

(9) 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

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK SYSTEM FOR
GEOTHERMAL RESOURCES ASSESSMENT WITH CONSIDERING
PROPERTIES OF SPATIAL DISTRIBUTIONS

白木渡* 安田登**
Wataru SHIRAKI Noboru YASUDA
篠原俊彦*** 伊藤則夫****
Toshihiko SHINOHARA Norio ITO

To evaluate geothermal resources at the stage of investigation for wide area, we developed a neural network system that estimates the underground temperature from ground surface surveys data. In development of the system, the properties of spatial distributions of surface surveys data are considered. Using the data obtained by the NEDO, numerical calculations were performed and shown the efficiency of this developed system.

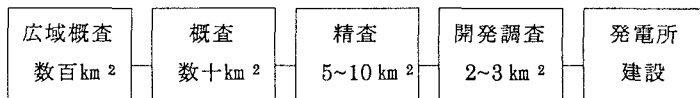
Key Words: geothermal resources, neural network, the properties of spatial distribution

1. まえがき

地熱開発のフローは、図・1に示すように行われるのが一般的である。広域概査、概査、精査においては、それぞれ調査範囲や調査目的に応じた調査が実施され、その結果から地熱資源の有望度が評価され、次の段階の対象とする地域が決定される。これまで、この評価等は多岐の分野による専門家の経験にもとづく知識により行われてきた。このため評価結果は、それぞれの専門家により異なり、さらに地熱資源は地域特性があることから、評価の精度は10%程度であった¹⁾。

著者らは、数年前から専門家ごとの評価の違いや、地域特性に起因する評価結果の精度の低さを向上させるための一つの方法として、曖昧性を含む多くのデータに対する学習機能を持ち、パターン認識・分類に能力を発揮するニューラルネットワーク（以下NN）を用いて、地熱の有望な地域を選定するシステムの構築を試みてきた^{2),3)}。

これまで研究では、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



図・1 一般的な地熱資源開発フロー

* 工博 鳥取大学助教授 工学部土木工学科 (〒680 鳥取市湖山町南4丁目101)
** 東京電力㈱ 電力技術研究所 主管研究員 (〒230 横浜市鶴見区江ヶ崎町4番1号)
*** 東京電力㈱ 電力技術研究所 主任研究員 (〒230 横浜市鶴見区江ヶ崎町4番1号)
**** (株)シー・エー・イー 代表取締役 (〒680 鳥取県岩美郡国府町分上2-210)

として、NEDOが地熱開発促進調査を実施している地域のボーリングデータを用いて、開発調査段階におけ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^{2),3)}。

今回は、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、広範囲の地表データから地熱資源の有望な地域を選定することを対象として、データの空間分布特性を考慮した地熱資源有望地域選定システムを構築する。

2. 学習データの作成

NNによる地熱資源有望度地域の選定システムを広域概査の段階において構築する場合、数百 km² におよぶ広範囲にわたって、調査を行って求められたものを用いる。具体的には該当地域を一边数kmの正方形メッシュで分割して、数多くのグリッドで覆って、各グリッドにおける代表値を入力データとする。

