

研究終了報告書

「水産業のビッグデータ化に向けた汎用的な漁獲量認識基盤の開発」

研究期間：2020年12月～2023年3月

研究者：長谷川 達人

加速フェーズ期間：2023年4月～2024年3月

1. 研究のねらい

本研究は、持続可能な水産業を実現するための高度な画像認識基盤を構築することを目指すものである。持続可能な水産業の実現には、水産資源に関して正確な資源調査を行い、科学的根拠に基づく資源評価を行い、漁獲量制限等による資源管理を行うことが不可欠である。現状では、最も重要な基礎情報である、魚種、魚体長、尾数といった漁獲情報が手作業でサンプリングにより収集されているという課題がある。本研究では、迅速かつ人的負担の少ない漁獲物の詳細情報の自動認識基盤を開発することで、課題解決を図る。

本研究期間では、ベルトコンベアを流れる漁獲物を直上から撮影し、画像中の漁獲物を認識するという課題設定を対象とする。これにより、水揚げした漁獲物をベルトコンベアに流すだけで、人の介入なく全自動で漁獲物の認識が実現できる。認識モデルは深層学習モデルである Mask R-CNN を用いる。一般的に、深層学習モデルは、訓練に大量の正解データが必要となる。今回のタスクの場合、大量の画像に対して魚の領域と魚種を手作業でラベル付けする必要がある。資源管理の観点から資源調査は全国の漁港で行われており、漁港ごと、季節ごとに水揚げされる魚種や撮影環境が大きく変動する。したがって、深層学習の認識モデルを全国の漁港に展開するには、各シーズンに各漁港で大量の訓練データを撮影しラベル付けする必要があり、運用は現実的ではない。

そこで本研究では、様々な漁港に容易に転用可能な汎用的な漁獲量認識基盤を開発する。本研究により、全国の漁港にて詳細な漁獲情報を自動収集する基盤を実現し、水産業の業務改善や、資源調査を含む水産研究に活用可能なビッグデータを構築することを目的とする。最終的には、ビッグデータを活用した水産研究により、より正確な資源評価や、漁業従事者の業務効率化、蓄積された画像データによる魚類学研究への貢献など、多くの活用が見込める。

加速フェーズでは、これまで開発してきたモデルを更に頑健なものに改良し、社会実装が可能となるレベルのモデル実現を目的とする。1点目の課題は、資源調査では多くの漁獲物が密集して水揚げされることから、密集環境に強い魚領域検出モデルの実現である。2点目の課題は、サバ科やカレイ目などの見た目の類似する魚種の判別性能向上である。

2. 研究成果

(1) 概要

本研究では、水産資源管理に必要な資源調査の自動化に向け、様々な漁場に容易に展開可能な漁獲量認識基盤を開発する。汎用的な魚領域認識モデルと各漁場に特化可能な魚種分類モデルを組み合わせることで、ベルトコンベア環境を対象に漁獲物の自動認識を実現する。事前準備として、グリーンバック環境で単一の漁獲物が写った画像データを撮影することで、半自動で領域ラベル付き漁獲物画像データセットを収集する。これに、独自に定義した Keypoint と魚種のラベルを手動で付与することで、Fish Image Bank (FIB) データセットを構築した。FIB 単体では汎用な漁獲物認識モデルを訓練できないため、Copy-paste Augmentation を用いて、適応先漁場のコンベア画像にランダムに画像合成を行い、訓練用データセットを構築した。これを用いて、インスタンスセグメンテーションモデルである Mask Keypoint R-CNN を訓練し、汎用魚領域検出モデルを実装した。このとき、R-CNN のクラス分類部を魚か否かの 1class 分類にすることで領域検出精度が向上する。さらに、適応先漁場用に別途訓練した魚種分類モデルと連結することで全体のモデルを実現した。最終的に、コンベア上を流れる漁獲物の動画データから、魚領域検出と物体追跡により、密集していない状況であれば誤差なしで尾数を推定し、標準体長を±7mm 程度の誤差で推定可能なことを明らかにした。

