

Die kontinuierliche Messung der Abwasserqualität mit Kameras – Erste Erfahrungen aus Pilotversuchen

Pierre Lechevallier^{1,2}, Nicolas Neuenhofer¹, Jörg Rieckermann¹

¹ Eidgenössische Anstalt für Wasserversorgung, Abwasserreinigung und Gewässerschutz (Eawag), Überlandstrasse 133, 8600 Dübendorf, Schweiz

² Institut für Umweltingenieurwesen, ETH Zürich, 8093 Zürich, Schweiz

Kurzfassung:

Die kontinuierliche Überwachung von Abwassermenge und -qualität ist entscheidend für den Betrieb und die Optimierung von Abwassersystemen. Aktuelle Messtechniken zur Wasserqualitätsbestimmung, insbesondere im Rohabwasser, sind sehr wartungsintensiv und teuer. Hyperspektralkameras, die in der Fernerkundung und der Industrie eingesetzt werden, könnten eine vielversprechende Alternative zu herkömmlichen spektrometrischen oder ionenselektiven Sensoren darstellen. In einer sechsmonatigen Pilotstudie haben wir Abwasser in einem kleinen Einzugsgebiet mit einer industrietauglichen Hyperspektralkamera (VNIR) und getauchten Spektrometern (UV-Vis) überwacht. Beide Systeme wurden anhand von Trübungsmessungen eines Online-Sensors und 467 Stichproben für Ammonium (NH₄), Phosphat (PO₄) sowie gelöstem organischen Kohlenstoff (DOC) kalibriert. Die Kalibrierung erfolgte mit einem Partial-Least-Squares-Modell. Die Hyperspektralkamera lieferte zufriedenstellende Trübungswerte (RMSE = 14,9 NTU), vergleichbar mit dem Spektrometer (11,7 NTU). Allerdings waren die Ergebnisse für NH₄ (7,1 mg/L), PO₄ (0,7 mg/L) und DOC (39,3 mg/L) jedoch weniger genau. Interessanterweise lieferte die Spektrometersonde präzisere Resultate für NH₄ (4,3 mg/L). Die Studie zeigt das Potenzial der hyperspektralen Technologie für die kontinuierliche Abwasserqualitätsmessung. Vor allem bei der Hardware und den mechanistischen Modellen für den Lichttransport sehen wir Verbesserungspotenzial.

Key-Words: hyperspektrale Kamera, Fernerkundung, Abwasser-verschmutzung, VNIR-Spektroskopie, kontinuierliche Überwachung

1 In der Abwassertechnik fehlen wartungsarme Sensoren zur kontinuierlichen Messung der Wasserqualität

Die genaue und kontinuierliche Überwachung der Verschmutzung von städtischen Abwässern bei Trocken- und Regenwetter ist wichtig, um den effizienten Transport und eine effektive Behandlung zu ermöglichen und Umwelteinflüsse zu minimieren (Rieckermann et al., 2017). Nicht nur auf Abwasserreinigungsanlagen, sondern auch für die Behandlung von Regen- und Mischabwasser sind Konzentrationen von suspendierten Partikeln und Ammonium besonders relevant, die sich oft innerhalb weniger Minuten substanziell ändern können (DWA, 2020; VSA, 2017). Herkömmliche Methoden, wie Trübungs- und korrelationsbasierte Spektrometer-Sonden oder ionenselektive Elektroden sind jedoch anfällig für Verschmutzung und müssen im Rohabwasser trotz automatischer Reinigung mit Druckluft oder Wischern relativ oft gewartet werden (Gruber et al., 2006; Hoppe et al., 2016; Pedersen et al., 2020). Sensoren, die die Abwasserqualität berührungslos messen, hätten solche Nachteile vermutlich nicht.

Berührungslose Ultraschall- und Radar-Sensoren haben sich als Standard für die Messung von Wasserstand und Durchfluss etabliert, und auch RGB-Kameras finden bereits erfolgreiche Anwendung in Abwassersystemen (Peña-Haro et al., 2019). In der Fernerkundung werden darüber hinaus multispektrale Bilddaten genutzt, die aus mehreren Spektralkanälen zusammengesetzt sind. Diese Daten werden mit Multi- oder Hyperspektralkameras erfasst und liefern Informationen über die reflektierte oder emittierte elektromagnetische Strahlung in verschiedenen Wellenlängenbereichen.

Diese Verfahren werden als Reflexionsspektrophotometrie bezeichnet und wurden erfolgreich zur Messung der Wasserqualität von Oberflächengewässern eingesetzt. Erste Pilotstudien mit Abwasser zeigen in Laborversuchen gute Ergebnisse (Agustsson et al., 2014; Lechevallier, Villez, et al., 2024; Preitner et al., 2023). Im folgenden Artikel stellen wir unsere Ergebnisse aus Feldversuchen mit einer hyperspektralen Kamera zur kontinuierlichen Messung der Abwasserqualität in einem Mischsystem vor und vergleichen sie mit getauchten Spektrometer- und Trübungssonden. Außerdem interpretieren wir die Ergebnisse im Hinblick theoretischer Modelle und anderer Anwendungen in der Abwassertechnik.

