

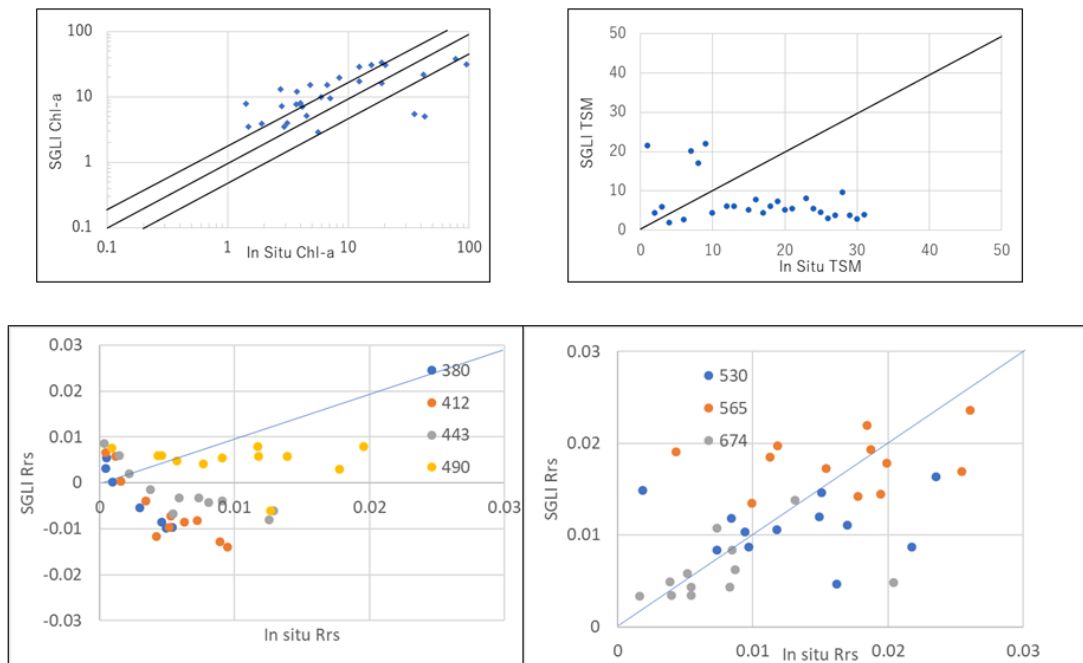


図 10 SGLI の CHL（上左）、懸濁物重量（TSM）（上右）、Rrs（下）の検証。Rrs は短波長バンド（下左）と長波長バンド（下右）。

2.1.5.1 しきさいによる分類

2020 年度はこのしきさいのデータによって、精度よく赤潮判別を行えるように、手法の改良を行った。SGLI の赤潮発生時のデータが少なかったため、簡易的な精度向上にとどまったが、以下のような成果を得た。

しきさいと MODIS の違いを以下のようにまとめた。

MODIS のバンド： 412, 443, 488, 555, 645, 667, 678

SGLI (しきさい) のバンド： 412, 443, 490, 530, 565, 674

バンドの対応

- Rrs(488) ← 490
- Rrs(555) ← 530, 565
- Rrs(667) ← 674
- bbp-index (555) (667)
- 530MODIS の 555, 667nm の代わりに「しきさい」の 565, 673.5nm の利用を検討
- SS645(555, 667), RBR(555, 667, 678) 645nm は「しきさい」にないためクロロフィル a 等の利用を検討

