

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

AN ASSESSMENT SYSTEM FOR GEOTHERMAL RESOURCES USING GROUPING TECHNIQUE OF NEURAL NETWORKS

白木渡* 安田登** 篠原俊彦*** 伊藤則夫****

Wataru SHIRAKI Noboru YASUDA Toshihiko SHINOHARA and Norio ITOH

*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㈱主管研究員 電力技術研究所構造研究室 (〒230横浜市鶴見区江ヶ崎町4番1号)

***東京電力㈱主任研究員 電力技術研究所構造研究室 (〒230横浜市鶴見区江ヶ崎町4番1号)

****(有)シー・エー・イー 代表取締役 (〒680鳥取市岩美郡国府町分上2-210)

In this paper, an assessment system of geothermal resources is developed using a grouping technique of neural network. The grouping technique is one of data processing techniques, and is proposed by the authors using capabilities of the neural network such as pattern recognition and classification.

In development of system, the Hayashi Diagram's ranks are used as output data, and the results of ground surface survey obtained by the New Energy and Industrial technology Development Organization (NEDO) are used as input data. The efficiency of this system is demonstrated by checking the correct answer rate by different systems which are developed by changing the learned data.

Key Word : geothermal resources, neural network, grouping technique

1. まえがき

環太平洋造山帯に位置するわが国は世界有数の火山国でありその包蔵する地熱エネルギーは莫大である。わが国では、古くからこの豊かな地熱資源を主として冷暖房、道路融雪、養魚・養殖といった農業、水産業、林業、畜産などの分野での多目的利用してきたが、工業的にはこれから発展していくものと思われる。中でも最大の利用目標は地熱発電であって、深部、深層、高温岩体まで含めると16億kWの発電が可能とされている¹⁾。地下の探査・ボーリング・気水分離・熱水の地下還元・バイナリーシステムの開発等、地熱に関する多くの研究が行われているが、対象としている地域の地下構造の違いや複雑さのために、それらの研究は統一性に欠けているように思われる。地熱資源評価に際しては、巨視的にみて対象地域の特性をつかむことが重要であり、現在までに集積されているデータを有効に生かした新しい評価システ

ムの構築が必要であると思われる。

このような観点から著者らは、あいまい性を含む多くのデータを効率的に処理し、その中から特定のパターンを読みとったり、入力と出力との間の因果関係が評価しにくい問題に対して、非常に有効とされるニューラルネットワーク手法を地熱資源評価の問題に適用してきた。そして、その成果の一部を既に発表している²⁾。本研究では、温度と深度を含んだ情報量である林ダイヤグラムに注目し、対象地域の地表データからその有望度ランクを推定するシステムを構築する。システムの構築に際しては、ニューラルネットワークのパターン認識能力を利用して、データ群のグルーピングを行い、各グループに対して評価システムの構築を行う。また、構築したシステムを用いていくつの地域の調査データを評価させて、その有効性を検証する。



図-1 地熱開発促進調査位置図

2. 学習データの作成

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）が地熱開発促進調査を実施している全国25地域に東京電力（株）によって調査された八丈島を加えた26地域（図-1参照）の地表調査ならびに坑井調査データを用いることとした³⁾。システム構築の際には、任意の地域を検証用データとし、残りの地域を学習データとして用いる。本研究では、入力項目として地表調査結果により得られる項目の中から地下の地熱系に関連すると考えられる以下の25項目を用いる。

- (1) 地質, (2) 岩相, (3) 断層からの距離, (4) 火山からの距離
- (5) 火山の年代, (6) 変質帯からの距離, (7) 変質帯規模
- (8) 変質分帶, (9) 変質強度, (10) 土壌ガス中Hg濃度
- (11) 土壌ガス中CO₂濃度, (12) 1m深地温, (13) 近隣温泉からの距離, (14) 泉温, (15) 温泉水のpH, (16) 温泉水の泉質, (17) 温泉水のCl濃度, (18) 温泉水による地化学温度
- (19) 温泉水のアニオンインデックス, (20) 浅部比抵抗分布, (21) 中部比抵抗分布, (22) 深部比抵抗分布, (23) 比抵抗不連続線からの距離, (24) 重力異常, (25) 重力傾度

