

Ⅲ - A 326

自己組織化特徴マップ(SOM)による岩盤性状の空間分布予測

鳥取大学大学院 学生員 宮下 英明 鳥取大学工学部 正会員 白木 渡
 東京電力(株) 正会員 安田 登 東京電力(株) 正会員 篠原 俊彦
 (有)CAE 正会員 伊藤 則夫

1. はじめに

BP 法により階層型ニューラルネットワーク(NN)を用いてボーリング調査データから岩盤等級やルジオン値などの岩盤性状の空間分布を予測する場合、ボーリング調査データが存在する地点における岩盤性状は予測できるが、ボーリング調査データが得られていない地点の岩盤性状は予測できないという問題点がある。この理由として、階層型 NN では出力値として、ある地点の岩盤性状を得るためには、その地点の座標以外にその地点でのボーリング調査により得られる地盤データが入力データとして必要になるからである。

本研究では、Kohonen の自己組織化特徴マップ(SOM)¹⁾を用いることによりこの問題点をクリアし、山岳地点で実施された 5 本のボーリング調査データから岩盤等級とルジオン値の空間分布予測を行った。

2. 自己組織化特徴マップ(SOM)

SOM は出力データを必要としない教師なし学習アルゴリズムである。また、何十次元ものデータの類似性を見つけたし、似たもの同士を 2 次元平面(マップ)上の近くに配置するという特徴がある。本来はこれらの特徴を利用してデータの分類に用いられる。

しかし本研究では、入力データにボーリング地点の座標を使用し、さらに座標データの重みを大きくすることで、得られたマップ自体が求める岩盤等級やルジオン値の空間分布になるように工夫している。マップ自体が推定結果になるために、先に述べたような階層型 NN での問題点は生じない。

3. 学習に用いたデータ

学習に用いたボーリングデータは、山岳地点で得られた深さ方向に 5m 間隔で調査された 5 本の縦坑データで、予測する地点は、x 方向が左岸側 0~220m、y 方向が標高 400m~600m の範囲にある任意地点である。5 本のボーリングデータから得られた 133 ケースからこの地点の岩盤等級(電研式岩盤分類、等級:A, B, C_u, C_s, C_l, D)とルジオン値(①: $Lu \leq 2$, ②: $2 < Lu \leq 5$, ③: $5 < Lu \leq 10$, ④: $10 < Lu \leq 20$, ⑤: $20 < Lu \leq 30$, ⑥: $Lu > 30$)の空間分布を予測した。データの入力項目は、x 座標 y 座標の他に、岩種、硬さ区分、コア形状、割れ目の性状、最大コア長、RQD の 8 項目とした。

4. 解析手順

- ① まず、入力データを基準化する。そのとき、座標以外のデータについては、影響が小さくなるような重みをつけ、座標の影響が大きくなるようにする。
- ② 入力層と競合層との結合重みの初期値を設定して、実座標とマップの座標を対応づける。具体的に x 座標については、マップの一番左側のユニットが 1、右へ行くほど小さくなり、一番右のユニットで 0 になるように設定した。y 座標についても一番上側のユニットが 1、一番下側のユニットが 0 になるように設定した。この作業により右下のユニットが(0, 400)、左上のユニットが(220, 600)に対応する。他の項目の結合重みについては全てランダムに与えるが、①と同じ大きさの重みをつけた。
- ③ SOM は教師なし学習であるため、ユニットの岩盤等級は学習した後に選出する必要がある。ユニットの岩盤等級やルジオン値は、一つのユニットと全入力データとの距離を求め、その中から距離が最小となるデータを選び出し、そのデータの岩盤等級をユニットの岩盤等級、ルジオン値とした。
- ④ 得られたマップは各ユニットが 5m ほどの座標に対応しているが、実座標に対して歪んでいるため、視覚的にわかりにくい。そこで、各ユニットの座標を x 座標、y 座標の結合重みの値と置き換えて描画した。

Key Words: spatial estimation, geologic characterization, neural network, self-organizing feature map
 〒680 鳥取市湖山町南 4 丁目 101 TEL: 0857-31-5287

