

(25) 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

The assessment system for geothermal resources using neural networks

篠原 俊彦* 安田 登** 白木 渡*** 野々口 稔**** 伊藤 則夫*****
Toshihiko SHINOHARA, Noboru YASUDA, Wataru SHIRAKI, Minoru NONOKUCHI, Norio ITOH

In order to develop geothermal resources, it is important to estimate reservoir capacity properly and to alleviate risks associated with various levels of development schedule. An artificial neural networks is applied to assess underground promising zones of geothermal resources using data of Geothermal Development Promotion Survey by New Energy and Industrial Technology Development Organization. Using a sensitivity analysis of a completed training neural networks, some correlations between ground surface survey data and promising zones from logging differ with analytical results.

Key Words: neural networks, assessment system, geothermal resources

1. まえがき

地熱開発のフローは図-1に示すように、数百km²を対象とした広域調査、数十km²を対象とした概査、数km²を対象とした精査を経て、地熱発電所の建設にいたる。各段階の調査から次段階の調査あるいは発電所建設に移行するに当たっては、地熱資源の評価が行われる。この評価は、各段階の調査において得られた多項目の調査結果を多岐の分野に亘る専門家が、それぞれの経験から得た知識に基づいて行っている。このため、評価結果には評価者の主観や経験の違いによる差が生じるものと考えられる。

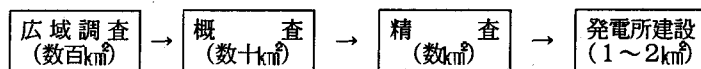


図-1 地熱開発のフロー

一方、人間の脳神経細胞メカニズムをモデル化した情報処理システムであるニューラルネットワークは、パターン認識、パターン分類などの分野で能力を発揮すると言われている。また、ニューラルネットワークは瞬時に多量のデータを判断でき、あいまい性を持つデータに対しても適用可能であり、適切なデータを与

* 東京電力㈱ 技術研究所 構造研究室主任

** 東京電力㈱ 技術研究所 構造研究室主任研究員

*** 工博 鳥取大学助教授 工学部土木工学科

**** 東電設計㈱ 第一土木本部 応用地質部課長代理

***** (有)シーエーイー 代表取締役

えることによりシステム自身が学習する能力を持っている。

以上のことからニューラルネットワークは、これまで多岐の分野に亘る専門家が行ってきた地熱資源評価を代替させるのに適したシステムであると考えられるため、ニューラルネットワークを用いた地熱資源評価システムの作成を行った。今回作成したシステムは、図-1に示す地熱開発のフローのうち概査から精査へ移行する際に実施される、概査の調査結果から精査の対象とする調査地域を絞り込むための評価に適用した。

2. ニューラルネットワークによる地熱資源評価システム

(1) ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークの最大の特徴は、学習により自らのパターン認識能力を高めることができることである。従来のコンピュータでは、良くデバックされたプログラムが不可欠であるように、ニューラルネットワークでは、十分に吟味された適量の学習データが必要である。本研究に用いた階層型ニューラルネットは、図-2に示すようにニューロン（神経細胞）を数学的にモデル化したセルを多数結合させたものである。セルには、入力層と出力層およびその間に設けられたいくつかの中間層がある。各層のニューロンは、シナプス結合と呼ばれる結合で結ばれており、ニューロンの刺激を、入力層から出力層へ順次伝えるようになっている。また刺激の強さは、ニューロンやシナプスを伝わる間に、しきい値や重み付けにより変化する。

