

地球統計学的手法による水深データからの海底地形の高精度モデリング

小池 克明*・Vitor Ribeiro de Sá**

1. 研究の目的

海洋資源調査では海底地形が最も基本的な情報になるが、陸域とは異なって詳細なデータが得られている範囲は限られ、データ間隔も疎である。このような水深データから海底地形を精度良く推定できる手法が求められている。そこで、本研究では地球統計学的手法を活用することで、これに適した手法の特定を目的とした。

2. 研究の方法

複数の手法による地形モデリングの精度を比較するために、2次元の標高の配列である数値地形モデル (Digital Elevation Model : DEM) を用いた。標高分布には空間的相関性が存在するので、DEMを用いた地球統計学的解析が可能となる。海底熱水鉱床域に類似した地形として、九州中央に位置する阿蘇カルデラに注目し、図1左端に示す約 $20 \times 20 \text{ km}^2$ の領域を覆う DEM データを用いた。カルデラ中央の火口丘に複数のピークが局所的に分布すること、およびカルデラ壁によって標高が急増することが地形的特徴として読み取れる。東西・南北方向に約 50 m 間隔の DEM が原データであり、これからデータを一定の間隔で間引くことで、データ間隔 250, 400, 500, 800, 1000, 2000 m の6つのテスト DEM を作成した。このうち 250 m 間隔 DEM を空間分布推定精度の検証用のリファレンスとして用い、データ間隔 1000 m の DEM からこのリファレンスを再現するという問題を設定した。これには、ordinary kriging (OK), sequential Gaussian simulation (SGS), ニューラルネットワークに基づく手法であるフィードフォワード多層ニューラルネットワーク (MNN : multilayered neural network) と動的なネットワーク構造をもつ SLANS (Sequential Learning of Artificial Neural network and Selection of output considering local estimation accuracy: Koike *et al.*, 2002), および地球統計学的焼き鈍し法 (simulated annealing : SA) の5手法を検討の対象に選んだ。

OK は最も基本的なクリギング法であり、トレンド成分を考慮せずに計算点周りのサンプルデータのみを用いる。SGS はシミュレーション法の一つであり、OK による推定値を平均、クリギング分散を分散とする正規分布を各計算点で仮定し、これにモンテカルロ法を適用することで1つの値を決める。これをサンプルデータに逐次組み込んでデータ量を増やし、次の対象点での計算を行う。

人工知能の一種であるニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層から構成され、各層は複数のニューロンをもつ。層間のニューロンを繋ぐ重み係数は、繰り返し計算により、ネットワークからの出力値とサンプルデータとの差を十分小さくすることで求められる。MNN の構造は中間層を2層とし、各層に10個のニューロンを設けた。入力データは DEM データの (x, y) 座標で、出力データはその位置での標高である。SLANS は、地層の連続性や断層の影響を考慮することを目的として提唱された手法であり、ネットワークの学習に用いるサンプルデータ数 (K) と中間層のニューロン数 (M) は固定せず、計算点での推定精度に関するクロス確認によって選び出す。最も誤差の小さい K と M の組み合わせを、そのデータ点に割り当てる。各計算点においては、最も近くに位置するデータ点を検索し、そこでの K と M の組み合わせを推定に用いる。

さらに、SA ではサンプルデータのヒストグラムから乱数によって計算点にデータを与え、初期モデルを作成する。次に、規準となるセミバリオグラム $\gamma(h)$, および計算点に与えたデータに基づく $\hat{\gamma}(h)$ がほぼ一致するまで、ランダムに2点を選び、データの交換を繰り返す。

3. 得られた成果

まず、データ間隔の影響を検討するために、各テスト DEM データの基本統計量を分析したところ、データ間隔が異なってもヒストグラムの形状はほぼ同じであるが、データ間隔が大きくなる

*京都大学工学研究科都市社会工学専攻・教授,**同・博士後期課程

ほど分散と最小値は増加し、平均と最大値は減少することがわかった。テスト DEM の $\gamma(h)$ に関しては、データ間隔に関係なく、いずれもガウスモデルで近似できた。

