

## 人工知能による地下ダム流域の硝酸アラート Artificial intelligence as nitrate alert in subsurface dam

○ 高野愛\*・鈴木麻里子\*\*・藤澤和謙\*・井上一哉\*\*  
Ai Takano, Mariko Suzuki, Kazunori Fujisawa and Kazuya Inoue

### 1. 緒論

地下ダム湖において硝酸態窒素（以下、 $\text{NO}_3\text{-N}$ と記す）による地下水汚染が生じた場合、関係機関や農業者に対して濃度低下に向けた周知と浄化対策が必要とされる。地下水質の修復には多大な時間とコストを要するため、ダム供用中に半年程度でも濃度上昇の可能性を予測できるならば、汚染が顕在化する前に汚染予防対策を実行できる。そこで本研究では、 $\text{NO}_3\text{-N}$ 濃度の予測と警戒レベルの可視化を人工知能にて実現する。

### 2. 人工知能の学習手順と $\text{NO}_3\text{-N}$ 濃度予測

研究対象とする宮古島は、図1に示すように断層により西から砂川、仲原、福里の3領域に区分され、14箇所の観測孔と4箇所のファームポンドにて、2004年4月1日から60日間隔で $\text{NO}_3\text{-N}$ 、 $\text{Cl}^-$ など13種類の水質項目が観測されている。例として、図2に観測点K16の $\text{NO}_3\text{-N}$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、 $\text{Cl}^-$ の経時変化を表す。人工知能の説明変数には、 $\text{NO}_3\text{-N}$ 以外の水質項目と計測開始日からの経過日数を設定し、目的変数である2022年1月24日（以下、予測日と記す）の $\text{NO}_3\text{-N}$ 濃度を観測点ごとに予測する。各水質項目の観測イベント間の変化量を求めてヒストグラムにしたところ、図3のように正規分布の傾向が見られた。そこで、正規分布と仮定してランダムに変化量を抽出し、予測日直前の観測値に加算することで、予測日の未知の説明変数とした。学習にはExtra Trees<sup>1)</sup>を採用し、予測日直前までの観測データ群を学習して $\text{NO}_3\text{-N}$ 濃度を予測した。代表点4点の $\text{NO}_3\text{-N}$ 濃度の予測結果を図4に橙色で示す。予測日の実測値と予測値の差は $\pm 0.5 \sim 4 \text{ mg/L}$ であり、過学習対策と精度向上、観測コストの軽減を目的として、説明変数の削減を試みた。削減する変数の選別

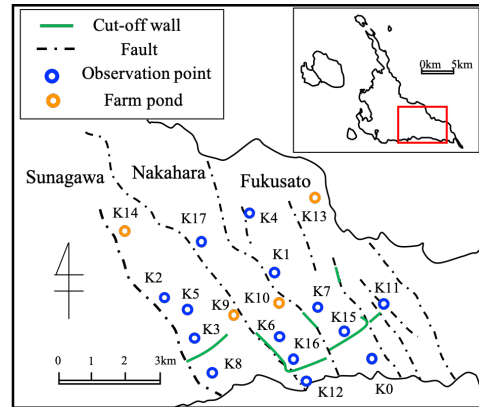


図1：宮古島の対象地下水流域および観測点

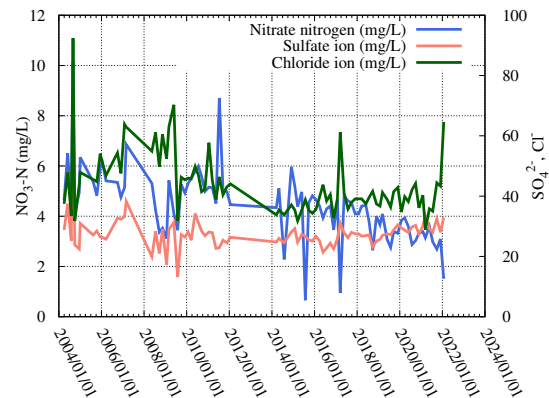


図2：観測点 K16 の水質項目の経時変化

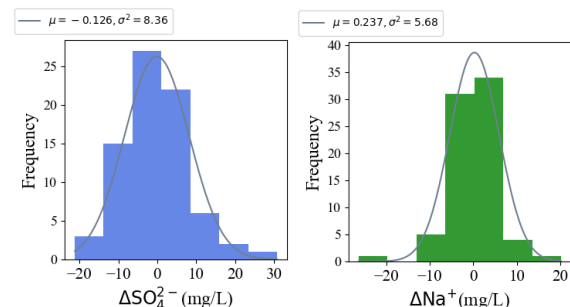


図3：観測点 K6 の水質の変化量と確率分布

\* 京都大学大学院農学研究科：Graduate School of Agriculture, Kyoto University.

\*\* 神戸大学大学院農学研究科：Graduate School of Agricultural Science, Kobe University.

