

複数の予測期間に応じた 海産養殖に資する海水温予測アルゴリズムの提案と実装

奥野 聖人^{1,a)} 大塚 孝信^{1,b)}

受付日 2019年6月3日, 採録日 2019年11月29日

概要: 世界的な海産物需要増加にともない, 養殖業が世界的に注目されている. 養殖業では養殖場内の適切な環境管理が重要であり, 特に海水温の影響は大きいため, 安定して供給を行うためには海水温を高精度に予測する必要がある. 本論文では, 予測モデルにニューラルネットワークを取り入れ, 複数の予測期間に対応可能なアルゴリズムの提案とその実装について述べる. 評価実験として1年分の海水温予測を実施した結果, 翌日の1時間ごとの海水温は平均誤差約0.2~0.4°C, 1週間先までの日平均海水温は平均誤差約0.2~0.5°Cであり, 従来手法と比較して最大約1°C誤差が減少した. これは従事者のニーズである誤差1°C以内を十分満たしており, 水温被害の対策など幅広く活用可能である.

キーワード: IoT, 海水温予測, 海産養殖, 機械学習

Proposal and Implementation of Multiple Term Seawater Temperature Prediction Algorithm for Marine Aquaculture

MASAHITO OKUNO^{1,a)} TAKANOBU OTSUKA^{1,b)}

Received: June 3, 2019, Accepted: November 29, 2019

Abstract: The demand of marine products is increasing globally, and marine aquaculture is gathering attention. In marine aquaculture, appropriate environment control is important, and especially, seawater temperature is essential, so it is necessary for stable supply to predict seawater temperature precisely. In this paper, we describe proposal and implementation of seawater prediction algorithm which compatible with multiple term by using neural networks. Result of 1 year water temperature prediction as an evaluation experiment, hourly next-day prediction has an average error of about 0.2 to 0.4°C and daily prediction of up to one week has an average error of about 0.2 to 0.5°C, and the errors are maximum about 1°C lower than that of existing methods. This is enough to meet worker need, which is within 1°C error, thus it can be used in a variety of situations, such as water temperature damage.

Keywords: IoT, seawater temperature prediction, marine aquaculture, machine learning

1. はじめに

輸送技術の発達や世界人口の増加などにもない, 世界的に海産物需要が急激に増加している. 世界の魚介類消費量はアジア地域を中心に過去半世紀で約2倍に増加し, 今後もさらなる増加が予想されている [1]. しかし需要が増

加する一方, 世界の海産物資源の利用状況はすでに上限レベルに達しており, 1990年頃から漁船漁業による生産量はほぼ一定と, これ以上の発展は望めないとされている [2]. それに対し, 養殖業生産は過去20年間で生産量が約10倍にまで増加し漁船漁業生産量を超えるなど, 近年養殖業は急速に発展している. また, 漁船漁業による生産とは異なり, 海産物を計画的に生産し, 安定して供給を行うことが可能といった明確なメリットも存在し, 世界的に重要な産業となっている.

現在の養殖業の問題の1つに異常水温による被害があげ

¹ 名古屋工業大学大学院
Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Aichi 466-8555, Japan

a) okuno.masahito@otsukalab.nitech.ac.jp

b) otsuka.takanobu@nitech.ac.jp

られる。通常、海産物は広大な海の中に生息しているため、水温などの環境の変化に合わせて移動することができる。しかし養殖の場合、海産物は生簀や筏に吊るされた籠の中といった、養殖場内のさらに限られた場所で飼育されるため、環境の変化に自ら対応することができない。そのため、養殖場内の水温が著しく変化した場合には品質の劣化やへい死など、大きな被害が発生する [3]。特に真珠などの高付加価値な海産物ではその影響も多大な物となるため、被害を未然に防ぐことが非常に重要となる。このような被害を防ぐためには海水温の変化を正確に予測し、従事者の手により養殖場内の環境を適切な状態に保つ必要がある。しかし、現状の水温予測は従事者自身の能力に依存する部分が大きく、筏を移動させるタイミングを勘で判断するなど、豊富な知識や長年の経験を必要とする作業である。その一方で、高齢化にともない熟練の従事者の数は年々減少しており、現状の方法で予測を続けることは困難である。そのため、現状の方法とは異なる、従事者の経験によらない水温予測方法の確立が必要とされている。本研究では、ニューラルネットワークを用いて養殖場内の過去データを学習し、海水温予測を行うアルゴリズムを提案する。また、本システムを実際の養殖場に実装することで、経験によらない水温予測方法を実現し、養殖業のさらなる発展を支援する。

本論文の構成を示す。まず、2章で本研究の実験対象となる真珠養殖の歴史と現状の課題について述べる。次に、3章で本研究に関連する先行研究を示す。次に、4章で提案手法である養殖場内の海水温予測アルゴリズムについて述べる。次に、5章で提案手法の評価実験結果およびその考察を示す。最後に、6章で本論文のまとめと今後の課題を示す。

2. 真珠養殖の歴史と課題

2.1 真珠養殖の歴史

真珠は貝から採取される宝石の1種であり、その神秘的な外見や希少性から「月のしずく」、「人魚の涙」などと呼ばれ、太古より世界各地で珍重されてきた。真珠養殖が行われる以前、天然の真珠は1万個の貝から数粒程度しか産出されず、大粒や真円の真珠となると非常に高い価値が付けられた。そのため古くから人工的に真珠を生産する、つまり真珠養殖に関する動きは世界各地で見られ、13世紀の中国の仏像真珠などが例としてあげられる。日本においては、1893年(明治26年)に御木本幸吉が世界で初めて半円真珠の養殖に成功し、1904年には見瀬辰平・西川藤吉による真円真珠の養殖の成功、1920年代には養殖技術が確立され、養殖真珠が世界に供給されるようになった [4]。その後、1950年代には三重県、和歌山県、長崎県を中心に養殖真珠の生産がさかんに行われ、世界の9割のシェアを日本が持つなど日本の輸出産業の一端を担った。しかし、近年では国内の真珠養殖業経営体数は減少傾向にあり、海外で