上記を考慮してSGLI用の分類手順を作成した。

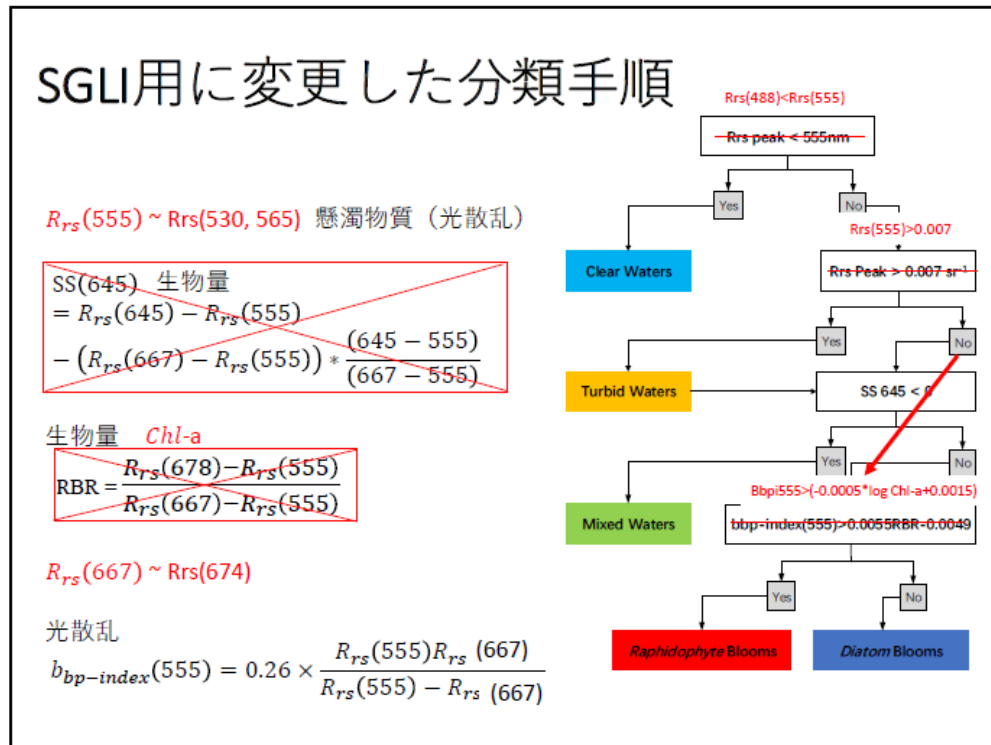


図 11 SGLI 用に変更した分類手順

2.2 赤潮発生海域予測モデルの開発

2.2.1 はじめに

本研究開発は水産庁の平成 31 年度（令和元年度）漁場環境改善推進事業のうちリモートセンシングを活用した有害赤潮の種判別手法の開発事業に含まれる 3 つの研究課題のうちの 1 つの赤潮発生海域予測モデルの開発を行うものである。

2.2.2 研究開発の目的

本研究開発では、過去の赤潮発生に関係した多様な情報を用い AI を利用したアルゴリズムを活用し、赤潮検知の高度化に資する予測モデルを開発することを目的とする。

より具体的には、珪藻赤潮の原因となる *Skeletonema* spp. の 7 日後の細胞数を予測すること目的とした。対象海域は有明海と八代海を対象とした。

2.2.3 データ

開発にあたり、以下のデータを用いた。

2.2.3.1 プランクトン細胞数

本事業において、福岡県、佐賀県、長崎県、熊本県、鹿児島県の水産試験研究機関から赤潮に関するデータの提供を受けている。*Skeletonema* spp. の細胞数は佐賀県有明水産振興センター、熊本県水産研究センター、鹿児島県水産技術開発センター提供のデータに含まれている。今回用いたデータの数と期間を表 1 にまとめる。なお、熊本県のデータは八代海と、2016 年のデータは未処理のため含まれていない。細胞数を教師データに用いる際には常用対数をとったものを用いるが、細胞数 0 も重要な情報なので、細胞数に 1 を足してからその常用対数をとった。

表 1 各県水産試験研究機関提供のプランクトンデータ (*Skeletonema* spp. のみ)

県	期間	データ数
佐賀	2011 年 4 月～2019 年 3 月	2827
熊本	2011 年 1 月～2018 年 12 月	928
鹿児島	2013 年 4 月～2018 年 9 月	255

2.2.3.2 クロロフィル a 濃度

クロロフィル a 濃度は Aqua 衛星搭載の MODIS (MODerate resolution Imaging Spectroradiometer) で観測されたものを用いる。MODIS データは宇宙航空研究開発機構提供のもので、JASMES (JAXA Satellite Monitoring for Environmental Studies) から取得した。

赤潮予測は 1 週間前から当日までのクロロフィル a 濃度平均値から 1 週間先のプランクトン細胞数を予測することを想定している。クロロフィル a 濃度は 0.01 度格子に再格子化し 1 週間の平均をとった。クロロフィル a 濃度分布の 1 例を図 12 に示す。このうち、細胞数データがある位置と最も近い地点から細胞数データと同日のクロロフィル a 濃度を取り出した。

