Gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung.
Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung
liegt beim Autor.

Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

ZE: Institut für Informatik, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel	Förderkennzeichen: MAZE 03F0917B
Projektleiter Prof. Dr.-Ing. Reinhard Koch	
Vorhabensbezeichnung: **MOSAIC 3 – MAZE:** Saisonale Dynamik und Vertikalverteilung der Zooplanktongemeinschaft im arktischen Ozean; Teilprojekt CAU: Automatisierte Bildanalyseverfahren (MAZE-IPP: MAZE Image Processing Pipeline)	
Laufzeit des Vorhabens: 01.11.2021–30.04.2024	
Berichtszeitraum: 01.11.2021–30.04.2024	

I. Kurzbericht zum Verwendungsnachweis

1. Ursprüngliche Aufgabenstellung und Stand der Technik

Die MAZE (MOSAiC Zooplankton Image Analysis) Image Processing Pipeline (MAZE-IPP) wurde entwickelt, um die großen Mengen an Bilddaten aus der MOSAiC-Expedition automatisiert zu analysieren. Ziel war es, eine effiziente, automatisierte Bildverarbeitung für die Erkennung von Organismen und morphologischen Merkmalen zu ermöglichen. Der wissenschaftliche und technische Ausgangspunkt war die Notwendigkeit, Daten aus verschiedenen Bildgebungssystemen (LOKI, UVP und ZooScan) zu harmonisieren und eine automatisierte Analyse der biologischen Vielfalt und Eigenschaften der abgebildeten Organismen durchzuführen. Vor Projektbeginn existierten bereits erste Schritte in der Bildverarbeitung, jedoch waren diese nicht ausreichend für die benötigte Genauigkeit und Datenmenge und existierten nicht als direkt anwendbare Softwarepakete.

2. Wissenschaftlich/technischer Stand, an den angeknüpft wurde

Zooplankton ist das zentrale Bindeglied zwischen Primärproduktion und höheren trophischen Ebenen und reagiert aufgrund seiner kurzen Lebenszyklen sehr sensibel auf klimatische Einflüsse. Es kann daher als Indikator für Umweltveränderungen dienen (Hays et al. 2005, Richardsen 2008). Entwicklungen im Bereich bildgebender Verfahren (Picheral et al. 2010, Stemmann und Boss 2012) ermöglichen seit Anfang des Jahrtausends die hochauflösende in situ Messung von Partikelgrößenspektren (Guidi et al. 2008, 2016), die Bestimmung von Partikelcharakteristika und sogar die Darstellung fragiler Komponenten der Zooplanktongemeinschaft (Biard et al. 2016, Luo et al. 2014). Darauf aufbauend wurde ein semi-automatisches Klassifikationssystem für Plankton entwickelt (Schröder et al., 2020) und als Basis für die weiterführenden Arbeiten in diesem Projekt verwendet.

3. Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Projekt wurde in mehrere Arbeitspakete (WP) unterteilt. Zunächst wurde das Rohbildmaterial aufbereitet und die Metadaten harmonisiert (WP1), insbesondere für die Bilddaten des LOKI-Systems. Anschließend erfolgte die Entwicklung und Implementierung der ersten Version der MAZE-IPP (WP2a), welche die Tools für die automatische Segmentierung und Klassifizierung

von Organismen umfasste. In WP2b lag der Fokus auf der taxonomischen Klassifizierung der Organismen, unterstützt durch MorphoCluster, ein eigens entwickeltes Tool zur visuellen Gruppierung ähnlicher Objekte. Schließlich wurden in WP2c digitale Werkzeuge zur Extraktion von morphologischen Merkmalen (z.B. Körpergröße, Größe des Ölsacks) entwickelt und implementiert. Über die Projektlaufzeit wurden die entwickelten Tools kontinuierlich verbessert, getestet und schließlich in das EcoTaxa-System integriert, welches eine effiziente Verwaltung und Analyse der Bilddaten ermöglichte.

4. Wesentliche Ergebnisse

Das Hauptziel des Projekts, die Entwicklung einer automatisierten Bildverarbeitungspipeline, wurde erfolgreich erreicht. Wichtige Ergebnisse umfassen:

- **Harmonisierung der Bilddaten**: Die Bilddaten aus LOKI, UVP und ZooScan wurden erfolgreich in das EcoTaxa-Format konvertiert und stehen nun für die automatisierte Analyse bereit.
- **Automatisierte Segmentierung und Klassifizierung**: Es wurden Modelle entwickelt, die Organismen in den Bilddaten präzise segmentieren und klassifizieren. Diese Modelle wurden in eine Pipeline integriert und ermöglichen die automatisierte Verarbeitung von Millionen von Bildern.
- **MorphoCluster**: Dieses Tool ermöglicht eine schnelle Vorsortierung von Bildern nach visueller Ähnlichkeit, was die taxonomische Klassifizierung beschleunigt.
- **Lebensgeschichtsmerkmale (Life History Traits, LHT)**: Durch den Einsatz von Deep-Learning-Modellen konnten morphologische Merkmale wie Ölsäcke und Gonaden automatisiert extrahiert und vermessen werden.
- **Schnittstelle zu EcoTaxa**: Die entwickelte Pipeline ist mit der Planktondatenbank EcoTaxa kompatibel, was eine einfache Datenverarbeitung, Speicherung und den Austausch zwischen verschiedenen Forschungseinrichtungen ermöglicht.

Zusammenarbeit mit Forschungseinrichtungen

Das Projekt wurde in enger Zusammenarbeit mit dem Alfred-Wegener-Institut (AWI) und dem Laboratoire d'Océanographie de Villefranche (LOV) durchgeführt. Diese Kooperationen waren entscheidend für die erfolgreiche Entwicklung und Implementierung der Pipeline, insbesondere durch die Bereitstellung von Serverinfrastrukturen und die taxonomische Expertise der Projektpartner.

Fazit

Die MAZE-IPP kann einen wichtigen Beitrag für die Bilddatenverarbeitung in der marinen Ökologie leisten, indem sie eine schnelle und präzise Analyse von großen Bilddatensätzen ermöglicht. Die entwickelten Tools und die Integration in das EcoTaxa-System gewährleisten, dass die Ergebnisse des Projekts langfristig von der wissenschaftlichen Gemeinschaft genutzt werden können. Die Software wurde als Open-Source-Frameworks auf der Plattform *GitHub* unter den Komponenten *MAZE-IPP, PyEcoTaxa* und *LokiData* zur Verfügung gestellt.

Gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung.
Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung
liegt beim Autor.

Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

II. Ausführlicher Sachbericht zum Verwendungsnachweis

ZE: Institut für Informatik, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel	Förderkennzeichen: MAZE 03F0917B
Projektleiter Prof. Dr.-Ing. Reinhard Koch	
Vorhabensbezeichnung: **MOSAIC 3 – MAZE:** Saisonale Dynamik und Vertikalverteilung der Zooplanktongemeinschaft im arktischen Ozean; Teilprojekt CAU: Automatisierte Bildanalyseverfahren (MAZE-IPP: MAZE Image Processing Pipeline)	
Laufzeit des Vorhabens: 01.11.2021–30.04.2024	
Berichtszeitraum: 01.11.2021–30.04.2024	

Dieses Dokument bietet einen umfassenden Überblick über die während des gesamten Projekts durchgeführten Arbeiten des ZE CAU und beschreibt die Aktivitäten und Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete im Vergleich zum ursprünglichen Projektplan. Er hebt die wichtigsten Entwicklungen, die aufgrund technischer und administrativer Herausforderungen vorgenommenen Anpassungen sowie die Gründe für diese Änderungen hervor. Der Bericht konzentriert sich auf die Entwicklung und den Einsatz der MAZE-IPP-Pipeline, die Entwicklung digitaler Werkzeuge für die automatische Bildverarbeitung und die Bemühungen um Qualitätskontrolle und Datenintegration. Jedes Arbeitspaket wird im Hinblick auf seine Übereinstimmung mit den Projektzielen bewertet, wobei die erzielten Fortschritte, die erforderlichen Änderungen und die erzielten Ergebnisse berücksichtigt werden, um ein klares Verständnis des Projektverlaufs und der Auswirkungen zu gewährleisten.

Kurzdarstellung

Die MOSAiC-Expedition[1] hat sehr viele Bilddaten von Zooplankton als Rohbilder aufgenommen und archiviert. Im Rahmen des Projekts wurde die MAZE-Image-Processing-Pipeline (MAZE-IPP) erfolgreich entwickelt und eingesetzt, wodurch die Automatisierung und Effizienz der Bildanalyse für umfassende ökologische Daten aus der MOSAiC-Expedition erheblich verbessert wurde. Zu den wichtigsten Errungenschaften gehören die Integration von Deep-Learning-Modellen für die genaue Identifizierung von Organismen und die Extraktion morphologischer Merkmale sowie die Schaffung einer nahtlosen Schnittstelle zur EcoTaxa-Datenbank für eine optimierte Datenverwaltung. Das Projekt liefert robuste, gebrauchsfertige Softwaremodule, die für die wissenschaftliche Gemeinschaft zugänglich sind.