は中国を筆頭に真珠養殖がさかんに行われ、日本のシェアは年々減少している。真珠は日本の水産物輸出の約13% [5]を占める主要な輸出品の1つであり、日本産真珠のシェア減少は国全体の問題となっている。この問題を受け、2017年6月7日に真珠振興法 [6] が施行され、日本国として真珠養殖復興を補助する動向にある。

2.2 現状の養殖の課題

真珠養殖では母貝から真珠を採取するまでに、多くの作業と時間を必要とする。具体的には、まず稚貝の育成から始まり、真珠養殖に利用できる母貝に育つまでに3年程度の育成が必要となる。その後、人の手により真珠核が母貝の中に挿入され、さらに半年以上の養成を経て真珠が採取される。このように真珠が生産されるまでには3~4年程度かかり、一般的な魚類などに比べ長期間の管理が必要となる。加えて真珠核の挿入など高度な技術を要する作業も存在し、真珠養殖は容易ではない。また、アコヤ貝の適正水温は冬季は10℃以上、夏季は25℃以下である。この水温を超えることが予想される場合、冬季では越冬場所へ、夏季は水温の低い場所へ筏を移動するといった対応が行われる。このような移動は大規模となるため多くの時間やコストが必要であり、移動の際に母貝が落下するといったリスクも存在し、容易に行うことはできない。そのため水温が適正範囲を超えるかどうかの正確な予測が重要となるが、現状養殖場内の水温予測は一般的に行われておらず、移動のタイミングなどは従事者の経験と勘によって判断されている。現状の養殖を続けた場合、従事者の高齢化や引退によりこの経験が失われる恐れがあり、真珠養殖の持続可能性が問題となっている。さらに、近年では地球温暖化などの影響から異常気象が発生し、過去に例のない環境変化など、経験則では対応が困難なケースも数多く存在し、今後このようなケースがさらに増加することも考えられる。そのため、過去の経験や勘によらない新たな予測手法の確立が養殖業において重要な課題となっている。

海水温予測に関して、海面水温や海流の予測は一般的に行われている [7], [8]。しかし、養殖の場合海産物は主に水深2m~10m程度で育成されるため海面下の海水温が重要であり、これらの予測を直接活用することは難しい。また、予測の対象範囲の問題も存在する。養殖は養殖場である湾内の一部など狭い範囲で行われ、同じ地域の養殖場でも水温の差が見られる場合があり、沿岸全域のような広範囲の予測をそのまま利用することはできない。水温の差が生じる地形の特徴の1つにリアス式海岸がある。リアス式海岸とは侵食によって多くの谷が刻まれた山地が沈水し、結果として狭い湾が複雑に入り込んだような地形が形成された海岸のことである。このような湾では同じ湾内でも水温に差異が生じやすく、水温に数度差が見られる場合もある。以上の問題から、養殖では海面下の水温を対象とした、実

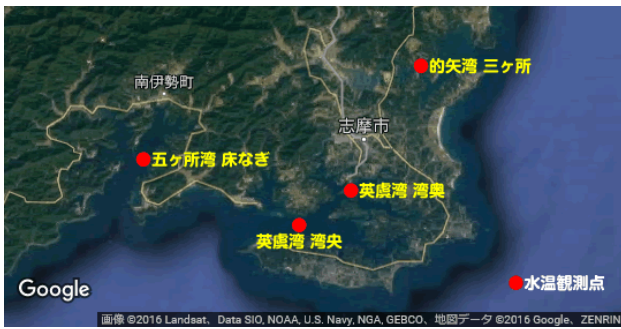


図 1 水温観測地点

Fig. 1 Water temperature observation point.

際の養殖箇所周辺の水温収集や予測が必要である。三重県真珠養殖協議会では 2007 年より“三重県真珠養殖関連漁場水温モニタリングシステム” [9] で図 1 に示す養殖場 4 カ所それぞれ水深 0.5 m, 2.0 m, 5.0 m, 8.0 m の 4 地点の水温を計測しており、養殖従業者に水温データを提供している。本研究ではこれらの観測データを用いることで、養殖箇所周辺の海面下の水温を予測可能なアルゴリズムを実装する。

3. 関連研究

既存の予測手法として、早乙女らは定点観測データを用いる手法を提案している [10]。しかし、この手法は沿岸全域など広範囲を対象としたデータが用いられているため、養殖場内など狭い範囲の水温予測を行うことは困難である。また、阿部らは小型水温観測ブイ [11] を用いた養殖海域の水温予測手法や冷水塊の流入予測手法を提案している [12], [13]。この手法では、ユビキタスブイと呼ばれる低価格で小型のブイを養殖海域に複数設置することで養殖場内の環境をリアルタイムに把握するシステムを構築し、予測が行われている。ただし、この手法では広範囲に複数のブイを設置する必要があるため、予測範囲も数 km 程度と広範囲の海域が対象となるため、利用可能な場所が限定される。汎用的に用いることが可能な手法として、大塚らは養殖場内の水温観測データと気象データを用いた予測手法を提案している [14]。この手法では、養殖場内で実際に観測された海水温データと養殖場近辺で観測された気象データの 2 種類の環境データを組み合わせて予測を行う。また、中川らは当日の海水温と天気予報を組み合わせて用いる予測手法と、気象庁の数値海洋モデルである MOVE/MRI.COM-WNP [15] を用いた予測手法の 2 種類の予測手法を提案している [16]。また、中川らは予測手法の提案に加えて実際の養殖従事者に対して予測のニーズの調査を行っており、1 週間先までの水温を誤差 1°C 以内での予測することが必要だという声があることを述べている。そのため、予測の誤差が 1°C を下回っていることが予測手法が実用的かどうかを判断する基準だと考えられる。

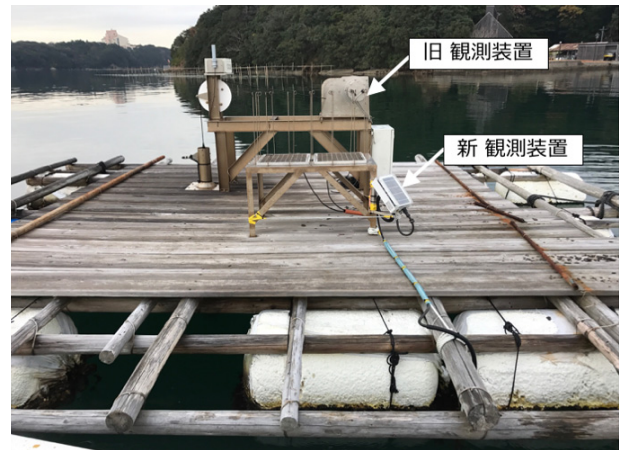


図 2 養殖場内に設置された観測装置の外観

Fig. 2 Appearance of observation device installed in bay.

