



Masterarbeit

Einfluss des Untergrunds auf die Bestimmung der Wassertiefe
aus Spektralmessungen am Beispiel des Junínsees in Peru

Influence of the bottom on the determination of water depth
from spectral measurements using the example of the
Junínsee in Peru

vorgelegt von: Schmid, Sonja
Matrikelnummer: 278434
Geburtsdatum: 30.01.1997
Studiengang: M.Sc. Geographie:
Umweltprozesse und Naturgefahren
Fachsemester: 6
Emailadresse: sonja.schmid@stud.ku.de

betreut durch: Dr. Stark, Manuel
KU Lehrstuhl Physische Geographie
Dr. Gege, Peter
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt

Eichstätt, 8. April 2024

Zusammenfassung

Mit der Bathymetrie können die Wasserspeicherkapazitäten von Seen abgeschätzt und Veränderungen der Unterwassertopographie erfasst werden. Durch Fernerkundungsmethoden ist dies kosteneffizient und kontinuierlich auch in abgelegenen Gebieten möglich. Das Ziel dieser Arbeit ist es, den Einfluss des Untergrunds auf die Genauigkeit der aus spektralen Feld- und Satellitendaten abgeleiteten Wassertiefen zu analysieren. Als Beispiel wurde hierfür der zweitgrößte See Perus, der Junínsee, ausgewählt. Anhand von Messungen bei einer Feldkampagne wurde zunächst eine spektrale Datenbank von Untergrundtypen dreier verschiedener Seen im Andenhochland aufgebaut. Diese Daten wurden in die frei verfügbare Software WASI eingelesen und durch inverse Modellierung von Wasserreflexionsspektren die Wassertiefe für die unterschiedlichen Untergrundtypen ermittelt. Alle Ergebnisse wurden mit Echolot- oder Maßbandmessungen validiert. Bei der inversen Modellierung von hochaufgelösten Feldspektrometerdaten ergeben sich abhängig vom gewählten Untergrund relative Fehler zwischen 0 % und 69 % bis zu einer maximalen Wassertiefe von 6 m. Die höchste Genauigkeit wird durch die Untergrundklasse Makrophyten an Messstationen bis zu 2 m Tiefe mit einer mittleren absoluten Abweichung von 24 cm erreicht. Bei der Auswertung von Sentinel-2-Daten wurde die inverse Modellierung durch ein neuronales Netz (WASI-AI) ergänzt. Hierbei ergab sich eine weite Streuung der Wassertiefen mit Abweichungen von teilweise über 100 %. Werden nur Ergebnisse betrachtet, die ausschließlich aus inverser Modellierung ermittelt wurden, zeigt sich ein Zusammenhang der Genauigkeit mit dem Qualitätsmaß SAngle (Spektraler Winkel). Abhängig vom gewählten Untergrund ergibt sich bei einer Wassertiefe von unter 3 m mit einem SAngle von maximal 0,09 ein Korrelationsmaß nach Perason zwischen 0,22 und 0,34.

Schlüsselwörter: Gewässerfernerkundung, Bathymetrie, inverse Modellierung, WASI, Feldspektrometer, SDB, Sentinel-2, spektrale Datenbank, Junínsee, Peru.

Abstract

Bathymetry can be used to estimate the water storage capacity of lakes and to record changes in the underwater topography. Through remote sensing methods this can be done cost-effectively and continuously, even in remote areas. The work aims to analyze the influence of the benthic substrates on the accuracy of the water depth derived from spectral field and satellite data. The second largest lake in Peru, Lake Junín, was selected as an example. Based on measurements taken during a field campaign, a spectral database of bottom types was developed for three different lakes in the Andean highlands. Using the freely available software WASI, the water depth was determined by inverse modelling of water reflectance spectra for the different bottom types. All results were validated with sonar or tape measurements. The inverse modelling with high-resolution field spectrometer data results in relative errors between 0 % and 69 % up to a water depth of 6 m, depending on the selected substrat type. The highest accuracy is achieved for the benthic class macrophytes at stations up to 2 m depth with an average absolute deviation of 24 cm. For processing Sentinel-2 data, the inverse modelling was supplemented by a neural network (WASI-AI). This resulted in a wide spread of water depths with deviations of over 100 %. If exclusively results determined from inverse modelling are considered, the accuracy is related to the fit quality parameter SAngle (spectral angle). With a restriction to water depth of up to 3 m and a maximum SAngle of 0.09, a correlation coefficient according to Pearson results between 0.22 and 0.34, depending on the selected benthic class.

Keywords: Water remote sensing, Bathymetry, Inverse modelling, WASI, Field-spectrometer, Sentinel-2, Spectral data base, Junín Lake, Peru.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit ist in das internationale Projekt ProGIRH eingebettet. Die umfangreichen Feldmessungen und Untersuchungen waren nur durch die Zusammenarbeit von vielen Personen möglich. Ich bin sehr dankbar, Teil dieses spannenden Projekts sein zu dürfen. Zuallererst möchte ich mich herzlich bei meinem Betreuer vom DLR, Dr. Peter Gege für die detaillierte Einarbeitung in die Gewässerfernerkundung, die umfangreichen Tipps zur Umsetzung der satellitengestützten Bathymetrie und die zahlreichen interessanten Diskussionen bedanken. Die Besprechungen mit dem ganzen Team waren sehr hilfreich, sowohl für das Verständnis, wie auch für die Motivation, die Ergebnisse zu hinterfragen, zu verbessern und auch zu akzeptieren. Vielen Dank an die Kollegen der Abteilung Experimentelle Verfahren für eure nette Aufnahme. Ebenfalls ein großes Dankeschön geht an meinen Betreuer Dr. Manuel Stark, der die Masterarbeit von Seiten der Uni aus ermöglichte. Die Gespräche verhalfen mir zu neuen Blickwinkel, vor allem auf die geographischen Aspekte. Vielen Dank auch an das Team für die Organisation der mehrwöchigen Messkampagne und an Dr. Ian Somlai für deine unermüdlichen spanisch Übersetzungen. Danke an die Universität von Huancayo, die durch das spontane Ausleihen ihres Feldspektrometers die Kampagne rettete, nachdem unsere Messgeräte vom Zoll beschlagnahmt wurden. Außerdem möchte ich mich bei der ANA Huancayo (*Nationale Wasserbehörde*) für die Unterstützungen während der Feldkampagne und das Beschaffen der zahlreichen Sondergenehmigungen bedanken, die zum Erreichen der Seen notwendig waren. Vielen Dank auch an die Bewohner von Pedro de Pari, die uns herzlich aufgenommen haben. Abschließend geht ein großes Dankeschön an meine Freunde und Familie für das Gegenlesen und eure Unterstützung während meines gesamten Studiums.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	II
Abstract	III
Danksagung	IV
Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	XI
Abkürzungsverzeichnis	XII
Symbolverzeichnis	XIII
1 Einleitung	1
2 Satellitengestützte Bathymetrie	3
2.1 Konzepte	3
2.2 Stand der Forschung	4
2.3 Strahlungstransfer im Flachwasser	7
3 Untersuchungsgebiet	9
4 Methodik	14
4.1 Durchführung der Feldmessungen	14
4.2 Interpolation punktueller Wassertiefenmessungen	17
4.3 Vorprozessierung der Feldspektrometermessungen	18
4.4 Wahl und Atmosphärenkorrektur der Satellitendaten	19
4.5 Aufbau einer spektralen Datenbank	22
4.6 Parametrisierung der inverse Modellierung	24
4.7 Ermittlung und Validierung der Wassertiefe	28
5 Ergebnisse	31
5.1 Bathymetrie des Junínsees	31
5.2 Variabilität des Untergrunds im Junínsee	33
5.3 Spektrale Datenbank der Untergrundtypen	35
5.4 Genauigkeit der Wassertiefe aus Feldspektrometermessungen	38
5.4.1 Bei bekannten Umgebungsparametern	38
5.4.2 Bei unbekanntem Umgebungsparametern	40
5.5 Bathymetrie mit Sentinel-2 Daten	46
6 Diskussion und Ausblick	52
6.1 Einordnung der Ergebnisse	53
6.2 Unsicherheiten der Wassertiefenermittlung	54
6.3 Repräsentativität der Untergrundspektren	58

6.4	Anwendung der Untergrundklassen für die Bathymetrie	59
6.5	Übertragbarkeit der spektralen Datenbank	61
6.6	Leitfaden zur SDB mit optischen Spektren	62
7	Zusammenfassung und Fazit	64
	Literaturverzeichnis	66
	Anhang	73

Abbildungsverzeichnis

1	Aufbau der Arbeit.	2
2	Entwicklung der satellitengestützten Bathymetrie SDB (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 22).	6
3	Prinzip der satellitengestützten Bathymetrie (MURUGABOOPATHI et al. 2014).	7
4	Scatterplot der maximal mit optischen Spektren bestimmbaren Wassertiefe gegenüber der Secchitiefe (HARTMANN et al. 2023).	8
5	Übersicht über das Untersuchungsgebiet. Einzugsgebiet des Mantaros mit den zwei Teiluntersuchungsgebieten Junínsee und Bergseen im Einzugsgebiet des Nebenflusses Shullcas (HEIKKINEN 2021, verändert).	9
6	Wasserzugang der Haushalte in der Stadt Huancayo (Stand: 2015 MARK et al. 2017, S. 70).	10
7	Oben: Fotos der Röhrichtbestände mit kleinskalierten überschwemmten Bereichen und Gräser in der Umgebung des Junínsees (Fotos P. Gege 2023) Unten: Landbedeckungsklassen der Umgebung des Junínsees (MANTAS et al. 2023, S. 18, verändert).	12
8	Zuflüsse des Junínsees (FLUSCHE et al. 2005, S. 2, verändert).	13
9	Messstationen am Junínsee. In gelb sind die Positionen der Wassermessungen und in blau die Ufermessungen dargestellt.	15
10	Secci-Scheibe.	16
11	Von links nach rechts: Feldspektrometer mit Referenzpanel, Sonar für punktuelle Messungen, ferngesteuerten Boot mit Sonar, Sedimentgreifer.	17
12	Konzept eines Feldspektrometers (AVANTES o. J.)	18
13	Verfügbarkeit von Satellitendaten abhängig von der Bewölkung während des Überflugs (erste Zeile). Grüne Haken bedeuten der Junínsee ist vollständig abgedeckt, graue Haken einige Teilgebiete sind von Wolken bedeckt und rote Kreuze die Bilder sind nicht verwendbar.	20
14	Spektrale und räumliche Auflösung der Sentinel-2 Bänder für das sichtbare Licht (vis.), das nahe Infrarot (VNIR) und das kurzwellige Infrarot (SWIR) (REGAN et al. 2016).	21
15	Sentinel-2 Szene vom Junínsee am 24.06.2023 vor (links) und nach (rechts) der Atmosphärenkorrektur mit ACOLITE.	22

16	Variation der Einzelmessungen von Untergrundproben. Jeder einzelne Graph stellt die relative Standardabweichung der normierten Spektren eines Objekts dar. Vor der Ausreißerkontrolle (links) gibt es höhere Standardabweichungen und somit unterschiedlichere Kurvenverläufe als nach der Ausreißerkontrolle (rechts). Dargestellt sind alle Messungen des Kampagnentags 26.06.2023 und orange hervorgehoben die Sedimentprobe <i>JU_{02b}</i>	23
17	Normierte Spektren aller Einzelmessungen der Sedimentprobe <i>JU_{02b}</i> vor (links) und nach der Aufteilung (rechts) in zwei Unterklassen. . .	24
18	Beispiel zur Verdeutlichung des Problems der Mehrdeutigkeit. Blau: Messung; Rot: Simulation für Wassertiefe 2 m (links), 5,46 m (Mitte) und 10 m (rechts) mit angepassten Parametern.	26
19	Verteilung der dominierenden Phytoplanktonarten.	27
20	Validierungsplots künstliche Intelligenz (WASI-AI) zur inversen Modellierung mit WASI im Tiefenwasser.	27
21	Schwebstoffkonzentration im Tiefenwasser.	28
22	Prinzip des Spectral Angle (NV5 2014, verändert).	30
23	Zonierung im Flachwasser.	30
24	Interpolierte Bathymetriekarte auf Grundlage der Echolotmessungen des Ingenieurbüros CESEL 2006.	32
25	Links: Histogramm der Wassertiefe im Junínsee. Rechts: Validierungsplot der interpolierten Wassertiefen aus 2006 gegenüber der gemessenen Werte 2023.	33
26	Untergrundtypen im Nordwesten des Junínsees aufgenommen mit einer Unterwasserkamera 26.06 - 28.06.2023.	34
27	Fotos der am Junínsee entnommenen Substrat- und Makrophytenproben.	35
28	Mittelwert und Standardabweichung der normierten Radiance Reflectance der einzelnen Untergrundklassen.	36
29	Fotos einiger Untergrundproben, die jeweils eine spektrale Klasse bilden.	37
30	Mittelwert der normierten Radiance Reflectance und der Albedo der Untergrundklassen.	38
31	Laborwerte der Chlorophyll-a Konzentration am Junínsee vom 26.-28.06.23.	39
32	Gemessene gegenüber ermittelte Wassertiefen an Messstationen mit bekanntem Untergrundspektrum und Chlorophyll-a Konzentration (ausgefüllte Punkte) bzw. mit Phytoplankton als weiterer Fitparameter (Rauten).	40

33	Radiance Reflectance der Wasseroberfläche an Station JU ₁₈ gemessen über Makrophyten und unbewachsenen Untergrund.	41
34	Radiance Reflectance der Wasseroberfläche an Station JU ₀₄ gemessen über Makrophyten und unbewachsenen Untergrund bei Variation des Blickwinkels.	41
35	Relativer Fehler der durch inverse Modellierung der Feldspektromettermessungen ermittelten gegenüber der gemessenen Wassertiefe.	43
36	Räumliche Verteilung der Genauigkeit der ermittelten Wassertiefen in Abhängigkeit des Untergrunds. Der Radius der Sektoren ist umgekehrt proportional zum relativen Fehler.	45
37	Gemessene gegenüber durch inverse Modellierung ermittelte Wassertiefen für Feldspektromettermessungen an Stationen mit weniger als 6 m Tiefe.	46
38	Wassertiefen ermittelt aus den Sentinel-2-Daten vom 24.06.2023 durch inverse Modellierung und künstlicher Intelligenz mit unterschiedlichen Untergrundtypen. Zur Orientierung wurden die Isobathen aus der gemessenen Bathymetriekarte eingefügt.	47
39	Beispiel der Validierungsplots zwischen WASI-AI und WASI für die Untergrundklasse Algenbelag.	47
40	Vergleich der mit WASI-AI aus Sentinel-2-Daten ermittelten und in situ gemessenen Wassertiefen. Grundlagen sind eine interpolierte Bathymetriekarte (blau) und an einzelnen Stationen gemessene Wassertiefen (orange).	48
41	Validierungsplots der durch inverse Modellierung ermittelten gegenüber den gemessenen Wassertiefen. Werte größer 3 m und Pixel mit einem SAngle größer 0,09 wurden ausgegraut und nicht zur Korrelationsberechnung verwendet.	49
42	Validierungsplot für verschiedene Seezonen der gemessenen gegenüber der ermittelten Wassertiefe für Modellierungen mit unterschiedlichen Untergrundtypen.	50
43	Absolute Fehler der Wassertiefe mit der Untergrundklasse Algenbelag (links) und Substrattyp 2 (rechts). Tiefen größer als 3 m sind ausmaskiert (grau).	51
44	Oben: Vergleich der Wasserfarbe im Echtfarben Satellitenbild (EMAP) und der Verteilung der absoluten Fehler der Wassertiefe mit der Untergrundklasse Substrattyp 2. Unten: Drohnenaufnahmen der Buchten.	52
45	Leitfaden für die SDB durch inverse Modellierung optischer Spektren	63

46	Fotos der Laguna Lasuntay (links) und der Laguna Huacracochoa (rechts) an denen zusätzlich zum Junínsee Untergrundspektren aufgenommen wurden (Fotos: P. Gege 2023).	73
47	Parameter der Modellierung im Tiefenwasser	73

Tabellenverzeichnis

1	Fitparameter mit Startwerten für die inverse Modellierung im Flachwasser	28
2	Klassen gebildet aus den normierten Feldspektrometermessungen von Untergrundproben am Junínsee (JU), Laguna Huacracocha (HC) und Laguna Lasuntay (LH). Bezüglich des Messorts wird zwischen Ufermessungen und mit dem Bodengreifer aus den Seen entnommenen Proben unterschieden. Der Mittelwert der Albedo bezieht sich auf den Wellenlängenbereich 400 - 800 nm.	37
3	Korrelationsmaß nach Pearson R^2 und mittlerer absoluter Fehler (MAE) für die Messstationen bis 2 m und bis 6 m Wassertiefe.	46
4	Korrelationsmaß nach Pearson R^2 der ermittelten zur gemessenen Wassertiefe eingeteilt nach Seezonen mit unterschiedlichen Untergrundklassen. Fett hervorgehoben sind die höchsten Korrelationskoeffizienten einer Zone.	50

Abkürzungsverzeichnis

CDOM	Colored dissolved organic matter
CNN	Conventional Neural Network
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
ESA	Europäische Weltraumorganisation
FWHM	Full width at half maximum
GNSS	Global Navigation Satellite System
HC	Laguna Huacracocho, See in der Gebirgskette Huaytapallana
ICESat-2	Ice, Cloud and Land Elevation Satellite 2
JU	Junínsee (Laguna Chinchaycocha)
LiDAR	Light detection and Ranging
LH	Laguna Lasuntay, See in der Gebirgskette Huaytapallana
MAPE	Mittlere absolute prozentuale Abweichung
MAE	Mittlere absolute Abweichung
NAP	Non-algal particels
pH	Maß wie sauer oder basisch eine wässrige Lösung ist
ProGIRH	Projekt zum multisektoralen Management der Wasserressourcen im Mantaro Einzugsgebiet
R²	Korrelationsmaß nach Pearson
RGB	Echtfarbendarstellung Rot-Grün-Blau
RMSE	Root Mean Square Error
S-2	Sentinel-2 Satellit
SAngle	Spektraler Winkel zwischen gefittetem und gemessenem Spektrum
SDB	Satellitengestützte Bathymetrie
WASI	Software: The Water Colour Simulator
WASI-2D	Software: WASI-Modul zur Modellierung von Satellitendaten
WASI-AI	Software: WASI-Modul mit Künstlicher Intelligenz

Symbolverzeichnis

a	Albedo
C₅	Konzentration von Grünalgen
C_x	Konzentration von Schwebstoff
C_y	Konzentration von Gelbstoff (CDOM)
E_d	Abwärtsgerichtete Bestrahlungsstärke
g_{dd}	Anteil der Bestrahlungsstärke durch direkte Sonneneinstrahlung
g_{dsa}	Anteil der Bestrahlungsstärke durch Streuung an Aerosolen
g_{dsr}	Anteil der Bestrahlungsstärke durch molekulare Streuung
L_u	Aufwärtsgerichtete Strahldichte
L_u^{Objekt}	Strahldichte des Objekts
L_u^{ref}	Strahldichte des Referenzpanels
R_{rs}	Remote Sensing Reflectance
R_{rs}^{Feld}	Im Feld gemessene Radiance Reflectance
R_{rs}^{Surf}	Radiance Reflectance aus Reflexionen an der Wasseroberfläche
ΔA	Aufgenommene Fläche
ΔQ	Gerichtete Strahlungsenergie
Δt	Zeitraum
λ	Wellenlänge
ΔΩ	Sichtwinkel des Feldspektrometers
ρ^{ref}	Reflexion des Referenzpanels

1 Einleitung

Bathymetrie ist die Vermessung der Wassertiefe von Ozeanen, Flüssen und Seen. Eine Bathymetriekarte ist vergleichbar zu einer topographischen Karte unter Wasser. Beim klassischen Ansatz wird die Wassertiefe mit Gewichten und Maßband gemessen. Probleme können Strömungen darstellen, die keine senkrechte Messung ermöglichen. Mit einem am Boot befestigten Echolot oder LiDAR kann die Entfernung zum Untergrund durch die Zeitdifferenz zwischen Lossenden und Empfangen der elektromagnetischen Wellen ermittelt werden. Auch diese Messungen sind jedoch nur punktuell (RUTLEDGE et al. 2023). Traditionelle Bathymetrie mit Echolot, LiDAR oder Maßband ist zeitaufwendig und kostenintensiv. Zusätzlich hängen diese Methoden von der Erreichbarkeit des Untersuchungsgebiets, Umweltfaktoren, wie beispielsweise die Befahrbarkeit der Gewässer und logistischen Einschränkungen ab (NAJAR et al. 2022, S. 1). Verglichen mit LiDAR oder Echolotmessungen erreicht die Bathymetrie mit Satellitenbildern eine geringe Genauigkeit. Sie bietet jedoch die Möglichkeit Wassertiefen effizient und kosteneffektiv, auch in sehr abgelegenen Gebieten, über eine große Fläche zu ermitteln (LAI et al. 2022, S. 2).

Ein Beispiel für schwer erreichbare Gebiete sind die Seen des Andenhochlands. Auf Grund der niedrigen Temperaturen und der hohen Lage ist das Ökosystem sehr spezialisiert. Der Klimawandel stellt eine Gefahr für dieses sensible Gleichgewicht dar (MANTAS et al. 2023, S. 3). Die Feuchtgebiete der tropischen Anden sind während der Trockenzeit kritisch abhängig vom Schmelzwasser der Gletscher. Steigende Temperaturen führen zunächst zu einem verstärkten Abschmelzen und daraus resultierend höheren Abflussraten. Die sich stetig verkleinernde Eismasse resultiert jedoch langfristig in einer Verringerung der Wasserverfügbarkeit (ADLER et al. 2022, S. 2300). Für ein nachhaltiges Management der regionalen Entscheidungsträger sind Informationen auch über abgelegene alpine Ökosysteme relevant. Fernerkundungstechniken bieten die Möglichkeit ein räumlich und zeitlich kontinuierliches Monitoring aufzubauen (MANTAS et al. 2023, S. 1).

Das Projekt ProGIRH (Multisectoral management of water resources in the Mantaro River basin) hat zum Ziel, das ganzheitliche, klimasensitive, regionale Wassermanagement im Einzugsgebiet des Andenflusses Mantaro zu verbessern. Dafür wurde eine Kooperation zwischen lokalen peruanischen Ämtern und deutschen Forschungszentren aufgebaut. Hierbei ist ein Team der Abteilung Experimentelle Verfahren des Instituts Methodik der Fernerkundung am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) zuständig für die Implementierung der Gewässerfernerkundung zum Monitoring von Wasserinhaltsstoffen und Wassertiefe (SOMLAI 2021a, S. 5).

Im Rahmen dieses Projekts ist die vorliegende Masterarbeit entstanden. Sie hat zum Ziel, den Einfluss des Untergrunds auf die Genauigkeit der aus spektralen Feld- und Satellitendaten abgeleiteten Wassertiefe zu analysieren. Hierfür werden folgende Forschungsfragen beantwortet:

- Wie genau und bis zu welcher Wassertiefe lässt sich die Bathymetrie aus Feldspektrometermessungen im Junínsee ermitteln?
- Wie beeinflusst der Untergrund das Ergebnis?
- Wie genau und bis zu welcher Wassertiefe lässt sich die Bathymetrie aus Satellitendaten (Sentinel-2) im Junínsee ermitteln?

Zum Einstieg wird zuerst kurz in die satellitengestützte Bathymetrie eingeführt und das Untersuchungsgebiet vorgestellt. Das Vorgehen zum Ermitteln der Wassertiefe ist in drei Schritte eingeteilt (Abb. 1). Zum einen das Gewinnen von Kalibrier- und Validierungsdaten im Zuge einer Feldkampagne und durch Datendownload. Mit in situ gemessenen Untergrundspektren wird dann eine Datenbank aufgebaut, auf deren Grundlage die Wassertiefen durch inverse Modellierung ermittelt werden. Das methodische Vorgehen und die daraus resultierenden Ergebnisse sind in den in Abbildung 1 angegebenen Kapiteln beschrieben. Abschließend folgen die Diskussion, Ausblick, Zusammenfassung und Fazit.

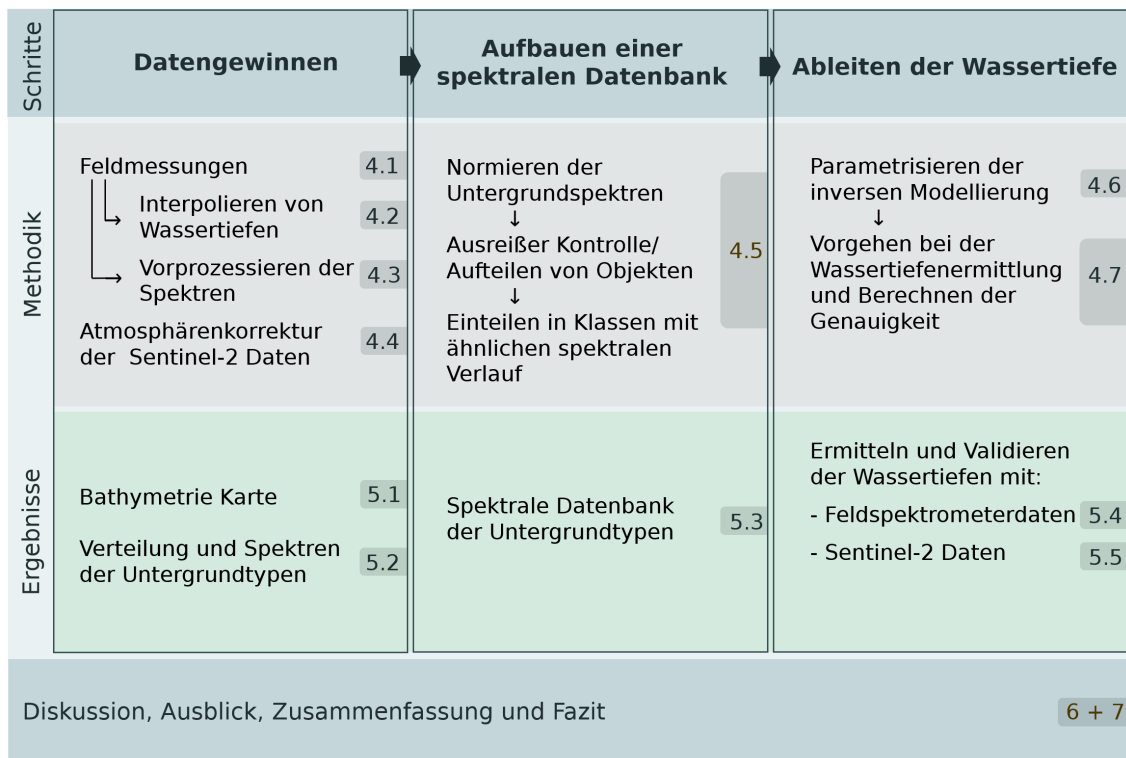


Abb. 1: Aufbau der Arbeit.

2 Satellitengestützte Bathymetrie

Einführend werden in diesem Kapitel einige Konzepte genannt, mit denen die Wassertiefe durch Bathymetrie ermittelt werden kann (Kapitel 2.1) und der Stand der Forschung vorgestellt (Kapitel 2.2). Außerdem wird kurz der Strahlungstransfer im Flachwasser beschrieben (Kapitel 2.3), denn diese Theorie ist grundlegend für das Verständnis der Bathymetrie mit optischen Spektren.

2.1 Konzepte

Die Bathymetrie kann mit folgenden Sensoren vom Satelliten aus ermittelt werden:

- Radar mit synthetischer Apertur
- Altimetrisches Radar
- Light Detection and Ranging (LiDAR)
- Multi- und Hyperspektralsensoren

Radar mit synthetischer Apertur dringt nicht ins Wasser ein. Die Bathymetrie kann aber durch den sogenannten Shoaling-Effekt abgeschätzt werden. Wellenlänge und Amplitude der Wellen der Wasseroberfläche verändern sich mit der Wassertiefe. Mit Radar kann durch Vermessung der Ozeanwellen so wetterunabhängig die Bathymetrie abgeschätzt werden (WHILE et al. 2017). Die Methode ist für Tiefen zwischen 10 und 100 m geeignet, erreicht jedoch nur Genauigkeiten von ca. 7 m (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 4).

Beim altimetrischen Radar werden Schwerkraftunterschiede gemessen, die von großen Unterwasserstrukturen verursacht werden. Damit können Wassertiefen von über 1000 m abgeschätzt werden. Die Genauigkeit ist jedoch sehr gering (± 60 m). Die Methode wird für eine grobe Bathymetrie der Ozeane angewendet (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 4).

Mit LiDAR ist die Ermittlung der Wassertiefe bis zu 70 m bei einer sehr hohen Genauigkeit von bis zu 15 cm möglich. Die Genauigkeit wird beeinflusst von der Trübung des Wassers und dem Untergrund (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 4). Die Strahlbreite eines LiDAR ist begrenzt, weshalb Wassertiefen nur direkt unterhalb der Flugbahn des Satelliten bestimmt werden können.

Die Bathymetrie mit Multi- und Hyperspektralen Satelliten ist für Flachwasserbereiche geeignet. Die maximale Wassertiefe und die Genauigkeit sind abhängig von der

Trübung und dem Untergrund. Einschränkungen sind Wolken und Atmosphärenbedingungen. Die methodische Auswertung kann aufgeteilt werden in den statistischen und den physikalischen Ansatz (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 4). Bei Ersterem werden gemessene Wassertiefen mit den optischen Spektren der Satellitenbilder verknüpft und empirisch Konstanten berechnet. Ein bekannter Ansatz ist der nach STUMPF et al. 2003, bei dem die Wassertiefe aus dem logarithmischen Verhältnis des blauen und grünen Kanals ermittelt wird. Reflexion im stärker absorbierende grünen Kanal nimmt mit zunehmender Wassertiefe proportional schneller ab als im blauen Kanal. Der Untergrund beeinflusst die Kanäle dabei in ähnlicher Weise. Somit können Rückschlüsse auf die Bathymetrie unabhängig von der Bodenbeschaffenheit gezogen werden. In einem begrenzten Untersuchungsgebiet können mit empirischen Modellen hohe Genauigkeiten erreicht werden. Die Modelle lassen sich aber nicht auf andere unbekannte Gebiete übertragen (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 4).

Der physikalische Ansatz berücksichtigt die Ausbreitung des Lichts im Wasserkörper. Er basiert auf bekannten, allgemein gültigen physikalischen Zusammenhängen und kann deshalb auch auf andere Untersuchungsgebiete angewendet werden. Es müssen eine Vielzahl an komplexen Zusammenhängen beachtet werden, weshalb die Genauigkeit von der Kenntnis einer großen Anzahl an Umweltparametern abhängig ist. Der physikalische Ansatz kann entweder auf dem wellenlängenabhängigen Strahlungstransport des Lichts im Wasserkörper (genauer beschrieben in Kapitel 2.3) oder auf Phasenverschiebung und lineare Dispersionsbeziehung der Ozeanwellen basieren. Zweiteres hat einen deutlich größeren Wassertiefenbereich, erreicht jedoch nur geringe Genauigkeiten mit Root Mean Square Error (RMSE) von 6 - 9 m (ALMAR et al. 2021). Das Modell, beruhend auf dem Strahlungstransport, ist nur im flachen Wasser anwendbar, dort aber genauer und auch für Seen mit kleinskaliger Variabilität geeignet (NAJAR et al. 2022, S. 2). Bei allen Methoden sind Validierungsdaten zwingend notwendig (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023).

Viele Studien in der Gewässerfernerkundung beziehen sich auf die Ozeane. Die Bathymetrie von Inlandsseen hat jedoch eine deutlich kleinere räumliche Skala und höhere Ansprüche an die Genauigkeit. Die satellitengestützte Bathymetrie (SDB *satellite derived bathymetry*) der Flachwassergebiete von Seen beschränkt sich deswegen auf optische Satelliten und LiDAR.

2.2 Stand der Forschung

Laut einer Übersichtsstudie von DUPLANČIĆ LEDER et al. (2023) wurden zum Thema SDB bei den meisten Publikationen die statistisch-empirische Methode zur Aus-

wertung optischer Reflexionsspektren verwendet. Der am weitesten verbreitete Ansatz ist hierbei eine Optimierung von Bandverhältnissen (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 3). In den letzten Jahren wird die statistische SDB immer weiter durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz verbessert (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 1).

Einer der Pioniere der Bathymetrie mit multispektralen Satellitenbilder ist David Lyzenga. Seine Studie über passive Fernerkundungstechniken zum Kartieren von Wassertiefen und Untergrund (LYZENGA 1978) wurde knapp 600 mal zitiert (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 3). Schon LYZENGA (1985) kombinierte LiDAR mit passiven multispektralen Satellitendaten um Wassertiefen zu bestimmen. Die frei verfügbaren Laserdaten des Satelliten ICESat-2 (Ice, Cloud and Land Elevation Satellite 2) könnten jedoch ein Durchbruch in der Bathymetrie bedeuten (PARRISH, MAGRUDER, HERZFELD et al. 2022, S. 1). Die 2018 gestartete Satellitenmission hat das primäre Ziel, topographische on-track Informationen zu liefern. PARRISH, MAGRUDER, NEUENSCHWANDER et al. (2019) zeigten aber auf, dass der grüne Laser des Satelliten auch zur Wassertiefenbestimmung herangezogen werden kann und vergleichbare Ergebnisse zu hochauflösenden flugzeuggestützten LiDAR liefert.

Um die Wassertiefen nicht an einzelnen Linien, sondern flächig zu ermitteln, nutzten LEE, SHANGGUAN et al. (2021) die aus ICESat-2 Daten ermittelten Wassertiefen zur Erstellung empirischer Modelle für optischen Satelliten. LAI et al. (2022) entwickelten aus der Kombination von Landsat-8 Daten und ICESat-2 einen Algorithmus, der für sechs unbekannte Testregionen Wassertiefen mit einer mittleren Abweichung von 8,3 % und einem R^2 von 0,98 ermittelte. Seit dem Start der Mission wurden einige Studien zur Bathymetrie mit ICESat-2 publiziert (unter anderem ALBRIGHT et al. 2021, RANNDAL et al. 2021, LE QUILLEUC et al. 2021, ZHANG et al. 2022). Die verschiedenen Untersuchungen ergeben einen RMSE der Wassertiefe von 0,20 - 0,89 m, bei maximalen Wassertiefen zwischen 8 und 22 m (PARRISH, MAGRUDER, HERZFELD et al. 2022).