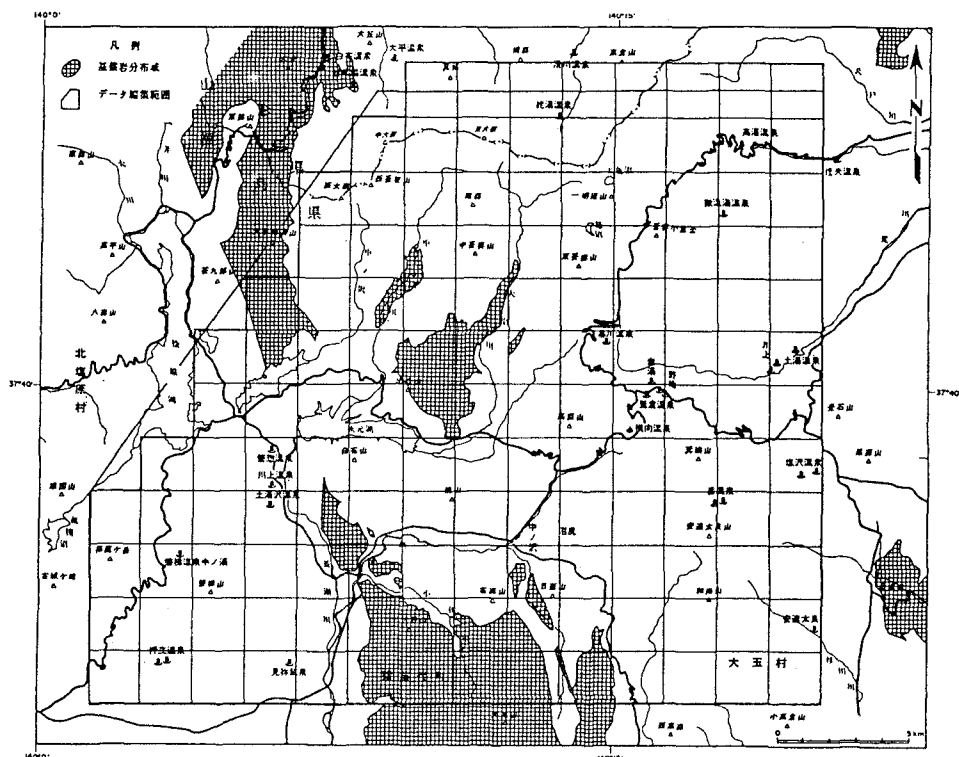
NNの入力及び出力値（以下学習データ）としては新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の全国地熱資源総合調査（第3次）データを用いた。今回は特にその中から、秋田駒・那須・磐梯の3地域のデータを用いる¹⁾。地表調査項目の中から、表・1に示す18項目を入力項目とし、出力項目としては表・2に示す地熱資源有望度（ランク1～5）を用いるものとする。表・1に示す入力項目のうち広域概査で実施される比抵抗調査の測点間隔は1～2 kmと精度が粗いため、グリッド間隔は2 kmが最適と考えられる。グリッド分割は経緯度線と平行な分割線で行い、着目グリッドの大きさは2 km×2 kmとする。図・2には磐梯地域の基盤岩の分布図を2 km×2 kmのメッシュに分割した一例を示す。各入力項目について図・2と同様なメッシュに分割してデータ解析がなされる。

表・1 システムの入力項目

1	基盤岩からの距離	(km)
2	グリッド接点数	(個)
3	重力基盤標高	(m)
4	ブーゲ異常	(mgal)
5	重力傾度	(mgal/km)
6	比抵抗値（標高0m準）	($\Omega \cdot m$)
7	比抵抗傾度	($\Omega \cdot m/km$)
8	噴火口からの距離	(km)
9	酸性変質体からの距離	(km)
10	酸性変質体の面積	(km ²)
11	キュリー点深度	(km)
12	温泉（42℃未満）からの距離	(km)
13	温泉（42℃以上）からの距離	(km)
14	温泉（80℃以上）からの距離	(km)
15	地化学温度	(°C)
16	アニオンインデックス	
17	標高	(m)
18	河川の接点数	(個)

表・2 地熱資源有望度ランク

ランク	温度(度)
5	250～
4	200～250
3	150～200
2	100～150
1	～100

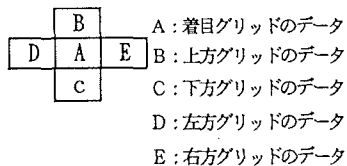


3. システムの構築

システムの構築に際しては、上記の3地域の内いずれか2地域を学習データとして用い、他の1地域は出来上がったシステムの有効性を調べるための検証用のデータ（以下検証データ）とする。

