

地層区分推定のための D-Layer NN 法に用いる IDW パラメータについて

福岡大学 正会員 ○村上 哲
 福岡大学大学院 学生会員 笠 爽平
 飛鳥建設 フェロー会員 三輪 滋

1. はじめに 著者らはこれまでに地盤情報データベース(DB)に適用する地層区分推定のためのニューラルネットワーク(NN)による手法を検討してきた¹⁾。地盤調査結果のボーリング柱状図情報(BD)には、地盤調査地点の面的密度や調査深度の不均一性、土質や岩種の出現頻度の偏りなどバイアスがあり、推定精度向上に障害がある¹⁾。著者は、地盤情報バイアスを考慮し、地盤情報 DB に適用する地層区分推定のための D-Layer NN 法を提案²⁾し、その有効性を示した³⁾。しかし、推定結果は D-Layer NN 法で用いられる逆距離荷重法 (IDW) パラメータに依存するものの、その影響については明らかになっていない。そこで、本研究では、先行研究³⁾と同様の解析について IDW パラメータを変更して実施し、D-Layer NN 法を適用する際の IDW パラメータが推定結果に与える影響を明らかにすることを目的とする。

2. 対象地盤の概要と学習データセットの作成 対象地域は、福岡平野である。BD は九州地盤情報共有 DB(2005, 2012, 2018)を用い、図 1 に示した連続した地盤情報が存在する福岡都市高速千鳥橋 JCT(a)から月隈 JCT(b)の沿線の BD を用いた。DB から抽出した 128 本の BD について、産業技術総合研究所提供の「ボーリング柱状図解析システム ver.2.1」を用いて地層区分を行った。地層区分対象層は、中州層、荒江層、金武礫層の 3 層である。約 2 割の学習用 BD26 本(データ組数 342 組)を抽出し、残り 102 本(データ組数 1,252 組)を推定用 BD とした³⁾。この BD の標高値、N 値、土質を抽出し、学習用データセットを作成した。詳細は、文献 3 を参照いただきたい。

3. 機械学習の方法 (x^*, y^*) を推定点 q の位置座標値、 (x_p, y_p) は p 番目学習 BD の位置座標値としたとき、D-Layer NN 法で用いられる逆距離荷重法 (IDW) の k 層の重み係数 $r_{p,k}$ は、次式で与えられる²⁾。

$$r_{p,k} = \left(\frac{1}{d_p} \right)^m / \sum_{p=1}^P \left(\frac{1}{d_p} \right)^m \quad (1)$$

$$d_p = \sqrt{(x_p - x^*)^2 + (y_p - y^*)^2} \quad (2)$$

ここで m は IDW パラメータであり、 P は推定に用いる学習 BD の総数である。図 2 のように探索半径 R を設けた場合は円内部に存在する学習 BD 全てとなる。 m の増加に伴い推定地点に近い学習 BD に重きを置いた推定値が得られ、 R の増加に伴い利用する学習 BD 数が多くなる。このように、重み係数 $r_{p,k}$ が m と R に依存することから、推定結果はこれらの値により変化する。

本研究では、DW パラメータが推定結果に与える影響を調査するために、 $R = 1\text{km}$ で $m = 1.0, 2.0, 4.0, 8.0$ の場合と、 $m = 1.0$ あるいは $m = 4.0$ で $R = 1, 2, 4\text{km}$ の場合の D-Layer NN 法による地層区分推定を行った。推定