Die Verwendung von SDB hat in den letzten zwei Jahrzehnten erheblich zugenommen. Die Entwicklung der optischen Gewässerfernerkundung kann grob in drei Phasen eingeteilt werden (Abb. 2) (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 21). Bis ca. 2005 handelten die meisten Untersuchungen von der Entwicklung der Methoden und Algorithmen (z.B. MARITORENA et al. 1994, LEE, CARDER et al. 1998, STUMPF et al. 2003, GEGE 2004). In der zweiten Phase (bis ca. 2017) wurde die SDB ein etabliertes Thema in der Forschung mit 20 bis 30 jährlich publizierten Artikeln (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 21). Diese testen unter anderem die Bathymetrie auch in komplexeren Wasserkörpern oder unter erschwerten Bedingungen. Zum Beispiel mit suboptimalen hyperspektralen Daten (BRANDO et al. 2009), in Flüssen (LEGLEITER

et al. 2009) oder in nicht klaren Gewässern (SAGAWA et al. 2010). Während dieser Zeit wurden auch erste kommerzielle SDB Produkte verfügbar. Beispielsweise bietet das mit dem Innovationspreis Bayern ausgezeichnete Unternehmen EOMAP weltweit Bathymetrie aus Satellitendaten an (SCHMÖLZER 2022). In der dritten Phase, die bis heute andauert, stieg die jährliche Publikationsanzahl weiter auf deutlich über 50. Die Automatisierung und die Verwendung von künstlicher Intelligenz entwickelte sich zum Trendthema (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 20) (z.B. NIROUMAND-JADID et al. 2022, WU et al. 2023, WICAKSONO et al. 2024). CHYBICKI et al. (2023) verglichen zwölf verschiedene Maschine Learning Ansätze mit klassischen Ansätze der SDB. Die Studie kam zu dem Schluss, dass in den betrachteten Untersuchungsgebieten die besten Ergebnisse durch Regression Tree Algorithmen auf Basis von Bandverhältnissen generiert werden konnten (RMSE=0,76 m, $R^2=0.96$). LUMBANGAOL et al. (2021, 206) erreichten mit einem CNN (Conventional Neural Network), welches auch die Beziehungen zu den benachbarten Pixeln aus Sentinel-2 Bilder einbezieht, eine Genauigkeit der Wassertiefe von 1,3 - 1,94 m mit einem R^2 von 0,89 bis 0,94 abhängig von den jeweiligen Wasserkonditionen in bis zu 20 m tiefen Wasser. Das Modell lässt sich aber nur auf Gewässer mit ähnlichen Gegebenheiten übertragen.

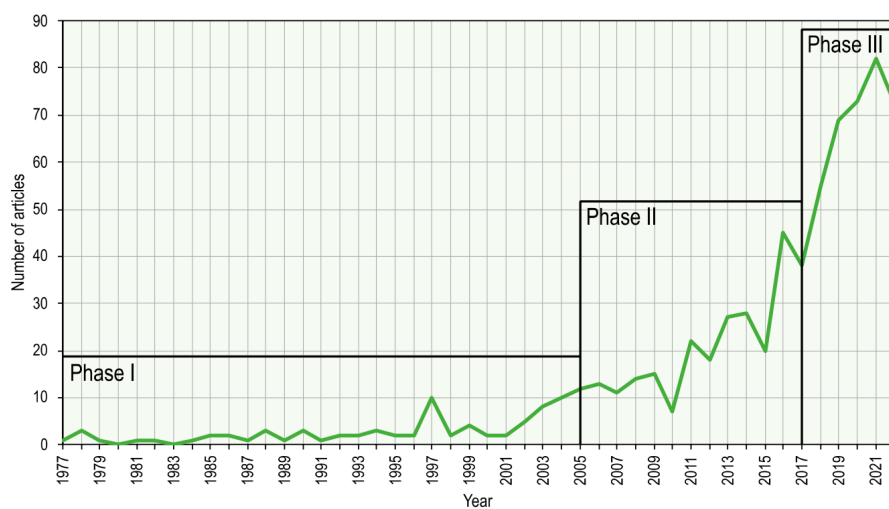


Abb. 2: Entwicklung der satellitengestützten Bathymetrie SDB (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 22).

Trotz der beschriebenen rasanten Entwicklung besteht ein Forschungsbedarf bei der Genauigkeit der satellitenbasierten Bathymetrie, denn diese erreichen noch nicht den Standard der International Hydrographic Organisation (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 23).

2.3 Strahlungstransfer im Flachwasser

In diesem Abschnitt wird kurz in den Strahlungstransfer des Sonnenlichts im Flachwasser und das Prinzip der inversen Modellierung optischer Reflexionsspektren eingeführt. Sonnenlicht dringt mit einem bekannten Spektrum in einen Wasserkörper ein und wird durch Absorptions- und Streueffekte verändert. Diese Veränderung hängt von der Art und der Konzentration der Wasserinhaltsstoffe und vom Untergrund ab. Ein Teil des Lichts tritt wieder aus dem Wasser aus und wird vom Sensor im Satellit detektiert (siehe Abb. 3). Da bekannt ist, wie verschiedene Wasserinhaltsstoffe wellenlängenabhängig absorbieren, streuen und fluoreszieren, können Rückschlüsse auf die Wasserinhaltsstoffe und im Flachwasser auf die Wassertiefe und den Untergrund gezogen werden (MOBLEY 2022, S. 507).

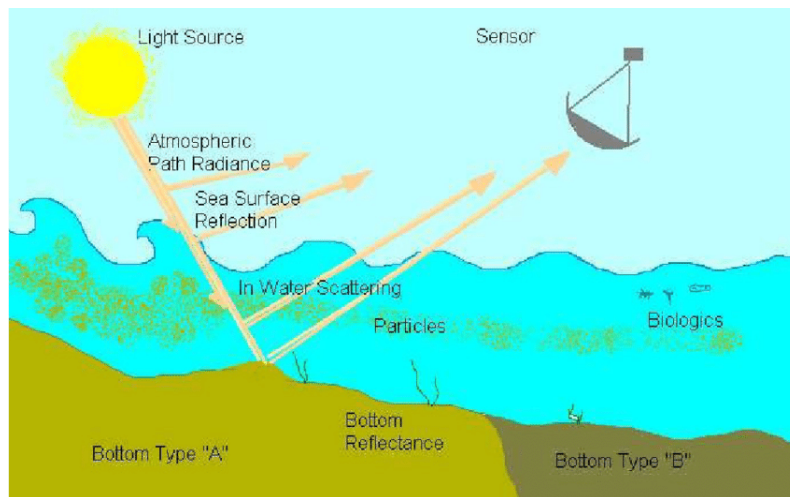


Abb. 3: Prinzip der satellitengestützten Bathymetrie (MURUGABOOPATHI et al. 2014).

Als Flachwasser wird in der Fernerkundung der Bereich bezeichnet, in dem das Licht den Boden erreicht. Eine gängige Faustregel zur Bestimmung der Grenze, bis zu der die Wassertiefe mit optischen Spektren ermittelt werden kann, ist die sogenannte Secchitiefe. Bei dieser vor über 100 Jahren entwickelten Methode wird eine typischerweise 30 cm große Scheibe mit abwechselnd weißen und schwarzen Quadranten an einem Seil in ein Gewässer abgelassen. Die Tiefe, bei der die Scheibe nicht mehr sichtbar ist, wird als Secchitiefe bezeichnet. Es ist ein einfach zu erfassendes Maß für die Transparenz eines Wasserkörpers (MOBLEY 2022, S. 623). Die exakte Obergrenze bestimmbarer Wassertiefe hängt von den lokalen Wasserverhältnissen ab. In Abbildung 4 ist als Ergebnis einiger weltweiten Studien die maximal detektierbare Wassertiefe (Cutoff depth SDB) gegenüber der Secchitiefe aufgetragen. Abweichung von einer linearen Beziehung ergeben sich hauptsächlich für die Untersuchungsgebiete mit großen Secchitiefen über 20 m (HARTMANN et al. 2023).

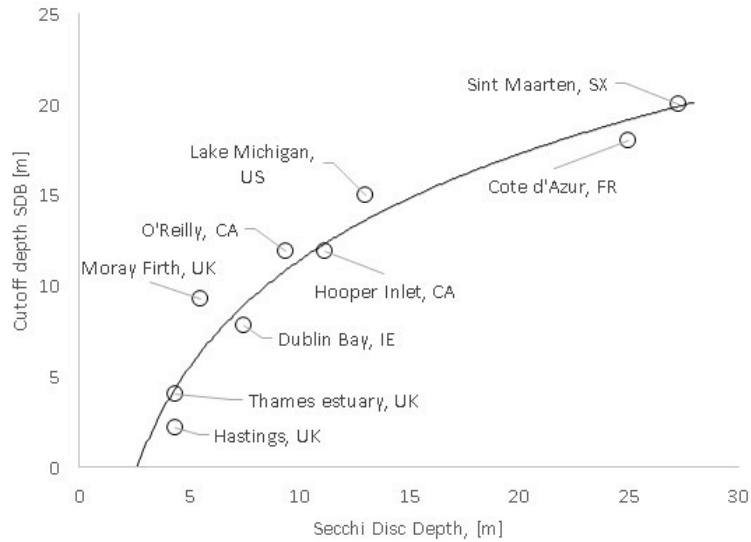


Abb. 4: Scatterplot der maximal mit optischen Spektren bestimmbaren Wassertiefe gegenüber der Secchitiefe (HARTMANN et al. 2023).

Um die Wassertiefe zu bestimmen, wird das Spektrum des Lichts, das den Wasserkörper verlässt, gemessen. Bei der inversen Modellierung werden Startwerte der Wasserinhaltsstoffe und -tiefe so lange variiert, bis die gefittete Kurve sich möglichst nah an die gemessene annähert. Das Spektrum ergibt sich aus einer Kombination von verschiedensten Parametern, die immer zusätzlich zur Wassertiefe bestimmt werden müssen (MOBLEY 2022, S. 512). Die wichtigsten Wasserinhaltsstoffe sind Gelbstoff, Schwebstoff und Phytoplankton. Gelbstoff, auch CDOM (Colored dissolved organic matter) genannt, ist definiert als die Summe aller gelösten Substanzen, die einen Filter von $0,2 \mu\text{m}$ Porengröße passieren können (GEGER 2021, S. 7). Diese sind oftmals dominierend in der Absorption von Licht im blauen Wellenlängenbereich. Zwischen 300 und 600 nm nimmt die Absorption annähernd exponentiell ab (MOBLEY 2022, S. 267). Alle im Wasser suspendierten Teilchen, die kein Phytoplankton sind, werden in der Kategorie der NAP (Non-algal particles) zusammengefasst. Sowohl die Absorptions- wie die Streukoeffizienten von NAP sind mit steigender Wellenlänge exponentiell abfallend. Die Werte unterscheiden sich aber regional je nach Zusammensetzung der Teilchen. (GEGER 2021, S. 10). Weltweit gibt es eine Vielzahl verschiedener Phytoplankton Spezies. Dazu zählen beispielsweise Cyanobakterien, Cryptophyceae oder Dinoflagellaten. Die unterschiedlichen Pigmentzusammensetzungen führen zu stark variablen Absorptionsverhalten (GEGER 2021, S. 8). Chlorophyll, ein Bestandteil aller Phytoplanktonzellen, verursacht zwei charakteristische Peaks im Absorptionsspektrum. Einen im Blauen bei ca. 440 nm und einen im Roten bei ca. 675 nm, wobei zweiterer erst ab einer Konzentration von ca. $10 \mu\text{g}$ im Reflexionsspektrum sichtbar wird (MOBLEY 2022, S. 264). Die Phytoplanktonkonzentration ist definiert als Menge an Chlorophyll-a und Phaeophytin-a Pigmenten

pro Wasservolumen (GEGE 2014, S. 210). Die gesamte Absorption des Lichts im Wasser ergibt sich durch die Summe der einzelnen Absorptionskoeffizienten aller Wasserbestandteile (GEGE 2021).

3 Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet befindet sich im Einzugsgebiet des Fluss Mantaro in den zentralperuanischen Anden im Department Junín. Der Mantaro ist einer der Hauptzuflüsse für das Amazonasbecken (CUSTODIO et al. 2020, S. 2122). Für das Projekt ProGIRH wurden zwei Teiluntersuchungsgebiete ausgewählt. Zum einen der Junínsee, auch Laguna Chinchaycocha genannt, der den Ursprung des Flusses Mantaro bildet. Zum anderen Bergseen im Einzugsgebiets des Baches Shullcas, der in der Stadt Huancayo in den Mantaro mündet (Abb. 5).

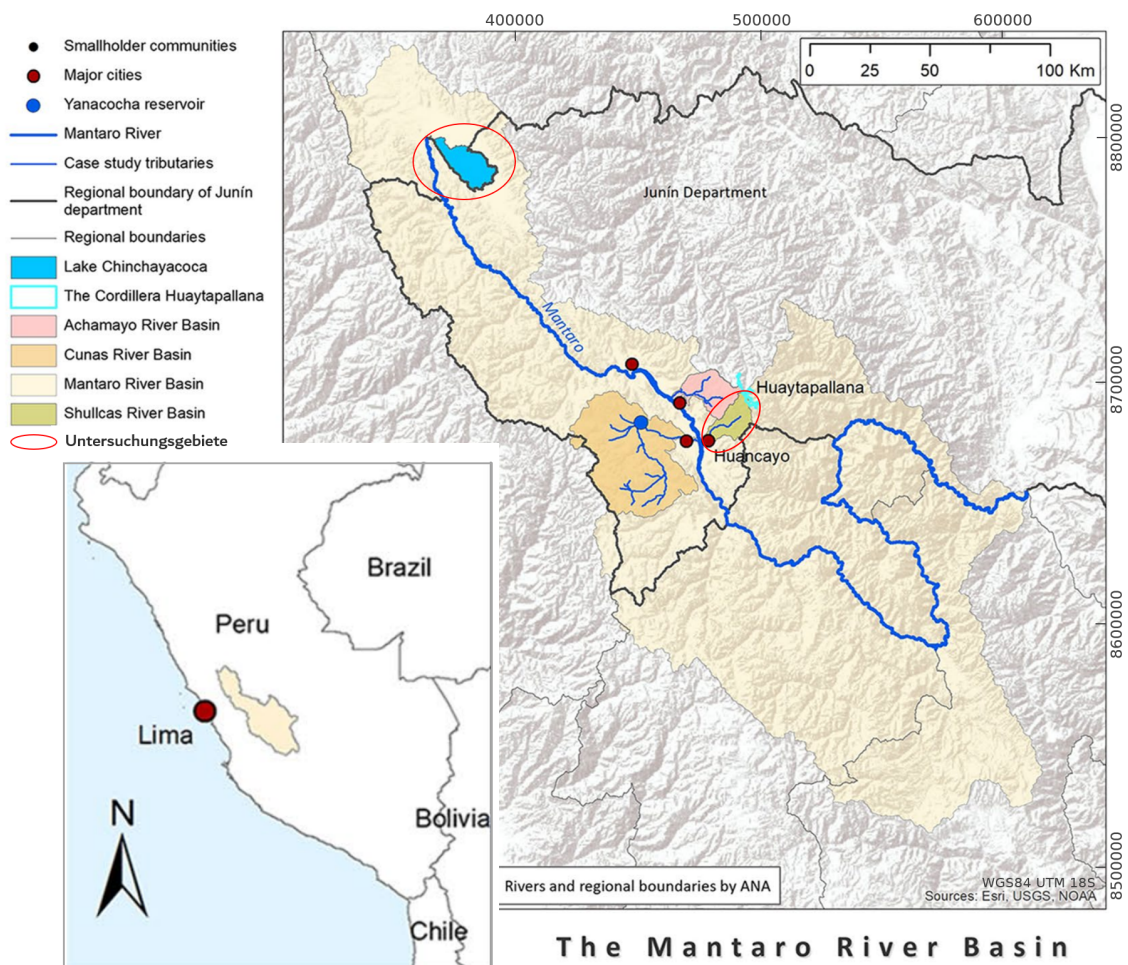


Abb. 5: Übersicht über das Untersuchungsgebiet. Einzugsgebiet des Mantaros mit den zwei Teiluntersuchungsgebieten Junínsee und Bergseen im Einzugsgebiet des Nebenflusses Shullcas (HEIKKINEN 2021, verändert).

Die Bergseen gehören zu dem Schutzgebiet Huaytapallana mit der gleichnamigen teilweise vergletscherten Bergkette. Die Hauptziele des Schutzgebietes sind der Erhalt und die Wiederherstellung der biologischen und landwirtschaftlichen Vielfalt und der Erhalt der Ökosysteme der Hochgebirgslandschaft (MALANDO ORÉ et al. 2022, S. 24). Eine der wichtigsten Ökosystemleistungen ist die Bereitstellung von Süßwasser für die Landwirtschaft und den menschlichen Verbrauch (MALANDO ORÉ et al. 2022, S. 89). In der Trockenzeit wird das gesamte Wasser des Shullcas für die städtische kommunale Wasserversorgung von Huancayo und die landwirtschaftliche Bewässerung der Umgebung genutzt (MARK et al. 2017, S. 71). Die Stadt mit ca. 120.000 Einwohnern ist die Hauptstadt der Region Junín (Stand Zensus 2017 INEI 2018). Eine zuverlässige Wasserversorgung ist nicht flächendeckend gegeben. Eine Untersuchung im Jahr 2015 ergab, dass höchstens 50 % der Haushalte durchgängig mit Wasser versorgt wurden (MARK et al., S. 70). Ca. 20 % hatten an weniger als 10 Stunden pro Tag Zugang zu Wasser. Die Versorgung ist stark vom Stadtviertel abhängig (siehe Abb. 6). Um die andauernden Versorgungslücken zu verringern, wurden einige Grundwasserbrunnen gebohrt (MARK et al. 2017, S. 71). In den am wenigsten entwickelten ländlichen Gegenden ist die räumliche Lage des Grundstückes entscheidend für den Zugang zu Wasser, da die Versorgung hauptsächlich über Flüsse und Quellen und nur im geringen Maße über Infrastruktur geschieht. Die räumliche Lage beeinflusst somit stark die Quantität und Qualität des verfügbaren Wassers (MARK et al. 2017, S. 70).

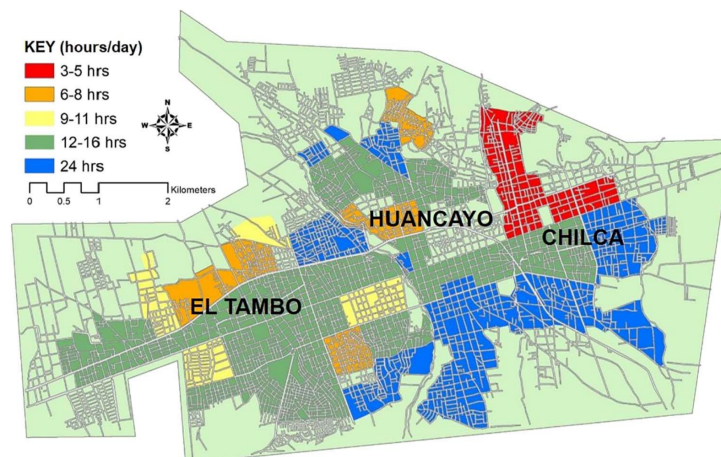


Abb. 6: Wasserzugang der Haushalte in der Stadt Huancayo (Stand: 2015 MARK et al. 2017, S. 70).

Die peruanischen Anden umfassen 70 % der tropischen Gletscher weltweit. Seit 1860 sind diese wegen der globalen Klimaerwärmung von Gletscherschwund betroffen, die sich seit den 1980er Jahren weiter verstärkt hat (MALANDO ORÉ et al. 2022, S. 91). Durch den Netto-Gletschermassenverlust wird gespeichertes Wasser freigesetzt und

die Süßwasserreserven nehmen ab (MARK et al. 2017, S. 62). Das Schmelzwasser verursacht zuerst erhöhte Abflussraten. Anschließend ist die Wasserverfügbarkeit jedoch reduziert und es kommt nur noch zu schwächeren Abflüssen. Auch die vergletscherten Flächen des Huaytapallana-Massivs haben in den letzten Jahrzehnten stark abgenommen. Nach INAIGEM (2018, S. 179) hat sich die Gletscherfläche zwischen 1962 und 2016 von 68,05 km² auf 21,4 km² reduziert. Bei gleichbleibendem Trend wird es 2040 keine Gletscher in der Huaytapallana-Bergkette mehr geben. Durch die Gletscherschmelze haben sich eine Vielzahl an Lagunen gebildet. Insgesamt befinden sich im Huaytapallana-Massiv 704 Seen mit einer Gesamtfläche von ca. 38 km², wobei 203 Seen im Einzugsgebiet des Mantaros liegen (INAIGEM 2018, S. 178).

Während der Messkampagne 2023 wurden insgesamt drei Seen im Einzugsgebiet des Mantaros untersucht (siehe Abb. 5). Diese unterscheiden sich maßgeblich in der Größe und Umgebung. Während der Junínsee mit ca. 140 km² der zweitgrößte See in Peru ist (MANTAS et al. 2023, S. 5), sind die zwei anderen Seen Lasuntay und Huacracocho mit ca. einem Quadratkilometer klein. Für die Bathymetrie mittels Fernerkundung ist der Junínsee am vielversprechendsten, da er über große Flachwasserzonen verfügt und das Wasser ausreichend klar ist. Aus diesem Grund beschränkt sich die vorliegende Arbeit auf die Bathymetrie im Junínsee.

Der Junínsee (11°01'S; 76°05'W) befindet sich auf 4085 m Höhe in einer durch Viehwirtschaft dominierten Landschaft. Er liegt in einem überwiegend flachen Hochtal umgeben von Bergketten über 4700 m. Am Ufer befinden sich einige Dörfer und es wird Viehhaltung mit Alpakas und Rindern betrieben. Der See ist von einem Schilfgürtel umgeben, der bis zu mehreren Kilometern breit ist. Bei dem Junínsee handelt es sich um einen künstlichen Stausee, der durch das Wehr Presa Upamayo geregelt wird. Die im Jahr 1936 in Betrieb genommene Anlage dient vor allem der Stromerzeugung (DINESEN et al. 2018).

Durch die saisonal 1,5 m - 2 m schwankenden Wasserstände (MANTAS et al. 2023, S. 5) ist die Umgebung stark vernässt und ein Erreichen des Sees nur an wenigen Stellen möglich. Die Regelung des Wasserstandes durch das Wehr in Kombination mit Niederschlägen resultieren in Überschwemmungen und Austrocknen der Uferbereiche des Sees. Dies sorgt für umwelttechnische und soziale Probleme sowie Landnutzungskonflikte der umliegenden Bevölkerung (MANTAS et al. 2023, S. 5).

Die Landbedeckungsklassen in der Umgebung des Junínsees sind der Abbildung 7 zu entnehmen. Die Karte wurde durch eine Kombination aus Feldmessungen und

der spektralen Interpretation verschiedener Satellitendaten erstellt (MANTAS et al. 2023, S. 18). In Blau ist der Bereich des Junínsees dargestellt, der ganzjährig wasserbedeckt ist. Direkt daran angrenzend erstreckt sich ein kilometerbreites Gebiet aus Schilf bzw. Rohrkolben (*Cattails*) (orange) und häufig überschwemmten Flächen (*Frequently inundated areas*) (hellblau). Diese wurde in der Studie als Bereiche definiert, die über der Hälfte der Zeit überschwemmt sind. CESEL (2006, S. 27) gaben an, dass 40 % der Seefläche mit Röhrichtbeständen bewachsen sind. Diese trennen viele kleine, flache Lagunen vom Hauptsee ab. An diese Bereich schließen sich Moore mit Polster bildenden Pflanzen (*Bogs cushion plants*) und die für die Anden typische Puna-Graslandschaft an. Diese niedrigen Gräser befinden sich auf moderat humiden bis trockenen Böden und werden oftmals als Weideflächen genutzt. Etwas höher gelegen kommen zudem Grasbestände vor, die bis zu einem Meter hoch werden (*tall grass*) und hauptsächlich auf trockeneren Böden wachsen. Die häufigsten Gattungen sind hierbei *Festuca*, *Agrostis*, *Stipa* und *Calamagrostis* (MANTAS et al. 2023, S. 17). In Abbildung 7 sind einige Beispiele für verschiedene Landschaften des Junínsees zu sehen, die bei der Kampagne im Juni 2023 aufgenommen wurden.

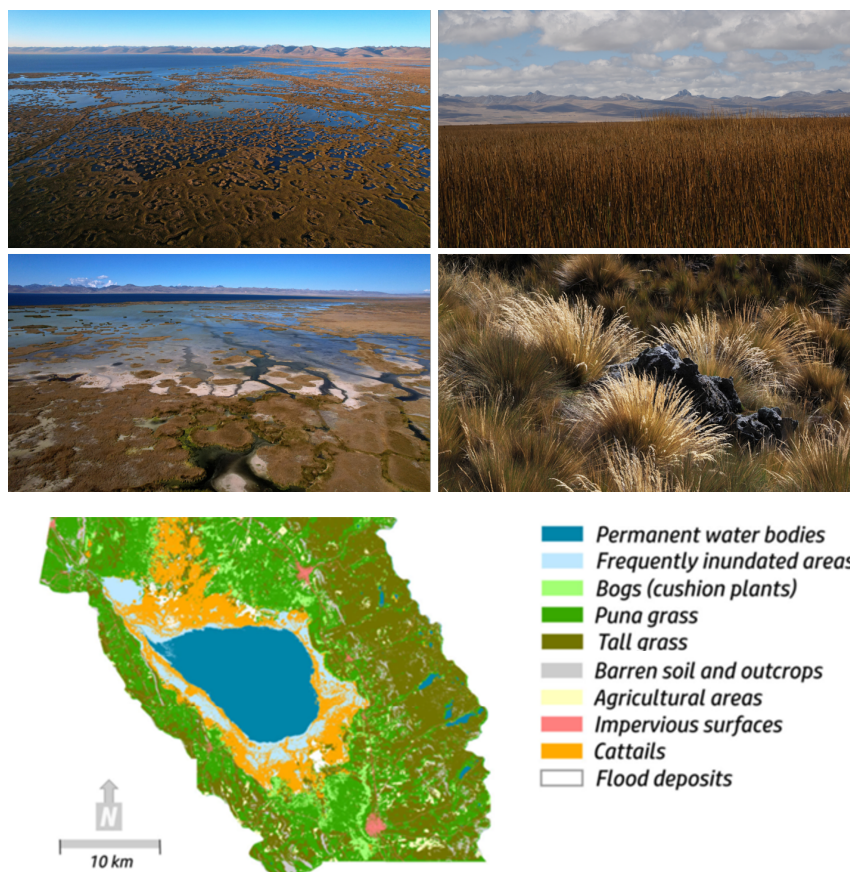


Abb. 7: Oben: Fotos der Röhrichtbestände mit kleinskalierten überschwemmten Bereichen und Gräser in der Umgebung des Junínsees (Fotos P. Gege 2023) Unten: Landbedeckungsklassen der Umgebung des Junínsees (MANTAS et al. 2023, S. 18, verändert).

Das Einzugsgebiet des Junínsees umfasst insgesamt ca. 1800 km² (DINESEN et al. 2018, S. 84). Viele kleine Quellen und Bäche entwässern in den See (FLUSCHE et al. 2005, S. 3). Das Klima ist von einer Regensaison von Oktober bis April und einer Trockenzeit von Mai bis September geprägt. Der durchschnittliche jährliche Niederschlag in der Region beträgt 940 mm (MANTAS et al. 2023, S. 4). Direkter Niederschlag auf den Junínsee ist in der gleichen Größenordnung wie die Summe an Oberflächenzuflüssen (FLUSCHE et al. 2005, S. 12). Der Oberflächenzufluss ist in der Regenzeit um ein Vielfaches höher als in der Trockenzeit. Die Flüsse San Juan, Chacachimpa und Palcamayo sind die drei größten Zuflüsse (siehe Abb. 8). Alle weiteren Bäche machen weniger als 10 % des Oberflächenzuflusses aus (FLUSCHE et al. 2005, S. 6). Während der Regenzeit fließt der San Juan über den Kanal im Nordwesten in den Junínsee und ist dann der größte Zufluss. Er hat einen durchschnittlichen jährlichen Abfluss von 286 Mio. m³ mit einem Maximum von 114,7 m³/s und einem Minimum von 1,01 m³/s (CUSTODIO et al. 2020, S. 2113). In der Trockenzeit, wenn das Wehr geöffnet ist, fließt der San Juan direkt in den Fluss Mantaro.

Während dieser Zeit ist der aus Südosten kommende ganzjährige entwässernde Bach Chacachimpa mit ca. 1,2 m³/s der größte Zufluss (FLUSCHE et al. 2005, 6). Der Abfluss des Junínsees erfolgt auch über den Kanal im Nordwesten. Die Fließrichtung wird durch die Regelung des Wehrs gesteuert. Lässt das Wehr nur einen geringen Durchfluss zu, staut sich das Wasser bis zum Junínsee auf. Wird mehr Wasser benötigt, dient der Junínsee als Wasserreservoir.

Die im Einzugsgebiet vorliegenden devonischen bis jurassischen Gesteine sind stark gestört und verfaltet. Östlich des Sees sind vorwiegend devonische Schiefer und Vulkanite, sowie karbonische bis permische terrestrische Sandgesteine (v. a. Sandstein und Konglomerate) zu finden. Im restlichen Einzugsgebiet dominieren triassische bis jurassische marine Kalksteine. Sedimentkerne zeigen, dass der Untergrund des Sees unter anderem aus Mergeln aufgebaut ist (FLUSCHE et al. 2005, S. 3). Die Hydrogeochemie des Sees ist hauptsächlich bestimmt durch die Auflösung von Kalkstein. Die größeren Zuflüsse des Sees sind kalzitisch übersättigt. Durch die eutrophen Bedingungen im See kommt es jedoch zu einer Verschiebung des Kalk-Kohlensäuregleichgewichts. Dies hat eine Untersättigung des Seewassers an Kalzit zur Folge, wodurch es zu einer Lösung des Kalksteins kommt (FLUSCHE et al. 2005, S. 12).

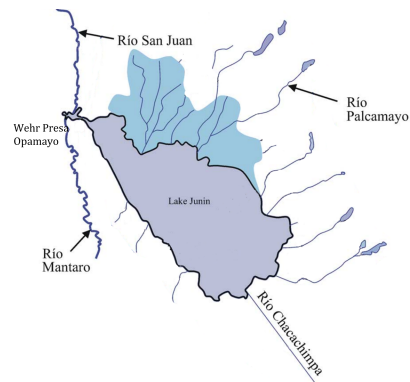


Abb. 8: Zuflüsse des Junínsees (FLUSCHE et al. 2005, S. 2, verändert).

Der See ist Teil des 530 km² großen Naturschutzreservats Junín und Habitat für über 24.000 Wasservögel, darunter auch endemische Arten (DINESEN et al. 2018, S. 84, S. 91). Gleichzeitig ist die Wasserqualität jedoch stark gefährdet wegen Verschmutzung durch den Bergbau der nordöstlich liegenden Stadt Cerro de Pasco. Die teilweise illegal betriebenen Minen geben Schwermetalle und potenziell giftige Substanzen in die Umgebung ab. Diese werden durch den Fluss San Juan in das Gebiet des Junínsees transportiert. Zudem kommt es zu Eutrophierung durch Abwässer der umliegenden Dörfer (CUSTODIO et al. 2020, S. 2112). Per peruanischen Gesetz wurde das Junín Nation Reservat als Umweltnotfall eingestuft und ein Managementplan (2022-2026) erarbeitet (MANTAS et al. 2023, S. 5).

4 Methodik

Im diesem Kapitel wird zuerst beschrieben welche Daten bei einer Feldkampagne aufgenommen worden sind (Kapitel 4.1). Diese dienen zur Kalibrierung des Modells und Validierung der Ergebnisse. Anschließend wird erläutert, wie aus punktuellen Wassertiefenmessungen eine flächige Bathymetriekarte erstellt wurde (Kapitel 4.2). Außerdem wird die Umrechnung der Feldspektromettermessungen in Radiance Reflectance (Kapitel 4.3) und die Auswahl und Atmosphärenkorrektur der Satellitendaten beschrieben (Kapitel 4.4). Mit den Feldspektromettermessungen des Untergrunds wurde eine spektrale Datenbank aufgebaut (Kapitel 4.5), die für die Ermittlung der Wassertiefe durch inverse Modellierung verwendet wird. Die Ermittlung der besten Einstellungen (Kapitel 4.6) und das Vorgehen bei der Wassertiefenermittlung, sowie die Validierung werden abschließend erläutert (Kapitel 4.7).

4.1 Durchführung der Feldmessungen

Um Validierungsdaten zu erlangen und das Modell an die lokalen Gegebenheiten anzupassen, wurde Mitte Juni bis Anfang Juli 2023 eine Messkampagne durchgeführt. Ziel war die punktuelle Aufnahme von in situ Wasser- und Untergrundspektren, das Messen von Wassertiefen und die Entnahme von Wasserproben. Zudem wurde eine umfassende Dokumentation durchgeführt, um die Ergebnisse einordnen zu können. Es wurden spektrale Messungen sowohl im Flachwasserbereich, wie auch im Tiefenwasser und am Ufer durchgeführt. Im Rahmen des übergeordneten Projektes wurden zusätzlich zum Junínsee Messungen an zwei weiteren, kleineren Seen im Einzugsgebiet des Mantaros durchgeführt. Laguna Huacracocho (-12,047°; -75,103°; 4450 m ü. M.) ist umgeben von Feuchtgebieten und Graslandschaften, die auch für Viehhaltung genutzt werden. Laguna Lasuntay (-11,923°; -75,060°; 4650 m ü. M.) liegt direkt unterhalb des Hängegletschers Nevada Huaytapallana. Die Umgebung

wird dominiert von der Schutthalde des Gletschers und einer Hartgraslandschaft. Fotos der beiden Bergseen sind im Anhang in Abbildung 46 angefügt.

