

スパースデータの内挿・外挿に適したニューラルネットワークと 広域地温分布モデリングへの応用

家木優成*・久保大樹*・小池克明*

Neural Networks for interpolation and extrapolation of sparse data and its application to regional modeling of subsurface temperature

Yusei Ieki*, Taiki Kubo* and Katsuaki Koike*

*京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management,
Graduate School of Engineering, Kyoto University, Katsura C1-2, Kyoto 615-8540, Japan.
Email: ieki.yusei.73v@st.kyoto-u.ac.jp

キーワード：ニューラルネットワーク，ニューラルクリギング，温度検層データ，伝導型，
対流型，臨界点

Key words: neural network, neural kriging, temperature logging data, conductive type,
convective type, critical point

1. はじめに

温室効果ガス排出量削減のために，日本では再生可能エネルギーの1つである地熱を用いた発電の促進が重要な課題となっており，特に発電量の大きい超臨界発電が注目されている。しかしながら，長いリードタイムや開発コストとリスクの大きさなどがこの促進を阻害しているとともに，超臨界発電に適した場所の特定も困難な状況にある。これらの解決を図るには，日本列島全域で地下深部までの地温分布を明らかにすることが不可欠であり，これは地熱資源賦存量の正確な評価と開発コスト低減に貢献できる。地温分布推定には温度検層データが用いられるが，データの深度範囲と地点数が限られており，クリギングなどによる従来の推定法では，深部まで適切には推定できない。これを可能にするために，本研究ではDeep Neural Network(DNN)に注目し，バリオグラムによりDNNの学習規準に空間的相関構造を考慮するNeural Kriging(NK; Koike *et al.*, 2001)を適用した。

2. 解析手法

2.1 Deep Neural Network

本研究におけるDNNは入力層，3つの中間層，出力層の5層構造とし，中間層のユニット数は128-128-128と設定した。Guほか(1997)により座標を入力データ，測定値を出力データとするネットワークを構築することで任意の地点での値が推定できることが明らかとされている。そこで，本研究でも入力データは位置情報である(x, y, z)座標をそれぞれ標準化した値，教師データとなる計測データはその地点の地温を常用対数変換した後，標準化した値を用いた。最適化手法はAdam，活性化関数はReLUと設定した。また，DNNにおける学習では，教師データ t_i と出力値 t_i^* の誤差が最小となるようにユニット間を繋ぐ重み係数を更新する。その誤差は損失関数 E と呼ばれ，式(1)で表される。

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - t_i^*)^2 \quad (1)$$

ここで n はデータ数である。

2.2 Neural Kriging

地球統計学の基本的な手法の一つとして，セミバリオグラムがある。セミバリオグラムはデータの空間的連続性の把握に使用される。これによりデータ間の距離と値の分散との関係が求められ，データの空間的な相関関係を定量化することができる。上記のようにDNNにより，任意の地点での値が推定できることがわかっているが，この推定値が測定値の空間分布則を満たすとは限らない。そこで，NKではDNNの損失関数に推定値の誤差とセミバリオグラムの誤差の両方を考慮する(辜ほか, 1997)。この場合の損失関数 E を式(2)に示す。

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - t_i^*)^2 + \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \{\gamma(h_j) - \gamma^*(h_j)\}^2 \quad (2)$$

ここで， $\gamma(h_j)$: 測定値に基づくセミバリオグラム， $\gamma^*(h_j)$: 推定値に基づくセミバリオグラム， m : 2つの推定点の組み合わせ数， h_j : j 番目のデータ組間の距離である。

本研究においてはさらに損失関数に閾値用の関数，および地温が深くなるにつれて増加する特徴を考慮するための関数を追加したものをNKの誤差関数と定義した。

2.3 物理則の考慮

地温の深度方向の変化には伝導型と対流型の二つのパターンが存在する。伝導型は熱が伝導のみによって伝えられるパターンであり，深くなるにつれて一定の割合で増加する。また，対流型は水やガスの対流により熱が伝えられるパターンであり，ある深度まで地温が増加するが，それ以深ではほとんど変化しない。このような物理則をDNN, NKに考慮するためにボーリング地点(実測点)および推定点を伝導型と対流型に分割する必要がある。一般に深度10 kmまでの平均地温勾配は25~30 K/kmとされている。そこで，

多田隈ほか(2011)に従い、実測点においてはそれぞれの検層データに対し最小二乗法により傾きを求め、その傾きが 30 K/km より大きく活火山の周囲 50 km 以内に分布している場合を対流型、それ以外を伝導型と設定した。また、推定点に対しては実測点の対流型を 1、伝導型を 0 とし普通クリギングを行った。DNN, NK の入力層に 1 ユニット追加し、普通クリギングの出力値を入力することで物理則の考慮を行った。