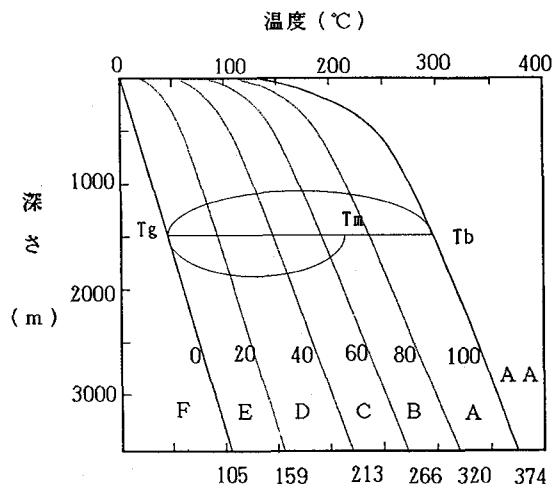


図-2 活動度指数⁴⁾

この内(3)～(7)、(13)～(15)、(17)～(23)、(25)については生データを生かすため、ランク分けせずにそのままの数値を入力することにする。

出力項目には温度と深度の情報を含んだ林ダイアグラム⁴⁾を用いた。林ダイヤグラムについて以下に簡単に説明する。一般に、火山ガスを含む高温乾燥岩体系や地熱流体が非常に高塩濃度である場合を除いて、ある深度の温度が水の沸騰曲線を超えることはなく、水の沸騰曲線上に対応する温度は、通常の地熱系における各深度での最高温度を示すものと考えられる。また、平均的な地表下温度は、深度100m毎に3°C上昇するので、この地温勾配に沿う温度は地熱系で最低値を示すものと考えることができる。図-2において一番左側の曲線は地表を0°Cとした時の世界の平均的な地温勾配を示しており、一番右の曲線は地下水水面を地表に設定した時の水の沸騰曲線である。活動度指数AIは、地表を含めてある深度において測定された温度T_mと、その深度において水の沸騰曲線が示す温度T_b、および平均的な地温勾配が示す温度T_gによって次式で与えられる⁴⁾。

$$AI = \left(1 - \frac{T_b - T_m}{T_b - T_g}\right) \times 100 \quad (1)$$

活動度指数AIの定義から地表に沸騰泉があれば AI=100であり、x°Cの温泉が湧出しておれば AI=xである。このように活動度指数を用いることにより、地熱帶間の温度ポテンシャルを数量的に評価することができる。これを用いて、図-2において地熱帶の熱的分類を行った

ものが林ダイヤグラムである。いま活動度指数が100を超えるものをAAタイプ、100~80をAタイプ、80~60をBタイプ、60~40をCタイプ、40~20をDタイプ、20~0をEタイプ、0以下をFタイプとして、地熱帯の温度条件が簡単に表現でき、地熱資源の評価が的確に行える。

本研究では各タイプの違いを明確にし、地熱資源有望度判定を行い易くするために、林ダイヤグラムを次のように4つのランクに分けて判定する。

- ・ AAまたはA (ランク A)
- ・ B (ランク B)
- ・ CまたはD (ランク C)
- ・ EまたはF (ランク D)

得られた学習データの中からいくつかを選びシステムの学習データとして用い学習誤差が十分小さくなるまで学習を行う。

3. システムの構築

3. 1 全データを用いたシステムの構築

ここでは、林ダイヤグラムのランクA、Bに属する坑井調査結果が比較的多く含まれている八丈島の調査結果と、林ダイヤグラムのランクC、Dに属する坑井調査結果が多く含まれている田沢湖東部の調査結果を検証データとし、これらを除くすべて(24地域135件)を学習データとして用いる。これらの学習データを用いて構築したシステムをシステム1とする。システムの構築に際しては、バックプロパゲーション学習法による階層型ニューラルネットワークを用いた⁵⁾。入力層は25、出力層は4の細胞数、中間層は2層で各層の細胞数は入力層と同じ25とした。また、学習回数は36600回、学習認識状況は135件中135件正解で、全てのデータが正しく学習できており、このシステムの学習状況は良好であることを確認している。

システムの有効性を検討するために、八丈島と田沢湖東部の調査結果データを用いてシステムの検証を行った。その検証結果を表-1に示す。表-1に示されるように、

表-1 システム1による検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解数(%)
八丈島	データ数	3	0	2	2	7
	ホリケンの評価	4	1	1	1	7
	正解数	3	0	0	0	3
田沢湖東部	データ数	1	0	6	1	8
	ホリケンの評価	0	0	4	4	8
	正解数	0	0	3	1	4

八丈島、田沢湖東部とともに検証の結果、その正解率は50%以下と低い。ここでは、紙面の都合上示していないが、学習地域と検証地域を変更して何ケースか解析を行ったが、結果は50%前後で良い評価システムが構築されたとはいひ難い。この原因として、1つにはデータには対象地域の地下構造の違いや複雑さ、すなわち地域特性があり、これらを無視して全データを用いたシステムの構築を行ったことが考えられる。従って、この地域特性を考慮したシステムを構築するためには地域の地質特性、熱的特性、構造的特性等で分類して、各グループごとのシステムを構築することが必要であると思われる。