加速フェーズでは、密集環境に強い魚領域検出モデルの実現にむけて、画像合成による訓練データ拡充手法の改良や、基盤モデルを用いた領域検出手法の開発を行った。また、類似する魚種の判別性能向上にむけて、大規模な魚種判別データセットで距離学習による事前訓練を行うことで、魚種判別モデルの転移性能が向上することや、詳細画像認識モデルによる精度向上を実現した。

(2) 詳細

研究開始時の計画である 3 点の達成目標に関して達成状況の概要を述べる。

(a) 大規模魚画像データセットの整備

漁獲物認識用の画像データセットとして、表 1 に示すデータセットの整備を行った。[1-4]は本研究室で撮影とラベル付けを行ったデータセットである。[5]は本研究への活用のため、神奈川県立 生命の星・地球博物館よりご提供いただいたデータセットである。[6]は本研究への活用のため、株式会社ズカンドットコムが運営する Web 魚図鑑よりスクレイピングのご許可をいただき収集したデータセットである。その他、公開されているデータセットはいくつか存在するが、[6-8]以外は海中で撮影されたものであり、漁獲物の検出タスクを対象とする本研究では活用が難しいと判断した。以上を踏まえて、本達成目標は概ね達成できた。

表 1. 整備したデータセットの一覧

ID	名称	用途	提供	画像数	魚種数	ラベル
[1]	Fish Image Bank (FIB)	訓練	自作	221	18	種・領域
[2]	唐津 DS	検証	自作	1,308	5	種・領域
[3]	敦賀 DS	検証	自作	332	many	none
[4]	Lab DS	検証	自作	76 mov.	many	none
[5]	Kanagawa Prefecture Museum (KPM)	訓練	承諾	約 28 万	6708	種・科
[6]	Webfish (Web 魚図鑑)	検証	承諾	約 6 万	3691	種～綱
[7]	Fish Pak DS	検証	公開	271	6	種
[8]	A Large Scale Fish Dataset	検証	公開	450	9	種
[9]	Fish-gres Dataset	検証	公開	3,248	8	種

(b) All-in-one の AI モニタデバイス開発

撮影から通信等を一手に担うモニタデバイスとして、Jetson Xavier NX を用いたモニタデバイスの試作を行った。しかし、カメラ性能と推論速度を考慮した結果、汎用デバイスである iPhone を活用することが最も効果的であるとし、iPhone を採用した。iPhone 上で推論までを行うことを検討したが、現状では iPhone は 4K 動画像の撮影デバイスとして採用し、動画像は後日抽出ないしはサーバに送信の上、サーバ側で推論を行う運用としている。以上を踏まえ、iPhone 上での推論は将来課題とした上で、本達成目標は概ね達成できた。

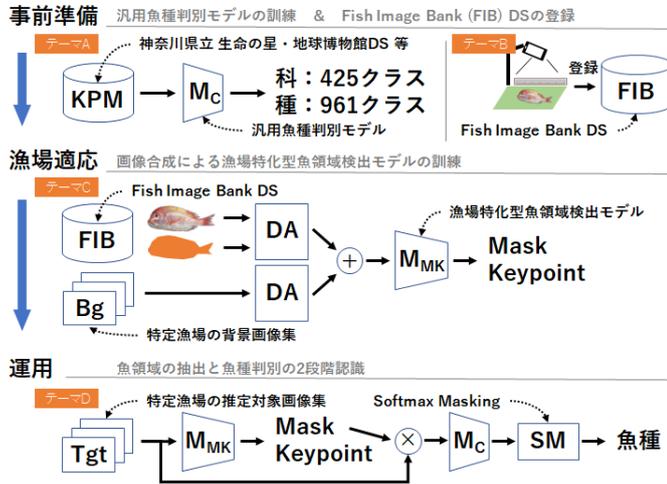


図 1. 提案手法の運用概要図

(c) 様々な漁場に頑健な認識手法の開発

様々な漁場に頑健な認識手法として、**各漁場に容易に転用可能な認識モデルの開発**

を行った。詳細は後述するが、図1にシステム全体の運用フローを示す。本達成目標は概ね達成できており、より多様な漁場への展開と、精度向上に向けた取り組みを加速フェーズにて実施する予定である。

