



New ways of fish farming.



DBU - Abschlussbericht

# FishSenseWell

„Studie zur Aufdeckung und Nutzbarmachung indirekter Sensormessgrößen in Aquakultur-Kreislaufanlagen zur Steigerung der Nachhaltigkeit und Attraktivität dezentraler Fischproduktion“

Laufzeit: 01. April 2022 bis 30.06.2023

Projektlead:

SEAWATER Cubes GmbH, In den Hallen 16, 66115 Saarbrücken

Projektpartner:

Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e. V.

Fraunhofer-Institut für zerstörungsfreie Prüfverfahren IZFP

Hansastraße 27c

80686 München



1	Zusammenfassung .....	3
2	Kurzbeschreibung des Vorhabens und der Projektziele.....	4
3	Projekttablauf .....	5
3.1	Theoretische Überlegungen .....	5
3.1.1	Fisch .....	5
3.1.2	Datenauswertung und maschinelles Lernen.....	5
3.2	Versuchsaufbau .....	6
3.2.1	Anlage + Fische .....	8
3.2.2	Datenaufnahme und –übertragung.....	8
3.3	Versuchsdurchführung .....	8
3.3.1	Erzeugung von Experimentaldaten / Design of experiment .....	8
3.3.2	Datenauswertung .....	10
4	Ergebnisse .....	14
4.1.1	Zeitreihensplits .....	14
4.1.2	Feature-Extraktion.....	14
4.1.3	Modellbasierte Klassifizierung bezüglich Nitrit.....	15
5	Fazit und Ausblick .....	16
5.1	Bewertung der Methoden .....	16
5.2	Bewertung der erreichten Ergebnisse.....	16
6	Anhang.....	17
6.1	Abbildungsverzeichnis.....	17
6.2	Tabellarische Darstellung der Nitritversuche .....	17

# 1 Zusammenfassung

Die Bedeutung von Künstlicher Intelligenz und Machine Learning (KI/ML) nimmt in vielen Bereichen der Aquakultur zu. Großes Potenzial dieser Technologie liegt unter anderem darin, bestehende Systeme effizienter und leistungsstärker zu machen, indem rund um die Uhr Überwachung, frühzeitige Problemerkennung und verringerter händischer Messaufwand ermöglicht werden. Die Nutzung von solchen KI-Systemen beruht dabei auf einer möglichst hohen Anzahl von Messdaten, welche insbesondere bei hochautomatisierten Kreislauf-Aquakultursystemen, wie beispielsweise bei Seawatercubes GmbH, vorkommen.

In der vorliegenden Studie wurde untersucht, ob und inwieweit es möglich ist, unter Verwendung von Methoden des maschinellen Lernens das Entstehen von Nitrit und insbesondere zu hohe Nitritwerte in der Anlage zu erkennen. Dazu wurden in erster Linie Messsignale des Redoxpotentials im Wasser des Proteinabscheiders im Zusammenhang mit weiteren Anlagendaten ausgewertet. Nitrit, welches eines der schädlichsten Zwischenprodukte in biologischen Umwandlungsprozessen in laufenden Aquakulturanlagen ist, wird in der Regel mittels Farbumschlagverfahrens händisch überprüft. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass das KI-System als virtueller Sensor zur Detektion von Nitrit fungieren kann, wodurch der Einsatz manueller Messverfahren bei zukünftigen Kreislaufanlagen reduziert werden könnte. Hierfür wurden Parameter, die mit einem Anstieg des Nitritgehaltes korrelieren, identifiziert und bewertet. Ein weitreichenderes Verständnis der ermittelten Parameter sowie deren Prüfung auf Robustheit unter verschiedenen Situationen ist jedoch für eine tatsächliche Anwendung in Aquakultur-Kreislaufanlagen erforderlich, sodass noch weiterer Forschungsbedarf besteht. Der Nutzen einer solchen kontinuierliche Überwachung des Nitritgehaltes, welcher ohne größere Zusatzkosten auskommt, lässt weitere Forschung zu diesem Thema sinnvoll erscheinen.

## 2 Kurzbeschreibung des Vorhabens und der Projektziele

Im Rahmen des Projektes FishSenseWell führt das Konsortium eine Studie durch, die indirekte Messgrößen für Nitrit in Aquakultur-Kreislaufanlagen (aus dem englischen Recirculating Aquaculture System; kurz: RAS-Anlagen) beleuchtet. Durch das Ausnutzen von indirekten Messgrößen soll perspektivisch die Zugänglichkeit der Anlagen für Nutzer verbessert werden, Redundanzen aufgedeckt, die Anzahl der Sensoren in der Anlage reduziert und teure/aufwändige Messprinzipien weitestgehend durch bereits vorhandene Messgrößen ersetzt werden. Dies birgt viele spannende Forschungsfragen und hat das Potential, von SWC verwertet zu werden und sowohl einen wirtschaftlichen Vorteil für die RAS-Anlagen als auch für Nutzer zu erzeugen.

In Aquakultur-Kreislaufanlagen gibt es zur Steuerung der Anlage eine Vielzahl von Sensoren. Jede dieser Datenquellen dient einem spezifischen Zweck bzw. erfasst eine konkret messbare Größe. Diese Messgrößen umfassen üblicherweise: pH, Salzgehalt, Sauerstoffgehalt, Temperatur, Redoxpotential, Kohlendioxid und – durch manuelle Messungen - Nitrat, Nitrit, Ammoniak und Phosphat. Mittels dieser Sensorik wird unmittelbar der Betrieb der Anlage überwacht und vom Betreiber gesteuert sowie geregelt. Es ist ein immenses Fachwissen, aber vor allem Erfahrung notwendig, um die Prozesskorrekturen durchzuführen. Man kann zwar Soll-Bereiche für die einzelnen Werte definieren, aber häufig beeinflussen sich die Werte gegenseitig. So ergeben sich beispielsweise Wechselwirkungen zwischen dem pH-Wert und CO<sub>2</sub> oder auch, wie später detaillierter gezeigt, zwischen Nitrit und Redoxpotential. Die Qualität des Wassers, das Wohlbefinden der Tiere und die Wirtschaftlichkeit der Anlage ist nicht jederzeit von allen Parametern gleichermaßen beeinflusst und je nach aktuellen Sensorwerten ist die Dringlichkeit der Korrektur für die Parameter unterschiedlich. Für neue Betreiber von Aquakulturanlagen ist dies eine große technische und wirtschaftliche Hürde.

Transparente und hochqualitative lokale Produktion in RAS-Anlagen sind ein wichtiger Baustein für die nachhaltige Nahrungsmittelproduktion in der Zukunft, die gleichzeitig eine gesunde und ausgewogene Ernährung gewährleistet. Der Vorteil des geringen Wasseraustauschs mit der Umwelt muss allerdings mit technologisch anspruchsvoller Wasseraufbereitung und damit Erfassung vieler Wasserparameter gewährleistet werden. Aus diesem Grund reichen die in klassischer Aquakultur zur Bestimmung der Wasserqualität herangezogenen Parameter hier heute noch nicht aus. Weiterhin können einige Messgrößen nicht live bestimmt werden, was den Anlagenbetrieb stark vereinfachen würde, sondern müssen in aufwendigen, fehleranfälligen nass-chemischen Messverfahren in Stichproben kontrolliert werden

Das Aufdecken von indirekten Messgrößen bietet ein enormes, aufgrund seiner Komplexität aber noch ungenutztes Potential, um die Wirtschaftlichkeit von Aquakulturanlagen zu erhöhen, da instabile, umweltbelastende oder aufwendige Messverfahren ersetzt werden können und zusätzlich der Aufwand für manuelle nass-chemische Messungen verringert werden kann. Um die indirekte Bestimmung von produktionsrelevanten Systemgrößen und die Ableitung von adäquaten Handlungsempfehlungen zu systematisieren, wird in dieser Studie zunächst das Verfahren exemplarisch für die Detektion von Nitrit untersucht. Der Umfang der Studie war zu gering um diese Untersuchungen systematisch auf alle Systemgrößen der Anlage auszuweiten. Hierfür ist ein längeres Folgeprojekt notwendig, alleine um eine ausreichende Datenaufnahme zu gewährleisten. Daher beziehen sich alle weiteren Ausführungen im Dokument ausschließlich auf die Nitritdetektion. Aufbau eines maschinellen Lernverfahrens zur Prozessbewertung und Ableitung von Abhängigkeiten auf der Grundlage der indirekten Nitritbestimmung.

Dieser systematische Ansatz soll als Vorstudie eine gezielte Forschung zur Optimierung hin zu intelligenten und autonomen RAS-Anlagen ermöglichen, um diese Technologie zukünftig einer breiten Masse an produzierenden Betrieben zugänglich zu machen bei gleichzeitig höchster Umweltverträglichkeit.

