt, dass das ARIMA-Modell den Trend der realen Daten am genauesten vorhersagt. Dies unterstreichen die herausragenden Ergebnisse des ARIMA-Modells im quantitativen Vergleich in

Tabelle 15.

Der Vergleich der Modellgraphen in Abbildung 15 weist an markanten Stellen Verzögerungen von mindestens einer Woche zwischen dem gemessenen und den durch die verschiedenen Modelle vorhergesagten MP-Werten auf. Dies zeigt, dass die Vorhersagemodelle eine starke Trägheit aufweisen, und nur begrenzt in der Lage sind, dynamische Gradientenänderungen zu prognostizieren. Dies gilt insbesondere für plötzliche Trendänderungen, die auf manuelle Eingriffe in das System, wie z.B. chemische Reinigungen zurückzuführen sind. Ein drastisches Beispiel ist am 04.10.2021 zu sehen, als die Membranen 1 und 2 ausgewechselt wurden und die Messwerte nach Wartung einen sprunghaftigen Anstieg um fast  $2.000 \text{ l}/(\text{bar}\cdot\text{m}^2\cdot\text{h})$  erfuhren. Die Vorhersagemodelle hatten vorab allerdings keine Information über diesen Wartungsprozess erhalten, sodass diese erst mit einer Woche Verspätung auf die stark veränderten Messwerte reagierten. Es ist in Abbildung 15 ersichtlich, dass jedes der fünf getesteten Modelle mit unterschiedlicher Sensitivität auf die Gradientenänderung reagiert. Während das univariate LSTM-Modell auffällig stark ausschlägt, verzeichnet der univariate Random Forest Regressor eine träge, verzögerte Reaktion auf die geänderte Messwertkurve. Die Auswirkungen von manuellen Eingriffen vorherzusagen ist zwar keine Stärke dieser Modelle, allerdings ist dies auch nicht der Anspruch an die Vorhersage. Das Ziel der Vorhersagemodelle ist, sinkende Permeabilitätswerte der Membranen zu erkennen, insbesondere in den unteren kritischen Wertebereichen. Da das Absinken der Membranpermeabilität bei unbeeinflussten Permeabilitätsverläufen (ohne manuelle Eingriffe) ein träger Prozess ist und nur mit dezenten Gradientenänderungen einhergeht, sind auf diesen Verläufen bessere Modellergebnisse zu erwarten als in den beschriebenen Aufwärtstrends durch manuelle Eingriffe. Dies zeigt sich in Abbildung 15 dadurch, dass die Modellvorhersagen an durch manuelle Eingriffe unbeeinflussten Stellen eine deutlich bessere Leistung aufweisen.

Eine insgesamt gute Angleichung an die Messwerte bietet das ARIMA-Modell, das auch bereits in

Tabelle 15 im quantitativen Vergleich am besten abgeschnitten hat. Die bereits erwähnte Verzögerung in der Vorhersage von einer Woche beschränkt sich hauptsächlich auf die vom Modell unvorhersehbaren Auswirkungen manueller Eingriffe. An unbeeinflussten Stellen strebt das ARIMA-Modell eine Angleichung an die Messwertkurve an, wie im September 2021, sowie am Ende des Messzeitraumes in Abbildung 15 ersichtlich.

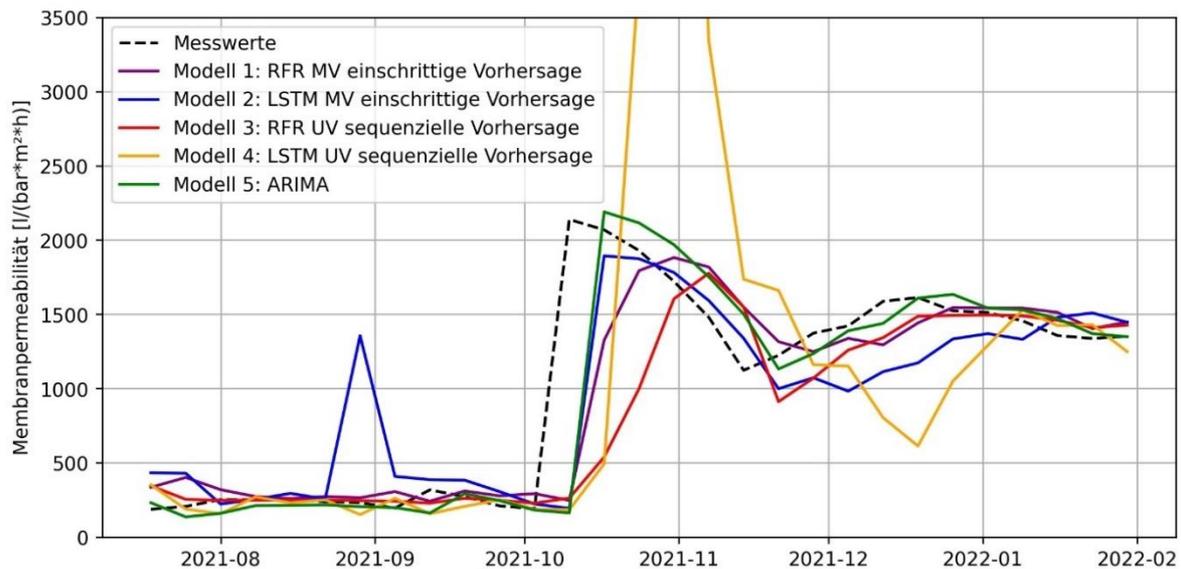
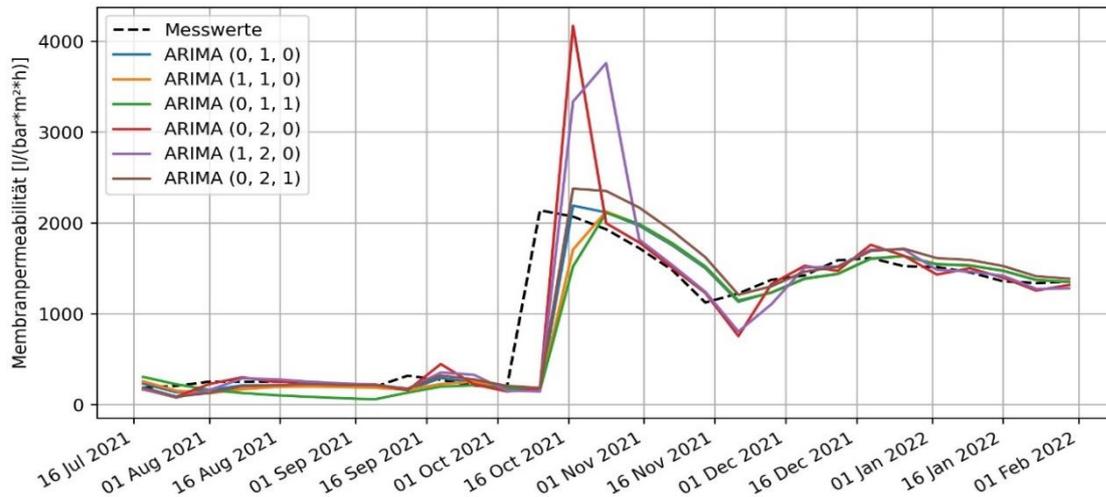