表 1 天気予報サービスの比較

Table 1 Comparison of weather forecast service.

サービス	提供方法	形式	期間
気象庁	Web のみ	-	1 日ごと
OWM	Web, API	JSON, XML	現在, 3 時間, 1 日
Darksky	Web, API	JSON	現在, 1 分, 1 時間, 1 日

4. 海水温予測アルゴリズム

4.1 環境データの取得

本研究では三重県真珠養殖場を実験場に設定し、五ヶ所湾、的矢湾、英虞湾（湾奥・湾東）の計 4 カ所を対象に実験を行っている。これらの養殖場には図 2 のような水温観測装置が 2007 年より存在し、継続的に水温測定が行われている。観測装置に関して、旧観測装置は水温に加えクロロフィル a 濃度や塩分濃度などの測定が可能であったが、これらのセンサは塩害での劣化が激しく維持費用が高額であり、さらに装置が大型となる問題があった。そのため、2017 年より真珠養殖に最も重要なデータである水温のみが観測可能な新観測装置に変更されている。観測された水温は携帯電話回線網を用いて定期的にサーバに送信され、データベースに保存される。

養殖場周辺の気象データについて、過去データの取得に関しては、気象庁が提供するデータベース [17] より、真珠養殖場に最も近い三重県南伊勢気象台のデータを利用している。また、直近のデータや天気予報データの取得に関しては、気象データの API を提供する Dark Sky [18] を利用している。これらのデータは予測の実行時に必要となり、実行ごとに最新のデータを取得する必要があるため、API を用いている。また、主要な同様のサービスとして、気象庁の天気予報 [19] や OpenWeatherMap [20] があげられる。これらのサービスとの比較を表 1 に示す。

まず提供方法だが、気象庁は Web ページのみに対し、OpenWeatherMap と DarkSky はどちらも API を利用可

能であり、データも JSON や XML といった加工が容易な形式で取得できる。次にデータの期間だが、DarkSky の特徴として 1 分ごとや 1 時間ごとなど、OpenWeatherMap の 3 時間ごとに比べ細かい時間単位でデータを提供していることがあげられる。時間単位が細かいことは、気象の変化のタイミングをいち早く検知することを可能とし、予測精度の向上につながる。以上のことから、本研究では気象データの取得に DarkSky の API を利用している。

4.2 海水温予測モデル

本節では、海水温予測アルゴリズム内の予測モデルの構成について述べる。予測モデルは機械学習用ライブラリの TensorFlow [21] と、TensorFlow 上で実行可能なライブラリである Keras [22] を用いて構築している。TensorFlow はバージョン 1.11.0、Keras はバージョン 2.2.3 をそれぞれ用いた。予測モデルの全体を図 3 に示す。モデルの詳細な構成について、入力層、中間層、出力層の 3 つに分けて述べていく。

入力層

入力層では、海水温データと気象データの 2 種類のデータが入力される。まず海水温データだが、現在の水温は海水温予測で最も重要な情報である。海水温は性質上急激に変化することはないため、数時間程度の予測ではそのまま利用可能であり、予測がさらに長期となる場合も大きな指標となる。そのため、予測当日の最新の海水温を与えることは高精度な予測に必須である。また、本研究では海水温変化の流れを学習させるため、過去から現在までの海水温を時系列の形で入力する。ここでは、複数の時系列の期間を試したなかで最も精度が安定した期間を入力に設定している。具体的には、短期モデルでは直近 24 時間分の 1 時間ごとの海水温、長期モデルでは過去 7 日分の日平均海水温を入力としている。また、海水温の観測は 1 カ所だけで

なく、複数の水深で行われていることが多い。そこで、本研究では予測対象となる水深以外の水深も含めた、複数の水深の海水温データを同時に入力可能としている。これにより、予測モデルが他の水深からの影響を考慮することが可能となり、精度向上が望める。

次に気象データだが、海水温変化が気象の影響を大きく受けることは先行研究 [14] でも述べられている。そのため、海水温データと同時に気象データも入力することで、予測精度の向上を実現している。また、気象データに関しては過去の実績データだけでなく、天気予報のデータも利用することが可能である。しかし、気象の影響が海水温に現れるまでにはある程度時間がかかるため、短期的な予測では予報データを用いることはできない。そのため、短期モデルでは実績データのみ、長期モデルでは実績データと予報データの両方を利用している。また、気象に関しても海水温と同様に変化の流れを学習させるために時系列の形で入力し、複数の期間を比較した結果最も精度が安定した期間を入力としている。具体的には、短期モデルでは直近 24 時間分の 1 時間ごとの実績データ、長期モデルでは過去 7 日分の実績データと 7 日後までの天気予報データを合わせたものを入力としている。また、入手可能な気象データを試したなかで、海水温への影響が最も強かった気温と風速を入力としている。このとき、季節や時間を考慮し、月や時間のデータも合わせて入力している。具体的には、短期モデルでは月、時間、気温、風速の 4 種類、長期モデルでは月、最高気温、最低気温、最大風速の 4 種類の要素が入力される。

中間層と出力層

中間層では、海水温と気象の時系列データがそれぞれ別の Gated Recurrent Unit (GRU) [23] に入力され、処理が行われる。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 1 種で、通常の再帰型ニューラルネットワークでは困難である古い情報の記憶が可能という特徴があり、長期依存を考慮する必要のある問題に適している。海水温の場合、天候が大きく変化した場合でも影響が現れるのは数日後など変化が古い情報に依存しているケースが多く、GRU のようなアルゴリズムが有効な問題である。それぞれの GRU で処理された結果は 1 つにまとめられ、出力層に送られる。このとき、GRU のノード数は 128 に設定し、そのほかのパラメータはライブラリの標準である。