まず初めに、隣接グリッドを考慮せず対象とする各グリッドのみのデータを用いて構築したシステム（システム1）の学習・検証状況を表・3に示す。地域の組み合わせ

次に、任意のグリッドに対して、入力データの空間分布特性を考慮するために、それに隣接する4グリッドのデータを考慮した入力データを用いてシステム（システム2）を構築した。隣接グリッドのデータは図・3のように着目グリッド及び着目グリッドの上下左右のデータを対象とするグリッドのデータとともに並べて入力することとしたが、重力基盤の標高については着目グリッドのデータ値および着目グリッドと着目グリッドの上下左右のグリッドのデータ値の差を入力した。標高も重力基盤の標高と同様であるが、標高値そのものの値にはあまり意味がなく、標高差のみが意味をもつと考えて、着目グリッドのデー



タ値は入力していない。これにより入力データ項目は89項目(18×5-1)となる。このシステム2での学習・検証状況を表・3に示す。学習回数は逐次学習で3万回、学習データの認識率はシステム2-3を除いては100%であった。システム1に比べて学習できないデータが減り、学習回数は極端に減っている。未学習地域に対する検証結果は45～50%でありシステム1と比較すると10%程度正解率が向上している。これは、着目グリッドのデータだけではなく隣接グリッドのデータを考慮することによる情報量の増加に伴って、パターン認識率が向上したからであると考えられる。

以上の結果から分かるように、データの空間分布特性を考慮したことにより検証正解率の向上がはかられた。そして、広域概査の目的である有望度地域をおおまかにとらえるという目的は十分果たされた。

表・3 システムの学習・検証結果

システム名	学習データ	学習状況		検証データ	検証正解率 (%)			
システム1-1	磐梯・那須	データ数	255	98.82%	駒ヶ岳	データ数	114	35.96%
		NNの評価	252			NNの評価	41	
システム1-2	駒ヶ岳・磐梯	データ数	272	98.90%	那須	データ数	131	38.93%
		NNの評価	269			NNの評価	51	
システム1-3	駒ヶ岳・那須	データ数	245	98.78%	磐梯	データ数	141	28.37%
		NNの評価	242			NNの評価	40	
システム2-1	磐梯・那須	データ数	192	100%	駒ヶ岳	データ数	78	44.90%
		NNの評価	192			NNの評価	35	
システム2-2	駒ヶ岳・磐梯	データ数	177	100%	那須	データ数	93	49.50%
		NNの評価	177			NNの評価	46	
システム2-3	駒ヶ岳・那須	データ数	171	98.80%	磐梯	データ数	99	48.50%
		NNの評価	170			NNの評価	48	

4. 感度解析

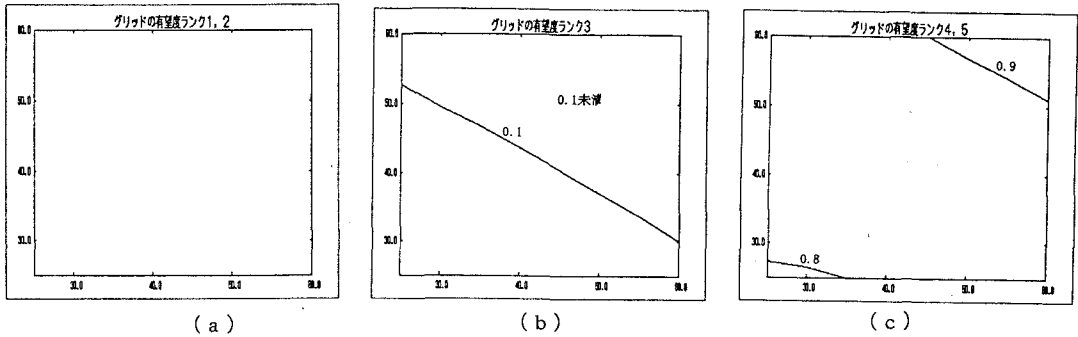
ここでは、入力項目が地熱資源有望度ランクにどのように影響をおよぼすかについて、感度解析の手法²⁾を用いて調べる。その際、各ランクの違いを明確にするために、地熱資源の有望度ランクを1, 2(低ランク)、3(中ランク)、4, 5(高ランク)の3つに分類して解析を行った。本研究では、未学習地域の有望度の判定を有効に行うために、入力データの空間分布特性を考慮することを考え、そのために着目グリッドの他に隣接する4つのグリッドを入力データに取り込んだ。その結果、非常に有効なシステムを開発することができた。ここでは開発したシステムにおいて、着目グリッドと隣接する4つのグリッドがそれぞれどのように関係しながら地熱資源有望度ランクに影響を及ぼしているかを調べるために、一例としてブーゲ異常を取り上げて、その隣接グリッドが着目グリッドにどのように影響をおよぼすかを調べた。その結果を図・4～図・7に示す。グラフの横軸は着目グリッドのブーゲ異常値の変化、縦軸は上下左右の各グリッドの値の変化を示している。またグラフ中の値は出力(ブーゲ異常)の確信度である。