Abbildung 1 zeigt die entwickelten Komponenten und ihr Zusammenspiel innerhalb des Software-Ökosystems.

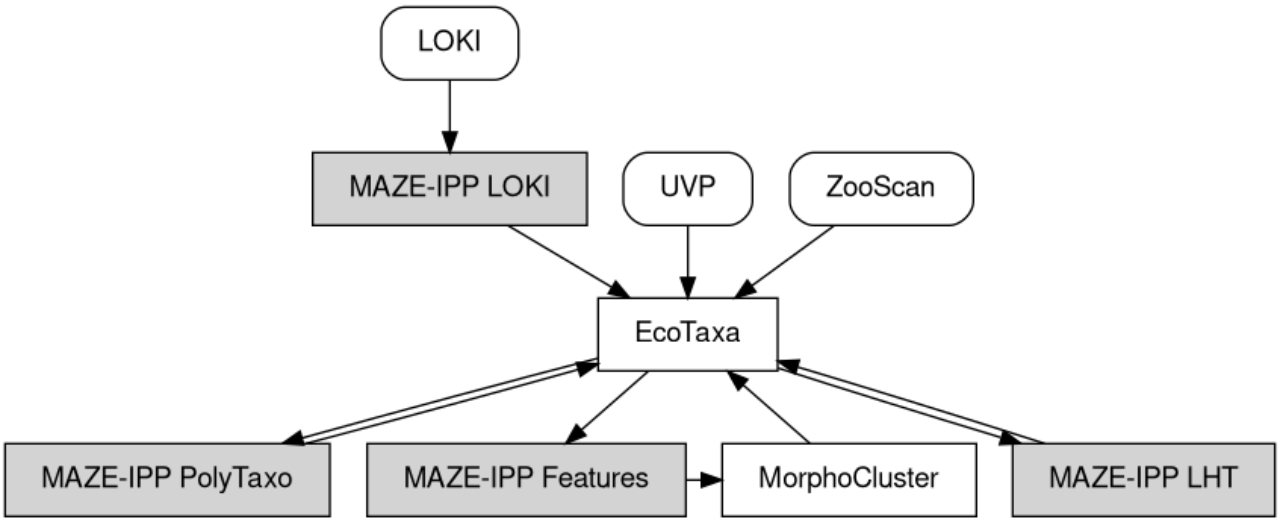

Abbildung 1: Komponenten der MAZE-Bildverarbeitungspipeline. EcoTaxa ist der zentrale Datenspeicher und das Datenaustauschformat. *MAZE-IPP LOKI* konvertiert LOKI-Rohdaten. UVP- und ZooScan-Daten werden von den jeweiligen Tools bereits im EcoTaxa-Format geliefert. *MAZE-IPP PolyTaxo* ergänzt Bildarchive mit einer vorhergesagten Klassifikation für jedes Bild. *MAZE-IPP Features* extrahiert Merkmale auf Bildebene für MorphoCluster. Annotationen aus MorphoCluster werden in EcoTaxa übernommen. *MAZE-IPP LHT* erstellt und misst Segmentierungsmasken für verschiedene Körperteile von Copepoden.

[1] https://www.awi.de/im-fokus/mosaic-expedition.html

Arbeitspakete und Meilensteine

Meilenstein	Beschreibung	Status	Kommentare
M1 (WP1)	Bildkonvertierung und Harmonisierung von Metadaten	Erreicht	Vervollständigt mit der neuen Pipeline für LOKI-Bilder
M2 (WP2a)	Entwicklung und Einsatz von MAZE-IPP v1	Erreicht (Angepasst)	MorphoCluster auf dem LOV-Server eingesetzt, EcoTaxa für die Feinsortierung verwendet
M3 (WP2c)	Unterstützung der Annotation von morphologischen Strukturen	Erreicht	Einrichtung von Werkzeugen für die Annnotation von LOKI- und ZooScan-Bildern
M4 (WP2b)	Taxonomische Klassifizierung von Organismen mit MAZE-IPP v1	Erreicht	Taxonomische Klassifikation und Qualitätskontrollinstrumente in Betrieb
M5 (WP2c)	Fertigstellung der MAZE-IPP v2-Pipeline	Erreicht	Entwicklung und Einsatz von automatischen Segmentierungs- und Klassifizierungsmodellen
M8 (WP2c)	Dokumentation, Anleitung und Veröffentlichung von fertigen Modulen für MAZE-IPP	Erreicht	Dokumentation und Veröffentlichung von Modulen
M9 (WP2b)	Projektabschlussbericht und Veröffentlichungen (wissenschaftlich/technisch).	Teilweise erreicht, anhängig	Die technischen Ergebnisse wurden bereits als online-Softwarepakete veröffentlicht. Die Arbeiten zur wissenschaftlichen Auswertung sind noch im Gange.

Arbeitspaket 1: Vorbereitung der Bilder und Harmonisierung der Metadaten

In diesem Arbeitspaket, das zusammen mit und federführend von unserem Projektpartner, dem Alfred-Wegener-Institut (AWI), durchgeführt wurde, wurden Rohbilder aus den Systemen UVP (Picheral et al. 2019), LOKI (Schulz et al. 2009) und ZooScan (Gorsky et al. 2010), die während der MOSAiC-Expedition gesammelt wurden, verarbeitet, konvertiert und einer Qualitätskontrolle unterzogen, wobei die Metadaten über alle Datensätze hinweg harmonisiert wurden. Die entsprechenden Verfahren, die für den UVP-Datensatz optimiert wurden, wurden für dieses Projekt angepasst. Die Rohbilder wurden erfolgreich konvertiert und in einem standardisierten Format in der EcoTaxa-Datenbank für Plankton (Picheral et al. 2017) zur Verfügung gestellt, so dass sie für weitere Analysen bereitstehen.

Um Qualitätsprobleme im Zusammenhang mit LOKI-Bildern (wie Beleuchtungsartefakte und Übersegmentierung) und die bestehende LOKI-Pipeline (Stabilität, Leistung) zu beseitigen, wurde eine neue Verarbeitungspipeline für LOKI-Bilder ("MAZE-IPP LOKI") implementiert. Diese Arbeit wurde während des gesamten Projekts fortgesetzt. In diesem Zusammenhang wurde eine Masterarbeit betreut, die sich mit der Korrektur von Segmentierungsfehlern in LOKI-Bildern befasste.

Damit ist der Meilenstein M1 erreicht.

MAZE-IPP LOKI

Die MAZE-IPP LOKI-Komponente[2] wurde entwickelt, um die besonderen Herausforderungen bei der Verarbeitung von Bildern zu bewältigen, die mit dem LOKI-System aufgenommen wurden, das zur Untersuchung von Plankton und anderen Meeresorganismen eingesetzt wird. Das primäre Ziel war die Verbesserung der Qualität der Vordergrundsegmentierung (Vermeidung von Über- und Untersegmentierung) angesichts häufiger Bildqualitätsprobleme wie Beleuchtungsartefakte. Zu diesem Zweck haben wir Deep-Learning-Modelle trainiert und evaluiert, um Organismen genau zu segmentieren und sie als Einzelbilder zu extrahieren. Das Modell hat eine UNet-ähnliche Architektur (Ronneberger et al. 2015) und basiert auf einem ResNet34-Backbone (He et al. 2016). Die letzte Schicht, die für die Segmentierung verantwortlich ist, gibt die Wahrscheinlichkeit aus, dass ein Pixel im Vordergrund ist. Es wurden umfangreiche Experimente durchgeführt, um verschiedene Hyperparameter und Aspekte der Architektur und des Trainingsprozesses zu optimieren.

Training: Das Modell wurde auf 1.181 Bildern trainiert, die von den Projektpartnern pixelgenau mit Vorder- und Hintergrundannotationen versehen wurden. Sie wurden im Verhältnis 66:33 in Trainings- und Validierungsdatensätze aufgeteilt. Um die Robustheit der Segmentierung zu verbessern, haben wir verschiedene Augmentierungsstrategien ausprobiert (zufällige Spiegelungen, Drehungen, Verschiebungen; zufällige Helligkeitsvariationen; MixMerge, bei dem mehrere Objekte und ihre Segmentierungsmasken in einem Bild kombiniert werden; StripeOut, bei dem zufällige Streifen des Bildes geschwärzt werden), Verlustfunktionen (gewichtete und ungewichtete Varianten des Dice Loss, Focal Loss, Cross Entropy Loss). Da nur ein relativ geringer Anteil aller Pixel eines Bildes Informationen enthält, haben wir einen maskierten Kodierer implementiert, der nur auf gültige Bildbereiche wirkt.

Nach dem Training und der Auswertung wurde das beste Modell ausgewählt und als TorchScript[3] exportiert, um es in MAZE-IPP zu verwenden.

