

重力異常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

DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK SYSTEMS FOR GEOTHERMAL RESOURCES ASSESSMENT
CONSIDERING PROPERTIES OF SPATIAL DISTRIBUTIONS OF BOUGUER ANOMALE

伊藤則夫*, 白木渡**, 安田登***, 上田茂****

Norio Itoh, Wataru Shiraki, Noboru Yasuda, Shigeru Ueda

* (有) シー・イー・イー 代表取締役 (〒680 鳥取県岩美郡国府町上2丁目210)

**工博 鳥取大学助教授 工学部土木工学科 (〒680 鳥取県鳥取市湖山町南4丁目101)

***東京電力(株) 電力技術研究所 主管研究員 (〒230 神奈川県横浜市鶴見区江ヶ崎町4番1号)

****工博 鳥取大学教授 工学部土木工学科 (〒680 鳥取県鳥取市湖山町南4丁目101)

In assessment of geothermal resources at the stage of investigation in wide area, it is very important to consider the properties of spatial distribution of ground surface surveys data. In this study, neural network systems for geothermal resources assessment are developed considering the properties of spatial distributions of the bouguer anomaly. In development of the system, three evaluation methods of properties of spatial distributions of the bouguer anomaly are proposed. Using each evaluation method, three neural network systems are developed. By numerical examples and sensitivity analysis, the characteristics of the three systems are compared, and the effectiveness of developed systems are demonstrated.

Key Words: geothermal resources, neural network, bouguer anomaly

the properties of spatial distribution, sensitivity analysis

1. まえがき

地熱開発は数百 km^2 を対象とした広域調査、数十 km^2 を対象とした概査、数 km^2 を対象とした精査を経て、地熱発電所の建設にいたる図-1のようなフローで行われる。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、各段階の調査によっ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、さらに地域による特性の相違があるため、200本近くの坑が掘削されたが実際に有望な地熱資源が得られたのは10%程度であった。

著者らは、数年前から専門家ごとの評価の違いや、地域特性の相違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・分類の能力に優れたニューラルネットワークを用いて、地熱資源の有望地域を抽出するシステムの構築を試みてきた^{1)~3)}。

これまでの研究では、まず地表調査で得られるデータから地下深部の地熱資源をニューラルネットワークで評価することが可能かどうかの検討を行った。その結果、入出力項目を適切に選択することによりこの問題に対してニューラルネットワークが十分適用できることを確認した¹⁾。つぎに前処理により学習に用いるデータを選択することで評価の精度が向上することを示した^{2) 3)}。

しかしこれまでの研究では、地表面上の点として与えられているボーリングデータを用いた評価であり、地表面の2次元の広がりを考慮したものではない。ところで、図-1に示す広域概査・概査の段階においては、調査対象地域を東西および南北にグリッドに分割し、各グリッドごとに有望度の評価が行われている。このとき専門家たちはその点のみを観察するのではなく、地域全体を見て地熱資源の有望度を判断しているはずである。このような場合には、データの空間分布的な特性を考慮したシス

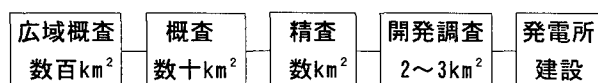


図-1 地熱開発のフロー

テムの構築手法を開発する必要がある。この基本的な考え方については、文献4)で述べている。

本研究では、概査での調査結果から精査を実施する地域を選定するステップを対象として、データの空間分布的な特性をシステムに取り入れる方法についてさらに詳しく検討することにする。

2. 学習データの作成

今回の研究では地熱開発促進調査地域の内、岩手山西部地域、猪苗代地域、田沢湖東部地域の3地域で得られたデータを使用する。データは調査地域を500m×500mのグリッドに分割し、各グリッドの中心点における値をそのグリッドの代表値として整理されている。