出力層では、中間層での結果から予測水温への変換が行われる。短期モデルでは 1 時間ごとの海水温 24 時間分、長期モデルでは日平均水温 7 日分が出力される。このとき、活性化関数は Linear、最適化手法は Adam、損失関数は Mean Absolute Error を利用している。

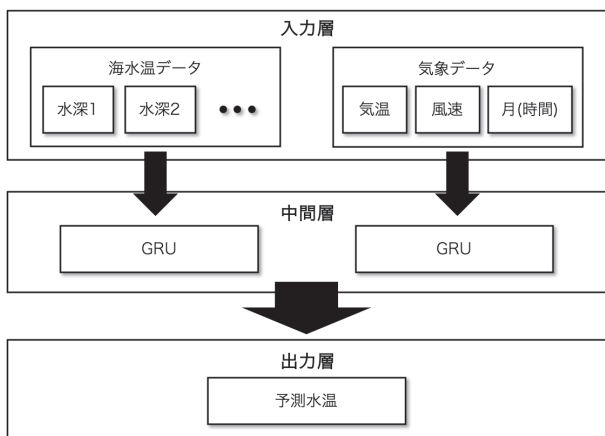


図 3 予測モデル

Fig. 3 Prediction model.

4.3 複数の予測期間への対応

本研究では予測の実用性を高めるため、翌日までの 1 時

間ごとの予測を行う短期モデルと、1週間先までの1日ごとの予測を行う長期モデルの2種類の予測モデルを構築することにより、複数の予測期間に対応している。たとえば、短期モデルでは実水温を1時間ごとに予測するといった詳細な予測が可能である。詳細な予測が得られた場合、1日の間の海水温変化が可視化され、水温が大きく変化する時刻を事前に検知することが可能となる。これにより、従事者は適切なタイミングでの海産物の保護が可能となり、水温被害の軽減につながる。一方、長期モデルでは1週間先までの1日ごとの平均水温が予測される。日ごとの平均水温の予測が得られた場合、長期的な海水温の流れを可視化することが可能となる。これは、今後の海水温変化の目安となり、従事者のスケジュール管理や作業内容の調整など、様々な場面で活用される。このように、複数の予測期間に対応することで活用の場面を広げることが可能であり、予測アルゴリズムの実用性を向上させている。

4.4 予測アルゴリズムフロー

本節では、本研究で提案する予測アルゴリズムが実際に予測を行う際の一連の流れについて述べる。予測のフローを図4に示す。まず、水温データと気象データに関しては、毎時間最新のものがそれぞれ取得され、データベース上に自動的に蓄積される。また、海水温予測は毎日0時に実行され、始めにデータベース上の各種データが学習済みの短期モデル、長期モデルへそれぞれ渡される。その後、両モデルで各養殖場の各水深ごとに予測が実行され、それぞれ予測結果が出力される。最後に予測結果を保存し、データ

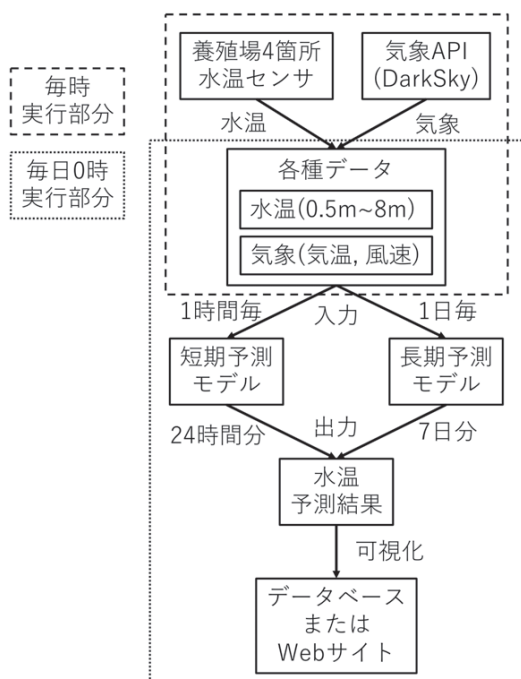


図4 予測フロー

Fig. 4 Prediction flow.

ベース上での確認が可能になるほか、Webサイト上へのグラフの表示(図5参照)などデータの可視化を行う。

5. 評価実験

5.1 実験設定

本研究では、図1に示された三重県真珠養殖場4カ所の海水温データと、三重県南伊勢気象台の気象データ[17]を用いて評価実験を行った。三重県真珠養殖場では水深0.5m, 2.0m, 5.0m, 8.0mの4カ所の海水温を測定しているため、本実験では各養殖場について、この4つの水深を予測対象とする。実際に予測モデルに与えられるデータは、短期モデルは海水温データ4要素(水深0.5m~8.0m)と気象データ4要素(気温, 風速, 月, 時間)それぞれ24時間分、長期モデルは海水温データ4要素がそれぞれ7日分と、気象データ4要素(最大気温, 最低気温, 最大風速, 月)がそれぞれ予測当日の前後7日分の計14日分となっている。また、養殖場ごとに、2016年1月7日から2017年1月6日までの1年分のデータを検証用として用い、それ以前の約10年分のデータを学習用に用いている。データの詳細を以下に示す。ただし、気象データに関しては、養殖場ごとに海水温データが存在する時間のデータのみを利用しているため省略する。また、長期モデルでは1時間ごとの各種データを日ごとに平均化したものを学習と検証に用いている。

- 五ヶ所湾 海水温実測値(1時間ごと) 2007/3/20-2017/1/6 72,726件
- 的矢湾 海水温実測値(1時間ごと) 2007/3/20-2017/1/6 76,061件
- 英虞湾 湾奥 海水温実測値(1時間ごと) 2007/2/28-2017/1/6 84,182件
- 英虞湾 湾央 海水温実測値(1時間ごと) 2007/2/28-2017/1/6 67,348件