続いて、達成目標(c)の具体的な研究テーマに関して、以下に詳細に説明する。

研究テーマ A: 魚種分類に関する基盤モデルの開発(学術論文執筆中)

本研究では、魚種の認識の精度向上に向け、KPM データセットを用いた深層学習モデルの事前訓練手法を開発した。一般的な画像認識モデルの実現には、ImageNet で訓練済みのモデルを Fine-tuning することで特定タスクに特化したモデルを実現する。ImageNet では魚認識に特化した特徴表現が獲得できていないため、KPM データセットで Fine-tuning を行なった後で、特定タスクに特化することで、魚種判別性能の向上を図った。更に、KPM データセットが有する正確かつ多様なラベルを用いたマルチタスク学習を併用することによる精度向上も図った。

加速フェーズでは、魚種分類タスクに関して 3 点の研究を実施した。1 点目は、上記研究を発展させ、事前学習時に距離学習手法 ArcFaceLoss と生物階級構造を用いたマルチタスク学習を採用することで、事前訓練精度には大きく影響はないが、転移性能が向上することを明らかにした。更に、訓練済みモデルの特徴分布の考察や、既存の基盤モデル CLIP が魚種分類に利用しづらい点を分析し、学術論文が1編採録された(学術論文[2])。

研究テーマB: Fish Image Bankと簡易登録ツールの開発

本研究では、研究テーマCで必要となるFish Image Bank (FIB)データセットを容易に構築するためのツール開発を行った。FIBとは、図2に示すような魚1尾を4K画質で直上から撮影し、背景除去し、魚種とKeypointのラベル付けを行った画像で構成されるデータセットである。このとき、図1右上に示すようなグリーンバックの台上で撮影を行うことにより、インスタンスセグメンテーションにおけるアノテーションで最も時間を要する領域ラベルの付与を半自動で実現できる。試行錯誤の結果、海産物を扱うことから耐水性のシリコンマットを用いることが最適であった。汎用のKeypoint検出器で土台となるKeypointを付与した上で、手作業で微修正を行うことで時間短縮を行っている。魚種は手動でラベル付けを行う。地元企業(コトブキ水産株式会社)にご協力いただき、表1-[1]に示す通り、18魚種221枚の画像データセットを構築した。



図2. FIBの画像例

この撮影環境を利用可能な条件下であれば、深層学習モデル等の学習無しで領域を抽出できる。そこで、独自の画像処理アルゴリズムを開発し、教師なしで魚体長(標準体長、尾叉長、全長、体高)を推定するiPhoneアプリケーションを開発した(その他の業績3)。評価実験の結果、検出ができた画像では±5mm程度の誤差で体長推定が可能であることを確認した。本システムは全国の水産試験場で行われている精密計測業務の自動化を可能とする。すなわち、今後は水産試験場業務を自動化しつつFIBの蓄積を行う一石二鳥な運用が可能となる。

加速フェーズでは、FIB内のデータを更に拡充する撮影実験を行った。結果として、表2に示すデータセットを新たに収集した。特にFIBは前年度までに撮影したがラベル付けを行っていなかったデータも含め整備し、最終的に405枚25魚種のデータに、魚種、領域マスク、Keypointsのラベルが付与された高品質な画像データセットとなった。現在Webにて一般公開している(https://haselab.fuis.u-fukui.ac.jp/research/fish/fib_jp.html)。

表2. 追加で収集したデータセットの一覧

ID	名称	用途	提供	画像数	魚種数	ラベル
[10]	Fish Image Bank (FIB) +	訓練	自作	184	7	種・領域・KP
[11]	敦賀 DS +	検証	自作	189	many	None
[12]	Lab DS +	検証	自作	16+9mov.	6	none

研究テーマ C: Copy-Paste Augmentation を用いた汎用魚領域検出器の開発(学術論文[1])