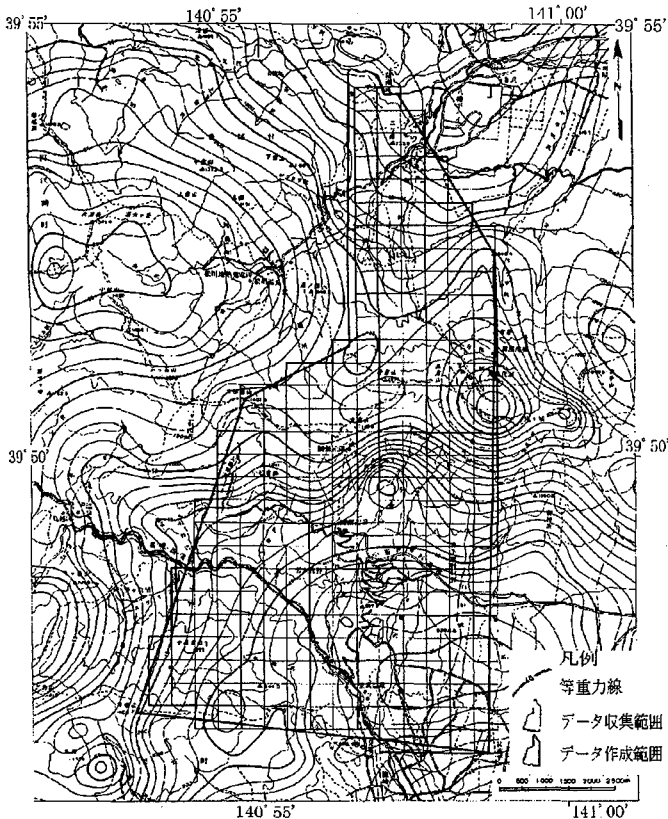


図-2 重力異常図（岩手山西部地域）

表-1 システムの入出力項目

入力項目	断層からの距離	1
	重力異常	α
	比抵抗	1
	噴火口からの距離	2
	酸性変質帯からの距離	3
	温泉からの距離（泉温）	2
	温泉からの距離（pH）	3
	温泉からの距離（成分）	3
	温泉からの距離（地化学温度）	6
	温泉からの距離（アノイデックス）	3
	土壌ガス成分	2
	入力項目数	$26 + \alpha$
出力	ランク1	100℃以下
	ランク2	100～200℃
	ランク3	200℃以上
	出力項目数	3

表-2 データ数量

	ランク1	ランク2	ランク3	合計
岩手県西部地域	86	54	45	185
猪苗代地域	47	139	26	212
田沢湖東部地域	151	60	20	231
合計	284	253	91	628

表-3 重力異常に関する入力項目

		システム1	システム2	システム3
着目グリッドの重力値		○	○	○
周囲グリッドとの重力値の差	X-A		○	
	X-B		○	
	X-C		○	
	X-D		○	
	X-E		○	
	X-F		○	
	X-G		○	
	X-H		○	
周囲グリッドとの重力値の差の合計				○
周囲グリッドとの重力値の差の分散				○
重力傾度		○		
重力異常入力項目数		2項目	9項目	3項目
入力項目合計		28項目	35項目	29項目

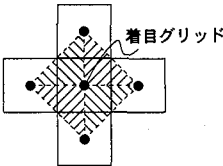


図-3 重力傾度

入力項目には重力異常、比抵抗、温泉からの距離など表-1に示す(26+ α)項目を考える。ここに、 α は重力異常に関する項目数である。重力異常は着目グリッドの値そのものよりも全体的な起伏の状態が意味を持つもので、ここでは重力異常のシステムへの取り込みについて3つの方法を考え、方法により項目数が異なるので α としている。データの一例を図-2に示す。この図は岩手県西部地域の重力異常図をグリッドに分割したものである。

システムの出力項目としては、海拔0m準の地温をとる。ここでは、表-1に示すように3ランクに分けたものを用いる。データの数量を表-2に示す。

表-1に示す入力項目のうち重力異常については上述したように、着目グリッドの値そのものよりも全体的な起伏の状態がどのようになっているかが意味を持つので、本研究では、重力異常のデータの取り込み方によって次に示す3つのシステム、すなわちシステム1から3(表-3および図-3参照)を考える。