2 Kontaktlose Messung von Reflexionsspektren von Abwasser mit einer industrietauglichen Hyperspektralkamera

In einer sechsmonatigen Messkampagne haben wir das Abwasser eines Teileinzugsgebietes in Dübendorf (CH) von Mai bis November 2023 kontinuierlich mit einer Hyperspektralkamera überwacht. Das Gebiet wird im Mischsystem entwässert und hat ca. 25'000 Einwohner. Das Abwasser stammt hauptsächlich aus Wohngebieten mit einigen industriellen Einflüssen und einem Flughafen. Der Trockenwetterabfluss variiert zwischen 50 L/s und 115 L/s, mit einer geschätzten Infiltration von 45 bis 50 L/s.

Für die experimentellen Untersuchungen wurde ein Teilstrom des Abwassers durch eine kleine Versuchsrinne in der Versuchshalle der Eawag geleitet. Die Rinne ist 4 m lang, 10 cm breit und wurde mit einer industrietauglichen Hyperspektralkamera überwacht (MV.X, Headwall Photonics, [400-800 nm]). In der Rinne wurden auch online-Messgeräte für die Trübung (Turbimax, E+H) und Absorptionsspektren (Spectrolyser, s::can [190-750 nm]) installiert. Die Messfrequenz war 30 Minuten. Außerdem haben wir 533 Referenzproben gesammelt und im Labor analysiert. Die Daten sind ohne Lizenzbeschränkungen öffentlich verfügbar (Lechevallier, Gruber, et al., 2024) und eine Veröffentlichung ist in Vorbereitung.



Abbildung 1: Draufsicht auf die Versuchsrinne. Die hyperspektrale Kamera wurde installiert, um die Wasseroberfläche kontinuierlich zu überwachen.

Um die Abwasserverschmutzung aus den hyperspektralen Bildern abzuschätzen, haben wir ein datenbasiertes Modell (hier: MVX-Modell) mit einem Teil der Daten trainiert. Wir haben dazu die Partial-Least-Squares (PLS)-Methode angewendet, die bei Abwasser-Spektren oft bessere Ergebnisse liefert als flexiblere nichtlineare Methoden wie z. B. künstliche neuronale Netze (Lepot et al., 2016). Die PLS-Methode wurde mit einer sog. „Feature-Selection“-Methode gekoppelt, die auf den PLS-Gewichten basiert.

Für die Trübung haben wir 200 zufällig ausgewählte Trainingsbilder aus insgesamt 4644 Bildern mit Sensor-Referenzmessungen verwendet und für Ammonium (NH_4), gelösten organischen Kohlenstoff (DOC) und Phosphat (PO_4) 299 von insgesamt 467 Datensätzen. Zum Testen des MVX-Modells haben wir 4444 Datenpunkte für Trübung verwendet und 168 für NH_4 , DOC und PO_4 . Zum Vergleich haben wir mit den gleichen Trainings- und Testdatensätzen auch entsprechende Modelle mit den Absorptionsspektren aus der Spectrolyzer-Sonde trainiert (Spectrolyzer-Modell). Alle Modellanpassungen wurden anhand des Bestimmtheitsmasses (R^2) und dem mittleren quadratischen Fehler (RMSE) bewertet. Eine ausführliche Darstellung der datenbasierten Modellierung sowie der durchgeführten Messkampagne ist in Lechevallier, Villez, et al. (2024) beschrieben.

3 Die hyperspektrale MV.X Kamera liefert vergleichbare Ergebnisse für Trübung wie eine online Sonde, für Ammonium und gelöste organische Kohlenstoff ist sie deutlich schlechter

3.1 Trübung

Für die Trübung des Abwassers liefern die PLS-Modelle aus den hyperspektralen Bildern gute Ergebnisse, auch im Vergleich zu den Spectrolyzer-Sonden ($R^2=0,87$ [0,92]). Die Modelle zeigten eine gute Übertragbarkeit zwischen Modelltraining und Vorhersage, wobei sowohl das Bestimmtheitsmaß als auch die Fehler nur geringfügig schlechter wurden, wenn das Modell mit neuen Daten getestet wurde. Abbildung 2 links zeigt, wie gut das Modell die Trübung des Testsatzes einschätzt (RMSE=14,5 NTU [11,7]). Auch wenn nur 50 Werte benutzt wurden, um das MVX-Trübungsmodell zu trainieren, lieferte es immer noch zufriedenstellende Ergebnisse (RMSE=20,2 NTU). Diese allgemein guten Ergebnisse waren zu erwarten, da die Trübung bekanntermaßen gut mit der Lichtreflexionsintensität korreliert, unabhängig von der Wellenlänge (Lechevallier, Villez, et al., 2024; Mullins et al., 2018).