本研究では、図 3 に示す Copy-Paste Augmentation を用いた汎用の魚領域検出器を新たに開発した。図 3 の青・橙部分には Facebook 社が開発した Mask R-CNN であり、これに対して、(1) Copy-Paste Augmentation を用いて入力データのかさ増しを行うこと、(2) Copy-Paste を併列し敵対的に訓練する新たな Head(緑部分)を追加すること、(3) Mask R-CNN のクラス分類を魚種ではなく魚か背景かの 1class 分類に置き換えたことの 3 点が特徴である。Copy-Paste Augmentation により、少量のデータセットでも本モデルの訓練が可能となる。また、(2)が制約項の働きをすることで、Copy-Paste 特有の違和感から特徴抽出を行わないように工夫している。更に、(3)により魚に共通する特徴を学習するため、訓練時に未知の魚であっても検出することが可能となる。実際、論文[1]内の実験において、訓練時に含まれない魚種の検出精度が向上していることを確認している。

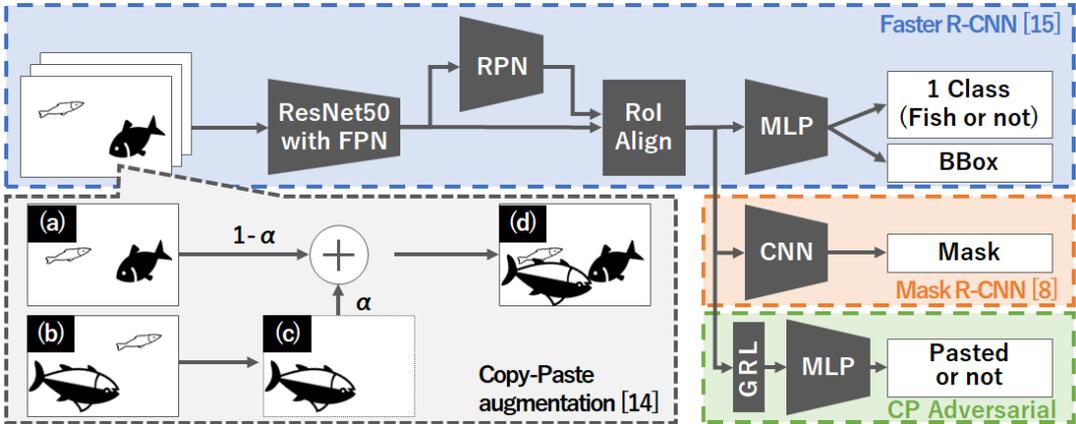
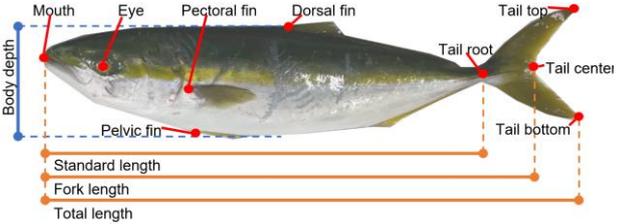


図 3. Copy-Paste Augmentation を用いた汎用魚領域検出器

論文[1]の範囲外の進捗として、図 4 に示すように一般的な魚が備える特徴 9 点を Keypoint とし、独自に定義し、図 3 のモデルに Keypoint 検出 Head を追加することで、魚体長推定の高精度化を図っている(その他の成果 1、2)。これにより、口先から尾の付け根までを意味する標準体長(Standard length)、尾の分かれ目までを意味する尾叉長(Fork length)、尾の先までを意味する全長(Total length)を正確に計測することが可能となる。更に Copy-Paste Augmentation 時のデータ拡張として、Keypoint に基づいて貼り付け魚種を湾曲させることで、魚のポーズ変換を行う手法を開発し、現在検証中である。



以上の技術により、研究テーマ B で準備した FIB と、各漁場で容易に収集可能な背景画像データを用いることで、図 1 の中段に示したような各漁場に対応した魚領域の検出器を構築することが可能となる。特に、1class 分類と Keypoint による変形を用いることで、より多彩な魚種の検出を可能にしている。

研究テーマ D: 2 段階認識と物体追跡による尾数カウント(学術論文執筆中)

研究テーマ A~C を総合的に用いることで、図 1 の下段に示したような、汎用魚種領域検出モデルと、魚種判別モデルを併用したモデルを実現することができる。このモデルでは、運用対象の魚場において計測した動画像を静止画として切り出し、汎用の魚領域検出器 M_{MK} で魚候補領域と



