

鳥取大学工学部 正会員 白木 渡
 東京電力㈱ 正会員 安田 登
 (有)CAE 正会員 伊藤則夫
 松尾橋梁㈱ 正会員 ○長瀬裕俊

1. まえがき

筆者らは、これまで地表データから地下深部の地熱資源を推定することを目的として、ニューラルネットワーク（以下 NN）による地熱資源有望地域選定への適用性の検討を行ってきた。その結果、入出力項目を適切に選定することにより十分適用可能であることを確認した^{1)~3)}。

今回は、図1に示す数百km²から数十km²まで地熱有望地域を絞り込む調査である広域概査に着目し、NNのBP法に加え、新たにSOMを用いることにより有望地域選定の精度向上を試みた。

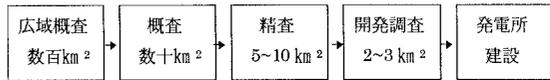


図1 地熱開発フロー

2. 自己組織化特徴マップ(SOM)

Kohonenの自己組織化特徴マップ(Self-Organizing feature Map:SOM)は、競合作用に基づいた教師なし学習方式を採用した入力層とマップ層の2層構造ネットワークである。その特徴としては、学習時に分類カテゴリーを与えていないため、入力データの分類状態を反映したマップ(図2に示すように、多次元の入力データを2次元平面上に表現される)を形成するところにある。これは従来BP法における課題であった、“入力データの前処理”に最適であると考えられる。

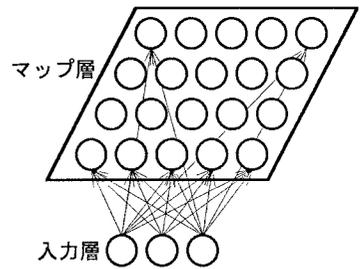


図2 自己組織化特徴マップ

3. 学習データの作成

NNによる地熱資源有望地域を選定システムを広域概査の段階において構築する場合、入力データとして数百km²におよぶ広範囲にわたって調査されたものを用いる。具体的には該当地域を一辺数kmの正方形メッシュで分割して、数多くのグリッドで覆い、各グリッドにおける代表値を入力データとする。

NNの入力及び出力値（以下学習データ）としては、新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の全国地熱資源総合調査(第3次)データを用いた⁴⁾。今回は特にその中から、秋田駒・那須地域のデータから磐梯地域の有望度ランクを推定するシステムを構築する。地表調査項目の中から、表1に示す18項目を入力項目とし、出力項目としては表2に示す地熱資源有望度(ランク1~3)を用いるものとする。

表1 入力項目

		入力データ項目	単位(精度)
野 重 留 構 力 造 値	地 質	基盤岩からの距離	km (0.1)
		リフトの「グレート」接点数	個
	X-A	X-A	mgal (0.1)
		X-B	mgal (0.1)
		X-C	mgal (0.1)
		X-D	mgal (0.1)
		X-E	mgal (0.1)
		X-F	mgal (0.1)
X-G	X-G	mgal (0.1)	
	X-H	mgal (0.1)	
熱 源	火 山	噴火口からの距離	km (0.05)
		酸性変質帯からの距離	km (0.05)
	流 体 流 動	酸性変質帯の面積	km ² (0.1)
		中温泉(42℃)からの距離	km (0.05)
		高温泉(80℃)からの距離	km (0.05)
		シフト温度	℃
学 化	7時温度	℃	
	7:15インテックス	-	

4. システムの構築

システムの構築に際しては、BP法のみで構築したシステムをシステム1、SOM+BP法で構築したシステムをシステム2とし、各々の結果を表3に示す。システム1では学習回数は4万回で、149個の学習データの認識率は100%で良好であった。

一方システム2では、149個の学習データの中から磐梯地域に似たデータをSOMによって選定した結果、必要となる学習データは32個にしぼられた。学習回数は3000回、学習認識率は100%で良好であった。学習回数はシステム1と比べると1オーダー小さく、計算時間が大きく短縮されている。

また、各システムの汎化性能を調べた検証状況を表3に示す。SOM+BP法を用いたシステム2はBP法のみを用いたシステム1と比較すると、検証正解率が5.4%向上している。特に、ランク3に対する正解率は35.3%から76.5%に向上しており、高ランクの有望地域の推定精度が向上している。このようにSOM手法で学習データに前処理をしたことで、学習時間の短縮と、システムの汎化性能の向上が図られた。

