

# ニューラルネットワークとファジィ理論を用いた 水頭観測値を利用したジオトモグラフィーのための 基礎的研究

三重大学生物資源学部 正会員 大野 研

## 1. 趣意

地盤探査は、地盤の力学的・水理学的性質の分布を把握することが目的である。従来、主として地質踏査、ボーリング、検層、原位置試験、土質試験などが主要な方法であった。しかし、それらの試験で得られる情報は、ある一点、あるいはボーリング孔や調査横孔沿いの線上の情報に過ぎず、断面全体としての評価に際しては、それらの情報を地質学的に基づいて内挿するという手段がとられてきた[1]。

最近では、工事の広域化や大型化に伴って、自然災害の予知・実態調査、環境アセスメント調査なども必要になってきたため、従来の方法では仮定要因が多すぎて対処しづらくなってきた。そのため、従来の点的な調査だけでなく、広域的・即時的な情報も必要になってきた。

そこで、近年多くの機関で開発・実用化が進められているジオトモグラフィー（複数のボーリング孔や調査横孔を利用し、この間の断面の地盤物性分布を何らかのエネルギーの投影によって、直接画像化する方法）が、ハードとソフトの両面にわたって発展・進歩してきた[2]。従来の調査方法に比べて精度や客観性の面で優れた方法といえる。

ジオトモグラフィーは、医学用CTスキャナの応用と言われている。医学用CTスキャナは、X線の投影データを基に、断層図を再構成するものである。この再構成法には、大きく分けて1) 逆投影法、2) 逐次近似法、3) 解析的方法が存在する。

このうち1)は、画像がぼける事が知られており、2)は解の一意性がなく計算に時間がかかる欠点知られており、医学用CTスキャナは3)の方法を使うことが多い。しかし、ジオトモグラフィーにおいては、CTスキャナほど多くの角度の投影データを得ることが不可能なので、3)の方法を用いることができず、2)の方法を用いることが多い。

投影データには、内部の情報がすべて含まれているので、投影データから内部の状態を推測することは可能である。しかし、これは積分方程式を解くことに相当するので、データが少ないときには、いく通りもの予測が可能である。

ジオトモグラフィーにおいては、投影データの数を増やすことはほとんど不可能なので、妥当な予測を行うためには、技術者の知識・経験を積極的に利用していくべきである。

従来から、地質学者の推定とジオトモグラフィーの結果を結びつけなければ、信頼性の高い推定は行えないと言われているので、これは当然のことである。

一般に、ジオトモグラフィーには、弾性波や電磁波などの波動現象を取り扱うもの、電気比抵抗などの分布を測定するものなどがある。しかし、ジオトモグラフィーにより地盤の透水性の分布を知りたい時もあるので、そのような場合には直接透水性を表す浸透流を用いて、画像を再構成した方が精度が高いことになる。

ここでは、浸透流を情報として使い、その情報からニューラルネットワークによって、浸透流と地盤の構造の関係を学習し、その結果を基にファジィ推論によって、地盤の断層図を再構成するための基礎的研究

---

Fundamental study on geotomography based on observed heads of water by neural network and fuzzy theory : Ken Ohno ( Mie University )

行った。

## 2. 解析方法

解析方法は、i) ニューラルネットワークによる地盤の構造が浸透流に与える影響の学習と、ii) ファジィ推論による浸透流測定結果のからの画像の構成の2つの部分に分けられることになる。

実際問題として、ニューラルネットワークだけあれば、地盤構造とそれが浸透流に与える影響を関連づけることができる。したがって、地盤構造とそれが浸透流に与える関係を与えるニューラルネットワークを構築できれば、それで浸透流の観測から地盤構造を推測することができるはずである。しかし既に述べたように、ジオトモグラフィーでは、十分な量のデータを得ることはできないので、上に述べたニューラルネットワークを構築することができるとは考えられない。そこで、ファジィ推論をさらに利用することにする。

### 2.1 ファジィ推論の基本的なルール

本解析において、ニューラルネットワークは、IF...THEN...形式のファジィ推論ルールの前件部に含まれるファジィ集合を決定するために用いられ、ファジィ推論の客観性を増大させることを目的とする。

したがって、ii) で記述すべきファジィ推論ルールが重要となる。しかし、その前に具体的に、如何にして浸透流を流し、如何にして測定するつもりなのかを叙述する必要がある。

ここで提案している浸透流のジオトモグラフィーは、図1に示す矢印の位置のところで、順次加圧を行い、●の位置で水圧を測定することを基本とする。

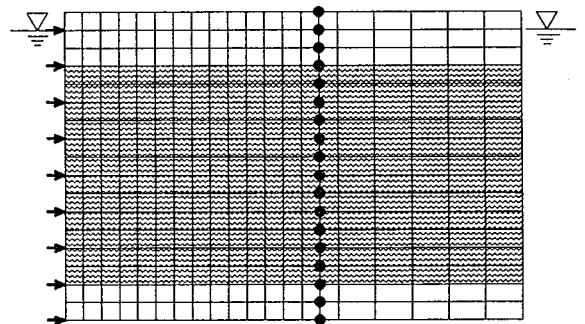


図1 地盤モデル

したがって、水圧の測定値と地盤の構造を関連づける次のようなルールが考えられる。

- (R1) 水圧の2階微分が大きければ、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が大きい。
- (R2) 水圧の2階微分が中位ならば、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が中位である。
- (R3) 水圧の2階微分が小さければ、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が小さい。