Insgesamt wurde am Junínsee (JU) an 49 Stationen gemessen. An der Laguna Lasuntay (LH) waren es 25 und an der Laguna Huacracocha (HC) 13. Die Messstationen befinden sich an Punkten mit unterschiedlicher Wassertiefe und am Ufer. Die Verteilung der Messpunkte am Junínsee ist Abb. 9 zu entnehmen. Im weiteren Verlauf der Arbeit werden die Messpunkte JU₁₀ bis JU₁₇ als Transekt 1 und JU₂₀ bis JU₂₉ als Transekt 2 bezeichnet. Die Auswahl der Stationen sollte möglichst gut die Vielfalt der am See vorkommenden Gegebenheiten abbilden. Einschränkung waren die erschwerte Erreichbarkeit durch Vegetation, Privatgrund oder wenig ausgebaute Infrastruktur. So konnte der Junínsee aufgrund der umgebenden Feuchtgebiete nur durch den nordwestlichen Kanal erreicht werden, was zu sehr zeitintensiven Bootsfahrten führte. Ein Durchqueren des Schilfgürtels ist auch mit Wathosen nicht möglich, da der weiche Untergrund keine Personen trägt.

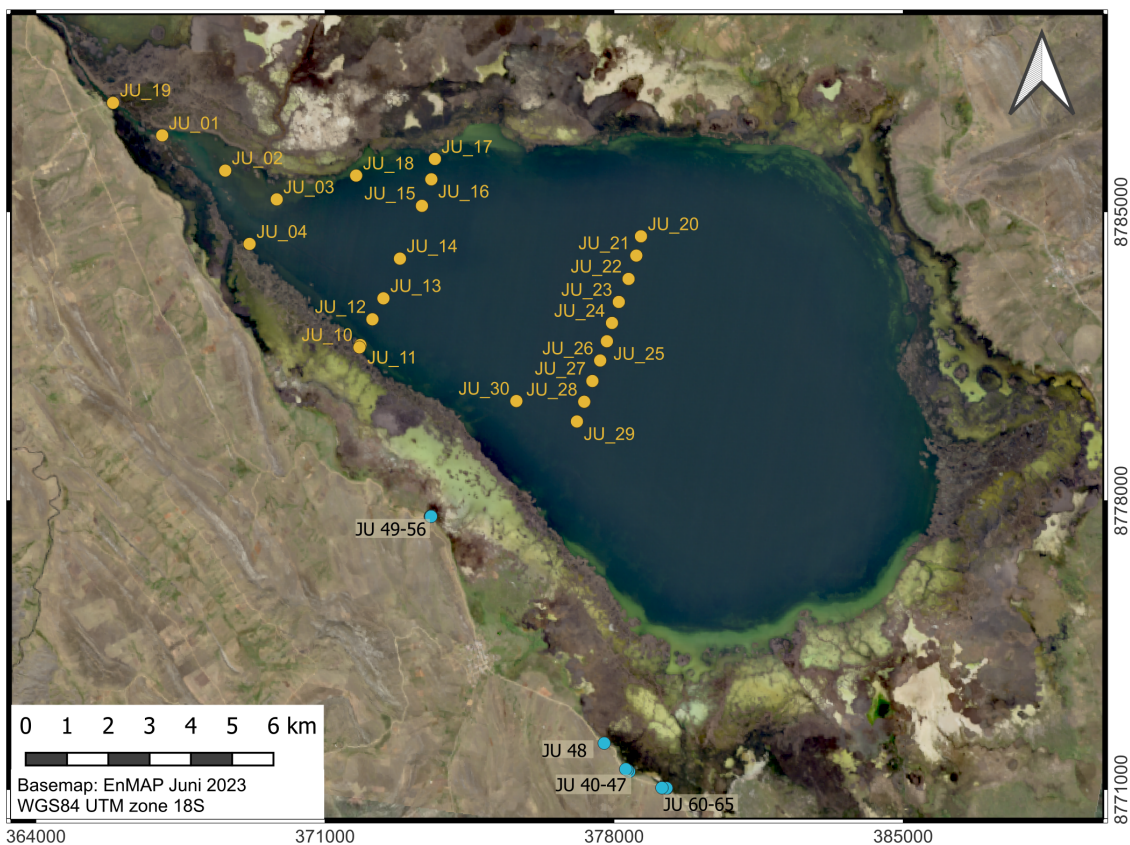


Abb. 9: Messstationen am Junínsee. In gelb sind die Positionen der Wassermessungen und in blau die Ufermessungen dargestellt.

Die Aufnahme der Strahldichte L_u erfolgte mit dem Spektrometer AvaSpec- ULS2048XL-Evo der Firma Avantes. Dieses misst in einem Wellenlängenbereich von 200 bis 1100 nm mit einer Auflösung von 0,06 - 20 nm (FWHM) (AVANTES 2021). Eine

Messung besteht immer aus drei direkt aufeinanderfolgenden Teilmessungen:

1. Eine Referenzmessung $L_u^{ref}(\lambda)$ mit einem kalibrierten Panel
2. Die Messung $L_u^{Objekt}(\lambda)$ des Objekts
3. Eine Dunkelstrommessung mit abgedeckter Glasfaser

Jeder dieser Teilmessungen besteht aus 30 (bzw. an Laguna Lasuntay und Huacrachocha 50) Einzelmessungen. Die Integrationszeit wird an die jeweiligen Lichtverhältnisse angepasst, damit ein möglichst rauschfreies Signal aufgenommen wird. Die Sensitivität des Sensors beträgt $375000 \text{ counts}/(\mu\text{W ms})$ (AVANTES 2021). Die Messung erfolgte in einem Aufnahmewinkel von ca. 40° . Es wurde darauf geachtet, dass kein Schatten die Messung beeinträchtigt. Das Spektrometer wurde während der Messung leicht über der Probe bewegt, um eine gegebenenfalls vorliegende Heterogenität des Objekts mit aufzunehmen. Das gemessene Objekt und die zu dem Zeitpunkt vorherrschende Bewölkung wurde mit einer Fisheye RGB-Kamera aufgenommen. Es wurde darauf geachtet, dass die Beleuchtungsverhältnisse während einer Messung möglichst konstant sind.

Die Wassertiefe wurde mit Sonar und zusätzlich manuell mit einem Maßband bestimmt. Für punktuelle Messungen wurde das 3-Frequenz CHIRP Sonar der Firma Deeper mit einem Kegelwinkel von 7° verwendet (DEEPER 2023). Zusätzlich nahm ein kleines ferngesteuertes Boot mit eingebauten Sonar mit 30° Winkel die Wassertiefe kontinuierlich auf. Bei kleinere Seen wie der Laguna Lasuntay kann dadurch effizient eine Bathymetriekarte erstellt werden. Beim deutlich größeren Junínsee wurden einzelne Tranksekte und ansonsten einige Fahrten in der Umgebung der Messstationen durchgeführt.

An einigen Stationen wurden Wasserproben entnommen, welche in zwei verschiedenen Laboren auf Chlorophyll-a und in einem auf den Schwebstoffgehalt untersucht wurden. Die Sichttiefe wurde mit einer Secchi-Scheibe erfasst. Die Scheibe mit abwechselnd weißen und schwarzen Sektoren (Abb. 10) ist mit einem zusätzlichen Gewicht an einem Maßband befestigt. Die Tiefe, an der die Scheibe gerade noch erkennbar ist, ist die sogenannte Seccitiefe.



Abb. 10: Secchi-Scheibe.

Um Informationen über den Untergrund zu erlangen, wurden mit einem Bodengreifer Sedimentproben genommen. Diese wurden am Ufer auf einer schwarzen Folie mit dem Spektrometer vermessen. Zusätzlich filmte eine 360° Unterwasserkamera den Untergrund an den Messstationen. Eine an der Kamera befestigte Lampe beleuchtet

den Untergrund größeren Wassertiefen, in die nur noch wenig Licht gelangt. Um die Homogenität der Umgebung der Messstationen zu dokumentieren, wurden zudem Aufnahmen mit einer Drohne durchgeführt. In Abbildung 11 sind einige der verwendeten Messgeräte dargestellt.



Abb. 11: Von links nach rechts: Feldspektrometer mit Referenzpanel, Sonar für punktuelle Messungen, ferngesteuertes Boot mit Sonar, Sedimentgreifer.

4.2 Interpolation punktueller Wassertiefenmessungen

Die während der Messkampagne aufgenommenen Wassertiefen decken nicht den gesamten See ab. Die Bathymetrie des Junínsees wurde jedoch schon einmal im Jahr 2006 durch das Ingenieurbüro CESEL aufgenommen. Hierbei wurde der See mit Südwest-Nordost Transekten im Abstand von 500 m abgefahren. Gemessen wurde mit einem Echolot alle 100 m. Aus dem Bericht (CESEL 2006) liegen insgesamt 3700 Höhenwert der Topographie des Junínsees bezogen auf den Meeresspiegel vor. Diese werden interpoliert, in Wassertiefen bezogen auf den Wasserspiegel von 2023 umgerechnet und punktuell mit den 2023 aufgenommenen Werten validiert.

Im ersten Schritt erfolgt die Konversion der Höhenwerte zur Wassertiefe, wobei der maximale Höhenwert als Referenz für den Wasserspiegel fungiert und entsprechend auf den Wert null verschoben wurde. Einige wenige Punkte (ca. 0,1 %) wurden als Ausreißer identifiziert und gelöscht. Dabei handelt es sich vor allem um sprunghafte Änderungen einzelner Punkte innerhalb eines homogenen Transekts, die vermutlich auf fehlerhafte Messungen des Sonars zurückzuführen sind. Im nächsten Schritt werden die zu Wassertiefen konvertierten Höhenwerte zu einer Karte mit Rastergröße von 100 m interpoliert (Methode: bicubic spline grow factor 2). Die Werte des interpolierten Rasters werden an den Messstationen von 2023 ausgegeben und mit den aktuellen Wassertiefen verglichen. Aus dem Validierungsplot ergibt sich ein Offset von 0,79 m, der von allen Werten aus 2006 subtrahiert wird. Dieser kann als niedrigerer Wasserstand interpretiert werden. Die aktuelle Uferlinie des Sees wird auf Grundlage von Satellitenbildern bestimmt. Wasser absorbiert annähernd alles Licht im Nahen Infrarot (MOBLEY 2022, S. 252). Pixel mit niedrigen Infrarotwerten können somit als Wasser angenommen werden. Bei der entstandenen Bathymetriekarte wird auf dieser Grundlage das Land ausmaskiert.

4.3 Vorprozessierung der Feldspektrometermessungen

Optische Spektrometer messen die Intensität des Lichts vom sichtbaren bis hin zum infraroten Bereich. In Abbildung 12 ist der Aufbau eines Feldspektrometers dargestellt, wie es bei der Kampagne genutzt wurde.

Das Gitter lenkt die eintreffende Strahlung in Abhängigkeit der Wellenlänge in verschiedene Richtungen, wo dann in der Detektorebene viele einzelne Detektoren die Intensität messen (AVANTES 2021). Nicht gezeigt sind die Glasfaser und die daran montierte Optik, durch die das Licht in das System eingekoppelt wird. Die bei der Kampagne verwendete Optik hatte einen Sichtwinkel von etwa 1° .

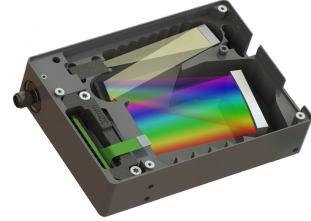


Abb. 12: Konzept eines Feldspektrometers (AVANTES o. J.)

Die gemessene Strahldichte L (engl. Radiance) beschreibt die gerichtete Strahlungsenergie (ΔQ) der Photonen eines Wellenlängenbereichs ($\Delta\lambda$), die während der Zeit (Δt) in einem begrenzten Raumwinkel ($\Delta\Omega$) eine Fläche (ΔA) erreichen (MOBLEY 2022, S. 29).

$$L(\vec{x}, t, \lambda) = \frac{\Delta Q}{\Delta t \cdot \Delta A \cdot \Delta\Omega \cdot \Delta\lambda} \quad (1)$$

Die spektrale Strahldichte ist die grundlegende Größe bei der Messung elektromagnetischer Strahlung. Aus ihr lassen sich alle weiteren radiometrischen Parameter des Lichtfelds und optische Eigenschaften von Materialien ableiten. Sie beschreibt das Lichtfeld in Abhängigkeit von Raum, Zeit, Wellenlänge und Richtung (MOBLEY 2022, S. 30).

Bei einer Messesequenz wird immer die Strahldichte des Objekts (Untergrundprobe oder Wasseroberfläche) und des Referenzpanels gemessen. In einer zusätzlichen Messung wird die Glasfaser abgedeckt, um den Dunkelstrom des Feldspektrometers zu bestimmen und so Geräteartefakte herausrechnen zu können. Diese Messung wird bei jedem Messesequenz wiederholt, denn der Dunkelstrom kann sich temperaturabhängig verändern.

Da die wellenlängenabhängige Reflexion des Referenzpanels ρ^{ref} bekannt ist, kann durch Messung der Strahldichte des Panels L_u^{ref} die abwärtsgerichtete Bestrahlungsstärke E_d (downwelling irradiance) ermittelt werden. E_d ist das Integral der Strahldichten über den oberen Halbraum, d.h. es quantifiziert die einfallende Strahlung.

$$E_d(\lambda) = \frac{\pi L_u^{ref}}{\rho^{ref}} \quad (2)$$

Die Radiance Reflectance (R_{rs}) beschreibt das Verhältnis aus der aufwärtsgerichteten Strahldichte des Objekts L_u^{Objekt} zur abwärtsgerichteten Bestrahlungsstärke (GEGE & GROETSCH 2016).

$$R_{rs}^{Feld}(\lambda) = \frac{L_u^{Objekt}}{E_d(\lambda)} \quad (3)$$

Mit der DLR-internen Software SpecCon werden die Einzelmessungen aus dem Feld (L_u^{Objekt} und $E_d(\lambda)$) zur Radiance Reflectance R_{rs}^{Feld} umgerechnet und Ausreißer gelöscht. Um atmosphärenkorrigierten Satellitendaten (Level-2) mit der im Feld ermittelte Radiance Reflectance validieren zu können, müssen noch Reflexionen $R_{rs}^{Surf}(\lambda)$ der Sonne (sun glint) und des Himmels (sky glint) auf der Wasseroberfläche abgezogen werden. Die sich ergebene Größe wird Remote sensing Reflectance (R_{rs}) bezeichnet.

$$R_{rs}(\lambda) = R_{rs}^{Feld}(\lambda) - R_{rs}^{Surf}(\lambda) \quad (4)$$

Bei einer Messung der Strahldichte der Wasseroberfläche kann der Glintanteil eine höhere Intensität haben als der Wasserkörper. Die Spiegelungen sind zeitlich sehr variabel, da sie abhängig sind von Wellen und kleinen Kräuselungen der Wasseroberfläche. Glint kann zu einem deutlichen spektralen Fehler führen und muss korrigiert werden (GEGE & GROETSCH 2016, S. 1). Mit WASI ist eine solche Korrektur durch inverse Modellierung möglich. Berücksichtigt wird hierbei die abwärtsgerichtete Bestrahlungsstärke der Sonne, Rayleighstreuung und der Streuungen durch Aerosole (Miestreuung). Diese werden mit den Faktoren g_{dd} , g_{dsr} und g_{dsa} gewichtet, welche von Messung zu Messung durch Wellen auf der Wasseroberfläche variieren können (GEGE & GROETSCH 2016, S. 2).

4.4 Wahl und Atmosphärenkorrektur der Satellitendaten

Auswahlkriterien für die Wahl des Satelliten sind die Verfügbarkeit, Kosten, Erfahrungswerte und die Qualität der Daten. Diese kann beschrieben werden durch die räumliche, spektrale, radiometrische und zeitliche Auflösung. Die räumliche Auflösung beschreibt die Größe eines Bodenpixels. Durch eine hohe räumliche Auflösung werden Details sichtbar, was vor allem bei Seen mit sehr variablen Wassertiefen und Untergrund relevant ist. Die spektrale Auflösung bezieht sich auf die Anzahl, den Abstand und die Breite einzelner Wellenlängenbänder. Ein multispektraler Sensor hat typischerweise 5 - 10 Bänder mit einer Breite von 10 - 20 nm. Hyperspektrale Sensoren haben oftmals über 100 Bänder mit einer Breite von unter 5 nm. Auch das Feldspektrometer misst hyperspektral. Mit welcher Genauigkeit der Sensor Intensitäten des Lichts unterscheiden kann, beschreibt die radiometrische Auflösung. Diese

wird unter anderem beeinflusst durch das Rauschen des Instruments. Die zeitliche Auflösung bezieht sich auf die Wiederkehrrate des Satelliten über ein bestimmtes Gebiet (MOBLEY 2022, S. 508 f.). Bei der Auswahl optischer Satellitendaten sind auch die Witterungsverhältnisse ausschlaggebend. Der Satellit kann nur etwas aufnehmen, wenn keine Wolken die Sicht verdecken. Abbildung 13 gibt einen Überblick der Überflüge der Landsat 8 bzw. 9, Sentinel-2 und PlanetScope Satelliten, bis einen Tag vor und nach den Feldmessungen am Junínsee.

	24.06	25.06	26.06	27.06	28.06	29.06	30.06	01.07
Landsat 8 / 9					✗			
Sentinel-2	✓					✗		
PlanetScope	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✓	✓

Abb. 13: Verfügbarkeit von Satellitendaten abhängig von der Bewölkung während des Überflugs (erste Zeile). Grüne Haken bedeuten der Junínsee ist vollständig abgedeckt, graue Haken einige Teilgebiete sind von Wolken bedeckt und rote Kreuze die Bilder sind nicht verwendbar.

Für die PlanetScope Mission fliegen eine Vielzahl kleiner Satelliten, weshalb eine sehr hohe zeitliche Auflösung von ca. einem Bild pro Tag erreicht wird. Die geometrischen und radiometrischen Eigenschaften der einzelnen Instrumente unterliegen aber einer gewissen Variabilität und erreichen nicht immer die für die analytische Fernerkundung benötigte Qualität (FRAZIER et al. 2021, S. 2). Außerdem handelt sich um einen kommerziellen Anbieter, von dem die Daten gekauft werden müssen. Landsat 8 bzw. 9 und Sentinel-2 sind frei verfügbar und deswegen auch eine kostengünstige Wahl für die peruanischen Ämter. Für diese Arbeit wurde die Sentinel-2 (S-2) Szene vom 24.06.2023 ausgewählt. Die S-2 Daten von Copernicus sind frei verfügbar, spektral hoch aufgelöst und sehr gut spezifiziert. Außerdem befinden sie sich schon einige Jahre im Orbit (Launch 2015 bzw. 2017), weshalb schon etliche Studien zur Bathymetrie mit Sentinel-2 Daten durchgeführt worden sind (u. a. CHYBICKI et al. 2023, NAJAR et al. 2022, CASAL et al. 2019). Die Mission besteht aus zwei polar umlaufenden Satelliten (S-2A und S-2B), die sich um 180° versetzt in derselben sonnensynchronen Umlaufbahn befinden. Dadurch wird eine Wiederkehrzeit von 5 Tagen auf Höhe des Äquators und alle 2-3 Tage auf mittlerer Breite erreicht. Die Position wird mit einem dual-frequency GNSS-Empfänger (Global Navigation Satellite System) gemessen und die Genauigkeit der Umlaufbahn mit einem speziellen Antriebssystem aufrechterhalten. Eingebaut sind passive multispektrale Sensoren, die das von der Erde reflektierte Sonnenlicht messen. Die insgesamt 13 Kanäle be-

finden sich im Sichtbaren, Nahen Infrarot und kurzwelligen Infrarot. Die räumliche Auflösung variiert je nach Band zwischen 10 m, 20 m und 60 m (ESA 2012) (siehe Abb. 14).

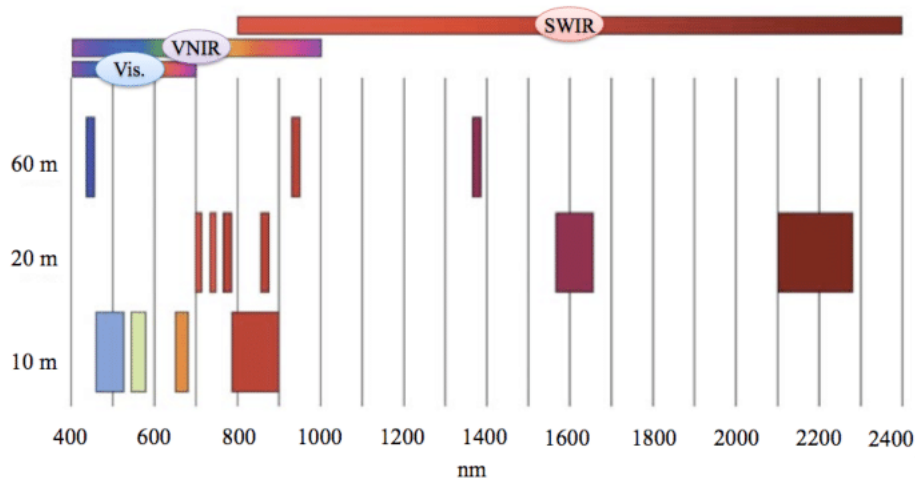


Abb. 14: Spektrale und räumliche Auflösung der Sentinel-2 Bänder für das sichtbare Licht (vis.), das nahe Infrarot (VNIR) und das kurzwellige Infrarot (SWIR) (REGAN et al. 2016).

Heruntergeladen wurden die georeferenzierten Top-of-atmosphere Reflexions Daten (Level-1C). Für die inverse Modellierung ist die Atmosphärenkorrektur ein entscheidender Aspekt, denn die Bottom-of-atmosphere Reflexionsspektren sind die Grundlage für die Ermittlung der Wasserinhaltsstoffe und -tiefe (PAHLEVAN et al. 2021, S. 3). Im blauen Wellenlängenbereich ist der Großteil des Signals nicht vom Wasserkörper, sondern von Streuungen in der Atmosphäre verursacht. Das Ziel der Atmosphärenkorrektur ist es aus den Photonen, die den Satellitensensor erreichen, das Reflexionsspektrum des Wassers zu ermitteln. Durch die niedrigen Reflexionswerte von Wasserflächen sind Atmosphärenkorrekturalgorithmen, die für Land entwickelt wurden, nicht geeignet (GAO et al. 2009). PAHLEVAN et al. (2021) haben in einer Vergleichsstudie aufgezeigt, dass die wellenlängenabhängige Genauigkeit verschiedener Atmosphärenkorrekturanwendungen für Wasser je nach Untersuchungsgebiet stark variiert. Ein signifikanter Unterschied ergibt sich zwischen Seen und Küstengewässern, aber auch durch die Wasserinhaltsstoffe.

Die Software ACOLITE (verfügbar unter <https://github.com/acolite/acolite>) führt eine Atmosphärenkorrektur für Satellitenbilder speziell über Gewässern durch. Der verwendete Algorithmus basiert auf dem *Dark Spectrum Fitting*. Der Ansatz beruht auf der Annahme, dass Wasser alles Licht im Infraroten absorbiert. Der Sentinel-2 Kanal bei 945 nm wird zur Bestimmung des atmosphärischen Wasserdampf verwendet werden. Ein Vorteil von ACOLITE ist, dass die Höhenlage mit angegeben werden kann und somit der auf über 4000 m deutlich verringerte atmosphärische

Druck einkalkuliert wird (ACOLITE 2021). In Abbildung 15 ist das Echtfarbenbild (RGB) der Sentinel-2 Szene vom 24.06.2023 vor und nach der Atmosphärenkorrektur mit ACOLITE dargestellt.

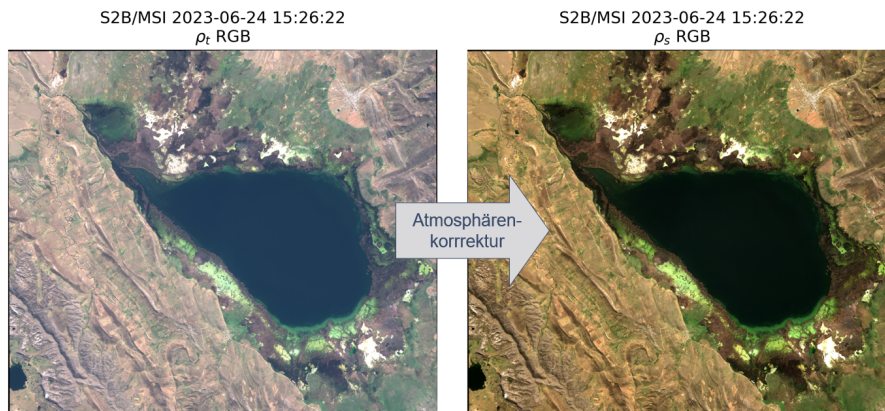


Abb. 15: Sentinel-2 Szene vom Junínsee am 24.06.2023 vor (links) und nach (rechts) der Atmosphärenkorrektur mit ACOLITE.

Alle Bänder werden zu einem mehrkanaligen Rasterdatensatz im ENVI-Format zusammengefasst. Um keine Informationen zu verlieren, werden hierfür alle Bänder auf die höchste Auflösung (10 m) resampelt. Um bei der Inversen Modellierung zwischen tiefen und flachen Wasser unterscheiden zu können, wurde ein weiterer Kanal mit der aus in situ Messungen interpolierten Bathymetriekarte hinzugefügt. Dieser künstliche Kanal fungiert als Maske.

4.5 Aufbau einer spektralen Datenbank

Ein Ziel der Messkampagne war, eine spektrale Datenbank des im Untersuchungsgebiet vorkommenden Untergrunds zu erstellen. Diese regionale Anpassung bildet die Grundlage für die physikalische Modellierung der Reflexionsspektren und die Bestimmung von Wasserparametern und -tiefe. Ideal sind hierbei Spektren die direkt im Untersuchungsgebiet im Zeitraum der Satellitenüberflüge gemessen wurden (GEGE 2014, S. 213)

Weil die Amplitude von Reflexionsspektren deutlich von Beobachtungs- und Beleuchtungswinkel abhängen, die Kurvenform aber kaum, wurde als Kriterium für die Klassifizierung die Form der Spektren und nicht die Amplitude gewählt. Um die Kurvenformen verschiedener Messungen vergleichen zu können, wurden alle Spektren im ersten Schritt normiert. Als Normierungskriterium wurde der Mittelwert im Wellenlängenbereich 400 - 800 nm gewählt, da Licht mit diesen Wellenlängen ins Wasser eindringen kann. Die Normierung wurde somit nach Formel 5 mit $\lambda_u=400$ nm und $\lambda_o=800$ nm durchgeführt.

$$R_{norm}(\lambda) = \frac{R_{rs}(\lambda)}{\frac{1}{\lambda_o - \lambda_u} \sum_{\lambda_u}^{\lambda_o} R_{rs}(\lambda_i)} \quad (5)$$

Anschließend wurden alle Messungen, die aus vielen Einzelmessungen bestehen, auf Ausreißer kontrolliert, deren Kurvenverlauf signifikant vom Median abweicht. Diese Unterschiede können sich beispielsweise durch Sonnenreflexionen oder Spiegelung von Wolken ergeben. Zusätzlich ist es möglich, dass in einer heterogenen Probe unterschiedliche Objekte bei aufeinanderfolgenden Messung aufgenommen werden. Beispiele sind Bodenproben, in denen sich auch pflanzliche Teile befinden oder Makrophyten in denen sich Reste von Schlick oder Algen verfangen haben.

Um einen Überblick über die Daten zu bekommen, wurde die wellenlängenabhängige relative Standardabweichung der normierten Einzelmessungen berechnet. Objekte, bei denen diese mehr als 0,15 beträgt, wurden separat betrachtet und einzelne Teilmessungen gelöscht. Da sich bei Pflanzen je nach Vitalität der Anstieg der Spektren ab ca. 700 nm stark unterscheidet, wurde für diesen Schritt nur der Wellenlängenbereich 430 - 700 nm betrachtet. Normierten Spektren deren Teilmessungen zwei deutlich voneinander trennbare Gruppen enthielten, wurden für die weitere Verarbeitung getrennt gespeichert. In Abbildung 16 sind die relativen Standardabweichungen aller Einzelmessungen der jeweiligen Messung beispielhaft für den ersten Kampagnentag am Juninsee (26.06.2023) dargestellt. Die Abbildung auf der linken Seite zeigt die aus den Rohdaten ermittelten Ergebnisse. Die Graphen auf der rechten Seite stellen die relativen Standardabweichungen dar, nachdem einzelne Teilmessungen entfernt oder Messungen aufgeteilt wurden.

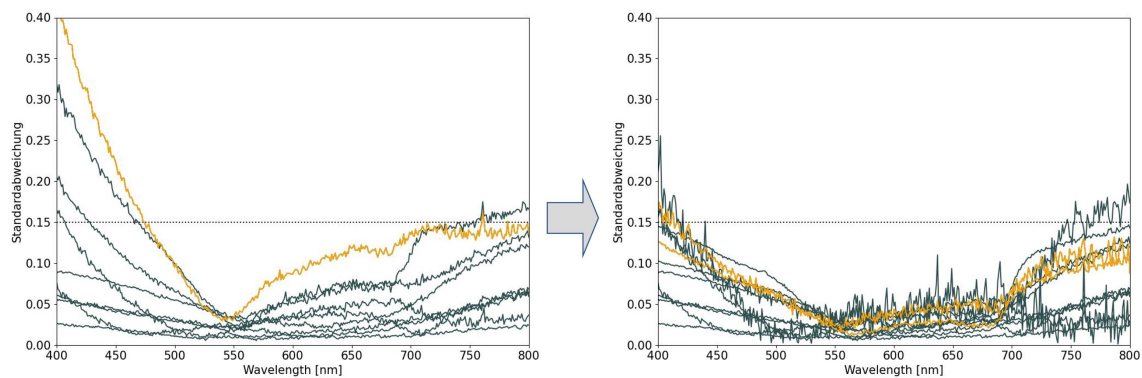


Abb. 16: Variation der Einzelmessungen von Untergrundproben. Jeder einzelne Graph stellt die relative Standardabweichung der normierten Spektren eines Objekts dar. Vor der Ausreißerkontrolle (links) gibt es höhere Standardabweichungen und somit unterschiedlichere Kurvenverläufe als nach der Ausreißerkontrolle (rechts). Dargestellt sind alle Messungen des Kampagnentags 26.06.2023 und orange hervorgehoben die Sedimentprobe JU_{02b} .

Beispielsweise fällt das Spektrum der Sedimentprobe JU_{02b} (orange markiert) vor der Ausreißerkontrolle mit einer sehr hohen Standardabweichung im niedrigen Wel-

lenbereich auf. Aus diesem Grund wurden die Einzelmessungen dieses Objekts auf Grundlage der normierten Spektren in zwei Gruppen aufgeteilt (siehe Abbildung 17). Dies resultiert in einen zusätzlichen Objekt nach der Ausreißerkontrolle (rechte Seite der Abbildung 16) und durch die nun ähnlicheren Teilmessungen in jeweils niedrigeren Standardabweichungen.

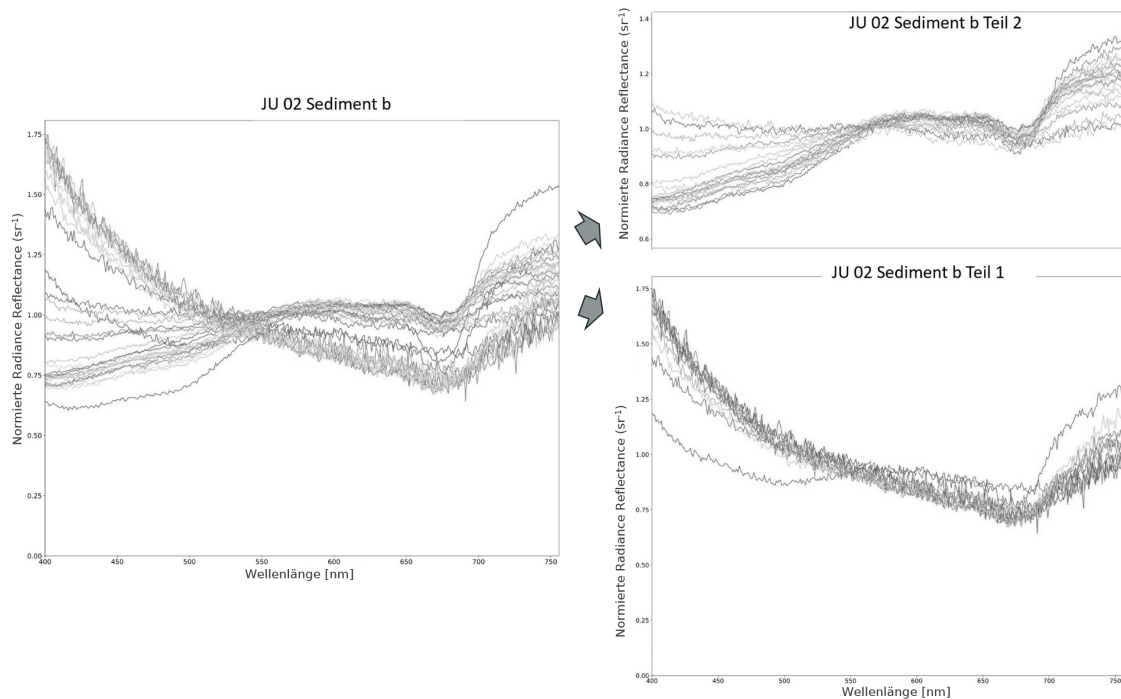


Abb. 17: Normierte Spektren aller Einzelmessungen der Sedimentprobe JU_{02b} vor (links) und nach der Aufteilung (rechts) in zwei Unterklassen.