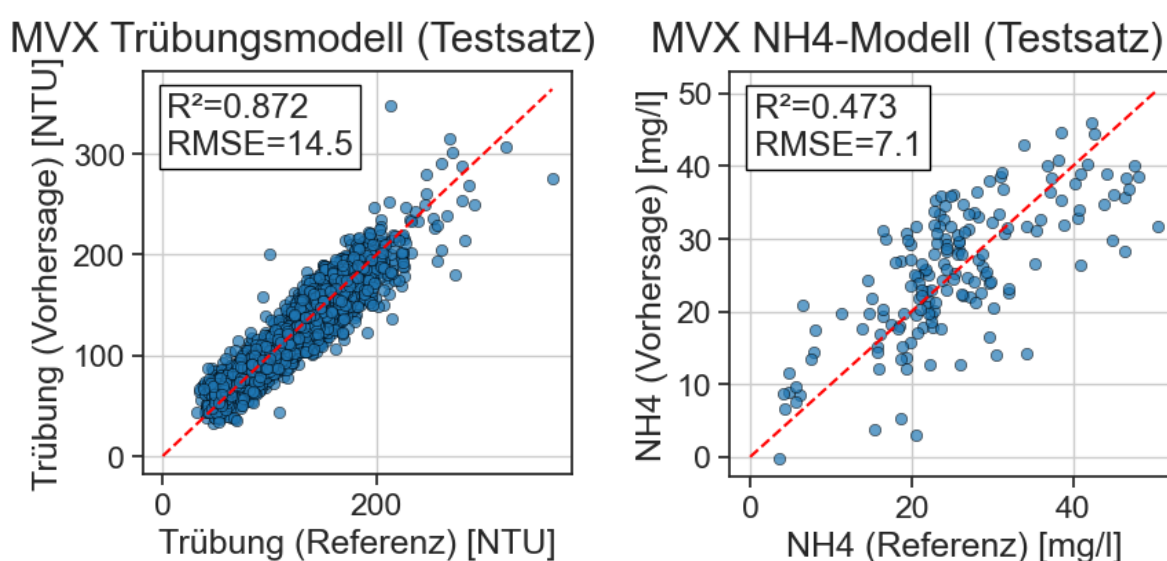


Abbildung 2: Ergebnisse der MV.X-Kamera. Die Abbildungen zeigen die Ergebnisse eines datenbasierten-PLS Modells für Trübung und Ammonium im Rohabwasser.

3.2 Nährstoffe

Die PLS-Modelle können zwar den allgemeinen Trend für NH_4 und PO_4 abbilden, zeigen jedoch ein geringes Bestimmtheitsmaß ($R^2 < 0,5$, siehe Tabelle 1). Trotz der fehlenden Fotoaktivität von NH_4 und PO_4 im sichtbaren und nahen Infrarotbereich können die hyperspektralen Bildmodelle die Konzentrationen über einen breiten Bereich mit einer Streuung/Präzision (RMSE) von 7,1 mg/L (NH_4) und 0,7 mg/L (PO_4) abschätzen. Bei typischen Konzentrationen von NH_4 im Rohabwasser im Bereich von

20 - 50 mg/L erscheint eine kontinuierliche berührungslose Überwachung grundsätzlich möglich (s. Abschnitt 4.2).

Die Spectrolyser-Sonde liefert, etwas überraschend, deutlich bessere Ergebnisse für Ammonium ($RMSE = 4,3 \text{ mg/L}$), obwohl NH_4 auch nicht mit UV-Licht interagiert. Für Phosphat zeigt das Spectrolyser-Modell eine ähnliche Leistung wie das MVX-Modell ($RMSE = 0,6 \text{ mg/L}$), was darauf hindeutet, dass Messungen im UV-Bereich für NH_4 Verbesserung bringen, aber nicht für PO_4 . Die Leistung der Ammonium- und Phosphatmodelle ist insgesamt überraschend gut, insbesondere angesichts der fehlenden direkten Wechselwirkung dieser Stoffe mit Licht im untersuchten Spektralbereich. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Korrelationen im Abwasser eher stabil sind und indirekte Effekte oder Wechselwirkungen mit anderen Komponenten im Wasser eine Rolle spielen könnten.

3.3 Organische Stoffe

Die schlechtesten Ergebnisse werden für DOC erzielt ($R^2 = 0,34$, $RMSE = 39,3$). Überraschenderweise liefert die Spectrolyser-Sonde trotz zusätzlicher UV-Informationen keine besseren Messungen ($R^2 = 0,32$, $RMSE = 41,8 \text{ mg/L}$). Die Analyse des täglichen DOC-Trends zeigte keinen klaren Tagesgang, was unserer Meinung nach auf Veränderungen der Abwassermatrix durch industrielle Einleitungen im Einzugsgebiet hindeutet (Dürrenmatt & Gujer, 2011).

Tabelle 1: Vergleich der Modelle der hyperspektralen Kamera und des Spektrophotometers.

Wasser- qualitäts- variable	Bereich	Sampleanzahl		Leistung (Modelltesten)			
		Trainings- Satz	Test- Satz	Hyperspektrale Kamera		UV-vis Spektrophotometrie	
				R^2	RMSE	R^2	RMSE
Trübung [NTU]	31 - 364	200	4445	0,87	14,9	0,92	11,7
NH_4 [mg/L]	4 - 62	299	168	0,47	7,1	0,83	4,3
DOC [mg/L]	17 - 422	299	168	0,34	39,3	0,32	41,8
PO_4 [mg/L]	0 – 5,8	299	168	0,44	0,7	0,64	0,6

4 Diskussion

4.1 Das größte Potential der MV.X Kamera liegt in der kontinuierlichen Trübungsmessung

Unsere aktuellen Ergebnisse mit der MV.X Kamera bestätigen erneut das hohe Potenzial der hyperspektralen Bildgebung für die berührungslose Trübungsmessung. Diese Beobachtung deckt sich mit unseren früheren Erkenntnissen (Lechevallier, Villez, et al., 2024). Aktuell werten wir einen neuen Datensatz mit 300 hyperspektralen Aufnahmen und Referenz-Trübungsmessungen von vier verschiedenen Standorten aus (siehe Abbildung 3). Erste Ergebnisse deuten darauf hin, dass dieser Ansatz auch bei Abwässern unterschiedlicher Herkunft erfolgreich angewendet werden kann ($RMSE < 20$ NTU).