Keypoint を推定する。推定した領域を元画像から切り出し、魚種分類器 M_C により魚種の分類をおこなう。このとき、 M_C に含まれる魚種であれば、再学習なしで魚種推定が高精度に実現できるよう工夫として Softmax Masking を導入している。研究テーマ A で実装した汎用の魚種認識モデルは 2,826 魚種を分類するモデルであるため、漁場や漁法によっては、ほぼ採用され得ない魚種を多く含んでいる。したがって、事前知識に基づいてクラスを制限するマスクを作成し、これを分類モデルの softmax 関数前に乗ずることによって、漁場に特化した分類モデルを追加訓練無しで実装することが可能となる。当然ながら、適応対象漁場にて魚種ラベル付きデータが得られれば、Fine-tuning による漁場特化も可能である。

運用時には認識した一連のマスク座標に基づいて、物体追跡を行うことで尾数の正確な数え上げを行う。マスクの IoU に基づく物体追跡では、魚が密集しない撮影環境において誤差 0 で尾数をカウントできている(その他の業績 2)。研究室内の計測実験において、検出した領域から体長の推定を行った結果、±7mm 程度の誤差で標準体調が推定可能であることを明らかにした。

以上を総合し、ベルトコンベア環境下における、様々な漁場に容易に転用可能な、魚種、魚体長、尾数の認識システムの開発を行った。

研究テーマ E: 密集環境に対する魚領域検出手法の開発

加速フェーズでは、密集環境に対する魚領域検出手法として、画像合成による訓練データ拡充手法の改良や、基盤モデルを用いた領域検出手法の開発を行った。前者では、FIB の画像を Copy-Paste Augmentation で合成する際にデータ拡張や貼付け位置を工夫し、密集環境を想定した訓練データ生成を試みた。一方で、実環境では背景が多様であることもあり、運用時推論性能向上には至らなかった。後者では、基盤モデル Grounding DINO と Segmentation Anything Models (SAM) を併用し、魚種をあえて問わずに Fish としてまとめて検出することで、候補となる魚領域を高精度に検出できることを検証した。更に、Grounding DINO が出力する候補となる BBox に摂動を加えることでかさ増しし、複数の BBox から SAM で推論し多数決を取る手法 (BBox Augmentation) を開発し、推論性能が向上することを明らかにした。

研究テーマ F: 汎用 Keypoint 検出モデルと複数尾検出モデルの開発

加速フェーズでは、汎用 Keypoint 検出モデルと複数尾検出モデルの開発も行った。研究テーマ E の基盤モデルの活用によって追加訓練を要せずに、様々な環境下で魚領域を検出することに成功したが、詳細な魚体長の計測には魚の Keypoint 検出が必要となる。そこで SAM で事前に背景除去を行った画像に対して魚種を問わずに Keypoint 検出を行うことで、背景環境や未知の魚種に対しても概ね Keypoint が検出できることを明らかにした。モデルは Keypoint R-CNN を採用し、FIB のデータセットから背景を除去した上で、データ拡張を行い、モデルを訓練している。更に、実運用環境下では、正確に領域が検出された事例のみ資源調査対象に含めたいため、領域検出の正確さを評価するモデルの開発にも挑戦した。ResNet50 を FIB と Copy-paste augmentation で訓練し、評価した結果、領域内に複数魚が写っているか否かは概ね分類に成功した。一方で、魚体の一部が欠けているか否かの分類は難しいことが明らかとなった。研究テーマ E とあわせて、学術論文が 1 編採録された(学術論文[3])。

研究テーマ G: 詳細魚種分類モデル(Fine-Grained Fish Identification)の開発

加速フェーズでは、研究テーマ A で実施した魚種分類モデルの推定精度向上に向けて、2 点の探求を行った。1 点目は Fine-Grained Image Recognition (FGIR) モデルの導入である。類似ドメインの画像識別問題に特化した FGIR モデルを、魚種判別に転用した際の効果及び、基盤モデルで背景除去を行うことの影響を検証した。また、訓練データが少ない希少魚種に対して、画像生成 AI (Stable Diffusion XL; SDXL) を用いてデータのかさ増しを行い、分類性能向上を図った。