これらの結果によると、有望度ランク1,2(低ランク)に対しては、図・4～図・7の各(a)図より上下左右いずれのグリッドも着目グリッドには影響を及ぼさないことがわかる。有望度ランク3に対しては、図・4,5,7の各(b)図より上下右の影響はほとんど無いが、図・6(b)に示すように左グリッドのブーゲ異常値の影響が、着目グリッドに比べて大きく、30～60 mgalと変化するにしたがって確信度は、0.3から0.1に低下している。これよりこの地域の特徴として、左グリッドのブーゲ異常の変化は、グリッドの有望度ランク3(中ランク)に対しては着目グリッドにおける変化よりも大きく、負の影響を及ぼしていることがわかる。

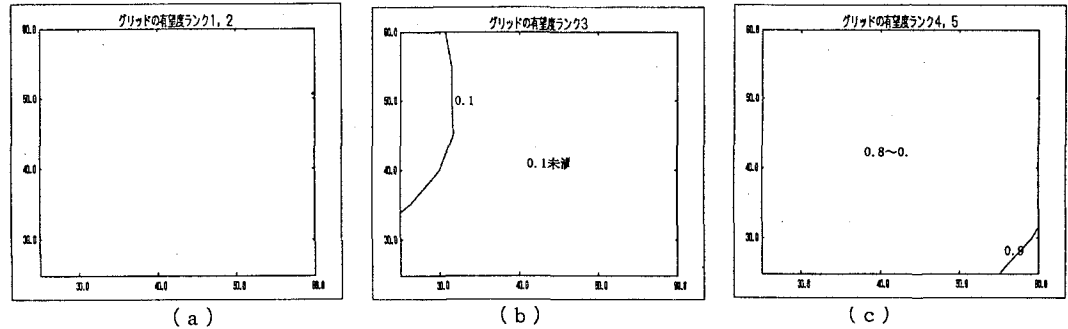
また、有望度ランク 4, 5（高ランク）に対しては、図・4,5,7 の各(c)図においてランク 3 と同様、上下右の影響はほとんど無いが、図・6(c)では左グリッドのブーゲ異常値の影響が、着目グリッドにおける変化よりも大きく、30～60mgal と変化するにしたがって確信度は 0.5～0.9 へと上昇している。以上のことからこの地域の特徴とし、て左グリッドのブーゲ異常の変化が有望度ランク 4, 5 に及ぼす影響は、着目グリッドより大きく正の影響を及ぼしていることがわかる。

一般に、ブーゲ異常は地質構造を反映していると考えられており、ブーゲ異常の高低は地下の密度の高い岩石（基盤岩）の深度に起因しているということを考えると、ここで対象としている地域においては着目グリッドに対しては、左グリッドの影響が強いといえる。