Inferenz: Das Segmentierungsmodell wird in einer MorphoCut-Pipeline[4] verwendet, um Vordergrundpixel zu identifizieren. Die Pipeline liest eine Reihe von Rohdatenarchiven ein und erzeugt für jede Eingabe ein EcoTaxa-kompatibles Ausgabearchiv. Die Daten werden dazu

---

[2] https://maze-image-processing-pipeline.readthedocs.io/en/latest/loki.html

[3] https://pytorch.org/docs/stable/jit.html

[4] https://morphocut.readthedocs.io/en/stable/

aufbereitet (Einlesen und Zusammenführen von Telemetriedaten[5], Auffinden und Laden von Bilddateien). Dann werden Vollbilder rekonstruiert, indem alle Objekte aus diesem Bild zusammengefügt werden. Jedes Vollbild wird in 1024px*1024px große Kacheln unterteilt. Für jede Kachel sagt das Segmentierungsmodell eine Vordergrundmaske voraus. Die Kachelmasken werden wieder zusammengefügt und die einzelnen Objekte werden extrahiert und vermessen. Zu jeder ROI wird ein Maßstabsbalken hinzugefügt. Die resultierenden Bilder und Metadaten werden in einem EcoTaxa-kompatiblen Archiv gespeichert. Jeder Schritt der MAZE-IPP LOKI-Pipeline kann mithilfe einer Konfigurationsdatei angepasst werden.

Arbeitspaket 2a: Entwicklung und Einsatz von MAZE-IPP v1

Das System MAZE-IPP v1 war als eine Kombination aus MorphoCut, MorphoCluster (Schröder et al. 2020) und anderen Bildverarbeitungsanwendungen gedacht. Ursprünglich war das System für den Einsatz auf einem eigenen Server am AWI geplant. Die Installation von MorphoCluster auf den Systemen des AWI wurde jedoch aufgrund der anhaltenden administrativen und technischen Herausforderungen sowie der besseren Eignung von EcoTaxa für die detaillierte Bildsortierung verworfen. Als Zwischenlösung wurde MorphoCluster erfolgreich auf einem Server unseres Kooperationspartners, dem Laboratoire d'Océanographie de Villefranche (LOV), eingerichtet. Außerdem wurde die Entwicklung einer browserbasierten Anwendung verworfen, da die Implementierung einer neuen LOKI-Verarbeitungspipeline Priorität hatte. Stattdessen erfolgt der Zugriff auf MAZE-IPP über eine benutzerfreundliche Befehlszeilenschnittstelle.Damit wurden bedeutende Fortschritte erzielt, einschließlich der Fertigstellung und des Einsatzes der neuen LOKI-Verarbeitungspipeline auf der Grundlage von MorphoCut ("MAZE-IPP LOKI").

Wir haben auch eine Schnittstelle zur EcoTaxa-Datenbank entwickelt, die erfolgreich im PyEcoTaxa-Paket[6] implementiert wurde. Diese Schnittstelle erleichtert die nahtlose Integration und den Datenaustausch zwischen der MAZE-IPP und EcoTaxa und ermöglicht eine effiziente Datenverwaltung und weitere Analysen (siehe Abbildung 1).

Eine studentische Hilfskraft trug wesentliche Aktualisierungen zu MorphoCluster bei, um die Handhabung von Daten und die Benutzeroberfläche zu verbessern.

Merkmalsextraktoren für MorphoCluster wurden trainiert und in die Pipeline integriert ("MAZE-IPP Features").

Diese Bemühungen haben das Erreichen des Meilensteins M2 ermöglicht.

Benchmarking und Verbesserung von MorphoCluster

In einem ausführlichen Artikel (Schröder & Kiko, 2022) haben wir den MorphoCluster-Ansatz genauer analysiert. Wir simulierten die Aktionen eines MorphoCluster-Nutzers, um umfangreiche manuelle Annotationsläufe zu vermeiden. Diese Simulation wurde genutzt, um überwachte, unüberwachte und Transferrepräsentations-Lernansätze zu testen. Außerdem wurden zwei neue Clustering-Algorithmen, die speziell auf den MorphoCluster-Ansatz

[5] https://github.com/MOSAiC-Zooplankton-Image-Analyses/lokidata

[6] https://github.com/ecotaxa/pyecotaxa

zugeschnitten sind, mit dem bisher verwendeten HDBSCAN* (McInnes & Healy 2017) verglichen. Wir fanden heraus, dass gelabelte Trainingsdaten die Bildrepräsentationen verbessern, dass unüberwachtes Lernen das Transferlernen übertrifft und dass verschiedene Clustering-Algorithmen praktikable Optionen sind, je nachdem, ob Vollständigkeit, Effizienz oder Laufzeit im Vordergrund stehen. Die Simulationsergebnisse unterstreichen unsere frühere Feststellung, dass MorphoCluster sehr effizient und präzise ist. (Siehe Abbildung 2.)

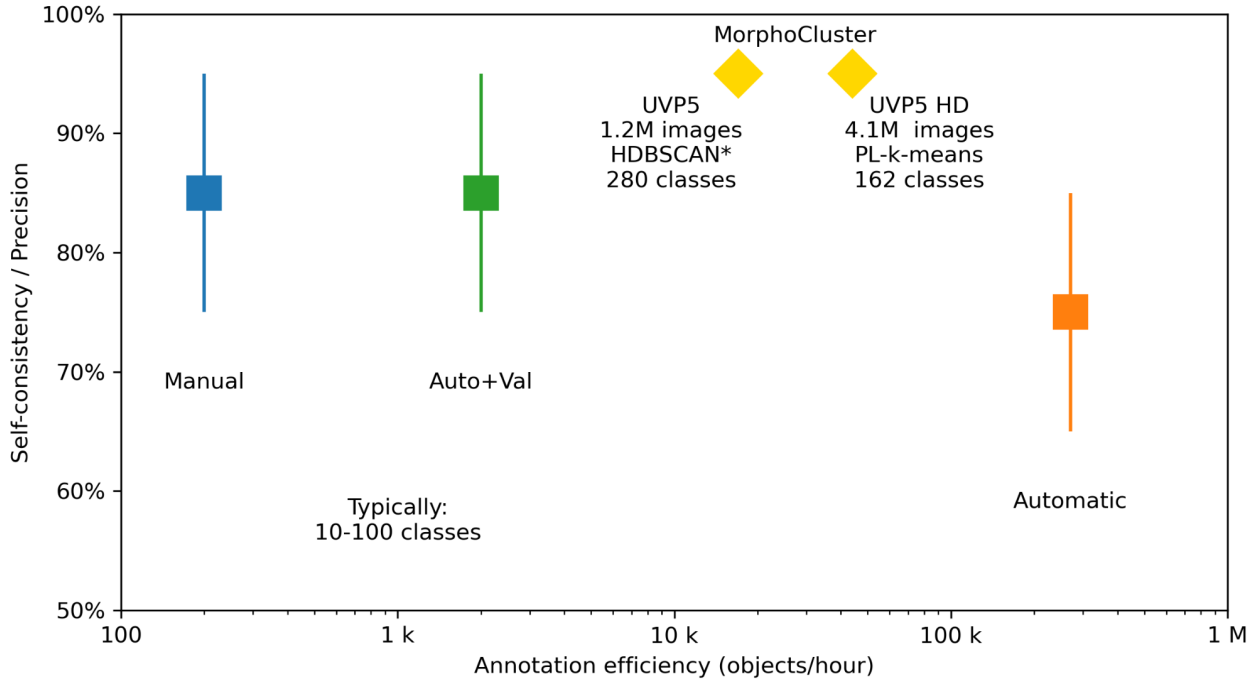

Abbildung 2: Vergleich von MorphoCluster und den vorherrschenden Ansätzen zur Bildannotation in Bezug auf Effizienz (Objekte pro Stunde) und Präzision (Verhältnis von korrekt/übereinstimmend annotierten Objekten). Bei der manuellen Methode werden die Objekte einzeln manuell sortiert, was zu guten Ergebnissen aber hohem Arbeitsaufwand führt. Bei der vollautomatischen Methode wird ein maschineller Klassifikator verwendet, der zwar sehr schnell arbeitet, aber unbefriedigende Klassifikationsergebnisse erzeugt. Ein Mittelweg ist die automatische Klassifizierung, gefolgt von einer manuellen Validierung. Unser Ansatz, MorphoCluster, arbeitet mit automatischer Clusterbildung und manueller Clusterrevision und -annotation. Er schneidet unter den Alternativen sowohl in Bezug auf die Effizienz als auch auf die Genauigkeit gut ab.

Arbeitspaket 2b: Taxonomische Klassifizierung von Organismen auf MOSAiC-Bildern

Dieses Arbeitspaket konzentrierte sich auf die technische Unterstützung der AWI-Projektpartner bei der taxonomischen Klassifizierung, die Pflege und Optimierung des MAZE-IPP und die Unterstützung bei der detaillierten Klassifizierung visuell ähnlicher Calanus-Arten.

LOKI-Bilder wurden mit MAZE-IPP LOKI nachbearbeitet. Das System wurde so optimiert, dass die Anmerkungen auch bei der Neubearbeitung der Bilder erhalten bleiben und den neu segmentierten Objekten korrekt zugewiesen werden.