表 2 出力項目

出力データ項目	温度(°C)
有望度ランク3	150 ~
有望度ランク2	100~150
有望度ランク1	~ 100

表 3 学習・検証状況

学習地域	検証地域	システム	学習状況		検証状況					
			学習回数(回)	学習認識率(%)	正解率	出力 ランク3	出力 ランク2	出力 ランク1	合計	正解率(%)
駒ヶ岳 那須	磐梯	システム1 (BP法)	40000	149/149 (100%)	NNの評価/実ランク	12/34	12/29	25/30	49/93	52.7
					(%)	35.3	41.4	83.3		
		システム2 (SOM + BP法)	3000	32/32 (100%)	NNの評価/実ランク	26/34	10/29	18/30	54/93	58.1
					(%)	76.5	34.5	60.0		

5. 有望度地域の抽出

システム2の検証結果のうち、高ランク出力の確信度の高い上位20地域を広域概査段階における地熱資源有望地域として抽出する。その位置を図3の地図上に□で示す。このうち16地域が実際の有望度ランクと一致した。それらを▨で示す。以上より、非常に高い割合で有望度地域が抽出されていることからシステムの有効性が明らかである。

さらにこれらの地域に対して、分割メッシュを増やして精度の高い調査を行い、広域概査と同様の手法を用いれば、概査ならびに精査段階における地熱有望地域の抽出が可能となる。

6. 感度解析

入力項目が地熱資源有望度ランクにどのように影響を及ぼすかについて、感度解析の手法⁵⁾を用いて調べる。その一例を、地熱貯留層の直接的な地表徴候である温泉からの距離について、有望度ランク3に及ぼす影響を図4に示す。距離が8km以内ではランク3の確信度が高く、10km以上になるとランク2の確信度が大きな影響を及ぼしている。このように入力項目(温泉からの距離)のとりうる値が変化することにより、出力結果が変わる場合、その入力項目は出力に大きな影響があるといえる。有望度地域の抽出にあたっては、このような入力項目の出力結果に対する感度の大きさも有望地域を選定に際して有効なデータとなる。

7. まとめ

従来のBP法の前処理にSOMを用いた地熱資源評価システムを開発し、精度の向上を試みた。その結果、BP法のみでシステムを構築した場合より高い汎化能力を得ることができた。

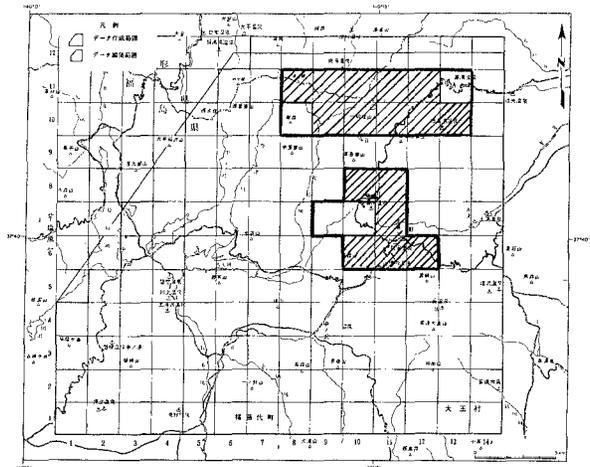


図 3 磐梯の地熱資源有望地域

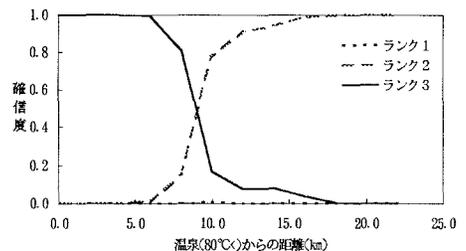


図 4 感度解析結果

参考文献

- 1) 篠原俊彦他:ニューラルネットワークを利用した地熱資源評価システム,第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集,pp.147-152,1993,12.
- 2) 白木渡他:ニューラルネットワークを利用したグルーピングによる地熱資源評価システムの構築,構造工学論文集 Vol.41A,土木学会,pp.605-612,1995,3.
- 3) 白木渡他:データの空間分布特性を考慮したニューラルネットワークによる地熱資源評価システムの構築,土木学会第50回年次学術講演会,土木学会,pp.282-283,1995,9.
- 4) 東電設計(株):ニューラルネットワークを利用した地熱資源有望地域選定システムの研究 平成6年度報告書,1994,3.
- 5) 武長寛他:感度解析を用いたニューラルネットワークの入力層の最適化とその数字認識への応用,電気学会論文集 D.111 巻1号,pp.36-44.