3. 2 地域特性を考慮したシステムの構築

地域の地質特性、熱的特性、構造的特性を考慮するために学習データを地熱学的によく用いられる第4紀火山、地質構造、カルデラ構造、キューリ点深度、地殻熱流量に関して分類を行い、システムを構築した。各々のシステムに該当する地域を表-2から表-6に示す。ここで、キューリ点深度、地殻熱流量に関してはあまり細かく分類を行うと学習データが少なくなることと、システムの特徴が明確に表れないと考え、キューリ点深度に関しては8km未満、8~10km、10km以上の3つの分類とし、地殻熱流量は1.5HFU未満、1.5~2.0HFU、2.0HFU以上の3つの分類とした⁶⁾。

検証地域は各地域分類のいずれかのシステムに属するよう八丈島、栗野・手洗、久住、豊羽の4地域を検証地域とし、得られたデータからこれら4地域を除く残りのデータに対して地域分類を行い、システムを構築した。各システムの学習認識状況は100%で、十分学習が行われた。

検証地域である八丈島、豊羽、栗野・手洗、久住の順に、各システムによる検証結果を表-7から表-10に示す。

まず、表-7から表-10の地質構造による地域分類の各システムをみると、東北日本に属する豊羽(表-8)と、西南日本内帶に属する久住(表-10)では検証の結果の正解率が比較的高いものの、西南日本外帶に属する栗野・手洗(表-9)は検証の結果正解率が14.29%とかなり低い。これは西南日本外帶システムの学習データ数が他のシステムと比較してかなり少ないことが影響しているものと考えられる。また、八丈島(表-7)においては、西南日本内帶と東北日本のシステムによる検証結果は57.14%で同じであるが、西南日本外帶については28.57%と低い。八丈島の地質構造は、伊豆・小笠原に分類されるが、これらの地域についての学習データが無いので地域分類による検証は行わなかった。以上の結果から、地質構造による地域分類によって地域ごとに特色のあるシステムが構築できたとは言い難い。

次に、表-7から表-10のキューリ点深度による地域分類の各システムをみると、キューリ点深度8km未満のシステムに属する久住地域（表-10）では71.43%と検証結果の正解率は高いが、キューリ点深度8~10kmのシステムに属する地域の栗野・手洗（表-9）、キューリ点深度10km以上のシステムに属する豊羽地域（表-8）の正解率はいずれも14.29%となり低い。また八丈島に関してはキューリ点深度が不明であるので、キューリ点深度の3つの分類のどれに属するのか分からないので、検証結果について考察を行っていない。これらの結果からはキューリ点深度による地域分類によって地域ごとに特色のあるシステムが構築できたとは言い難い。

また、表-7から表-10の第4紀火山による地域分類のシステムをみると第4紀火山に関係するシステムに属する久住地域（表-10）の検証結果の正解率が71.43%と高いものの同じシステムに属する八丈島（表-7）、栗野・手洗（表-9）に関しては、正解率が50.0%以下と低く、第4紀火山に関係しないシステムに属する豊羽地域（表-8）の正解率も28.57%と低いことから第4紀火山による地域分類によって地域ごとに特色のあるシステムができたとは言い難い。

また、表-7から表-10のカルデラ構造による地域分類のシステムをみると、学習データ数の多いカルデラ構造なしのシステムに属する久住（表-10）の検証正解率が57.14%であるが、同じシステムに属する八丈島（表-7）、豊羽（表-8）、栗野・手洗（表-9）の検証正解率は低く、いずれも50.0%以下である。これより、カルデラ構造による地域分類によって地域ごとに特

表-2 地質構造区による地域分類

	地域名	学習データ数
西南日本 内帯	雲仙西部 福江島西部 奥会津 王滝 大分川上流	25
西南日本 外帯	菱刈 池田湖周辺	13
東北日本	湯沢 雄勝 最上 赤倉 猪苗代 濑田 吾妻北部 尾花沢東部 弟子屈西部 皆瀬 八雲 胆振 南茅部 阿寒 上川 下北 沖浦 田沢湖東部	97

表-3 第4紀火山による地域分類

	地域名	学習データ数
関係する	雲仙西部 王滝 大分川上流 奥会津 菱刈 猪苗代 上川 皆瀬 吾妻北部 弟子屈西部 胆振 下北 沖浦 池田湖周辺 田沢湖東部	111
関係しない	八雲 湯田 最上 赤倉 尾花沢東部 福江島西部	24