Die taxonomischen Anmerkungen von MorphoCluster waren zwar nicht fein genug für alle Analysen, aber das Tool erwies sich als wertvoll für eine schnelle Vorsortierung, die es

ermöglichte, die feineren Anmerkungen auf EcoTaxa auf eine kleinere Teilmenge von Bildern zu konzentrieren.

Die Qualität der manuellen und automatischen Klassifizierungen wurde durch wiederholte Validierung auf der EcoTaxa-Plattform genauestens überprüft.

WP2b wurde mit dem Erreichen des Meilensteins M4 erfolgreich abgeschlossen. Dieser Meilenstein markiert die vollständige Implementierung der Werkzeuge, die für eine genaue und zuverlässige Klassifizierung von Organismen im MOSAiC-Bilddatensatz erforderlich sind.

Annotation verschiedener Bilddatensätze mit MorphoCluster

MorphoCluster ist ein wesentlicher Bestandteil der Bildanalyse-Pipeline des Projekts. In diesem Projekt wurde es erfolgreich für mehrere Datensätze eingesetzt, darunter LOKI, ZooScan, FishCam und UVP, um eine erste Clusterung und Sortierung großer Bildsammlungen auf der Grundlage visueller Ähnlichkeit durchzuführen (siehe Abbildung 3). Diese Vorsortierung reduzierte den Zeit- und Arbeitsaufwand für die detaillierte taxonomische Annotation in EcoTaxa erheblich, da sich die Projektpartner in den nachfolgenden Analyseschritten auf kleinere, feinere Bildgruppen konzentrieren konnten.

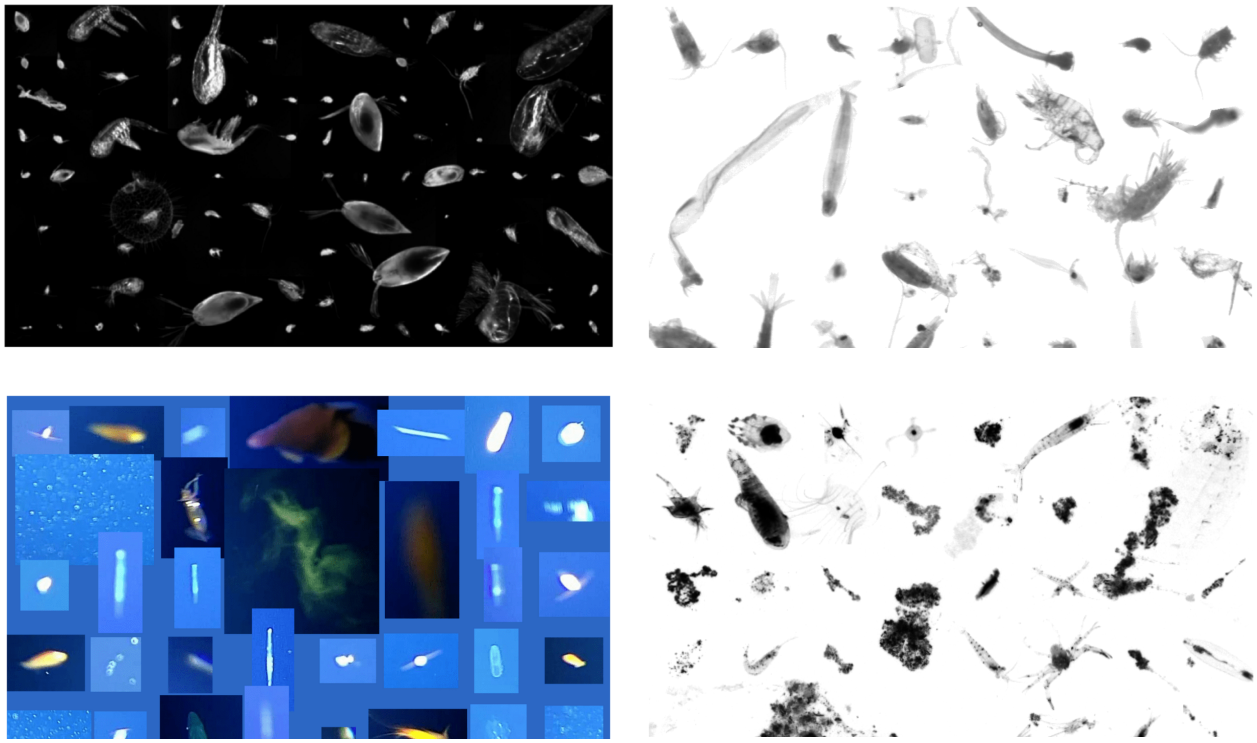

Abbildung 3: Vier Bilddatensätze mit sehr unterschiedlichen Merkmalen. LOKI-Bilder (oben links) sind hell auf schwarzem Hintergrund, ZooScan- und UVP-Bilder (oben und unten rechts) sind dunkel auf weißem Hintergrund. FishCam-Bilder (unten links) sind farbig und haben einen komplexeren Hintergrund. In diesem Projekt half MorphoCluster bei der Annotation all dieser unterschiedlichen Bilddatensätze.

Arbeitspaket 2c: Entwicklung von digitalen Werkzeugen für die Extraktion von morphologischen Merkmalen (MAZE-IPP v2)

In diesem Paket untersuchten wir die Bedingungen, unter denen morphologische Merkmale effizient annotiert und automatisch extrahiert werden können, um lebensgeschichtliche Merkmale (LHT) zu bestimmen. Die Projektpartner annotierten spezifische morphologische Merkmale in Copepoden-Bildern aus LOKI, darunter Bildqualität, Orientierung, Körpergröße, Ölsäcke und Gonaden. Zur Unterstützung dieser Aufgaben wurden Werkzeuge entwickelt und verfeinert. Die Kommentierung von ZooScan-Bildern erwies sich jedoch aufgrund des Zustands der abgebildeten Tiere nach der Fixierung als schwierig, so dass diese Aufgabe zurückgestellt wurde.

Durch die Unterstützung der Annotation von LHT durch die AWI-Partner wurde der Meilenstein M3 erfolgreich erreicht.

Wir haben einen experimentellen Rahmen entwickelt, um Deep-Learning-Modelle für die Segmentierung und Klassifizierung von LHT zu trainieren und zu bewerten. Dabei haben wir einen neuartigen Ansatz für die polyhierarchische Klassifizierung entwickelt, der erfolgreich zur Bestimmung von Merkmalen wie Orientierung, Geschlecht und Vorhandensein von Ölsäcken, Parasiten und Keimdrüsen angewendet wurde. Die Deep-Learning-Modelle wurden sorgfältig evaluiert und auf der Grundlage ihrer Leistung in einer speziellen Validierungsgruppe ausgewählt. Die Qualität der Klassifizierungen wurde in EcoTaxa validiert, und die Genauigkeit der automatischen Segmentierung wurde mit dem Supervisely-Annotationstool sichergestellt.

Komponenten für die polyhierarchische Klassifikation ("MAZE-IPP Polytaxo") und die Segmentierung und Messung von Körpergröße, Ölsäcken und Gonaden ("MAZE-IPP LHT") wurden in die Pipeline integriert. Dies markiert den Abschluss des Meilensteins M5.

Die in MAZE-IPP v1 und v2 entwickelten Komponenten wurden kontinuierlich verbessert mit dem Ziel, sie auch externen Wissenschaftlern zugänglich zu machen. Es wurden Dokumentationen und Anleitungen hinzugefügt und gebrauchsfertige Module zur Klassifizierung und Segmentierung an die Projektpartner übergeben und veröffentlicht. Der Meilenstein M8 ist damit abgeschlossen.

MAZE-IPP PolyTaxo

Wir haben das *MAZE-IPP* PolyTaxo-Modul[7] implementiert, um das MAZE-IPP-Projekt durch die Bereitstellung eines strukturierten, polyhierarchischen Taxonomiesystems zur Klassifizierung und Beschreibung von Meeresorganismen zu unterstützen. Es ermöglicht einem Deep-Learning-Klassifikator die Vorhersage komplexer Kombinationen von Objektattributen wie Tierart, Orientierung oder Bildqualität. Dies hilft bei der Auswahl von Bildern, die für die Schätzung von entwicklungsrelevanten Merkmalen wie Ölsackfläche oder Prosomenfläche relevant sind, für die vollständige seitliche Aufnahmen bestimmter Arten benötigt werden. Abbildung 4 zeigt, dass von einer anfänglichen Auswahl von fast 30.000 Objekten nur etwa 20% für die Messung der Ölsack- und Prosomenfläche geeignet sind.