キーワード：地下ダム，人工知能，硝酸態窒素，特微量重要度，アラート

には、予測に貢献した度合いを示す特徴量重要度を Extra Trees により計算し、個々の観測点で得られる各説明変数の重要度を全ての観測点に対して総和した。得られた結果を図5に示す。例えば、青で示す観測点 K0 では SO<sub>4</sub> (硫酸イオン)、赤で示す観測点 K4 では day (経過日数) の重要度が高く、全体としては、day, SO<sub>4</sub>, TN (全窒素) の順に予測への寄与が大きい。この結果をもとに、上位の day, SO<sub>4</sub>, TN のみを説明変数とした予測結果を図4に緑の棒グラフで示す。説明変数を3つに削減すると精度は向上しており、過学習や精度低下を招く変数が含まれていたことを示唆している。

### 3. 硝酸アラート

地下ダム流域の NO<sub>3</sub>-N 濃度予測に基づき、現状と将来の警戒レベルを色で周知する硝酸アラートを発信する人工知能を開発した。図6の上部に示すように、予測濃度に応じて 3 mg/L 以下を青、3~5 mg/L を黄、5 mg/L 以上を赤として、円左側に現状、右側に将来の予報を可視化するマップを作成した。図6(a)と(b)はそれぞれ、予測日から半年前と1年前までの観測データ群を学習し、17箇所の観測点に対してアラート発信したマップである。図6(c)と(d)は正解値としての2022年1月24日(予測日)のマップであり、(a)と(c)、(b)と(d)の類似性を考察する。図6の半年後予報では、観測点 K2 や K14 にて NO<sub>3</sub>-N の将来濃度が大きく見積られる安全側の予報が見られたものの、上・中流域での予報は実際の結果と概ね一致した。観測点 K0 や K8 のようなダム湖外の流域では将来濃度を小さく見積もる危険側の予報が見られ、特に1年後予報では予報の正答率は低下する。したがって、開発した硝酸アラートは半年間の濃度変動を良好に予報する。

### 4. 結論

本研究では、宮古島地下ダム流域の NO<sub>3</sub>-N 濃度を予測し、硝酸アラートを発する人工知能を開発した。その結果、半年後までは良好に予報する能力を有していることが分かった。

参考文献：1) Geurts, P., Ernst, D. and Wehenkel, L.: Extremely randomized trees, *Machine Learning*, 63, pp.3-42, 2006.

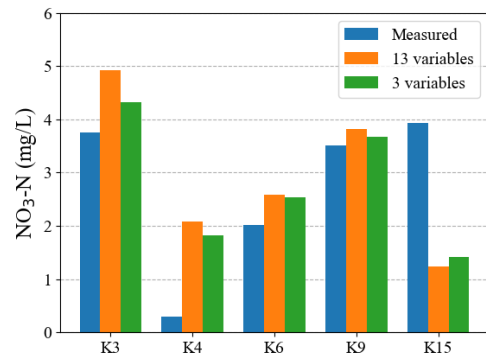


図4：変数削減前と削減後の予測値の比較

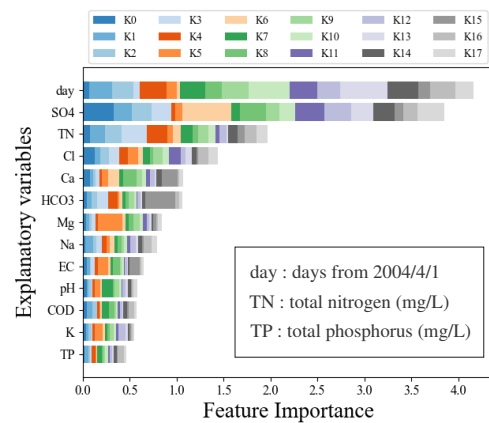


図5：説明変数の特徴量重要度と順位付け

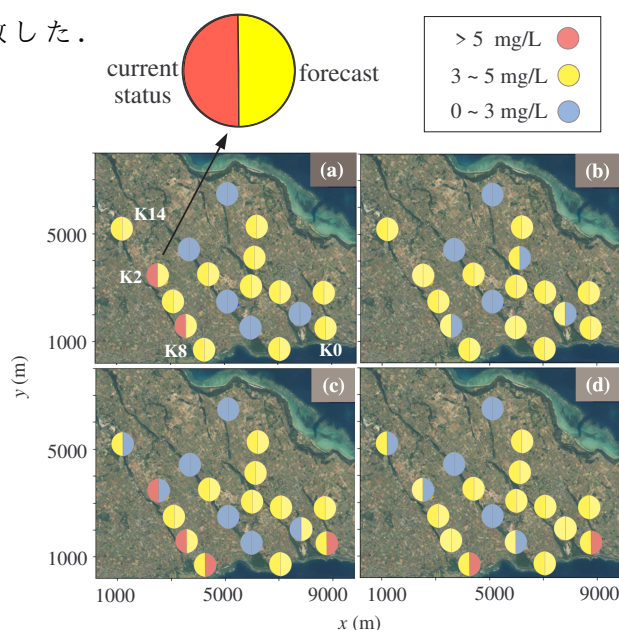


図6：(a)半年後の予報マップ、(b)1年後の予報マップ (c)半年後の正解マップ、(d)1年後の正解マップ