Nach gleichem Schema wurden die Feldspektromettermessungen aller Messtage vorprozessiert und insgesamt 45 Einzelmessungen entfernt und drei Objekte in Untergruppen aufgeteilt. Im nächsten Schritt werden Untergrundproben mit einem ähnlichen Spektralverlauf in Klassen eingeteilt. Berücksichtigt werden hierbei die normierten Einzelmessungen der Objekte. Die Klassifizierung erfolgt so, dass die Standardabweichung einer Klasse möglichst gering ist. Die Irradiance Reflectance des Untergrunds wird Albedo (a) bezeichnet und berechnet sich durch (GEGE 2004):

$$a(\lambda) = R_{rs}(\lambda) * \pi \quad (6)$$

4.6 Parametrisierung der inverse Modellierung

Zur Durchführung der inverse Modellierung, wurde die open source Software WASI6 (Water Colour Simulator) gewählt. Vorteilhaft ist, dass das Modell auf die jeweilige Testregion angepasst werden kann, denn sämtliche Eingaben lassen sich individuell einstellen. Beispielsweise kann zwischen sechs verschiedenen Phytoplanktongruppen

gewählt werden und diese können durch den Austausch von Textfiles jederzeit verändert werden. Die in WASI verwendeten Formeln basieren auf bio-optischen Modellen und sind ausführlich in dem User manuell dokumentiert (GEGE 2021). Im flachen Wasser hat auch der Untergrund und die Wassertiefe Einfluss auf das Reflexionsspektrum. Mit WASI können bis zu sechs Untergrundspektren eingestellt und durch zusätzliche Messungen an die regionalen Gegebenheiten angepasst werden. Insgesamt verwendet WASI6 für das Tiefenwasser 21 und im Flachwasser 28 Modellparameter, die bei der Inversion als unbekannt angenommen und durch einen Fit abgeschätzt werden können (GEGE 2014, S. 208 f.). Die Bestimmung erfolgt dabei iterativ. In der ersten Iteration wird ein Spektrum mit benutzerdefinierten Startwerten berechnet und mit dem gemessenen Spektrum verglichen. In den nächsten Iterationen werden die Anpassungsparameter mit Hilfe des Downhill-Simplex-Algorithmus variiert, wodurch veränderte Modellkurven entstehen. Der Benutzer kann festlegen, wann die kalkulierte Kurve hinreichend an das gemessenen Spektrum gefittet ist, indem er eine maximale Anzahl von Iterationen und ein minimales Residuum angibt. Der bei der inversen Modellierung berücksichtigte Wellenlängenbereich kann vom Nutzer definiert werden (GEGE 2021, S. 53).

Mit WASI können sowohl Feldspektromettermessungen wie auch Bilder mit spektralen Informationen der einzelnen Pixel invertiert werden. Eingabedateien sind entweder einzelne Spektren als ASCII-Files oder mit WASI-2D auch gesamte Satellitenbilder im ENVI Format. Das Land kann direkt in WASI ausmaskiert werden. Dafür wird ein Kanal im Nahen Infrarot verwendet und ein individueller Schwellenwert festgesetzt. Für die Arbeit wurde eine bislang unveröffentlichte Version von WASI verwendet, die zusätzlich auf Künstlicher Intelligenz basiert (WASI-AI). Dieses beschleunigt die Rechenzeit signifikant, denn die inverse Modellierung wird nur an einer festlegbaren Anzahl zufällig über das Gewässer verteilten Trainingspixeln durchgeführt. Auf Basis der ermittelten Werte und der Spektren wird dann die räumliche Verteilung der Parameter mit einem neuronalen Netz auf das gesamte Satellitenbild ausgeweitet. Bei einem Teil der Pixel wird eine Vergleich der mit WASI-AI und der mit klassischer inverser Modellierung genierten Parameterwerte durchgeführt. Lassen sich die Parameter durch den physikalischen Ansatz eindeutig ermitteln, hat die künstliche Intelligenz eine solide Grundlage zum Bestimmen der restlichen Werte. Aus diesem Grund sind Validierungsplots zwischen WASI-AI und WASI auch ein Maß dafür, wie gut die inverse Modellierung mit den gewählten Parametern funktioniert hat (NIROUMAND-JADIDI & GEGE 2024).

Bei der inversen Modellierung können aus numerischen Gründen nur eine begrenzte Anzahl an Parametern gefittet werden. Eine Herausforderung ist hierbei auszuwäh-

len, welche Parameter gefittet und bei welchen ein Wert angenommen wird. Ein kritischer Punkt ist die Mehrdeutigkeit von Ergebnissen (DEFOIN-PLATEL et al. 2007). Das Beispiel in Abbildung 18 soll dieses Problem verdeutlichen. In Blau ist bei jedem Diagramm die gemessene Radiance Reflectance der Wasseroberfläche an derselben Station dargestellt. Rot sind die gefitteten Spektren mit verschiedenen Parameterkombinationen. Hierbei wurde links die Wassertiefe auf 2 m, in der Mitte auf die tatsächlich gemessene Wassertiefe von 5,46 m und rechts auf 10 m fixiert. Die Wasserparameter wurden entsprechend angepasst. Da ganz ähnliche Spektren mit vielen verschiedenen Parameterkombinationen erzeugt werden können, ist es nicht möglich, rein aus den Kurvenverläufen, bzw. den Residuen zwischen gemessener und gefitteter Kurve eine Aussage über die Gegebenheiten vor Ort zu treffen. Bei unpassender Parametrisierung der Wasserinhaltsstoffe kann die Wassertiefe nicht zuverlässig bestimmt werden.

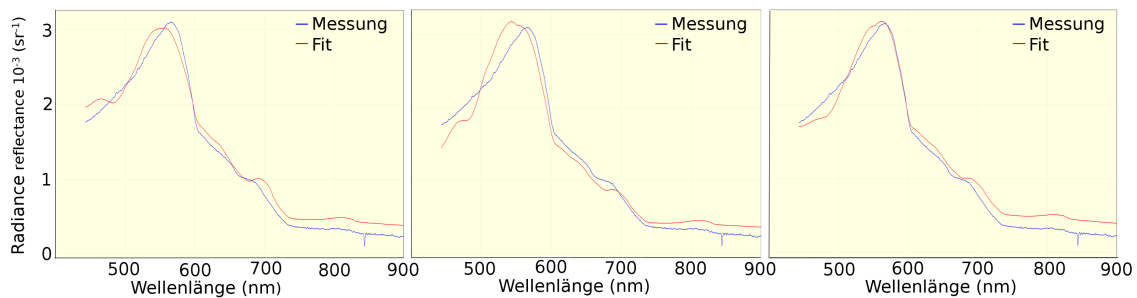


Abb. 18: Beispiel zur Verdeutlichung des Problems der Mehrdeutigkeit. Blau: Messung; Rot: Simulation für Wassertiefe 2 m (links), 5,46 m (Mitte) und 10 m (rechts) mit angepassten Parametern.

In Gebieten, in denen das Licht den Untergrund nicht erreicht, wird das Spektrum nur von den Wasserinhaltsstoffen und Beleuchtungsbedingungen beeinflusst. Das Tiefenwasser ist deswegen weniger anfällig für Fehler durch Mehrdeutigkeit. Aus diesem Grund wird im ersten Schritt die Parametrisierung in Bereichen mit einer Wassertiefe über 2 m durchgeführt. Verwendet werden hierfür die atmosphärenkorrigierten Daten des Sentinel-2 Bild vom 24.06.2023. Dieses wird auf die Auflösung der räumlich am niedrigsten aufgelösten Bänder (60 m) resampelt, da keine kleinskali- gen Veränderungen zu erwarten sind und dadurch das Rauschen verringert werden kann. Das Absorptionsverhalten des am Junínsee vorkommenden Phytoplanktons ist nicht bekannt. Aus diesem Grund wurde zuerst verschiedene Kombinationen der in WASI verfügbaren Phytoplanktongruppen ausprobiert. Ziel ist es herauszufinden welches Phytoplanktonspektrum am besten für weitere Modellierungen geeignet ist.

Die im Vergleich zwischen den Phytoplanktongruppen am häufigsten höchste Konzentration und somit der dominanteste Einfluss ergab sich für das in WASI als Grünalgen (C_5) bezeichnete Phytoplankton. Es handelt sich um ein Spektrum gemessen an im Labor gezüchteten Kulturen (GEGE 2021, S. 10). Die Karte in Abbildung 19 zeigt die räumliche Verteilung des dominanten Phytoplanktons. Über den gesamten See verteilt ist die Konzentration von Grünalgen (C_5) gegenüber anderer Phytoplanktonarten am größten.

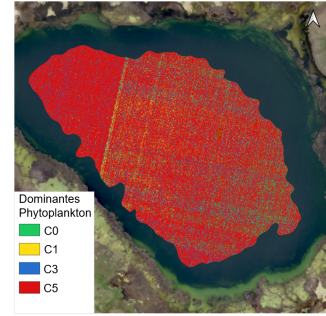


Abb. 19: Verteilung der dominierenden Phytoplanktonarten.

Auch für die weiteren Parameter wurden viele verschiedene Kombinationen und Startwerte ausprobiert. Eine Modellierung mit plausiblen Ergebnissen ergab sich für die Fitparameter Grünalgen (C_5), NAP Partikel (C_x) Gelbstoff (C_y) und für die Korrektur von Spiegelungen g_{dd} und g_{dsr} als Fitparametern. Die jeweiligen Startwerte und die Einstellung der restlich fixierten Parameter sind im Anhang aufgeführt. Entscheidungskriterium war eine plausible Verteilung der Wasserinhaltsstoffe im See in einer zu erwartenden Größenordnung und Validierungsplots zwischen der mit künstlichen Intelligenz generierten Ergebnisse aus WASI-AI und durch inverse Modellierung ermittelten Werte mit WASI (Abb. 20) Die gute Korrelation mit einem R^2 von 0,83 - 0,96 zwischen den beiden Methoden spricht für eine ausreichende gute Parametrisierung der Wasserinhaltsstoffe. Diese kann im nächsten Schritt für die in dieser Arbeit relevante Wassertiefenbestimmung verwendet werden.

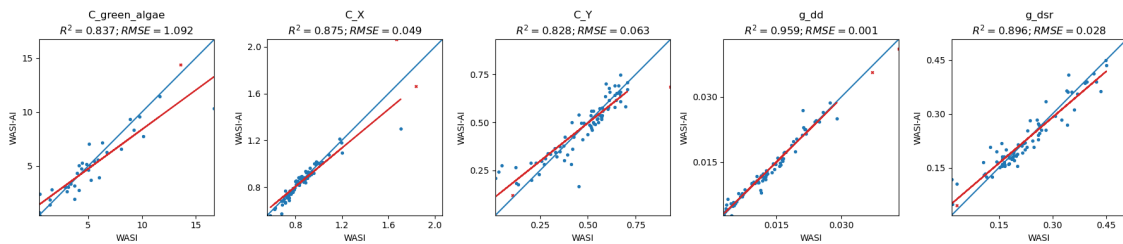


Abb. 20: Validierungsplots künstliche Intelligenz (WASI-AI) zur inversen Modellierung mit WASI im Tiefenwasser.

Für die Modellierung im Flachwasser kommen die Wassertiefe und die Albedo mindestens einer Untergrundklasse hinzu, weshalb die Anzahl der genannten Fitparameter reduziert werden muss. Da die Schwebstoffkonzentration über den gesamten See relativ konstant ist (Abb. 21), wurde diese auf den Median von 0,85 mg/l fixiert. Das gleiche gilt für einen der Werte zur Korrektur der Spiegelung, g_{dd} mit Median 0,0151.

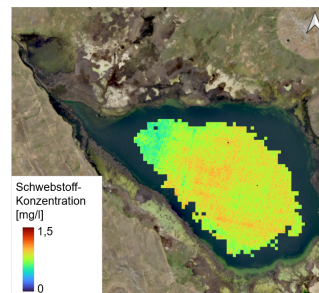


Abb. 21: Schwebstoffkonzentration im Tiefenwasser.

Die Startwerte von Phytoplankton, Gelbstoff und dem Spiegelungsfaktor g_{dsr} wurden jeweils auf den Median des Ergebnisses im Tiefenwasser gesetzt. Die für die Modellierung im Flachwasser verwendeten Fitparameter mit den jeweiligen Startwerten sind in Tabelle 1 aufgezählt. Alle weiteren Einstellungen sind identisch zum Tiefenwasser und können dem Anhang (Abb. 47) entnommen werden.

Tab. 1: Fitparameter mit Startwerten für die inverse Modellierung im Flachwasser

Fitparameter	Startwert
Konzentration Grünalgen C_5	2,40 $\mu\text{g/l}$
Absorption Gelbstoff (CDOM)	0,52 m^{-1}
Wassertiefe	2 m
Untergrund Flächenanteil	1
Spiegelungskoeffizient g_{dsr}	0,199

4.7 Ermittlung und Validierung der Wassertiefe

Für die Ermittlung der Wassertiefe werden zuerst die Spektren verwendet, welche mit dem Feldspektrometer von der Wasseroberfläche aufgenommenen wurden. Diese sind spektral hochaufgelöst und durch Effekte der Atmosphäre weniger verändert als Satellitenbilder. Zusätzlich zu der Messung der Strahldichte wurde an den Stationen ein unterschiedlich umfangreiches Messprogramm durchgeführt. Es werden zuerst die Spektren modelliert bei denen viele Umgebungsparameter bekannt sind.

Da die Fernerkundung vor allem an schwer zugänglichen Orten, über die wenig Informationen vorliegen, von Vorteil ist, wurde verglichen, wie sich das Ergebnis verändert, wenn einzelne Werte als Fitparameter gesetzt werden. So wird die Änderung des Wassertiefenergebnisses bei bekannter und unbekannter Chlorophyllkonzentration bestimmt und untersucht, wie sich die Variation des Untergrunds auf die Modellierung auswirkt. Ziel ist es, gut passende Untergrundspektren und Klassen die ähnliche Bathymetrie liefern, zu identifizieren, um die Anzahl der benötigten Untergrundtypen zu beschränken. Validiert wird die Bathymetrie mit den bei

der Feldkampagne gemessenen Wassertiefen. Die erreichbare Genauigkeit wird auf räumliche Zusammenhänge untersucht und statistische Analysen durchgeführt. Es wurde unter anderem für jede Untergrundklasse die mittlere absolute Abweichung (MAE *Mean absolute error*) und der mittlere absolute prozentuale Fehler (MAPE *Mean absolute prozentual error*) berechnet, Validierungsplots erstellt und Korrelationen bestimmt. Es wurde hierbei in Stationen mit unterschiedlicher Wassertiefe unterteilt. Die Auswertung erfolgte in Python mit den Paketen Pandas, Numpy, Matplotlib und Scip.stats.

Um die Abhängigkeit der Dicke des Wasserkörpers zu der Genauigkeit der Ergebnisse zu analysieren, werden alle Stationen nach der Wassertiefe sortiert. Eine Heatmap gibt eine Übersicht über die relativen Fehler an jeder Messstation in Abhängigkeit der gewählten Untergrundklasse. Der Zusammenhang zwischen der Genauigkeit der Wassertiefenbestimmung und der geographischen Lage innerhalb des Sees wird durch die Darstellung der relativen Fehler in Abhängigkeit der Untergrundklassen auf einer Karte untersucht. Das Korrelationsmaß nach Pearson gibt die Stärke und Richtung einer linearen Beziehung zwischen ermittelter und gemessenen Variable wieder. Die Interpretation des Koeffizienten erfolgt dabei, dass Werte von 0 bis 0,3 für einen schwachen, 0,3 bis 0,5 für einen mittleren, 0,5 bis 0,9 für einen starken und 0,9 bis 1 für einen sehr starken Zusammenhang stehen (ASHPHAQ et al. 2023, S. 6)

Die flächige Ermittlung der Wassertiefen wurde mit dem Sentinel-2 Satellitenbild vom 24.06.2023 durchgeführt. Auf Grundlage der vorangegangenen Analysen wurden hierfür die sechs Untergrundklassen verwendet, die die höchste Genauigkeit der Wassertiefenbestimmung erreicht haben. Die Sentinel-2 Daten haben zwischen 400 nm und 900 nm insgesamt neun Kanäle und sind damit deutlich schlechter aufgelöst ist, als die Feldspektrometernmessungen. Mit dieser reduzierten spektralen Information werden Mehrdeutigkeiten wahrscheinlicher (MOBLEY 2022, S. 513). Um das in WASI-AI integrierte neuronale Netz nur mit Trainingspunkten aus dem Flachwasser aufzubauen, wurden alle Bereiche mit Wassertiefen über 3 m entfernt. Als Maske wurde die aus Messungen interpolierte Bathymetrikarte verwendet. Bei Seen mit unbekannter Bathymetrie müsste der Flachwasserbereich abgeschätzt werden. Es wurden sowohl die Wassertiefen, die mit dem künstlichen Intelligenz Modul ermittelt wurden, wie auch die Ergebnisse, die ausschließlich physikalisch durch inverse Modellierung bestimmt wurden, validiert. Die Validierung der Wassertiefenergebnisse erfolgt mit der interpolierten und auf den aktuellen Wasserstand angepassten Bathymetrikarte aus den Echolotmessungen von 2006 (siehe Kapitel 4.2 und 5.1) und den Wassertiefenmessungen aus der Feldkampagne 2023. Als Qualitätsmaße, wie gut das modellierten an das gemessene Spektrum gefittet werden kann, wird

von WASI das Residuum, der mittlere absolute bzw. relative Fehler und der spektrale Winkel (SAngle *Spectral Angle*) ausgegeben.

Der SAngle ist ein Maß, welches die Ähnlichkeit der Kurvenverläufe des gefitteten und des gemessenen Spektrums angibt. Für jedes Spektrum wird ein Vektor im n -Dimensionalen Raum (n =Anzahl der Bänder) aufgespannt und der Winkel zwischen den Vektoren berechnet (NV5 2014, S. 2). In Abbildung 22 ist das Prinzip des SAngle vereinfacht im 2-dimensionalen Raum dargestellt. Der SAngle wurde als Gütemaß der inversen Modellierung zusätzlich in die Validierungsplots der Wassertiefe eingeführt.

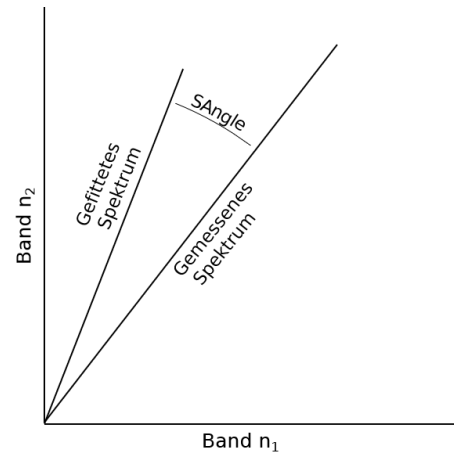


Abb. 22: Prinzip des Spectral Angle (NV5 2014, verändert).

Da die verschiedenen Untergrundklassen je nach Seebereich unterschiedlich gut für die Modellierung geeignet sein können, wurde die Validierung der Wassertiefen in einzelne Zonen unterteilt. Die Zonierung erfolgte hierbei nach Einflussfaktoren der Landbedeckung im Uferbereich, der Hydrologie und nach optischen Kriterien des Satellitenbildes und ist Abbildung 23 zu entnehmen. Zone A und B befinden sich im nordwestlichen Delta. Durch den Kanal werden hier unter anderem Schwebstoffe eingetragen. Die Grenze dieser Zonen wurde entlang einer sprunghaften Änderung der Radiance Reflectance zwischen Nordost und Südwest gewählt. Dieser an einer geraden Linie durch das gesamte Satellitenbild verlaufende Umbruch ist auf einen Detektorübergang im Satelliten zurückzuführen.

Zone C befindet sich am südöstlichen Ufer und im Süden des Sees. Auf Satellitenbildern ist im Süden in den Randbereichen teilweise eine deutlich grünere Wasserfarbe zu erkennen. Zone D grenzt an sehr ausgedehnte Feuchtgebiete mit wechselnd überfluteten Bereichen und Schilfinseln. Das Ufer der Zone E ist wie auch das Ufer von Zone A von dichtem Röhrichtbeständen bewachsen.

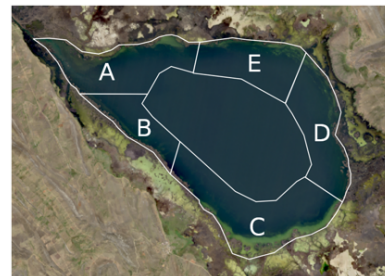


Abb. 23: Zonierung im Flachwasser.

Zusätzlich zu den in Kapitel 4.6 beschriebenen Einstellungen wurde auch ausprobiert wie sich die Ergebnisse der Wassertiefe verändern, wenn eine andere Phytoplanktonart, zwei Spiegelungskoeffizienten (g_{dd} und g_{dsr}) oder zwei Untergrundklassen als Fitparameter eingesetzt werden. Um die Anzahl an Fitparametern zu begrenzen

und ein sogenanntes Overfitting zu vermeiden DEFOIN-PLATEL et al. 2007, wurden für diese Versuche die Konzentration der Grünalgen teilweise auf den Mittelwert von $2,4 \mu\text{g}/\text{l}$ fixiert. Die Kanäle von Sentinel-2 haben eine unterschiedliche räumliche Auflösung, für die Modellierung in WASI wird aber eine einheitliche Pixelgröße benötigt. Zusätzlich zu dem auf die maximale Auflösung von 10 m geresampeltes Bild wurden alle Modellierungen auch mit einem auf 60 m Auflösung reduzierten S-2 Satellitenbild durchgeführt. Es wurden unterschiedliche Gebiete für die Auswahl der Trainingspixel von WASI-AI ausgewählt, die Anzahl an Trainings- und Validierungspixel für das künstliche Intelligenz Modul verändert und die Anzahl an Iterationen variiert. Da diese Tests keine eindeutige Verbesserung der Genauigkeit der Wassertiefe ergaben, werden sie im Ergebnisteil nicht weiter ausgeführt.

5 Ergebnisse

In diesem Kapitel wird zuerst das Ergebnis der Bathymetrie aus Feldmessungen vorgestellt. Diese dient der Validierung der Wassertiefen aus der inversen Modellierung von Spektren. Anschließend wird die spektralen Datenbank der Untergrundtypen beschrieben, die für die regionale Anpassung des Modells entwickelt wurde. Abschließend wird die Wassertiefe sowohl aus Feldspektrometermessungen wie auch Sentinel-2-Daten ermittelt und die Genauigkeit der Ergebnisse untersucht.

5.1 Bathymetrie des Junínsees

In Abbildung 24 ist die Bathymetrie des Junínsees dargestellt. Diese wurde, wie in Kapitel 4.2 beschrieben, aus Echolotmessungen von 2006 interpoliert und auf den Wasserstand vom Juni 2023 angepasst. Die orange Linie zeigt die Grenze, bis zu der im Jahr 2006 die Wassertiefen gemessen wurden. In manchen Randzonen, die damals noch von Wasser bedeckt waren, ist auf Satellitenbildern von 2023 nur noch dunkelgrüne Vegetation erkennbar. Besonders betroffen ist der kleine nordwestlich vorgelagerte stark verwachsene Seeteil in dem mindestens 433 ha verlandet sind. Auch Einheimische vor Ort berichteten, dass nach der relativ trockenen Regenzeit 2022/2023, der Wasserspiegel 2023 sehr niedrig liegt.

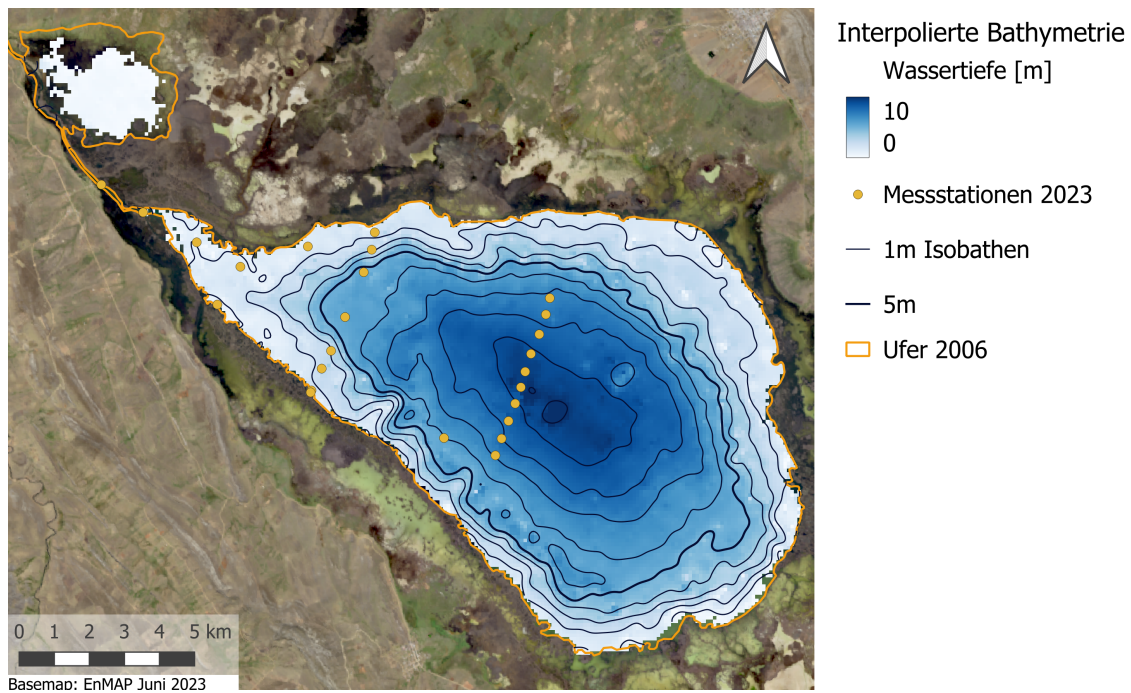


Abb. 24: Interpolierte Bathymetriekarte auf Grundlage der Echotmessungen des Ingenieurbüros CESEL 2006.

Der Bereich mit der größten Wassertiefe befindet sich mittig im See mit einem Maximum von 11,4 m. Das Relief in den Flachwasserzonen mit Wassertiefen unter 4 m fällt im Südwesten und Süden steiler ab als am nördlichen und nordöstlichen Ufer. 17 % des Hauptsees ist flacher als 2 m und 60 % ist bis zu 6 m tief. Die Flächenanteile der verschiedenen Wassertiefen können dem Histogramm in Abbildung 20 (links) entnommen werden.

In Abbildung 25 (rechts) ist ein Validierungsplot der interpolierten Wassertiefen aus 2006 gegenüber den während der Messkampagne 2023 gemessenen Werten. Ein Messpunkt hat eine überdurchschnittliche Abweichung, dieser ist weiß ausgefüllt. Dieser Messpunkt (JU₁₉) befindet sich innerhalb des nordwestlichen Kanals. In diesem anthropogen geschaffenen Kanal fällt die Wassertiefe sehr schnell ab. Diese kleinskalige Veränderung kann mit der gewählten Interpolation mit einer Auflösung von 100 m nicht abgebildet. Betrachtet man ausschließlich die Messpunkte innerhalb des Sees ergibt sich ein R^2 von 0,98 und eine mittlere absolute Abweichung von 33 cm. Diese kann sowohl auf Erosion und Akkumulation des Untergrunds in den letzten 17 Jahren, wie auch Interpolation- oder Messungenauigkeiten zurückzuführen sein. Die Größenordnung der Abweichungen lässt die erstellte Bathymetriekarte zur Validierung der Wassertiefen aus Multispektral Satellitenbildern zu. Da in dem vorgelagerten Seeteil keine aktuellen Messungen vorliegen und durch den nur geringen Wasseraustausch andere Wasserinhaltsstoffe zu erwarten sind, wird im Folgenden nur auf den Hauptsee Bezug genommen.

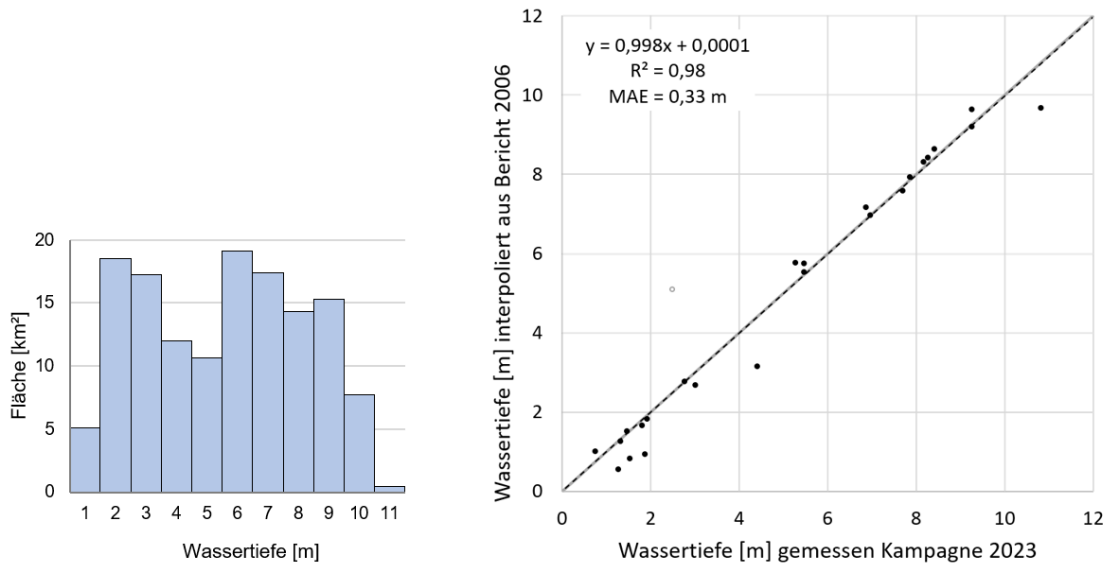


Abb. 25: Links: Histogramm der Wassertiefe im Junínsee. Rechts: Validierungsplot der interpolierten Wassertiefen aus 2006 gegenüber der gemessenen Werte 2023.

5.2 Variabilität des Untergrunds im Junínsee

Mit einer 360°-Unterwasserkamera wurde an jeder Messstation im Junínsee der Untergrund aufgenommen. Eine Übersicht der räumliche Verteilung der Untergrundtypen ist in Abbildung 26 zusammengestellt. Im nordwestlichen Kanal ist das Wasser trüb und braun verfärbt, wird in Richtung See jedoch dann klarer. Im Delta wechselt offener Boden und niedrige Vegetation mit deutlichem Aufwuchs. Der Bereich des ersten Transekts ist stark von Makrophyten bewachsen. Häufig vorkommende Pflanzen sind unter anderem *Myriophyllum spec.* (Tausendblatt) und verschiedene Arten von Characeen (Armleuchteralgen). Im Bereich des Deltas bis hin zum ersten Transekt gelangt bei einer Wassertiefe von 1 - 5,5 m ausreichend Licht bis zum Boden. Im Gegensatz dazu ist der Untergrund im zweiten Transekt mit Wassertiefen von 6 - 11 m unbewachsen. Es bilden sich deutliche limnologische Ablagerungen in unterschiedlichen Braun- und Grüntönen.

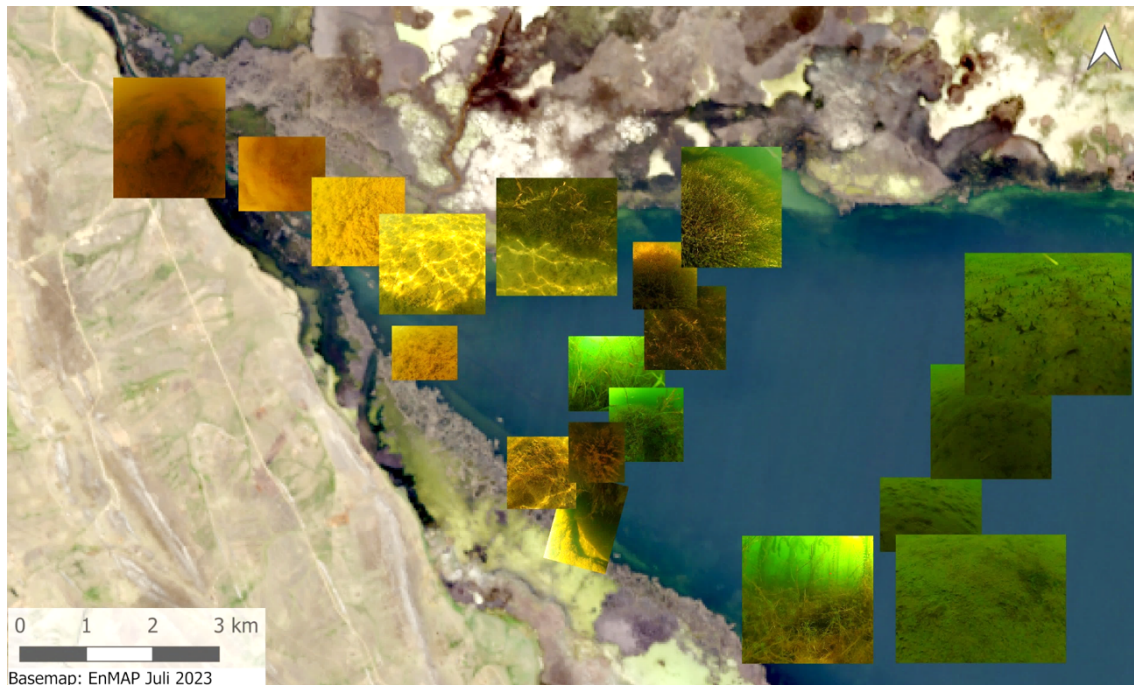


Abb. 26: Untergrundtypen im Nordwesten des Junínsees aufgenommen mit einer Unterwasserkamera 26.06 - 28.06.2023.

Die mit dem Bodengreifer entnommenen Sedimentproben unterscheiden sich farblich deutlich zu den Fotos der Unterwasserkamera (siehe Abb. 27). Da der Untergrund sehr weich ist und der Greifer einsinkt, handelt es sich um Mischproben aus den oberen Dezimetern des subhydrischen Horizonts. Der Belag auf dem Untergrund ist oftmals deutlich heller als die Substratproben. Bei den aus dem Junínsee entnommenen Proben handelt es sich um feinkörniges Substrat und Makrophyten. Mit zunehmender Entfernung zum Delta werden die Proben immer dünnflüssiger. Grund hierfür könnten die mit der Entfernung zum Zu- bzw. Abfluss abnehmenden Fließgeschwindigkeiten sein, wodurch sich auch sehr feine Sedimente ablagern können. Die Substrate sind meist sehr dunkel bis schwarz, was auf viel organische Substanzen und reduzierende Bedingungen am Grund des Sees hindeutet (SPONAGEL 2005, S. 89). Der Zersetzungsgrad unterscheidet sich zwischen den Proben. Beispielsweise sind in der Probe JU₁₀, die direkt beim Schilf entnommen wurde, deutliche Pflanzenrückstände zu erkennen, die bei Proben weiter aus der Seemitte nicht mehr vorkommen. Insgesamt kann von einem hohen Eintrag an organischem Material durch abgestorbenes Schilf oder Makrophyten ausgegangen werden. Im Kanal konnte nur eine Bodenprobe mit sehr flüssiger Konsistenz entnommen werden (JU₁₉). Es ist zu erwarten, dass die Situation dort bezüglich Wasserqualität und Untergrund nicht repräsentativ für den See ist, da durch das anliegende Dorf Abwässer eingebracht werden.