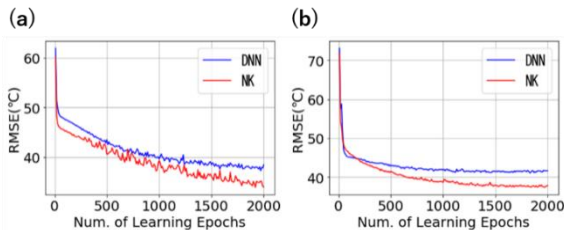
2.4 精度評価方法

得られた推定結果に対して、本研究では Hold-out 法を用いて精度評価を行った。Hold-out 法とはデータを訓練用データと検証用データに分け、訓練データでモデルの学習を行い、評価用データでモデルの性能を評価するという方法である。また、訓練用データと検証用データの分割の方法としては 2 つの方法を採用した。1 つ目は内挿評価として、検層データのボーリング地点ごとにランダムで訓練用データ (90%)、検証用データ (10%) に分割する方法、2 つ目は外挿評価として検層データの浅い部分 (90%) を訓練用データ、深い部分 (10%) を検証用データに分割する方法である。評価関数としては二乗平均平方根誤差である RMSE (Root Mean Square Error) を利用した。

3. 結果

3.1 NK の有効性検証

DNN, NK を利用した三次元地温分布推定結果を比較し、NK の有効性の検証を行う。第 1 図に内挿・外挿それぞれにおける検証用データの学習曲線を示す。これによると、内挿評価、外挿評価のいずれにおいても NK により推定精度が上昇していることがわかる。



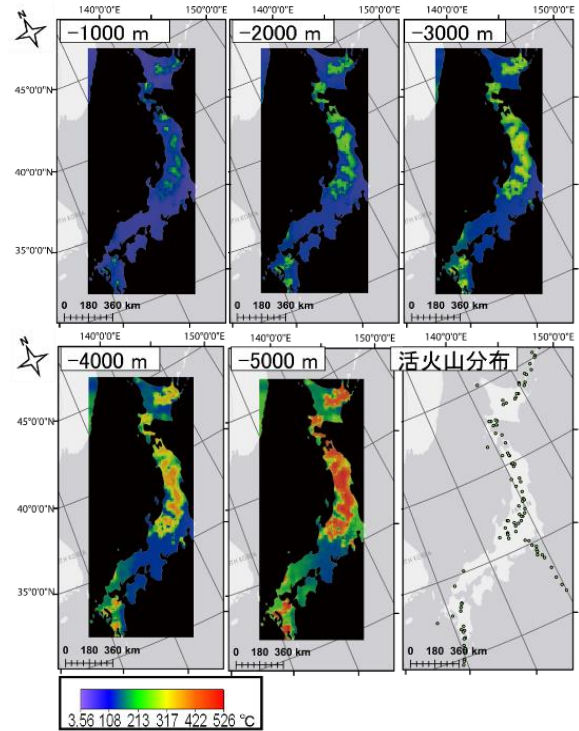
第 1 図 (a)内挿と(b)外挿に対する検証用データの学習曲線

3.2 NK による標高別地温分布と臨界点分布

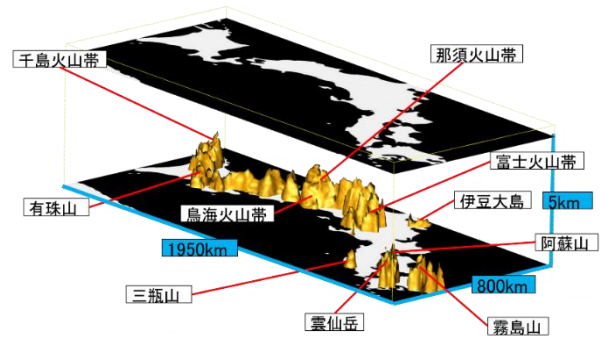
NK を用いた標高別推定地温分布図を第 2 図に示す。活火山分布図と比較すると、地温が高いと推定された地点が活火山分布に概ね対応していることがわかる。また、-2000m まで到達しているボーリング地点数がわずか 20 点であるにもかかわらず、-2000m 以深でも適切に推定できていることが明らかである。さらに NK を用いて臨界点 (374°C, 22.1MPa) の等値面図を描いた。その結果を第 3 図に示すが、-4000m で最も浅く那須火山帯や雲仙岳、霧島山付近において臨界点への到達が推定できる。

4. まとめ

本研究では DNN, NK と温度検層データを用いて日本全域における三次元地温分布推定を行った。その結果、NK の有効性を確認できたとともに、地点数や深度範囲が限られた温度検層データから地下深部までの地温分布の推定が行えることがわかった。また、NK により標高-4000m の那須火山帯や霧島山、雲仙岳付近で最も浅く臨界点に到達し、これ以外でも活火山付近において臨界点に到達すると推定できた。



第 2 図 活火山分布と NK による標高別地温分布



第 3 図 臨界点等値面図

文 献

Gu, B., Koike, K. and Ohmi, M. (1997) Distribution analysis of metalliferous vein using artificial neural network. *Geoinformatics*, **8**, 15–21.

辜 彬・小池克明・大見美智人 (1997) 空間的分布則を考慮したニューラルネットワークによる不規則配置データの補間. *情報地質*, **8**, 269–279.

JOGMEC 地熱データベース: <https://geothermal-db-web.jogmec.go.jp/>

Koike, K., Matsuda, S. and Gu, B. (2001): Evaluation of interpolation accuracy of neural kriging with application to temperature-distribution analysis. *Mathematical Geology*, **33**, 421–448.

日本の構成温度プロファイルデータベース(データ集), (独)日本原子力研究開発機構 東濃地科学センター: <http://www.jaea.go.jp/04/tono/siryou/welltempdb.html>

多田隈直幸・麻植久史・小池克明 (2011) 日本列島全域にわたる 3 次元地温分布のモデリングと考察. *情報地質*, **22**, 72–73.