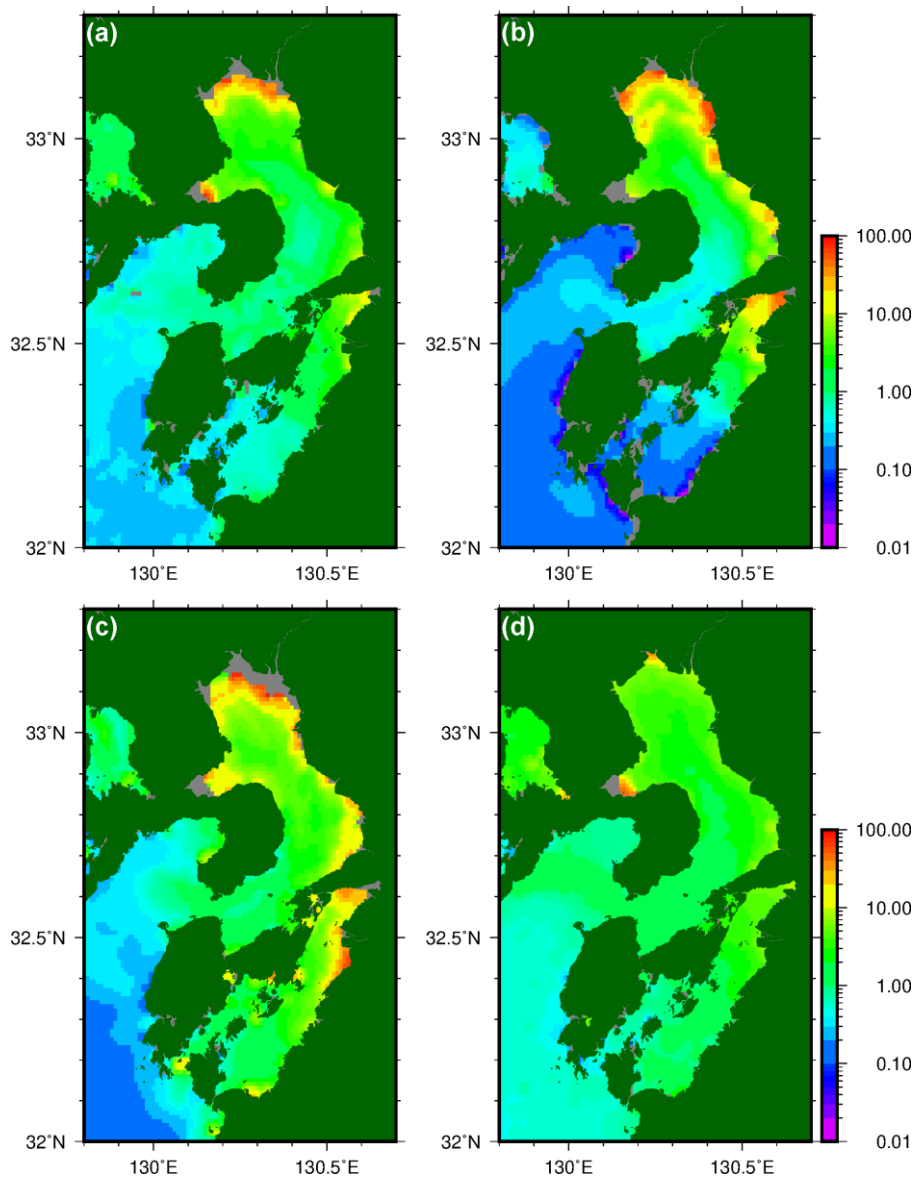


図 12 クロロフィル a 濃度分布

(a: 2011 年 2 月 3 日、 b: 2012 年 5 月 11 日、
c: 2013 年 9 月 21 日、 d: 2018 年 12 月 25 日)

2.2.4 気象データ

気象データとして、気象庁のメソ数値予報モデル GPV (MSM) の日射量、降水量、風速を用いる。MSM は格子間隔 5 km の数値予報モデルによる予測値である。初期値が 00UTC と 12UTC のデータから 11 時間先までの 1 時間毎のデータを取得し、ここから日積算日射量、日積算降水量、日最大風速時の風速の東西成分と南北成分を計算した。解析対象領域は 32°～33.3°N、129.8°～130.7°E とした。なお、日射量は 2017 年 12 月 5 日に追加された要素なので、それ以前は雲量（上層雲量、中層雲量、下層雲量）から算出した（算出方法は Appendix に示す）。