また、予測精度の指標として、平均誤差と予測全体のうち誤差が1°C以上であった予測の割合の2種類を算出した。海水温変化は基本的には緩やかであり、天候など外的要因の影響を受けた場合にのみ大きく変化する。したがって、平均誤差のみを評価に用いた場合は大部分である平常時の予測精度が重視され、急な水温変化の予測精度の評価が困難となる。このような急変化の予測精度を評価するため、平均誤差に加え誤差が基準値(1°C)を超えた予測の割合も評価に用いている。なお、本研究では、実際の養殖業従業者のニーズである誤差1°C以内を考慮し、基準値を1°Cに設定している。また、既存手法との比較として、短期モデルは大塚らのRandomForestを用いた手法[14]、長期モデルは中川らの重回帰分析を用いた手法[16]の誤差も同じ条件下で算出し、予測精度を比較する。

5.2 短期モデル結果

短期モデルの実験結果を表2に示す。表の縦軸は養殖

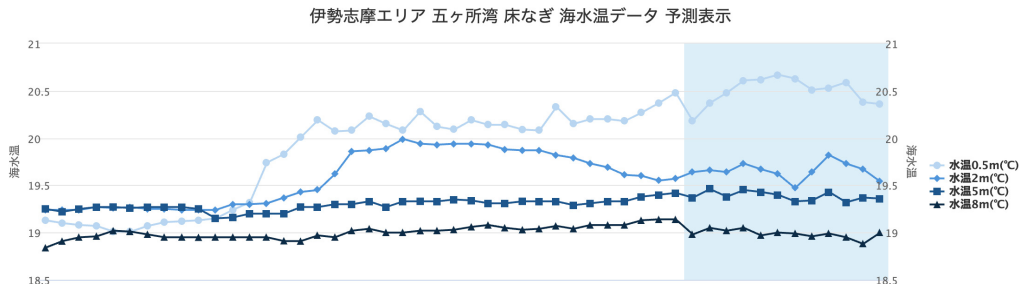


図 5 Web サイトの表示例

Fig. 5 Display example of website.

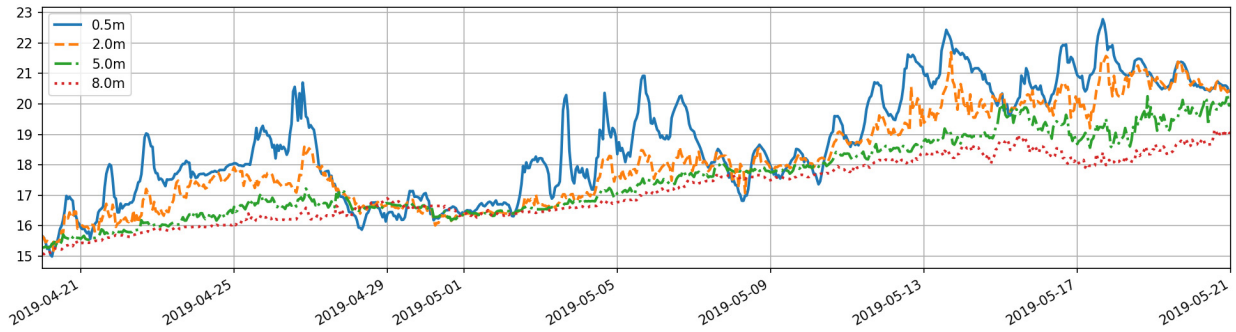


図 6 水深別の海水温

Fig. 6 Each depth of seawater temperature.

表 2 短期モデルの実験結果

Table 2 Result of short term model.

地点	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
五ヶ所	GRU	0.385°C, 6.93%	0.275°C, 2.79%	0.236°C, 1.78%	0.245°C, 2.48%
	RF	1.085°C, 49.35%	0.991°C, 45.39%	0.959°C, 42.51%	0.930°C, 40.57%
的矢	GRU	0.385°C, 5.92%	0.282°C, 2.35%	0.233°C, 1.97%	0.263°C, 3.41%
	RF	1.059°C, 45.96%	1.057°C, 45.70%	1.068°C, 44.96%	1.049°C, 43.91%
英虞 湾奥	GRU	0.306°C, 2.75%	0.231°C, 1.04%	0.219°C, 0.97%	0.259°C, 2.08%
	RF	1.053°C, 45.24%	1.056°C, 46.33%	1.056°C, 47.09%	1.083°C, 48.35%
英虞 湾中央	GRU	0.237°C, 2.39%	0.209°C, 1.84%	0.189°C, 1.79%	0.139°C, 1.12%
	RF	1.266°C, 58.67%	1.256°C, 59.20%	1.200°C, 57.04%	1.19°C, 57.33%

表 3 長期モデルの実験結果

Table 3 Result of long term model.

地点	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
五ヶ所	GRU	0.391°C, 7.22%	0.393°C, 7.02%	0.416°C, 8.37%	0.415°C, 8.61%
	MR	0.511°C, 13.33%	0.406°C, 8.04%	0.415°C, 7.72%	0.455°C, 9.26%
的矢	GRU	0.441°C, 8.89%	0.446°C, 8.25%	0.469°C, 12.02%	0.478°C, 12.10%
	MR	0.537°C, 14.90%	0.491°C, 10.91%	0.518°C, 13.88%	0.517°C, 14.79%
英虞 湾奥	GRU	0.340°C, 3.37%	0.360°C, 5.28%	0.400°C, 7.18%	0.434°C, 9.29%
	MR	0.461°C, 9.53%	0.394°C, 5.46%	0.405°C, 6.57%	0.433°C, 8.43%
英虞 湾中央	GRU	0.276°C, 3.45%	0.245°C, 3.45%	0.238°C, 3.02%	0.224°C, 1.98%
	MR	0.300°C, 3.44%	0.266°C, 3.24%	0.255°C, 2.65%	0.274°C, 4.00%

場の地点と予測手法，横軸は水温の水深を表し，表内の左の数値は平均誤差 (°C)，右の数値は誤差 1°C 以上の割合 (%) を表している。ただし，手法内の GRU は本研究の短期モデルを用いた手法，RF は大塚らの RandomForest を用いた手法 [14] を表す。