[7] https://github.com/MOSAiC-Zooplankton-Image-Analyses/polytaxo

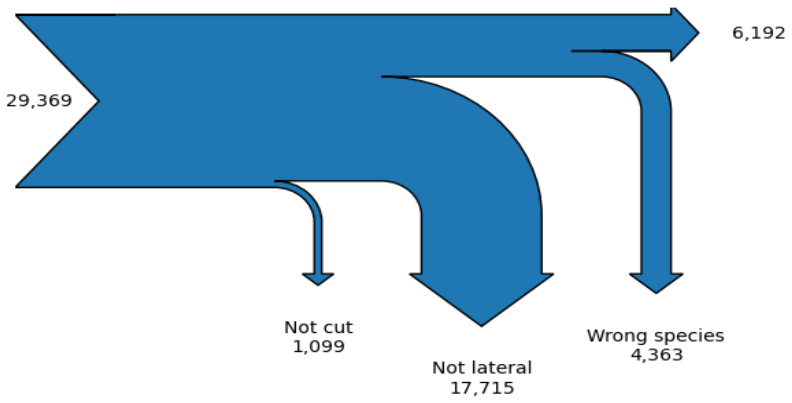

Abbildung 4: Sankey-Diagramm, das die Filterung von Objekten mit unserem PolyTaxo-Annotation-Ansatz zeigt. Die Vorhersage separater Attribute ermöglichte die Entfernung von Objekten, die für die Schätzung von entwicklungsrelevanten Merkmalen wie der Fläche des Ölsacks oder des Prosoms ungeeignet sind. Letztendlich wurden 6.192 vollständige, seitliche Bilder von Calanus hyperboreus und Metridia longa beibehalten.

PolyTaxo verwendet eine hierarchische Struktur, die aus Primärknoten und Tag-Knoten besteht. Primäre Knoten repräsentieren zentrale taxonomische Kategorien und bilden das Rückgrat der Hierarchie, während Tag-Knoten zusätzliche Details wie Orientierung oder Bildqualität liefern. Ein Klassifikator sagt diese Kombinationen von Knoten und Tags voraus und erstellt eine Beschreibung für jedes Objekt, die dessen jeweilige Kombination von Attributen widerspiegelt. Dieses flexible System ermöglicht detaillierte Beschreibungen und damit eine präzise Auswahl von Bildern, die bestimmten Kriterien entsprechen.

Aufgrund seines einzigartigen Konzepts ermöglicht es der PolyTaxo-Ansatz Klassifikatoren, bestehende Annotationen zu verfeinern, ohne Objekte völlig neuen Kategorien zuzuordnen. Stattdessen wird die bestehende Annotation als Grundlage verwendet, so dass plausible Attribute hinzugefügt oder spezifischere Unterklassen ausgewählt werden können.

Darüber hinaus kann PolyTaxo Änderungen oder Erweiterungen der Taxonomie berücksichtigen, so dass es sich eignet für Taxonomien, die sich mit der Zeit ändern können. PolyTaxo hilft so auch dabei, projektübergreifend konsistent zu annotieren und gewährleistet ein einheitliches Benennungsschema. PolyTaxo kann auch die Interoperabilität zwischen verschiedenen Systemen verbessern, indem es als gemeinsame Sprache für die Konvertierung verschiedener Annotationsschemata ineinander dient und so die Zusammenarbeit zwischen Projekten und Studien erleichtert.

Schließlich kann PolyTaxo, obwohl es für MAZE-IPP entwickelt wurde, auch in anderen Bereichen eingesetzt werden, in denen komplexe Multi-Label-Klassifikationen erforderlich sind.

Training: Für das Training wurden die Kategorien aus EcoTaxa in PolyTaxo-Beschreibungen umgewandelt, die wiederum in Zielwahrscheinlichkeitswerte für jeden taxonomischen Rang und jedes Attribut umgewandelt werden. Das Modell wurde dann trainiert, um diese Werte vorherzusagen. Um sicherzustellen, dass das Modell gut auf ungesehene Daten verallgemeinert, wurde Augmentierung (z. B. Drehungen, Spiegelungen) verwendet. Für das Training werden nur Attribute verwendet, die tatsächlich annotiert wurden. Das Modell darf also Taxa und Attribute vorhersagen, die nicht annotiert wurden, solange die Vorhersagen

kompatibel sind, d. h. das vorhergesagte Taxon oder Attribut muss mit den annotierten Kategorien auf höherer Ebene übereinstimmen.

Inferenz: In der Inferenzpipeline werden die Eingabebilder in das zuvor trainierte Deep-Learning-Modell eingespeist, das eine Reihe von Wahrscheinlichkeiten für jeden taxonomischen Rang (z. B. Gattung, Art) und zusätzliche Attribute (Schnitt, Ansicht, Lebensstadium, Geschlecht, Vorhandensein von Ölsack oder Parasiten) vorhersagt.

Anschließend werden diese Wahrscheinlichkeitswerte in eine PolyTaxo-Beschreibung übersetzt. Der Algorithmus arbeitet sich durch die taxonomische Hierarchie und wählt dabei auf jeder Ebene den Knoten mit der höchsten Wahrscheinlichkeit aus. Die vorhergesagten Beschreibungen werden wieder in EcoTaxa-kompatible Kategorien umgewandelt und wiederum in einem EcoTaxa-kompatiblen Format gespeichert.

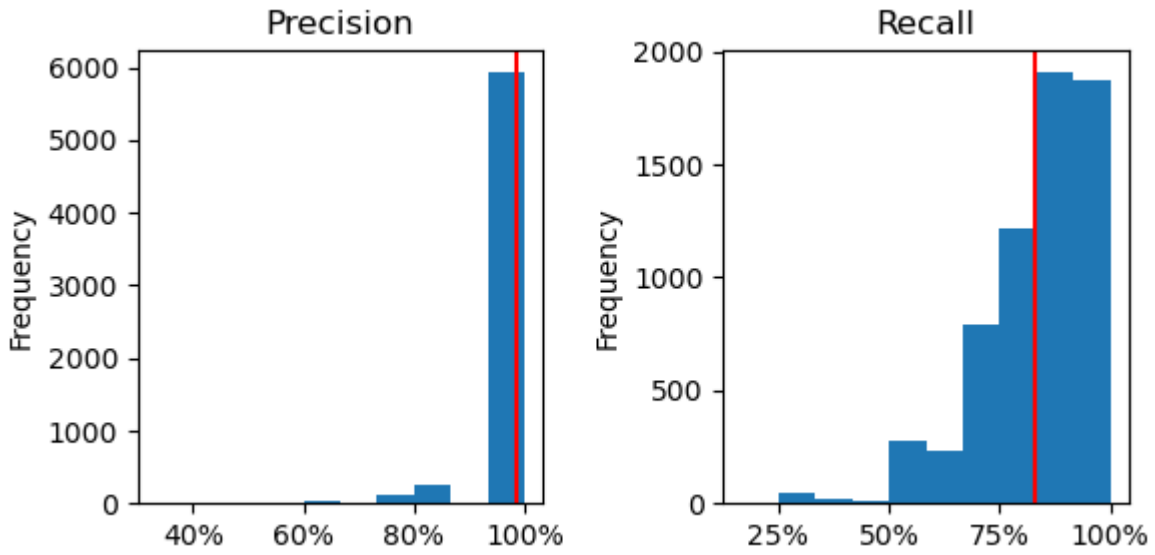

Abbildung 5: Histogramm der Präzisions- und Wiedererkennungswerte für einzelne annotierte Attribute nach Anwendung der vollständigen PolyTaxo-Pipeline auf dem Validierungsdatensatz. Bei den meisten Objekten waren die meisten der vorhergesagten Attribute mit der Annotation kompatibel und die meisten der annotierten Attribute wurden wiedergefunden. Die entsprechenden Mittelwerte, 98,43 % und 83,12 %, sind in rot angegeben.

MAZE-IPP LHT

Das MAZE-IPP-Modul LHT (Life History Trait) ist die Schlüsselkomponente zur automatischen Extraktion und Analyse von morphologischen Merkmalen aus Planktonbildern. Ein U-Net-basiertes (Ronneberger et al. 2015) Deep-Learning-Segmentierungsmodell wird verwendet, um wichtige Merkmale wie Prosoma und Ölsack, reproduktive Merkmale wie Gonaden und Parasiten zu segmentieren und zu messen. Durch die Automatisierung der Annotation und Extraktion dieser Merkmale bietet das LHT-Modul einen konsistenten und skalierbaren Ansatz für die Datenanalyse, die ansonsten einen hohen manuellen Aufwand erfordern würde. Das Modul wurde anhand von annotierten LOKI-Daten trainiert und validiert.

Während das Segmentierungsmodell bei der Segmentierung von Prosoma und Ölsack gut abschneidet (Abbildung 6), ist seine Genauigkeit bei der Segmentierung komplexerer Merkmale wie Gonaden und Parasiten geringer. Dies ist wahrscheinlich auf die inhärente Schwierigkeit zurückzuführen, diese Merkmale in den Trainingsdaten konsistent zu annotieren. Gonaden und Parasiten sind auf einem Bild nur schwer abzugrenzen, was eine präzise Annotation erschwert. Infolgedessen waren die Annotationen im Trainingsdatensatz nicht immer konsistent, was sich auf die Leistung des Modells für diese spezifischen Merkmale auswirkte. Um diese Herausforderung zu bewältigen, wären wahrscheinlich eine weitere Verfeinerung des Annotationsprozesses und detailliertere Trainingsdaten erforderlich, um die Genauigkeit zu verbessern.