## 3 Projektlauf

### 3.1 Theoretische Überlegungen

Grundlage des Projektes sind Beobachtungen von SEAWATER Cubes bezüglich bisher unbekannter Zusammenhänge und Wechselwirkungen von Wasserparametern innerhalb der Anlage. Dazu wurden im Vorfeld Überlegungen angestellt, um diese systematisch zu erarbeiten und nutzbar zu machen.

#### 3.1.1 Fisch

Die frühzeitige Erkennung von Nitrit im Anlagenwasser ist von hoher Bedeutung für die Gesundheit und das Wohlbefinden der Fische. Nitrit ist das Zwischenprodukt sowohl bei der Nitratoxidation als auch bei der Nitratreduktion. Läuft einer dieser beiden Prozesse nicht vollständig ab, kann sich diese für aquatische Organismen toxische Stickstoffverbindung im Wasser akkumulieren<sup>1</sup>.

Für Fische können Konzentrationen ab bereits wenigen Milligramm je Liter [mg/l] toxisch sein<sup>2</sup>, weshalb der Nitritgehalt durchgängig bei unter 0,5 mg / l gehalten werden sollte.

Die Toxizität von Nitrit wird dabei durch eine Vielzahl von externen und internen Faktoren beeinflusst, wobei unter anderem die Wasserqualität, die Fischart und das Alter der Fische zu nennen sind<sup>3</sup>. Süßwasserfische sind im Durchschnitt gefährdeter. Dies liegt insbesondere daran, dass sich bei im Süßwasser lebenden Fischen oftmals Mechanismen zur aktiven Chloridaufnahme, vor allem an den Kiemen, ausgebildet haben. Befindet sich nun Nitrit im Umgebungswasser, kann es von den Fischen ungewollt über solche Cl- Aufnahmewege absorbiert werden. Fische mit hohen Cl- Aufnahmeraten sind daher am anfälligsten für eine Nitrittoxizität.

Nitrit kann verschiedene physiologische Effekte hervorbringen, beispielsweise die Oxidation von Hämoglobin zu Methämoglobin, wodurch ein Sauerstoffmangel beim Fisch auftritt<sup>4</sup>.

#### 3.1.2 Datenauswertung und maschinelles Lernen

Bei Betrachtung der Rohdaten kann leicht festgestellt werden, dass es immer wieder Anomalien im Verlauf der Kurve des Redox-Potentials im Abschäumer gibt. Hierfür können vielfältige Gründe angeführt werden.

Bei genauer Analyse zeigt sich, dass es Konstellationen gibt, in denen diese Veränderungen im Redoxpotential auf den Eintrag von Nitrit aus der Denitrifikation zurückzuführen ist.

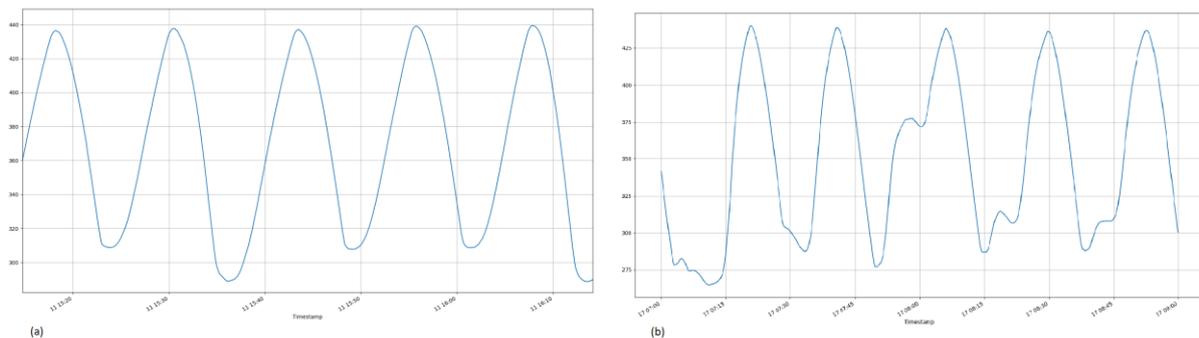


Abbildung 1: Verlauf des Redoxpotentials im Abschäumer; (a) Nitritmenge unter der Nachweisgrenze; (b) Eingebrachte Nitritkonzentration zwischen 5mg/l und 20 mg/l

Abbildung 1 stellt beispielhaft Zeiträume mit unterschiedlichem Verhalten gegenüber. Unter (a) wird kein nachweisbares Nitrit aus der Denitrifikation in den Abschäumer gepumpt,

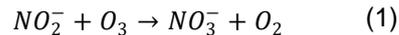
<sup>1</sup> Kroupova H. K., Máchová, J., & Svobodova, Z. (2005). Nitrite influence on fish: a review.

<sup>2</sup> Fösel 2007 Mikrobiologie der Stickstoffentfernung in den Biofiltern einer marinen Aquakultur mit geschlossenem Wasserkreislauf

<sup>3</sup> ebd.

<sup>4</sup> ebd.

wohingegen im Fall (b) gezielt Natriumnitrit in den Volumenstrom zwischen Denitrifikation und Abschäumer eingebracht wurde.



Da in den Abschäumer einströmendes Nitrit mit dem vom Ozongenerator erzeugten Sauerstoff zu Nitrat reagiert (siehe Formel (1)), ist der Effekt besonders dann zu erkennen, wenn das Redoxpotential sich gerade aufbaut, also der Ozongenerator eingeschaltet ist. In der fallenden Flanke des Redoxpotentials ist der Effekt kaum bzw. nicht in ausreichendem Maße reproduzierbar zu erkennen. Ein weiteres notwendiges Kriterium für die Sichtbarkeit des Effektes ist die Pumpenaktivität zwischen Denitrifikation und Abschäumer, da eventuell vorhandenes Nitrit unmittelbar von der Denitrifikation in den Abschäumer gelangen muss.

Um Nitrit im Abschäumer detektieren zu können, müssen also entsprechende Kriterien zutreffen und dementsprechend zusammenhängende Zeiträume gewählt und ausgewertet werden. Innerhalb dieser gewählten Zeiträume müssen zunächst Merkmale in den Zeitreihen bestimmt werden, die signifikant für den Verlauf der Zeitreihe sind.

In einem zweiten Schritt muss geprüft werden, inwieweit die extrahierten Merkmale den Verlauf der Zielvariable, in diesem Fall die Nitritkonzentration, erklären können bzw. ob es möglich ist, einen Zusammenhang zwischen den extrahierten Merkmalen und der bekannten Zielvariable zu beschreiben.

Wenn diese Signifikanz der Merkmale gezeigt ist, kann eine weitere Verarbeitung geschehen. Gegebenenfalls kann der Datensatz mittels geeigneter Methoden von Redundanzen befreit und dekorreliert werden. Zu diesem Zweck kommen verschiedene überwachte wie unüberwachte Koordinatentransformationsverfahren wie PCA<sup>5</sup> und LDA<sup>6</sup> zum Einsatz.

Am Ende der Verarbeitungskette stehen dann Methoden zur Klassifikation oder Regression, mit denen entweder qualitative oder quantitative Aussagen getroffen werden können.

### 3.2 Versuchsaufbau

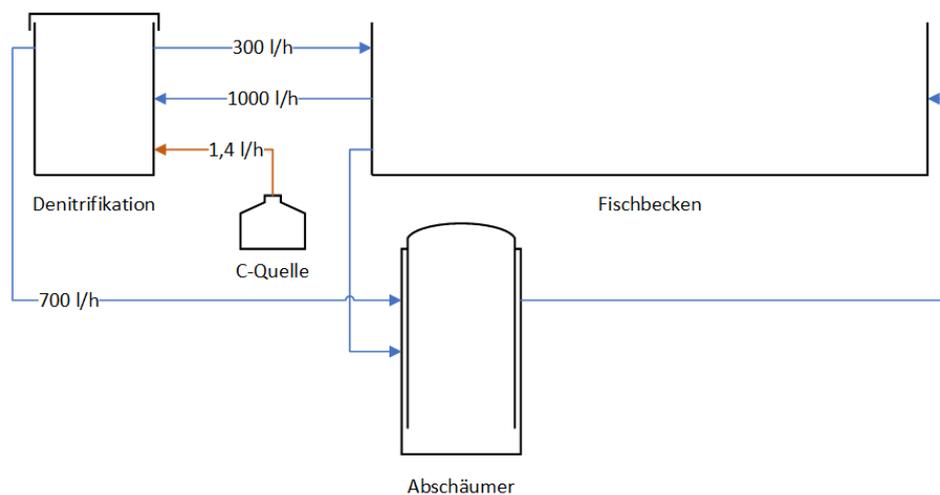


Abbildung 2: Schematische Darstellung der für den Versuch relevanten Anlagenelemente, dessen Verbindungen miteinander sowie deren Durchflussraten während der Pumpvorgänge.