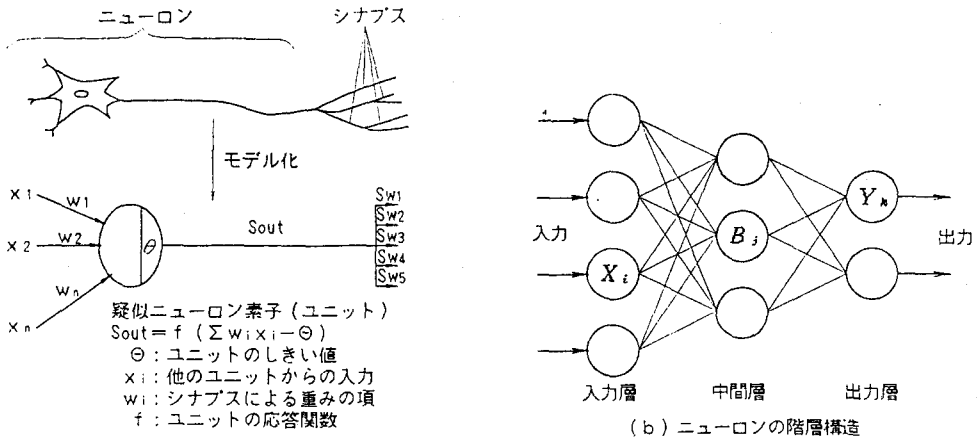


図-2 ニューロンとニューラルネットの階層構造

各セルからの出力値は、前述のとおり入力値に与えられる重みとしきい値により設定されるが、本研究ではその応答特性を表す代表的モデルとして、式(1)に示すシグモイド関数を用いた。

$$f(u_i) = \frac{1}{1 + \exp(-u_i/T)} \dots\dots\dots (1)$$

ただし、 $u_i = \sum W_i \cdot X_i - \theta$

ここに、

- $f(u_i)$: 出力される刺激の強さ
- X_i : 入力される刺激の値
- W_i : 重み付け係数
- θ : しきい値
- T : 温度

ここで、式(1)と同じ形式で、 T の部分を温度とする式が熱力学でよく使われるため、便宜上温度と呼んでいる。 T が大きくなるほどS字型のカーブは滑らかになり、小さくなるほどカーブは急勾配となる。問題によっても異なるが、一般に T を小さくすればニューラルネットワークの学習時間は短くなる反面、未学習パターンに対する認識精度が低下する傾向がある。適正な温度を探ることは今後の課題ではあるが、これまでの経験から本研究では $T = 1.0$ の一定値とした。

(2) 地熱資源評価システム

一般に概査から精査へ移行する段階での地熱資源評価においては、概査において行われる地表地質調査、地化学調査、物理探査などの地表調査や坑井（ボーリング）調査の結果から、地下の高温域や高透水性ゾーンの評価が行われる。今回作成したシステムは、このうち高温域を評価することを目的としたものである。

システムの学習および検証に用いたデータは、新エネルギー・産業技術総合開発機構が地熱開発促進調査を実施している地域の内、既にデータが公開され、かつ、共通の調査項目が揃っている表-1に示す24地域、149坑井のデータとした。地熱開発促進調査においては、地表調査とともに坑井調査のデータが得られており、地下の温度が判明している。なお、地表調査箇所と坑井調査箇所とは必ずしも一致しないため、地表調査の調査結果は坑井調査箇所の調査結果となるよう補正した。また、表中の学習区分は、後述するシステム作成時に使用した学習データの区分を表しており、aは全システムで学習データとした地域、bはシステム1～3で学習データとした地域、cはシステム4で学習データとした地域である。

入力項目は、地表調査により得られる調査結果の中から地下の地熱系に関連すると考えられるものとして表-2に示す25項目を選定した。この内、番号に網掛けをした9項目は非数値データ、残りの16項目は数値データである。また、出力項目は坑井調査により得られる調査結果の中から地下の高温域に関連する最高温度および林ダイアグラムを選定し、そのセル数は表-3に示すようにそれぞれ6個および4個とした。なお、林ダイアグラムは深度と温度の関係から求め、A Aに近いほど地熱資源の有望度は高い。

表-1 システム作成に使用した地熱開発促進調査地域

地 域 名	坑井数	学習区分	地 域 名	坑井数	学習区分	地 域 名	坑井数	学習区分
栗野・手洗	7	c	池田湖周辺	6	a	八 雲	7	a
胆 振	6	c	豊 羽	7	a	猪 苗 代	6	a
沖 浦	5	a	南 茅 部	7	c	皆 瀬	7	b
弟子屈西部	6	c	湯 田	6	a	最上赤倉	4	b
湯沢・雄勝	7	a	雲仙西部	7	a	菱 刈	7	a
奥 会 津	7	a	上 川	7	a	阿 寒	7	a
下 北	6	a	久 住	7	a	大分川上流	3	a
吾妻北部	5	a	王 滝	4	b	田沢湖東部	8	b
							坑井数合計	149