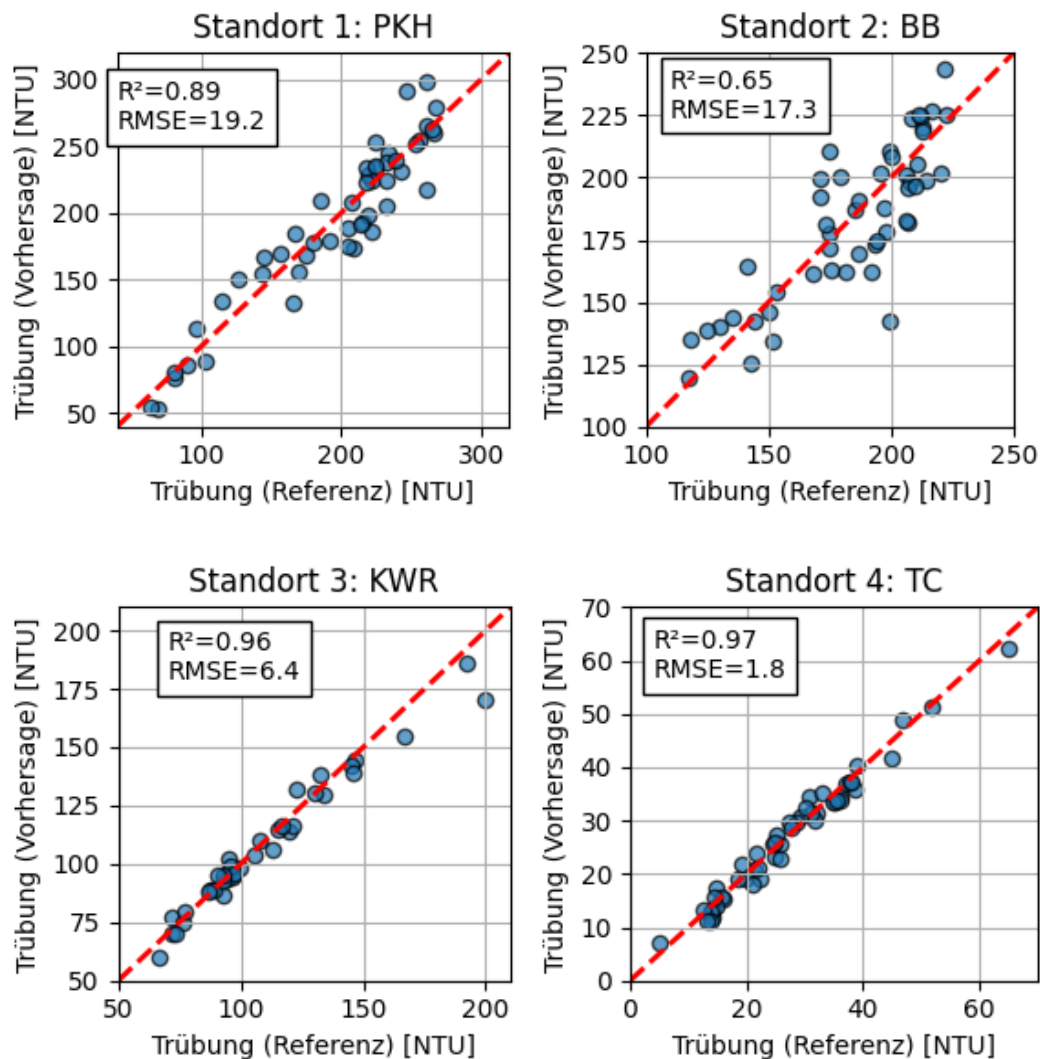


Abbildung 3: Trübungsmodelle für vier verschiedene Standorte in Australien (Publikation in Vorbereitung)

Ein großes Hindernis für den flächendeckenden Einsatz von Fernerkundungs-Kameras sind heute noch die Anschaffungskosten, die im Bereich von mehreren Zehntausend EUR liegen. In unserem aktuellsten Experiment haben wir deshalb ein kostengünstiges Spektrometer getestet¹, das speziell für diesen Zweck entwickelt wurde. Erste Resultate (Abbildung 3) sind vielversprechend und werden derzeit analysiert.

Parallel dazu untersuchen wir weitere hardwareseitige Verbesserungen, wie beispielsweise die Verwendung einer aktiven Beleuchtung in Kombination mit einer preiswerten multispektralen Kamera (Preitner et al., 2023) im „Pollutionkeeper“ Projekt oder den Einsatz von kommerziellen multispektralen Kameras (CMS-C und CMS-S, Silios, France).