色のあるシステムが構築できたとは言い難い。

地殻熱流量による地域分類のシステムをみると、4地域のうち地殻熱流量1.5HFU未満に該当する検証地域はないので検証は行えなかったが、地殻熱流量1.5~2.0HFUのシステムに属する久住地域（表-10）の検証正解率は71.43%と高く、地殻熱流量2.0HFU以上のシステムに属する地域の栗野・手洗（表-9）の正解率も同様に71.43%と高いが、八丈島（表-7）、豊羽（表-8）の正解率はいずれも14.29%と低い。このことから地殻熱流量による地域分類によって地域ごとに特色のあるシステムが構築できたとは言い難い。

いま、表-7から表-10に関して検証地帯別にみると、地域分類に基づいて構築したどのシステムに対しても、久住地域の検証正解率が高いのが特徴的である。紙面の都合上示していないが、久住地域のデータには林ダイヤグラムのランクの低いデータが多く、表-7および表-8に示すように高いランクのデータ数が多い八丈島、豊羽地域は検証正解率が低いことを考えると、各システムが、林ダイヤグラムのランクの低いデータを多く持つ地域の評価に関しては有効であるということができる。この理由としては、学習したデータには林ダイヤグラムの低いデータが多いことが挙げられる。

表-4 キューリ点深度による地域分類

	地域名	学習データ数
8 km 未満	胆振 大分川上流 雲仙西部 菱刈 南茅部 弟子屈西部	36
8 km ~ 10 km	奥会津 猪苗代 阿寒 田沢湖東部 吾妻北部 湯沢 雄勝 上川 皆瀬 尾花沢東部 沖浦 福江島西部 八雲 湯田 池田湖周辺	85
10 km 以上	最上 赤倉 王滝 下北	14

表-5 地殻熱流量による地域分類

	地域名	学習データ数
1.5HFU 未満	弟子屈西部 阿寒 大分川上流	16
1.5 ~ 2.0HFU	上川 皆瀬 湯田 最上 赤倉 王滝 尾花沢東部 湯沢 雄勝 吾妻北部 猪苗代 奥会津 田沢湖東部	64
2.0HFU 以上	雲仙西部 菱刈 池田湖周辺 胆振 南茅部 下北 沖浦 八雲 福江島西部	55

表-6 カルデラ構造（直径10Km以上）

による分類

	地域名	学習データ数
構造あり	弟子屈西部 阿寒 菱刈 池田湖周辺	26
構造なし	雲仙西部 王滝 大分川上流 奥会津 猪苗代 下北 田沢湖東部 吾妻北部 胆振 南茅部 湯沢 雄勝 湯沢 沖浦 上川 皆瀬 畠羽 最上 赤倉 八雲 濑田 尾花沢東部 福江島西部	109

3.3 データのグルーピングによるシステムの構築

前節3.2で示したように、従来から地熱学の分野で行われている第4紀火山、地質構造、カルデラ構造、キューリ点深度、地盤熱流量による分類に従ってシステムを構築しても、良い評価が得られないことが明らかとなつた。そこで本節では従来の分類方法によらずニューラルネットワークのパターン分類の力を生かして、調査によって得られたデータを互いに特性の似通つたデータとそうでないものにグルーピングすることを考える。具体的には、学習データを以下のような手順に従つてグルーピングした。

学習データ(23地域142件)の中から任意の3地域を選び出しそれらを検証データとし、他の残るデータを学習データとしてシステムを構築する。構築されたシステムに対して検証用データを検証させ、システムによる結果と実際の坑井調査結果が一致すれば、システムに用いられている学習データと同類データであるとして学習データに取り入れる。一方、システムによる結果と実際の坑井調査結果が一致しない場合はシステムに用いられている学習データとは異質なデータであると判断して、学習データから取り除く。学習データから取り除かれたデータは再び検証データとして次のシステムによる判定に用いることとして、全ての学習データに対しこれを繰り返し行う。本研究では、このグルーピングによる学習データ

の分類作業を16ステップ実施した。その最終ステップ16の結果を表-11に示す。表-11に示されている記号は◎:該当する地域の全ての坑井を学習データとして用いる、○:該当する地域の未検証坑井を除く坑井を学習データとして用いることを意味している。また、検証結果の欄の一印は検証を行わない地域を表し、分数は検証結果の正解率を表している。ただし、データ検証の操作を9ステップ続けて行ってもなお正解が得られない場合は、その坑井データを明らかに異質データであるとみなして以後のグルーピングによる操作からは外している。表-11に示す未検証坑井NO.欄に記入してある○印をつけた数字は明らかに異質データであるとされる坑井No.を示している。