結果を見ると，提案手法の平均誤差は約 0.2~0.4°C，誤差 1°C 以上の割合は 1~5%程度であることが分かる。実際の従事者のニーズである誤差 1°C 以内と比較した場合，平均誤差はニーズを十分満たしており，誤差 1°C 以上の割合に関しても多くの地点で 1~2%程度と高精度に予測できている。このことから，予測の実運用時には海水温変化のタイミングを事前に検知することが可能となり，水温被害の軽減が期待される。また，既存手法と比較した場合，平均誤差は約 0.6~1°C，誤差 1°C 以上の割合は 40~50%程度向上し，全体的に大幅に精度が向上していることが分かる。既存手法では，海水温は学習時にのみ用いられ予測には用いられていないことに対し，提案手法では予測日時点での最新の海水温データを予測に用いていることが大幅な精度

向上につながったと考えられる。また，実験結果から，水深が浅い地点ほど誤差が大きい傾向があることが分かる。海水温変化の特徴として，水深が浅いほど水温は気象などの外的要因の影響を強く受けるため急変化しやすいということがあげられる。図 6 に的矢湾の 2019 年 4 月 20 日から 5 月 20 日までの 1 カ月間の海水温の変化を例として示す。この図を見ると，青色が示す水深 0.5m 地点の海水温が大きく変化している箇所が多数見られる一方，水深 5.0m や 8.0m など比較的水深の深い地点の変化は比較的穏やかなことが分かる。つまり，水深が浅い地点ほどの海水温変化が激しく予測が困難なため，誤差が大きくなっていると考えられる。

5.3 長期モデル結果

長期モデルの実験結果を示す。表 3 は 1 日後から 7 日後までの予測結果の平均である。表の縦軸は養殖場の地点と予測手法，横軸は水温の水深を表し，表内の左の数値は平均誤差 (°C)，右の数値は誤差 1°C 以上の割合 (%) を表

表 4 五ヶ所湾 長期モデルの実験結果

Table 4 Result of long term model at Gokasho Bay.

予測日	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
1 日後	GRU	0.303°C, 1.94%	0.237°C, 1.11%	0.233°C, 1.94%	0.243°C, 1.67%
	MR	0.320°C, 4.38%	0.232°C, 0.82%	0.216°C, 1.37%	0.241°C, 1.10%
2 日後	GRU	0.385°C, 6.67%	0.318°C, 4.44%	0.353°C, 6.39%	0.348°C, 6.94%
	MR	0.451°C, 9.07%	0.326°C, 4.95%	0.336°C, 4.67%	0.380°C, 6.32%
3 日後	GRU	0.409°C, 5.56%	0.372°C, 5.83%	0.427°C, 8.06%	0.413°C, 8.61%
	MR	0.498°C, 11.85%	0.383°C, 5.79%	0.401°C, 5.79%	0.441°C, 8.82%
4 日後	GRU	0.379°C, 8.33%	0.401°C, 6.39%	0.461°C, 10.00%	0.442°C, 9.72%
	MR	0.535°C, 12.71%	0.417°C, 7.73%	0.444°C, 6.63%	0.483°C, 8.56%
5 日後	GRU	0.425°C, 10.28%	0.440°C, 9.72%	0.464°C, 9.72%	0.462°C, 10.56%
	MR	0.562°C, 17.45%	0.458°C, 9.42%	0.480°C, 9.70%	0.52°C, 11.91%
6 日後	GRU	0.416°C, 8.89%	0.485°C, 9.17%	0.479°C, 10.56%	0.477°C, 11.11%
	MR	0.595°C, 17.78%	0.496°C, 12.50%	0.502°C, 12.22%	0.547°C, 13.06%
7 日後	GRU	0.423°C, 8.89%	0.500°C, 12.50%	0.497°C, 11.94%	0.517°C, 11.67%
	MR	0.618°C, 20.06%	0.527°C, 15.04%	0.529°C, 13.65%	0.570°C, 15.04%

表 5 的矢湾 長期モデル日ごとの結果

Table 5 Result of long term model at Matoya Bay.

予測日	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
1 日後	GRU	0.338°C, 5.00%	0.267°C, 0.83%	0.263°C, 1.94%	0.315°C, 4.72%
	MR	0.314°C, 3.29%	0.286°C, 2.47%	0.282°C, 3.56%	0.281°C, 3.56%
2 日後	GRU	0.406°C, 7.22%	0.389°C, 5.28%	0.402°C, 8.61%	0.426°C, 9.17%
	MR	0.466°C, 10.71%	0.435°C, 7.69%	0.452°C, 9.62%	0.448°C, 8.52%
3 日後	GRU	0.436°C, 8.33%	0.462°C, 9.17%	0.481°C, 14.17%	0.488°C, 12.78%
	MR	0.540°C, 15.15%	0.505°C, 11.85%	0.535°C, 14.88%	0.526°C, 13.77%
4 日後	GRU	0.459°C, 9.72%	0.472°C, 10.00%	0.526°C, 14.72%	0.526°C, 15.00%
	MR	0.592°C, 18.23%	0.542°C, 14.92%	0.570°C, 17.40%	0.571°C, 17.96%
5 日後	GRU	0.468°C, 10.28%	0.505°C, 11.94%	0.523°C, 15.56%	0.520°C, 13.33%
	MR	0.617°C, 18.56%	0.556°C, 13.85%	0.596°C, 16.90%	0.596°C, 21.05%
6 日後	GRU	0.487°C, 10.56%	0.514°C, 10.00%	0.539°C, 14.17%	0.541°C, 15.00%
	MR	0.618°C, 18.89%	0.560°C, 14.17%	0.599°C, 17.78%	0.601°C, 20.00%
7 日後	GRU	0.495°C, 11.11%	0.510°C, 10.56%	0.551°C, 15.00%	0.529°C, 14.72%
	MR	0.613°C, 19.50%	0.554°C, 11.42%	0.589°C, 16.99%	0.597°C, 18.66%

表 6 英虞湾湾奥 長期モデル日ごとの結果

Table 6 Result of long term model at Ago Bay (inner).