まず、システム1では、図-3に示すように着目グリッドおよびこれに隣接する2つのグリッドの重力値からなる面を考え、この面の勾配を用いることとした。ここではこれを重力傾度と呼ぶ。東西南北のグリッドを考えれば4つの勾配が得られるので、これらの内もっとも大きいものを選び、着目グリッドの重力値とともに入力することにした。

システム2では、着目グリッドとその周囲8グリッドの重力値の差を入力することとした。着目グリッドの重力値、および着目グリッドとの重力値の差を北西に当たるグリッドから時計回りに並べ、合計9項目を入力することとした。

また、システム3ではシステム2で用いた8個の重力値の差の合計および分散を求め、着目グリッドの重力値と合わせて3項目を入力した。

3. システムの構築

3.1 システムの学習方法

先に述べた入力データの組み合わせに従って3種類のシステムを構築する。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地域はできあがったシステムの有効性を調べるための検証データとする。

なお、これまでの研究^{1)~4)}では逐次学習方式を用いてシステムの構築を行ってきたが、今回の研究では一括学習方式を採用している。これは、今回使用したデータが全体に有望といえる地域をさらに細かいグリッドに分割して、有望な地域を抽出しようとする段階のものであり、評価が非常に微妙となることが予想される。予備計算を行ったところ従来の逐次学習方式では学習を良好に終了させるためには学習パラメータや中間層の細胞数の決定に慎重な配慮が必要となることが判明したためである。

一括学習方式では、すべての学習データを提示した後

に平均的な誤差に対して重みの更新を行うため、学習の所要時間では逐次学習方式に劣るものの、問題によらず着実に学習が行われる利点がある。

中間層はいずれのシステムでも1層20個とした。また、学習回数は予備計算の結果一律に200回とした。これまでの逐次学習方式と対比すれば、例えば400件のデータを学習するならば8万回に相当する。

3.2 システム1の学習および検証

隣接グリッドとの関連を最急勾配で評価したシステム1の学習状況および検証結果を表-4に示す。学習データの認識率は96%以上であり、学習は良好に行われたといえる。未学習地域に対する検証結果では猪苗代地域、岩手山地域では50%前後でまずまずの結果であるが、田沢湖地域では29%と他と比べきわだって劣っている。

このシステムでは周辺グリッドとの関係を1方向の勾配で取り入れたのみであり、重力異常の空間分布を十分に考慮できたとはいえない。

表-4 システム1の学習・検証結果

	学習地域	学習状況	検証地域	検証結果
システム1-1	岩手山	385/397	田沢湖	67/231
	猪苗代	97.0%		29.0%
システム1-2	岩手山	407/416	猪苗代	108/212
	田沢湖	97.8%		50.9%
システム1-3	猪苗代	427/443	岩手山	91/185
	田沢湖	96.4%		49.2%

3.3 システム2の学習および検証

周囲8グリッドとの重力差をすべて考慮したシステム2の学習状況および検証結果を表-5に示す。このシステムも学習は良好に行われたといえる。

システム1と比べ未学習地域に対する評価の精度は全体的に向上している。ことに猪苗代地域に対しては20%以上の向上が見られる。田沢湖地域についてはやはり他の地域に比べれば劣っているが、システム1と比較すればかなりよくなっている。ただし、地域ごとの正解率のばらつきが大きくなったということもできる。

表-5 システム2の学習・検証結果

	学習地域	学習状況	検証地域	検証結果
システム2-1	岩手山	389/397	田沢湖	90/231
	猪苗代	98.0%		39.0%
システム2-2	岩手山	408/416	猪苗代	151/212
	田沢湖	98.1%		71.2%
システム2-3	猪苗代	429/443	岩手山	95/185
	田沢湖	96.8%		51.4%

このシステムでは周囲のすべてのグリッドとの関係を与えているので1.5km四方の中における着目グリッドの位置はシステムによって正しく認識されていると思われるが、データの並びを固定したためにその方向性まで取り

底にあたる。

つデータならこれで問題はないが、重力異常の変化は調査地域と熱源となる火山の位置関係に大きく影響されるものであるから、今後別の地域を評価しようとしたときどの程度の精度を期待できるかは不明である。