Abbildung 15: Vergleich der Modellprognosen für die MP im MBR Stahnsdorf mit MV: multivariat, UV: univariat

### Feinabstimmung des gewählten Modells

Es hat sich im vergangenen Abschnitt gezeigt, dass das ARIMA-Modell den anderen trainierten und getesteten Modellen gegenüber mehrere Vorteile aufwies. Aus diesem Grund wurde sich innerhalb dieses Projekts für die Verwendung des ARIMA-Modells entschieden. Für das weitere Vorgehen wurde eine Validierung der Feinabstimmung des ARIMA-Modells vorgenommen, um die optimale Parametereinstellung zu erhalten. Abbildung 16a zeigt den Verlauf des ARIMA-Modells in sechs Parametereinstellungen für  $p$ ,  $d$  und  $q$ . Die Auswahl dieser Parametereinstellungen basiert auf der Festlegung des Differenzierungsparameters  $d$  als 1 oder 2 und Verwendung eines AR- oder MA-Modells oder keinem. Dabei wurde die automatisierte Parameteroptimierungsfunktion Auto-ARIMA angewendet, die den Parameter  $d$  anhand des ADF- oder KPSS-Tests (wie in Abschnitt 2.1.5.3 beschrieben) ermittelt und dann stufenartig die beiden übrigen Parameter variiert und bei Konvergenz den jeweiligen AIC zum Vergleich berechnet. Unter Verwendung des ADF-Tests ergaben sich somit Konvergenzen mit AIC-Werten unter 626 für ARIMA(0,2,0), ARIMA(1,2,0) und ARIMA(0,2,1). Der Einbezug des KPSS-Tests resultierte dagegen in den optimierten Modelleinstellungen ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,0) und ARIMA(0,1,1) mit AIC-Werten unter 612. Das von Auto-ARIMA insgesamt am besten bewertete Modell ist das ARIMA(0,1,0) mit einem minimalen AIC von 610. Abbildung 16b stellt den kumulativen MAE der sechs ARIMA-Modelle gegenüber der Messwertkurve über den zeitlichen Verlauf dar. Der Vergleich zeigt bis zum Stand von Ende Januar 2022 generell geringere gesamte MAE für die einfach differenzierten ( $d = 1$ ) ARIMA-Modelle, als für die zweifach differenzierten ( $d = 2$ ). Das Modell ARIMA(0,1,0) erwies sich auch hier als das genaueste mit dem geringsten gesamten MAE aller kumulativen Kurven. Da diese interne Parametereinstellung von dem Verlauf in jedem Zeitschritt abhängt, kann diese sich mit der Zeit und hinzukommenden Daten ändern. Somit ist eine Parameterkontrolle und -optimierung in jedem Zeitschritt unter Verwendung von Auto-ARIMA unumgänglich.

a) Verlauf der unterschiedlichen ARIMA-Modelle im Vergleich



b) Kumulativer mittlerer absoluter Fehler (MAE) über den Verlauf der unterschiedlichen ARIMA-Modelle

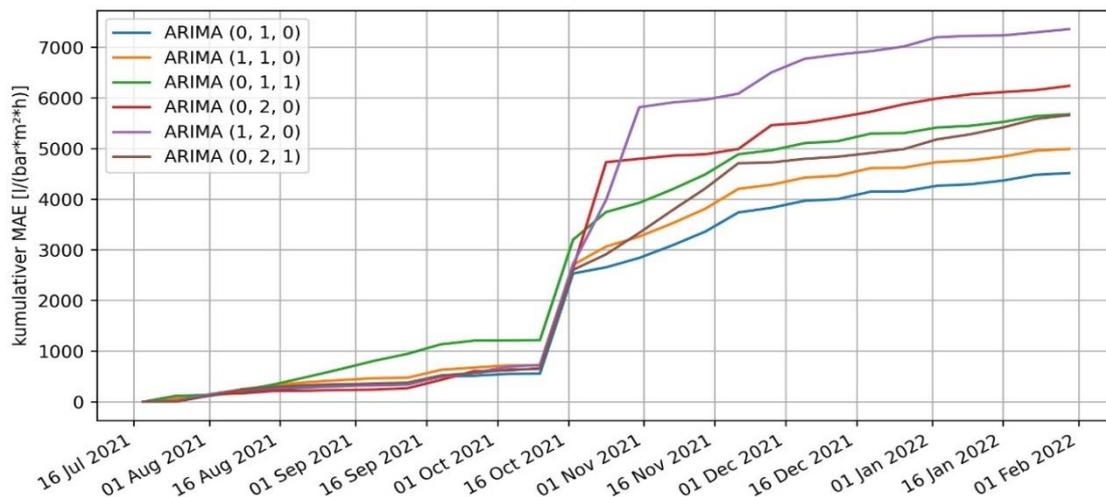


Abbildung 16: Vergleich der Modelle ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,2,0), ARIMA(1,2,0) und ARIMA(0,2,1) für die Parameter (p,d,q) des ARIMA-Modells

Um die Vorhersage für den Endnutzer einfach zu entschlüsseln, wurde ein Ampelsystem für den Status der Vorhersage entwickelt, bei dem ein MP-Wert > 200 als unbedenklich eingestuft wurde und keine Maßnahmen erfordert (grün), während  $100 < MP < 200$  die Bereitschaft des Betreibers erfordert (gelb) und ein  $MP < 100$  die Reaktion des Betreibers erfordert (rot). Dieses Ampelsystem wurde in den wöchentlich prognostizierten Werten in Abbildung 17 dargestellt. Der bereits beschriebene relativ hohe MP-Wert, der im Oktober 2021 gemessen und etwas verzögert vorhergesagt wurde, ist auf einen manuellen Austausch der Membran zurückzuführen, welches das Modell dazu veranlasste, einen hohen MP-Wert auf der

Grundlage des Messwertes, der in der Abbildung als aktuelle Woche dargestellt ist, vorherzusagen.