4.2 Für Ammonium und DOC können UV-sensitive Kameras und maschinelles Lernen bessere Ergebnisse liefern

Um herauszufinden, welche Wellenlängen am wichtigsten für Ammonium und DOC sind, haben wir mit den Spectrolyser-Messdaten Sensitivitätsanalysen durchgeführt und beim Training des PLS-Modells jeweils nur einen Ausschnitt der Wellenlängen verwendet. Die Ergebnisse (Tabelle 2) deuten darauf hin, dass gerade der UV-Bereich (200 - 400nm) einen wesentlichen Teil der Information für Ammonium enthält. So hat das Weglassen der Wellenlängen zwischen 200 und 300 nm (3. Spalte) nur geringe Auswirkungen (RMSE steigt von 4,3 auf 4,9 mg/L). Entfernt man jedoch zusätzlich die Wellenlängen zwischen 200 und 350 nm (4. Spalte), erhöht sich der RMSE auf 7,3 mg/L, was in etwa der Genauigkeit der hyperspektralen Kamera entspricht (RMSE = 7,1 mg/L). Das deutet darauf hin, dass UV-sensitive Kameras bessere Ergebnisse für NH₄, PO₄ und DOC liefern könnten.

Tabelle 2: Die Entwicklung der Ammoniummodell-Leistung beim Entfernen der UV-Wellenlängen zeigt die Bedeutung dieser Wellenlängen für die Modellgenauigkeit.

	Spectrolyser				MXV
Spektralbereich [nm], der zur Modelltraining verwendet wurde	200 - 735	300 - 735	350 - 750	400 - 735	400 - 800
R ²	0,83	0,78	0,52	0,45	0,47
RMSE	4,3	4,9	7,3	7,8	7,1

UV-sensitive hyperspektrale Kameras kosten heute allerdings mehr als 100.000 USD. Eine mögliche Alternative sind multispektrale Kameras mit UV-Empfindlichkeit

¹ <https://www.bosl.com.au/wiki/Spectrophotometer> (Sparkfun AS7265x: 100 - 200 EUR)

(Preitner et al., 2023). Diese erfordern jedoch eine UV-Beleuchtung, was aufgrund der potenziellen Gefahren von UV-Licht, insbesondere für die Augen, eine ernstzunehmende Herausforderung für den Betrieb, z. B. auf Abwasserreinigungsanlagen darstellt.

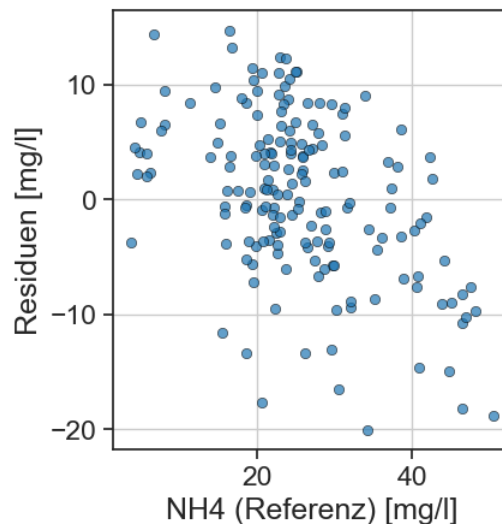


Abbildung 4: Die Residuen des MVX-Modells für NH₄ zeigen eine ungleichmäßige Verteilung der Fehler, was darauf hindeutet, dass das Modell wesentliche Aspekte in den Daten nicht erfasst.

Neben besserer Hardware könnte man auch nichtlineare Methoden des maschinellen Lernens verwenden. Die Analyse der Modellresiduen für NH₄, DOC und PO₄ (Abbildung 4) zeigt einen ähnlichen Trend: Das PLS-Modell neigt unabhängig von der Anzahl der verwendeten Komponenten dazu, die Konzentrationen bei niedrigen Werten zu überschätzen und bei hohen Werten zu unterschätzen. Eine einfach logarithmische Transformation der Eingangsdaten konnte diesen Trend in den Residuen nicht korrigieren. Wir vermuten deshalb, dass nichtlineare Modelle wie Support Vector Regression, Random Forest oder konvolutionale neuronale Netzwerke (Lepot et al., 2016; Shen & Viscarra Rossel, 2021) dieses Defizit ausgleichen könnten. Allerdings fehlen uns auf absehbare Zeit die riesigen Datensätze aus Messkampagnen mit Referenz-Labor-Messungen, um solche Modelle verlässlich zu trainieren und ein Overfitting zu vermeiden. Unserer Meinung nach sollten wir uns deshalb international vernetzen, Datensätze nach einem standardisierten Vorgehen gemeinsam sammeln und sie standardisiert zusammenführen, z. B. in der Plattform Zenodo.

Hier arbeiten wir aktuell eng mit Kollegen in Australien und Frankreich zusammen. In Frankreich werden multispektrale Bilder von Rohabwasser aufgenommen, das durch einen Umgehungsstollen eines Klärwerks geleitet wird. Dieser Stollen ist mit einem Trübungsmessgerät, einem scan-Spektrophotometer und einem Online-Ammonium-Analyser (AMTAX-SC, Hach) ausgestattet, was die Erhebung eines sehr grossen Datensatzes mit Tausenden von Abwasserbildern und Referenzdaten ermöglicht.