3.4 システム3の学習および検証

周囲8グリッドとの重力差をその合計および分散で評価したシステム3の学習状況および検証結果を表-6に示す。システム3も学習は良好に行われた。

表-6 システム3の学習・検証結果

	学習地域	学習状況	検証地域	検証結果
システム3-1	岩手山	387/397	田沢湖	105/231
	猪苗代	97.5%		45.5%
システム3-2	岩手山	408/416	猪苗代	113/212
	田沢湖	98.1%		53.3%
システム3-3	猪苗代	435/443	岩手山	98/185
	田沢湖	98.2%		53.0%

このシステムはシステム2の問題点である重力異常の方向性を取り除くことを目的としたものである。また、システム2と同様に周囲に対する着目グリッドの位置を正しく認識させながら入力項目の数を減らすこともできる。

重力値の差の合計と分散の組み合わせにより、周囲に対する着目グリッドの位置を次のように説明することができる。

- ・合計が0、かつ分散が0なら周囲は平坦である。
- ・合計が正、かつ分散が0なら凸部の頂にあたる。

- ・合計が0、かつ分散が大なら斜面の中間にあたる。
- ・合計が正、かつ分散が大なら斜面の上端にあたる。
- ・合計が負、かつ分散が大なら斜面の下端にあたる。

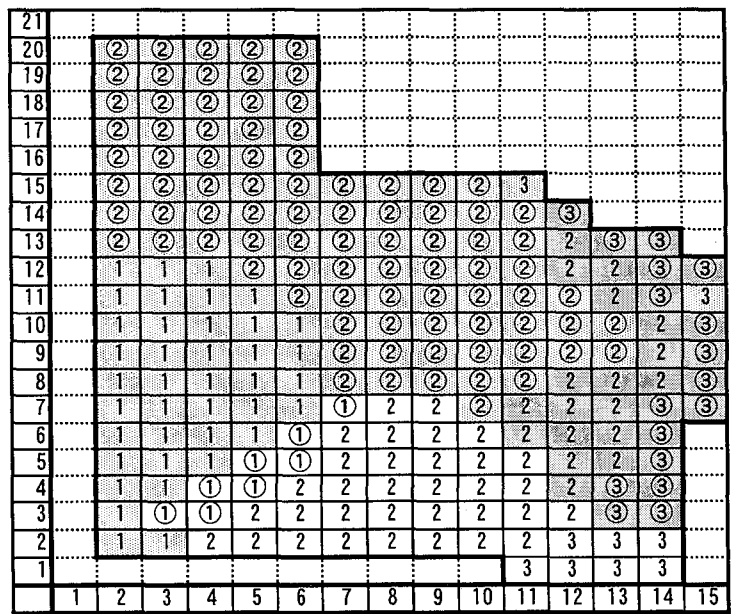
表-6からわかるように、未学習地域の検証では、猪苗代地域はシステム2に劣るものの、これまで評価の精度が低かった田沢湖地域が他の2地域と同等にまで向上しており、地域間の精度のばらつきが小さくなっている。これによりこのシステムの未学習データの評価精度はだいたい50%程度は期待できるといえる。システム3による猪苗代地域の評価の詳細を図-4に示す。

4. 感度解析

4.1 感度解析の理論

学習を完了したニューラルネットワークを用いて、ある入力要素が出力に寄与する度合いを把握するために感度解析¹⁾を行う。

感度解析の目的は、入力要素 X_i の出力 Y_k に対する影響の大きさを調べることである。その1つの方法として、 X_i 以外の入力要素を各入力データ項目の代表値に固定し、入力要素 X_i のみを変化させ出力 Y_k の変化を観察する方法がある。この方法によれば代表値に出力要素 Y_k が1になる適当な値を設定でき、入力要素 X_i が出力要素 Y_k に対して影響が大きいなら、ある X_i の値で出力値 Y_k は1となり、別の X_i の値で出力値 Y_k は0となる。 X_i 以外の入力要素の代表値として、出力値 Y_k が1となるデータのみ取り出して平均すれば Y_k に対する影響がとらえやすい。



図中の数値は実際のランクを示す。(丸印：正解)