このような操作を行うことにより、最終的に全調査データはシステムにより認識できる坑井データとできない坑井データとの2つに分類できる。いまシステムにより認識できるデータ群を学習データとして用いたシステムをシステム2、認識できないデータ群を学習データとして用いたシステムをシステム3とする。システム2、システム3に分類される学習データの林ダイヤグラムのランクをそれぞれ表-12、表-13に示す。表-12よりシステム2はランクC・ランクDが94.1%を占めており、一方、表-13よりシステム3は各ランクとも20~30%とバランスのとれた割合になっていることがわかる。ただし、ここで注意しなくてはならないのは全体

表-7 八丈島データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解数	(%)
データ数	3	0	2	2	7	3	42.86
第4紀火山に 関係する わけの評価	3	2	1	0	7	3	42.86
正解数	3	0	0	0	3	3	100.00
第4紀火山に 関係しない わけの評価	0	1	2	4	7	2	28.57
正解数	0	0	1	1	2	1	50.00
地質構造 西南日本内帯	わけの評価	3	0	1	3	7	57.14
正解数	2	0	0	2	4	2	50.00
地質構造 西南日本外帯	わけの評価	0	0	0	7	7	28.57
正解数	0	0	0	2	2	0	0.00
地質構造 東北日本	わけの評価	2	2	1	2	7	57.14
正解数	2	0	1	1	4	2	50.00
地質構造 あり	わけの評価	4	0	0	3	7	57.14
正解数	3	0	0	1	4	3	75.00
地質構造 なし	わけの評価	2	1	2	2	7	42.86
正解数	2	0	0	1	3	2	66.67
±1点深度 8km未満	わけの評価	2	0	0	5	7	14.29
正解数	0	0	0	1	1	0	0.00
±1点深度 8~10km	わけの評価	3	1	2	1	7	57.14
正解数	3	0	1	0	4	3	75.00
±1点深度 10km以上	わけの評価	0	0	6	1	7	42.86
正解数	0	0	2	1	3	1	33.33
地盤熱流量 1.0~1.5 kJU	わけの評価	5	0	0	2	7	57.14
正解数	3	0	0	1	4	3	75.00
地盤熱流量 1.5~2.0 kJU	わけの評価	4	0	1	2	7	57.14
正解数	3	0	0	1	4	3	75.00
地盤熱流量 2.0 kJU以上	わけの評価	2	0	5	0	7	14.29
正解数	0	0	1	0	1	0	0.00

八丈島が属するシステム

表-8 豊羽データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解数	(%)
データ数	3	1	3	0	7	3	42.86
第4紀火山に 関係する わけの評価	2	0	5	0	7	1	14.29
正解数	0	0	1	0	1	0	0.00
第4紀火山に 関係しない わけの評価	0	1	5	1	7	2	28.57
正解数	0	0	2	0	2	0	0.00
地質構造 西南日本内帯	わけの評価	2	0	2	3	7	42.86
正解数	2	0	1	0	3	2	66.67
地質構造 西南日本外帯	わけの評価	0	0	1	6	7	14.29
正解数	0	0	1	0	1	0	0.00
地質構造 東北日本	わけの評価	3	0	4	0	7	85.71
正解数	3	0	3	0	6	6	100.00
地質構造 あり	わけの評価	0	0	7	0	7	42.86
正解数	0	0	3	0	3	3	100.00
地質構造 なし	わけの評価	6	0	0	2	7	42.86
正解数	3	0	0	0	3	3	100.00
±1点深度 8km未満	わけの評価	0	0	1	6	7	0.00
正解数	0	0	0	0	0	0	0.00
±1点深度 8~10km	わけの評価	2	0	5	0	7	71.43
正解数	2	0	3	0	5	5	100.00
±1点深度 10km以上	わけの評価	0	0	5	2	7	14.29
正解数	0	0	1	0	1	1	33.33
地盤熱流量 1.0~1.5 kJU	わけの評価	0	0	6	1	7	42.86
正解数	0	0	3	0	3	3	100.00
地盤熱流量 1.5~2.0 kJU	わけの評価	2	0	5	0	7	71.43
正解数	2	0	3	0	5	5	100.00
地盤熱流量 2.0 kJU以上	わけの評価	3	1	1	2	7	14.29
正解数	1	0	0	0	1	1	33.33

