

水深の違いを考慮した転移学習による 海水温予測モデルの提案と実装

三輪 拓真[†] 青山 周平[‡] 大塚 孝信[‡]

名古屋工業大学[†] 名古屋工業大学大学院 情報工学専攻[‡]

1 はじめに

養殖業は世界的に重要な産業の一つである。2020年の海面養殖による生産量は約6813万トンであり、漁業・養殖業全体の約32%を占めている。また、日本国内においても2020年の海面養殖による生産量は約97万トンであり、漁業・養殖業全体の約23%を占めており、日本の食を支えている[1]。

こうした中、現在の海面養殖の問題点として海水の異常水温による海産物の品質低下やへい死などの被害がある。このような海産物への被害を防ぐために、養殖場では海水温を正確に予測し、筏の移動などにより、養殖業従事者が事前に海産物を保護する必要がある。現在、養殖場内における海水温予測は養殖業従事者の経験や勘によって行われているが、高齢化や後継者不足などを背景に、養殖業従事者数は減少傾向である[2]。そのため、現在の経験則に基づく予測とは異なる、海水温予測手法が必要とされている。

2 関連研究

奥野ら[3]はGRU(Gated Recurrent Unit)を用いた海水温予測を行なっている。GRUは時系列データを扱う再帰型ニューラルネットワークの一種で、通常の再帰型ニューラルネットワークでは困難な、長期的な特徴を記憶しておくことが可能である。しかし、この手法では学習に用いる海水温データが9年という大量のデータが必要であり、少量のデータしかない地点では予測精度が下がるという問題点がある。そこで本研究では、少量のデータであっても高精度な予測を可能にする海水温予測モデルの提案をする。

3 海水温予測モデル

本研究で提案する海水温予測モデルを図1に示す。本モデルでは奥野らの提案している長期予

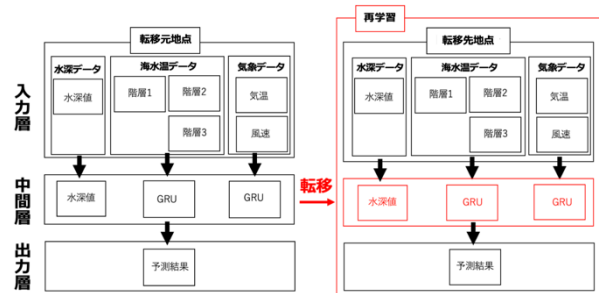


図1: 転移学習を用いた海水温予測モデル

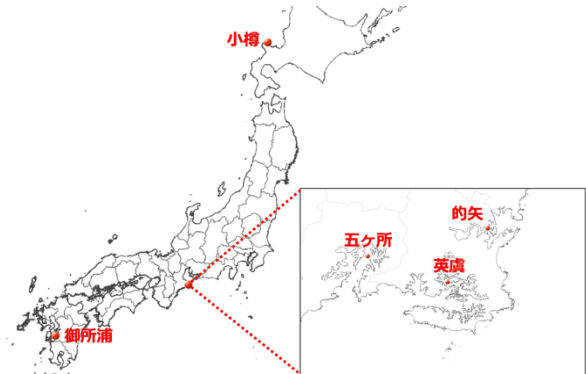


図2: 海水温の観測対象地点 [4]

測モデルに加え、水深値を入力層に加えた転移学習を行っている。転移学習とは別のタスクで学習した学習済みモデルを、他のタスクで再学習させることで、少量のデータでも高精度な予測を可能にする機械学習手法の一つである。本研究では転移する知識の送り手側を転移元地点、受け手側を転移先地点と表記する。

本モデルの入力層では、海水温データと気象データの2種類の時系列データと各水深値を予測モデルに入力する。まず海水温データについて、本研究における海水温の観測対象地点を図2に示す。各観測地点では、飼育する海産物や養殖場周辺の気候によって、飼育に最適な水深は異なるため、観測地点によって異なる水深の海水温を測定している。本研究で使用する海水温データのうち、三重の3ヶ所は水深0.5m, 2m, 5mの海水温、鹿児島県の御所浦では水深1m, 3m, 10mの海水温、北海道の小樽では水深1m, 10m, 20mの海

Proposal and Implementation of Sea Water Temperature Prediction Model Using Transfer Learning Considering Depth Differences

[†]Nagoya Institute of Technology

[‡]Department of Computer Science, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