Unterhalb der Karte (Abb. 27) sind einige Fotos von Untergrundtypen dargestellt,

die an Land am südwestlichen Ufer aufgenommen wurden. Vorteil der Messpunkte außerhalb des Sees ist, dass die Bodenproben ungestört sind. Es wird somit direkt die Oberfläche vermessen, die auch vom Satelliten erfasst wird.

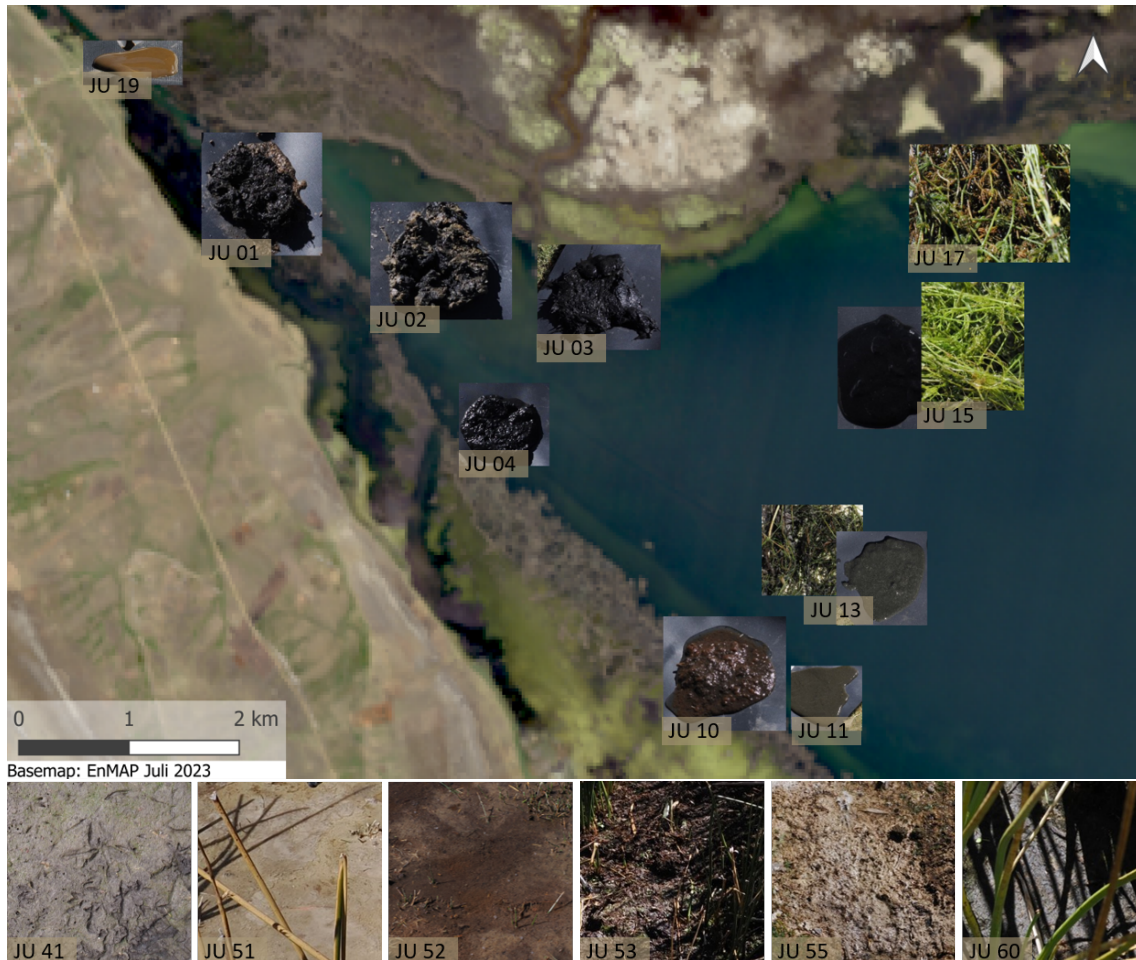


Abb. 27: Fotos der am Junínsee entnommenen Substrat- und Makrophytenproben.

5.3 Spektrale Datenbank der Untergrundtypen

Für die Erstellung einer spektralen Datenbank der Seen im Andenhochland wurden die Spektren der insgesamt 20 vom Untergrund des Junínsees (JU), Laguna Lasuntay (LH) und Laguna Huacracocha (HC) entnommenen Sediment- und Makrophytenproben und der 34 Untergrundmessungen in der unmittelbaren Umgebung der Seen verwendet. Die Analyse der Messungen zur Einteilung der Klassen ist in Kapitel 4.5 beschrieben. Es ergeben sich insgesamt sieben Substratklassen und drei pflanzliche Klassen. Die häufig am Junínsee vorkommenden Arten der Familie der Characeae wurden unter der Klasse Makrophyten zusammengefasst. Um den hellen, teilweise grünlichen Belag auf dem Untergrund darzustellen, wurde zudem eine Klasse aus Algenablagerungen gebildet. Aus der Laguna Huacracocha wurde ein Stein mit

Aufwuchs entnommen. Dieser bildet eine weitere Klasse namens Aufwuchs. Als Entscheidungsgrundlage für die Einteilung der Klassen wurden die Standardabweichung der normierten Spektren herangezogen (Abb. 28). Es ergeben sich sowohl Gruppen, die verschiedenen Seen umspannen wie auch Gruppen, die spezifisch für einen See sind.

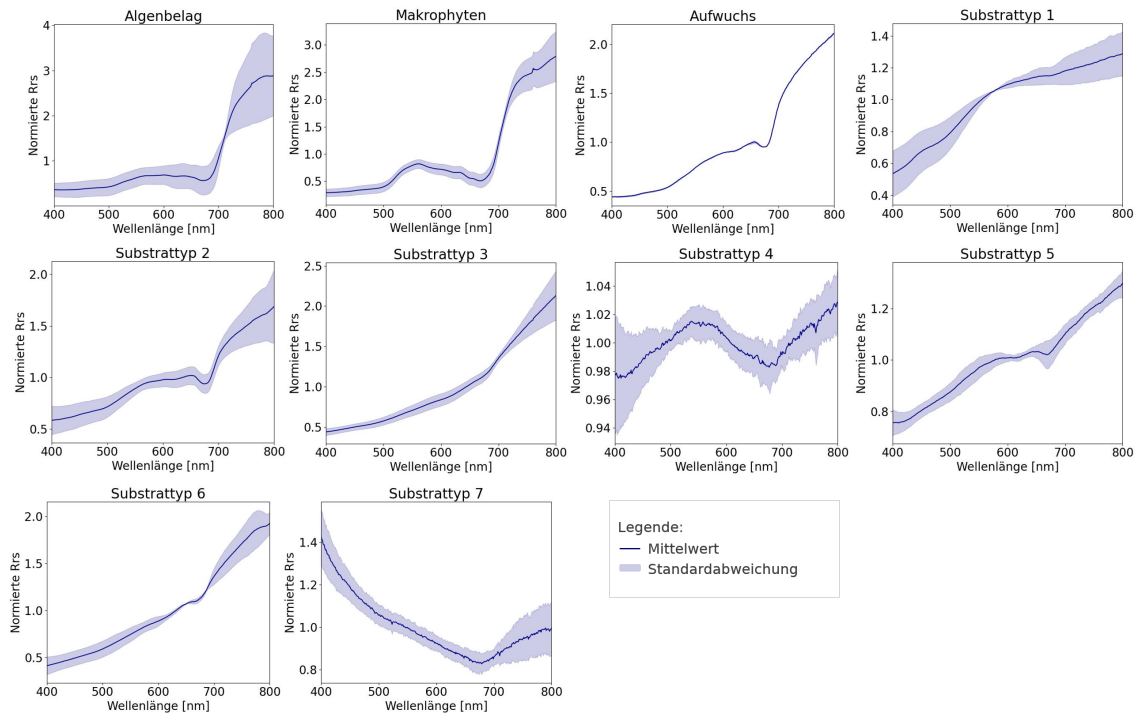


Abb. 28: Mittelwert und Standardabweichung der normierten Radiance Reflectance der einzelnen Untergrundklassen.

Die Übersicht in Abbildung 29 zeigt einige Fotos von Untergrundproben, die jeweils eine spektralen Klassen bilden. Es wird deutlich, dass teilweise auch optisch sich unterscheidende Proben zu einer Klasse zusammengefasst wurden. In Tabelle 2 sind alle Untergrundklassen mit einer kurzen Beschreibung, dem See und dem Ort, an dem sie entnommen wurden und dem Mittelwert der Albedo für den Wellenlängenbereich 400 nm bis 800 nm aufgeführt. Eine eindeutige zusammenfassende Beschreibung ist nicht für alle Klassen möglich, da die Einteilung nach der Form der Spektren erfolgte und nicht nach optischen oder bodenkundlichen Eigenschaften. Bezüglich des Substrattyps 7 ist angemerkt, dass diese Klasse eines der Objekte enthält, deren Teilmessungen aufgeteilt wurden (linkes Foto Abb. 29). Der Zusatz *Ufer* bedeutet, dass mit einem Feldspektrometer Flächen am Land in unmittelbarer Nähe zum See aufgenommen wurden und *See* steht für die Entnahme einer Probe mit dem Bodengreifer.

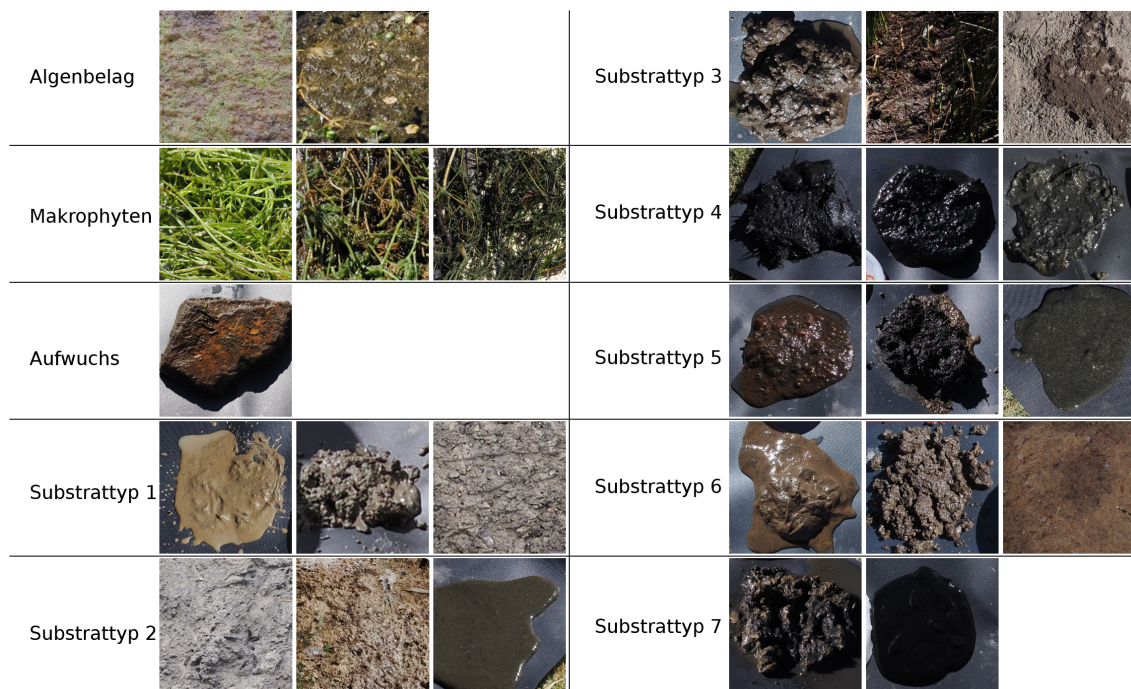


Abb. 29: Fotos einiger Untergrundproben, die jeweils eine spektrale Klasse bilden.

Tab. 2: Klassen gebildet aus den normierten Feldspektrometermessungen von Untergrundproben am Junínsee (JU), Laguna Huacracocha (HC) und Laguna Lasuntay (LH). Bezüglich des Messorts wird zwischen Ufermessungen und mit dem Bodengreifer aus den Seen entnommenen Proben unterschieden. Der Mittelwert der Albedo bezieht sich auf den Wellenlängenbereich 400 - 800 nm.

Klasse	Beschreibung	See	Messort	Mittelwert Albedo
Algenbelag	Aufschwimmende Algen	JU	Ufer, See	0,27
Makrophyten	Arten der Characeen	JU	See	0,15
Aufwuchs	Aufwuchs auf Gestein	HC	See	0,11
Substrattyp 1	Graues bzw. braunes Sediment	LH	Ufer, See	0,22
Substrattyp 2	Graues bzw. braunes Sediment	JU	Ufer, See	0,27
Substrattyp 3	Braunes Sediment	HC, JU	Ufer, See	0,17
Substrattyp 4	Dunkles Sediment	LH, JU	See	0,09
Substrattyp 5	Graues bzw. braunes Sediment	LH, JU	Ufer, See	0,11
Substrattyp 6	Braunes Sediment	HC, JU	Ufer, See	0,14
Substrattyp 7	Schwarzes Sediment	JU	See	0,01

In Abbildung 30 (links) sind die Unterschiede des spektralen Verlaufs der einzelnen Klassen anhand der normierten Radiance Reflectance ersichtlich. Rechts ist die Albedo der einzelnen Klassen dargestellt. Da diese aus der nicht normierten Radiance Reflectance berechnet wurde, werden Unterschiede der Helligkeit deutlich erkennbar. Die Albedo von sehr dunklem Substrat (Typ 4 und 7) ist über alle Wellenlängen niedrig und relativ konstant. Bei Algenbelag und Makrophyten zeigt sich ein steiler Anstieg bei ca. 700 nm, der typisch für Vegetation ist (MINGHELLI et al. 2021,

S. 6). Im Rahmen der Arbeit wurde eine umfangreiche Excelliste mit allen Untergrundklassen, deren wellenlängenabhängigen Albedo und normierten Radiance Reflectance samt Standardabweichung, Fotos und Beschreibung der Messorte erstellt. Die spektrale Datenbank der regionalen Untergrundtypen bildet die Grundlage für die Ermittlung der Wassertiefe mit inverser Modellierung auch für zukünftige Untersuchungen.

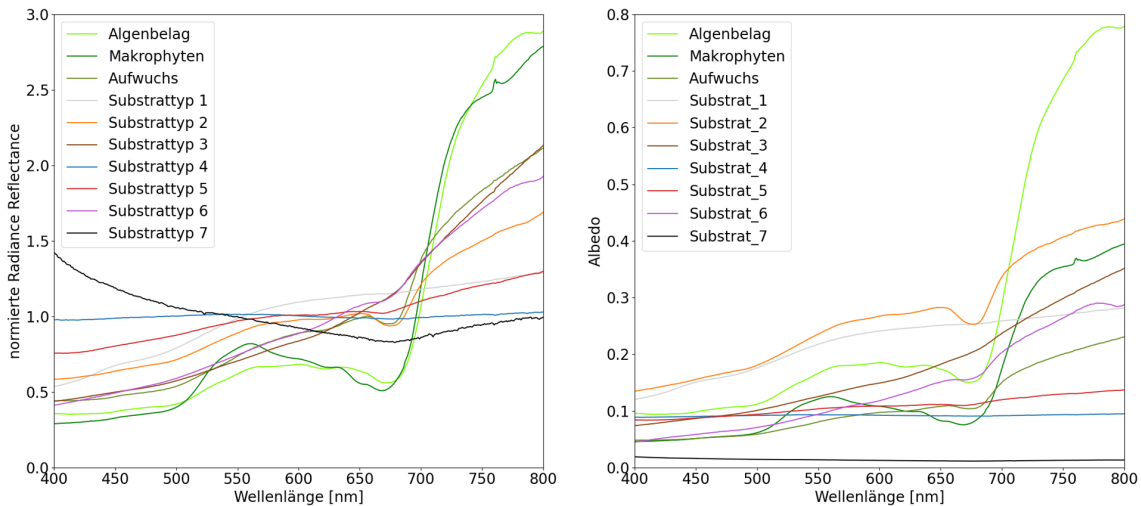


Abb. 30: Mittelwert der normierten Radiance Reflectance und der Albedo der Untergrundklassen.

5.4 Genauigkeit der Wassertiefe aus Feldspektrometermessungen

In diesem Kapitel wird die Wassertiefe mittels inverser Modellierung aus den im Feld aufgenommenen Spektrometermessungen ermittelt. Im Vergleich zu Satellitendaten sind diese optimale Bedingungen, da die Spektren hochaufgelöst und nicht durch die Atmosphäre verfälscht sind. Zuerst wird ermittelt, mit welcher Genauigkeit die Wassertiefe bei bekannten Umgebungsparametern bestimmt werden kann. Da bei der Fernerkundung oftmals nur wenige Kenntnisse über das Gewässer vorliegen, wird anschließend die Wassertiefe bei unbekanntem Umgebungsparameter ermittelt.

5.4.1 Bei bekannten Umgebungsparametern

Für den Junínsee wurden an insgesamt 16 Stationen Wasserproben entnommen und an zwei verschiedene Labore geschickt. Dabei ergaben sich für Chlorophyll-a Werte zwischen $0,3 \mu\text{g/l}$ und $2,3 \mu\text{g/l}$ mit einem Durchschnitt von $1,1 \mu\text{g/l}$. Das zweite Labor konnte nur angeben, dass ihre Messuntergrenze von $3,0 \mu\text{g/l}$ bei keiner Probe überschritten wurde. Die Verteilung der Chlorophyll-a Konzentration ist in Abbildung 31 dargestellt.

Im nordwestlichen Delta sind die Konzentrationen mit durchschnittlich $0,85 \mu\text{g/l}$ deutlich geringer als im zweiten Transekt (Mittelwert $1,65 \mu\text{g/l}$). Somit nehmen die Chlorophyllkonzentrationen von Nord-West in Richtung Süd-Ost, sowie vom Flachwasser in den Tiefwasserbereich zu.

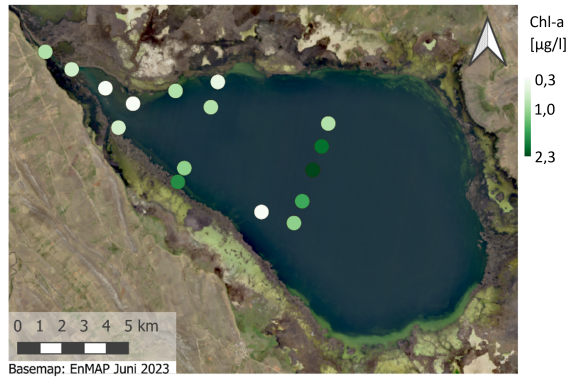


Abb. 31: Laborwerte der Chlorophyll-a Konzentration am Juninsee vom 26.-28.06.23.

Die Schwebstoffkonzentrationen der Proben konnten nicht ausreichend genau bestimmt werden. Eines der beiden Labore führte keine Analysen zur Bestimmung der Schwebstoffkonzentration durch, das andere meldete nur, dass die Konzentrationen unterhalb von $3,0 \text{ mg/l}$ liegt. Ausnahme ist die Messstation im Kanal (JU₁₉) mit einem leicht erhöhten Wert von $3,54 \text{ mg/l}$.

Zuerst wird die Wassertiefe mit den hochaufgelösten in situ Spektren an Messstationen ermittelt, an denen sowohl das Untergrundspektrum, wie auch die Chlorophyllkonzentration bekannt ist. Für die inverse Modellierung wurden die im Labor ermittelten Chlorophyll-a Konzentrationen als Wert für die Konzentration an Phytoplankton verwendet. Anschließend wurde getestet, wie das Ergebnis der Wassertiefe beeinflusst wird, wenn die Chlorophyllkonzentration nicht bekannt wäre. Dafür wird die Phytoplanktonkonzentration als Fitparameter gesetzt. In Abbildung 32 sind die gemessene gegenüber den ermittelten Wassertiefen an den jeweiligen Messstationen aufgetragen. Hierbei wurde aufgeteilt in Positionen, an denen Makrophytenproben entnommen wurden und Stationen, an denen eine Substratprobe mit dem Greifer entnommen wurde. Position an denen sowohl Makrophyten wie auch eine Untergrundprobe entnommen wurde, sind in beiden Graphen enthalten. Die Unterschiede zwischen den Wassertiefen mit bekannter und unbekannter Chlorophyllkonzentration betragen durchschnittlich $20,7 \%$. Die Ergebnisse werden durch das Fitten von Phytoplankton meist verbessert. Die Kenntnis über die Chlorophyllkonzentration aus Laborwerten an einzelnen Stationen ist somit nicht notwendig für die Bestimmung der Wassertiefe durch inverse Modellierung. An einer Station mit der Untergrundklasse Substrat 5 wurde eine Wassertiefe von über 100 m ermittelt. Dieser Wert wurde als Ausreißer gewertet und nicht dargestellt. An den Stationen mit Makrophyten beträgt der MAE $1,13 \text{ m}$ (MAPE von $34,4 \%$). Bei der inversen Modellierung mit Substrat als Untergrundklasse ergibt sich ein MAE von $0,79 \text{ m}$ (MAPE von $44,9 \%$).

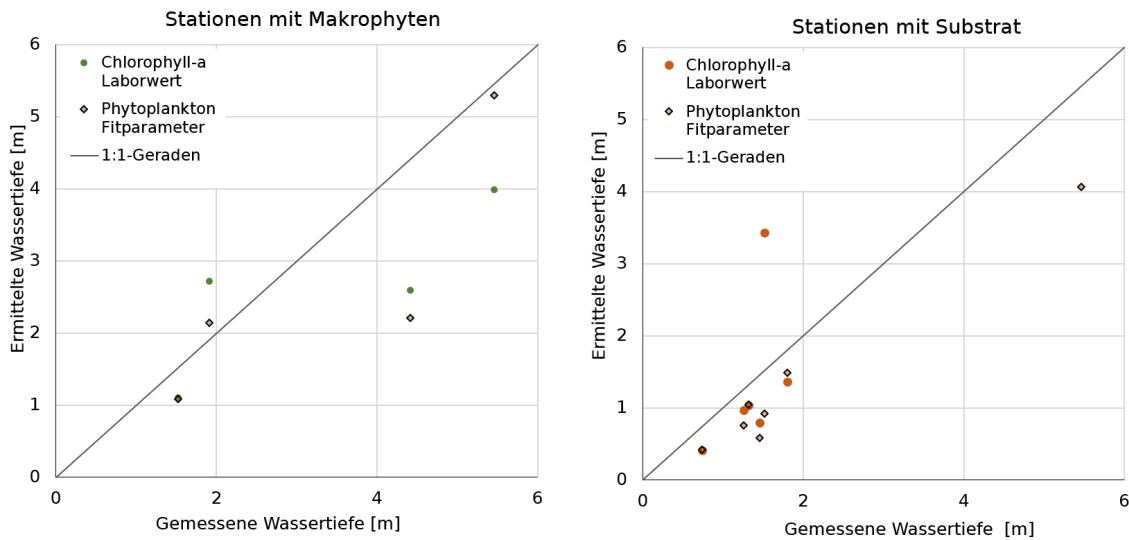


Abb. 32: Gemessene gegenüber ermittelte Wassertiefen an Messstationen mit bekanntem Untergrundspektrum und Chlorophyll-a Konzentration (ausgefüllte Punkte) bzw. mit Phytoplankton als weiterer Fitparameter (Rauten).

5.4.2 Bei unbekanntem Umgebungsparametern

Bei der Bathymetrie mit Fernerkundung ist der genaue Untergrund nicht immer bekannt und für eine flächige Berechnung ist eine Reduzierung der Klassen notwendig. Daher wurde analysiert, wie stark die ermittelte Wassertiefe vom Untergrund abhängt und welche Klassen zufriedenstellende Ergebnisse für einen Großteil des Sees liefern. Die Abhängigkeit der Radiance Reflectance vom Untergrund wird mit folgendem Beispiel verdeutlicht. An der Messstation JU_{18} wurde ein Wasserspektrum oberhalb von unbewachsenem Seesubstrat und direkt daneben über Makrophyten gemessen. Für diese Feldspektrometermessungen unterscheidet sich somit nur der Untergrund, während alle anderen Bedingungen gleich sind. Die Radiance Reflectance der beiden Messungen ist in Abbildung 33 dargestellt.

Zwischen 400 nm und 700 nm werden für die Messung oberhalb des Substrates deutlich höhere Werte erreicht, als über den Makrophyten. Der allgemeine Kurvenverlauf ähnelt sich. Die Wassertiefe wurde für diese beiden Spektren mit allen erfassten Untergrundklassen ermittelt. Mit dem Spektrum, das oberhalb der Makrophyten aufgenommen wurde, ergeben sich hierbei Wassertiefen zwischen 1,96 m und 3,09 m. Mit dem oberhalb des Substrats gemessenen Spektrum werden Werte zwischen 1,35 m und 2,36 m ermittelt.

Die mit dem Maßband gemessene Wassertiefe von 1,86 m wird für das Wasserspektrum über den Makrophyten am besten mit dem Untergrundtyp Makrophyten (1,96 m) und für dem über dem Substrat mit dem Typ Algenbelag (1,88 m), gefolgt von der Makrophytenklasse (1,71 m) erreicht.

Es wurden noch an einer weiteren Messstation (JU₀₄) Wasserspektren sowohl über Makrophyten wie auch über Substrat aufgenommen. Die Feldspektrometermessungen erfolgten hierbei insgesamt fünfmal in leicht unterschiedlichen Blickwinkeln. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden in Abbildung 34 die jeweils 30 Teilmessungen nicht dargestellt. Es wird deutlich, dass an dieser Station Messgeometrie einen größeren Einfluss hat als der Untergrund.

Die besten Ergebnisse der Wassertiefe ergeben sich sowohl für die Spektren über Makrophyten wie auch über dem Substrat mit der Substrattyp 3 mit einem Fehler von 6 % bis 18 % gegenüber der gemessenen Wassertiefe (1,52 m). Die Bodenprobe, die an dieser Station mit dem Greifer heraufgezogen wurde, gehört jedoch zur Substrattyp 4. Dies ist ein Beispiel dafür, dass bei der inversen Modellierung nicht immer der an der Station befindliche Untergrund das beste Ergebnis für die Wassertiefe liefert. In der nachfolgenden Analyse wurde jedes in situ Wasserspektrum mit jeder Untergrundklasse kombiniert und der relative Fehler der so ermittelten gegenüber der mit

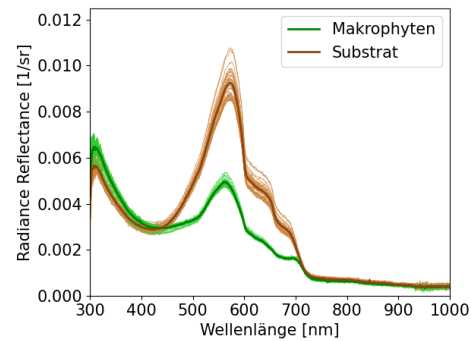


Abb. 33: Radiance Reflectance der Wasseroberfläche an Station JU₁₈ gemessen über Makrophyten und unbewachsenen Untergrund.

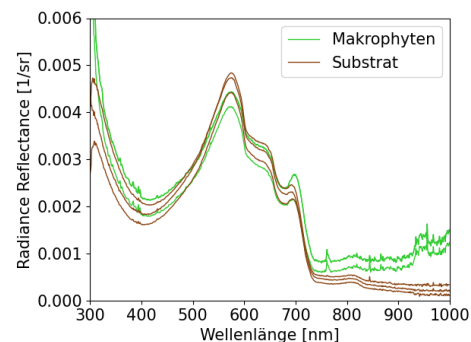


Abb. 34: Radiance Reflectance der Wasseroberfläche an Station JU₀₄ gemessen über Makrophyten und unbewachsenen Untergrund bei Variation des Blickwinkels.

Maßband gemessenen Wassertiefe berechnet (siehe Abb. 35). Die tatsächlich an der Station vorkommende Untergrundklasse ist, insofern diese aus der Feldkampagne bekannt ist, mit einem Kreuz gekennzeichnet. Manche Untergrundklassen wurden aus Spektrometermessungen aus dem Uferbereich (z. B. Algenbewuchs) oder aus anderen Seen im Andenhochland (z.B. Substrattyp 1) gebildet (siehe Kapitel 5.3) und haben deswegen in der Heatmap keine Kreuze. An manchen Stationen wiederum wurden zwei unterschiedliche Untergrundtypen entnommen. Alle Messstationen sind nach der Wassertiefe sortiert aufgelistet. Die Skala rechts ist nicht linear, sondern stellt die Wassertiefe dar, die an der jeweiligen Station gemessen wurde, dar. Helle Farben bedeuten eine gute Übereinstimmung und dunklere Farben eine Überschätzung (rot) bzw. Unterschätzung (blau) der Wassertiefe.

Bei den Messstationen mit Wassertiefen über 6 m ergibt die inverse Modellierung deutlich zu niedrige Wassertiefenwerte. Der Fehler liegt hier immer über 60 %. Es handelt sich um Messstationen des zweiten Transektes aus dem Tiefenwasser. Die durchschnittliche Secchitiefe beträgt dort 4,2 m. Das Reflexionsspektrum wird nicht mehr vom Boden beeinflusst, weshalb mit inverser Modellierung auch keine Aussagen über die Wassertiefe oder den Untergrund getroffen werden kann (HARTMANN et al. 2023). An den restlichen Messstationen war der Boden sichtbar, die Wassertiefe geringer und das Wasser etwas klarer als im zweiten Transekt. Bathymetrie durch inverse Modellierung ist hier möglich, die Genauigkeit ist jedoch von dem jeweiligen Wasserspektrum und dem gewählten Untergrund abhängig. Es treten relative Fehler zwischen 0 % und ± 69 % bzw. in Ausnahmen (z.B. JU₁₇ mit manchen Untergrundtypen) auch über 100 % auf.

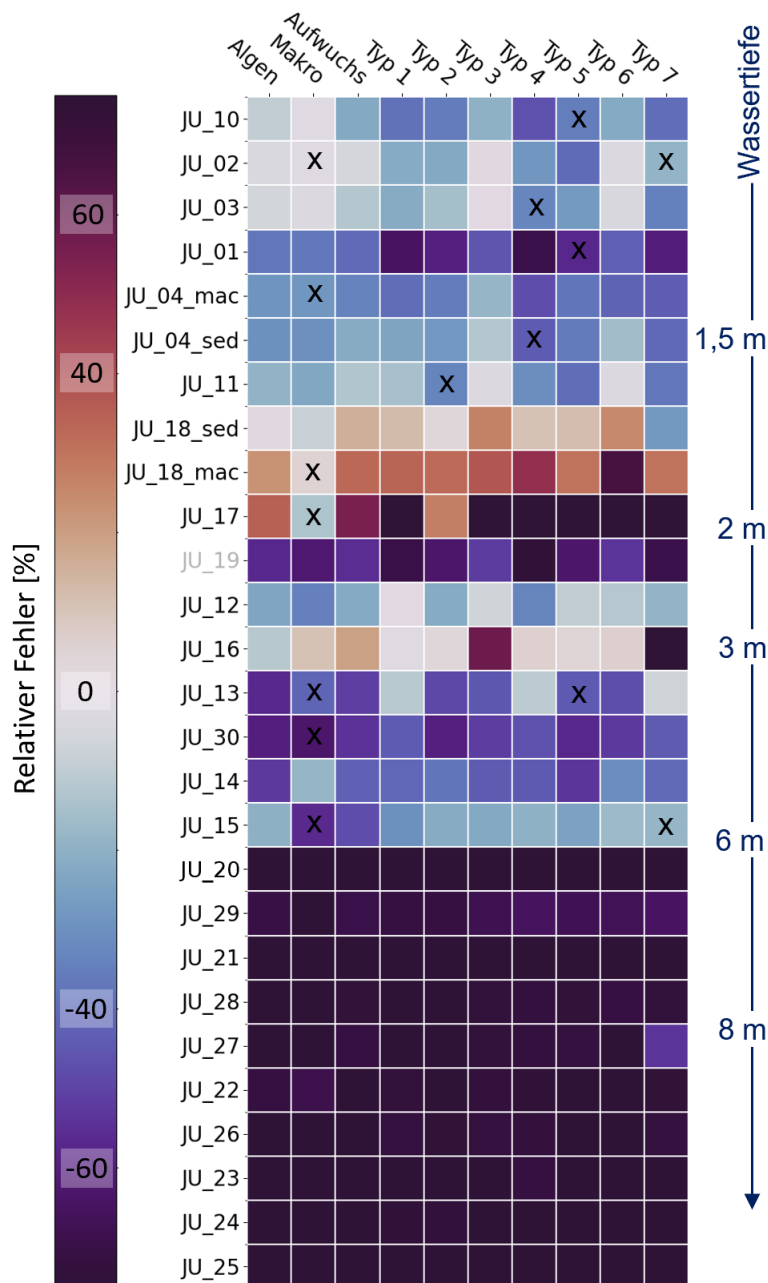


Abb. 35: Relativer Fehler der durch inverse Modellierung der Feldspektrometermessungen ermittelten gegenüber der gemessenen Wassertiefe.