推定ランク：1 推定ランク：2 推定ランク：3

図-4 システム3による猪苗代地域の評価

4.2 感度解析結果の表現方法

感度解析を行うに当たって変化させる項目は1つ以上任意に設定することができる。変化させる項目が1つのみの場合、ここではこれを1次元感度解析と呼び、その結果は図-5のように表現する。また、変化させる項目が2つになれば、これを2次元感度解析と呼び、図-6のよ

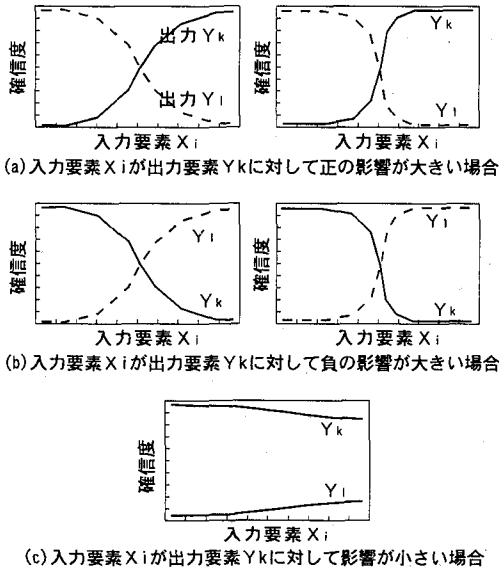


図-5 1次元感度解析の表現方法

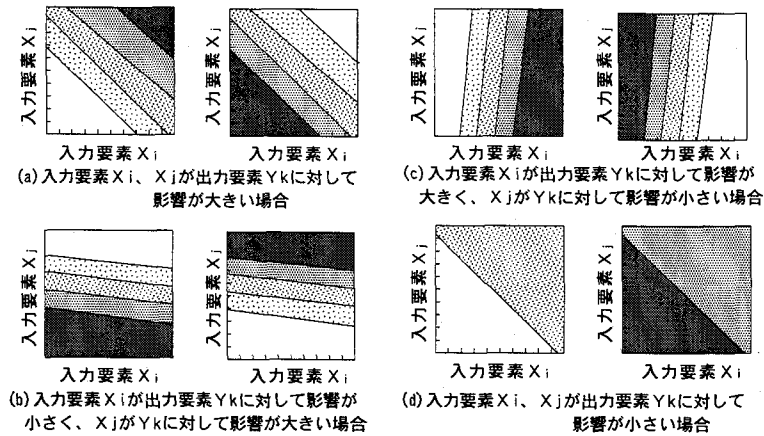


図-6 2次元感度解析の表現方法

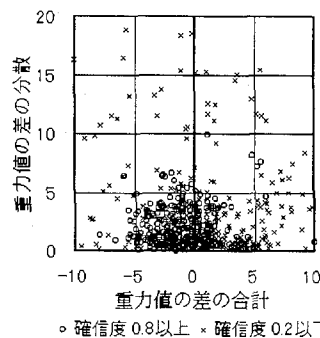


図-7 システム2における重力異常のランク2に対する感度特性

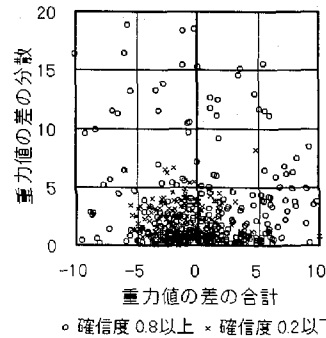


図-8 システム2における重力異常のランク3に対する感度特性

うに確信度の分布を等高線図として表現する。変化させる項目が2つをこえると3次元以上の図的表現法が必要となり、一般的には紙上に表現することはできない。

本研究におけるシステム2で、周辺グリッドと着目グリッドの関連をふまえた重力異常に対する感度特性を検討するに当たっては、周辺グリッドとの重力値の差8項目をすべて変化させる必要がある。そこで、重力値の差8項目は生のデータを使用し、それ以外は代表値に固定して各出力層細胞に対する出力値（確信度）を求め、重力値の差の合計および分散をそれぞれ横軸および縦軸にとり、確信度の大小によってマーク分けした散布図として表現することとした。