研究領域内外の研究者や産業界との連携

本研究の実施に当たって、**福井県立大学**（渡慶次准教授）、**福井県水産試験場**（山田部長、児玉主任研究員、瀬戸主任研究員）、**福井県敦賀水産卸売市場**、**コトブキ水産株式会社**と新たに連携を図り、情報交換やデータ収集へのアポイントメント取得等の協力を頂いた。特に、渡慶次准教授からは産地市場における業務改善の必要性をご指摘いただき、水産試験場からは魚類のキーポイント設計に関する議論やデータ計測に関するご助力を頂いた。敦賀水産卸売市場では、意見交換の場を設けていただき、現在資源管理の観点だけでなく、産地市場の業務改善に関する可能性を議論させていただいた。コトブキ水産株式会社では、Fish Image Bank の画像データ収集実験の場を提供していただき、2022年10月時点で、18魚種221枚の画像データを撮影することができている。

共同研究への発展として、**福井水産試験場**（仲野主任研究員）、**水産研究・教育機構**（柴田グループ長）と新たに連携を図り、研究を開始している。特に、水産試験場からは試験場で行っている精密計測に関する業務の詳細をご教示いただき、これを自動化する研究の発足に至った。また、2022年9月の日本水産学会秋季大会での発表を契機として、水産研究・教育機構と議論を交わし、2023年度から共同研究を行う予定で現在議論を進めている。

その他、領域外の研究への発展として、領域会議での議論から発展し、ACT-X「環境とバイオテクノロジー」領域で2021年採択の中山友哉特任助教と、2022年4月共同研究を開始している。メダカの季節適応能の解明に向け、キーポイント検出を活用したメダカの追跡手法に関する研究を行っている。

加速フェーズでは、領域会議での議論から発展し、同領域の横山岳助教と共同研究開始に向け議論を開始している。画像からイチゴの瘦果数を計測するモデルの開発に取り組む予定である。

3. 今後の展開

本研究では、ベルトコンベア環境下における、様々な漁場に容易に転用可能な漁獲量認識基盤の開発を行った。資源調査に対する一定の貢献は得られた一方で、いくつか残る課題がある。最も重要な課題は、産地市場の利益を考慮した仕組みづくりである。資源管理は、長期的に見れば水産資源を管理することで、将来的な漁獲量を安定化させるため、産地市場にも間接的なメリットはある。一方で、資源管理に必要な資源調査に対しては、市場は導入に対する直接的なメリットがない。したがって、ベルトコンベアのない市場が資源調査のためだけに新たにベルトコンベアを導入し、日常業務の運用を変更することは心理的障壁が高い。そこで、今後の展開として、産地市場にもメリットを還元できる仕組みづくりの過程で、資源調査の自動化を行う技術開発を行っていく。

具体的には、地方の小規模な産地市場では、多くの場合選別台で手作業の選別業務を行っている。自動選別機のような大型の機材を導入することは容易ではないが、例えば選別台上にカメラとプロジェクタを設置することでプロジェクションマッピングを行い、魚種選別の補助情報を照射することで、専門の職員でなくとも選別ができるような仕組みづくりが可能となる。この仕組みの実現には、技術課題として2点の解決を図る必要がある。1つは、密集している魚領域の検出手法の確立である。特に底引き網漁は多様な魚種が密集しあつた状態で選別台に乗せられるため、密集に強いセグメンテーション手法が求められる。もう1つは、詳細な魚種判別モデルの確立である。魚種が多様であることに加え、魚の識別は類似魚種の判別が非常に困難である。したがって、魚種の判別モデルに関しても高度化を図る必要がある。以上より、現在の我々の手法は全国に点在するベルトコンベア環境下における資源管理の自動化の一步を果たしたが、これをより高度化し、全国に普及すること、さらに、選別台での利用を可能とする拡張により、より多様な漁場への普及を図ることが今後の展開である。

加速フェーズでは、基盤モデルを活用することで、追加訓練なしで高精度に魚領域が検出できることを明らかにした。更に、詳細魚種分類性能の向上も実現した。このことから、箱詰め後の漁獲物や選別台上の漁獲物等、高難易度な環境下でも汎用かつ頑健に動作するモデルが実現され、より一層社会実装に近づいた。今後は実環境での動作検証や、システムの普及、資源調査の改善やデータ活用へと発展させていく予定である。