Für die Versuche sind in erster Linie die Denitrifikationseinheit und der Protein-Abschäumer der Aquakulturanlage relevant. Der Denitrifikationsbehälter ist über Rohrleitungen mit dem Abschäumer und den Fischbecken der Anlage verbunden, wodurch ein separater Kreislauf

<sup>5</sup> Principal Component Analysis, auch Hauptkomponentenanalyse, Verfahren zur Maximierung der Varianz bei gleichzeitiger Reduktion der zur Visualisierung relevanter Datenzusammenhänge notwendiger Dimensionen

<sup>6</sup> Lineare Diskriminanzanalyse, Verfahren zur Merkmalsprojektion und Dimensionsreduktion auf Basis klassifizierbarer Daten

des Wasserstroms entsteht (Abbildung 2). Innerhalb der Denitrifikationseinheit wird Nitrat zu elementarem Stickstoff reduziert. Die Durchflüsse zur Denitrifikationseinheit sind im Normalbetrieb so geregelt, dass das mit dem Anlagenwasser zugeführte Nitrat nahezu vollständig im Denitrifikationsbehälter abgebaut wird. Dieser Abbauerfolg wird wöchentlich mit Farbumschlags-Teststreifen (Quantofix Teststreifen Nitrat/Nitrit) kontrolliert.

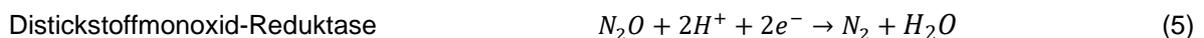
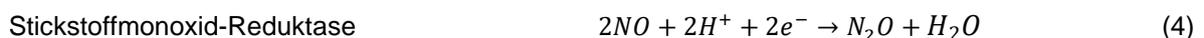
Pro Tag gab es während des ersten Versuchszeitraums genau 38 Pumpintervalle bei denen zunächst Anlagenwasser mit einer Durchflussrate von 1000 l/h für jeweils 5 min in den Denitrifikationsbehälter befördert wurden. Zeitgleich mit diesen Pumpereignissen wurde Wasser aus dem Denitrifikationsbehälter mit einer Durchflussrate von 700 l/h in den Abschäumer sowie Wasser mit einer Durchflussrate von 300 l/h aus dem Denitrifikationsbehälter in das Fischbecken zurückbefördert. Parallel zu diesem Pumpereignis wurde das für die Denitrifikanten notwendige Kohlenstoffsubstrat aus dem C-Quellenbehälter mit einem Durchfluss von 1,4 l/h für 5 min 46 sek. In den Denitrifikationsbehälter gepumpt. Das Kohlenstoffsubstrat bestand aus einer Mischung von Essigsäure, Natronlauge und Leitungswasser. Je Pumpintervall wurden somit folgenden Mengen während des ersten Versuchszeitraums (ohne Versuch) gefördert:

- 0,1346 l Kohlenstoffquellensubstrat in den Denitrifikationsbehälter
- 83,3 l Anlagenwasser aus dem Fischbecken in den Denitrifikationsbehälter
- 25 l Wasser aus dem Denitrifikationsbehälter in das Fischbecken
- 58,3 l Wasser aus dem Denitrifikationsbehälter in den Abschäumer

Während der zweiten Versuchsphase war die geförderte Menge an Kohlenstoffsubstrat im Vergleich zum ersten Zeitraum reduziert, was an reduzierter Fischbiomasse und damit verbundener Futterlast in den Fischbecken lag. Es wurden folgende Mengen im Normalbetrieb gefördert:

- 0,1054 l Kohlenstoffquellensubstrat in den Denitrifikationsbehälter
- 83,3 l Anlagenwasser aus dem Fischbecken in den Denitrifikationsbehälter
- 25 l Wasser aus dem Denitrifikationsbehälter in das Fischbecken
- 58,3 l Wasser aus dem Denitrifikationsbehälter in den Abschäumer

Der vollständige Denitrifikationsprozess läuft unter anaeroben Bedingungen folgendermaßen ab:



Denitrifikanten benötigen für den Abbau des Nitrats zu Distickstoff organisch gebundenen Kohlenstoff, der als Elektronenspender dient. Diese Beziehung gibt das Verhältnis von BSB<sub>5</sub>-Wert zur Nitrat-Konzentration wieder. Wenn sich zu wenig gelöster organischer Kohlenstoff im Wasser befindet, also bei niedrigem BSB<sub>5</sub>-Werten, kann der Abbauweg auf einer der Zwischenstufen enden (dead end-Produkte). In diesem Fall kann sich Nitrit oder Distickstoffoxid anhäufen.<sup>7</sup> Dieser im Normalfall unerwünschte Prozess wurde für den Versuch gezielt herbeigeführt. Der Anstieg des Nitrits im Denitrifikationsbehälter wurde anschließend gemessen und protokolliert.

<sup>7</sup> <http://www.wasser-wissen.de/abwasserlexikon/d/denitrifikation.htm>

### 3.2.1 Anlage + Fische

Die Gesamte Anlage umfasst ein Wasservolumen von etwa 70 m<sup>3</sup>, wobei die Fischbecken ca. 50 m<sup>3</sup> ausmachen. Das übrige Wasservolumen befindet sich in Filtern und Rohrleitungen. Während der beiden Versuche befanden sich ca. 4.500 Wolfsbarsche mit einem durchschnittlichen Gewicht von 400g sowie 2.500 Doraden mit einem durchschnittlichen Gewicht von 300g in der Anlage. Da der zweite Versuch rund einen Monat später erfolgte, war die Fischanzahl hier etwas reduziert. Die tägliche Futterlast betrug etwa 12 kg Trockenfutter der Marke Coppens. Der pH-Wert lag zwischen 7,0 und 7,4 und die Temperatur bei ca. 21 °C. Der Salzgehalt befand sich während der gesamten Versuchszeit bei etwa 16 PSU.

### 3.2.2 Datenaufnahme und –übertragung

Sämtliche im Projekt verarbeitete Daten stammen ausschließlich aus der Pilotanlage von SEAWATER Cubes in Saarbrücken. Die dort verbaute Sensorik misst – im Rahmen des Steuerungszyklus – kontinuierlich die Wasserparameter, um sie der Steuerungstechnik und insbesondere der Visualisierung zuzuführen.

Zur Auswertung bzw. zum Training der dieser Auswertung zugrundeliegenden Modelle, muss ein selektiver Zugriff seitens des IZFP auf die Datenbasis erfolgen können. Die Projektpartner haben sich folglich dazu entschieden, die aufgenommenen Sensordaten an eine Serverinfrastruktur am IZFP zu senden. Dieser Vorgang erfolgt über das Protokoll MQTT, da dieses sich für die Datenmengen und –Struktur anbietet und bereits für eine andere Anwendung auf Seiten von SEAWATER Cubes im Einsatz war.

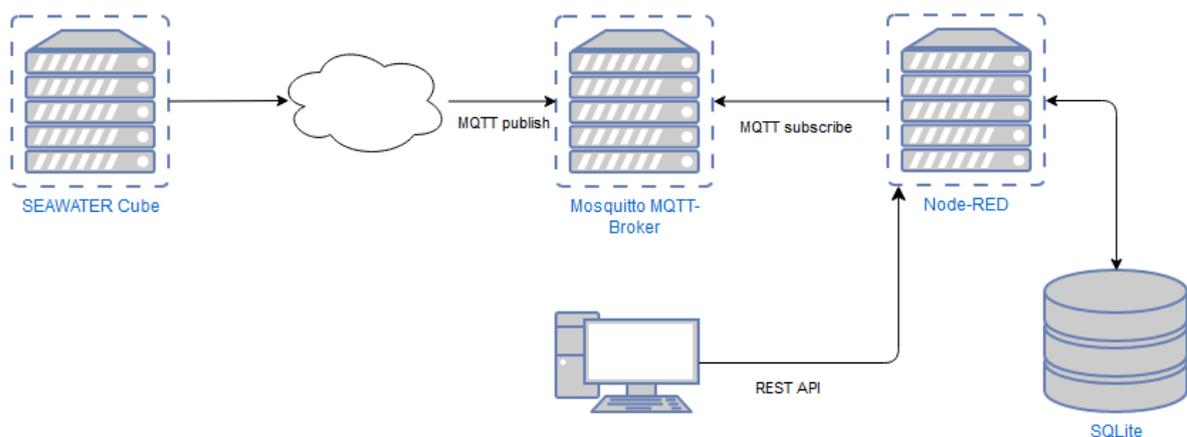


Abbildung 3: Struktur der Datenkommunikation im Projekt FishSenseWell

Die grundlegende Datenkommunikation ist in Abbildung 3 dargestellt. Die Datenerzeugung findet im SEAWATER Cube statt, wird mittels MQTT an einen MQTT-Broker übermittelt, welcher vom Fraunhofer IZFP betrieben wird. Diese Struktur ermöglicht es verschiedenen Clientsystemen, auf diese Daten zum Zeitpunkt der Veröffentlichung zuzugreifen.

Im vorliegenden Projekt bildet eine zentrale Node-RED-Instanz den Kern der Datenaufnahme. Dort werden die Daten vom MQTT-Broker zur Verfügung gestellt, in einer Datenbank zur weiteren Verwendung gespeichert und historische Daten mittels einer REST-API zugreifbar gemacht.