Für alle nachfolgenden Analysen werden nur die Stationen im Flachwasser bis 6 m Wassertiefe berücksichtigt. Die Kreuze auf der Heatmap verdeutlichen, dass nicht immer die an der Station aufgefundene Untergrundklasse das beste Ergebnis liefert. Eine Erklärung hierfür ist, dass die Substratproben meist nicht die Oberfläche des Untergrunds repräsentieren. Die Substrattypen 4, 5 und 7 wurden hauptsächlich aus Spektren der aus dem Juninsee entnommenen Substratproben gebildet. Die mit diesen Klassen ermittelten Wassertiefen haben einen durchschnittlichen relativen Fehler von über 45 %. Mit dem Untergrundtyp Makrophyten, Algenbelag oder Aufwuchs können viele Spektren hingegen gut invertiert werden. Der durchschnittliche relati-

ve Fehler der Wassertiefe beträgt je nach Untergrundtyp zwischen 23 % und 31 %. Diese pflanzlichen Klassen scheinen die Vegetation und den grünlichen Belag des Untergrund im Junínsees (siehe Abb. 26) gut darstellen zu können. Weitere Klassen mit geringen Fehlern bei einem Großteil der Messstationen sind Substrattyp 2 und 6 (durchschnittlich 32 % bzw. 34 %). Substrattyp 3 liefert für manche Stationen (JU₀₂, JU₀₃, JU₁₁) sehr gute Ergebnisse (Abweichung der Wassertiefe unter 10 cm), an anderen Stationen ist der relative Fehler jedoch sehr groß. An der Station 16 wurde beispielsweise mit den meisten Untergrundtypen die Wassertiefe sehr gut ermittelt (durchschnittlicher relativer Fehler von 8 %), mit der Untergrundklasse 3 und 7 ergeben sich Fehler von 58 % bzw. 95 %.

Es kann generell festgestellt werden, dass an manchen Messstationen (JU₀₂, JU₀₃, JU_{18_{sed}}, JU₁₂ und JU₁₆) die Spektren für die meisten Untergrundklassen Wassertiefen mit geringen Fehlern ergeben, während an anderen Stationen die inverse Modellierung mit den gewählten Einstellungen unabhängig von der Untergrundklasse keine guten Ergebnisse liefert. Gründe hierfür können Spiegelungen, variable Bewölkung während der Messung, veränderte Messwinkel oder Nachbarschaftseffekte sein. Bei der Messstation JU₁₉ sind durch die Lage im Kanal und dem dort trübere Wasser (Secchitiefe ist hier nur 1,4 m) andere Bedingungen als im See. Die Trübung kommt unter anderem durch Strömung und aufgewirbeltem Sediment zustande. Für die weiteren Berechnungen wird die Station JU₁₉ daher nicht berücksichtigt.

Wie gut die Wassertiefe ermittelt werden kann, ist auch abhängig von der Lage der jeweiligen Messstation (siehe Karte in Abb. 36). Die unterschiedlich eingefärbten Sektoren der Kreisdiagramme stehen für die gewählten Untergrundklassen. Der Radius jedes Sektors zeigt die Genauigkeit der Bathymetrie an. Ist der Sektor bis zum Maximum ausgefüllt, entspricht die ermittelte der gemessenen Wassertiefe. Umso größer der relative Fehler ist, desto kleiner wird der dargestellte Sektor dieser Untergrundklasse. Bei einem relativen Fehler von über 100 % wird die jeweilige Untergrundklasse nicht mehr dargestellt.

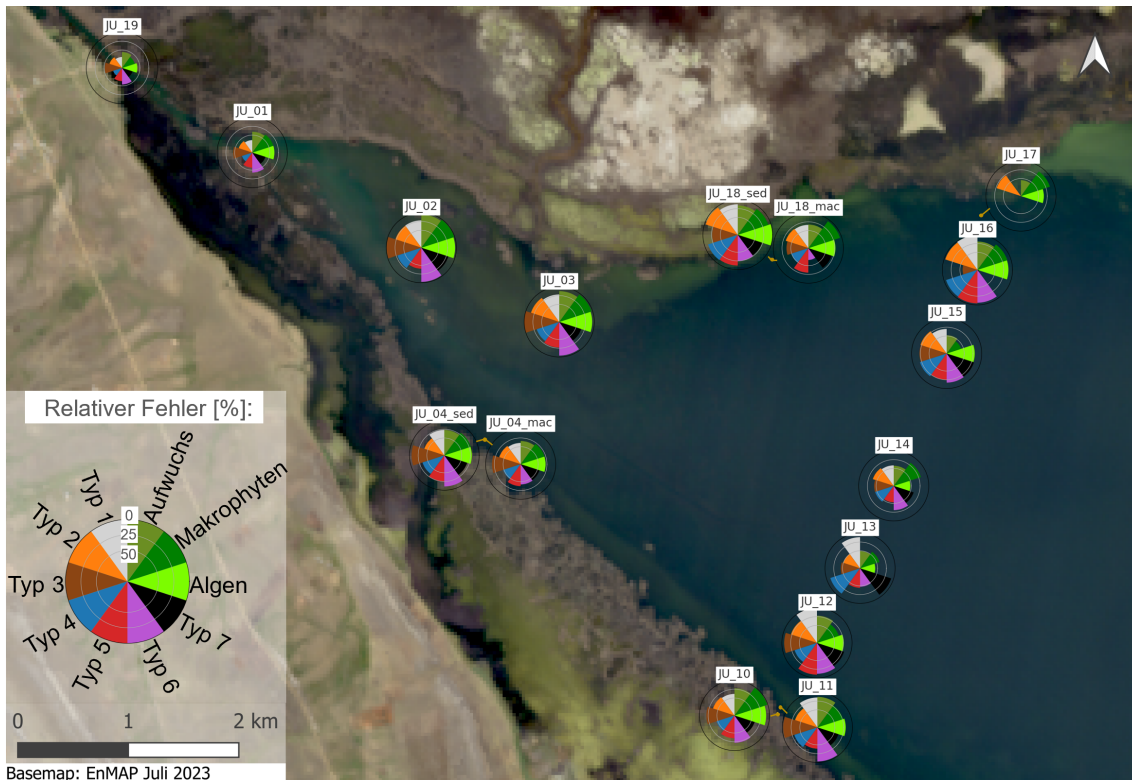


Abb. 36: Räumliche Verteilung der Genauigkeit der ermittelten Wassertiefen in Abhängigkeit des Untergrunds. Der Radius der Sektoren ist umgekehrt proportional zum relativen Fehler.

Die pflanzlichen Untergrundklassen Algenbelag, Makrophyten und Aufwuchs ergeben für viele Spektren ähnlich gute Ergebnisse. Für die Stationen im Delta (JU₀₁ - JU₀₄) liegt die Standardabweichung der relativen Fehler dieser Untergrundtypen unter 3,7 % und für den südlichen Bereich des Transekts (JU₁₀-JU₁₃) unter 8,5 %. In Richtung Nordufer ergeben sich etwas größere Unterschiede zwischen diesen Klassen mit einer Standardabweichung zwischen 10 % und 28 %. Auch die Untergrundklassen Substrattyp 1, 4 und 7 ergeben an einem Großteil der Stationen ähnliche Wassertiefen (Standardabweichung der relativen Fehler <5 % für JU₀₁-JU₀₄, JU₁₀, JU₁₃- JU₁₅ und 8-13 % für JU₁₁, JU₁₂, JU₁₈). An der Station 16 funktioniert die inverse Modellierung für den Substrattyp 7 sehr schlecht (>100 % relativer Fehler) und an Station 17 für keine der drei Untergrundklassen. Substrattyp 3 und 6 liefern ebenfalls an vielen Stationen ähnliche Ergebnisse. Auch hier ist die Station 16 eine Ausnahme, denn die inverse Modellierung klappt dort deutlich besser mit Substrattyp 6 als mit Substrattyp 3. An Station 17 wird mit einem Großteil der Untergrundklassen ein großer Fehler von über 100 % erreicht.

Die besten Korrelationen zwischen ermittelter und gemessener Wassertiefe ergeben sich für die Untergrundklassen Algenbelag, Makrophyten, Aufwuchs, Substrattyp 2 und Substrattyp 6. In Abbildung 37 sind die Validierungsplots für diese Klassen

dargestellt. Unter 2 m ist eine hohe Korrelation ersichtlich, die mit zunehmender Wassertiefe abnimmt. Zwischen 2 und 6 m wird die Wassertiefe meist unterschätzt.

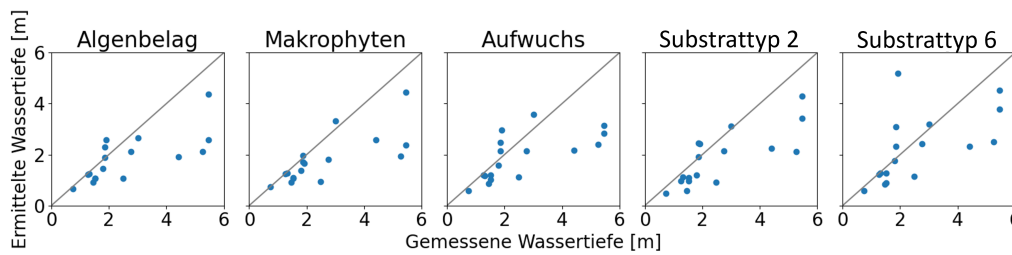


Abb. 37: Gemessene gegenüber durch inverse Modellierung ermittelte Wassertiefen für Feldspektrometermessungen an Stationen mit weniger als 6 m Tiefe.

In Tabelle 3 ist das Korrelationsmaß nach Pearson (R^2) und der mittlere absolute Fehler MAE für die alle Stationen bis 2 m und bis 6 m aufgezählt. Die Untergrundklasse mit der höchsten Korrelation der Bathymetrie und dem geringsten MAE ist Makrophyten. Die Korrelation im Bereich unter 2 m ist für Algenbelag und Aufwuchs ähnlich, die mittlere absolute Abweichung ist jedoch höher.

Tab. 3: Korrelationsmaß nach Pearson R^2 und mittlerer absoluter Fehler (MAE) für die Messstationen bis 2 m und bis 6 m Wassertiefe.

		Algen- belag	Makro- phyten	Aufwuchs	Substrat Typ 2	Substrat Typ 6	Weitere Klassen
bis 2 m	R^2	0,65	0,67	0,67	0,63	0,49	<0,37
	MAE	31 cm	24 cm	40 cm	44 cm	68 cm	83 - 133 cm
bis 6 m	R^2	0,54	0,58	0,46	0,63	0,35	<0,35
	MAE	86 cm	81 cm	95 cm	85 cm	92 cm	96 - 140 cm

5.5 Bathymetrie mit Sentinel-2 Daten

Die vorangegangene Analyse mit den spektral hochaufgelösten punktuellen Feldspektrometermessungen ist die Grundlage für die Wahl des Untergrunds bei der Auswertung der Sentinel-2 Satellitendaten. Die inverse Modellierung wird mittels WASI-AI für die Flachwasserzonen des Juninsees mit den Untergrundklassen Algenbelag, Makrophyten, Aufwuchs, Substrattyp 2, Substrattyp 3 und Substrattyp 6 durchgeführt. Die so erstellten Bathymetriekarten sind in Abb. 38 dargestellt. Obwohl nur flache Gebiete mit Wassertiefen bis maximal 3 m ausgewählt wurden, ergeben sich durch die inverse Modellierung Tiefen bis über 10 m. Diese hohen Werte sind vor allem im Bereich zwischen 2 m und 3 m gehäuft. Für die ufernahen Zonen gibt das Modell niedrigere Wassertiefen wieder. Einige negative Werte sind Artefakte des künstlichen Intelligenz Moduls und wurden für die folgenden Analysen entfernt.

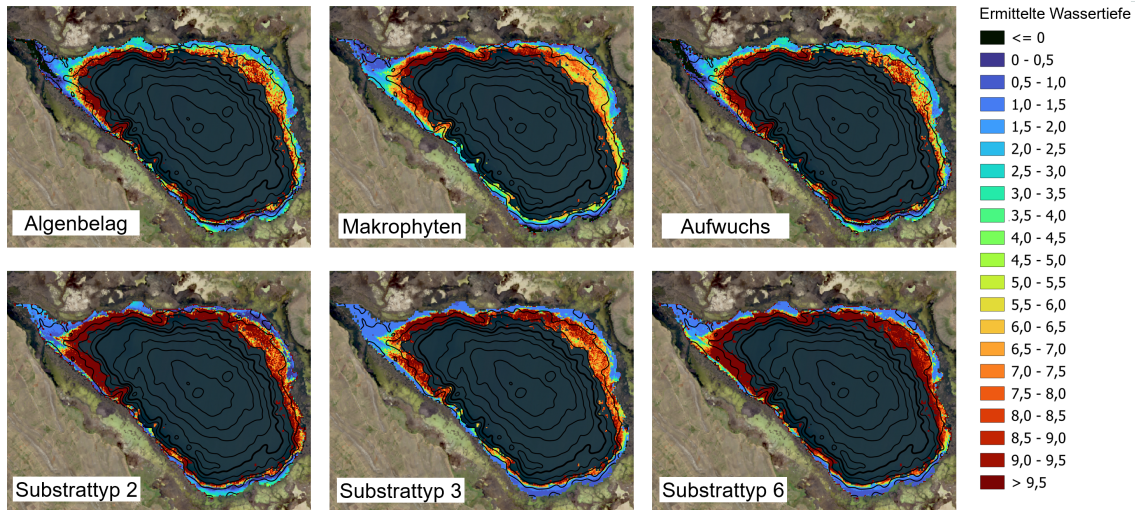


Abb. 38: Wassertiefen ermittelt aus den Sentinel-2-Daten vom 24.06.2023 durch inverse Modellierung und künstlicher Intelligenz mit unterschiedlichen Untergrundtypen. Zur Orientierung wurden die Isobathen aus der gemessenen Bathymetriekarte eingefügt.

Das neuronale Netz wurde durch die Spektren von 400 zufällig im Flachwasserbereich verteilten Trainingspunkten aufgebaut. Zwanzig Prozent davon fungieren als Validierungspixel an denen die von der künstlicher Intelligenz WASI-AI und der inversen Modellierung WASI ausgegebenen Werte verglichen werden. Da die Ergebnisse durch zwei verschiedene Methoden ermittelt wurden, spricht eine hohe Korrelation dafür, dass die Spektren mit den vorgenommenen Einstellungen reproduzierbar invertiert werden können (NIROUMAND-JADIDI & GEGE 2024). Mit den Sentinel-2-Daten konnte am Juninsee auch nach umfangreicher Variation der Eingangsparameter keine Parametrisierung gefunden werden, bei der WASI-AI und WASI ähnliche Ergebnisse für die Wassertiefe generieren. Ein Beispiel der Korrelationsplots ist in Abb. 39 für die Untergrundklasse Algenbelag dargestellt. Konsistente Ergebnisse lieferten nur die Fitparameter C_y und g_{dd} , während die Korrelation der drei anderen Fitparameter inklusive der Wassertiefe gering ist. Das bedeutet, dass deren Ergebnisse empfindlich von Details der Prozessierung abhängen und damit unzuverlässig sind.

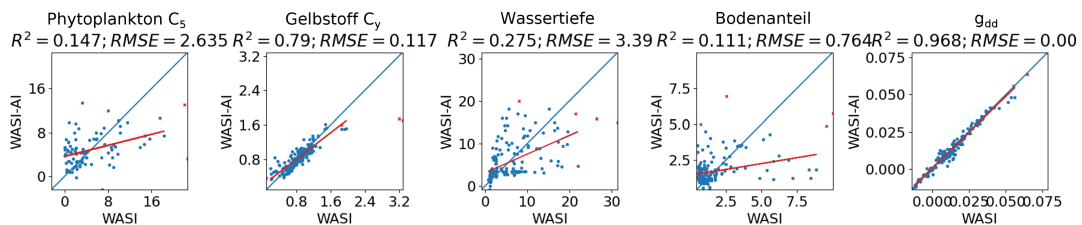


Abb. 39: Beispiel der Validierungsplots zwischen WASI-AI und WASI für die Untergrundklasse Algenbelag.

In Abbildung 40 sind Validierungsplots zwischen gemessener und ermittelter Was-

sertiefe dargestellt. Bei den blauen Punkten ist die Validierungsgrundlage die aus den Messwerten von 2006 interpolierte und auf den aktuellen Wasserstand angepasste Bathymetriekarte (siehe Kapitel 5.1). Von dieser wurden in einem Raster von 100 m die Werte entnommen und mit den aus Sentinel-2-Daten ermittelten Wassertiefen an den jeweiligen Position verglichen. Wassertiefen die direkt während der Feldkampagne 2023 gemessen wurden, sind in orange hervorgehoben.

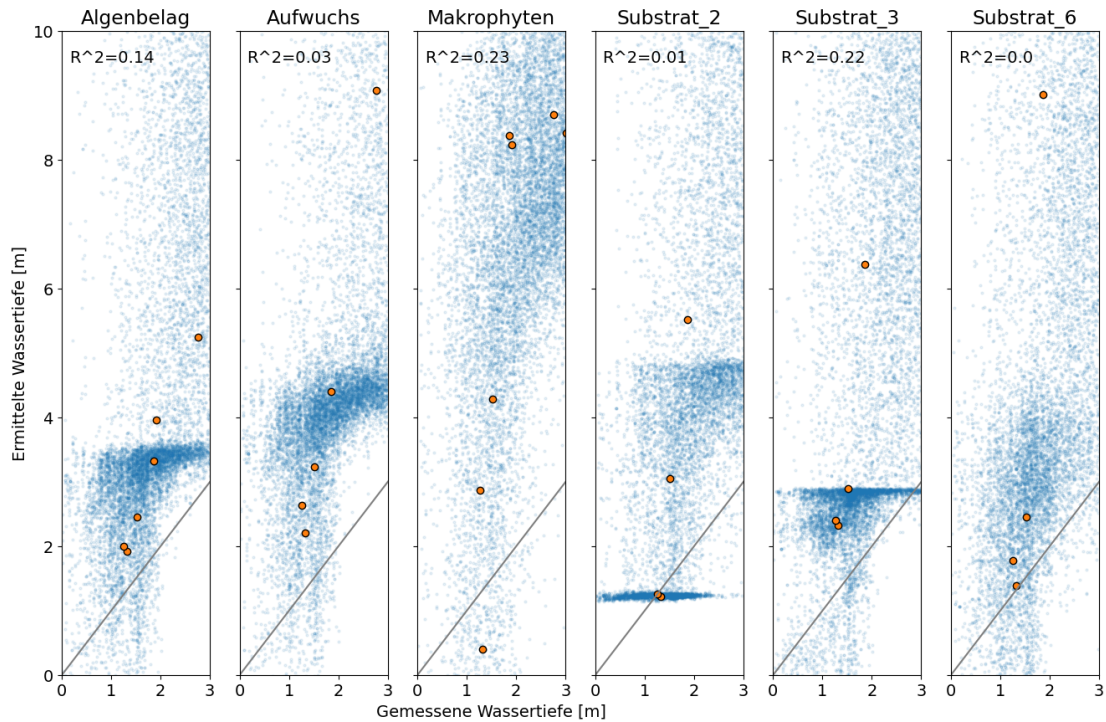


Abb. 40: Vergleich der mit WASI-AI aus Sentinel-2-Daten ermittelten und in situ gemessenen Wassertiefen. Grundlagen sind eine interpolierte Bathymetriekarte (blau) und an einzelnen Stationen gemessene Wassertiefen (orange).

Die Validierungsplots zeigen eine überwiegende Überschätzung der Wassertiefen. Es bilden sich einzelne Cluster mit ähnlichen Werten von ermittelten Wassertiefe unabhängig der realen Tiefe. Besonders auffällig wird dies bei der Untergrundklasse Substrattyp 2, bei der das WASI-AI keine Werte unterhalb von 1,2 m liefert. Für alle Untergrundklassen ergeben sich nur niedrigen Korrelationskoeffizienten nach Pearson mit maximal 0,23. Die Clusterbildung in den Validierungsplots entsteht durch die Verwendung des künstlichen Intelligenz Moduls WASI-AI. Die Häufung der Punkte verschwindet, wenn die Wassertiefen ausschließlich durch inverse Modellierung ohne dem künstliche Intelligenz Modul bestimmt wird (siehe Abb. 40). Wie gut die modellierten Spektren sich den gemessenen Spektren der einzelnen Pixel annähern, kann durch unterschiedliche Qualitätsmaße bestimmt werden (z.B. Residuum, MAE, SAngle). Bei den vorliegenden Modellierungen gibt es einen erkennbaren Zusammenhang zwischen der Genauigkeit der Wassertiefe und dem SAngle. In Abbildung 41

sind alle Wassertiefen über 3 m und jene mit einem Spektrum das einen SAngle größer 0,09 hat, ausgegraut. Es wird deutlich, dass die Punkte mit einem kleinen SAngle sich eher an die 1:1-Gerade annähern. Die Streuung der Werte ist dennoch so groß, dass nur eine geringe bis mittlere Korrelation erreicht wird (je nach Untergrundklasse R^2 zwischen 0,22 und 0,34). Die Mittlere absolute Abweichung der Wassertiefen beträgt 0,42 m bis 0,47 m abhängig vom jeweiligen Untergrundtyp.

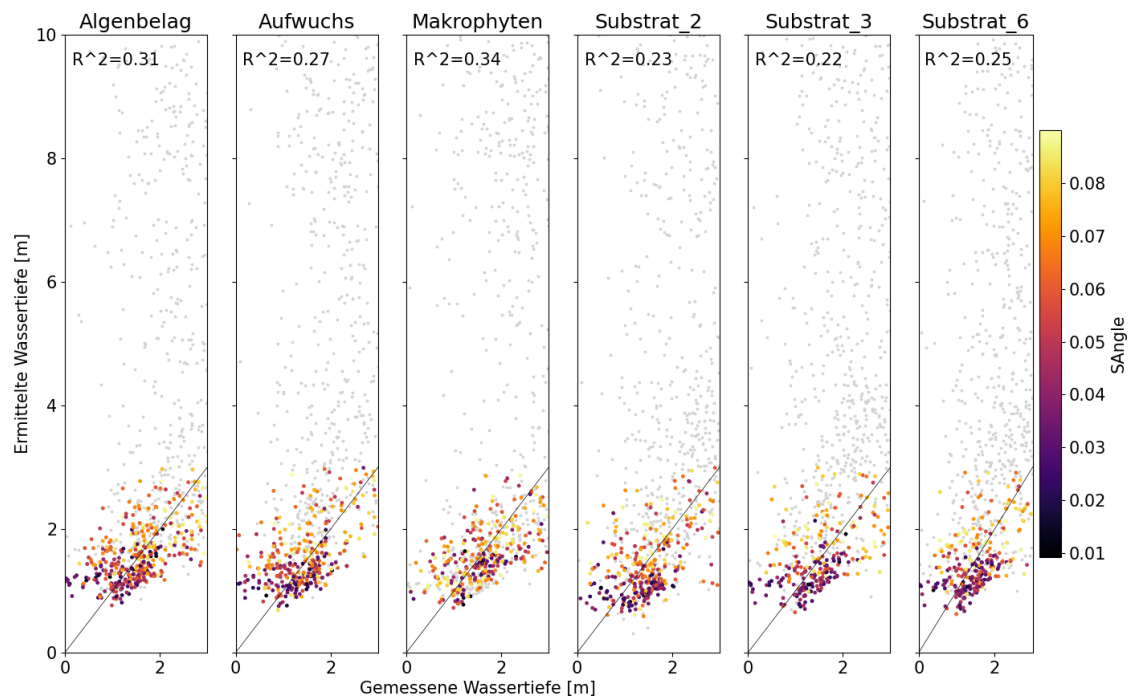


Abb. 41: Validierungsplots der durch inverse Modellierung ermittelten gegenüber den gemessenen Wassertiefen. Werte größer 3 m und Pixel mit einem SAngle größer 0,09 wurden ausgegraut und nicht zur Korrelationsberechnung verwendet.

Des weiteren wurde getestet, ob in den verschiedenen Bereichen des Sees Untergrundklassen unterschiedlich gut für die inverse Modellierung geeignet sind. Dafür wurden die Flachwassergebiete des Sees in fünf Zonen eingeteilt (siehe Karte in Abb. 42). Die Korrelationen für die durch inverse Modellierung (ohne WASI-AI) ermittelten Wassertiefen sind für die jeweiligen Zonen mit den unterschiedlichen Untergrundklassen in Tabelle 4 gelistet. Dabei wurden nur Wassertiefen unter 3 m mit einem SAngle kleiner 0,09 berücksichtigt. Abbildung 42 zeigt für diese Wassertiefen Validierungsplots für jede Zone. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurden nur ermittelte Wassertiefen für die Klassen Makrophyten, Substrattyp 2 und Substrat 6 dargestellt.

Tab. 4: Korrelationsmaß nach Pearson R^2 der ermittelten zur gemessenen Wassertiefe eingeteilt nach Seezonen mit unterschiedlichen Untergrundklassen. Fett hervorgehoben sind die höchsten Korrelationskoeffizienten einer Zone.

Zone	Algenbelag	Makrophyten	Aufwuchs	Substrat 2	Substrat 3	Substrat 6
A	0,20	0,18	0,23	0,08	0,05	0,11
B	0,05	0,14	0,08	0,11	0,08	0,04
C	0,35	0,34	0,33	0,35	0,39	0,40
D	0,27	0,20	0,28	0,29	0,13	0,12
E	0,21	0,09	0,37	0,07	0,07	0,33

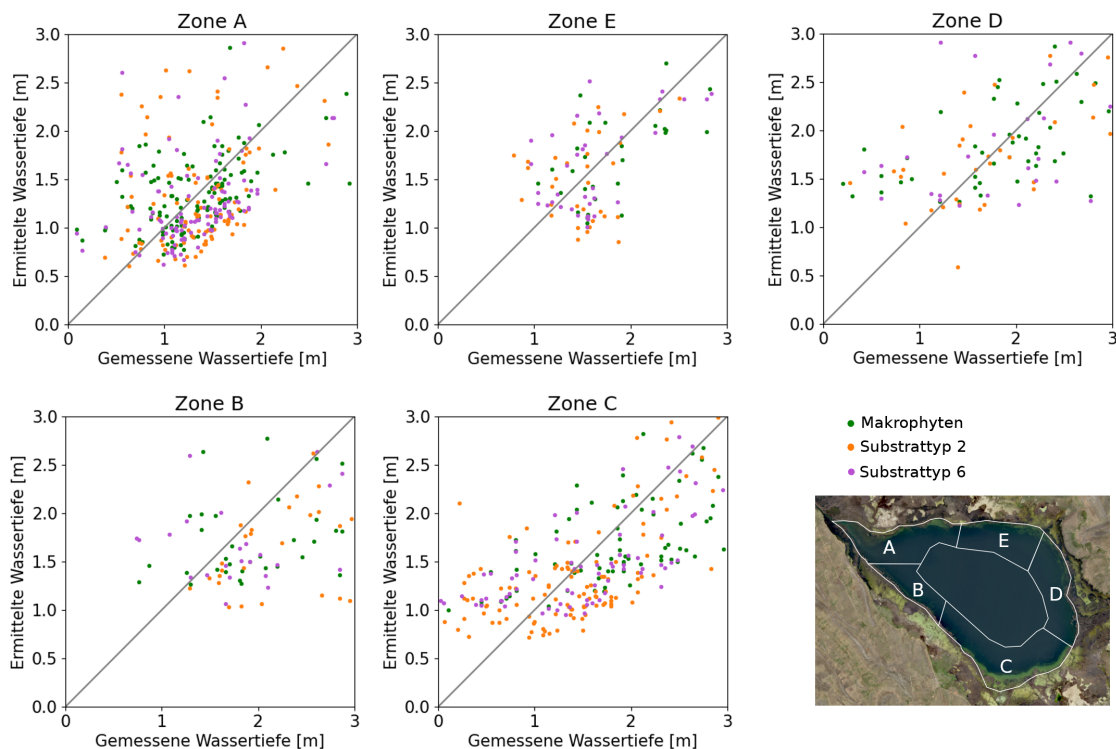


Abb. 42: Validierungsplot für verschiedene Seezonen der gemessenen gegenüber der ermittelten Wassertiefe für Modellierungen mit unterschiedlichen Untergrundtypen.

In Zone C werden unabhängig der gewählten Untergrundklasse die höchsten Korrelationen erreicht. Dies wird auch im Validierungsplot deutlich, denn alle Punkte befinden sich in der Nähe der 1:1-Geraden. In der Zone B ergeben sich nur sehr niedrige Korrelationen. Je nach Untergrundklasse sind zwischen 77 % und 81 % der ermittelten Wassertiefen über 3 m und somit im Validierungsplot nicht mehr enthalten. Dass die inverse Modellierung mit den gewählten Einstellungen dort nicht gut funktioniert, wird durch den hohen Anteil an Spektren mit einem SAngle größer 0,09 (24 % - 30 %) verdeutlicht. Auch in der angrenzenden Zone A werden nur geringe Korrelationen erreicht. In der Zone E ergibt sich mit den Untergrundklassen Makrophyten, Substrattyp 2 und 3 sehr niedrige Korrelationsmaße. Die Klassen Aufwuchs

und Substrattyp 6 eignen sich dort besser. Der Validierungsplot der Zone D zeigt einen Zusammenhang zwischen ermittelter und gemessener Wassertiefe. Die maximal erreichte Korrelation beträgt 0,29 mit der Klasse Substrat 2. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass durch die Zonierung einzelne Bereiche bestimmt werden können, in denen die Modellierung unabhängig der gewählten Untergrundklassen relativ gut (Zone C) oder schlecht (Zone B) funktioniert. In den restlichen Zonen ist die Wahl des passenden Untergrunds entscheidend.

Die räumliche Verteilung der absoluten Fehler ist beispielhaft für die Modellierung mit den Untergrundklassen Algenbelag und Substrattyp 2 in Abbildung 43 dargestellt. Dafür wurden die ermittelten Wassertiefen von der aus gemessenen Werten interpolierten Bathymetrikarte abgezogen.

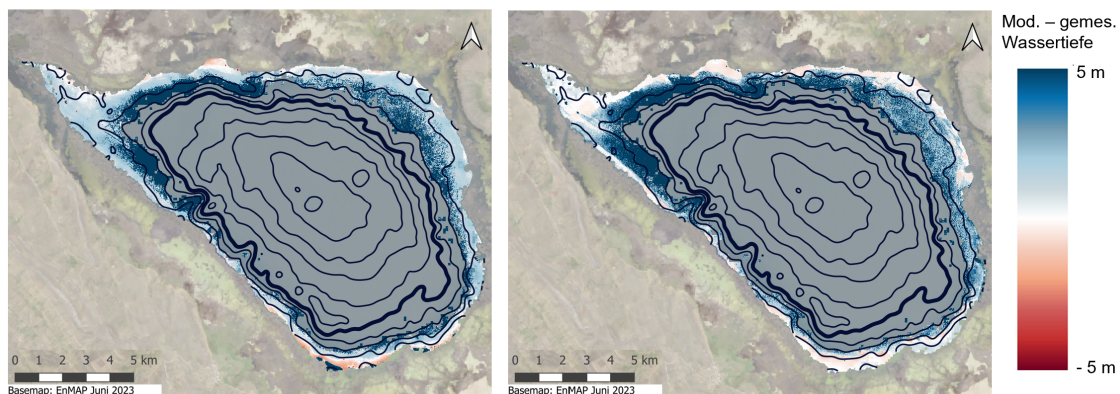


Abb. 43: Absolute Fehler der Wassertiefe mit der Untergrundklasse Algenbelag (links) und Substrattyp 2 (rechts). Tiefen größer als 3 m sind ausmaskiert (grau).

Es wird deutlich, dass die Wassertiefen, bis auf einige Ausnahmen im Süden des Sees, hauptsächlich überschätzt werden. In tieferen Bereichen zwischen 2 m und 3 m ist die Verteilung der absoluten Fehler mit meterhohen Sprüngen zwischen einzelnen Pixeln verrauscht. Für die Modellierung mit der Untergrundklasse Substrattyp 2 gibt es auf der Nordseite ufernahe Bereiche, in denen sich die ermittelten Wassertiefen den gemessenen Werten annähert bzw. eine leichte Unterschätzung festgestellt werden kann. Auf der Karte werden zusammenhängende Bereiche mit höheren Abweichungen innerhalb von Bereichen mit niedrigen absoluten Fehlern sichtbar. Diese Bereiche sind auch auf dem Echtfarben (RGB) Satellitenbild anhand einer veränderten Wasserfarbe erkennbar (Abb. 44 oben links). In hellgrünen Bereichen haben die ermittelten Wassertiefen einen geringeren absoluten Fehler, als in Bereichen in denen die Seeoberfläche dunkel erscheint. Drohnenaufnahmen während der Feldkampagne zeigen, dass es sich bei den hellen Bereich um vegetationsfreien Untergrund und bei den dunkleren Zonen um Makrophytenpatches handelt. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 44 für einen nördlichen Uferbereich in der Nähe der Messstation JU₁₈

dargestellt. Sowohl auf Satellitenbildern, wie auch auf den Drohnenaufnahmen sind zwei Buchten erkennbar, deren Wasserfarbe sich vom restlichen See unterscheidet. In diesen Bereichen ist die Wassertiefenbestimmung deutlich genauer (siehe Karte der absoluten Fehler Abb. 44). Die mittlere absolute Abweichung beträgt in dem insgesamt 1,1 km² großen Gebiet nur 12 cm.

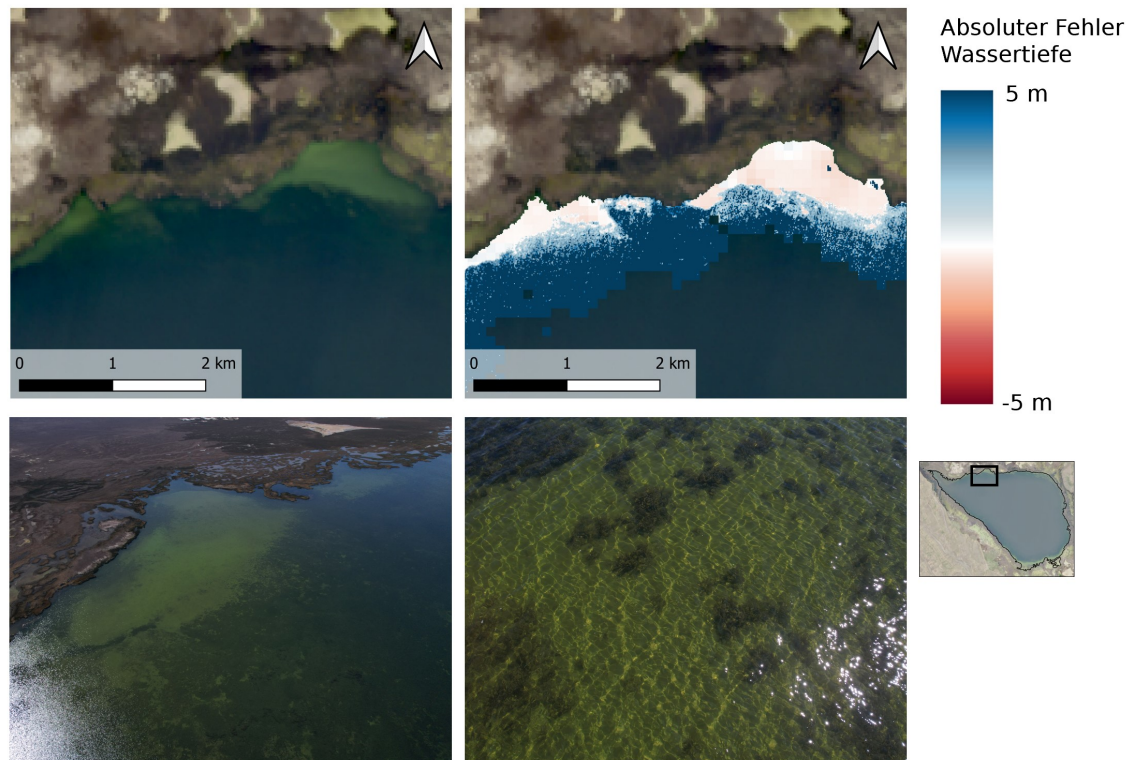


Abb. 44: Oben: Vergleich der Wasserfarbe im Echtfarben Satellitenbild (EnMAP) und der Verteilung der absoluten Fehler der Wassertiefe mit der Untergrundklasse Substrattyp 2. Unten: Drohnenaufnahmen der Buchten.