2.2.5 解析手法

人工知能の手法として、多層ニューラルネットワークによる教師あり機械学習の 1 種である深層学習（ディープラーニング）を用いる。本研究開発では 7 日分の気象データを用いるので、時系列解析によく用いられる再帰型ニューラルネットワーク（RNN; Recurrent Neural Network）を導入する。RNN にも多数の手法があるが、ここでは Long Short-Term Memory (LSTM)を採用した。

図 13 にモデルの構造を示す。気象データは時系列畳み込み（ConvLSTM）の過程を 2 回通し、チャンネル×縦×横の画像にし、プーリングと畳み込みで 3×4 に圧縮し、12 のニューロンに変換した。気象データ以外のデータとして前節に述べたクロロフィル a 濃度に、通年日、緯度、経度、月齢を加えた。ここで、通年日と月齢は 0 が 0° 、最大値が 360° となるように角度 θ に変換し、 $\cos(\theta)$ 、 $\sin(\theta)$ のそれぞれ 2 変数をモデルの入力値とした。これらを全結合の過程に 3 回通し、気象データをもとにしたニューロンとあわせ、さらに全結合を 4 回繰り返して 1 つの出力値とした。なお、図 13 において活性化関数を省略したが、LSTM でハイパボリックタンジェント、最後の全結合で恒等関数、それ以外で ReLU 関数を用いた。

ディープラーニングでは、学習データにのみ適合し、一般データが再現できない過学習が起こりうる。ここでは学習データとテストデータを 9:1 の割合で分け、テストデータから計算されるモデルの損失値をチェックして過学習が起こっていないかを確認した。ただし、本研究開発ではプランクトンデータに付随する緯度経度が偏在しており、どの観測点からも遠い地点ではうまく細胞数を予測できないといった過学習になりやすい。そこで、 32°N 、 129.8°E ・ 32.5°N 、 129.8°E ・ 33°N 、 129.8°E の 3 点においてダミーデータを加えて学習データとした。ダミーデータは元の学習データの緯度経度のみを疑似的に変更したものである。