## 3.3 Versuchsdurchführung

### 3.3.1 Erzeugung von Experimentaldaten / Design of experiment

Wie oben bereits erläutert müssen verschiedene Kriterien zusammenkommen, insbesondere eine gleichzeitige Aktivität von Ozongenerator und Pumpe von der Denitrifikation zum Abschäumer. Im ursprünglichen Anlagendesign waren diese beiden Aktoren voneinander unabhängig und die Synchronisation war zufällig. In ersten Analysen zeigte sich hierbei, dass

die Anzahl der nutzbaren Zeiträume aus lediglich etwa 38% der potentiell aussagekräftigen Ozongenerator-Zyklen bestand.

Erst als die Anlagensteuerung angepasst war und nun die Pumpaktivität von der Denitrifikation in den Abschäumer mit den Zyklen des Ozongenerators synchronisiert war, konnte eine Nutzung von annähernd allen Pumpzyklen während der Versuchsreihen ermöglicht werden.

Es wurden zwei unterschiedliche Versuchsaufbauten zur Nitritdetektion im Abschäumer durchgeführt.

Im ersten Versuchsaufbau wurde Nitrit im Denitrifikationsbehälter durch die eine Störung des Denitrifikationsprozesses absichtlich erhöht. Dies erfolgte durch eine verringerte Zufuhr der für den Prozess notwendigen Kohlenstoffquelle. Im ersten Versuch wurde die Kohlenstoffsubstratmenge für 24 Stunden je Pumpintervall von 0,1346 l auf 0,0961 l reduziert. Der gleiche Versuchsaufbau wurde über mehrere Tage vom 15.02 – 17.02.2023 am zweiten Versuch durchgeführt. Bei beiden Versuchen wurde unmittelbar (bis ca. 5 min) vor den Pumpereignissen Wasserproben vom Denitrifikationsbehälter entnommen und für eine spätere Analyse tiefgefroren. Die Analyse erfolgte im Anschluss mittels der Diazotierungsmethode (DIN 38405, ISO/DIS 13395) eines „Continuous Segmented Flow Analyzer“ (AA3, Seal Analytical GmbH, Norderstedt, Germany), welche erstmals von Peter Griess im Jahr 1879 beschrieben wurde<sup>8</sup>. Hierbei reagiert das Nitrit im Probenwasser in einer sogenannten Diazotierung mit Sulfanilamid zu einem Diazoniumsalz. In einer anschließenden Kopplung mit N (1-Naphtyl) -ethylendiamin bildet sich eine rosafarbene p-Aminoazoverbindung. Je mehr Nitrit im Probenwasser enthalten ist, desto stärker fällt die rosa Färbung aus. Die Messung findet im Wellenlängenbereich des Lichtspektrums von 520 nm statt.

Die Ergebnisse der Nitritanalyse beider Versuche sind in **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** abgebildet. In Rot dargestellte Messwerte sind nicht plausibel und damit als Messfehler einzustufen.

Als Kontrollgruppe wurden Wasserproben an Tagen ohne Veränderung der Kohlenstoffzufuhr zum Denitrifikationsbehälter entnommen und ebenfalls tiefgefroren (Versuch 3).

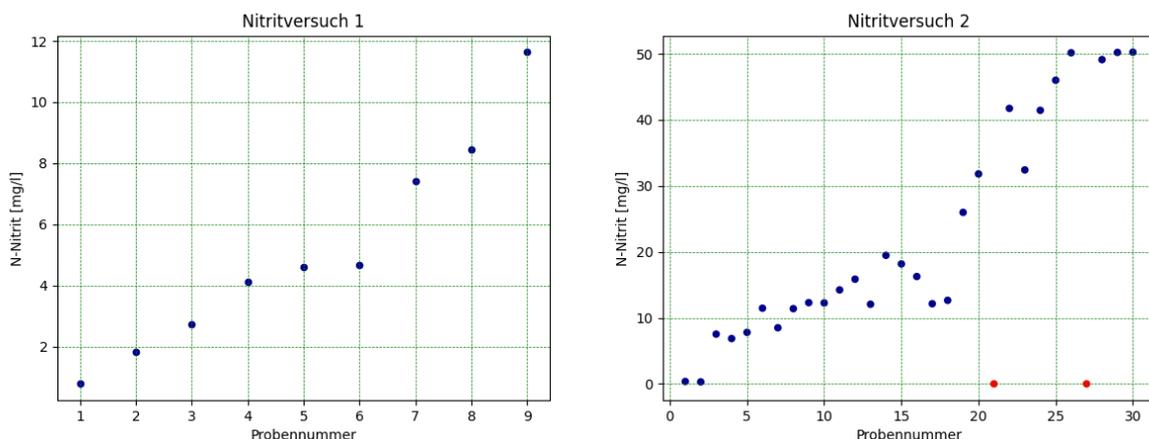


Abbildung 4: Nitritversuche bei nicht ausreichender Kohlenstoffversorgung in der Denitrifikation

In einem zweiten Versuchsaufbau wurde Natriumnitrit gezielt in den Abschäumer gegeben. Bei diesem Versuch sollte ebenfalls eine erhöhte Nitritkonzentration im Denitrifikationsbehälter simuliert werden. Um beispielsweise einen Nitritgehalt von 20 mg/l Nitrit-N zu simulieren, mussten 5,7 g Natriumnitrit dem Pumpwasser aus dem Denitrifikationsbehälter zugegeben werden. Um die Natriumnitritmenge möglichst gleichmäßig über die Pumpdauer zuzuführen, wurden das Natriumnitrit in einem Behälter mit Leitungswasser gelöst und über eine Öffnung langsam zudosiert. Im Anschluss wurden die Zeitpunkte der Nitritzugabe mit der jeweiligen

<sup>8</sup> Fox, J. B., & Suhre, F. B. (1985). *The Determination of Nitrite: A Critical Review*

Menge notiert, wodurch die Auswirkungen im Redoxpotential anschließend zugeordnet werden konnten. Es erfolgten Versuche am 17.03.2023, 20.03.2023 und 24.03.2023.

Die direkte Nitritzugabe hat sich während der Versuche aus mehreren Gründen als Vorteilhaft erwiesen. Der hierbei wichtigste Punkt war, dass der Denitrifikationsprozess im Denitrifikationsbehälter unangetastet blieb. Eine absichtlich, oder unabsichtlich hervorgerufene Störung hingegen ist für die Denitrifikanten mit viel Stress verbunden und kann den Denitrifikationsprozess über einen längeren Zeitraum auch nach Beendigung der Versuche negativ beeinflussen. Des Weiteren kann durch solch eine Störung Nitrit in die Fischbecken gelangen. Bei der direkten Nitritzugabe kann war auch Nitrit in die Fischbecken gelangen, dies würde aber nur unmittelbar nach der Nitritzugabe der Fall sein. Bei der Störung des Denitrifikationsprozesses hingegen, wäre eine unmittelbare Reduzierung der Nitritzufuhr nur bedingt möglich. Als weiterer großer Vorteil ist der unmittelbare Einfluss durch eine Nitritveränderung zu einem vorhergehenden „normalen“ Pumpenzyklus zu nennen. Bei der direkten Nitritzugabe lässt sich der Effekt von normal zu Nitrit in zwei aufeinanderfolgenden Redoxpeaks beobachten. Bei einer Störung des Denitrifikationsprozesses ist jeder Redoxpeak in einem längeren Zeitrahmen gleichermaßen betroffen, sodass mögliche andere Störungen nur schwer erkannt werden können.

### 3.3.2 Datenauswertung

Wie bereits in Abbildung 1 zu erkennen ist, gibt es im Verlauf der Redox-Kurven eindeutige Marker für die Erkennung von Nitrit im Wasser. Diese sind gekoppelt an die Pumpenzyklen.

Zur Auswertung der Nitritkonzentration auf Basis des Redoxpotentials müssen also folgende generelle Schritte ausgeführt werden:

- Ausschneiden relevanter Bereiche, im Folgenden auch Splitting genannt
- Extraktion der relevanten Merkmale
- Klassifikation auf Basis der extrahierten Merkmale

Jeder dieser vorgenannten Schritte kann auf unterschiedliche Weise mit einem beliebigen Aufwand an Vor- und Nachverarbeitung bewerkstelligt werden.

Das Splitting der Zeitbereiche soll zeitlich begrenzte, zusammenhängende Datenreihen extrahieren, innerhalb derer der Nitritgehalt qualifiziert werden kann. Eine einzelne identifizierte und auf ihre verwertbare Länge zugeschnittene Zeitreihe wird hier als Experiment oder Sample betrachtet.

Aufgrund von Vorversuchen von SEAWATER Cubes gab es im Vorfeld die Vermutung, dass der bestmögliche Effekt auftritt, wenn Nitrit in den Abschäumer eingetragen wird, während das Redoxpotential gerade im Steigen begriffen ist und sich bereits von seiner Talsohle gelöst hat, d.h. die Pumpe zwischen Denitrifikation und Abschäumer bereits mindestens einige Minuten läuft.