4.3 システム2の感度解析

システム2における重力異常の地熱有望度に対する感度特性を図-7、図-8に示す。変化させない入力項目の代表値はランク3のデータの平均値とした。データ数が多く、マークが重なって見づらくなるため、確信度が0.8以上および0.2以下のデータのみ表している。ランク1に対してはいずれのデータでも確信度が0に近いので、ここには示していない。

マークは原点付近に集中しているが分散が大きい範囲ではランク3に対する確信度が高い。よって重力値の分布に変化のある地点では高温のランク3と評価されやすいことになり、地熱的に有望であることが読みとれる。

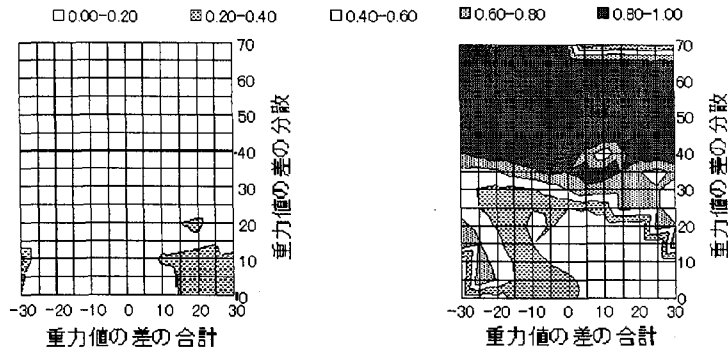


図-9 システム3における重力異常の
ランク1に対する感度特性

図-10 システム3における重力異常の
ランク3に対する感度特性

また、合計についてみると、合計の正の側でランク3に対して確信度が高い点が目立ち、ランク2に対して確信度の低い点が目立つ。よって、重力値の分布が凹型の地点よりも凸型の地点が地熱的に有望であるといえる。

4.4 システム3の感度解析

システム3では重力値の差の合計および分散を入力項目としているので通常の2次元感度解析として感度特性を観察した。システム3における重力異常の地熱有望度に対する感度特性を図-9、図-10に示す。この場合も代表値はランク3のデータの平均値を採用している。

システム2と同様に重力分布が平坦な地点より変化のある地点の方が有望であることが読みとれる。しかし、重力値の差の合計、すなわち分布の凹凸に関してはあまり影響がみられない。

5. まとめ

本研究では概査段階での地熱資源有望地域の抽出問題を例に、重力異常に着目して2次元平面的な広がりを持つデータをニューラルネットワークに取り込む手法について検討を行なった。その結果、着目グリッドと周辺グリッドのデータ値の差の合計および分散を使用するという比較的単純な方法により、周辺の状態をシステムに正しく反映することができた。

文献4)で広域概査段階での地熱資源有望地域の抽出問題における空間分布特性の取り込みについて報告しているが、結果として、本研究での検証正解率は文献4)のシステムと同程度であった。しかし、遙かに少ない入力で、なおかつ空間分布を考慮するときには、場合によっては間違った情報となる方向性を排除したうえで同程度の検

証正解率が得られたことは、より汎用的なシステムが構築できたといえる。

また、多次元感度解析の表現方法について提案を行った。この方法により読みとられた事象は実際に地熱の専門家が着目する評価項目に一致しており、システムの合理性の説明手段、入力データの前処理方法の検討手段として非常に有効であると考えられる。

なお、本研究に使用したデータは新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）が実施している地熱開発促進調査により得られたものであり、貴重なデータを提供していただきました関係各位に深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 篠原俊彦、安田登、白木渡、野々口稔、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、pp147～152、1993年12月。
- 2) 白木渡、安田登、篠原俊彦、伊藤則夫：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、構造工学論文集Vol. 4A pp605～612、1995年3月
- 3) 白木渡、安田登、篠原俊彦、伊藤則夫：地熱資源有望地域選定へのニューラルネットワークの適用、第3回構造物の安全性・信頼性に関する国内シンポジウム（JCOSSAR'95論文集）、pp575～582、1995年11月。
- 4) 白木渡、安田登、篠原俊彦、伊藤則夫：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、第4回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集、pp49～54、1995年12月。

（1996年9月6日受付）