

Point

貧酸素水塊等の実態を把握するため、当社はこれまで数々の観測および数値シミュレーションを実施しています。本稿では、AIを活用して貧酸素水塊の実態を把握した事例と、観測地点の有効性の評価について紹介します。

AIを活用した貧酸素水塊の実態把握

国土環境研究所 応用モデリング部 阿部 真己、小山 悠人、工藤 健太郎、畑 恭子

※本業務は、長野県環境部水大気環境課からの委託で実施しました。

はじめに

貧酸素水塊は溶存酸素濃度(Dissolved Oxygen: 以下、DO)が極めて低い水塊で、湖沼や海域で発生して水環境に悪影響を及ぼし、水生生物にも影響することが知られています。

当社の数値解析部門では、湖沼の貧酸素水塊の消長予測や海域の赤潮発生予察等、さまざまな自然現象の予測にAI(深層学習モデル)やデータ同化技術を活用しています。環境の予測には以下に示す2点の特徴があります。

- ①大気・海域・湖沼・流域等を対象とする観測は、リモートセンシング等で全域を把握できる一部の場合を除き、時空間的に断片的な観測結果しか得られない(全体に対して観測結果が少ない)。
- ②物理化学モデルを用いた数値シミュレーションが進んでおり、時空間的に連続した予測結果を得ることができる。

数値シミュレーションの結果は、観測結果とのズレはありますが、海域・湖沼等における環境現象の全体像や挙動の特徴を捉えることができます。この両者を組み合わせることによって、限られた観測結果から全体像を推定することが可能になります。

AIモデルに応用した既存技術

ここでは、観測結果から全体像を把握する手法として画像系の深層学習で取り入れられている技術を応用した事例を紹介します。具体的な手法としては、Convolutional Conditional Neural Process¹⁾(以下、ConvCNP)と呼ばれる手法です。手法の概要を示すため、論文を参考に模式図を作成しました(図1)。図1左側の青いエリアには断片的に色のついた点がプロットしてあります。これだけでは人の目で見て何が写っているかわかりませんが、ConvCNPを使うことで図1右側のように全体像を推定することが可能です。これは、ConvCNPというAIがあらかじめ学習することにより「数字はこういった分布である」という事前知識を持ち、それを活用しながら全体像を推定することによって結果を得ています。

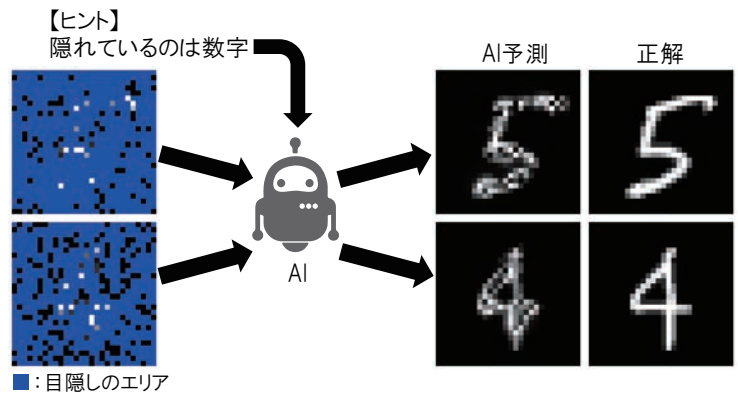


図1 断片的データから全体像を推定する模式図

本稿で紹介するAIモデルは、図1のような推定を環境の予測に応用したものです。AIが断片的なデータから全体像を予測するために必要な事前知識は、数値シミュレーション結果を使用して学習させます。図1の例は2次元平面ですが、環境の予測の場合は立体構造と時間変動が存在するので、4次元時空間に展開し、水温や風等の条件を適切に予測に反映できるよう拡張します。