表-2 入力項目とした調査項目

1 地質	10 土壤ガス中のH ₂ g濃度	19 温泉水のpHインデックス
2 岩相	11 土壤ガス中のCO ₂ 濃度	20 浅部比抵抗
3 断層からの距離	12 1m深地温	21 中部比抵抗
4 火山からの距離	13 近隣温泉からの距離	22 深部比抵抗
5 火山の年代	14 温泉水の温度	23 比抵抗不連続線からの距離
6 変質帯からの距離	15 温泉水のpH	24 重力異常
7 変質帯規模	16 温泉水の泉質	25 重力傾度
8 変質分帯	17 温泉水のCl濃度	
9 変質の強度	18 温泉水による地化学温度	

表-3 出力項目および出力層のセル区分

出力項目	出力層のセル					
最高温度	300℃以上	250～300℃	200～250℃	150～200℃	100～150℃	100℃未満
林ダイアグラム	A A、A		B	C、D		E、F

3. システムの作成

(1) システムの種類および学習状況

表-2で網掛けをした16個の数値データの処理方法、出力項目および学習データを変更することにより、4種類のシステムを作成した。各システムとも学習は、教師信号とシステムの出力信号との絶対誤差が0.1以下（認識率90%以上）になるよう行った。ただし、学習回数は3万回を上限とした。各システムの概要および学習状況を表-4に示す。表中の学習データのa、b、cは表-1に示した学習区分を表している。また、中間層の層数およびセル数は、事前検討での試算の結果から、いずれのシステムも2層×25個とした。

誤答率は表-4に示すように、システム4、2、1、3の順で高かった。システム3が最も低かったのは、出力層のセル数が他のシステムよりも少ないためと考えられる。システム2がシステム1よりも高かったのは、一部の生データの値が0～数千の幅に及ぶことなどが考えられる。システム4が最も高かったのは、学習データcに、入力データはaと類似しているのに出力が異なっているものがあったことなどが考えられる。

表-4 システムの概要および学習結果

システム	数値データの処理方法	概 要		学習データ	坑井数	学 習 状 況	
		出力項目 (出力層のセル数)				誤学習数 (坑井)	誤答率 (%)
1	ランク値	最高温度(6)		a+b	126	1	0.8
2	生データ	最高温度(6)		a+b	126	4	3.2
3	生データ	林ダイアグラム(4)		a+b	126	0	0.0
4	生データ	最高温度(6)		a+c	123	16	13.0

表-5 システムの検証結果(1)

番号	正 解 最高 ¹⁾ 温度	システム1		システム2		正 解 林 ²⁾ ダイア ³⁾ グラム	システム3	
		出力 ¹⁾	正誤 ²⁾	出力 ¹⁾	正誤 ²⁾		出力 ³⁾	正誤
1	II	V	×	V	×	I	III	×
2	II	IV	×	VI	×	I	III	×
3	II	V	×	VI	×	I	I	○
4	III	IV	×	V	×	II	I	×
5	IV	IV	○	II	×	III	I	×
6	IV	IV	○	IV	○	III	III	○
7	IV	IV	○	IV	○	III	III	○
8	V	IV	×	VI	△	III	III	○
9	V	IV	×	VI	△	III	III	○
10	V	IV	×	IV	×	III	IV	×
11	V	IV	×	VI	△	III	III	○
12	VI	VI	○	VI	○	III	IV	×
13	VI	VI	○	VI	○	III	III	○
14	VI	IV	×	VI	○	IV	IV	○
15	VI	III	×	III	×	IV	III	×
16	VI	VI	○	VI	○	IV	IV	○
17	VI	VI	○	VI	○	IV	IV	○
18	VI	V	△	VI	○	IV	IV	○
19	VI	V	△	VI	○	IV	III	×
20	VI	V	△	VI	○	IV	III	×
21	VI	IV	×	VI	○	IV	III	×
22	VI	V	△	VI	○	IV	III	×
23	VI	V	△	VI	○	IV	IV	○
正解率 (%)	○のみ正解	30.4	—	56.5	—	—	—	52.2
	△も正解	52.2	—	69.6	—	—	—	—

- 1) I:300℃以上, II:250～300℃, III:200～250℃,
IV:150～200℃, V:100～150℃, VI:100℃未満
2) ○:6段階でも正解, △:3段階のみ正解, ×:いずれも不正解
3) I:AA、A, II:B, III:C、D, IV:E、F