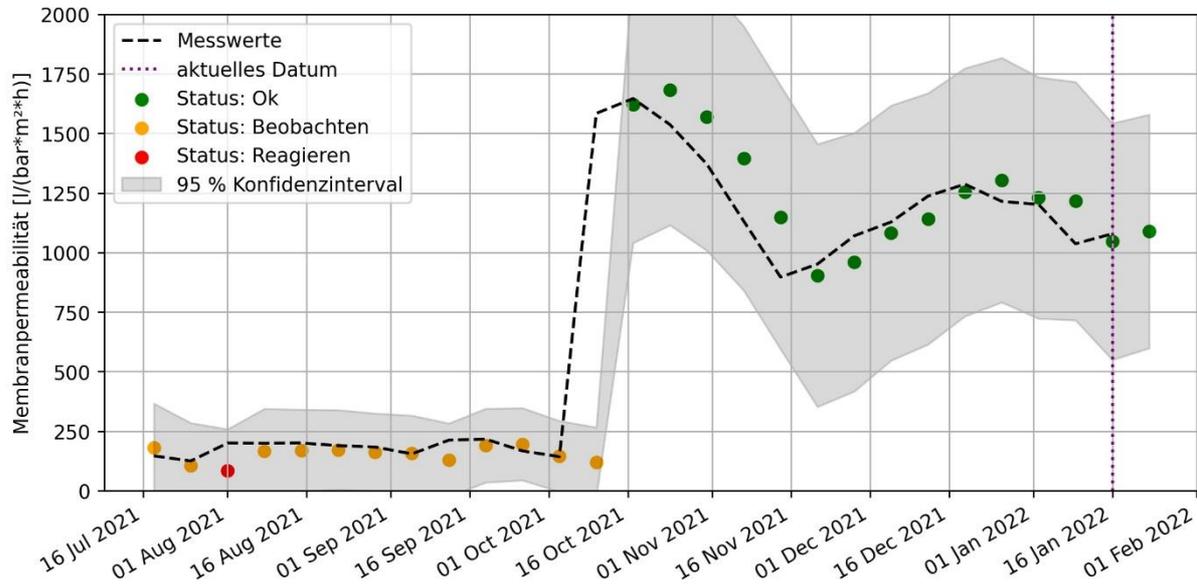


Abbildung 17: Vorhersageleistung für den Stahnsdorf-Datensatz unter Verwendung des ARIMA (0,1,0)-Modells mit Rolling-Window-Ansatz mit und Echtzeitsimulation für die wöchentliche Vorhersage im Vergleich zu den gemessenen (wahren) Werte. Die graue Schattierung stellt das 95%-Konfidenzintervall dar.

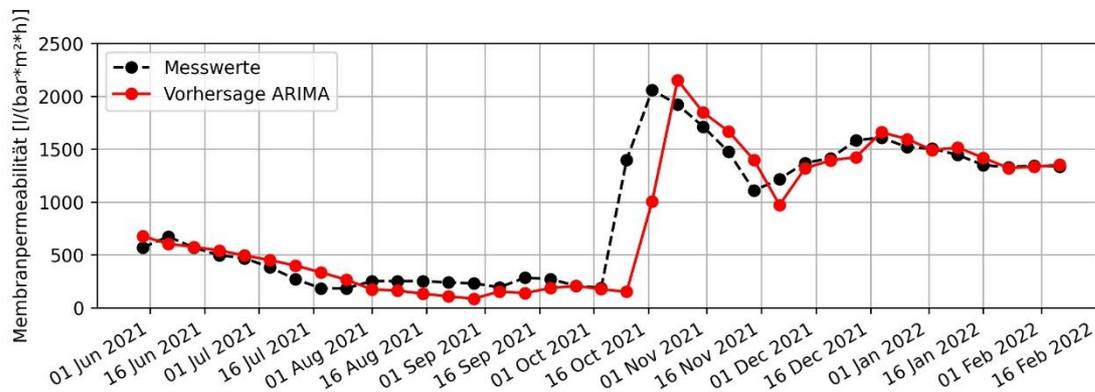
#### 2.1.5.4. Modellvalidierung anhand realer Daten aus dem Pilotanlagenbetrieb

Im Gegensatz zu den bisher in der Literatur präferierten Deep-Learning-Techniken wurde in diesem Projekt die beste MP-Prognose mit dem statistischen ARIMA-Modell erzielt. ARIMA hat eine hohe Transparenz und lässt sich leicht anpassen, was ein großer Vorteil gegenüber Deep-Learning-Ansätzen ist, die dafür bekannt sind, dass sie als Black-Box-Modelle eine hohe Komplexität aufweisen. ARIMA ist darüber hinaus robuster für Echtzeit-Prognosen, da es lediglich von den Variablen zur Berechnung der Zielvariablen und nicht von zusätzlichen Eingangsdaten abhängig ist. Das univariate ARIMA-Modell hängt somit nur von dem TMP, dem Membrandurchfluss und der Membranfläche ab.

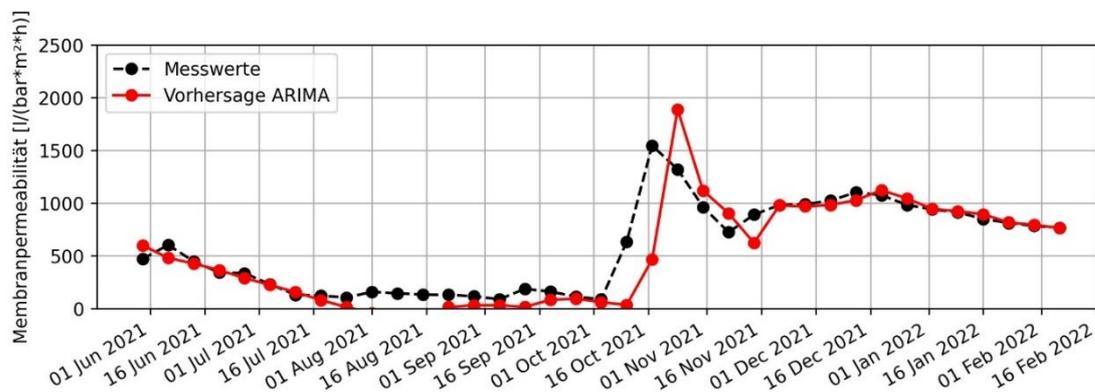
Um die Leistung des Modells zu verbessern, ist ein erneutes Training des Modells mit wachsendem Datensatz unerlässlich. Ebenso wichtig ist die Aktualisierung der internen Modellparameter, da das Modell flexibel und anpassungsfähig für alle in den Daten auftretenden Mustern sein muss. Auto-ARIMA als eine automatische Optimierung der internen Modellparameter, hat sich als eine geeignete Methode für wiederholte Trainingszyklen erwiesen.