4. 自己評価

研究目的の達成状況

本研究では、水産ビッグデータの実現という目的の達成に向けて、様々な漁港に容易に転用可能な汎用的な漁獲量認識基盤を開発した。汎用的な魚領域検出手法と、魚種判別モデルの組み合わせにより、多くのベルトコンベア環境化において、漁獲物の自動検出を可能とする技術開発を行った。実験環境下では、標準体長を誤差±7mm程度で推定でき、資源調査の観点からは十分な精度を達成した。最終目標である水産ビッグデータの実現には至っていないが、これを実現するための基盤技術開発をおおむね完了できたと評価する。

研究の進め方

個人プロジェクトなこともあり研究はほぼ一人で遂行していたが、大学教員である以上、授業期間中に研究進捗を出すことが難しいことが多かった。平日は講義、研究室運営、学内雑務に追われたことに加え、家庭の事情もあり研究時間の捻出に非常に苦労した。作業の一部をうまくアウトソーシングする能力や制度が必要であるように感じた。研究費執行状況については、おおむね計画通りの執行が行えたが、新型コロナウイルスの影響により、当初予定していた佐賀県唐津市の産地市場での計測業務が行えなかったことで、研究室での対応に切り替える等の例外的な対応を取らざるを得なくなった。

研究成果の科学技術及び社会・経済への波及効果

研究成果としては、期間内に学術論文1編、国際会議論文1編、学会発表4件を行い、かつ現在執筆中の学術論文が1編ある状況と、まずまずの成果であると評価する。一方、本研究により今後全国のベルトコンベアの産地市場において水産資源管理の自動化が図れるため、蓄積されたデータを用いた水産研究により、多くの研究業績が見込める。また、本プロジェクトを通じて前述の通り多くの外部機関との連携を行うに至った。議論やデータ提供の機会を頂くことにより、本研究の促進や新たな研究テーマの確立など、共同による多くの成果を得ることができた。

(加速フェーズ実施後追記)

研究目的の達成状況として、密集環境での魚領域検出手法及び、より高精度な魚種判別モデルが実現でき、十分な目的達成であると考ええる。研究成果の波及効果として、加速フェーズ期間内に2編の学術論文が採択された。学会発表も8件あり、表彰も受けている。

5. 主な研究成果リスト

(1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数:3件

1. 長谷川達人, 田中基貴, “水産資源管理に向けた Mask R-CNN による Few-shot 魚体長認識”, 情報処理学会論文誌 コンシューマ・デバイス&システム(CDS), vol. 12, no. 2, pp. 38-48, 2022.

本研究では、魚を直上から撮影した画像から、漁獲物の領域を検出する手法を確立している。モデルは Mask R-CNN を採用し、Copy-Paste Augmentation で画像合成を行うことで

極小数の訓練データでもモデルが訓練できる。また、クラス分類部を魚か否かを弁別する 1 class 分類にすることでマスク検出精度が向上することや、Copy-Paste を弁別する Head を新たに追加することでマスクが不正確な際の検出精度が向上することなどを明らかにした。

2. T. Hasegawa, K. Kondo, H. Senou, "Transferable Deep Learning Model for Fish Species Recognition for Various Local Markets", Journal of Marine Science Engineering, Vol. 12, No. 3, paper ID 415, pp. 1-19, 2024.

本研究では、深層学習を用いた高精度かつ様々な漁場に転用可能な魚種判別モデルを開発した。様々なモデルを検証した結果、最終的に Swin Transformer をモデル構造として採用した。さらに、ImageNet で事前訓練済みのモデルを、神奈川県立 生命の星・地球博物館が提供する 20 万枚程度の魚画像を用いて ArcFace Loss と生物階級構造を用いたマルチタスク学習により追加訓練することで、2,826 魚種を高精度に判別する汎用モデル (Transferable Fish Identification; TFI model) を開発した。検証の結果、TFI model は ImageNet よりも魚種分類の転移性能が高いことも明らかとなった。

3. T. Hasegawa, D. Nakano, "Robust Fish Recognition using Foundation Models towards an Automatic Fish Resource Management", Journal of Marine Science Engineering, Vol. 12, No. 3, paper ID 488, pp. 1-18, 2024.