応用例として、諏訪湖内の貧酸素水塊の把握をターゲットとした事例を紹介します。

AIによる諏訪湖の貧酸素水塊の予測

諏訪湖は、夏季は水温躍層の発達とともに湖心を中心に底層で貧酸素水塊が発生しやすく、その他の季節は上下層での水温差が小さくなり、鉛直混合することで貧酸素水塊が解消される湖沼です。湖内ではDOの観測が月1回21地点で実施され、連続観測は6地点で鉛直方向に表層・底層を含めた2~4層で実施されました(図2)。断片的なDOの観測結果と毎日の気象条件から、貧酸素水塊の立体構造を予測・可視化する独自のAIモデルを、図1で示したアイデアにもとづいて構築しました(図3)。諏訪湖内の貧酸素水塊の全体像と気象条件の対応は、数値シミュレーション結果を使って学習させました。この数値シミュレーション結果は、2016~2018年の実際の条件を用いて再現性を確認した計算結果に、ランダムな気象条件下での計算結果を追加したものです。

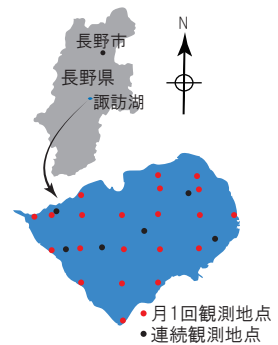


図2 諏訪湖のDO観測地点(2019年時点)

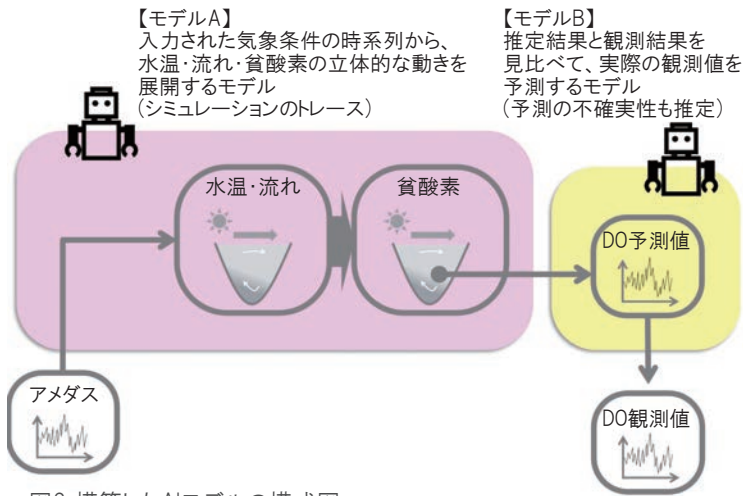


図3 構築したAIモデルの模式図

予測結果を図4に示します。3次元空間の可視化によって、諏訪湖内の貧酸素水塊が動き回っている実態が俯瞰できました。定点での連続観測では貧酸素水塊が消失したように見える場合(または定点観測結果を用いた研究でそのように理解されているような事例)でも、単に場所が移動しているだけで、貧酸素水塊の体積はそれほど変化していない可能性が示唆されました。