予測日	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
1 日後	GRU	0.276°C, 1.67%	0.238°C, 1.11%	0.219°C, 0.00%	0.254°C, 0.56%
	MR	0.277°C, 2.19%	0.206°C, 0.00%	0.210°C, 0.55%	0.222°C, 0.55%
2 日後	GRU	0.341°C, 2.50%	0.306°C, 2.50%	0.339°C, 1.67%	0.370°C, 5.56%
	MR	0.418°C, 5.77%	0.311°C, 1.92%	0.323°C, 3.30%	0.344°C, 4.40%
3 日後	GRU	0.314°C, 2.22%	0.336°C, 3.33%	0.374°C, 5.56%	0.419°C, 7.78%
	MR	0.468°C, 9.64%	0.370°C, 3.58%	0.392°C, 4.41%	0.419°C, 6.34%
4 日後	GRU	0.350°C, 3.61%	0.372°C, 5.00%	0.417°C, 7.22%	0.457°C, 9.44%
	MR	0.497°C, 10.77%	0.422°C, 5.52%	0.437°C, 7.18%	0.469°C, 8.84%
5 日後	GRU	0.360°C, 3.33%	0.393°C, 6.67%	0.478°C, 10.83%	0.490°C, 13.06%
	MR	0.516°C, 11.91%	0.462°C, 7.48%	0.469°C, 8.86%	0.508°C, 11.08%
6 日後	GRU	0.359°C, 4.17%	0.433°C, 8.83%	0.480°C, 11.67%	0.506°C, 12.5%
	MR	0.524°C, 13.06%	0.488°C, 10.00%	0.493°C, 9.44%	0.525°C, 12.78%
7 日後	GRU	0.381°C, 6.11%	0.441°C, 10.00%	0.489°C, 13.33%	0.541°C, 16.11%
	MR	0.524°C, 13.37%	0.501°C, 9.75%	0.509°C, 12.26%	0.543°C, 15.04%

している。また、表 4 は五ヶ所湾、表 5 は的矢湾、表 6 は英虞湾 湾奥、表 7 は英虞湾 湾央の予測対象日ごとの結果である。それぞれ表の縦軸は予測対象日と予測手法、横軸は水深、表内の左の数値は平均誤差 (°C)、右の数値は誤差 1°C 以上の割合 (%) を表している。ただし、手法内の GRU は本研究の長期モデルを用いた手法、MR は中川らの重回帰分析を用いた手法 [16] を表す。

表 3 の予測全体の平均を見ると、提案手法の平均誤差は約 0.3~0.5°C、誤差 1°C 以上の割合は 3~12%程度であることが分かる。実際の従事者のニーズである誤差 1°C 以内と比較した場合、誤差 1°C 以上の割合は 10%を超える地点

表 7 英虞湾湾央 長期モデル日ごとの結果

Table 7 Result of long term model at Ago Bay (middle).

予測日	手法	0.5 m	2.0 m	5.0 m	8.0 m
1 日後	GRU	0.209°C, 1.39%	0.159°C, 1.39%	0.151°C, 1.39%	0.120°C, 0.56%
	MR	0.172°C, 0.82%	0.148°C, 1.1%	0.134°C, 1.10%	0.112°C, 0.53%
2 日後	GRU	0.264°C, 2.78%	0.231°C, 3.33%	0.200°C, 2.22%	0.179°C, 1.11%
	MR	0.253°C, 2.47%	0.225°C, 3.02%	0.205°C, 1.65%	0.183°C, 0.82%
3 日後	GRU	0.258°C, 3.06%	0.248°C, 3.06%	0.243°C, 3.33%	0.206°C, 1.39%
	MR	0.294°C, 2.48%	0.268°C, 3.31%	0.257°C, 2.75%	0.239°C, 2.75%
4 日後	GRU	0.276°C, 2.78%	0.263°C, 3.61%	0.251°C, 2.78%	0.243°C, 2.50%
	MR	0.322°C, 4.14%	0.292°C, 3.87%	0.285°C, 3.31%	0.290°C, 3.31%
5 日後	GRU	0.299°C, 3.89%	0.269°C, 3.33%	0.259°C, 3.06%	0.257°C, 2.22%
	MR	0.337°C, 4.43%	0.302°C, 3.60%	0.297°C, 2.77%	0.331°C, 4.43%
6 日後	GRU	0.306°C, 5.28%	0.272°C, 4.44%	0.275°C, 4.44%	0.275°C, 2.78%
	MR	0.356°C, 4.44%	0.312°C, 4.17%	0.302°C, 3.33%	0.366°C, 6.39%
7 日後	GRU	0.323°C, 5.00%	0.274°C, 5.00%	0.283°C, 3.89%	0.286°C, 3.61%
	MR	0.368°C, 5.29%	0.314°C, 3.62%	0.306°C, 3.62%	0.397°C, 9.75%

も見られるが、平均誤差はニーズを十分満たしている。このことから、予測の実運用時には 1 週間先までの海水温変化の目安として用いることが可能であり、従事者の作業内容の調整など多くの場面で活用できる。また、既存手法と比較した場合、水深 0.5 m 地点の平均誤差が約 0.1°C、誤差 1°C 以上の割合が 5%程度向上していることが分かり、そのほかの水深の精度に関しては、ほぼ同じか少し向上していることが分かる。水深 0.5 m 地点の精度が大きく向上した理由として、提案手法は気象データの特徴をうまく学習していることが考えられる。水深が浅い地点ほど気象など外的要因の影響を強く受けるため、水深 0.5 m の予測では気象データが重要となる。提案手法では、海水温データと気象データはそれぞれ別の GRU を用いて学習させ、各データの特徴を抽出しているため、両データの特徴を予測に利用することが可能である。一方、既存手法では重回帰分析の説明変数として、海水温データと気象データを同時に与えている。そのため、影響の強い海水温データの特徴を優先してモデルが学習していることが考えられる。また、英虞湾 湾央以外の 3 地点では短期モデルの結果とは異なり、水深が深くなるほど精度が悪化している傾向が見られる。さらに、予測対象日ごとの結果も合わせて見ると、予測対象日は 1~2 日後では傾向は見られないが、予測対象日が 3~4 日後を超えると水深の深い地点の精度が悪化していることが分かる。これは、予測が長期になるほど現在の海水温の影響が弱まることと、水深が深い地点は気象の影響を受けにくいことの 2 つが原因だと考えられる。そのため、さらなる精度向上のためには、水深が深い地点の海水温との長期的な依存関係を持つ情報を与える必要がある。