水温を測定している。本提案モデルでは、この水深の違いが予測精度に影響を与えると考え、入力層に水深値を加えて、学習を行う。気象データに関しては、気象庁が提供するデータベース[5]から対象の養殖場に最も近い位置の気象データを用いている。また、海水温は性質上、短時間で急激に温度変化することはないため、予測対象日の直近のデータが重要となる。そのため、直近7日分の日平均海水温と、気象データとして最高・最低気温と最大風速を入力する。

中間層では、海水温データの特徴と気象データの特徴を別々に学習させるため、それぞれ別のGRUを入力する。

出力層では、予測対象の水深における7日先までの日平均海水温7日分を出力する。

4 評価実験

実験概要

本実験では、図2の観測地点のうち、転移元地点を三重の3地点、転移先地点を小樽と御所浦に設定し、それぞれ転移学習を行った。また、本実験に使用したデータの各期間を以下に示す。

- 転移元地点訓練データ:2010/1/1~2017/12/31
- 転移先地点訓練データ:2018/1/1~2018/12/31
- テストデータ:2019/1/1~2019/12/31

本実験の比較対象として以下の2種類の手法で実験を行った。

- 手法1:水深値を入力に加えていないモデル
- 手法2:水深値を入力に加えモデル(提案手法)

同時に転移学習の有効性を確かめるために、転移学習せずに転移先地点の訓練データのみで学習したモデルとの精度比較も行った。本実験の評価項目として全階層の平均絶対誤差(MAE)と年間の誤差±1度以上の割合を設定した。

実験結果

評価実験の結果を表1,表2に示す。実験結果から小樽の手法1を見ると、転移元地点が「なし」、つまり転移学習を行わない場合、MAEは0.82であったのに対し、転移学習を行った場合、どの転移元地点であってもMAEは約0.50となった。また、誤差±1度以上の割合は転移学習を行わない場合、32.6%であったのに対し、転移学習を行った場合、約9~12%であり、どちらの評価項目も転移学習を行うことで精度が向上している。御所浦も同様の結果が確認できるため、海水温予測の際に、1年程度の少量な訓練データしかない地点に対して、転移学習を行うことでより高精度な予測が可能であることを示した。

また、水深値の入力の有無(手法1と手法2の比較)では、御所浦の誤差±1度以上の割合を見ると、全ての組み合わせで提案手法である、手

表1:小樽での各手法による実験結果

評価項目	転移元地点	手法1	手法2
MAE	なし	0.82	0.89
	英虞湾	0.52	0.46
	五ヶ所湾	0.48	0.53
	的矢湾	0.47	0.50
誤差1度以上の割合	なし	32.6%	33.2%
	英虞湾	11.8%	8.8%
	五ヶ所湾	10.7%	12.6%
	的矢湾	9.3%	11.2%

表2:御所浦での各手法による実験結果

評価項目	転移元地点	手法1	手法2
MAE	なし	0.90	0.60
	英虞湾	0.35	0.36
	五ヶ所湾	0.28	0.27
	的矢湾	0.30	0.29
誤差1度以上の割合	なし	29.0%	19.7%
	英虞湾	6.0%	5.2%
	五ヶ所湾	3.0%	2.7%
	的矢湾	3.3%	3.3%

法2の方が精度が良い、または同等という結果が得られたが、小樽では精度が下がる場合も確認できた。これは転移学習の際、水深値を入力に加えるだけでは精度向上に繋がらない可能性を示唆している。今後は、緯度や海流の違いなども考慮する。

5 おわりに

本研究では養殖場での利用を想定し、データが少ない地点でも高精度な予測を可能にする海水温予測モデルの提案を行った。評価実験の結果、1年程度の少量なデータしかない地点に対して、転移学習を行うことで、予測の精度向上が可能であることを示した。また、水深値の入力の有無に関しては、水深値だけでは転移学習の予測精度の向上に繋がらない可能性を示した。今後はさらに研究を進め、予測精度向上に繋がる要素の検討を行い、予測モデルの改善を行う。

謝辞

本研究はJSPS 科研費 JP21K17803 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 農林水産省:「漁業・養殖業生産統計」及び「漁業産出額」
- [2] 農林水産省:2018年漁業センサス
- [3] Okuno, M.; and Otsuka, T. 2020. How to Predict Seawater Temperature for Sustainable Marine Aquaculture (Student Abstract). In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, volume 34, 13887-13888.
- [4] 国土地理院ウェブサイト:白地図を加工して作成, <https://maps.gsi.go.jp>
- [5] 気象庁:過去の気象データ検索