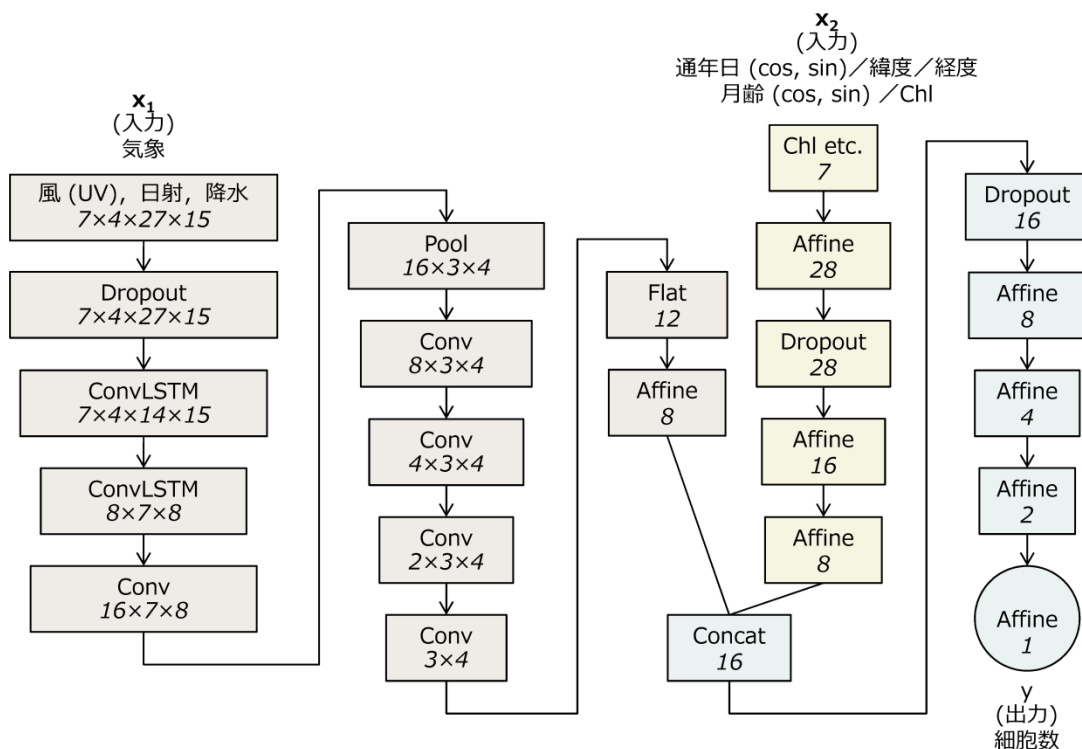


図 13 モデルの構造

2.2.6 結果

図 14 に実測値と予測値の関係を示す。常用対数の差の RMS (root mean square) は 0.7 程度となった。ばらつきはあるものの、多寡の傾向は捉えられている。

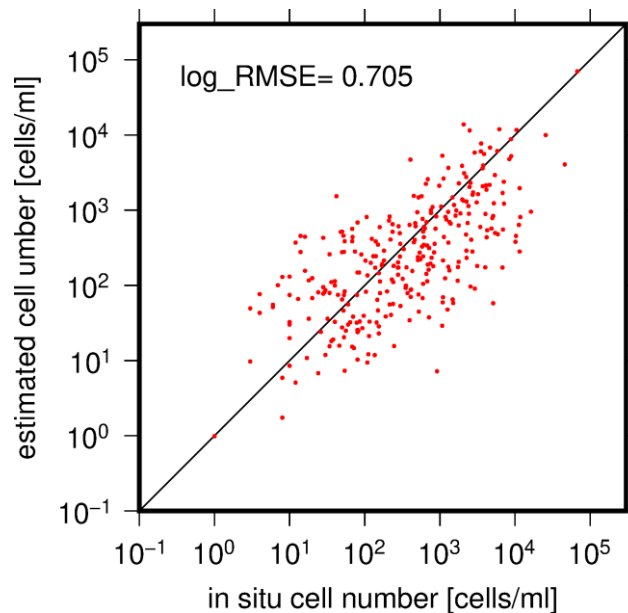


図 14 *Skeletonema* spp.細胞数の観測値（横軸）と予測値（縦軸）の関係

2019 年 1 月から 2 月にかけて福岡県と佐賀県の海域で *Skeletonema* spp.による赤潮が発生した。このときの予測細胞数分布図を図 15 に示す。細胞数は有明海湾奥で多く、報告された赤潮の状況と一致している。この赤潮発生時の実測値は福岡県で 10、620、佐賀県で 14,720 であり、傾向は捉えられているものの、赤潮域では過小評価となっている。この赤潮は 2 月 12 日には終息したが、予測細胞数は依然多く、予測細胞数が少なくなるのは 2 月 17 日だった。

同様に佐賀県・福岡県で広く *Skeletonema* spp.の赤潮が発生した 2018 年 7 月 13 日の予測細胞数を図 16 に示す。この赤潮は 2018 年 7 月から 8 月にかけて発生した。湾奥で高い傾向は予測値と発生状況で一致している。細胞数は最高 167,600 を観測しているが、予測値は 1,000~2,000 で低めの予測となっている。