Nach der Optimierung des Modells und der Automatisierung des Arbeitsablaufs zur Durchschnittsbildung der wöchentlichen Werte und der Vorhersage der MP für eine Woche in die Zukunft wurden die Vorhersageergebnisse in das von MS entwickelte Dashboard zur Anzeige der Betriebsparameter des Stahnsdorfer Systems integriert (Abbildung 18).

## a) Kurvenvergleich Modellvorhersagewerte mit Messwerten von Membran 1



## b) Kurvenvergleich Modellvorhersagewerte mit Messwerten von Membran 2



**Abbildung 18:** Kurvenvergleich der Vorhersagemodellergebnisse mit den Messwerten für Membran 1 und 2 des MBR Stahnsdorf

Für künftige Arbeiten zu diesem Thema wäre es ratsam, geplante chemische Reinigungen als exogene Variable einzubeziehen, um dem Vorhersagemodell eine frühzeitige Anpassung an solch drastische Gradientenänderungen zu ermöglichen. Für eine solche Implementierung kann auf das erweiterte ARIMA-Modell ARIMAX zurückgegriffen werden, welche exogene Variablen zur Vorhersage berücksichtigt. Alternativ können chemische Reinigungsereignisse, sofern in ausreichender Anzahl in historischen Daten vorhanden innerhalb erneuter Trainingszyklen ebenfalls zu einer verbesserten Modellgenauigkeit führen, wie der Vergleich der Modellleistungen für den PWC-Datensatz (mit hoher Datenverfügbarkeit und erhöhten Modellgenauigkeiten) mit dem Stahnsdorf-Datensatz (mit geringerer Datenverfügbarkeit und geringeren Modellgenauigkeiten) zeigte.

Um das Modell auf andere Anwendungen (z. B. auf Schiffen) zu übertragen, müssen Daten über den Membrandurchfluss und den TMP sowie Informationen über die Membranfläche für mindestens 6 Monate vorliegen. Eine hohe Frequenz der Daten (d.h. jede Minute) ist nicht erforderlich, da die Werte zu Wochendaten gemittelt werden. Häufigere Messungen können jedoch einzelne Fehler oder Extremwerte reduzieren. Das Modell müsste dann auf Basis der

historischen Daten des neuen Systems trainiert und die internen Modellparameter von ARIMA angepasst werden. Bei Systemen mit ähnlichem physikalischen Prozessverhalten und sich wiederholenden Mustern ist eine ähnliche Vorhersageleistung wie in diesem Projekt zu erwarten. Die Anwendung des ARIMA-Modells auf einen MBR mit Daten von weniger als 6 Monaten wird nicht empfohlen, und die Modellprognosen sollten mit Vorsicht bewertet werden. Im Allgemeinen wird sich die Leistung des Modells mit der Zeit verbessern, da die Vorhersage stark von der Datenmenge und -qualität abhängt. Wenn ein längeres Vorhersagefenster von Interesse ist (z. B. 2 Wochen), könnte das Modell auch dafür angepasst werden, wobei hier generell mit Verlusten in der Modellgenauigkeit zu rechnen ist.

#### **2.1.6. Entscheidungsunterstützungssystem**

Ein Entscheidungsunterstützungssystem kann den Bedienenden oder dem technischen Wartungspersonal bei der Suche nach den Ursachen von aufgetretenen Problemen helfen. Durch die Kombination aus menschlicher Erfahrung und konsequenter Datennutzung lassen sich automatisierte, nachvollziehbare Diagnosen stellen. Zusätzlich können den Bedienenden Handlungsempfehlungen ausgegeben werden.

Um die Programmierung vorzubereiten, wurde hierfür ein Entscheidungsbaum für die Fehler-Ursachen-Analyse erstellt, welcher als Grundlage für die Umsetzung diente, dargestellt in Abbildung 19.