Die Korrelation der tatsächlichen und vorhergesagten Prosoma- und Ölsackfläche (Abbildung 7) ist gut. Auf Datensatzebene kann mit den Modellvorhersagen gearbeitet werden, auch wenn Messungen in einzelnen Bildern abweichen.

Training: Für das Training wurde ein Datensatz von LOKI-Bildern verwendet, wobei jedes Bild manuell mit Annotationen auf Pixelebene für die verschiedenen Merkmale versehen wurde. Das Modell wurde daraufhin trainiert, die Segmentierungsmasken vorherzusagen. Augmentierung wurde angewandt, um die Robustheit des Modells und die Generalisierung auf ungesehene Daten zu verbessern. Nach dem Training wurde das Modell anhand eines Validierungssatzes bewertet. Das leistungsstärkste Modell wurde dann zur Integration in die MAZE-IPP-Pipeline exportiert.

Inferenz: Die Inferenzpipeline beginnt mit dem Einlesen einer EcoTaxa-Archivdatei. Die einzelnen Bilder werden in kleinere 1024x1024 Kacheln unterteilt, die dann das Segmentierungsmodell durchlaufen. Dieses Modell sagt für jeden Segmenttyp (Prosoma, Ölsack, Gonaden) eine Heatmap voraus. Die Heatmaps auf Kachelebene werden dann zusammengesetzt und binarisiert, um eine vollständige Segmentierungsmaske für das gesamte Bild zu erstellen. Die einzelnen Segmente werden vermessen (Fläche, Hauptachsenlänge). Schließlich wird die Segmentierungsmaske über das Eingabebild gelegt und die entsprechenden Metadaten werden in einem EcoTaxa-kompatiblen Archiv gespeichert.

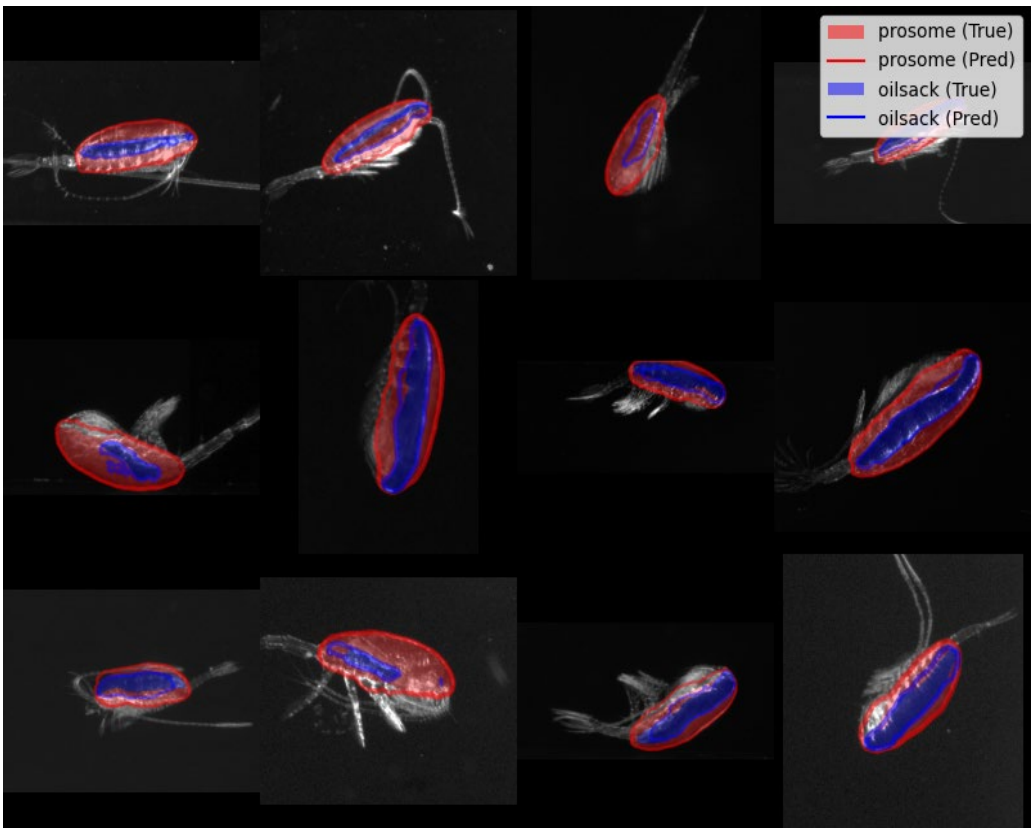

Abbildung 6: Vergleich von annotierten und vorhergesagten Masken für Ölsack (blau) und Prosoma (rot) für eine zufällige Auswahl von Copepoden. Annotierte (Fläche) und vorhergesagte (Umriss) Segmente stimmen in den meisten Fällen gut überein.

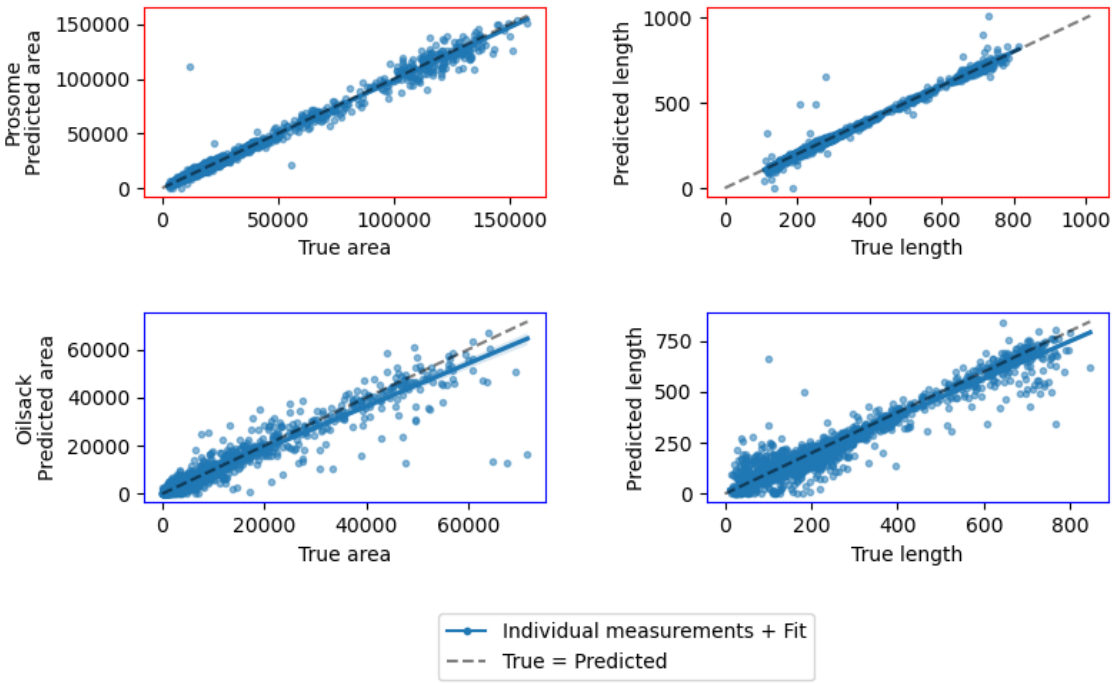

Abbildung 7: Korrelation der tatsächlichen und vorhergesagten Prosoma- (oben) und Ölsackfläche (unten) (links) und Länge (rechts). Wahre und vorhergesagte Werte stimmen sehr gut überein.

Arbeitspaket 3b: Datenanalyse und Veröffentlichung

Ziel dieses Arbeitspaketes war es, in Zusammenarbeit mit dem AWI die Erkenntnisse aus dem Projekt, sowohl hinsichtlich der technischen Umsetzung als auch der wissenschaftlichen Ergebnisse, zusammenzufassen und deren Analysen beratend zu unterstützen. Außerdem beabsichtigten wir, unsere Erkenntnisse zu den technischen Aspekten des Projekts auf Fachkonferenzen und in Fachzeitschriften für Meereswissenschaften und Computer Vision zu veröffentlichen.

Es wurde jedoch deutlich, dass die Diskussion der technischen Details der MAZE-IPP-Pipeline nicht mit den wissenschaftlichen Anforderungen von hochrangigen Konferenzen oder Zeitschriften übereinstimmen. Folglich verlagerten sich unsere Bemühungen darauf, die Veröffentlichung und Zugänglichkeit der Software selbst sicherzustellen, wobei die Veröffentlichung der im Rahmen des Projekts entwickelten Tools Vorrang hatte. Die Archivierung der Software-Ergebnisse erfüllt die Ziele des Meilensteins M9.

Die abschließende Auswertung der von MAZE-IPP produzierten Daten ist noch im Gange und wird letztlich in Veröffentlichungen unter der Leitung des AWI münden. Wir sehen uns auch weiterhin verpflichtet, unsere Ergebnisse zu veröffentlichen, sobald die Verarbeitung abgeschlossen ist, um sicherzustellen, dass die wissenschaftliche Gemeinschaft von den Projektergebnissen profitieren kann.

