

流通の最適化のための漁場予測 AI プラットフォームの開発

A Development of fishery prediction AI platform to optimize distribution

高博昭 *1

Hiroaki Taka

長部太郎 *2

Taro Osabe

半澤悟 *2

Satoru Hanzawa

塩谷浩之 *3

Hiroyuki Shioya

岸上 順一 *3

Junichi Kishigami

和田雅昭 *1

Masaaki Wada

*1 公立はこだて未来大学

Future University Hakodate

*2 日立製作所

Hitachi, Ltd.

*3 室蘭工業大学

Muroran Institute of Technology

In this study, we aim to develop a fishery prediction AI platform. In this platform, catch amount data and environment data are stored in a database. The future catch amount is predicted by AI using the stored data. The platform will offer two advantages: optimization of distribution material such as the size of tracks, the number of tracks, the number of packing material, and the amount of ice; and giving added value to marine products. We predicted the catch amount of squid, salmon, and yellowtail by Neural Networks. However, the prediction error is still large. Therefore, we plan to improve the prediction error, and collect more long-term catch amount data and environment data.

1. はじめに

近年、北海道で水揚げされる水産物の水揚げ量の傾向が変化している。例えば、マリンネット北海道^{*1}で提供されているデータによれば、北海道では主要な魚種であるサケやイカなどの水揚げ量の減少が続く一方で、これまでほとんど漁獲されることがなかったブリの水揚げ量の増加傾向が見受けられる。また、この問題は単に北海道に限った問題ではなく、日本各地において水産物の水揚げ量の傾向が変化している。地域経済を支える水産業の持続性を確保するためには、単に環境に適応した漁業を実現するだけでなく、漁業と加工や小売を結ぶ流通業の効率化も実現する必要がある。

本研究では、主に流通事業者を対象とした、未来の水揚げ量および漁場の予測を行うための AI プラットフォームの実現を目指す。本稿では、プラットフォームの概要とニューラルネットワークによる予測結果を中心に述べる。

2. 漁場予測 AI プラットフォーム

本節では、漁場予測 AI プラットフォームの概要と、プラットフォームがもたらす効果について述べる。

2.1 プラットフォームの概要

図 1 に、本研究で実現を目指している漁場予測 AI プラットフォームの概要を示す。このプラットフォームでは、各漁港での魚種ごとの水揚げデータと、海水温などの環境データを取得し、データベースで一元管理する。また、過去の水揚げデータおよび環境データから、AI によって各漁港における各魚種の水揚げ量の予測を行う。予測した結果は、専用のアプリケーションによって流通事業者へ提供し、流通事業者の意思決定支援を行う。

2.2 プラットフォームによる効果

本プラットフォームによる恩恵は、二点あると考えられる。まず一点目は、流通資材の最適化が可能になることである。例えば、各地の水揚げ量に応じて、トラックの大きさやその台数、水産物を保存するための木箱、発泡スチロールなどの梱包材の

連絡先: 高博昭, 公立はこだて未来大学, 〒041-8655 北海道函館市亀田中野町 116-2, taka[at]fun.ac.jp

*1 <http://www.hro.or.jp/list/fisheries/marine/>

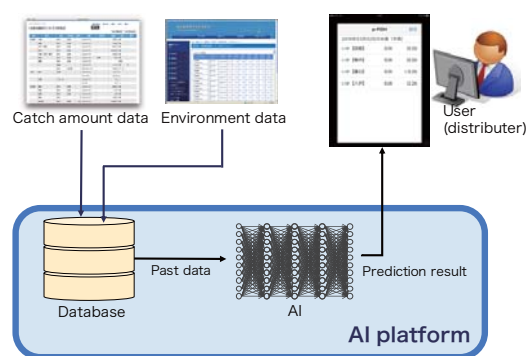


図 1: 漁場予測 AI プラットフォーム

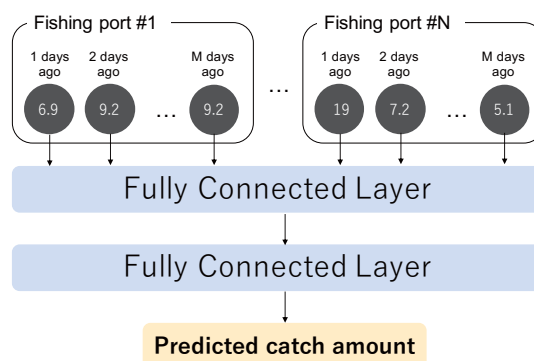


図 2: ニューラルネットワークによる漁場予測

数量や、鮮度を保つための氷の量などを適切に選択することが可能になる。

もう一点は、迅速な手配が可能になることによる高付加価値化である。事前に水揚げが予測されることによって、水産物の鮮度を保ったまま、今まで以上に早く集荷・配送することが可能となり、水産物を集荷する際の輸送経路の最適化にもつながることが期待される。これにより、迅速化による付加価値を付与することができるとともに、飲食店や小売店などへの提供もスムーズに行うことができる。