豊羽が属するシステム

表一 9 栗野・手洗データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解数 (%)	
データ数	2	0	3	2	7	28.57	
第4紀火山に 関係する カバーの評価	2	1	4	0	7	28.57	
正解数	0	0	2	0	2		
第4紀火山に 関係しない カバーの評価	0	0	6	1	7	28.57	
正解数	0	0	2	0	2		
地質構造 西南日本内陸	カバーの評価	6	0	0	1	7	42.86
正解数	2	0	0	1	3		
地質構造 西南日本外縁	カバーの評価	0	0	3	4	7	14.29
正解数	0	0	1	0	1		
地質構造 東北日本	カバーの評価	3	1	3	0	7	42.86
正解数	1	0	2	0	3		
地質構造 あり	カバーの評価	1	0	4	2	7	28.57
正解数	1	0	1	0	2		
地質構造 なし	カバーの評価	3	2	2	0	7	28.57
正解数	0	0	2	0	2		
4-5点深度 8km未満	カバーの評価	1	0	0	6	7	42.86
正解数	1	0	0	2	3		
4-5点深度 8~10km	カバーの評価	4	3	0	0	7	14.29
正解数	1	0	0	0	1		
4-5点深度 10km以上	カバーの評価	0	0	4	3	7	57.14
正解数	0	0	2	2	4		
地盤熱流量 1.0~1.5 HFU	カバーの評価	1	0	5	1	7	42.86
正解数	1	0	2	0	3		
地盤熱流量 1.5~2.0 HFU	カバーの評価	4	3	0	0	7	14.29
正解数	1	0	0	0	1		
地盤熱流量 2.0 HFU 以上	カバーの評価	2	0	4	1	7	71.43
正解数	1	0	3	1	5		

栗野・手洗が属するシステム

的な数の上ではランクA・ランクBのデータ数は少なく、それらのほとんどがシステム3に含まれていることを考えると、システムにより認識できるデータ群には、主に林ダイヤグラムのランクC、ランクDのデータが、一方、認識できないデータ群には、主に林ダイヤグラムのランクA、ランクBのデータがあるという事実である。従つて、ここで実施したニューラルネットワークによるグループング手法による分類操作を行うことにより林ダイヤグラムの高いランクを評価するシステム（システム3）と、低いランクを評価するシステム（システム2）との2つのシステムを構築することができたことになる。

システム2については、学習データが23地域102件で、学習回数は8900回で、学習認識状況は102件中102件正解であり、このシステムの学習状況は良好であることが確認できている。また、学習データのグループングにより認識できないデータ（16地域10件）を学習データとして構築したシステム3については、学習回数は10500回で、学習認識状況は40件中40件正解で、全てのデータが正しく学習できているので、このシステムの学習状況も良好であるといえる。

また、システム2との比較のためにシステム1の学習データの中から林ダイヤグラムのランクA、Bに属するデータのみ（13地域26件）を学習データに用いて構築したシステムを高ランク評価システムとする。学習回数は

表一 10 久住データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解数	
データ数	0	0	2	5	7	71.43	
第4紀火山に 関係する カバーの評価	2	0	0	5	7	71.43	
正解数	0	0	0	5	5		
第4紀火山に 関係しない カバーの評価	0	1	3	3	7	42.86	
正解数	0	0	1	2	3		
地質構造 西南日本外縁	カバーの評価	2	0	0	5	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
地質構造 西南日本外縁	カバーの評価	0	0	0	7	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
地質構造 東北日本	カバーの評価	0	0	1	6	7	85.71
正解数	0	0	1	5	6		
地質構造 あり	カバーの評価	1	0	0	6	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
地質構造 なし	カバーの評価	1	0	3	3	7	57.14
正解数	0	0	1	3	4		
4-5点深度 8km未満	カバーの評価	2	0	0	5	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
4-5点深度 8~10km	カバーの評価	0	0	2	5	7	100.00
正解数	0	0	2	5	7		
4-5点深度 10km以上	カバーの評価	0	0	0	7	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
地盤熱流量 1.0HFU	カバーの評価	1	1	5	0	7	0.00
正解数	0	0	0	0	0		
地盤熱流量 1.5~2.0 HFU	カバーの評価	0	0	0	7	7	71.43
正解数	0	0	0	5	5		
地盤熱流量 2.0 HFU 以上	カバーの評価	3	0	0	4	7	57.14
正解数	0	0	0	4	4		

久住が属するシステム

3780回、学習認識状況は26件中26件正解で、このシステムの学習状況も良好である。また、システム3との比較のためにシステム1の学習データの中から林ダイヤグラムのランクC、Dに属するデータのみ（24地域116件）を学習データに用いて構築したシステムを低ランク評価システムとする。学習回数は23000回、学習認識状況は116件中116件正解で、このシステムの学習状況も良好である。以下において、林ダイヤグラムのランクA、Bに属する坑井調査結果が比較的多く含まれている八丈島の調査結果（表一 14 参照）と、林ダイヤグラムのランクC、Dに属する坑井調査結果（表一 15 参照）が多く含まれている田沢湖東部の調査結果を用いてシステムの有効性を検討する。