4.3 Herausforderungen und Forschungsbedarf

Obwohl die Feldversuche vielversprechende Ergebnisse geliefert haben, bleiben noch viele Fragen offen, die den Einfluss verschiedener Faktoren auf die hyperspektrale Bildgebung in der Wasseranalyse betreffen:

- **Einfluss der Gerinne- und Fließgeometrie:** Wie wirken sich unterschiedliche Formen und Strömungsbedingungen auf die Lichtstreuung und -reflexion im Wasser aus und wie können diese Effekte in den Modellen berücksichtigt werden?
- **Zusammensetzung und Eigenschaften der Partikel:** Inwieweit beeinflussen Größe, Form, Material und Verteilung der Partikel im Wasser das Reflexionsspektrum und wie kann diese Information zur Verbesserung der Analyseverfahren genutzt werden?
- **Stabilität der optischen Messkette:** Welche Auswirkungen haben Schwankungen in der Lichtintensität, der Kameraposition oder der Wasserqualität auf die Messgenauigkeit und wie können diese minimiert werden?
- **Eignung der Messstelle:** Welche Kriterien sind entscheidend für die Auswahl einer geeigneten Messstelle (z. B. Lichtverhältnisse, Wassertiefe, Strömungsgeschwindigkeit) und wie können diese systematisch bewertet werden?
- **Sensibilität des datenbasierten Modells gegenüber Abwasserveränderungen:** Da das Messprinzip auf Korrelationen zwischen Verschmutzungsindikatoren und Reflektionsintensität basiert, stellt sich die Frage, wie robust das Modell gegenüber Veränderungen in den Abwässern ist, z. B. bei industriellen Einleitungen, kleinen Einzugsgebieten und Regenwetter?

4.4 Theoretische Modelle zum Lichttransport im Abwasser und Simulationen

Um diese Fragen zu beantworten, untersuchen wir derzeit verschiedene theoretische Modelle und vereinfachende Annahmen, um Reflexionsspektren von unterschiedlichen Abwasserzusammensetzungen vorherzusagen. Ein vielversprechender Ansatz ist eine vereinfachte Beschreibung des Lichttransports im Abwasser, basierend auf der Arbeit von Jacques et al. (1995). Abbildung 5 zeigt, wie dieses Modell den Lichttransport mithilfe einer Monte-Carlo-Simulation einzelner Photonen im Abwasser berechnet. Durch die schnelle Berechnung Tausender Photonenbahnen können wir statistische Analysen durchführen, um Absorption und Reflexion der Photonen zu verstehen und die erwarteten Reflexionen für eine bestimmte Messstelle und Anordnung von Lichtquelle und Kamera zu bestimmen.

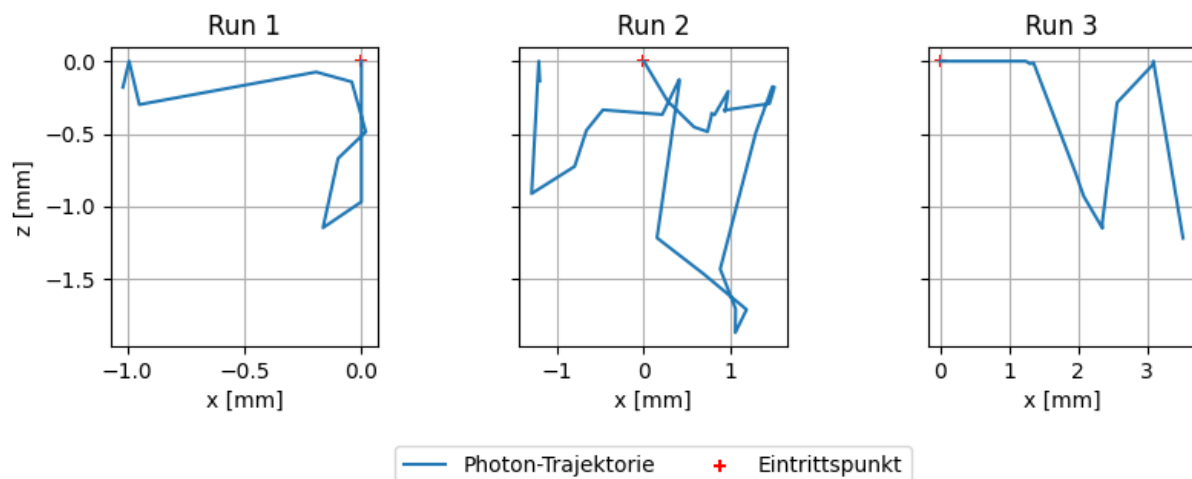


Abbildung 5: Visualisierung des Lichttransports von drei Photonen im Abwasser, berechnet mit unserem vereinfachten Monte-Carlo-Modell aus Lechevallier et al. (in prep). X beschreibt die horizontale Fortbewegung und z die Tiefenfortbewegung. Das Photon tritt bei der Koordinate (0, 0) ins Wasser ein.

4.5 Innovative Labormethoden und Zukunftsvisionen

Neben der Weiterentwicklung der hyperspektralen Bildgebung gibt es auch spannende Entwicklungen im Bereich der Labormethoden, die die Wasseranalyse unterstützen können. So haben Forscher neue Methoden zur Analyse von Mikroplastik basierend auf FTIR Spektroskopie vorgeschlagen (CoUD-labs, 2022). In ähnlicher Weise könnten hyperspektrale Kameras vielleicht dazu verwendet werden, verschiedene Partikelfractionen auf Filtern zu klassifizieren, was Hinweise auf Partikelgrößenverteilungen liefern könnte und schnelle manuelle Probenahmeverfahren ermöglichen würde. Schnelle Probenahmeverfahren könnten auch die Behandlung von Regenwasserabflüssen, z. B. in dezentralen Anlagen unterstützen, wo die Wartung von On-line-Messtechnik immer noch ein kritischer Punkt ist.