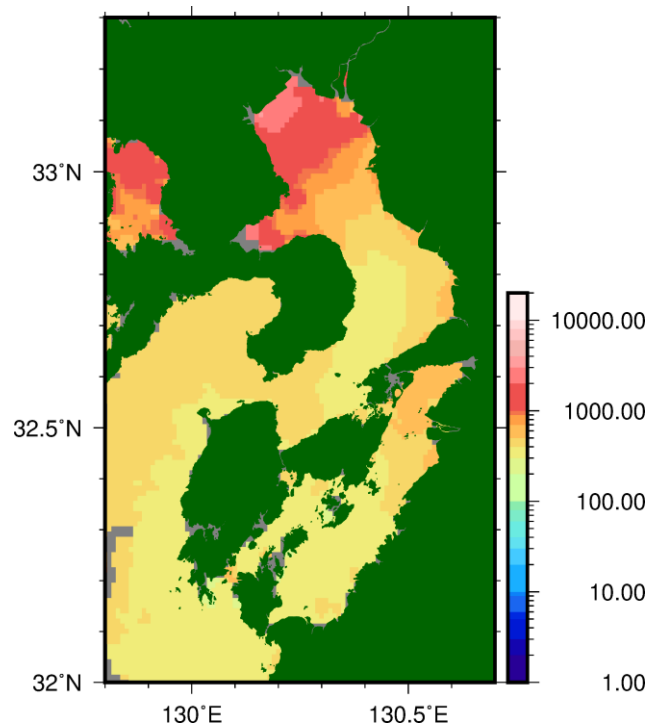


図 15 予測細胞数分布図 (2019 年 1 月 28 日)

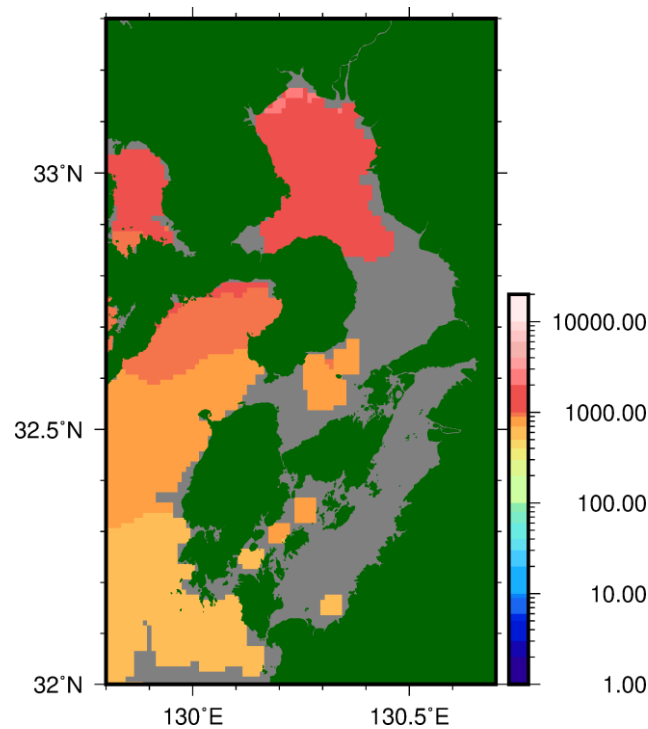


図 16 予測細胞数分布図 (2019 年 7 月 13 日)

次に 2018 年 2 月 21 日の予測細胞数を図 17 に示す。熊本県では 2 月 7 日から 5 月 15 日にかけて *Skeletonema* spp. の赤潮発生があった。また福岡県でも 2 月 13 日から 3 月 26 日にかけてと、4 月 3 日から 4 月 16 日にかけて *Skeletonema* spp. の赤潮発生があった。ただし、前述の 2019 年 1 月から 2 月にかけての赤潮より細胞数は少なく、2 月 21 日の熊本県の調査では河内町沖で 4,200、熊本港沖 3,300 であった。河内沖でやや高く予測している点は調査結果と合致しているが、全体的に少ない細胞数となった。

最近の八代海における *Skeletonema* spp. の赤潮発生は少ないが、2018 年 1 月に八代海湾奥部で

起こっていた。熊本県の調査は1月12日に行われ、細胞数は海面で3,900であった（下層の2m深で10,100）。このときの予測細胞数を図18に示す。この事例においては予測細胞数は少なかった。