Das Beispiel verdeutlicht, dass die Genauigkeit der Bathymetrie stark vom Untergrund abhängt. In Bereichen mit Makrophytenbewuchs ist die Bestimmung der Wassertiefe mit sehr großen Fehlern verbunden. In Gebieten mit hellen Untergrund dagegen, kann die Wassertiefe mit einer Genauigkeit im unteren Dezimeterbereich bestimmt werden.

6 Diskussion und Ausblick

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Bathymetrie diskutiert, mögliche Fehlerquellen genannt und Empfehlungen für kommende Untersuchungen gegeben. Zuerst werden die in dieser Arbeit erzielten Ergebnisse mit anderen Studien verglichen (Kapitel 6.1). Anschließend werden Faktoren genannt, die die Genauigkeit der mit optischen Spektren ermittelten Wassertiefe beeinflussen. Die teilweise großen Abwei-

chungen der ermittelten zur gemessenen Wassertiefe machen deutlich, dass bei der satellitengestützte Bathymetrie (SDB) eine Validierung der Ergebnisse wesentlich ist. Das Beschaffen eines Validierungsdatensatzes ist jedoch aufwendig und ebenfalls fehlerbehaftet (Kapitel 6.2). Ein wesentlicher Aspekt der Arbeit ist die Analyse des Einflusses des Untergrunds auf die Genauigkeit der Wassertiefenbestimmung. In Kapitel 6.3 wird die Repräsentativität der genommenen Substratproben als Untergrundspektren für die SDB diskutiert, in Kapitel 6.4 die Anwendung der spektralen Datenbank der Untergrundtypen für die Bathymetrie untersucht und in Kapitel 6.5 die Übertragbarkeit zu anderen Seen im Andenhochland diskutiert. Abschließend wird in Kapitel 6.6 ein kurzer Ausblick gegeben, was potenzielle Anwender bei der SDB beachten sollten.

6.1 Einordnung der Ergebnisse

Im Vergleich mit der Literatur ist die Genauigkeit der in dieser Arbeit ermittelten Wassertiefen gering. Aktuelle Studien, die statistische Methoden und maschinelles Lernen verwenden, erreichen oftmals hohe Genauigkeiten mit einem R^2 von 0,74 bis 0,94 und einem RMSE von 0,33 m bis 1,3 m bei maximalen Wassertiefen zwischen 2 m und 20 m abhängig vom Untersuchungsgebiet (NIROUMAND-JADID et al. 2022, LUMBAN-GAOL et al. 2021, CHYBICKI et al. 2023, MINGHELLI et al. 2021). Bei den empirisch ermittelten Algorithmen sollte jedoch beachtet werden, dass diese spezifisch für das Untersuchungsgebiet sind und sich nicht ohne weiteres auf andere Gebiete übertragen lassen (ASHPHAQ et al. 2023).

Aber auch bei der Bathymetrie mittels inverser Modellierung optischer Spektren wurden teilweise hohe Genauigkeiten erreicht. Beispiele hierfür sind die mit WASI und multispektralen Drohnendaten ermittelten Bathymetriekarten von ALEVIZOS, OIKONOMOU et al. (2022), die je nach Untersuchungsgebiet bei maximalen Wassertiefen von 5,5 m bis 7,5 m ein R^2 von 0,75 bis 0,87 mit einer mittleren absoluten Abweichung von unter einem halben Meter erzielten. Sprunghafte Überschätzungen der Wassertiefe um mehrere Meter ergaben sich aber bei dunklen Pixeln, die vermutlich auf Seegrass zurückzuführen sind. Diese Artefakte ließen sich auch nicht durch die Verwendung von in situ gemessenen Untergrundspektren beheben (ALEVIZOS, OIKONOMOU et al. 2022, S. 12).

Bei der Anwendung von WASI mit hyperspektralen Satellitendaten (PRISMA) ergab sich in einer Studie von ALEVIZOS, LE BAS et al. (2022) ein R^2 von 0,83 m mit einem MAE von 2 m in einem Küstenstreifen der Anegada (Karibik) mit sehr klarem Wasser (maximale Wassertiefe 25 m). Bemerkenswert ist, dass der mittlere

absoluter Fehler keine Korrelation mit der Wassertiefe zeigte (ALEVIZOS, LE BAS et al. 2022, S. 13). Bei einem weiteren Untersuchungsgebiet in den Bahamas wurde dagegen nur ein R^2 von 0,49 mit einem MAE von 0,6 m bei einer maximalen Wassertiefe von 6 m erreicht (ALEVIZOS, LE BAS et al. 2022, S. 14). Im Gegensatz zu dem Untersuchungsgebiet bei Anegada mit hauptsächlich hellem homogenen Sand ist der Untergrund in diesem Gebiet sehr heterogen. Sand mit einem Biofilm wechselt mit Seegraspatches, Makrophyten und dunklen Sedimenten (ALEVIZOS, LE BAS et al. 2022, S. 6). Ähnliche Bedingungen, bezüglich des Untergrunds sind auch am Junínsee vorzufinden.

Generell sollte beachtet werden, dass es keine universelle Methode der SDB gibt, die für alle Gebiete immer das beste Ergebnis generiert (CHYBICKI et al. 2023). Es ist schwierig, die Ergebnisse der verschiedenen Studien miteinander zu vergleichen, denn abgesehen von den Methoden unterscheiden sich auch die Bedingungen in den Untersuchungsgebieten, die verwendeten Satellitendaten und die Verfügbarkeit und Qualität von Kalibrierungs- und Validierungsdatensätzen (CHYBICKI et al. 2023, S. 5). Außerdem sollte bedacht werden, dass die Angabe von statistischen Größen wie R^2 , RMSE oder MAE nicht für jede Anwendung zielführend ist. Die Werte beziehen sich auf das gesamte Satellitenbild und beschreiben nicht den Wertebereich von Ausreißern. Für sensible Anwendungen wie die Navigation sind diese aber sicherheitsrelevant. LEE, SHANGGUAN et al. (2021) empfiehlt daher mit Bathymetriekarten auch immer eine Verteilung der Konfidenz anzugeben.

6.2 Unsicherheiten der Wassertiefenermittlung

Die teilweise großen Fehler der ermittelten Wassertiefen machen deutlich, dass eine Validierung der Ergebnisse der inversen Modellierung zwingend notwendig ist. In der vorliegenden Arbeit wurden die mit optischen Spektren bestimmten Wassertiefen mit einer interpolierten Bathymetriekarte aus Echolotmessungen validiert. Dadurch können die Fehler bestimmt und die Methode der Wassertiefenermittlung in dem Untersuchungsgebiet getestet werden. Die Erzeugung von Validierungsdaten ist jedoch sehr kosten- und zeitintensiv. Auch bei der im Sommer 2023 durchgeführten Messkampagne konnten am Junínsee aus logistischen Gründen an nur insgesamt 25 Stationen die Wassertiefe gemessen werden. Diese Werte fungieren zur Anpassung der aus 3700 Höhenwerten interpolierten Bathymetriekarte aus dem Jahr 2006. Die Validierung der Bathymetriekarte mit den im Jahr 2023 gemessenen Werte ergibt eine sehr gute Korrelation von 0,98. Es sollte jedoch beachtet werden, dass die Messpunkte von 2023 sich ausschließlich in der nordwestlichen Hälfte des Sees befinden. Veränderungen im restlichen See können nicht beurteilt werden.

Auch die Interpolation der Messwerte ist eine mögliche Fehlerquelle (AMANTE et al. 2016). Da die Transekten des Ingenieurbüros einen Abstand von 500 m hatten (CESEL 2006), werden kleinskalige Strukturen nicht abgebildet. Je nach gewählten Interpolationseinstellungen ergeben sich leicht unterschiedliche Karten, wobei offen bleibt, welche Topografie die Gegebenheiten vor Ort am besten widerspiegelt. Die kreisförmigen Isobathen im Südwesten des Sees sind ein Beispiel für mögliche Interpolationsfehler. Nur durch Glättung konnte eine kontinuierliche Karte generiert werden, in der die einzelnen SE-NW Transekten nicht mehr deutlich hervortreten. Die Randzonen lassen sich nur schwer interpolieren und sind durch Ablagerungen von Schilffresten und Veränderungen durch die Vegetation gekennzeichnet. Insbesondere diese Uferzonen sind jedoch die für die SDB relevanten optisch flachen Gebiete.

Die gemessenen Wassertiefen unterliegen ebenfalls einer gewissen Unsicherheit. Beispielsweise können Makrophyten eine Fehlerquelle von Echolotmessungen sein, da das Signal auch an der Oberfläche der Vegetation reflektiert wird. Die Messungen mit dem Maßband können bei Strömung nicht lotrecht erfolgen, weshalb Überschätzungen zu erwarten sind. Außerdem sinkt das am Maßband befestigte Gewicht bei weichem Untergrund in dem Boden ein, wodurch ebenfalls eine Überschätzung zustande kommt. Es sollte generell beachtet werden, wie bei den einzelnen Methoden die Wassertiefe definiert ist. Während bei einer Messung mit dem Maßband die Höhe zwischen Wasseroberfläche und festen Untergrund gemessen wird, wird bei der Ermittlung mit optischen Spektren die Strecke, die das Licht in den Wasserkörper eindringt, wiedergegeben. Bei dichtem Makrophyten ist die Grenze die Oberfläche der Pflanzen. Eine weitere Fehlerquelle ist der Blickwinkel des Spektrometers, denn nur wenn dieses senkrecht nach unten ausgerichtet ist, nimmt der erfasste Lichtstrahl den kürzesten Weg und misst die Wassertiefe. Im Gegensatz zum Satelliten der annähernd senkrecht auf die Erdoberfläche ausgerichtet ist, wurde mit dem Feldspektrometer in einem Winkel von ca. 40° gemessen, um Artefakte durch Spiegelungen zu verringern.

Bei der inverse Modellierung von optischen Spektren ergibt sich das Problem der Mehrdeutigkeit (MOBLEY 2022, S. 513). Mathematisch betrachtet ist die inverse Modellierung von Wasserreflexionsspektren keine Bijektion. Ein Wasserkörper ergibt ein klar definiertes Spektrum. Ähnliche Spektren können jedoch durch eine sehr unterschiedliche Kombination von Wasserparametern erzeugt werden (siehe Abb. 18). Die Reflexionsspektren sind somit nicht eindeutig umkehrbar (DEFOIN-PLATEL et al. 2007, S. 1). Dieses Problem lässt sich durch Kenntnisse über das Gewässer und eine sinnvolle Wahl der Eingabewerte in das Modell reduzieren (GEGE 2014). In

dem WASI-Manual ist eine Beschreibung enthalten, wie bei der Einstellung der verschiedenen Parametern vorgegangen werden sollte (GEGE 2021, S. 79). Es sollte jedoch beachtet werden, dass diese Parametrisierung bei völlig unbekanntem Untersuchungsgebiet oder für unerfahrene Nutzer eine Herausforderung ist (NIROUMAND-JADIDI, BOVOLO et al. 2020, S. 14). Eine weitere Schwierigkeit stellt die benötigte Einteilung in Flach- und Tiefwasserbereiche dar (LEE, SHANGGUAN et al. 2021, S. 9). Werden Spektren von optisch tiefen Bereichen, in denen das Licht nicht mehr den Boden erreicht, mit dem Flachwassermodell gefittet, werden trotzdem Wassertiefen ausgegeben. Diese sind dann aber stark fehlerbehaftet (NIROUMAND-JADIDI & GEGE 2024, S. 9). Wird mit diesen Werten ein neuronales Netz trainiert, kann dieses auch in den Flachwasserbereichen keine sinnvollen Wassertiefen mehr ermitteln. Beim Junínsee konnten die Tiefwasserbereiche durch Vorwissen ausmaskiert werden. Ist nichts über ein Untersuchungsgebiet bekannt, könnte gegebenenfalls mit dem auf maschinelles Lernen basierenden Ansatz von LEE, SHANGGUAN et al. (2021) eine Separierung der optisch flachen Gebiete vorgenommen werden.

Das künstliche Intelligenzmodul (WASI-AI) erstellt eine vollständige Bathymetriekarte auf Grundlage einer begrenzten Anzahl an Trainingspunkten. Zur Kontrolle können die mit künstlicher Intelligenz ermittelten Wassertiefen mit den Wassertiefen aus inverser Modellierung verglichen werden (Beispiel in Abb. 40 im Anhang). Dass durch WASI-AI teilweise fehlerhafte Wassertiefen ermittelt wurden, zeigt sich deutlich in der Clusterbildung der Wassertiefen in Abbildung 40. Werden die Wassertiefen ausschließlich durch inverse Modellierung ermittelt, nähern sich die Werte mehr den gemessenen Wassertiefen an (Abb. 41). Der Vergleich der beiden Methoden kann auch verwendet werden, um zu testen, wie stabil die inverse Modellierung mit den gewählten Einstellungen funktioniert (NIROUMAND-JADIDI & GEGE 2024, S. 4). Bei einer schlechten Korrelation sollten die konstant festgesetzten Konzentrationen von Wasserinhaltsstoffen, die gewählten Fitparameter und deren Startwerte überprüft werden. Am Junínsee war es auch nach langer Anpassung der Einstellungen nicht möglich, mit dem Sentinel-2 Satellitenbild eine gute Korrelation zwischen WASI-AI und WASI zu erreichen. Dies deutet darauf hin, dass die gemessenen Spektren sich nicht eindeutig fitten lassen. Generell mögliche einschränkende Faktoren der inversen Modellierung sind trübes Wasser, fehlerhafte Atmosphärenkorrektur, variierende Sonnen-, Himmel- und Wolkenreflexionen durch Wellenbildung der Wasseroberfläche oder niedrige Reflexionswerte durch dunklen Untergrund oder Makrophyten (GEGE 2014, ALEVIZOS, LE BAS et al. 2022, MOBLEY 2022).

Auch die spektrale Auflösung beeinflusst das Ergebnis stark. Während die Wassertiefe mit den spektral hochaufgelösten Feldspektrometerdaten unterhalb von 2 m

mit einer mittleren Abweichung von 24 cm (Untergrundtyp Makrophyten) bestimmt werden konnte, ergibt sich bei der Modellierung des Sentinel-2 Bildes eine deutlich geringere Genauigkeit von minimal 42 cm bei einer strengen Ausreißerkontrolle. Die für die Gewässerfernerkundung relevanten sieben Kanäle können kleine Variationen der Radiance Reflectance weniger gut darstellen, als die vielen hundert Kanäle des Feldspektrometers. Die Sensitivität physikalischer Modelle auf kleine Fehler der gemessenen radiometrischen Größen ist groß. So können kleine Ungenauigkeiten des Spektrums zu großen Fehlern der durch inversen Modellierung ermittelten Werte führen (MOBLEY 2022, S. 513).

Mischpixel sind ein weiterer Faktor der sich auf die Genauigkeit auswirkt. Die räumliche Auflösung der Sentinel-2 Daten ist je nach Wellenlänge zwischen 10 m und 60 m (ESA 2012). Für diese Arbeit wurden alle Bänder auf 10 m gesampelt. Dadurch lassen sich aber nicht mehr spektrale Informationen in den radiometrisch schlecht aufgelösten Bändern generieren. In Randzonen besteht ein Pixel sowohl aus Wasser wie auch aus Land. Da das Ufer häufig deutlich heller ist als das Gewässer, dominiert dann jedoch die Reflexion des Lands und die durch inverse Modellierung ermittelten Parameter sind fehlerhaft (VAHTMÄE et al. 2007, S. 187). Außerdem ist die Atmosphärenkorrektur in den Randzonen wegen Nachbarschaftseffekten erschwert (DE KEUKELAERE et al. 2018, S. 526). Eine exakte Atmosphärenkorrektur ist essentiell, damit die vom Satellit aufgenommenen Reflexionswerte für die Bathymetrie geeignet sind (DUPLANČIĆ LEDER et al. 2023, S. 2).

Aber auch bei der Bestimmung der Radiance Reflectance mit dem Feldspektrometer kann die Durchführung der Messung die ermittelte Wassertiefe beeinflussen. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 34 dargestellt. Durch eine geringe Variation des Winkels, mit dem die Optik auf die Wasseroberfläche gehalten wird, verändert sich die Radiance Reflectance. In dem Beispiel ist die durch Messvariation hervorgerufene Veränderung größer als die Unterschiede aufgrund verschiedenen Untergrundes. Die Radiance Reflectance ist winkelabhängig (vgl. Formeln in Kapitel 4.3), wobei sowohl der Sonnenwinkel wie auch der Blickwinkel einen Einfluss auf das Spektrum hat (GEGE 2014, S. 214). Beide Werte können in WASI als Parameter für die inverse Modellierung angegeben werden. Durch die Verwendung eines Gimfels könnte die Glasfaser fixiert und somit die Optik des Feldspektrometers auch vom Boot aus konstant in einem Blickwinkel ausgerichtet werden. Die vom Sensor erfassten Spiegelungen verändern sich durch die Wellen der Wasseroberfläche ständig (GEGE 2012).

6.3 Repräsentativität der Untergrundspektren

Das Erscheinungsbild des Untergrunds auf den Videos der Unterwasserkamera und die genommenen Substratproben unterscheidet sich deutlich (vgl. Abb. 26 und Abb. 27). Durch den Einsatz des Bodengreifers wird eine Mischprobe erfasst, die nicht die Oberfläche des Untergrunds darstellt. Vom Satelliten wird jedoch nur die Oberfläche aufgenommen. Aus diesem Grund kann mit den Untergrundklassen Algenbelag oder Aufwuchs an vielen Standorten die Wassertiefe besser bestimmt werden als mit den an diesen Stationen vorkommenden Substrattypen. Die detailliertere Analyse der Station JU₁₈ verdeutlicht diesen Aspekt. Dort wurde bei gleichen Umgebungsbedingungen die Radiance Reflectance der Wasseroberfläche nebeneinander über Makrophyten und über Substrat gemessen. Bei dem Spektrum, das über Substrat gemessen wurde, ergibt die Klasse Algenbelag die Wassertiefe mit dem geringsten relativen Fehler. Die an der jeweiligen Station vorkommende Untergrundklasse stimmt meistens nicht mit der an dieser Station am besten für die inverse Modellierung geeigneten Untergrundklasse überein (vgl. Kreuze auf der Heatmap Abb. 35).

Um die Oberfläche des Substrats zu erfassen, wurden zusätzlich zu den mit dem Bodengreifer beschafften Proben im direkten Uferbereich Feldspektrometermessungen durchgeführt. Da die Messkampagne mitten in der Trockenzeit stattfand, war der Wasserspiegel der Laguna Huacracocha um einige Meter niedriger. Aus diesem Grund konnte an Standorten gemessen werden, an denen kürzlich noch Wasser stand. Der Untergrund wurde befeuchtet, um subhydrischen Bedingungen zu simulieren. Um störende Sonnenreflexionen aufgrund eines dünnen Wasserfilms zu vermeiden, können die Messungen erst nach vollständiger Versickerung des Wassers durchgeführt werden. Der Boden hat bei den Messungen meist keine Wassersättigung erreicht. Nach METZGER et al. (2023, S. 2) hat der Wassergehalt jedoch einen großen Einfluss auf das Spektrum der Bodenproben. Weitere potenzielle Unsicherheiten von Feldspektrometermessungen sind eine raue Oberfläche und Heterogenitäten in der Probe wie beispielsweise kleine Steine und Pflanzenrückstände. Auch die organische Zusammensetzung des Belags ändert sich bei dem seit mehreren Tagen angetrockneten Untergrund des Uferbereiches.

Die vom Feldspektrometer erfasste Fläche einer Untergrundprobe beträgt wenige Quadratzentimeter. Die räumliche Auflösung von Sentinel-2 ist dagegen je nach Kanal zwischen 10 m und 60 m (ESA 2012). Die Aufnahmen der Unterwasserkamera zeigen eine sehr kleinskalige Variabilität des Untergrunds des Junínsees. Beispielsweise wechseln im nordwestlichen Delta innerhalb von wenigen Dezimetern niedriger Bewuchs mit vegetationslosem Boden und weiter in Richtung der Seemitte schwarzes

Seesubstrat mit braungrünlichem fleckigen Belag. Vom Satelliten wird auflösungsbedingt immer eine Mischung verschiedener Untergrundtypen aufgenommen. Auch bei der Messung mit dem Feldspektrometer aus dem Boot ist es nicht möglich, die Optik exakt auf die Wasseroberfläche oberhalb der Stelle, an der anschließend der Bodengreifer die Probe in mehreren Metern Tiefe entnehmen wird, auszurichten. Es wäre zu empfehlen, bei zukünftigen Messkampagnen eine größere Anzahl an Messungen vorzunehmen und eine zur Pixelgröße des Satelliten passenden Fläche abzudecken, um bei heterogenem Untergrund eine bessere Vergleichbarkeit zu erzielen. Um die Oberfläche des Seeuntergrunds nicht zu zerstören, könnten Messungen mit einem Unterwasserspektrometer durchgeführt werden.

6.4 Anwendung der Untergrundklassen für die Bathymetrie

In diesem Absatz wird diskutiert, wie gut die in dieser Arbeit abgeleitete spektrale Datenbank der Untergrundtypen für die Wassertiefenbestimmung durch inverse Modellierung geeignet ist. Außerdem wird eine Empfehlung gegeben, auf welche Klassen die Datenbank reduziert werden könnte.

Zuerst sollte beachtet werden, dass in das Modell nur der Mittelwert der Albedo der jeweiligen Untergrundklasse eingelesen wird. Die Einzelmessungen einer Substratprobe unterliegen jedoch Schwankungen, die auf deren Heterogenität zurückzuführen sind (METZGER et al. 2023). Um die Variabilität der Probe abzubilden, wurde die Optik während der Messung leicht über dem Objekt hin und her bewegt. Einzelne Ausreißer wurden gelöscht und bei sehr großer Variabilität wurden die Einzelmessungen in zwei Gruppen aufgeteilt. Als Kriterium diente die Standardabweichung der Einzelmessungen einer Probe, die auf 0,15 begrenzt wurde (siehe Abb. 16). Durch das Zusammenführen mehrerer Proben zu einer Untergrundklasse wird jedoch wieder eine höhere Standardabweichung pro Klasse erreicht. Die Kurvenverläufe der Mittelwerte der Klassen unterscheiden sich zwar, die Bereiche der Standardabweichungen überlappen sich aber teilweise (siehe Abb. 30 und Abb. 28). Das bedeutet, dass einzelne Teilmessungen auch anderen Klassen zugeordnet werden könnten.

Bei der Bestimmung der Wassertiefe aus den Feldspektrometermessungen ergaben sich für die Klassen Algenbelag, Makrophyten und Aufwuchs bei vielen Messstationen ähnliche Ergebnisse (siehe Abb. 35 und Abb. 36). Weitere Gruppen an Untergrundklassen mit oftmals ähnlichen Ergebnissen der Wassertiefe bilden die Substratypen 1/4/7 und 3/6. Die Ähnlichkeit der genannten Klassen zueinander wird auch bei der Betrachtung der Spektralverläufe deutlich (siehe Abb. 30). Diese Klassen

können jeweils zu Obergruppen zusammengefasst werden. Die Klassen Substrattyp 3 und 6 wurden beide aus einer Mischung von Messungen an der Laguna Huacra-cocha und aus Ufermessungen am Junínsee gebildet. Die inverse Modellierungen der Feldspektrometermessungen ergaben für diese beiden Substrattypen größtenteils sehr ähnliche Wassertiefen. Bei der inversen Modellierung des Sentinel-2 Satellitenbildes unterscheiden sich die Bathymetriekarte von Substrattyp 3 und 6 (siehe Abb. 38 und Abb. 40). Die Unterschiede können aber auf das künstliche Intelligenz Modul WASI-AI zurückgeführt werden, denn die Validierungsplots von Substrattyp 3 und 6 ähneln sich, wenn die durch WASI-AI erzeugten Wassertiefen entfernt und somit ausschließlich durch inverse Modellierung ermittelte gegenüber gemessenen Wassertiefen aufgetragen werden (siehe Abb. 41). Weiteres zur Bewertung von WASI-AI ist in Kapitel 6.2 aufgeführt. Auch bei der Zonierung sind die beiden Substrattypen für die einzelnen Bereiche jeweils ähnlich gut bzw. weniger gut geeignet. Ausnahme bildet die Zone E im Norden des Junínsees, die mit dem Substrattyp 6 gut und mit Substrattyp 3 nur fehlerhaft modelliert werden konnte. Auch bei der inversen Modellierung der Feldspektrometerdaten werden bei einigen Stationen im Norden des Junínsees bessere Wassertiefenergebnisse mit Substrattyp 6 erzielt (vgl. Abb. 36). Somit kann Substrattyp 3 und 6 zusammengefasst werden oder sich nur Substrattyp 6 beschränkt werden. Für die anderen Obergruppen (Algenbelag/Makrophyten/Aufwuchs und Substrattyp 1/4/7) ist eine solche Aussage nicht ohne weiteres möglich, denn an manchen Stationen wird nur mit einer der Klassen eine Wassertiefe mit geringem relativen Fehler ermittelt, während die anderen ähnlichen Klassen große Abweichungen der Wassertiefe ergeben. Beispielsweise werden bei JU₁₇, JU₁₄, JU₁₅ nur mit Algenbelag bzw. Makrophyten die Wassertiefe mit hoher Genauigkeit ermittelt (relative Fehler: 13 - 20 %), während mit der jeweils anderen Klasse sich relative Fehler von 35 % bis über 100 % ergeben. Mit Substrattyp 7 ergeben sich an manchen Messstationen deutliche Abweichungen zu den Wassertiefenergebnissen mit anderen Untergrundtypen. So wurde beispielsweise mit dem Wasserspektrum JU_{18_{sed}} mit sämtlichen Untergrundklassen eine Überschätzung der Wassertiefe berechnet, mit dem Substrattyp 7 jedoch eine Unterschätzung bzw. der umgedrehte Fall für Station JU₁₆. Generell sollte beachtet werden, dass die Ermittlung der Wassertiefe durch den Strahlungstransfer des Lichts bei einem sehr dunklen Untergrund erschwert ist. Dunkler Boden lässt sich kaum von tiefem Wasser unterschieden werden, weshalb sich Überschätzungen der Wassertiefe ergeben (LEGLEITER et al. 2009, S. 51). Außerdem kann der Inversionsalgorithmus je nach gewählten Einstellungen in die falsche Richtung des mehrdimensionalen Parameterraums laufen. Die Inversion endet dann vorzeitig, bevor das richtige Spektrum mit gut passenden Parametern gefittet wurde (GEGER & ALBERT 2006, S. 96).

6.5 Übertragbarkeit der spektralen Datenbank

Im Zuge der Messkampagne wurde eine spektrale Datenbank der Untergrundtypen verschiedener Seen des Andenhochlands erstellt. Dadurch konnte die Wassertiefenbestimmung durch physikalische Modellierung auf die regionalen Gegebenheiten des Junínsees angepasst werden. Ein Ziel ist es, diese Datenbank auch für die Gewässerfernerkundung anderer Seen im Andenhochland anwenden zu können. Im Zuge des Projekts ProGIRH wurde die lokale Wasserbehörde in der Anwendung geschult und die Datenbank übergeben. In Kapitel 6.6 ist ein kurzer Leitfaden, wie bei der SDB vorgegangen werden kann, zusammengestellt. Tests der erreichbaren Genauigkeit der Wassertiefe bei anderen Seen müssen nun von der zuständigen peruanischen Behörde durchgeführt werden.

Durch die Aufnahme der Untergrundspektren an den drei sehr unterschiedlichen Seen, Junínsee, Laguna Lasuntay und Laguna Huacracocha, kann eine große Bandbreite verschiedenere Untergrundtypen abgebildet werden. Einige Untergrundklassen kommen ausschließlich an einem der untersuchten Seen vor. Beispiele hierfür sind der Substrattyp 1 für die Laguna Lasuntay oder Substrattypen 2, 7 und die Klasse der Makrophyten (gebildet aus Arten der Familie der Characeae) für den Junínsee. Andere Untergrundklasse wiederum wurden aus einer Mischung von Proben verschiedener Seen gebildet. Beispielsweise wurden die Spektren für Substrattyp 3 und 6 aus Feldspektrometermessungen der Laguna Huacracocha und Ufermessungen des Junínsees abgeleitet. Der Substrattyp 4 wurde aus Seesubstraten der Laguna Lasuntay und des Junínsee gebildet. Am Junínsee wurden somit sowohl mit der Laguna Lasuntay, wie auch mit der Laguna Huacracocha vergleichbare Untergrundtypen aufgenommen. Obwohl die beiden kleinen Gebirgsseen im Einzugsgebiet des Shullcas nur 14 km Kilometer auseinanderliegen, wurden keine Untergrundspektren gefunden, die einer gemeinsamen Klasse zugeordnet werden konnten. Eine Erklärung hierfür ist, dass sich die direkte Umgebung der beiden Gewässer deutlich unterscheidet. Die Laguna Lasuntay ist umgeben von einer teilweise bewachsenen Geröllhalde und hat einen hohen Eintrag an Sediment aufgrund des sich oberhalb befindenden Hängegletschers Huaytapallana. Bei der vollständigen Datenbank sind auch einige weitere, für den Junínsee nicht relevante Untergrundklassen mit gröberen Sediment des Geröllfelds enthalten. Die Laguna Huacracocha liegt in einem Hochmoor und ist geprägt von einem hohen Eintrag an Huminstoffen. Die Landbedeckung der Umgebung ähnelt der des Junínsees (vgl. Abb. 7 und Abb. 46 im Anhang). Die deutlich größere Fläche des Junínsees kann eine Begründung der größeren Vielfalt an verschiedenen Untergrundtypen sein. Außerdem wurden am Junínsee deutlich mehr Messproben genommen als an den anderen beiden See. Es wurde versucht,

die Vielfalt der vorkommenden Substrate möglichst umfangreich abzubilden und somit auch seltener vorkommende Untergrundtypen vermessen. Dadurch wird die Wahrscheinlichkeit erhöht, auch an anderen Seen vorkommende Untergrundtypen aufzunehmen. Zusammengefasst kann festgestellt werden, dass ähnliche Spektren einzelner Untergrundtypen an unterschiedlichen Seen auftreten können. Dies spricht für die Übertragbarkeit der spektralen Datenbank auch an andere Seen des Andenhochlands.

Die Beschreibung der Untergrundklassen nach optischen Gesichtspunkten ist nur begrenzt möglich. Während es sich bei Substrattyp 3 und 6 um braunes Substrat mit unterschiedlich hohem organischen Gehalt handelt und Substrattyp 4 und 7 aus dunklem bis schwarzem subhydrischen feinkörnigen Sediment besteht, ist eine zusammenfassende Beschreibung der Proben des Substrattyps 1, 2 oder 5 schwierig (siehe Abb. 29. Verschiedene Studien (z.B. METZGER et al. 2023, VISCARRA ROSSEL et al. 2016) zeigen auf, dass durch Spektroskopie verschiedene Parameter der chemischen, physikalischen und mineralogischen Zusammensetzung des Bodens bestimmt werden können. Beispiele hierfür ist der Ton- und Sandgehalt, der pH-Wert, der Anteil organischen und anorganischen Kohlenstoffs, die Kationenaustauschkapazität, der Gesamtstickstoff und das pflanzenverfügbare Magnesium. Durch wellenlängenabhängigen Absorptionseigenschaften können Rückschlüsse auf die verschiedenen Inhaltsstoffe und bodenkundlichen Eigenschaften gezogen werden. VISCARRA ROSSEL et al. (2016) beschreiben die Zusammenhänge zwischen Spektren, Bodentypen, Landbedeckung und Geographie. Sie erstellten eine globale spektrale Datenbank, um Bodeneigenschaften zu bestimmen. Umgekehrt sollte es möglich sein, wenn gewisse Bodeneigenschaften und räumliche Informationen für das Gebiet vorliegen, passende Untergrundspektren zu wählen. Für die Bathymetrie ist hierbei nur der Wellenlängenbereich relevant, der nicht vom Wasser absorbiert wird relevant (sichtbares Licht). Durch eine bodenkundliche Untersuchung der Untergrundproben hätten gegebenenfalls gemeinsame Eigenschaften der Untergrundklassen festgestellt werden können. Diese Eigenschaften könnten hilfreich sein beim Zuteilen der bestehenden Klassen zu weiteren Seen. Aus diesem Grund sollten bei zukünftigen Messkampagnen auch weitergehende Untersuchungen von Bodenproben in Erwägung gezogen werden.

6.6 Leitfaden zur SDB mit optischen Spektren

In Abbildung 45 ist ein knapper Leitfaden dargestellt, wie man bei der satellitengestützten Bathymetrie durch inverse Modellierung von optischen Spektren vorgehen kann. In Grün sind die Ergebnisse der einzelnen Arbeitsschritte dargestellt, rote

Felder verdeutlichen die Grenzen der Anwendung und in Grau sind einige Empfehlungen zu den einzelnen Schritten zusammengefasst.