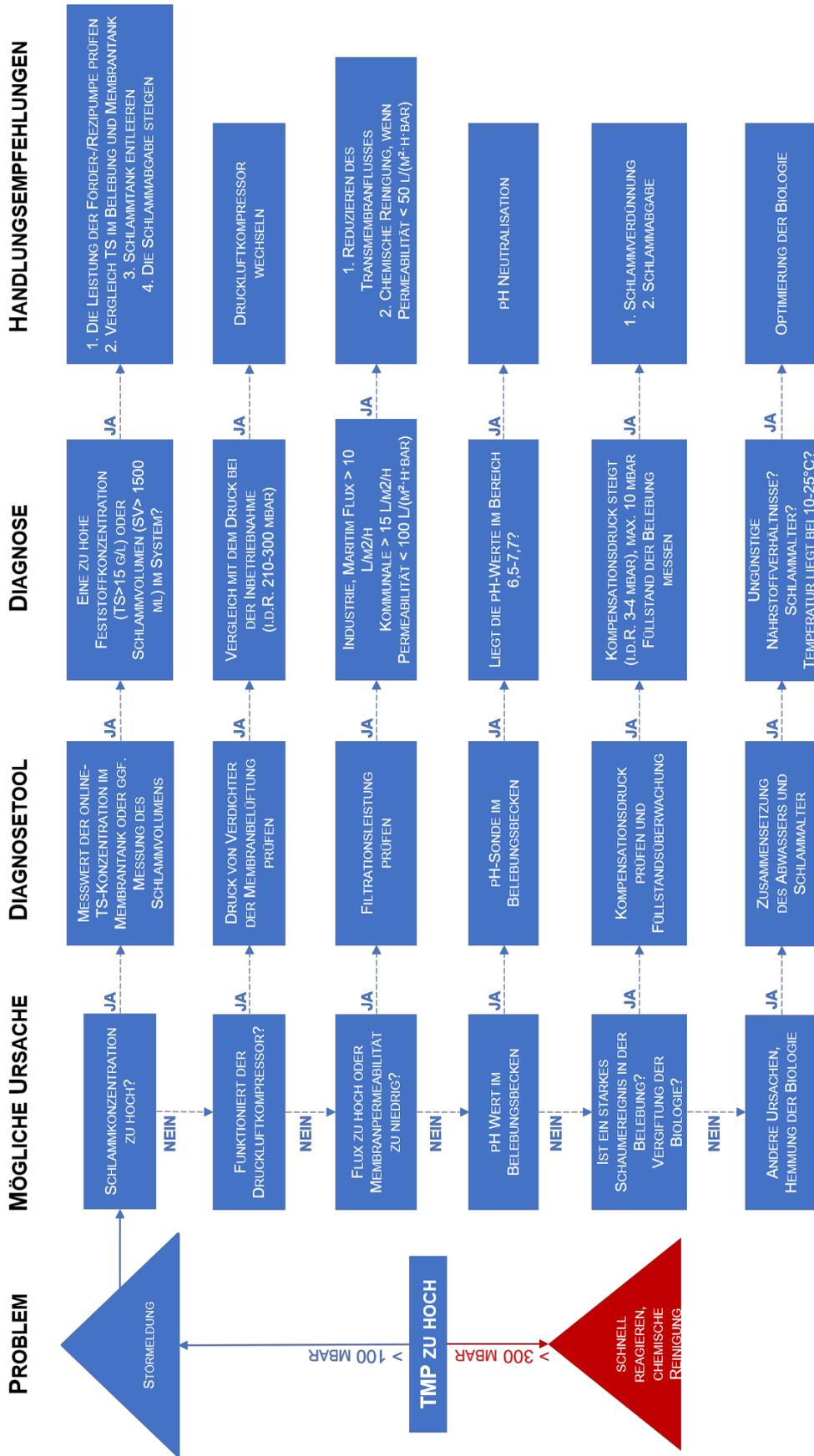


Abbildung 19: Entscheidungsbaum für die Fehler-Ursachen-Analyse

## 2.2. Die wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Der zahlenmäßige Nachweis für das KWB ist in Tabelle 16 zusammengefasst.

Tabelle 16 Tabellarische Aufstellung des zahlenmäßigen Nachweises.

Position	Gesamtorkalkulation (€)	Gesamtnachkalkulation (€)
0812 Beschäftigte E12-E15	149.530,00	153.737,12
0822 Beschäftigungsentgelte	10.800,00*	14.842,33
0843 Sonst. Allg. Verwaltungskosten	32.066,00	28.890,90
0846 Dienstreisen	4.500,00*	0,00
<b>0861 Gesamtausgaben</b>	<b>196.896,00</b>	<b>197.470,35</b>

\*vorbehaltlich Haushaltsdatenänderung vom 24.02.2022

## 2.3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die finanziellen Mittel und die Arbeiten wurden entsprechend den Arbeitspaketen und an die im Verlauf des Projektes erhaltenen Ergebnisse ausgerichtet.

## 2.4. Darstellung des voraussichtlichen Nutzens, Verwertbarkeit der Ergebnisse

Im Rahmen des Projektes wurden zum einen neue Steuerungs- und Regelungsstrategien erarbeitet, umgesetzt und praktisch getestet. Zum anderen wurden ein Vorhersagemodell für Membranfouling entwickelt, umgesetzt und getestet, sowie ein Entscheidungsunterstützungssystem erarbeitet.

Durch den starken Praxisbezug des Projektes und durch die Einbeziehung von Martin Systems als Hersteller von MBR-Anlagen ist der Transfer der Projektergebnisse in die Praxis gewährleistet. Die Verwertbarkeit der Ergebnisse für das KWB besteht insbesondere in der Initiierung neuer Forschungsvorhaben sowie der Nutzung für den wirtschaftlichen Geschäftsbereich (z.B. Beratung).

Als Forschungsinstitution konnte das KWB seine Kompetenzen im Bereich Pilotierung/Optimierung von MBR-Verfahren sowie im Bereich Digitalisierung im Hinblick auf Steuerungs- und Regelungstechnik erweitern. Durch das erweiterte Know-How und die große Resonanz von Forschungs- und Anwendungsseite ist das KWB sehr gut aufgestellt, um sich im Bereich der Abwasserbehandlung auf weitere Projekte privater oder öffentlicher Förderung zu bewerben.

Auch im Bereich der Entwicklung von Vorhersagemodellen (Membranfouling) sowie der Erarbeitung eines Entscheidungsunterstützungssystems konnte das KWB in diesem Projekt Erfahrungen gewinnen.

Durch die Aktivität des KWB in verschiedenen Netzwerken zur Abwasserbehandlung und Wasserwiederverwertung (DWA, IWA, GWP, The European Water Platform, Water Reuse Europe, Watershare etc.) werden die Ergebnisse in internationale Netzwerke eingebracht.

## 2.5. Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Während der Laufzeit des Projektes wurden keine Fortschritte auf den vom KWB erarbeiteten Gebieten durch andere Stellen erzielt, die den bisher erzielten Ergebnissen widersprechen bzw. weitergehende Aussagen zulassen würden.

## 2.6. Erfolgte oder geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse

Die folgende Tabelle zeigt die im Rahmen von „MBR 4.0“ erfolgten Veröffentlichungen.

**Tabelle 17: Tabellarische Auflistung der Veröffentlichungen**

---

Kuangxin Zhou (2021): BMBF Research Project MBR 4.0 Applications of digital solutions for MBR-technology, Deutsch-chinesische wissenschaftlich-technische Umweltkonferenz 2021: Klimaschutz und Digitalisierung für die Umwelttechnik, 9th Jahresforum von DCZUE e.V., 20.11.2021

---

Veronika Zhiteneva, Kuangxin Zhou, Lukas Guericke, Ulf Mieke (2022): Development and Test of an Early-Warning Forecasting model for Membrane Fouling in a pilot-scale Membrane Bioreactor (in preparation)

---

### 3. Anhang

Tabelle 18: Eingebaute Online-Messtechnik

Parameter	Einheit	Sonde	Hersteller	Einbauort
Leitfähigkeit	[ $\mu$ S/cm]	3798-S sc	HACH	Zulauf
pH	[-]	1200-S sc digitale Kombinationselektrode	HACH	Nitrifikationstank, Membrantank
Redoxpotential	[mV]	1200-S sc	HACH	Denitrifikationstank
Gelöster Sauerstoff	[mg/L]	LDO sc	HACH	Nitrifikationstank, Membrantank
Trocken- substanz	[g/L]	Solitax sc	HACH	Nitrifikationstank, Membrantank
Ammonium	[mg/L]	AISE sc	HACH	Zulauf, Nitrifikationstank, Ablauf
Nitrat	[mg/L]	AN-ISE sc	HACH	Ablauf
CSB	[mg/L]	OPUS	TriOS	Zulauf filtriert nach Grobstoffzelle, Ablauf