6. まとめと今後の課題

本論文では、複数の予測期間に対応した養殖場内の海水温予測を行うアルゴリズムについて示した。提案手法により、従来の経験に頼った高度な技術を要する手法とは異なり、若手従事者も容易に予測が可能となる。また、評価実験により、翌日の 1 時間ごとの予測は平均誤差約 0.2~0.4°C、

1週間先までの1日ごとの予測は平均誤差約0.2~0.5°Cと従来手法と比べて高精度な予測が可能なが示された。この結果は、実際の従事者のニーズである誤差1°C以内を十分満たしているため、提案手法は海水温の急変化を事前に検知することや作業スケジュールの管理など、様々な場面での活用が可能である。今後はより実用的な予測を実現するため、予測精度の向上や、予測のさらなる長期化を目指す。また、海水温予測を従事者へ提供可能とするためのWebサイトを実装し、利用者が容易に予測を確認することを可能とした。2019年秋頃から本アルゴリズムの提供を予定しており、今後は従事者などにWebサイトを利用してもらい、利用者のフィードバックを受け改善を行っていく。そして、アルゴリズムの実運用時の評価を行い、提案手法が実際に水温被害軽減などに役立つことを示す。

参考文献

[1] 水産庁：(1) 増加し続ける世界の水産物需要 (オンライン), 入手先 http://www.jfa.maff.go.jp/j/kikaku/wpaper/h28_h/trend/1/t1.1.1.1.html (参照 2019-04-26).

[2] 水産庁：(3) 世界の漁業・養殖業生産 (オンライン), 入手先 http://www.jfa.maff.go.jp/j/kikaku/wpaper/h28_h/trend/1/t1.1.1.3.html (参照 2019-04-26).

[3] 朝日新聞社：青森のホタテ、猛暑で大量死 9割以上被害の業者も (オンライン), 入手先 <http://www.asahi.com/eeco/TKY201010220196.html> (参照 2019-01-18).

[4] 天成真珠 Tensei Pearl：真珠の歴史 (オンライン), 入手先 <http://www.tenseipearl.jp/pearlhistory.html> (参照 2019-05-16).

[5] 水産庁：(4) 水産物貿易の動向 (オンライン), 入手先 http://www.jfa.maff.go.jp/j/kikaku/wpaper/h29_h/trend/1/t1.2.4.4.html (参照 2019-02-14).

[6] Gov 法令検索：真珠の振興に関する法律 (平成二十八年六月七日法律第七十四号) (オンライン), 入手先 https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws_search/lsg0500/detail?lawId=428AC1000000074 (参照 2019-02-14).

[7] 気象庁：海水温・海流のデータ 海面水温・海流 1 か月予報 (オンライン), 入手先 <https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/data/db/kaikyo/ocean/forecast/month.html> (参照 2019-01-28).

[8] 海上保安庁海洋情報部：表層海水温 海保マリトレジャー (オンライン), 入手先 <https://www1.kaiho.mlit.go.jp/JODC/marine/umi/temp0.html> (参照 2019-05-16).

[9] 三真協：三重県真珠養殖関連漁場 水温モニタリングシステム (オンライン), 入手先 www.ohyamanet.info/~m-shinkyu/index.php (参照 2019-02-14).

[10] 早乙女忠弘, 伊藤進一：海洋観測データを用いた福島県沿岸海域の水温予測手法の検討, 研究報告 11, 福島県水産試験場 (2004).

[11] 和田雅昭, 畑中勝守, 戸田真志：ホタテ養殖支援のための小型海洋観測ブイの開発, 情報処理学会研究報告, ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol.14, 2006-UBI-010, pp.387-392 (2006).

[12] 阿部圭介, 和田雅昭：ユビキタスブイによるホタテ養殖海域での水温予測評価, 電気・情報関係学会北海道支部連合大会講演論文集 (2008).

[13] 阿部圭介, 和田雅昭：小型水温観測ブイを用いた北海道西部日本海沿岸のホタテ養殖漁場における水温予測, 日本水産工学会誌, Vol.47, No.1, pp.43-46 (2010).

[14] 大塚孝信, 北澤裕司, 伊藤孝行：持続可能な海産養殖のための海水温予測アルゴリズムの提案, 情報処理学会論文誌, Vol.59, No.2, pp.442-449 (2018).

[15] 気象庁：MOVE/MRI.COM の概要と現業システムの構築 (オンライン), 入手先 (<https://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/sokkou-kaiyou/76/vol76s001.pdf>) (参照 2019-05-30).

[16] 中川憲一, 福田義和, 金子秀毅, 中村 寛, 中村辰男：東北地方の養殖漁業のための沿岸水温予測方法の紹介, 測候時報, Vol.85, pp.13-29, 気象庁 (2018).

[17] 気象庁：過去の気象データ検索 (オンライン), 入手先 (<https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>) (参照 2019-04-24).

[18] Dark Sky: Dark Sky (online), available from (<https://darksky.net/>) (accessed 2019-04-24).

[19] 気象庁：天気予報 (オンライン), 入手先 (<https://www.jma.go.jp/jp/yoho/>) (参照 2019-05-30).

[20] OpenWeatherMap: Current weather and forecast (online), available from (<https://openweathermap.org/>) (accessed 2019-05-30).

[21] TensorFlow: TensorFlow (online), available from (<https://www.tensorflow.org/>) (accessed 2019-09-12).

[22] Keras: Home - Keras Documentation (online), available from (<https://keras.io/ja/>) (accessed 2019-09-12).

[23] Cho, K., van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H. and Bengio, Y.: Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation, *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp.1724-1734 (2014).



奥野 聖人 (学生会員)

2018年名古屋工業大学情報工学科卒業。2019年同大学大学院情報工学専攻入学。IoTシステム全般および予測アルゴリズムの研究に従事。



大塚 孝信 (正会員)

2018年名古屋工業大学大学院情報工学専攻准教授。2015年同大学大学院博士後期課程修了。博士(工学)。2012年名古屋工業大学特任助教。2015年同大学プロジェクト助教。その間、カリフォルニア大学アーバイン校客員研究員。総務省東海総合通信局長賞, IEEE Nagoya Section 国際会議研究発表賞, IEICE 東海支部学生研究奨励賞。IoTのデバイス開発から予測まで一貫した研究を行う。