5 Schlussfolgerungen

In dieser Arbeit wurde untersucht, inwieweit die berührungslose Messung von Verschmutzungen in städtischen Abwässern sowohl bei Trockenwetter als auch bei Regenwetter mittels hyperspektraler Bildgebung möglich ist. Dies ist von großer Relevanz, um Umwelteinflüsse aus Kanalisationen zu minimieren und die Gesamtleistung des Systems Kanalnetz-Kläranlage zu optimieren.

Unsere Ergebnisse zeigen, dass die hyperspektrale Bildgebung der getesteten MV.X Kamera für die berührungslose Trübungsmessung vielversprechend ist ($R^2 = 0,87$, RMSE=14,9) und vergleichbare Ergebnisse wie Referenzsonden liefert. Die Modelle zeigten eine gute Übertragbarkeit zwischen Training und Vorhersage.

Für Nährstoffe wie NH_4 und PO_4 basieren alle optischen Messungen, auch von getauchten Spektrometer-Sonden, auf Korrelationen. Dies bedeutet, dass keine absolute Genauigkeit erwartet werden kann. Die Messungen funktionieren nur, weil die Zusammensetzung des Abwassers an einer bestimmten Messstelle relativ konstant bleibt. Für NH_4 und PO_4 konnten die PLS-Modelle zwar den allgemeinen Trend abbilden, jedoch mit geringerem Bestimmtheitsmaß ($R^2 = 0,47/0,44$) und geringer Präzision ($\text{RMSE} = 7,1/0,7 \text{ mg/L}$). Bemerkenswert ist allerdings, dass die Spectrolyser-Sonde überraschend gute korrelations-basierte Ergebnisse für NH_4 lieferte ($\text{RMSE} = 4,3 \text{ mg/L}$), wahrscheinlich wegen der Sensitivität im UV-Bereich, die der MV.X fehlt. Für PO_4 zeigte sich dadurch allerdings keine signifikante Verbesserung im Vergleich zur Kamera.

Die Messung von organischen Stoffen (DOC) stellte die größte Herausforderung dar, weil weder die MV.X Kamera noch die Spectrolyser-Sonde zufriedenstellende Ergebnisse lieferten. Das könnte zum Teil am Einfluss industrieller Einleitungen in unserem Einzugsgebiet liegen, welches keine ausgeprägte Tagesperiodik im DOC-Trend aufwies. Wir vermuten deshalb, dass die Zusammensetzung des Abwassers für DOC zu wenig konstant für korrelationsbasierte Methoden ist.

Wir denken, dass die stetige Weiterentwicklung und Kostensenkung der Hardware in Zukunft einerseits neue Möglichkeiten für den Einsatz dieser Technologie erlauben werden. Andererseits sind wahrscheinlich umfangreichere Datensätze, standardisierte Datenformate und nichtlineare Modelle notwendig, um das volle Potenzial der hyperspektralen Bildgebung auszuschöpfen.

Die vorliegende Studie unterstreicht die Notwendigkeit weiterer Forschung, um die Einflüsse verschiedener Faktoren auf die Messgenauigkeit besser zu verstehen und die Technologie für den praktischen Einsatz im Abwasserbereich zu optimieren. Insbesondere die Entwicklung standardisierter Verfahren zur Beschreibung von Wasserqualitätsüberwachung und Messkampagnen, ähnlich wie bei der Partikelmessung im Zuge des DWA-A102, könnte die Vergleichbarkeit und Anwendbarkeit der Ergebnisse verbessern.

Die hyperspektrale Bildgebung birgt das Potenzial, unser Verständnis der realen Prozesse in Kanalisationen zu revolutionieren und auch die Effizienz von Regenwasserbehandlungsmaßnahmen zu steigern. Sie könnte in Zukunft dazu beitragen, die Lücke zwischen Modellvorhersagen und tatsächlichen Verschmutzungsfrachten zu schließen und somit einen wichtigen Beitrag zum Umweltschutz leisten.

6 Danksagung

Wir danken Sebastien Blanc für die Hilfe bei der Entwicklung des Laboraufbaus, Abhinit Mahajan, Mathieu Lepot, Andreas Scheidegger und Christian Förster für die Unterstützung bei der Modellierung und Python-Programmierung, Sylvia Richter für die Laboranalysen und Adriano Joss und Nicolas Derlon für ihr Wissen über das Abwasser und das Einzugsgebiet der Versuchshalle. Insbesondere danken wir auch Günter Gruber (TU Graz) und Vojtěch Bareš (TU Prag) für den Austausch zur Messung der Abwasserverschmutzung mit Spektrometersonden und zur Durchführung des Experiments, sowie der Abteilung für Siedlungswasserwirtschaft der Eawag für die Finanzierung der MV.X Kamera.

Diese Arbeit wurde durch das Forschungs- und Innovationsprogramm Horizont 2020 der EU unter der Fördernummer 101008626 (Projekt Co-UDLabs) unterstützt.