Tabelle 19: Untersuchungsmethoden Laboranalytik

Parameter	Abkürzung	Verfahren	Probenahmestelle
Ammonium	NH <sub>4</sub>	Küvettest (LCK302, LCK303, LCK304, LCK305)	Zulauf, Ablauf, Nitrifikation
Chem. Sauer- stoffbedarf	CSB	Küvettest (LCK314, LCK514)	Zulauf, Ablauf
Nitrat	NO <sub>3</sub>	Küvettest (LCK339, LCK340)	Ablauf
Nitrit	NO <sub>2</sub>	Küvettest (LCK341)	Ablauf
Org. Kohlenstoff gesamt	TOC	Küvettest (LCK380)	Zulauf, Ablauf
Org. Säuren	Org. Säuren	Küvettest (LCK365)	Zulauf
Ortho-Phosphat	Ortho-P	Küvettest (LCK348, LCK350)	Zulauf, Ablauf
Phosphor gesamt	TP	Küvettest (LCK348, LCK350)	Zulauf, Ablauf
Schlammvolumen	SV	nach DIN 38414	Nitrifikation, Denitrifikation, Membrantank
Stickstoff gesamt	TN	Küvettest (LCK238, LCK338)	Zulauf, Ablauf
Trockensubstanz	TS	nach DIN 38 409	Nitrifikation, Denitrifikation, Membrantank

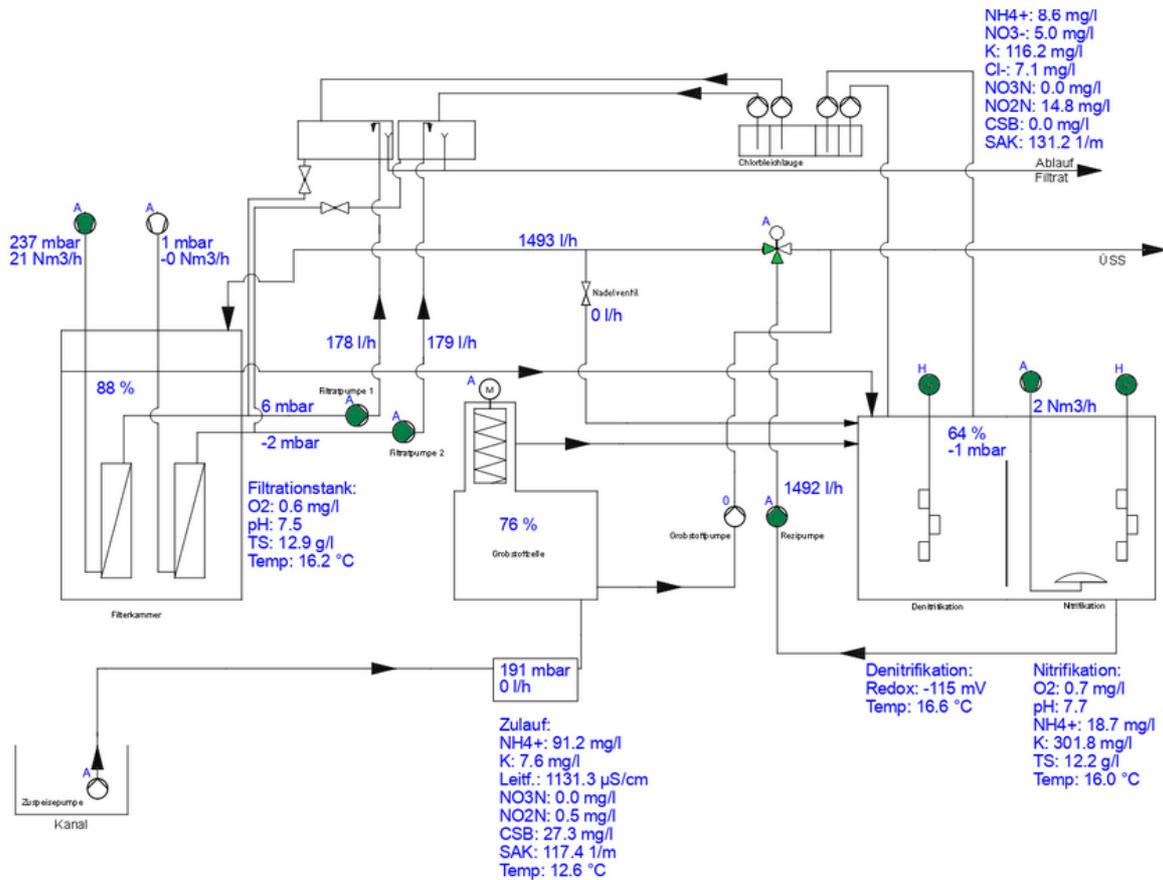


Abbildung 20: Beispiel der Detailansicht der Prozessüberwachung (Visualisierung der Echtzeitdaten)

ANMELDEN

---

Live

Trend

Betriebsstunden

Sollwerte

Meldungen

Datenexport

**MARTIN**

## MBR4.0

Sollwerte Ammonium Regler

O2 Sollwert (mg/l)	Ammonium mehr als (mg/l)	Ammonium weniger als (mg/l)
Verdichter Aus	0.0	22.5
0.5	22.5	25.0
1.0	25.0	27.5
1.5	27.5	30.0