そして、この可能性を測定点の列の垂直方向に外挿する。

もし、多くの方向から浸透流を流し、多くの方向での測定が可能であれば、ここで示したルールにしたがって得られた可能性をそれらの方向について足し合わせれば、かなりはっきりした像を得ることができることは直感的に理解される。ただし、ここで得られる像は輪郭だけであり、内部については何等情報を与えない。これも、他の手法と異なることである。

ここで示したルールを簡単な例で検証する。図2

(a) のような地盤があり、図2 (b) に点線で示す方向で測定を行えば、直接的には図2 (c) のような像が得られる(線の太さが地盤の構造が異なる境界である可能性の大きさを表している)。これにうまくフィルターをかけると、図2 (d) のように像が得られ、かなりよく現実の地盤を表していることになる。

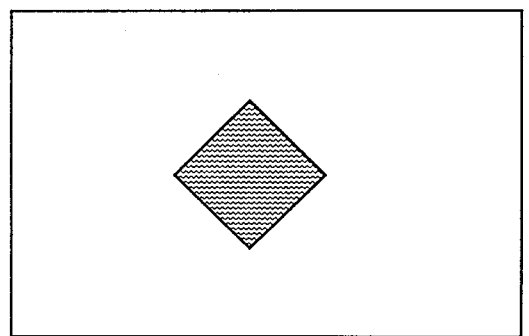


図2 (a) 地盤モデル

### 2.2 追加するルール

ここでは、ジオトモグラフィーで得られる測定データの少なさを考慮して、図1に示した加圧点と測定点



第  $i$  ユニットから  $k$  層第  $j$  ユニットへの結合の重みを  $w^{k-1, k}_{i, j}$  とする。各ユニットの入出力関係を与える関数を  $f$  とすると、これらの変数の間の関係は、

$$o^{k, i} = f(i^{k, i}) \quad (1)$$

$$i^{k, i} = \sum w^{k-1, k}_{i, j} o^{k-1, j} \quad (2)$$

とする。また結合の修正量  $\Delta w^{k-1, k}_{i, j}$  は、

$$\Delta w^{k-1, k}_{i, j} = -\epsilon d^{k, i} o^{k-1, j} \quad (3)$$

$$d^{m, j} = (o^{m, j} - y_j) f'(i^{m, j}) \quad (4)$$

$$d^{k, j} = (\sum w^{k, k+1}_{j, i} d^{k+1, i}) f'(i^{k, j}) \quad (5)$$

とする。ここで関数  $f$  は、すべてのユニットについて共通で

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x + \theta)} \quad (6)$$

を選ぶことにする。また、学習の収束を早めるため実際には、結合の修正量  $\Delta w^{k-1, k}_{i, j}$  には、(3)式で定義されるものに加速項を加え、次式とする。

$$\Delta w^{k-1, k}_{i, j}(t+1) = -\epsilon d^{k, i} o^{k-1, j} + \alpha \Delta w^{k-1, k}_{i, j}(t) \quad (7)$$

ここで、 $\theta$  : しきい値、 $\epsilon$  : 修正の大きさを決める定数、 $t$  : 修正の回数、 $\alpha$  : 小さな正の定数である。

ここで用いたニューラルネットワークは、図4に示すような入力層1個、隠れ層4個及び3個、出力層3個のようなものである。

(R) のルールの前件部を学習するために、水圧の2階微分の大きさを入力として、その大きさの大、中、小が出力である。学習方法は山岡らのニューラルネットワークを用いたメンバーシップ関数の学習法[3]に習っている。すなわち、実際に地盤の構造の境界となってる時には、その2階微分値を大と学習させる。その時、出力層の大に1を与えるだけでなく、中と小にもある程度の値を与える。同様に地盤の構造の境界となっていないときには、出力層の小に1を与え、中と小にもある程度の値を与える。ある2階微分の値に対して、地盤の構造の境界になっていたり、境界になっていなかったりするときには、出力層の中に1を与え、大と小にもある程度の値を与える。

(R') のルールの前件部の場合もほぼ同様で、均一地盤であると仮定したときに測定されるであろう水圧と測定した水圧との差を入力として、その大きさの大、中、小を学習させる。ただし、この場合は斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より小さい場合と斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より大きい場合では、大、中、小の意味合いが異なる。また、斜線部の透水性と斜線がない部分の透水性の比によって