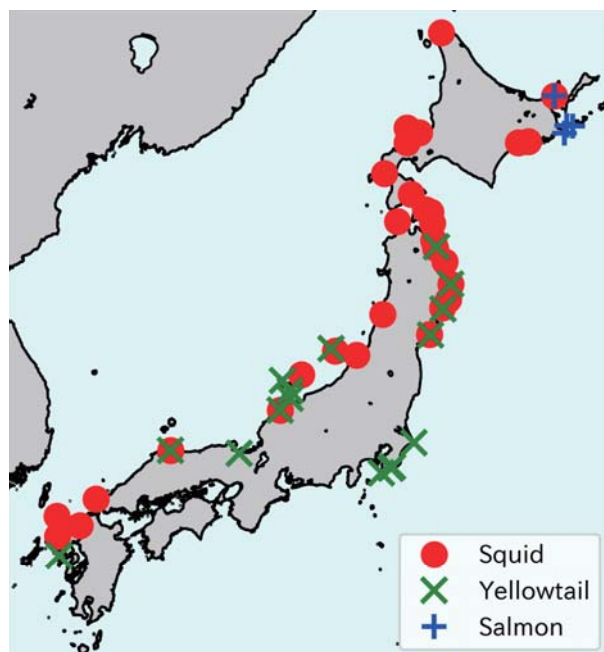


図 3: 対象とした漁港の分布

3. 予測

本研究では、北海道での主要な魚種であり観光資源としても有名であるスルメイカとサケ、北海道ではほとんど漁獲されることがなかったブリの3魚種を対象とした予測を実施した。本節では、予測方法と予測結果について述べる。

3.1 予測方法

今回、ニューラルネットワークを用いてスルメイカ、ブリ、サケの水揚量予測を行った。現状、日本各地の環境データの取得はできていないため、時事水産情報^{*2}で提供されている各漁港の魚種ごとの水揚データのみを用いた。

図2に、ニューラルネットワークによる予測の概念図を示す。ニューラルネットワークへの入力、 N 漁港分の過去 M 日分の過去の水揚データとし、出力は特定の漁港の予測水揚量とした。したがって、入力ユニット数は $N \times M$ 、出力ユニット数は1となる。複数の漁港の水揚データを対象とした理由は、今回対象とした魚種はいずれも回遊魚であるため、複数の異なる漁港のデータを用いれば、回遊の傾向によって水揚量を予測できると考えられるためである。なお、水揚データは2006年以降のデータを使用した。

スルメイカの予測については、 $N = 30$ 、 $M = 30$ 、ブリについては、 $N = 16$ 、 $M = 30$ とし、中間層は2層の全結合層として通年の予測に取り組んだ。中間層のユニット数は対象とする魚種・漁港によって異なる。一方、サケについては、時事水産情報で提供されるデータはほぼ北海道内のものに限定されていたこと、また9月～11月のみにデータが集中していたことから、他の2魚種とは異なるアプローチで予測を実施した。具体的には、 $N = 4$ 、 $M = 14$ とし、水揚データに加えて、予測する週に対応する週番号を入力することとした。中間層は3層の全結合層(ユニット数は入力に近い層から順に200-100-100)、出力は各漁港の1週間の予測水揚量とした。したがって、入力

表 1: 各魚種の漁港ごとの予測誤差

Fish species	Fishing port	Prediction error (t)
Squid	Wakkanai	5.29
	Rausu	2.64
	Hakodate	2.03
	Hachinohe	0.14
Yellowtail	Hachinohe	3.03
	Ishinomaki	6.18
	Choshi	8.16
	Kanazawa	3.27
Salmon	Nemuro	1.71
	Habomai	3.41
	Ochiishi	1.71
	Rausu	8.53

ユニット数は $4 \times 14 + 1 = 57$ 、出力ユニット数は $4 \times 7 = 28$ となる。

図3に、今回の予測でデータを用いた漁港の位置を示す。いずれの魚種も、水揚量が上位の漁港を選択している。スルメイカについては北海道や三陸、本州日本海側の漁港、ブリは三陸、本州日本海側、房総半島沖、サケについては北海道道東地方の漁港を中心に選択した。

3.2 予測結果

表1に、各魚種について主要な漁港の予測誤差を示す。スルメイカについては、八戸の予測誤差が0.14tと低いものの、他の漁港についてはいずれも1tを超える予測誤差となった。同様に、ブリとサケについても、いずれの漁港も1t以上の誤差が生じていることが分かる。2.2節では、本プラットフォームのメリットとして、流通資材の最適化が可能になる点をあげている。しかし、現状の予測誤差の数値では、トラックのサイズや台数などの最適化は実現できないと考えられるため、さらなる精度向上が必要である。

4. まとめ

本稿では、本研究で開発を目指している漁場予測 AI プラットフォームの概要と、現時点での水揚量の予測結果について述べた。プラットフォームの仕組み自体はほぼ完成しているものの、AIによる予測誤差が大きく実用化までには至っていない。今後は、予測精度の改善につとめ、北海道、さらには日本全国の水産業の持続的発展に貢献することを目指す。

現時点では、水揚データのみを用いた予測となっている。また、水揚データについても2006年以降からの10年程度のデータしか得られていない。そのため、より長期間の水揚データと、まだ使用できていない環境データを入手・蓄積する必要がある。また、ニューラルネットワークのパラメータチューニングや、ニューラルネットワーク以外の機械学習の方法なども検討する必要がある。

謝辞

本研究は、本研究は公益財団法人北海道科学技術総合振興センター地域産学官 AI/IoT 実証モデル委託事業の支援を受けたものである。関係者諸氏に深謝する。

*2 <http://suisan.jiji.com/apps/>