Wissenschaftliche und technische Veröffentlichungen

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Dissertation angefertigt, die wesentliche Teile des Projektes begleitet hat:

Simon-Martin Schröder: Improvement of Semi-Automatic Image Classification for Plankton Research using Machine Learning. Dissertation, Technische Fakultät der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, 2024.

Die technischen Implementierungen und wissenschaftlichen Erkenntnisse aus diesem Projekt wurden in Zusammenarbeit mit dem AWI zur Veröffentlichung zusammengestellt. Die im Rahmen des Projekts entwickelten und verfeinerten Tools wurden als Open-Source-Software auf GitHub zur Verfügung gestellt:

- MAZE-IPP
- PyEcoTaxa
- LokiData

Zusammenfassung

Das CAU-Teilprojekt hat sein Ziel, die Analyse der großen Mengen an Bilddaten, die während der MOSAiC-Expedition gewonnen wurden, durch die Entwicklung der MAZE-Imaging-Pipeline (MAZE-IPP) erheblich zu beschleunigen und zu automatisieren, erfolgreich erreicht. Dieses hochmoderne System wurde entwickelt, um die Herausforderung der manuellen Verarbeitung von über Millionen von Bildern zu bewältigen, eine Aufgabe, die andernfalls unmöglich innerhalb des erforderlichen Zeitrahmens zu bewältigen gewesen wäre. Durch die Integration von fortschrittlichen Bildverarbeitungswerkzeugen, maschinellen Lernmodellen und einem optimierten Arbeitsablauf ermöglicht die MAZE-IPP die automatische Identifizierung von

Organismen und Partikeln sowie die Erkennung und Messung relevanter morphologischer Strukturen im gesamten Datensatz.

Der erste Schritt in diesem Prozess war die Harmonisierung von Rohbildern aus verschiedenen Quellen (UVP, LOKI und ZooScan) und deren Integration in ein standardisiertes Format, das sich für die automatische Analyse eignet. Während für die UVP- und ZooScan-Daten bereits ein stabiler Arbeitsablauf vorhanden war, verbesserte unsere Entwicklung einer neuen Pipeline für die LOKI-Bilder die Segmentierungsqualität, indem Probleme wie Beleuchtungsartefakte und Segmentierungsfehler behoben wurden. Die bearbeiteten Bilder wurden dann über die EcoTaxa-Plattform zugänglich gemacht, um sicherzustellen, dass sie für die anschließende Analyse durch das MAZE-IPP bereit waren.

Entscheidend für den Erfolg des Projekts war die Integration von Deep-Learning-Modellen in das MAZE-IPP, die die automatische Extraktion und Klassifizierung wichtiger morphologischer Merkmale ermöglichten. Diese Modelle wurden auf kommentierte Daten trainiert, um spezifische Merkmale wie Körpergröße, Ausrichtung und das Vorhandensein von Ölsäcken, Keimdrüsen und Parasiten zu erkennen. Durch den Einsatz dieser Modelle in der Pipeline wurde nicht nur die Genauigkeit der Bildanalyse verbessert, sondern auch die für die Verarbeitung der einzelnen Bilder benötigte Zeit drastisch reduziert, was zu einer massiven Verkürzung der Verarbeitungszeit im Vergleich zu manuellen Methoden führte. Die nahtlose Integration des Systems in die EcoTaxa-Plattform gewährleistet, dass die Daten problemlos gemeinsam genutzt, weiterverarbeitet und analysiert werden können.

Insgesamt hat das CAU-Teilprojekt seine Ziele durch die Entwicklung einer robusten, skalierbaren und automatisierten Lösung für die groß angelegte Bildanalyse erfolgreich erreicht.

Zusätzliche Informationen

Die wichtigsten Punkte des Finanznachweises

1. **Personalkosten:** Ein erheblicher Teil des Budgets wurde für Personalkosten aufgewendet, einschließlich der Gehälter für Forschende, technisches Personal und studentische Hilfskräfte, die für die Entwicklung, Prüfung und Verfeinerung der MAZE-IPP-Pipeline und ihrer Komponenten unerlässlich waren.
2. **Ausrüstung und Infrastruktur:** Es wurden Investitionen in die Recheninfrastruktur und Server getätigt, die für Experimente mit Deep Learning sowie die Verarbeitung und Analyse der Bilder erforderlich sind.
3. **Reisen und Zusammenarbeit:** Es wurden Haushaltsmittel für Reisekosten aufgewendet, um die Zusammenarbeit zwischen der CAU, dem AWI und anderen Projektpartnern zu erleichtern, einschließlich Treffen und Workshops vor Ort, die für den iterativen Entwicklungs- und Feedbackprozess entscheidend waren.

Notwendigkeit und Angemessenheit der durchgeführten Projektarbeit

Das Projekt befasste sich mit der Notwendigkeit, die Analyse des umfangreichen MOSAiC-Bilddatensatzes zu automatisieren und zu beschleunigen, dessen manuelle Verarbeitung aufgrund seiner Größe unpraktisch war. Die Entwicklung der MAZE-IPP-Pipeline war für die effiziente Verarbeitung derart umfangreicher Daten unerlässlich.

Angesichts der wissenschaftlichen Bedeutung der MOSAiC-Expedition war es angemessen, robuste, skalierbare und genaue Bildverarbeitungsmethoden zu entwickeln. Das Projekt füllte eine bedeutende Lücke, indem es eine fortschrittliche Pipeline auf Basis von Deep-Learning schuf, um qualitativ hochwertige Daten für die ökologische und Umweltforschung zu gewährleisten.

Die Zusammenarbeit mit dem AWI und anderen Partnern war ausschlaggebend für die Entwicklung und Erprobung der Instrumente unter realistischen Bedingungen, so dass der Projektansatz äußerst relevant und auf die Bedürfnisse der Nutzer zugeschnitten war.

Erwarteter Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Unmittelbarer Nutzen: Die MAZE-IPP-Pipeline ermöglicht die automatische Verarbeitung und Analyse umfangreicher ökologischer Bilddaten, wodurch die Geschwindigkeit und Qualität der Forschungsergebnisse in den Meereswissenschaften verbessert werden. Die Werkzeuge werden bereits von den Projektpartnern genutzt und können für verwandte Anwendungen angepasst werden.

Benutzerfreundlichkeit: Die Ergebnisse sind aufgrund der Integration der Pipeline mit der EcoTaxa-Datenbank sehr gut nutzbar, was eine nahtlose gemeinsame Nutzung der Daten und weitere Analysen ermöglicht. Die benutzerfreundliche Befehlszeilenschnittstelle bietet Flexibilität, und die künftige Entwicklung wird sich auf eine besser zugängliche browserbasierte Anwendung konzentrieren.

Konkrete Pläne für die Zukunft: Derzeit liegt der Schwerpunkt auf der abschließenden Verarbeitung aller Daten und der Veröffentlichung der Ergebnisse. Danach werden unsere Bemühungen gerichtet sein auf die Verfeinerung der Pipeline, die Verbesserung der Schnittstelle und die Erkundung neuer Anwendungen in anderen Forschungsbereichen.

Aktualisierter Verwendungsplan: Es ist geplant, die MAZE-IPP-Pipeline externen Forschern vollständig zugänglich zu machen und ihre Übernahme durch Bereitstellung einer umfassenden Dokumentation und gebrauchsfertiger Module zu unterstützen. Die fortgesetzte Zusammenarbeit mit dem AWI und anderen wissenschaftlichen Einrichtungen wie dem GEOMAR wird die Nutzung dieser Instrumente in laufenden und künftigen Studien erleichtern.

Wissenschaftliche oder technische Erfolgsaussichten nach Projektende: Die Pipelines werden momentan und in Zukunft beim Alfred-Wegner-Institut und beim GEOMAR aktiv eingesetzt und dienen der täglichen Analyse der einkommenden Plankton-Daten. Sowohl die Klassifikation der Plankton-Species (in Verbindung mit dem ebenfalls von uns entwickelten System MorphoCluster) wie auch die detaillierte Analyse der Morphologie und der funktionellen Traits (z.B. Identifikation von Ölsäcken etc.) werden mit der Software bearbeitet. Die Software wird beim GEOMAR, AWI und auch bei Partnerinstituten (z.B. am Laboratoire d'Océanographie de Villefranche LOV) eingesetzt und wird auch in Zukunft über die kommenden Jahre als effiziente Klassifikationssoftware eingesetzt und weiterentwickelt. Der Effizienzgewinn (Anzahl der klassifizierten Objekte je Zeiteinheit) konnte mit diesem System um den Faktor 10-20 angehoben werden. Eine Weiterführung der Softwareentwicklung über die nächsten 3-5 Jahre ist fest eingeplant.

Der in BMBF-MAZE beschäftigte wissenschaftliche Mitarbeiter Dr. Martin-Simon Schröder wird nach Ablauf dieses BMBF-Projektes vom GEOMAR durch den assoziierten Partner Prof. Dr.