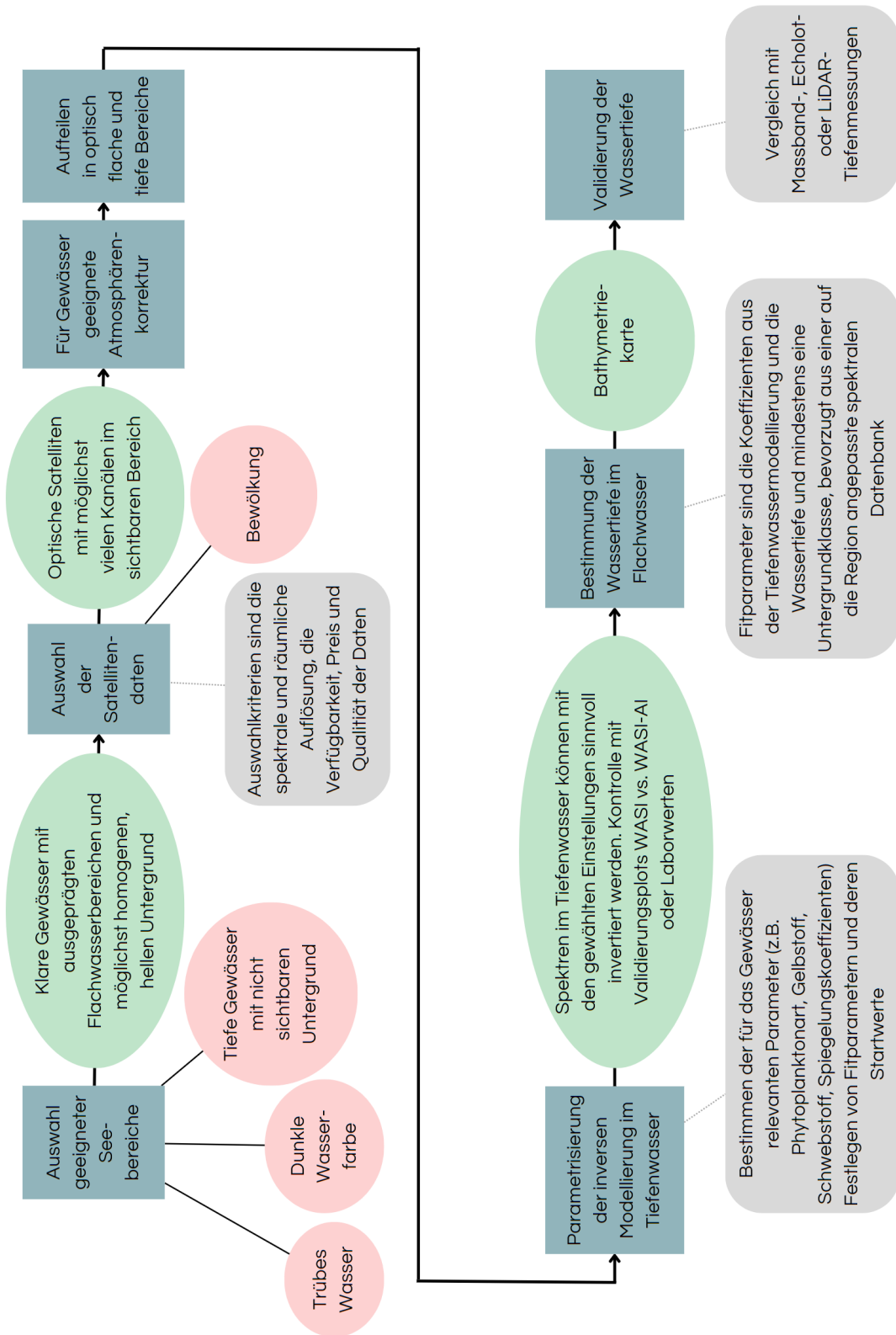


Abb. 45: Leitfaden für die SDB durch inverse Modellierung optischer Spektren

7 Zusammenfassung und Fazit

In der Arbeit wurde untersucht, wie die durch optische Spektren ermittelte Wassertiefe vom Untergrund des Sees abhängt. Um das Modell an die regionalen Gegebenheiten der Anden anzupassen, wurde eine spektrale Datenbank mit zehn Untergrundklassen erstellt. Diese kann nun auch für Untersuchungen an weiteren Seen verwendet werden. Die Genauigkeit der Bestimmung der Wassertiefe wurde sowohl für hochaufgelöste Feldspektrometermessungen wie auch für Sentinel-2 Satellitendaten ermittelt. Dafür wurden die durch inverse Modellierung der Reflexionsspektren ermittelten Wassertiefen mit in situ gemessenen Wassertiefen verglichen. Dadurch können nun die drei Forschungsfragen aus der Einleitung beantwortet werden:

Wie genau und bis zu welcher Wassertiefe lässt sich die Bathymetrie aus Feldspektrometermessungen im Junínsee ermitteln?

Die Bathymetrie des Junínsees lässt sich aus Feldspektrometermessungen bis zu einer Tiefe von 6 m ermitteln. An diesen Messstationen ist eine auf den Seegrund herabgelassene Secci-Scheibe noch mit den Augen sichtbar, was bedeutet, dass Licht den Wasserkörper bis zum Untergrund durchdringt. Die Abweichungen zwischen den ermittelten und gemessenen Wassertiefen betragen 0 % bis 69 %, in Ausnahmen jedoch auch über 100 %. Die Genauigkeit der Wassertiefenermittlung nimmt mit zunehmender Tiefe ab. Die Ausführung der Feldspektrometermessungen, die Lage im See und der Untergrund haben einen Einfluss auf das Ergebnis.

Wie beeinflusst der Untergrund das Ergebnis?

Es wurden 54 Feldspektrometermessungen von Seesubstrat und Untergrund des Ufers dreier sehr unterschiedlichen Seen des Andenhochlands (Junínsee, Laguna Lasuntay und Laguna Huacracocho) durchgeführt. Aus diesen wurden zehn Untergrundklassen gebildet. Die Klassifizierung erfolgte hierbei nach der Form der Spektren. Der Einfluss des Untergrunds auf die Bathymetrie wurde anhand von Feldspektrometermessungen der Wasseroberfläche untersucht, da diese radiometrisch deutlich hochaufgelöster und weniger durch die Atmosphäre beeinflusst sind als Satellitendaten. Die Untersuchungen am Junínsee zeigen auf, dass nicht immer der an einer Position vorherrschende Untergrundtyp die höchste Genauigkeit der Wassertiefe aus inverser Modellierung ergibt. Die Wahl der Untergrundklasse kann das Ergebnis deutlich beeinflussen. So schwankte beispielsweise an einer Station mit einer gemessenen Wassertiefe von 1,86 m die ermittelte Wassertiefe je nach gewählter Untergrundklasse zwischen 1,96 m und 3,09 m. Bei der inversen Modellierung der Feldspektrometerdaten wurden mit den Untergrundklassen Algenbelag, Makrophyten, Aufwuchs, Substrattyp 2 und Substrattyp 6 die höchsten Übereinstimmungen mit in situ ge-

messenen Wassertiefen erreicht. So ergibt sich für die Klasse der Makrophyten für Stationen bis 6 m eine mittlere absolute Abweichung von 81 cm und für Stationen bis 2 m Tiefe 24 cm (R^2 0,67 bzw. 0,58).

Wie genau und bis zu welcher Wassertiefe lässt sich die Bathymetrie aus Satellitendaten (Sentinel-2) im Junínsee ermitteln?

Satellitendaten sind im Vergleich zu Feldspektrometernmessungen deutlich schlechter spektral aufgelöst. Außerdem sind die Spektren ein Mittel der Reflexionen einer Pixelfläche und durch die Atmosphäre verfälscht. Mit dem Sentinel-2 Bild vom 24.06.2023 wurden nur Gebiete mit Wassertiefen bis maximal 3 m untersucht. Bei der Ermittlung der Wassertiefe mit dem künstlichen Intelligenz Modul WASI-AI ergibt sich unabhängig vom Untergrundtyp eine breite Streuung mit Werten von zum Teil über 10 m, eine Clusterung von Werten und nur sehr niedrige Korrelationen zu den gemessenen Wassertiefen. Die Clusterbildung entsteht durch das künstliche Intelligenzmodul, weshalb die damit ermittelten Werte für die weiteren Analysen entfernt wurden. Außerdem wurde der SAngle, ein Qualitätsmaß des gefitteten zum gemessenen Spektrum, analysiert. Werte mit einem niedrigen SAngle befinden sich oftmals näher an der 1:1-Geraden der Validierungsplots. Durch das Ausmaskieren von Wassertiefen über 3 m und SAngle über 0,09 werden Korrelationsmaße nach Pearson von 0,22 (Substrattyp 3) bis 0,34 (Makrophyten) erreicht. Durch die Einteilung des Sees in Zonen kann die Korrelation für einige Gebiete leicht erhöht werden. Der Vergleich zwischen der Fehlerverteilung und Satellitenbildern bzw. Drohnenaufnahmen zeigen, dass fehlerhafte Bereiche oftmals stark mit Makrophyten bewachsen sind.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die Ermittlung der Wassertiefe durch inverse Modellierung möglich ist. Die Genauigkeit der Ergebnisse wird aber von der radiometrischen Auflösung der Spektren und dem Untergrund beeinflusst. Das Projekt ProGIRH beruht auf der Zusammenarbeit zwischen deutschen Forschungsinstituten und peruanischen Behörden. Durch die Etablierung von Fernerkundungstechniken können in Zukunft auch Informationen über abgelegene, schwer erreichbare Gebiete gewonnen werden. Die satellitengestützte Bathymetrie kann verwendet werden, um die Wasserverfügbarkeit zu berechnen und so die Wasserversorgung für die Bevölkerung zu verbessern. Weitere Parameter, die gleichzeitig bei der inversen Modellierung von optischen Spektren bestimmt werden, können die Wasserqualität der Seen beschreiben. So wird unter anderem die Phytoplankton- und Chlorophyllkonzentration ermittelt, die eine Aussage über den eutrophen Zustand des Gewässers geben kann. Durch Gewässerfernerkundung können die stark vom Klimawandel betroffenen Seen der Anden kontinuierlich überwacht und gegebenenfalls Schutzmaßnahmen eingeleitet werden.

Literatur

- ACOLITE (2021): ACOLITE User Manual. Techn. Ber. https://odnature.naturalsciences.be/downloads/remsem/acolite/acolite_manual_20210802.0.pdf (Zuletzt geöffnet: 02.02.204).
- ADLER, C., WESTER, P., BHATT, I., HUGGEL, C., INSAROV, G. E., MORECROFT, M. D., MUCCIONE, V. und A., P. (2022): Cross-Chapter Paper 5: Mountains. In: Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Hrsg. von H.-O. PÖRTNER, D. C. ROBERTS, M. TIGNOR, E. S. POLCZANSKA, K. MINTENBECK, A. ALEGRÍA, M. CRAIG, S. LANGSDORF, S. LÖSCHKE, V. MÖLLER, A. OKEM und B. RAMA. Cambridge, UK und New York, USA: Cambridge University Press, S. 2273–2318.
- ALBRIGHT, A. und GLENNIE, C. (2021): Nearshore Bathymetry From Fusion of Sentinel-2 and ICESat-2 Observations. In: IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 18.5, S. 900–904.
- ALEVIZOS, E., LE BAS, T. und ALEXAKIS, D. D. (2022): Assessment of PRISMA Level-2 Hyperspectral Imagery for Large Scale Satellite-Derived Bathymetry Retrieval. In: Marine Geodesy, 45.3, S. 251–273.
- ALEVIZOS, E., OIKONOMOU, D., ARGYRIOU, V. A. und ALEXAKIS, D. D. (2022): Fusion of Drone-Based RGB and Multi-Spectral Imagery for Shallow Water Bathymetry Inversion. In: Remote Sensing, 14.5, S. 1–18.
- ALMAR, R., BERGSMA, E. W. J., THOUMYRE, G., BABA, M. W., CESBRON, G., DALY, C., GARLAN, T. und LIFERMANN, A. (2021): Global Satellite-Based Coastal Bathymetry from Waves. In: Remote Sensing, 13.22, S. 1–13.
- AMANTE, C. J. und EAKINS, B. W. (2016): Accuracy of interpolated Bathymetry in Digital Elevation Models. In: Journal of Coastal Research, 76, S. 123–133.
- ASHPHAQ, M., SRIVASTAVA, P. K. und MITRA, D. (2023): Preliminary examination of influence of Chlorophyll, Total Suspended Material, and Turbidity on Satellite Derived-Bathymetry estimation in coastal turbid water. In: Regional Studies in Marine Science, 62, S. 1–12.
- AVANTES (2021): EVO Series with CMOS detector: StarLine AvaSpec-ULS2048CL-EVO Spectrometer. Techn. Ber. <https://www.avantes.com/products/spectrometers/starline/avaspec-uls2048cl-evo/> (Zuletzt geöffnet 16.11.2023).
- AVANTES (o. J.): Optical Spectrometers: An introduction. <https://www.avantes.com/support/theoretical-background/introduction-to-spectrometers/> (Zuletzt geöffnet: 12.03.2024).
- BRANDO, V. E., ANSTEE, J. M., WETTLE, M., DEKKER, A. G., PHINN, S. R. und ROELFSEMA, C. (2009): A physics based retrieval and quality assessment

- of bathymetry from suboptimal hyperspectral data. In: *Remote Sensing of Environment*, 113.4, S. 755–770.
- CASAL, G., HARRIS, P., MONTEYS, X., HEDLEY, J., CAHALANE, C. und MCCARTHY, T. (2019): Understanding satellite-derived bathymetry using Sentinel 2 imagery and spatial prediction models. In: *GIScience & Remote Sensing*, 57.3, S. 271–286.
- CESEL INGENIEROS (2006): Estudio de Plan de Manejo Ambiental de las Operaciones de Embalse y Desembalse del Lago Chinchaycocha. Techn. Ber.
- CHYBICKI, A., SOSNOWSKI, P., KULAWIAK, M., BIELIŃSKI, T., KORLUB, W., ŁUBNIEWSKI, Z., KEMPA, M. und PARZUCHOWSKI, J. (2023): Study of various machine learning approaches for Sentinel-2 derived bathymetry. In: *PLOS ONE*, 18.9, S. 1–18.
- CUSTODIO, M., CHIRINOS, C. und PENALOZA, R. (2020): Behavior of Physicochemical Parameters and Potentially Toxic Metals in Surface Water Evaluated by Means of Multimetric Indices: a Case Study in a Protected Natural Area of Peru. In: *Pol. J. Environ. Stud.* 29.3, S. 2111–2123.
- DE KEUKELAERE, L., STERCKX, S., ADRIAENSEN, S., KNAEPS, E., REUSEN, I., GIARDINO, C., BRESCIANI, M., HUNTER, P., NEIL, C., VAN DER ZANDE, D. und VAICIUTE, D. (2018): Atmospheric correction of Landsat-8/OLI and Sentinel-2/MSI data using iCOR algorithm: validation for coastal and inland waters. In: *European Journal of Remote Sensing*, 51.1, S. 525–542.
- DEEPER (2023): Deeper Smart Sonar CHIRP+. Techn. Ber. https://deepersonar.com/de/de_de/manual/deeper-smart-sonar-chirp-plus (Zuletzt geöffnet: 16.11.2023).
- DEFOIN-PLATEL, M. und CHAMI, M. (2007): How ambiguous is the inverse problem of ocean color in coastal waters? In: *Journal of Geophysical Research*, 112.3, S. 1–16.
- DINESEN, L., CHAMORRO, A., FJELDSÅ, J. und AUCCA, C. (2018): Long-term declines in waterbirds abundance at Lake Junín, Andean Peru. In: *Bird Conservation International*, 29.1, S. 83–99.
- DUPLANČIĆ LEDER, T., BAUČIĆ, M., LEDER, N. und GILIĆ, F. (2023): Optical Satellite-Derived Bathymetry: An Overview and WoS and Scopus Bibliometric Analysis. In: *Remote Sensing*, 15.5, S. 1–27.
- ESA, EUROPEAN SPACE AGENCY (2012): Copernicus: Sentinel-2. Techn. Ber. <https://www.eoportal.org/satellite-missions/copernicus-sentinel-2> (Zuletzt geöffnet: 01.02.2024).
- FLUSCHE, M. A., SELTZER, G., RODBELL, D., SIEGEL, D. und SAMSON, S. (2005): Constraining water sources and hydrologic processes from the isotopic analysis

- of water and dissolved strontium, Lake Junin, Peru. In: *Journal of Hydrology*, 312.1, S. 1–13.
- FRAZIER, A. E. und HEMINGWAY, B. L. (2021): A Technical Review of Planet Smallsat Data Practical Considerations for Processing and Using PlanetScope Imagery. In: *Remote Sensing*, 13.19, S. 1–112.
- GAO, B.-C., MONTES, M. J., DAVIS, C. O. und GOETZ, A. F. (2009): Atmospheric correction algorithms for hyperspectral remote sensing data of land and ocean. In: *Remote Sensing of Environment*, 113.1, S. 17–S24.
- GEGE, P. und ALBERT, A. (2006): A tool for inverse modeling of spectral measurements in deep and shallow waters. In: *Remote sensing of aquatic coastal ecosystem processes. Remote Sensing and Digital Image Processing*. Hrsg. von L. RICHERARDSON und E. LEDREW. Bd. 9. Dordrecht: Springer, S. 81–109.
- GEGE, P. (2004): The water color simulator WASI: an integrating software tool for analysis and simulation of optical in situ spectra. In: *Computers & Geosciences*, 30.5, S. 523–532.
- GEGE, P. (2012): Analytic model for the direct and diffuse components of downwelling spectral irradiance in water. In: *Applied Optics*, 51.9, S. 1407–1419.
- GEGE, P. (2014): WASI-2D: A software tool for regionally optimized analysis of imaging spectrometer data from deep and shallow waters. In: *Computers & Geosciences*, 62, S. 208–215.
- GEGE, P. (2021): The Water Colour Simulator WASI. User manual for WASI version 6. *Techn. Ber.*, S. 1–125.
- GEGE, P. und GROETSCH, P. (2016): A spectral model for correcting sun glint and sky glint. In: *Conference paper: Ocean Optics XXIII*, S. 1–10.
- HARTMANN, K., REITHMAIER, M., KNAUER, K., WENZEL, J., KLEIH, C. und HEEGE, T. (2023): Satellite-derived bathymetry online. In: IHO (International Hydrographic Organization). <https://ihr.iho.int/articles/satellite-derived-bathymetry-online-validation-study-upscaling-sdb-sdb-potential/> (Zuletzt geöffnet: 29.02.2024).
- HEIKKINEN, A. M. (2021): Climate change, power, and vulnerabilities in the Peruvian Highlands. In: *Regional Environmental Change*, 21.3, S. 1–14.
- INAIGEM, INVENTARIO NACIONAL DE GLACIARES (2018): Las Cordilleras Glaciares del Perú. <https://repositorio.inaigem.gob.pe/items/69842963-64e0-4de9-9c24-f886a5c5a40d> (Zuletzt geöffnet: 10.02.2024).
- INEI, INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA (2018): Junín. Resultados definitivos. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1576/12TOMO_01.pdf (Zuletzt geöffnet: 09.02.2024).

- LAI, W., LEE, Z., WANG, J., WANG, Y., GARCIA, R. und ZHANG, H. (2022): A Portable Algorithm to Retrieve Bottom Depth of Optically Shallow Waters from Top-Of-Atmosphere Measurements. In: *Journal of Remote Sensing*, 2022, S. 1–16.
- LE QUILLEUC, A., COLLIN, A., JASINSKI, M. F. und DEVILLERS, R. (2021): Very High-Resolution Satellite-Derived Bathymetry and Habitat Mapping Using Pleiades-1 and ICESat-2. In: *Remote Sensing*, 14.1, S. 1–23.
- LEE, Z., CARDER, K. L., MOBLEY, C. D., STEWARD, R. G. und PATCH, J. S. (1998): Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model. In: *Applied Optics*, 37.27, S. 6329–6338.
- LEE, Z., SHANGGUAN, M., RODRIGO, G. A., LAI, W., LU, X., WANG, J. und YAN, X. (2021): Confidence Measure of the Shallow-Water Bathymetry Map Obtained through the Fusion of Lidar and Multiband Image Data. In: *Journal of Remote Sensing*, 2021, S. 1–16.
- LEGLEITER, C. J., ROBERTS, D. A. und LAWRENCE, R. L. (2009): Spectrally based remote sensing of river bathymetry. In: *Earth Surface Processes and Landforms*, 34.8, S. 1039–1059.
- LUMBAN-GAOL, Y. A., OHORI, K. A. und PETERS, R. Y. (2021): Satellite-derived bathymetry using convolutional neural networks and multispectral Sentinel-2 images. In: *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* S. 201–207.
- LYZENGA, D. R. (1978): Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features. In: *Applied Optics*, 17.3, S. 379–383.
- LYZENGA, D. R. (1985): Shallow-water bathymetry using combined lidar and passive multispectral scanner data. In: *International Journal of Remote Sensing*, 6.1, S. 115–125.
- MALANDO ORÉ, E. M., AGUILAR CÁCERES, M. A. und MAURO, R. C. (2022): Área de Conservación Regional Huaytapallana. Biodiversidad, paisajes y ritos. <http://hdl.handle.net/20.500.12894/7931> (Zuletzt geöffnet: 07.02.2024).
- MANTAS, V. und CARO, C. (2023): User-Relevant Land Cover Products for Informed Decision-Making in the Complex Terrain of the Peruvian Anden. In: *Remote sensing*, 15, S. 1–29.
- MARITORENA, S., MOREL, A. und GENTILI, B. (1994): Diffuse reflectance of oceanic shallow waters: Influence of water depth and bottom albedo. In: *Limnology and Oceanography*, 39.7, S. 1689–1703.
- MARK, B. G., FRENCH, A., BARAER, M., CAREY, M., BURY, J., YOUNG, K. R., POLK, M. H., WIGMORE, O., LAGOS, P., CRUMLEY, R., MCKENZIE, J. M. und LAUTZ, L. (2017): Glacier loss and hydro-social risks in the Peruvian Andes. In: *Global and Planetary Change*, 159, S. 61–76.

- METZGER, K., LIEBISCH, F., HERRERA, J. M., GUILLAUME, T., WALDER, F. und BRAGAZZA, L. (2023): The use of visible and near-infrared spectroscopy for in-situ characterization of agricultural soil fertility: A proposition of best practice by comparing scanning positions and spectrometers. In: *Soil Use and Management*, 40.1, S. 1–13.
- MINGHELLI, A., VADAKKE-CHANAT, S., CHAMI, M., GUILLAUME, M., MIGNE, E., GRILLAS, P. und BOUTRON, O. (2021): Estimation of Bathymetry and Benthic Habitat Composition from Hyperspectral Remote Sensing Data (BIODIVERSITY) Using a Semi-Analytical Approach. In: *Remote Sensing*, 13.10, S. 1–17.
- MOBLEY, C. D. (2022): *The Oceanic Optics Book*. Hrsg. von INTERNATIONAL OCEAN COLOUR COORDINATION GROUP (IOCCG). Dartmouth, NS, Canada, S. 924.
- MURUGABOOPATHI, G., RAJALAKSHMI, D. und JAYANTHAN, R. (2014): Interactive Analyses in Marine Fisheries using Passive Optical Remote Sensing Techniques. In: *Biosciences Biotechnology Research Asia*, 11.1, S. 289–293.
- NAJAR, M. A., BENSHILA, R., BENNIQUI, Y. E., THOUMYRE, G., ALMAR, R., BERGSMAN, E. W. J., DELVIT, J.-M. und WILSON, D. G. (2022): Coastal Bathymetry Estimation from Sentinel-2 Satellite Imagery: Comparing Deep Learning and Physics-Based Approaches. In: *Remote Sensing*, 14.5, S. 1–21.
- NIROUMAND-JADID, M., LEGLEITER, C. J. und BOVOLO, F. (2022): Bathymetry retrieval from CubeSat image sequences with short time lags. In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112, S. 1–19.
- NIROUMAND-JADIDI, M. und GEGER, P. (2024): WASI-AI: Synergistic Integration of AI and Physics for Retrieving Water Quality and Benthic Parameters from Multi- and Hyperspectral Images, unveröffentlicht, S. 1–15.
- NIROUMAND-JADIDI, M., BOVOLO, F., BRUZZONE, L. und GEGER, P. (2020): Physics-based Bathymetry and Water Quality Retrieval Using PlanetScope Imagery: Impacts of 2020 COVID-19 Lockdown and 2019 Extreme Flood in the Venice Lagoon. In: *Remote Sensing*, 12.15, S. 1–17.
- NV5 GEOSPATIAL SOLUTIONS (2014): ENVI Tutorial: Selected Hyperspectral Mapping Methods. <https://13harrisgeospatial-webcontent.s3.amazonaws.com/tutorials/pdfs/WholePixelHyperspectralAnalysisTutorial.pdf> (Zuletzt geöffnet: 08.03.2024).
- PAHLEVAN, N. et al. (2021): ACIX-Aqua: A global assessment of atmospheric correction methods for Landsat-8 and Sentinel-2 over lakes, rivers, and coastal waters. In: *Remote Sensing of Environment*, 258, S. 1–22.
- PARRISH, C. E., MAGRUDER, L., HERZFELD, U. et al. (2022): ICESat-2 Bathymetry: Advances in Methods and Science. In: *OCEANS 2022*. Hrsg. von IEEE. Hampton Roads, USA, S. 1–6.

- PARRISH, C. E., MAGRUDER, L. A., NEUENSCHWANDER, A. L., FORFINSKI-SARKOZI, N., ALONZO, M. und JASINSKI, M. (2019): Validation of ICESat-2 ATLAS Bathymetry and Analysis of ATLAS's Bathymetric Mapping Performance. In: Remote Sensing, 11.14, S. 1–19.
- RANNDAL, H., SIGAARD CHRISTIANSEN, P., KLIVING, P., ANDERSEN, B. O. und NIELSEN, K. (2021): Evaluation of a Statistical Approach for Extracting Shallow Water Bathymetry Signals from ICESat-2 ATL03 Photon Data. In: Remote Sensing, 13.17, S. 1–19.
- REGAN, A., SILVESTRIN, P., FERNANDEZ, D., GABRIELE, A. und LEVEQUE, N. (2016): Sentinel Convoy Synergetic observations with satellites flying in formation with european operational missions. In: Sentinel Convoy: Synergetic Earth Observation with Satellites Flying in Formation with European Operational Missions. Hrsg. von L. OUEWEHAND. Prag, Tschechien: ESA-SP, S. 1–12.
- RUTLEDGE, K., MC DANIEL, K., TENG, S., HALL, H., RAMROOP, T., SPROUT, E., HUNT, J., BOUDREAU, D. und COSTA, H. (2023): Bathymetry. In: National Geographic. <https://education.nationalgeographic.org/resource/bathymetry/> (Zuletzt geöffnet: 29.01.2024).
- SAGAWA, T., BOISNIER, E., KOMATSU, T., MUSTAPHA, K. B., HATTOUR, A., KOSAKA, N. und MIYAZAKI, S. (2010): Using bottom surface reflectance to map coastal marine areas: a new application method for Lyzenga's model. In: International Journal of Remote Sensing, 31.12, S. 3051–3064.
- SCHMÖLZER, A. (2022): EOMAP erhält Innovationspreis Bayern 2022. <https://www.eomap.com/innovationspreis-bayern-fur-eomap/> (Zuletzt geöffnet: 07.04.2024).
- SOMLAI, I. (2021a): ProGIRH-DLR: Remote sensing of water quality in the Mantaro River basin through spaceborne and ground-based acquisition of multi- and hyperspectral data. Techn. Ber., S. 1–14.
- SOMLAI, I. (2021b): SpecCon. https://gitlab.dlr.de/soml_ia/speccon (Zuletzt geöffnet: 01.02.2024).
- SPONAGEL, H., Hrsg. (2005): Bodenkundliche Kartieranleitung: mit 41 Abbildungen, 103 Tabellen und 31 Listen. 5. Aufl. Hannover: Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe.
- STUMPF, R. P., HOLDERIED, K. und SINCLAIR, M. (2003): Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types. In: Limnology and Oceanography, 48.1, S. 547–556.
- VAHTMÄE, E. und KUTSER, T. (2007): Mapping Bottom Type and Water Depth in Shallow Coastal waters with Satellite Remote Sensing. In: Journal of Coastal Research, 50, S. 185–189.

- VISCARRA ROSSEL, R. et al. (2016): A global spectral library to characterize the world's soil. In: *Earth-Science Reviews*, 155, S. 198–230.
- WHILE, S., MARTÍNEZ, B., HARTMANN, K., VERLAAN, M., THORNTON, T., LEWIS, S. und SCHAAP, D. (2017): The BASE-platform project. Deriving the bathymetry from combined satellite data. In: *Space hydrography*, 108, S. 20–23.
- WICAKSONO, P., DJODY HARAHAP, S. und HENDRIANA, R. (2024): Satellite-derived bathymetry from WorldView-2 based on linear and machine learning regression in the optically complex shallow water of the coral reef ecosystem of Kemujan island. In: *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, S. 1–10.
- WU, Z., WU, S., YANG, H., MAO, Z. und SHEN, W. (2023): Enhancing Water Depth Estimation from Satellite Images Using Online Machine Learning: A Case Study Using Baidu Easy-DL with Acoustic Bathymetry and Sentinel-2 Data. In: *Remote Sensing*, 15.20, S. 1–12.
- ZHANG, X., CHEN, Y., LE, Y., ZHANG, D., YAN, Q., DONG, Y., HAN, W. und WANG, L. (2022): Nearshore Bathymetry Based on ICESat-2 and Multispectral Images: Comparison Between Sentinel-2, Landsat-8, and Testing Gaofen-2. In: *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, S. 2449–2462.

Anhang



Abb. 46: Fotos der Laguna Lasuntay (links) und der Laguna Huacracocha (rechts) an denen zusätzlich zum Junínsee Untergrundspektren aufgenommen wurden (Fotos: P. Gege 2023).

start	min	max	step	MaxErr	fit	sv	
0	0	100	0.100	0.0100	0	0	C[0] = Concentration of phytoplankton class #0 (µg/l)
0	0	1000	0.100	0.0100	0	0	C[1] = Concentration of phytoplankton class #1 (µg/l)
0	0	1000	0.100	0.0100	0	0	C[2] = Concentration of phytoplankton class #2 (µg/l)
0	0	1000	0.100	0.0100	0	0	C[3] = Concentration of phytoplankton class #3 (µg/l)
0	0	1000	0.100	0.0100	0	0	C[4] = Concentration of phytoplankton class #4 (µg/l)
2.00	0	1000	0.100	0.0100	1	0	C[5] = Concentration of phytoplankton class #5 (µg/l)
1	0.100	1000	0.100	0.0100	1	1	C_X = Concentration of non-algal particles Type I (mg/l)
0	0	125	0.100	0.0100	0	0	C_Mie = Concentration of non-algal particles Type II (mg/l)
0	0	1	1.000E-4	1.000E-4	0	0	bbs_phy = Specific backscattering coefficient of phytoplankton (m ² /mg)
0.600	0	50.0	0.0200	0.0100	1	1	C_Y = CDOM absorption coefficient (m ⁻¹)
0.0181	0.00400	0.0250	0.00100	2.000E-5	0	0	S = Exponent of CDOM absorption (nm ⁻¹)
-1.00	-2.00	2.00	0.200	0.0500	0	0	n = Angström exponent of particle scattering
5.00	0	40.0	1	0.100	0	0	T_W = Water temperature (°C)
5.00	0.500	10.0	0.100	0.0100	0	0	Q = Anisotropy factor of Lu (1/sr)
0.0240	0	1	0.00200	1.000E-5	0	0	rho_dd = Reflection factor of Edd
0.0242	0	0.500	0.00200	1.000E-5	0	0	rho_L = Fresnel reflectance of downwelling radiance
0.0679	0	50.0	0.00500	1.000E-5	0	0	rho_ds = Reflection factor of Eds
0.2600	0	20.00	0.02000	0.001000	0	0	beta = Turbidity coefficient
1.320	-3.000	3.000	0.200	0.01000	0	0	alpha = Angström exponent of aerosols
1	0	30.0	0.100	0.0100	0	0	f_dd = Fraction of direct downwelling irradiance
1	0	30.0	0.100	0.0100	0	0	f_ds = Fraction of diffuse downwelling irradiance
0.380	0	5.00	0.0500	0.00100	0	0	H_oz = Ozone scale height (cm)
0.300	0	20.0	0.100	0.00100	0	0	WV = Precipitable water (cm)
0.330	0.100	0.900	0.0500	0.00100	0	0	f = f-factor of R
0	0	100	0.100	0.00100	0	0	z = Sensor depth (m)
1000	0	1000	0.100	0.0100	0	0	zB = Bottom depth (m)
39.6	0	89.9	5.00	0.100	0	0	sun = Sun zenith angle (°)
40.0	0	89.9	5.00	0.100	0	0	view = Viewing angle (°)
0	0	180	5.00	0.100	0	0	dphi = azimuth difference sun - observer (°)
0	0	1	0.100	0.0500	0	0	f_nw = Fraction of non-water area
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[0] = fraction of bottom type #0
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[1] = fraction of bottom type #1
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[2] = fraction of bottom type #2
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[3] = fraction of bottom type #3
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[4] = fraction of bottom type #4
0	0	10.0	0.100	0.0500	0	0	fA[5] = fraction of bottom type #5
0.100	0	10.0	0.0500	0.0500	0	0	fluo = chl-a fluorescence quantum yield
0.0100	0	1	0.00500	1.000E-5	0	0	g_dd = Fraction of sky radiance due to direct solar radiation
0.0100	-1.00	10.0	0.0100	1.000E-4	1	0	g_dsr = Fraction of sky radiance due to Rayleigh scattering
0.200	0	10.0	0.100	0.00100	1	0	g_dsa = Fraction of sky radiance due to aerosol scattering
0	0	10.0	0.100	0.00100	0	0	

Abb. 47: Parameter der Modellierung im Tiefenwasser

Erklärung

Ich erkläre mit meiner Unterschrift, dass ich die vorliegende Seminararbeit selbstständig und ohne unerlaubte fremde Hilfe angefertigt, keine anderen als die angegebenen Schriften und Hilfsmittel benutzt und die den benutzten Werken wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen kenntlich gemacht habe.

Eichstätt, 8. April 2024

Sonja Schmid