まず八丈島の調査結果を用いたシステムの検証を行う。表一 14において、システム1とシステム2を比較すると、システム2は正解率は28.57%と低下し、ネットワークによる評価はランクC、Dの評価を行っている。一方、システム1とシステム3を比較するとシステム3では正解率が57.14%と上昇しており、特に、ランクAに関しては検証データとネットワークの評価が一致しており、3/3で全て正解である。これによりグループングによって学習データを2つに分けたことにより林ダイヤグラムの高いランクの評価の正解率が向上したといえる。また、高ランクシステムの正解率は42.86%とシステム1

表-11 ク'ルーピ'ングによる
学習データ分類結果（第16ステップ）

分類	第16ステップ		
	データ	検証結果	未検証抗井井戸
栗野・手洗	○	-	⑤
胆振	○	-	
沖浦	○	-	
弟子屈西部	○	-	①③⑥⑦
湯沢雄勝	○	-	②④
奥会津	○	-	④⑥⑦
下北	○	-	
吾妻北部	○	-	⑦
量羽	○	-	②③④⑤⑥⑦
南茅部	○	-	⑤
湯田	○	-	
霧仙西部	○	-	①②③⑦
上川	○	-	①⑥
久住	○	-	⑤⑦
八雲	○	-	⑥
猪苗代	○	-	⑤
福島島西部	○	-	
菱刈	○	-	③④
阿寒	○	-	②④⑥⑦
尾花沢東部	○	-	
大分川上流	○	-	②
王滝			
皆瀬	0/5	②③④⑥⑦	
最上赤倉	97/100		
学習回数	92/92		

と変化はないものの、Aランクに関しては実際には3つしかないデータを5つと評価している点で、単純に高いランクの評価のデータのみを用いたネットワークを構築しただけでは高いランクの評価を正確に行うシステムは得られないことが分かる。

次に、田沢湖東部の調査結果を用いたシステムの検証を行う。表-15において、システム1とシステム2を比較すると、システム2は正解率が75.00%と上昇し、ネットワークによる評価はランクCについては、5/5で全て正解である。一方、システム1とシステム3を比較すると、システム3では正解率が50.00%と変化は見られないものの、ネットワークの評価が高いランクを評価していることが特徴である。これによりグルーピングによって構築したシステム2を用いることで、林ダイヤグラムの低いランクの評価の正解率が向上したといえる。また、低ランクシステムの正解率は62.50%とシステム1より上昇しているものの、システム2には及ばない。こういった点で、単純に低いランクの評価のデータのみを用いたネットワークを構築しただけでは低いランクの評価を正確に行うシステムは得られないことが分かる。

以上示した結果より、グルーピングにより分類した学習データを用いて構築したシステム2、システム3を用いればよりよい評価が可能になることが分かる。しかし今ここで問題となるのは、地表調査結果、坑井調査結果のデータが得られたある地域が、システム2、システム3のいずれに属するか判定できないということである。

表-12 システム2の
ランク別学習データ内訳

地域名	林ダイヤグラムのランク			
	A	B	C	D
栗野・手洗	1		3	2
胆振			6	
沖浦			5	
弟子屈西部			1	1
湯沢雄勝	2	1	2	
奥会津			4	
下北			6	
吾妻北部			3	1
量羽			1	
南茅部			6	
湯田			5	1
霧仙西部			1	2
上川	1	1	3	
久住			5	
八雲			6	
猪苗代	1	4		
福島島西部			4	
菱刈			4	1
阿寒			3	
尾花沢東部			2	1
大分川上流			1	1
王滝			4	
皆瀬			1	1
最上赤倉				4
合計	3	3	65	31
割合 (%)	2.9	2.9	63.7	30.4

表-13 システム3の
ランク別学習データ内訳

地域名	林ダイヤグラムのランク			
	A	B	C	D
栗野・手洗	1			
胆振				
沖浦				
弟子屈西部			1	3
湯沢雄勝			2	1
奥会津	2	1		
下北				
吾妻北部	1			
量羽	3	1	1	1
南茅部			1	
湯田				
霧仙西部	2	1		1
上川			1	1
久住				2
八雲			1	
猪苗代				1
福島島西部				
菱刈				1
阿寒	1	1	2	
尾花沢東部				
大分川上流				1
王滝				
皆瀬	2	1	2	
最上赤倉				
合計	12	8	12	8
割合 (%)	30.0	20.0	30.0	20.0

これに関しては、表-14と表-15に示すシステム1のネットワークの評価に着目すれば良い。例えば、八丈島の調査結果に関してはシステム1のネットワークの評価は7つの抗井調査のデータの内、4つをAランクと評価しており、残りは各ランクに1つずつ評価を行っていることから、八丈島地域は林ダイヤグラムの高いランクに該当する地域だと判定できる。一方、田沢湖東部の調査結果に関しては、8つの抗井調査のデータの内、4つをCランク、残りの4つをDランクとネットワークの評価が行われており、A・Bランクの評価が1つも行われていない状態から、田沢湖東部の地域は林ダイヤグラムの低いランクに該当する地域だと判定できる。