表-6 システムの検証結果(2)

番号	正 解 最高 ¹⁾ 温度	システム4	
		出力 ¹⁾	正誤 ²⁾
1	II	IV	×
2	II	III	△
3	III	IV	×
4	IV	II	×
5	IV	IV	○
6	IV	V	×
7	IV	V	×
8	IV	V	×
9	IV	V	×
10	V	V	○
11	V	V	○
12	V	V	○
13	V	V	○
14	V	VI	△
15	V	IV	×
16	V	VI	△
17	V	V	○
18	V	V	○
19	V	V	○
20	VI	III	×
21	VI	VI	○
22	VI	VI	○
23	VI	VI	○
24	VI	V	△
25	VI	VI	○
26	VI	VI	○
正解率 (%)	○のみ正解	50.0	
	△も正解	65.4	

(2) システムの検証結果

学習データ以外のデータにより学習を終了したシステムを検証した結果を表-5および表-6に示す。出力項目を最高温度としたシステム1、2、4は、出力層を6段階とした検証の外、200℃以上、150～200℃、150℃未満の3段階とした検証も行った。いずれの段階の検証においても、正解率はシステム2、4、1の順で高かった。これは、入力データを生データとすることにより、学習状況は多少悪くなるものの、微妙なパターンの違いを見分けることが可能になるためと考えられる。また、出力項目を林ダイアグラムとしたシステム3の正解率はシステム1、2、4のほぼ中間的な値であった。

地熱資源の有望度別に正解率を比較すると、いずれのシステムも本来的中してほしいはずの地熱資源の有望度が高い坑井における正解率は低い。これは、学習データの中に地熱資源の有望度が高い坑井が少ないため、この領域に関する学習が十分出来ていないためと考えられる。

4. 感度解析

ニューラルネットワークの入力項目 X_i の値が変動した場合の出力 Y_k の変化を表わす感度特性を求めるため、 Y_k を X_i で微分する。図-2における B_j, Y_k はそれぞれ式(1)から、次式のように表わせる。

$$Y_k = f \left(\sum_j V_{jk} \cdot B_j - \theta_k \right) \dots\dots\dots (2)$$

$$B_j = f \left(\sum_i W_{ij} \cdot X_i - \theta_j \right) \dots\dots\dots (3)$$

このとき、入力項目 X_i 以外の入力値を一定値とすると、式(2)、式(3)から式(4)が得られる。

$$\frac{\partial Y_k}{\partial X_i} = \sum_j \frac{\partial Y_k}{\partial B_j} \frac{\partial B_j}{\partial X_i} = \frac{1}{T^2} Y_k (1 - Y_k) \sum_j V_{jk} B_j (1 - B_j) W_{ij} \dots\dots\dots (4)$$

感度解析は、検証データの正解率が69.6%と最も高かったシステム2の出力層を3段階としたものを対象として行った。また、感度解析の対象とする入力項目(X_i)以外の入力データは最高温度が200℃以上の全データの平均値とした。解析結果の一部を図-3、図-4に示す。

図-3は変質帯規模が最高温度に及ぼす影響を示したものである。変質帯規模が小さい内は最高温度150℃未満が、大きくなると最高温度150～250℃が卓越している。これは既往の知見と一致している。

また、図-4は温泉水のアニオンインデックスが最高温度に及ぼす影響を示したものである。アニオンインデックスが小さい内は最高温度150～250℃が、大きくなると最高温度150℃未満が卓越している。これは既往の知見とは逆の現象である。

25項目の入力項目に対する感度解析の結果、温泉水のアニオンインデックスの外にも既往の知見と逆の相関と考えられる調査項目が10項目程度現れた。

5. あとがき

ニューラルネットワークの地熱資源評価への適用性を確認するため、地熱開発促進調査のデータを用いての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作成を行った。その結果、以下のような知見を得ることが出来た。

- ①入力データに生データを用いた場合、学習状況は多少悪くなったが、学習を終了したシステムを検証した結果、正解率は入力データにランク値を用いた場合よりも高くなった。
- ②出力項目を林ダイアグラムとした場合、学習状況は良くなったが、学習を終了したシステムを検証した結果、正解率は出力を最高温度とした場合の中間的な値であった。
- ③本研究で用いたデータには地熱資源の有望な坑井のデータが不足していたため、本来の地熱資源評価に