Abbildung 21: Beispiel der Detailansicht der Steuerung und Regelung

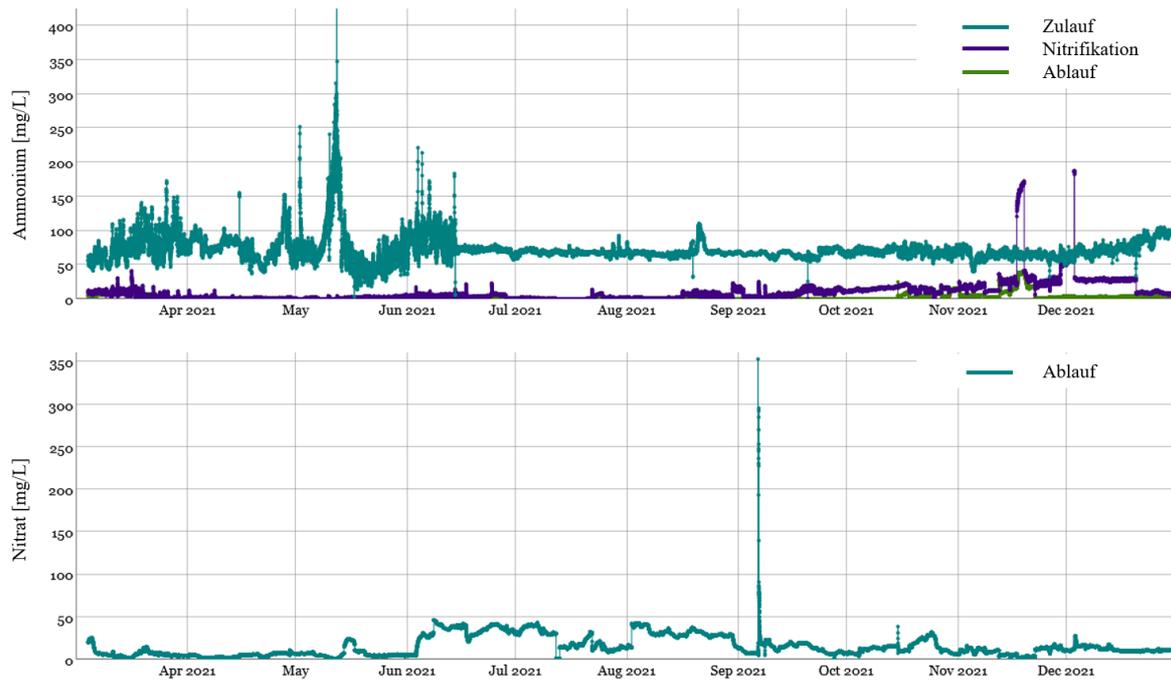
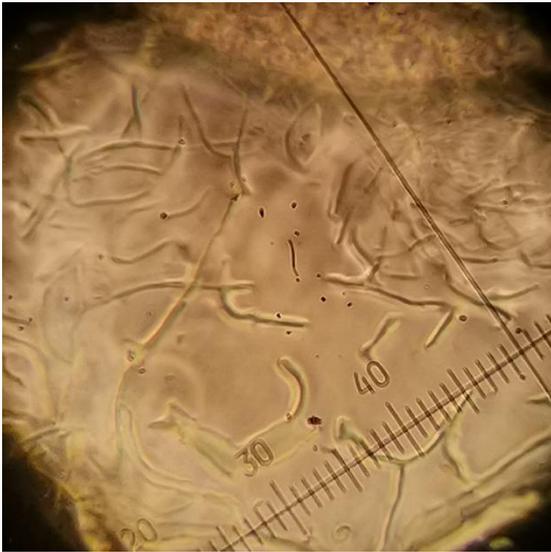
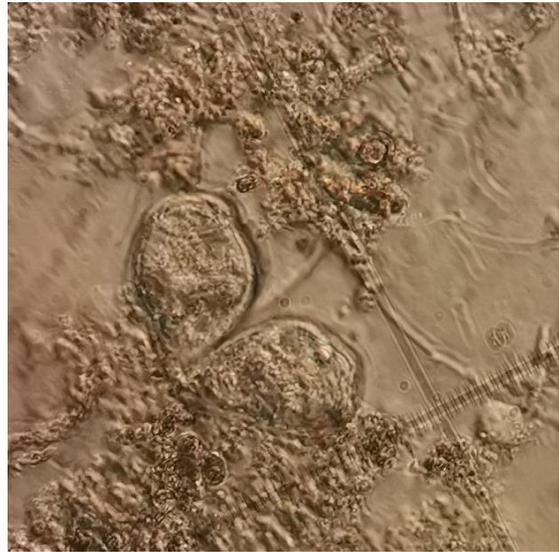


Abbildung 22: Beispiel des Datenmanagement- und -analysesystems für Online-Messdaten

1)



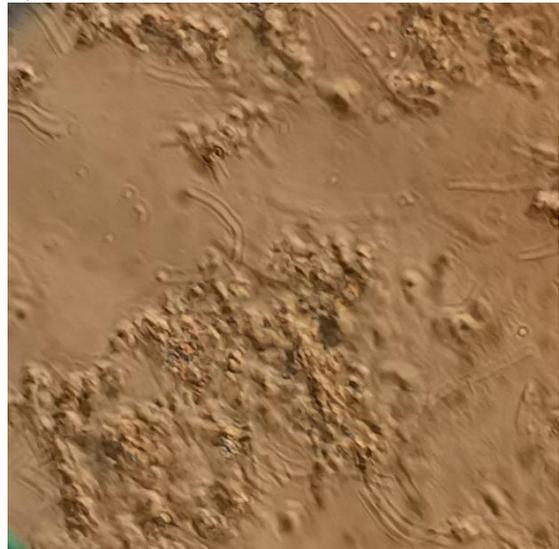
2)



3)



4)



**Abbildung 23: Mikroskopische Schlammuntersuchung: 1) Nitrifikationsbecken (obere Schlammschicht); 2) Nitrifikationsbecken (tiefere Schlammschicht); 3) Denitrifikationsbecken (obere Schlammschicht); 4) Membrantank**