7 Literatur

- Agustsson, J., Akermann, O., Barry, D., & Rossi, L. (2014). Non-contact assessment of COD and turbidity concentrations in water using diffuse reflectance UV-Vis spectroscopy. *Environmental Science. Processes & Impacts*, 16 8, 1897–1902. <https://doi.org/10.1039/c3em00707c>.
- CoUD-labs. (2022). *Co-UDlabs webinar on μ FTIR chemical mapping* [Webinar].
- Dürrenmatt, D. J., & Gujer, W. (2011). Identification of industrial wastewater by clustering wastewater treatment plant influent ultraviolet visible spectra. *Water Science and Technology: A Journal of the International Association on Water Pollution Research*, 63(6), 1153–1159. <https://doi.org/10.2166/wst.2011.354>.
- DWA. (2020). Arbeitsblatt DWA-A 102-1/BWK-A 3-1 „Grundsätze zur Bewirtschaftung und Behandlung von Regenwetterabflüssen zur Einleitung in Oberflächengewässer – Teil 1: Allgemeines“.
- Gruber, G., Bertrand-Krajewski, J.-L., Beneditis, J. D., Hochedlinger, M., & Lettl, W. (2006). Practical aspects, experiences and strategies by using UV/VIS sensors for long-term sewer monitoring. *Water Practice and Technology*, 1(1), wpt2006020. <https://doi.org/10.2166/wpt.2006.020>.
- Hoppe, H., Fricke, K., Kutsch, S., Massing, C., & Gruber, G. (2016). Von Daten zu Werten – Messungen in Entwässerungssystemen. *Aqua & Gas*, 96, 26–31.
- Jacques, S., & Wang, L. (1995). Monte Carlo Modeling of Light Transport in Tissues. In *Optical-Thermal Response of Laser-irradiated Tissue* (pp. 73–100). https://doi.org/10.1007/978-1-4757-6092-7_4.
- Lechevallier, P., Gruber, G., Bares, V., Neuenhofer, N., Waldner, L., Mahajan, A., Mutzner, L., & Rieckermann, J. (2024). *Lechevallier, P., Gruber, G., Bares, V.,*

- Neuenhofer, N., Waldner, L., Mahajan, A., et al. (2024). *Dataset on wastewater quality monitoring with adsorption and reflectance spectroscopy in the UV/Vis range* (Version 1.0) [Dataset]. Eric Open. <https://doi.org/10.25678/000D3C>.
- Lechevallier, P., Villez, K., Felsheim, C., & Rieckermann, J. (2024). Towards non-contact pollution monitoring in sewers with hyperspectral imaging. *Environmental Science: Water Research & Technology*. <https://doi.org/10.1039/D3EW00541K>.
- Lepot, M., Torres, A., Hofer, T., Caradot, N., Gruber, G., Aubin, J., & Bertrand-Krajewski, J. (2016). Calibration of UV/Vis spectrophotometers: A review and comparison of different methods to estimate TSS and total and dissolved COD concentrations in sewers, WWTPs and rivers. *Water Research*, 101, 519–534. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2016.05.070>.
- Mullins, D., Coburn, D., Hannon, L., Jones, E., Clifford, E., & Glavin, M. (2018). A novel image processing-based system for turbidity measurement in domestic and industrial wastewater. *Water Science*, 14.
- Pedersen, J. W., Larsen, L. H., Thirsing, C., & Vezzaro, L. (2020). Reconstruction of corrupted datasets from ammonium-ISE sensors at WRRFs through merging with daily composite samples. *Water Research*, 185, 116227. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2020.116227>.
- Peña-Haro, S., Lüthi, B., Carrel, M., Scheidegger, A., de Virty, M. M., & Leitão, J. P. (2019). Es überschwemmt und keiner sieht zu?! Oberflächenabflussmessungen im urbanen Raum mittels Videomaterial von Überwachungskameras. *Aqua & Gas*, 99(5), 44–50.
- Preitner, K., Blanc, S., Honzátko, D., Kündig, C., Pad, P., Saeedi, S., Peña-Haro, S., Lechevallier, P., Rieckermann, J., & Dunbar, L. A. (2023, March 15). *Intelligent multispectral vision system for contactless water quality monitoring for wastewater*. <https://doi.org/10.1117/12.2649921>.
- Rieckermann, J., Gruber, G., & Hoppe, H. (2017). Zukunftsfähige Systeme zur Regenwasserbehandlung brauchen datenbasierte Betriebs-, Planungs- und Vollzugskonzepte. In: Schriftenreihe zur Wasserwirtschaft – Institut für Siedlungswasserwirtschaft und Landschaftswasserbau, TU Graz. Band 75, Urbanes Niederschlagswassermanagement zwischen zentralen und dezentralen Maßnahmen, S. C1-C27. <https://doi.org/10.3217/978-3-85125-534-8>.
- Shen, Z., & Viscarra Rossel, R. A. (2021). Automated spectroscopic modelling with optimised convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11(1), 208. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80486-9>.
- VSA. (2017). *Abwasserbewirtschaftung bei Regenwetter—STORM Modul (Engineering guideline)*. VSA - Fachverband für Wasser in der Schweiz.

Korrespondenz an:

Pierre Lechevallier
Eawag, Urban Water Management
Überlandstrasse 133, 8600 Dübendorf, Schweiz
pierre.lechevallier@eawag.ch