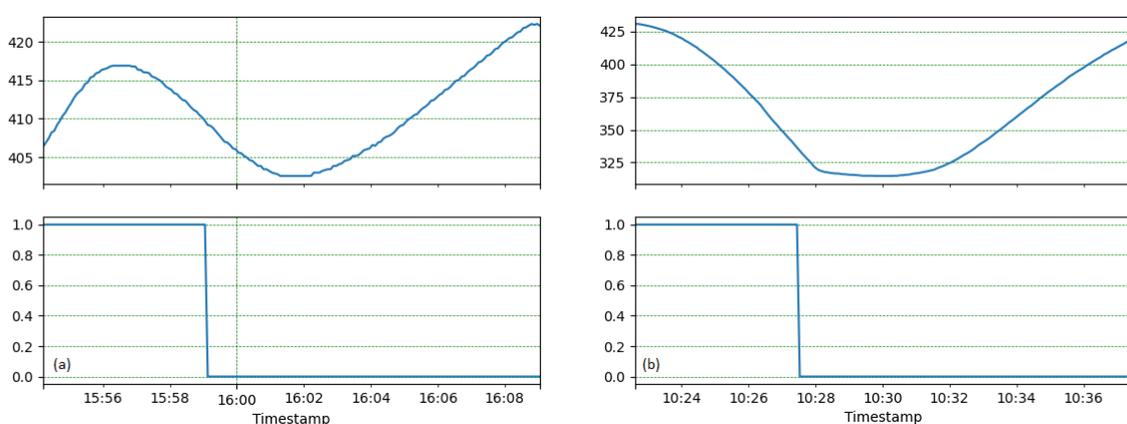


Abbildung 5: Gegenüberstellung Nitriteintrag bei steigender (a) und fallender Redoxflanke (b)

Die Betrachtung der Daten, welche im Rahmen des Projektes FishSenseWell erzeugt wurden, stützen diese Beobachtung (siehe Abbildung 5).

Im Laufe des Projektes wurden mehrere Splitting-Verfahren getestet, die jeweils die Zyklen des Ozongenerators und der Pumpe von der Denitrifikation zum Gegenstand haben. Nach Umbau der Anlage hin zur Synchronisation beider Anlagenteile bedeutet ein Trigger auf die Pumpe immer auch, dass der Ozongenerator läuft.

Das Splitting wurde nach unterschiedlichen Kriterien vorgenommen, anschaulich in 6 dargestellt:

- Gesamter Zyklus des Ozongenerators (Abb. 6a)
- Ausschließlich der Zyklus der Pumpe von der Denitrifikation (Abb. 6b)
- Zyklus der Pumpe von der Denitrifikation, nur dann, wenn auch der Ozongenerator aktiv ist, durch die Synchronisation identisch zu b) (Abb. 6c)
- Die vielfache Länge des Zyklus der Pumpe von der Denitrifikation (hier: Faktor 3, Abb. 6d)

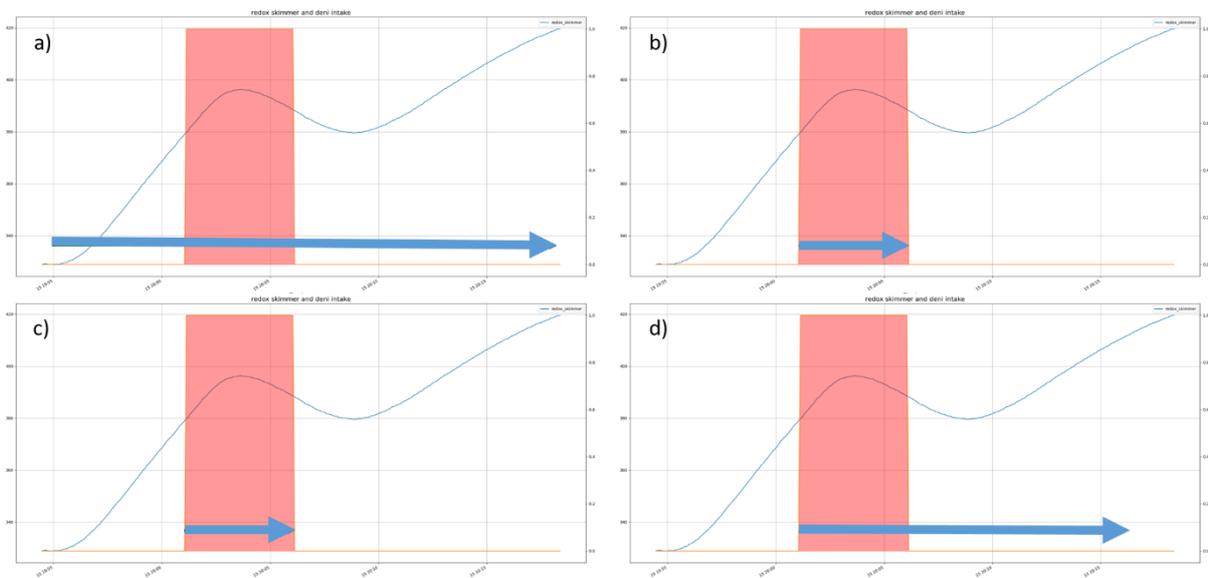


Abbildung 6: Splittingverfahren zur Nitritauswertung, Ausschnitt zeigt den Ozongeneratorzyklus und in Rot die Aktivität der Pumpe von der Denitrifikation. Der Pfeil definiert den auszuwertenden Zeitraum.

Zur automatischen Auswertung müssen Merkmale der einzelnen Zeitreihenabschnitte extrahiert werden. Diese Features werden dahingehend gewählt, dass sie den Zusammenhang zwischen Quell- und Zieldaten abbilden, in diesem Fall entsprechend Hinweise auf den Verlauf des gemessenen Nitrits enthalten.

### Analytische Methoden

Bei Betrachtung der Redoxkurven wird schnell klar, dass der Einfluss von Nitrit dafür sorgt, dass die Kurve nicht mehr, wie sonst üblich, streng monoton steigt, sondern sich in der steigenden Flanke einen Wendepunkt ausprägt. Eine Möglichkeit zur Nitritdetektion kann also die Auswertung dieses Kurvenverlaufs sein. Wendepunkte in Kurven können leicht berechnet werden.

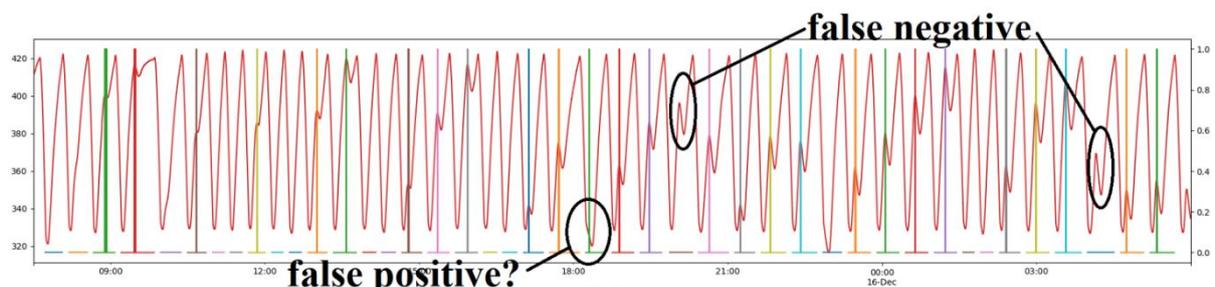


Abbildung 7: Redox-Verlauf und Marker bezüglich dem Auftreten von Nitrit

Diese Form der Analyse ist aufwandsarm zu implementieren und liefert teilweise verwertbare Ergebnisse. Wie in Abbildung 7 ersichtlich, kann mit dieser Methode das Vorhandensein von Nitrit detektiert werden, allerdings sind eindeutige falsch-negative Ergebnisse zu erkennen und einzelne Ereignisse werden offensichtlich auch falsch-positiv gewertet.