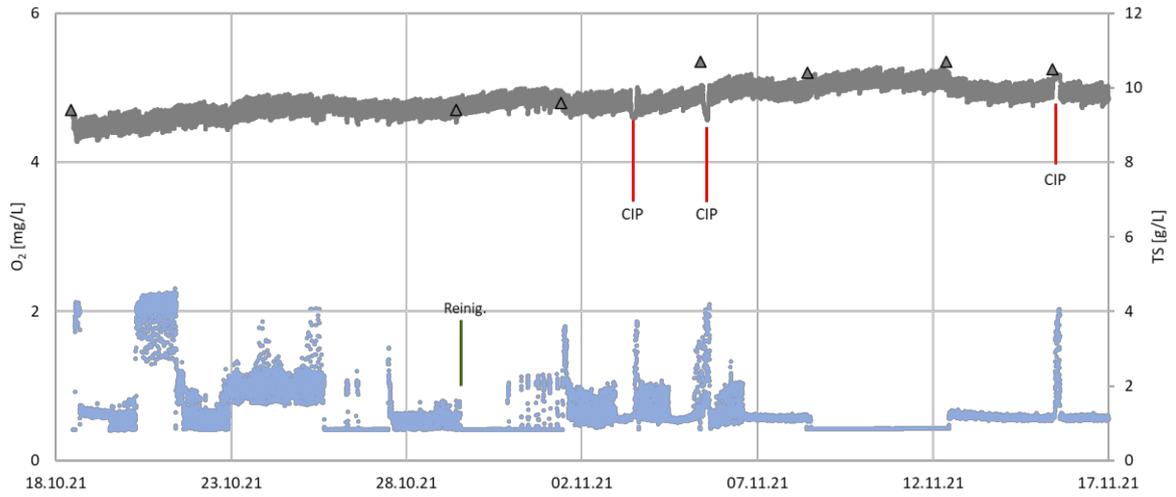


Abbildung 24: NH<sub>4</sub>-Regelung (feedback): O<sub>2</sub> (blau), TS online unkalibriert (grau) und TS Labor (Dreiecke) im Nitrifikationstank

## 4. Literatur

- ABWV 2004. Abwasserverordnung (AbwV) in der Fassung der Bekanntmachung vom 17. Juni 2004 (BGBl. I S. 1108, 2625), die zuletzt durch Artikel 1 der Verordnung vom 20. Januar 2022 (BGBl. I S. 87) geändert worden ist.
- ALKMIM, A. R., DE ALMEIDA, G. M., DE CARVALHO, D. M., AMARAL, M. C. S. & OLIVEIRA, S. 2020. Improving knowledge about permeability in membrane bioreactors through sensitivity analysis using artificial neural networks. *Environ Technol*, 41, 2424-2438.
- BAUMANN, P., HANSEN, J. & REICHERT, J. 2005. Steuerung der Stickstoffelimination auf Grundlage des Redox-Potenzials. *KA ABWASSER ABFALL*, 52, 1352.
- CHICCO, D., WARRENS, M. J. & JURMAN, G. 2021. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Comput Sci*, 7, e623.
- CHIMMULA, V. K. R. & ZHANG, L. 2020. Time series forecasting of COVID-19 transmission in Canada using LSTM networks. *Chaos Solitons Fractals*, 135, 109864.
- CUNNINGHAM, P., CORD, M. & DELANY, S. J. 2008. Supervised Learning. *Machine Learning Techniques for Multimedia*.
- CURCIO, S. & IORIO, G. 2013. Models of membrane reactors based on artificial neural networks and hybrid approaches. *Handbook of Membrane Reactors*.
- DWA-M-227 2014. *Membran-Bioreaktor-Verfahren (MBR-Verfahren)* DWA.
- DWA 2016. A 131 - Bemessung von einstufigen Belebungsanlagen. *DWA-Regelwerk*. Hennef, Germany: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V.
- GUERICKE, L. 2021. Early Warning Forecasting for Membrane Bioreactor Fouling. TU Berlin.
- GUJER, W., HENZE, M., MINO, T. & LOOSDRECHT, M. V. 1999. Activated sludge model No. 3. *Water Science and Technology*, 39, 183-193.
- HAMED, H., EHTESHAMI, M., MIRBAGHERI, S. A. & ZENDEHBOUDI, S. 2019. New deterministic tools to systematically investigate fouling occurrence in membrane bioreactors. *Chemical Engineering Research and Design*, 144, 334-353.
- HAMED, H., MOHAMMADZADEH, O., RASOULI, S. & ZENDEHBOUDI, S. 2021. A critical review of biomass kinetics and membrane filtration models for membrane bioreactor systems. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 9.
- HAZRATI, H., MOGHADDAM, A. H. & ROSTAMIZADEH, M. 2017. The influence of hydraulic retention time on cake layer specifications in the membrane bioreactor: Experimental and artificial neural network modeling. *Journal of environmental chemical engineering*, 5, 3005-3013.
- IBRAHIM, J., LONG, Y., GHANI, H. A. & MOHD SALLEH, S. I. 2011. Weak-Form Efficiency of Foreign Exchange Market in the Organisation for Economic Cooperation and Development Countries: Unit Root Test. *International Journal of Business and Management*, 6.
- JUAN-GARCÍA, P., KISER, M. A., SCHRAA, O., RIEGER, L. & COROMINAS, L. 2018. Dynamic air supply models add realism to the evaluation of control strategies in water resource recovery facilities. *Water Science and Technology*, 78, 1104-1114.
- KUMAR, U. & JAIN, V. K. 2009. ARIMA forecasting of ambient air pollutants (O<sub>3</sub>, NO, NO<sub>2</sub> and CO). *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24, 751-760.

- LI, W., LI, C. & WANG, T. 2020. Application of machine learning algorithms in MBR simulation under big data platform. *Water Practice and Technology*, 15, 1238-1247.
- LONDONG, J. & SAUER, S. 2001. MSR-Konzepte für Klaranlagen-Stand der Technik. *KA WASSERWIRTSCHAFT ABWASSER*, 48, 778-785.
- MYLES, A. J., FEUDALE, R. N., LIU, Y., WOODY, N. A. & BROWN, S. D. 2004. An introduction to decision tree modeling. *Journal of Chemometrics*, 18, 275-285.
- RUBY-FIGUEROA, R., SAAVEDRA, J., BAHAMONDE, N. & CASSANO, A. 2017. Permeate flux prediction in the ultrafiltration of fruit juices by ARIMA models. *Journal of Membrane Science*, 524, 108-116.
- SCHMITT, F., BANU, R., YEOM, I.-T. & DO, K.-U. 2018. Development of artificial neural networks to predict membrane fouling in an anoxic-aerobic membrane bioreactor treating domestic wastewater. *Biochemical Engineering Journal*, 133, 47-58.
- SCHMITT, F. & DO, K.-U. 2017. Prediction of membrane fouling using artificial neural networks for wastewater treated by membrane bioreactor technologies: bottlenecks and possibilities. *Environmental Science and Pollution Research*, 24, 22885-22913.
- SIAMI-NAMINI, S., TAVAKOLI, N. & SIAMI NAMIN, A. 2018. A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series. *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*.
- VAN ROSSUM, G. & DRAKE, F. L. 2009. Python 3 Reference Manual. Scotts Valley, CA.
- WILLMOTT, C. 1982. Some Comments on the Evaluation of Model Performance. *Buletin American Meteorological Society*, 63.