5. 解析結果および考察

学習については、学習率 $\alpha=0.15$ 、近傍領域 $N_c=22$ とした。ユニット数は、横 $44 \times$ 縦 40 である。学習回数は 10000 回、重みを 0.3 とした。縦坑 5 本から SOM により岩盤等級およびルジオン値を推定した結果を図-1、図-3 に示す。丸印の色がその空間のクラスを表している。また黒太線はボーリング位置を表している。また、予測結果との比較のため、縦坑 6 本と横坑 2 本から地質の専門家が推定した岩盤等級とルジオン値の分布図を図-2、図-4 に示す。SOM による推定結果は、とびとびの地点の予測となっているが、岩級およびルジオン値の空間分布は全体としてはうまく把握できていることが読みとれる。地質の専門家がボーリング調査データのみで岩盤等級やルジオン値の空間分布を予測しようとする場合、データの縦、横が大まかに適合するように線を引いていく。それに対し、SOM による推定結果では、横の情報につながりがあればそのデータ同士引き寄せられ、空間的につながりを示す分布が得られると考えられる。

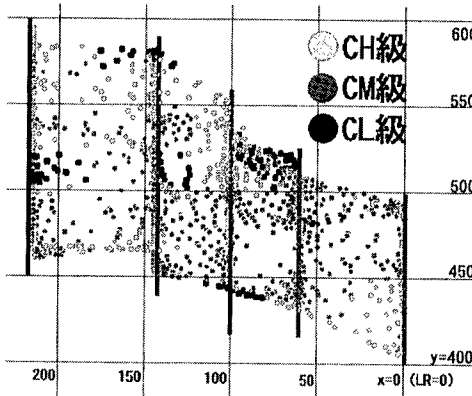


図-1 縦坑 5 本からの SOM による岩盤等級の推定結果

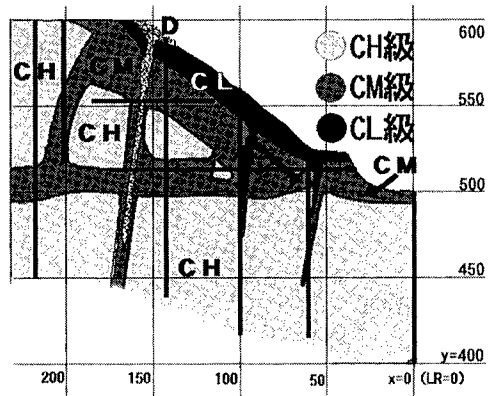


図-2 縦坑 6 本・横坑 2 本から専門家が推定した岩盤等級区分図

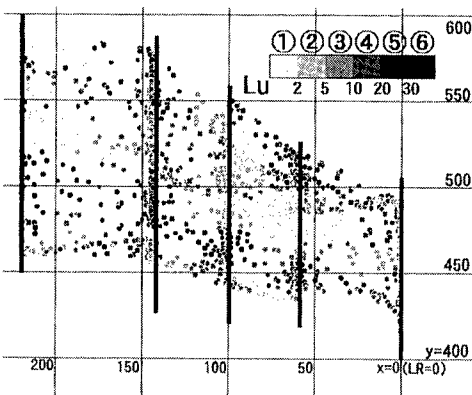


図-3 縦坑 5 本からの SOM によるルジオン値の推定結果

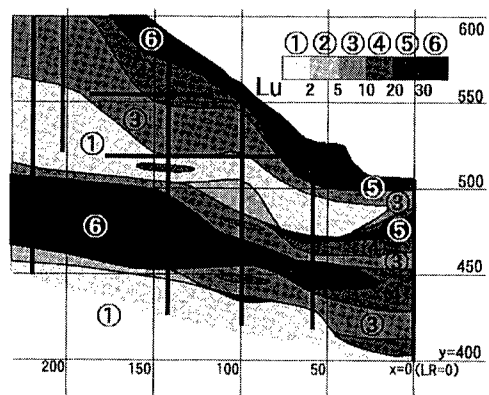


図-4 縦坑 6 本・横坑 2 本から専門家が推定したルジオンマップ

6. おわりに

今後の検討課題としては、まず、最適な初期重みと学習回数を決定する基準を作る必要がある。そして、SOM によって得られた空間分布の物理的意味づけ、地質の専門家による詳細な検討の必要性などが考えられる。また、SOM 以外の空間分布推定法、例えば Radial Basis Function NN, Neural-Kriging²⁾の適用性についても検討し、地盤性状の空間分布推定に最適な手法について研究していくことが必要である。

参考文献

- 1) T. Kohonen: 自己組織化マップ, シュプリンガーフェアラーク東京, 1996, 5.
- 2) Donna M. Rizzo, David E. Dougherty: Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural kriging, Water Resources Research, Vol. 30, No. 2, pp. 483-497, 1994, 2.