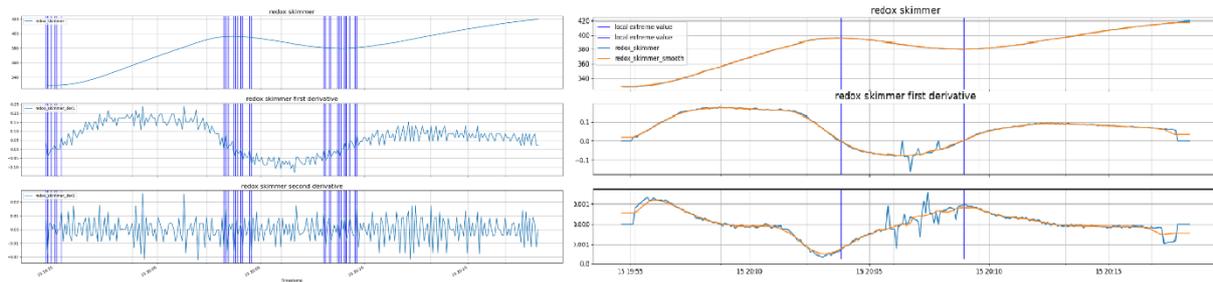


Abbildung 8: Gegenüberstellung der Ableitungsfunktionen mit und ohne Glättung, inklusive der damit errechneten lokalen Extremwerte (dargestellt als senkrechte blaue Linien)

Weiterhin ist diese Form der Analyse auf eine qualitative Auswertung limitiert. Voraussetzung für die sinnvolle mehrfache Ableitung der rauschbehafteten Eingangssignale ist eine effiziente und nicht verfälschende Glättung in jeder Verarbeitungsstufe. Abbildung 8 stellt die ersten beiden Ableitungen des Redoxsignals im Abschäumer einander ungeglättet und geglättet gegenüber. Signifikant ist hier die Reduktion der vermeintlichen Extremwerte, zwischen denen ein Wendepunkt liegen kann. In diesem Fall wurde die Glättung mittels K-Nearest-Neighbour-Verfahren durchgeführt. Aufgrund der Effektivität dieses Verfahrens kam es auch bei allen weiteren Merkmalsextraktionen im Laufe des Projektes zum Einsatz.

## Multivariate Statistik

Um belastbarere Ergebnisse zu gewinnen und unter Umständen auch quantitative Auswertungen durchführen zu können, sind aufwendigere statistische Verfahren notwendig. Für diese ist die sinnvolle Auswahl der Merkmale grundlegend. Dazu kamen, unabhängig voneinander, zwei verschiedene Vorgehensweisen zum Tragen:

- Automatische Merkmalsextraktion mit der Bibliothek TSFresh: Hier wird eine große Anzahl an Merkmalen einer Zeitreihe berechnet und dann mit Blick auf die zu erklärende Zielvariable die Signifikanz der einzelnen berechneten Werte bewertet. Auf diese Weise ergaben sich weit über 200 prinzipiell signifikante Features, von denen in die schlussendliche Auswertung allerdings nur die wichtigsten 25 eingegangen sind. Auch diese sind bereits stark korreliert und müssen mittels PCA von Redundanzen befreit werden.
- Manuelle Feature-Extraktion mittels bekannter Methoden zur Beschreibung eines Kurvenverlaufs.

Durch die starke Korrelation der Merkmale kann der Merkmalsraum mittels PCA stark reduziert werden. In **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** ist zu erkennen, dass die erste Hauptkomponente den mit Abstand größten Anteil der Varianz des Eingangssignals in sich vereint, insgesamt reichen 11 Hauptkomponenten aus, um den Verlauf der ursprünglichen Merkmale hinreichend zu erklären. Für die weiteren Auswertungen reichen also diese ersten 11 Hauptkomponenten aus.

Die manuelle Feature-Extraktion ergibt folgende Merkmale:

- Anzahl lokaler Maxima im Redox-Signal
- Anzahl lokaler Minima im Redox-Signal
- Anzahl lokaler Maxima in der ersten Ableitung des Redox-Signals
- Anzahl lokaler Minima in der ersten Ableitung des Redox-Signals
- Mittelwert Redox
- Mittelwert der ersten Ableitung Redox
- Standardabweichung Redox
- Standardabweichung der ersten Ableitung Redox
- 25%-Quantil Redox
- 50%-Quantil Redox

- 75%-Quantil Redox
- 25%-Quantil der ersten Ableitung Redox
- 50%-Quantil der ersten Ableitung Redox
- 75%-Quantil der ersten Ableitung Redox

Diese Features sind in wesentlich schwächerem Maße korreliert als die automatisch extrahierten. Abbildung 9 zeigt, analog zum Vorgehen bei der automatisierten Extraktion, dass hier nun fünf Features eine hinreichende Erklärung für den Verlauf der Ursprungsfeatures liefern.

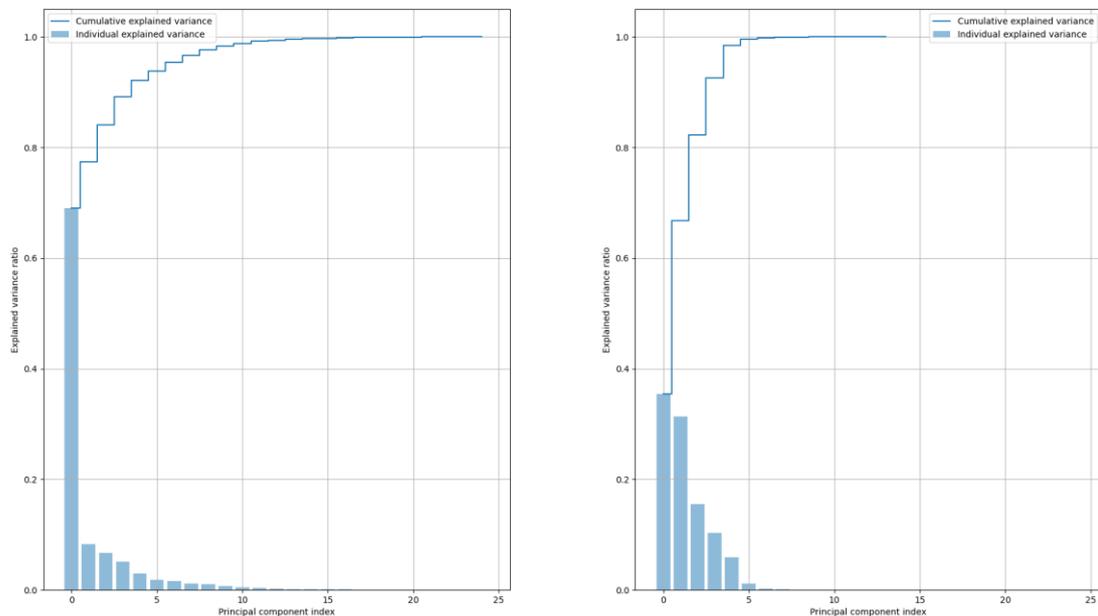


Abbildung 9: Explained Variance der Hauptkomponenten nach PCA der extrahierten Features, links automatisch, rechts manuell extrahiert

Unter Einbeziehung der aus den Experimenten gewonnenen Nitritwerte können mit diesen reduzierten Featuresets erste Modelle zur Klassifikation von bisher unbekanntem Daten erstellt und trainiert werden. Dazu werden die gemessenen Daten zunächst bei Bedarf vorverarbeitet und dann gemeinsam mit ihrer Klassifikation dem zu trainierenden Modell zur Verfügung gestellt. Dabei wird dem Modell ein zufällig gewählter Teil der Experimentaldaten vorenthalten, um im Nachgang das trainierte Modell auf korrekte Klassifikation hin testen zu können.

In **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** sind die ersten drei Hauptkomponenten farbcodiert aufgetragen. Es ist zu erkennen, dass es hier bereits eine gewisse Clusterbildung gibt, die Datenpunkte zwischen geringfügiger und relevanter Nitritkonzentration abgrenzbar macht.

Zur Klassifikation können verschiedene Modelle genutzt werden. Um diese vergleichbar zu machen, gibt es Kennwerte, die ermittelt werden können, um ein Modell mit optimierter Performance im Hinblick auf das Klassifikationsproblem zu nutzen. Die wichtigsten Indikatoren sind:

- Accuracy: Verhältnis von korrekter Klassifikation zu Gesamtdatensatz
- Precision: Genauigkeit in Hinblick auf falsch positive Ergebnisse
- Recall: Genauigkeit in Hinblick auf falsch negative Ergebnisse
- F1: Allgemeine Genauigkeit eines Klassifizierers

Um ungünstige Konstellationen von Trainings- und Testdaten zu vermeiden, werden mehrere Iterationen mit jeweils zufälligen Training-/Testsplits durchgeführt und die Ergebnisse am Ende zusammengefasst ausgewertet.