5つの手法によるデータ間隔 250 m の DEM の推定結果を図 1 に表す。図では、領域中央の最も標高が高い部分を拡大して、各手法の特徴を比較する。また、この拡大部分に対する推定結果の平均、分散、最大値、最小値、誤差の指標である RMS (root mean square) を表 1 にまとめる。ここでは計算点での推定値とリファレンスデータとの差(絶対値)を誤差と定義した。いずれの手法でも大局的にはリファレンスと類似した分布傾向が得られており、カルデラ壁の特徴、中央火口丘周辺の平坦地、山頂付近の高まりが推定できている。加えて OK, MNN, SLANS の RMS は 5 % 程度と小さい。しかし、特に OK や MNN での推定分布は滑らかであり、ピークや谷地形が再現されていない。一方、SGS での地形は変化に富むものの、それは実際の地形と対応していない。SLANS での推定分布はリファレンスと良く調和するが、上記のピークが実際よりも低く推定されている。

これらに対して SA によれば、RMS は最も大きい。他の手法では得られなかったピークが現れており、山頂付近の標高はリファレンスとほぼ同じである。中央火口丘における谷地形の存在も、他の推定結果よりは明瞭である。さらに、SA による最大値、最小値はリファレンスデータと最も近い。よって、詳細な地形モデルを作成する手法としては SA が最適であることが明らかになった。

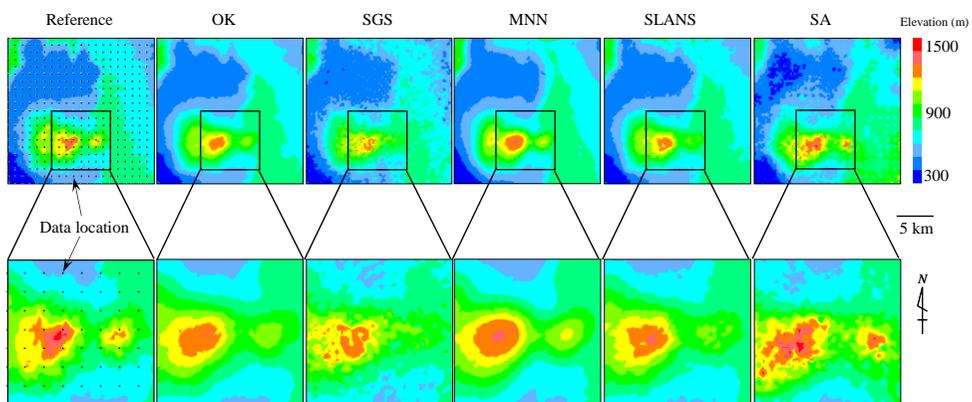


図 1 5つの手法によるカルデラ地形再現精度の比較と標高の変化が大きい中央部の拡大(左端がリファレンスとした DEM で、黒丸がサンプルデータの位置を表す)

表 1 5つの手法による図 1 拡大部での平均、分散、最大値、最小値、RMS の比較

Parameter	Reference	OK	SGS	MNN	SLANS	SA
Average (m)	910.2	907.4	903.7	908	901.7	953.6
Variance (m ²)	41512.4	33988.2	33460.9	38819.5	32592.8	50579.1
Maximum (m)	1569	1494	1494	1494	1494	1586.6
Minimum (m)	599	619.6	553	609.1	626.5	574.4
RMS (%)	—	4.5	9.2	5.3	5.3	14.2

4. 謝辞

共同研究の機会をいただいた(株)海洋先端技術研究所の植木俊明氏に深甚の謝意を表したい。

発表論文

小池克明・切山拓也・呂磊・劉春学・Mohamad N. Heriawan (2018) 地質情報や物理法則を考慮した地球統計学による空間モデリングの深化, 第 29 回日本情報地質学会講演会講演要旨集, p. 15-16.

参考文献

Koike, K., Matsuda, S., Suzuki, T. and Ohmi, M. (2002) Neural network-based estimation of principal metal contents in the Hokuroku District, northern Japan, for exploring kuroko-type deposits, *Natural Resources Research*, v. 11, p. 135-156.