Kiko übernommen und wird die Software beständig weiterbearbeiten und verbessern. Er wird in der Arbeitsgruppe von Prof. Kiko zusammen mit Kolleginnen und Kollegen das Thema weiterführen.
Bereits genehmigte Anschlussprojekte sind:

- **MarData** Graduate School, 1 PhD Position, 3 Jahre
  Titel: AqQua - Generating an Aquatic Life Foundation Model;
  Lead PIs: **Prof. Dr. Rainer Kiko (GEOMAR),** Prof. Dr. Kevin Köser (CAU), Associated PI Prof. Dr. Dagmar Kainmüller (MDC, Berlin);

- **WISER** Programm, 3 Jahre. Frau Sadaf Ansari's (National Institute of Oceanography, Goa, Indien) Mitarbeit an Projekten von Prof. Dr. Rainer Kiko und Dr. Jan Taucher (GEOMAR) bezüglich Plankton Bilderkennung und Verarbeitung (e.g. MAZE-IPP, MorphoCluster). Dies beinhaltet jeweils einen 1-monatigen Aufenthalt pro Jahr am GEOMAR.

Folgende Nachfolgeprojekte sind beantragt:

- **AqQua** The Aquatic Life Foundation Project: Quantifying Life at Scale in a Changing World; PIs: Prof. Dr. Dagmar Kainmueller (dagmar.kainmueller@mdc-berlin.de), Helmholtz Imaging am MDC Berlin (Expertise: KI, HPC; Scalable methods for large-scale scientific imaging data); **Prof. Dr. Rainer Kiko (rkiko@geomar.de), GEOMAR Helmholtz Centre for Ocean Research Kiel**, Kiel (Biological Oceanography und KI; Pelagic Imaging); Dr. Klas Ove Möller (klas.moeller@hereon.de), Helmholtz-Zentrum HEREON, Geesthacht (Biological Oceanography und KI; Pelagic Imaging); Dr. David Greenberg (david.greenberg@hereon.de), Helmholtz-Zentrum HEREON, Geesthacht (KI und HPC; Image processing and ecosystem modeling); Dr. Susanne Dunker, UFZ (Freshwater ecology, Imaging); Förderorganisation: Bundesumweltministerium / KI Leuchttürme: https://www.z-u-g.org/foerderung/ki-leuchttuerme-fuer-umwelt-klima-natur-und-ressourcen/; Antragsvolumen: 2.93 Millionen Euro, GEOMAR 703k Euro, Antragszeitraum: 30 Monate

- Leuchtturmprojekt für KI-gesteuertes Monitoring mariner Mikroalgen als CO2-Senke; PIs: GEOMAR Helmholtz-Zentrum für Ozeanforschung Kiel: Prof. Dr. Anja Engel (Leitung; Marine Biogeochemie), Dr. Helmke Hepach (Umweltwiss.), Prof. Dr. Hermann Bange (Chem. Ozeanogr.), **Prof. Dr. Rainer Kiko (Biol. Ozeanogr.),** Dr. Timm Schoening (Data Science). Christian-Albrechts-Universität zu Kiel: Prof. Dr. Olaf Landsiedel (Leitung Distributed Systems), Prof. Dr. Kevin Köser (Leitung Marine Data Science), Prof. Dr. Natascha Oppelt (Leitung Earth Observation and Modelling). 4H Jena (KMU): Uwe Posner (Senior Sales Manager), Dr. Maik Grunwald (Leitung Forschung und Entwicklung).; Förderorganisation: Bundesumweltministerium / KI Leuchttürme: https://www.z-u-g.org/foerderung/ki-leuchttuerme-fuer-umwelt-klima-natur-und-ressourcen/;
  Antragsvolumen: 2.179 Millionen Euro, GEOMAR 1.16 Millionen Euro, Antragszeitraum: 30 Monate

- Globally distributed & operational assessment of the biological gravitational pump (**GO-BGP**); PIs: **Prof. Dr. Rainer Kiko (GEOMAR, Lead-PI)**, Prof. Dr. Lars Stemmann

(Sorbonne Universität, Co-PI), Prof. Dr. Daniele Bianchi (UCLA, CO-PI; Förderorganisation:Schmidt Ocean, US; Antragsvolumen: 10 Millionen US-Dollar, Antragszeitraum: 5 Jahre

- **AQUASPECT** - Advancing QUality Assessment of Spatial Patterns and Ecosystem Characteristics through Technological Advancements; PIs: Marc Picheral (Laboratoire d'Océanographie de Villefranche, Frankreich), Dr. Dias Real (WISIP SARL, Frankreich), **Prof. Dr. Rainer Kiko (GEOMAR, Lead-PI)**, Dr. Carlota Muniz (Vlaams Instituut voor de Zee; Belgien), Dr. Nikolaos ZAROKANELLOS (Balearic Islands Coastal Observing and Forecasting System, Spanien), Prof. Dr. Lars Stemmann (Sorbonne Universität, Co-PI), Prof. Dr. Daniele Bianchi (UCLA, CO-PI; Förderorganisation: EU, US; Antragsvolumen: 1.09 Million Euro, GEOMAR 250k Euro, Antragszeitraum: 3 Jahre

Fortschritte auf dem Gebiet des Projekts während der Durchführung

Das Projekt hat das Feld vorangebracht, indem es die Machbarkeit und Effizienz der auf Deep Learning basierenden Automatisierung bei der ökologischen Bildanalyse in großem Maßstab demonstriert hat. Die Integration von Modellen des maschinellen Lernens zur präzisen Extraktion von morphologischen Merkmalen ist ein bedeutender Schritt nach vorn in den Meereswissenschaften und der Umweltüberwachung.

Zu den bekannten Entwicklungen aus anderen Gruppen gehört die Arbeit von Maps et al. (Automatic estimation of lipid content from in situ images of Arctic copepods using machine learning, 2024). Das MAZE-IPP-Projekt hat sich an diesen Erkenntnissen orientiert und diese weiterentwickelt.

Geleistete oder geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse

Veröffentlichungen: Aufgrund der noch laufenden Datenverarbeitung wurden zwar noch keine formellen wissenschaftlichen Veröffentlichungen vorgenommen, aber die entwickelte Software wurde als Open-Source auf GitHub zur Verfügung gestellt (z. B. PyEcoTaxa, MAZE-IPP, LOKI Pipeline). Dies bietet der wissenschaftlichen Gemeinschaft unmittelbaren Zugang zu den entwickelten Tools. Zudem wurde die einschlägige Dissertation von Dr. Simon-Martin Schröder "Improvement of Semi-Automatic Image Classification for Plankton Research using Machine Learning" zum Thema veröffentlicht.

<u>Konferenzbeiträge</u>:

- **Cornils, A., Schröder, S.-M., Koch, R., Niehoff, B.** Trait extraction from images - MAZE-IPP. PIC meets HI, Hamburg, 2023-10-05.
- **Schröder, S.-M.**, Grossmann, V., **Koch, R**. Digital Ocean Image Analysis. Annual KMS Retreat, Kiel, 2023-12-06.

Geplante Veröffentlichungen: Das Projektteam plant eine gemeinsame Veröffentlichung mit den AWI-Partnern, um die Ergebnisse der technischen Implementierung der MAZE-IPP-Pipeline und ihrer Anwendung für die meeresökologische Forschung zu veröffentlichen.

Referenzen

- Gorsky, G., Ohman, M. D., Picheral, M., Gasparini, S., Stemmann, L., Romagnan, J.-B., Cawood, A., Pesant, S., Garcia-Comas, C., & Prejger, F. (2010). Digital zooplankton image analysis using the ZooScan integrated system. *Journal of Plankton Research*, *32*(3), 285–303. https://doi.org/10.1093/plankt/fbp124

- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

- McInnes, L., & Healy, J. (2017). Accelerated Hierarchical Density Based Clustering. *2017 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, *2005*, 33–42. https://doi.org/10.1109/ICDMW.2017.12

- Picheral, M., Guidi, L., Stemmann, L., Karl, D. M., Iddaoud, G., & Gorsky, G. (2010). The Underwater Vision Profiler 5: An advanced instrument for high spatial resolution studies of particle size spectra and zooplankton. *Limnology and Oceanography: Methods*, *8*(1), 462–473. https://doi.org/10.4319/lom.2010.8.462

- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In N. Navab, J. Hornegger, W. M. Wells, & A. F. Frangi (Hrsg.), *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* (S. 234–241). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

- **Schröder, S.-M**., & Kiko, R. (2022). Assessing Representation Learning and Clustering Algorithms for Computer-Assisted Image Annotation—Simulating and Benchmarking MorphoCluster. *Sensors*, *22*(7), 2775. https://doi.org/10.3390/s22072775

- **Schröder, S.-M.**, Kiko, R., & **Koch, R**. (2020). MorphoCluster: Efficient Annotation of Plankton Images by Clustering. *Sensors*, *20*(11), 3060. https://doi.org/10.3390/s20113060

- Schulz, J., Barz, K., Mengedoht, D., Hanken, T., Lilienthal, H., Rieper, N., Hoops, J., Vogel, K., & Hirche, H.-J. (2009). Lightframe On-sight Key species Investigation (LOKI). *OCEANS 2009-EUROPE*, 1–5. https://doi.org/10.1109/OCEANSE.2009.5278252