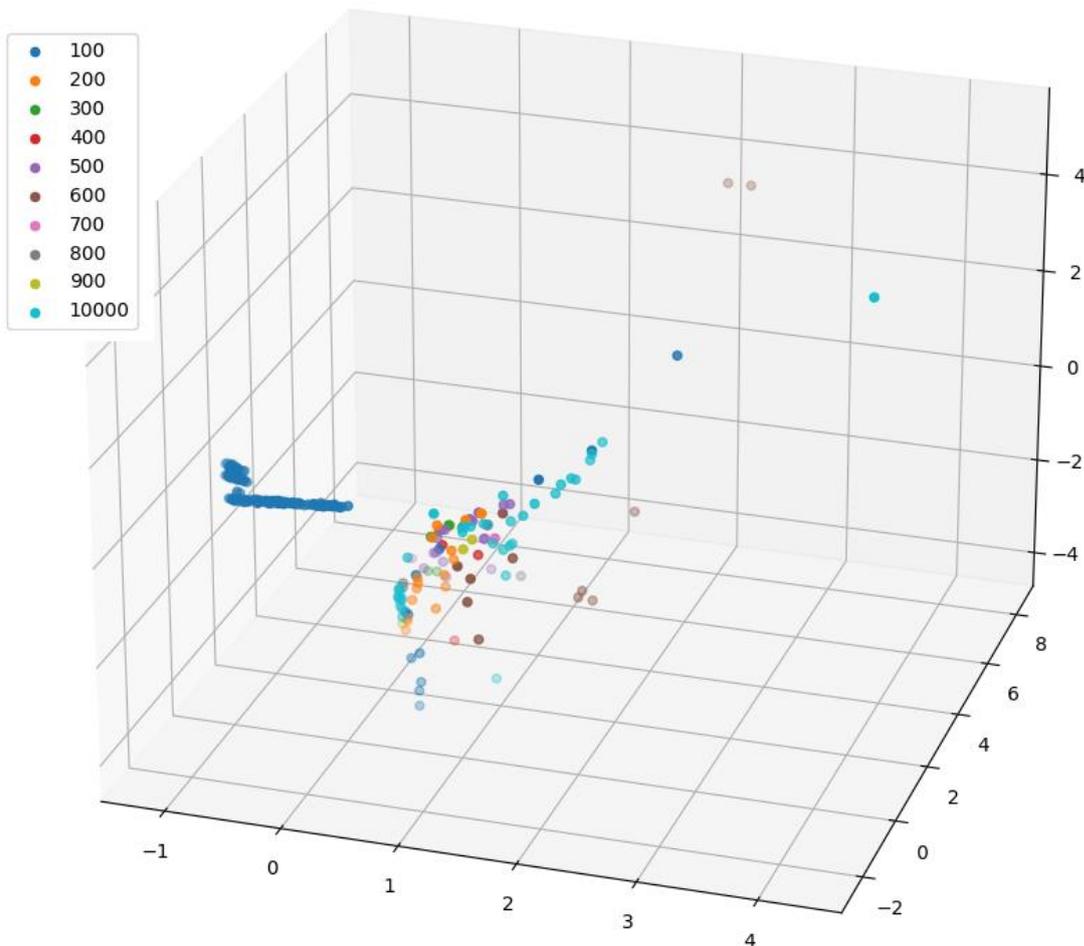


Abbildung 10: Hauptkomponenten 1 bis 3, Klassifikation farbcodiert

## 4 Ergebnisse

Wie bereits im Vorfeld ausgeführt, können mit der analytischen Auswertung keine zufriedenstellenden Ergebnisse erreicht werden. Entsprechend werden in diesem Abschnitt ausschließlich die machine-learning-basierten Ansätze mit ihren Resultaten diskutiert.

### 4.1.1 Zeitreihensplits

Die auf den ersten Blick zielführendste Methode zum Splitting ist die Aufteilung der Zeitreihe im Sinne der Ozongeneratorzyklen. Wichtig hierbei ist die gleichzeitige Aktivität der Pumpe von der Denitrifikation zum Abschäumer. Aus diesem Grund wurde die Anlagensteuerung angepasst, um bei Pumpenaktivität immer bereits den Ozongenerator eingeschaltet zu haben.

Bei weiterer Analyse ist festzustellen, dass die hauptsächlich die Klassifikation bestimmenden Features in erster Linie durch die Veränderungen in der Zeitreihe ausgelöst werden, die während des Einpumpens von Wasser aus der Denitrifikation auftreten. Es ist damit auch möglich, ausschließlich die Zeitbereiche bei laufender Pumpe zu betrachten. Durch diese Anpassung kann die Effizienz der Algorithmen verbessert werden, da am Ende kürzere Zeiträume betrachtet und analysiert werden müssen.

### 4.1.2 Feature-Extraktion

Die automatisierte Feature-Extraktion hat sich bei umfangreicher Nutzung als wenig praktikabel erwiesen, da die Einschätzung hinsichtlich der Signifikanz instabil und im Detail nicht nachvollziehbar war. Damit steht die Belastbarkeit der Berechnungen insgesamt in Frage. Darüber hinaus ist die notwendige Rechenzeit wesentlich größer als bei der manuell aufgebauten Merkmalsextraktion.

Aus Gründen der Vergleichbarkeit werden im Folgenden trotzdem Vergleiche zwischen den beiden Extraktionsmethoden gezogen.

#### 4.1.3 Modellbasierte Klassifizierung bezüglich Nitrit

Für die modellbasierte Klassifikation stehen eine Vielzahl von Klassifizierungsmethoden zur Auswahl. Um einen Klassifizierer auszuwählen, bietet es sich an, sie einzeln im Cross-Validation-Verfahren zu bewerten, um dann das Modell mit der besten Performance für das zu lösende Problem auszuwählen.

Bei einer Schwellwertbetrachtung mit der Maßgabe, dass Nitritwerte unter 1mg/l als nitritfrei angesehen werden, ergibt sich gemäß folgender Tabelle eine logistische Regression als die beste Option. Zur Erstellung dieser Übersicht wurden insgesamt 61 verschiedene Klassifizierungsmethoden einander gegenübergestellt. Die hier aufgeführte Darstellung dient lediglich einer groben Übersicht und beschränkt sich daher auf die fünf besten Methoden:

Name	Accuracy	Precision	Recall	F1
Logistic Regression	0,9018	0,9000	0,9417	0,9046
Ridge Classifier	0,9018	0,9000	0,9417	0,9046
Linear Discriminant Analysis	0,8893	0,8800	0,9417	0,8935
Naive Bayes	0,8875	0,8867	0,9417	0,8957
K Neighbors Classifier	0,8732	0,8800	0,9083	0,8796

Zur weiteren Klassifizierung des Nitritgehaltes im Wasser wird folglich das so trainierte Logistic-Regression-Modell verwendet.

Zur weiteren Validierung kann das Modell weitere Daten, die im Trainings- und Validierungsprozess nicht zur Anwendung kamen, dem Modell folglich vollständig unbekannt sind, zur Klassifizierung erhalten.

Das Ergebnis dieser Klassifizierung ist in Abbildung 11 dargestellt. Die Darstellung stellt die tatsächliche Bedeutung der dem Modell zur Verfügung gestellten Daten dem Klassifikationsergebnis des Modells gegenüber. Das Modell ist also beim vorliegenden Datensatz in der Lage, vorhandenes Nitrit in 96% der Fälle zu erkennen. Nitritfreies Wasser im Abschäumer wird in den vorliegenden Daten zu 100% erkannt. Vorhandene Fehleinschätzungen des Modells liegen bei 6% aller Vorhersagen und sind ausschließlich false negatives.

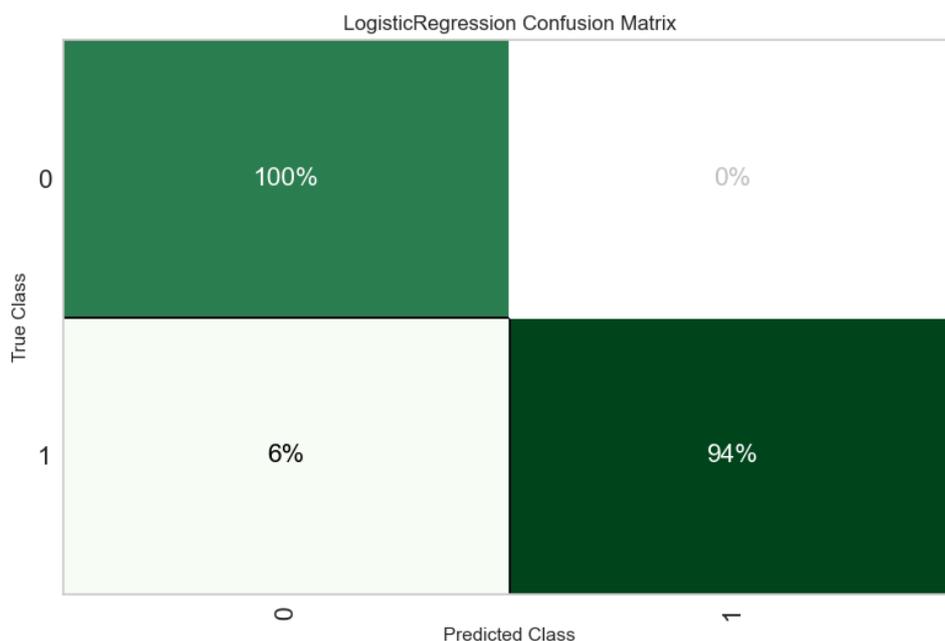


Abbildung 11: Confusion Matrix für den Logistic Regression Classifier

Auf Basis dieser Ergebnisse kann nun in zukünftigen Projekten eine Online-Detektion von Nitrit in der Anlage entstehen und diese anschließend auch wirtschaftlich verwertet werden. Ein erster Prototyp wird derzeit im Labormaßstab erprobt, eine weitere Erforschung und Skalierung erfordern jedoch die Einwerbung zusätzlicher Fördergelder.