本研究では、基盤モデルを用いた高性能なインスタンスセグメンテーションおよび長さ推定のためのキーポイント検出、エラーチェックモデルを開発した。基盤モデルである Grounded SAM を魚種判別せずに用いることで、密集していてもオクルージョンが少ない環境であれば、ほぼ確実に魚領域が検出できることを明らかにした。さらに、独自の魚画像データセット Fish Image Bank (FIB) を一般公開し、FIB を用いた画像合成により Grounded SAM で背景除去を行った画像に対して、汎用に動作するキーポイント検出モデルを開発した。また、魚が複数尾写っていることや、一部が欠けていることを検出するエラーチェックモデルを開発した。実験の結果、背景除去が正しいとき 94% の画像で一部欠損を許容したキーポイントが検出できた。また、エラーチェックモデルは、単一魚のエラーチェックを 99.6% の Precision で、欠損無しのエラーチェックを 81.8% の Precision で実現した。

(2) 特許出願

研究期間全出願件数: 1 件 (特許公開前のものも含む)

1	発 明 者	長谷川 達人、田中 基貴
	発 明 の 名 称	学習対象拡張プログラム、学習プログラム、情報処理装置及び学習対象拡張方法
	出 願 人	福井大学
	出 願 日	2021/5/19
	出 願 番 号	特願 2021-084485
	概 要	画像合成により深層学習モデルの訓練データをかさましする手法を提案している。魚の骨格情報に基づいたポーズ変換や、仮想的な 3 次元空間で光源をシミュレートすることにより、合成画像のバリエーションを増やす。

(3) その他の成果 (主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. 長谷川 達人, 田中 基貴, “水産資源管理に向けた Mask Keypoint R-CNN による魚体長認識”, 第 32 回コンシューマ・デバイス&システム研究会, オンライン開催, 2021.9.
2. 長谷川 達人, “深層学習を用いたコンベアを流れる漁獲物の自動記録”, 令和 4 年度公益社団法人日本水産学会秋季大会, 宮崎, 2022.9.
3. 岡山 充希, 水野 大祐, 前田 天童, 長谷川 達人, 仲野 大地, 渡慶次 力, “スマートフォンを用いた単色背景環境における魚体の精密測定の自動化”, 令和 4 年度公益社団法人日本水産学会秋季大会, 宮崎, 2022.9.
4. 田中基貴, 長谷川 達人, “CLIP を用いた説明可能な Few-Shot 魚種分類手法”, 情報処理学会第 85 回全国大会, 東京, 2023.3.
5. T. Hasegawa, M. Tanaka, “Validation of the effectiveness of Detic as a zero-shot fish catch recognition system”, Proceedings of the 11th IIAE International Conference on Industrial Application Engineering (ICIAE 2023), 5 pages, Okinawa, Japan, 2023. 3.
6. 長谷川 達人, 近藤 圭, 瀬能 宏, “様々な産地市場に転用可能な魚種の自動判別モデル”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2023)シンポジウム, 富山, 2023.7. ※加速フェーズ実施の成果
7. 益本 英明, 長谷川 達人, 仲野 大地, 渡慶次 力, “Detic を用いた魚類検出のためのデータセット構築”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2023)シンポジウム, 富山, 2023.7. ※加速フェーズ実施の成果
8. 長谷川 達人, 益本 英明, 瀬能 宏, “深層学習を用いた魚種の自動判別における背景除去の影響”, 第 22 回情報科学技術フォーラム(FIT2023), 大阪, 2023.9. ※加速フェーズ実施の成果
9. 長谷川 達人, “資源調査の自動化に向けた魚画像の汎用キーポイント検出モデルの開発”, 令和 5 年度公益財団法人日本水産学会秋季大会, 仙台, 2023.9. ※加速フェーズ実施の成果
10. 芹澤菜苑, 岡山充希, 中野雄太, 長谷川 達人, “マルチモーダルモデルによる生態特徴観察と画像生成モデルを用いたデータ拡張の検証”, 情報処理学会第 86 回全国大会, 神奈川, 2024.3. ※加速フェーズ実施の成果