以上のことから、地熱資源の評価にグルーピングに基づくシステムを用いる際には、まず初めに全データを用いたシステム1で対象とする地域が林ダイヤグラムのA・B、C・Dのいずれに属するのかを判定したうえで、この地域が、システム2、システム3のいずれに該当するかを判断して、ネットワークによる評価を行えば、かなり高い正解率で対象地域の林ダイヤグラムの評価が行える。

4. あとがき

本研究では、地熱資源評価システムを、ニューラルネットワークを用いて開発することを試みた。

学習データとしては、東京電力(株)がNEDOによる地熱開発促進調査結果を整理した地表調査結果(25

表一 14 八丈島データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解率(%)
データ数	3	0	2	2	7	
システム1 正解数	4	1	1	1	7	42.86
	3	0	0	0	3	
システム2 正解数	0	0	5	2	7	28.57
	0	0	1	1	2	
システム3 正解数	3	1	3	0	7	57.14
	3	0	1	0	4	
高ランク システム 正解数	5	2	0	0	7	42.86
	3	0	0	0	3	
低ランク システム 正解数	0	0	5	2	7	28.57
	0	0	1	1	2	

項目)を入力データに、抗井調査結果のうち林ダイヤグラムを出力としたデータを用いた。また、システム構築に際しては検証データを除いた全てのデータを学習データとして用いたシステム、地域分類を行ったシステム、ニューラルネットワークを用いてグルーピングを行ったシステムを構築し、それぞれのシステムに関して検証用のデータを認識させることによってシステムの有効性をチェックした。

本研究で得られた結果のうち主なものをまとめて以下に示す。

- (1) 構築したシステムは、いずれも十分学習が行われておらず、与えられた学習データの範囲では良好なシステムであることが確認された。
- (2) 従来行われてきた地熱学的な考え方に基づいて地域分類を行ったシステムでは各システムの特徴が明確に表れず、検証用のデータを認識させることによるシステムの有効性は見られなかった。
- (3) ニューラルネットワークを用いてグルーピングを行ったシステムでは、林ダイヤグラムの高いランクを評価するシステムと低いランクを評価するシステムとに大別でき、各システムに関して検証用のデータを認識させることによるシステムの有効性は見られ、地熱資源の評価がかなり高い正解率で行えるようになった。

本研究の結果から地熱資源評価システムの開発へのニューラルネットワークの有効性が明らかとなった。特に本論文で提案したグルーピング手法によるシステム構築は非常に有効な手段であることが確認できた。

表一 15 田沢湖東部データによる検証結果

林ダイヤグラムのランク	A	B	C	D	合計	正解率(%)
データ数	1	0	6	1	8	
システム1 正解数	0	0	4	4	8	50.0
	0	0	3	1	4	
システム2 正解数	0	0	5	3	8	75.0
	0	0	5	1	6	
システム3 正解数	3	1	4	0	8	50.0
	1	0	3	0	4	
高ランク システム 正解数	6	2	0	0	8	12.5
	1	0	0	0	1	
低ランク システム 正解数	0	0	5	3	8	62.5
	0	0	4	1	5	

エネルギー資源の枯渇が大きな問題となってきた。今日、質・量とも豊富でクリーンな自然エネルギーである地熱資源は今後益々研究・開発が行われていくであろう。本研究で得られた成果を踏まえて、現在得られているデータをもとに、さらに学習データの整備・検討を行っていくことにより、有効で実用的なシステムの構築が期待できる。

最後に本研究を行うにあたり、数値計算等に御協力いただいた鳥取大学大学院生長瀬裕俊君に深謝いたします。

参考文献

- 1) 森 康夫 他：地熱エネルギー読本，オーム社，1980年。
- 2) 篠原俊彦・安田登・白木渡・野々口穂・伊藤則夫：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年12月
- 3) 東京電力㈱：ニューラルネットワークを利用した地熱有望地抽出手法の研究（平成4年度下半期最終報告書），1993年3月
- 4) 林 正雄：活動度指数による地熱帯の評価，地熱エネルギー，No. 18, pp. 2-10, 1982年。
- 5) CRCセンチュリーセンタ㈱：ニューロコンピューティングソフト RHINE EX PC-9800シリーズユーザーズマニュアル, 1991年。
- 6) 清水 幸丸：自然エネルギー利用学，パワー社, 1990年5月。

(1995年9月14日受付)