Eine quantitative Bestimmung des Nitritgehaltes war mit der vorliegenden Datenmenge nicht durchführbar, die Ergebnisse der entsprechenden Versuche waren von zufälligen Vorhersagen nicht zu unterscheiden.

## **5 Fazit und Ausblick**

### **5.1 Bewertung der Methoden**

Insgesamt liefern die entwickelten Methoden für den Anwendungszweck ausreichende Ergebnisse. Die prinzipielle Erkennung, ob in der Anlage Nitrit produziert wird, läuft sicher und nachvollziehbar.

Die auftretenden falsch-negativen Vorhersagen bewegen sich in ausreichend geringem Rahmen, so dass davon ausgegangen werden kann, dass das Modell, sollte eine solche Vorhersage getroffen werden, im nächsten Pumpzyklus das Nitrit dann erkennen wird.

Um eine quantitative Aussage zu treffen und tatsächlich den Nitritgehalt im Wasser zu bestimmen, liegen im Rahmen des Projektes wesentlich zu wenig korrekt gelabelte Daten vor. Der zeitliche Aufwand für die Erzeugung der Experimentaldaten ist derart hoch, dass es während der Projektdurchführung nicht möglich war, genügend Datensätze zu erzeugen, um eine sinnvolle Aussage zur absoluten Konzentration von Nitrit machen zu können.

Ein eventuelles Folgeprojekt muss entsprechend den Fokus auf die Erzeugung großer Datenmengen legen. Auf diese Weise können im Nachgang nicht nur neue Erkenntnisse gewonnen werden, sondern auch die Ergebnisse dieses Projektes weiter verbessert werden.

### **5.2 Bewertung der erreichten Ergebnisse**

Nitrit im Anlagenwasser stellt wie bereits im Punkt 3.1.1 geschildert eine potenzielle Gefahr für Fische in Aquakulturanlagen dar. Es ist in bereits sehr geringen Konzentrationen toxisch und zudem derzeit in Salzwasser nicht oder nur unter massivem Aufwand sehr schwer automatisiert messbar. Systeme, die eine automatisierte Erkennung von Nitrit ermöglichen, sind daher für nahezu jeden Anlagenbetreiber als ein hilfreiches Ergänzungstool beim Anlagenbetrieb anzusehen. Eine manuelle Messung von Nitrit in verschiedenen Qualitätsstufen ist relativ einfach durchzuführen. Für den Anlagenbetreiber ist daher die generelle Detektion von Nitrit von größerer Bedeutung als die exakte Nitritmenge. Erhöhte Nitritwerte deuten in jedem Fall auf eine Störung in der Anlage hin, die beobachtet bzw. behoben werden muss.

Im Rahmen des Projektes konnte mit Hilfe der in den durchgeführten Versuchen erzeugten Daten ein Modell entwickelt werden, mit welchem auch bereits geringe Nitritmengen im Abschäumer festgestellt werden können. Somit ist die Grundlage für ein solches Ergänzungstool erzielt wurden. Besonders interessant ist dabei, dass keine aufwendigen und teuren zusätzlichen Messinstrumente notwendig sind. Die gesamte Nitritdetektion findet mittels Redoxsensoren statt, welche routinemäßig im Protein-Abschäumer verbaut werden. Der erwartbare Nutzen eines solchen Nitritdetektionssystems im Verhältnis zu den möglichen Kosten ist somit sehr günstig. Am freien Markt hätte ein solches System daher gute Chancen zu bestehen. Das hier beschriebene System zielt auf Nitrit, welches im Denitrifikationsprozess entsteht, ab. Da Nitrit jedoch auch bei der Stickstoffoxidation im Biofilter anfallen kann, wäre eine Detektion dieses Nitrits eine mögliche sinnvolle Weiterentwicklung des Systems.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass das entwickelte Modell einen Anstieg des Nitrits im Proteinabschäumer zuverlässig detektieren kann. Diese qualitative Betrachtung reicht aus Sicht des Fischwohles aus, da ohnehin bereits bei geringfügigen Erhöhungen ein Eingreifen notwendig wird.

Das System ermöglicht die Anpassung der Steuerung, um entsprechend der Nitritmenge eine Alarmierung auszulösen und trägt damit zu einer Vermeidung von Nitriterhöhungen bei und leistet damit einen Beitrag zu Betriebssicherheit und Fischwohl.

## 6 Anhang

### 6.1 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Verlauf des Redoxpotentials im Abschäumer; (a) Nitritmenge unter der Nachweisgrenze; (b) Eingebrachte Nitritkonzentration zwischen 5mg/l und 20 mg/l.....	5
Abbildung 2: Schematische Darstellung der für den Versuch relevanten Anlagenelemente, dessen Verbindungen miteinander sowie deren Durchflussraten während der Pumpvorgänge.	6
Abbildung 3: Struktur der Datenkommunikation im Projekt FishSenseWell.....	8
Abbildung 4: Nitritversuche bei nicht ausreichender Kohlenstoffversorgung in der Denitrifikation .....	9
Abbildung 5: Gegenüberstellung Nitriteintrag bei steigender (a) und fallender Redoxflanke (b) .....	10
Abbildung 6: Splittingverfahren zur Nitritauswertung, Ausschnitt zeigt den Ozongeneratorzyklus und in Rot die Aktivität der Pumpe von der Denitrifikation. Der Pfeil definiert den auszuwertenden Zeitraum.....	11
Abbildung 7: Redox-Verlauf und Marker bezüglich dem Auftreten von Nitrit .....	11
Abbildung 8: Gegenüberstellung der Ableitungsfunktionen mit und ohne Glättung, inklusive der damit errechneten lokalen Extremwerte (dargestellt als senkrechte blaue Linien) .....	12
Abbildung 9: Explained Variance der Hauptkomponenten nach PCA der extrahierten Features, links automatisiert, rechts manuell extrahiert .....	13
Abbildung 10: Hauptkomponenten 1 bis 3, Klassifikation farbcodiert.....	14
Abbildung 11: Confusion Matrix für den Logistic Regression Classifier.....	15

### 6.2 Tabellarische Darstellung der Nitritversuche

Versuch 1:

Zeitraum: 20.01.2023 – 21.01.2023

Datum	Uhrzeit	N-Nitrit [mg/l]
20.01.2023	8:00	0.7803
20.01.2023	8:48	1.813
20.01.2023	10:00	2.7433
20.01.2023	10:40	4.1219
20.01.2023	12:35	4.5886
20.01.2023	13:50	4.6783
20.01.2023	15:06	7.4196
20.01.2023	16:50	8.4551
21.01.2023	13:00	11.6324

Versuch 2:

Zeitraum: 15.02 – 17.02.2023

Datum	Uhrzeit	N-Nitrit [mg/l]
15.02	17:00	0.3552
15.02	17:42	0.3
16.02	07:58	7.5332
16.02	08:35	6.8592
16.02	09:12	7.7988
16.02	09:50	11.46

16.02	10:27	8.4964
16.02	11:07	11.3936
16.02	11:45	12.3044
16.02	12:13	12.2588
16.02	12:57	14.2328
16.02	13:35	15.858
16.02	14:15	12.0612
16.02	14:48	19.472
16.02	15:32	18.172
16.02	16:06	16.2612
16.02	16:44	12.1384
16.02	17:19	12.6532
17.02	07:51	25.9812
17.02	08:27	31.8088
17.02	09:03	0
17.02	09:40	41.7416
17.02	10:15	32.4164
17.02	10:51	41.4496
17.02	11:28	46.0112
17.02	12:05	50.1648
17.02	13:21	0
17.02	14:00	49.1296
17.02	14:36	50.2192
17.02	15:12	50.256

Versuch 3: Kontrollproben

Zeitraum: 02.03.2023 – 08.03.2023

Datum	N-Nitrit [mg/l]
02.03.2023	1.7
03.03.2023	1.7
06.03.2023	1.4
07.03.2023	1.9
08.03.2023	1.6

Versuch 4:

Zeitraum: 17.03.2023

Uhrzeit	N-Nitritkonzentration (simuliert)
08:00	20 mg/l N
08:25	5 mg/l
08:50	5 mg/l
09:15	5 mg/l

09:35	5 mg/l
15:54	5 mg/l
16:16	5 mg/l
16:41	10 mg/l

Versuch 5:

Zeitraum: 20.03.2023

Uhrzeit	N-Nitritkonzentration (simuliert)
11:00	5 mg/l
11:20	5 mg/l
11:47	5 mg/l
16:39	5 mg/l

Versuch 6:

Zeitraum: 24.03.2023

Uhrzeit	N-Nitritkonzentration (simuliert)
10:20	5 mg/l
10:41	5 mg/l
11:04	5 mg/l
11:26	5 mg/l
11:49	10 mg/l
12:10	5 mg/l
13:41	5 mg/l
14:02	20 mg/l