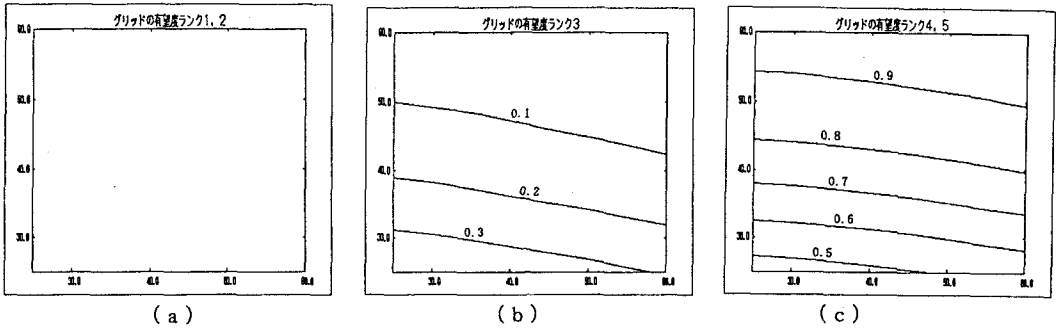
以上示した事柄は、着目グリッドの値だけを入力項目値として考慮した場合には、学習できないパターンである。周辺のグリッドの値を考慮することによって、これらのパターンを学習することができ、より有効なシステムが開発できたものと考えられる。



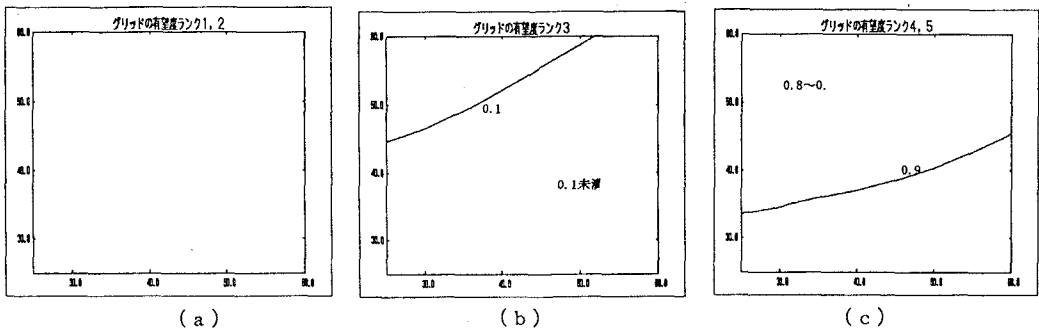
図・4 ブーゲ異常の着目グリッドと上方グリッドとの関係



図・5 ブーゲ異常の着目グリッドと下方グリッドとの関係



図・6 ブーゲ異常の着目グリッドと左方グリッドとの関係



図・7 ブーゲ異常の着目グリッドと右方グリッドとの関係

5. まとめ

NNを用いて広域概査段階における地熱資源有望地域選定システムを構築するにあたり、入力項目となる地表調査データの空間分布的な特性を考慮したシステムの構築手法を提案した。

地表調査データは、本来空間的に分布したデータであり、これをグリッドに分割して用いる際には、着目しているグリッドのデータと、その隣接するグリッドのデータとは互いに空間的な相関特性を有しているはずである。その特性を考慮するために、本研究では着目グリッドにおけるデータとその周辺グリッドのデータを同時に学習の入力データとすることを提案した。これにより、明確な形で各データの空間分布特性を考慮することができるようになる。数値計算結果も、周辺グリッドを取り込んでシステムを構築した場合のほうが、周辺グリッドを取り込まず各グリッドのデータのみで構築されたシステムに比べて10%程度未学習データの認識率が向上し、本研究で提案した手法の有効性が示された。

参考文献

- 1) 東電設計㈱：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5年度下半期報告書）、1994年3月。
- 2) 白木渡他：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、pp147～152、1993年12月。
- 3) 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、構造工學論文集、Vol.4A pp605～612、1995年3月。