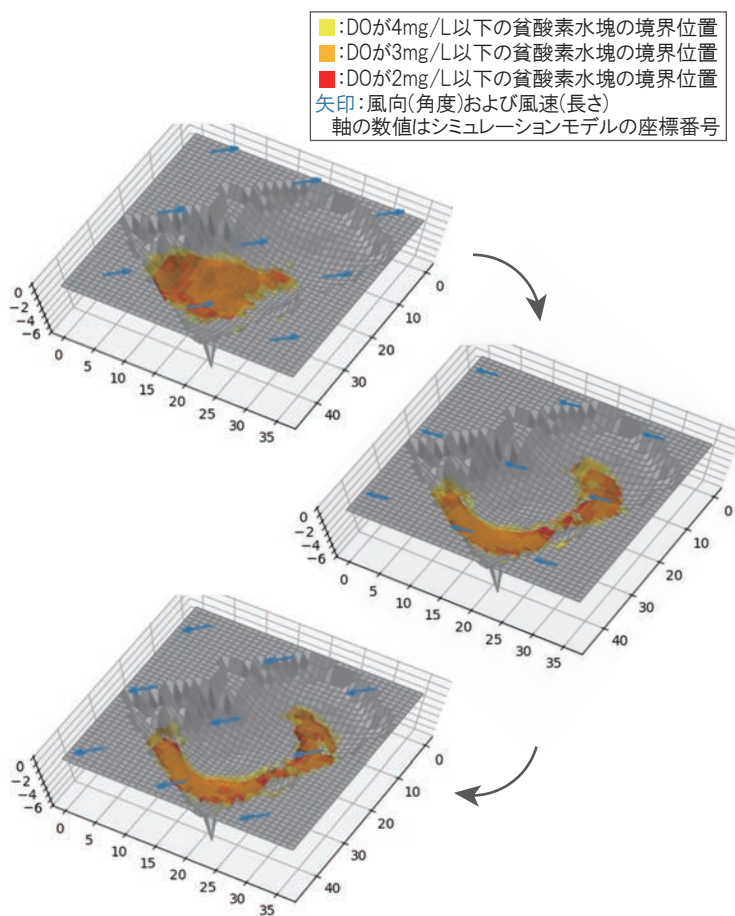


図4 AIを用いた貧酸素水塊※予測結果の一例

※環境省は底層DOについて、底層を利用する水生生物の個体群が維持できる場を保全・再生する観点から環境基準として類型区分を4mg/L、3mg/L、2mg/Lで設定

行政サービスへの活用事例

ここで構築したAIには、予測の不確実性も同時に推定できるという特徴があります。この特徴を用いて、どの観測地点がより重要度が高いかというスコアを定量的に試算することが可能です。また、ある地点で観測しなかった場合に、観測した場合に比べて予測の不確実性が大きくなるか、評価したい項目(貧酸素水塊の体積等)に対する誤差がどれくらい大きくなるか、といった視点でも評価することが可能です。

地点A~Eの観測結果を用いて推定した貧酸素水塊(ここではDO濃度3mg/L以下)の体積を真として、1地点を除いた4地点の観測結果を用いて推定した体積との誤差を算出した事例を図5に示します。地点Dのように観測結果を除いた場合に大きな誤差を生じる地点は、重要度が高いと評価できます。他方、誤差が小さい地点は、観測しなくても推定結果への影響が小さいと考えられます。最小限のコストでより効果的な観測を行い、観測結果を漁業等に活かすことができる、より良い行政サービスの展開に貢献できると考えています。

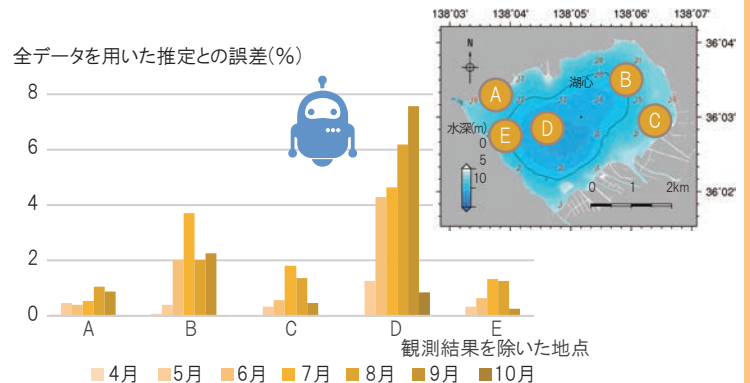


図5 観測地点の重要性を定量評価した事例

今後の展開

予測へのAI活用はまだ黎明期にあり、さまざまな業務でフィールドの特性に応じて新たな予測モデルを構築しています。今後、データ同化とAIの融合等も重要な視点になると考えられます。その他、画像情報から直接予測する、音声や言葉の情報を予測の入力・出力に取り入れる等、自由な実装が可能です。

病気の予測、フェイクニュース伝搬の予測、社会全体の最適化等、予測モデルが貢献できる領域は広く、今まで困難だと思われていた予測が高い精度で可能な世の中になると考えています。今後も予測技術で社会に貢献してまいります。

【参考文献】

1) Gordon et al. (2019), Convolutional Conditional Neural Processes, ICLR 2020 Conference Paper2232 Decision.