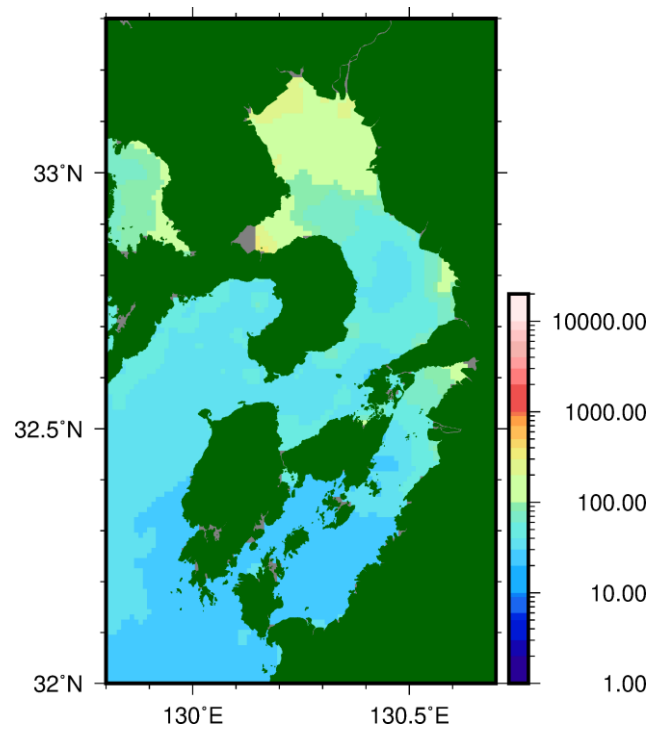


図 17 予測細胞数分布図（2018年2月21日）

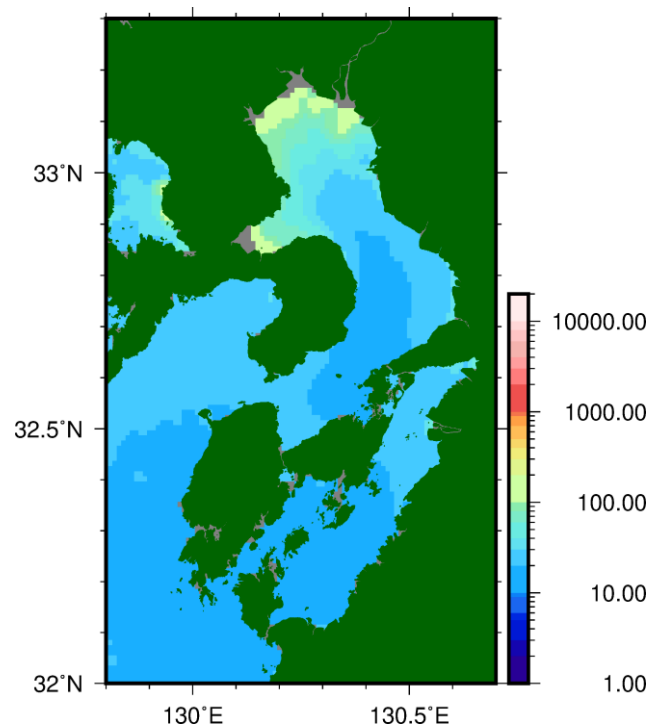


図 18 予測細胞数分布図（2018年1月12日）

2.2.7 考察

AI の計算手法である深層学習（ディープラーニング）を利用して、珪藻赤潮の原因となる *Skeletonema* spp. の細胞数の予測を試みた。テストデータと予測値を比較したところ常用対数の差の RMS は 0.7 程度で、統計値上はよい精度での予測ができていた。ただし、予測細胞数は低めになっており、地図に表示するとその差が明らかである。また、終息時期など正確性を欠ける点もあった。この差をあらかじめ考慮することで、予測値をもとに警報や注意報を発令することができる。

予測値が低めになったことは、10,000 を超えるような事例が少ないため、異常値のように扱われて予測値に現れなかったのかもしれない。この場合、細胞数の絶対値の予測よりも、赤潮の有無や、しきい値を決めてプランクトンの多寡を予測するモデルとすることも有効であろう。また、本研究開発ではクロロフィル a 濃度に MODIS で観測されたクロロフィル a 濃度の 7 日前からの平均値を用いた。MODIS の観測値は欠損も多いので、直近の値が得られていないときも多い。その結果、過去の値を強く反映したクロロフィル a 濃度となっていたために、うまく予測ができていなかった可能性もある。

今後、さらなる精度の向上が求められるが、上記の点に注意しモデルの調整することが必要であろう。また、学習のデータの追加により精度が上がることが期待される。

2.2.8 まとめ

AI を利用した赤潮予測手法の開発として、珪藻赤潮の原因となる *Skeletonema* spp. の細胞数の予測を行った。AI の手法として深層学習（ディープラーニング）を導入し、学習データとして、各県の水産試験研究機関から提供されたプランクトンデータを活用した。細胞数予測値は全体的に低めとなる傾向があったが、地理的な分布の傾向は現実的なものとなり、予測と実測の差を考慮することで注意報や警報の発令に役立てることができる。