においてターゲットとする地熱資源の有望な坑井における正解率が低かった。

④感度解析により得られた地表調査項目と坑井の最高温度の相関関係は、一部の地表調査項目において従来の経験則と逆の相関関係となった。

以上の結果から、入力データの処理方法、出力項目、学習データを適切に定めることにより、ニューラルネットワークは地熱資源評価に十分適用出来ると考えられる。ただし、感度解析の結果と従来の経験則とは必ずしも一致しないことから、地表調査と地熱資源との関係については経験則も含め再評価する必要がある。

今後は、図-1に示す地熱開発フローに従った地熱資源評価システムを作成することにより、更に実用的なシステムとする。また、本システムを用いた感度解析を行い、この結果と各地表調査のもつ地質の意味合いとを踏まえて、従来の経験則を再評価し、地熱資源評価に有効な調査方法を確立していきたい。

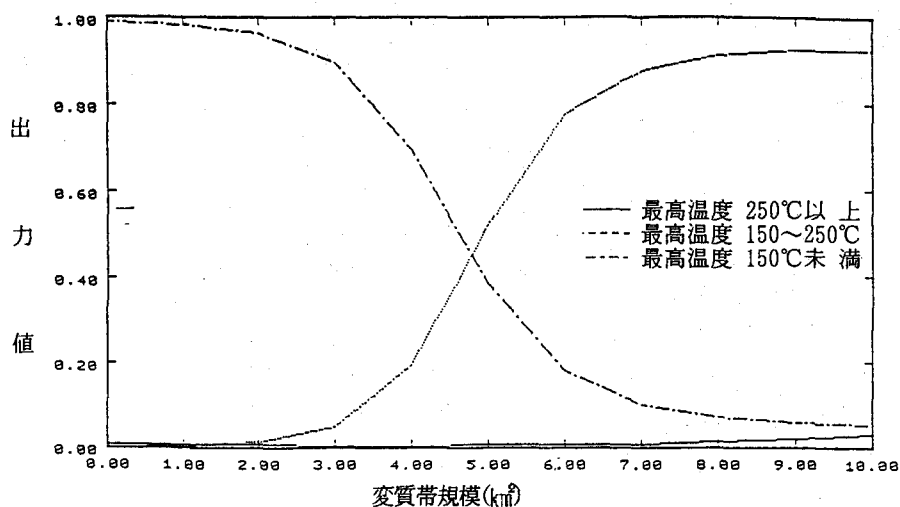


図-3 変質帯規模が最高温度に及ぼす影響

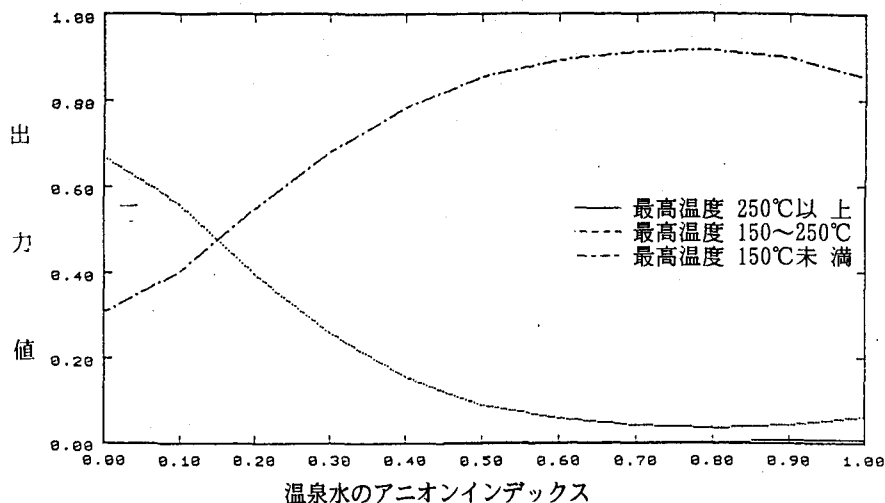


図-4 温泉水のアニオンインデックスが最高温度に及ぼす影響