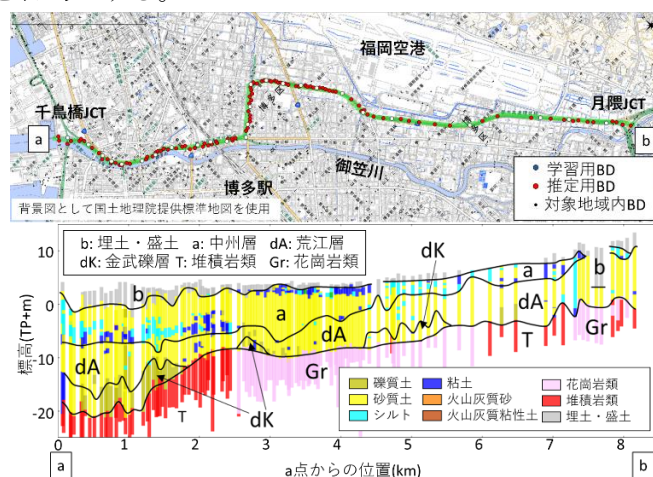


図 1 対象地域・断面線・BD・地層区分結果³⁾

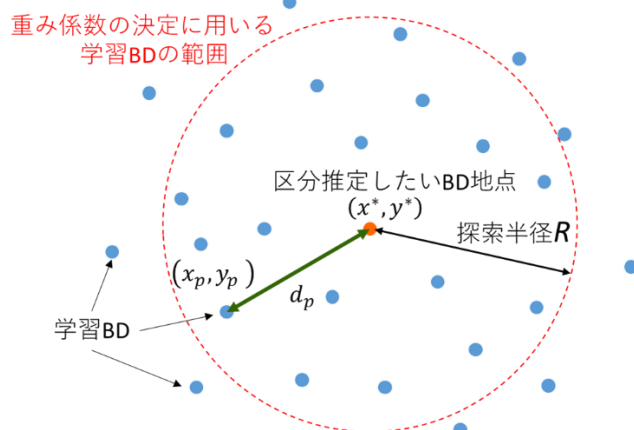


図 2 IDW 法を用いた場合の推定に利用する BD

キーワード 人工知能, 機械学習, ニューラルネットワーク, 地層区分推定, 地盤情報 DB

連絡先 〒814-0180 福岡市城南区七隈 8 丁目 19-1 福岡大学工学部社会デザイン工学科 TEL 092-871-6631

表 1 各種条件における推定結果から求めた正解率

	通常 NN 法	単純 Layer NN 法	D-Layer NN 法							
			m=1.0			m=2.0	m=4.0			m=8.0
			R=1km	R=2km	R=4km	R=1km	R=1km	R=2km	R=4km	R=1km
全層	82.4%	82.0%	89.7%	87.8%	87.5%	90.4%	90.7%	90.8%	90.6%	89.9%
中洲層	89.1%	88.5%	94.5%	93.0%	93.2%	94.0%	94.9%	94.9%	94.9%	94.0%
荒江層	77.6%	78.5%	87.4%	86.7%	85.4%	89.2%	89.7%	89.7%	89.3%	88.8%
金武礫層	77.3%	72.7%	81.3%	73.3%	74.7%	82.7%	80.0%	80.7%	80.0%	79.3%

※通常 NN 法，単純 Layer NN 法，D-Layer NN 法（m=2.0, R=1.0km）は文献 3 での結果

値を得るための機械学習は，単純 Layer NN 法での機械学習結果³⁾の結合係数を初期値とし，推定位置ごとに学習定数 0.1，慣性定数 0.01 の BP 法による学習を 30 万回行った。その結果を推定に利用した。

4. 推定結果と考察 表 1 は各方法による推定結果の正解率（推定 BD 内データの正解個数を全データ個数で除したもの）を示したものである。なお，参考のため，通常 NN 法と単純 Layer NN 法による結果³⁾も含めている。

まず，D-Layer NN 法での全層正解率は，本機械学習条件のいずれにおいても，通常 NN 法や単純 Layer NN 法のそれよりも高く，D-Layer NN 法の有効性が確認できる。各層の正解率は，金武礫層で D-Layer NN 法の m=1.0, R=2 km および 4km で通常 NN 法の正解率を下回っているものの，単純 Layer NN 法と比較するといずれの条件でも各層の正解率を上回っており，推定地点近傍の学習 BD に重きを置いた推定が有効であることが分かる。

次に，D-Layer NN 法 R=1km の結果で，m の影響について見てみる。全層正解率，各層正解率のいずれにおいても，大きな違いは見られないものの，わずかに m=4.0 の条件での正解率が高くなる傾向を示した。

最後に，m=1.0, 4.0 の結果で，R による違いを見てみる。m=1.0 のケースでは，R=1, 2, 4km となるに従い，全層正解率が低下した。一方，m=4.0 のケースでは，R=1, 2, 4km の結果に大きな違いは見られないものの，R=2km でやや正解率が高かった。

D-Layer NN 法の理論上，m を小さく，R を大きくするに従い，単純 Layer NN 法の推定結果に近づくので，m を大きく，R を小さくする方が，D-Layer NN 法の特徴を強調した推定結果を得ることができるが，R を小さくすると機械学習に利用する学習 BD の数が減少し，m が大きくなり過ぎると推定地点近傍の学習 BD を強調し過ぎた機械学習の結果が得られることとなる。本解析条件で m=4.0, R=2km がもっと良い推定結果を与えたように，D-Layer NN 法に用いる IDW パラメータには，学習 BD の空間的密度や対象地盤の地層構造によって，最適な値が存在するものと思われる。D-Layer NN 法に用いる IDW パラメータをどのように決定するかは，今後の課題である。

5. まとめ 本研究では，IDW パラメータを変更して実施し，D-Layer NN 法を適用する際の IDW パラメータが推定結果に与える影響を明らかにするために，福岡平野の対象地盤に対し，試行的検討を行った。得られた結果は以下のとおりである。

- (1) D-Layer NN 法での全層正解率は，本機械学習条件のいずれにおいても，通常 NN 法や単純 Layer NN 法のそれよりも高く，D-Layer NN 法の有効性が確認できた。
- (2) D-Layer NN 法に用いる IDW パラメータは，本解析条件では大きな差は見られないものの，m=4.0, R=2km がもっと良い推定結果を与えたことから，よりよい推定結果を得るための最適な値が存在するものと思われる。

【参考文献】 1) S. Ryu, et.al.: Applying Stratigraphic Classification Estimation Using Neural Networks to Coastal Regions of the Fukuoka Plain, Japan, Proc. 4th Int. Conf. on Geotechnics for Sustainable Infrastructure Development, pp.1087-1092, 2019. 2)村上：地層区分推定のための D-Layer NN 法の提案，第 55 回地盤工学研究発表会，2020（投稿中）。3)村上ら：地盤情報 DB に適用する地層区分推定のための D-Layer NN 法の有効性の検証，第 55 回地盤工学研究発表会，2020（投稿中）。