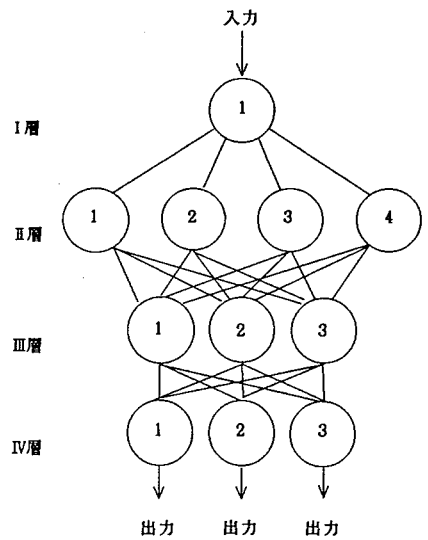


図4今回構築したニューラルネットワーク

も、大、中、小の意味合いが異なってくる。したがって、今回は斜線部と斜線がない部分の透水性の比を1:10または10:1に固定し、斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より小さい場合と斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より大きい場合には、表面的には同じルールを用いるが、実際には用いるファジィ集合の定義を変えて対応することにする。

両ニューラルネットワークとも、10万回の学習を行った。図5に学習曲線を示す。図6に学習された各ルールの前件部に含まれるファジィ集合を示す。

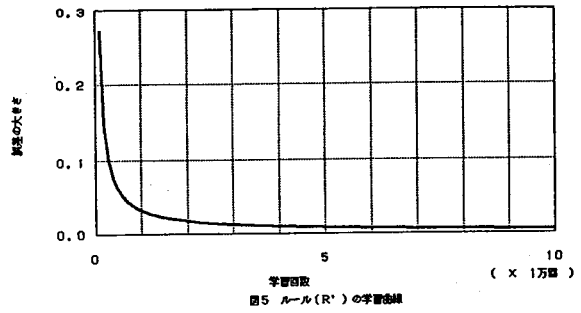


図5 ルール(R')の学習曲線

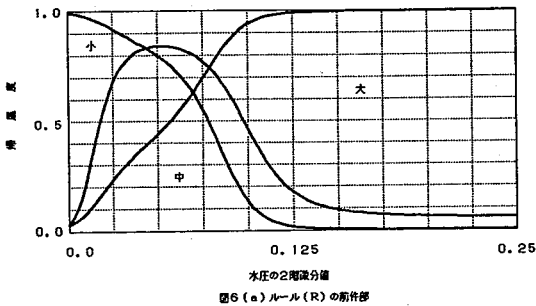


図6(a) ルール(R)の前件部

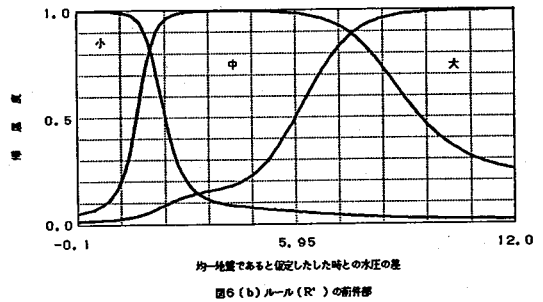


図6(b) ルール(R')の前件部

## 2.4 推論方法

推論は、Mamdaniの推論法と重心法を使うことにする。Mamdaniの推論法は、ファジィ関係とファジィ関係の合成則を用いて、推論を行う方法である。2つのファジィ集合AとBがあるとき、AとBの関係を表すファジィ集合をファジィ関係Rといい、AとBによって次式のように表される。

$$\mu_R(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (8)$$

ここで、 $\mu_R$ はファジィ関係のメンバーシップ関数、 $\mu_A$ と $\mu_B$ はファジィ集合AとBのメンバーシップ関数である。

2つのファジィ関係QとRの合成「o」は、次式のように定義されている。

$$\mu_{Q \circ R}(w, y) = \max_x (\min \mu_Q(w, x), \mu_R(x, y)) \quad (9)$$

したがってファジィ集合Bは、ファジィ集合Aとファジィ関係Rから次のように表されることが分かる。

$$B = A \circ R \quad (10)$$

この演算は、「If x is A then y is B」を表していると考えられる。すると、「x is A'」という入力があったときの推論結果「y is B'」を、次式によって求めることができる。

$$B' = A' \circ R \quad (11)$$

n個の「If x is A then y is B」タイプのルールが存在するとき、一つの入力A'に対して、n個の推論結果「y is B'」が得られる。通常、n個のルールはorで連結されていると考えられるので、総合的な推論結果B''は、次式で得られる。

$$B' = B'_1 \cup B'_2 \cup \dots \cup B'_n \quad (12)$$

この総合的な推論結果のファジィ集合  $B'$  の代表値として、次式に示す  $\mu_{B'}(y)$  の重心を選ぶ。

$$y_0 = \frac{\int y \times \mu_{B'}(y) dy}{\int \mu_{B'}(y) dy} \quad (13)$$

### 3. 解析例と考察

以上のことを基にして、浸透流の測定から地盤の画像かを行うことができる。図7に後件部のファジィ集合を示す。

推論結果の例を、図8に示す。図中の線の太さが、地盤構造が異なっている可能性を示し、斜線部が実際に地盤構造が異なっている部分を表す。(R)のルールによる推定も、(R')のルールによる推定もほぼ正しい推定を行っている。特に測定点の列に垂直に層を成すような地盤構造は、まず間違いなく推定することができる。

ここで、示したようになかなか簡単な方法で、精度の高い地盤構造を予測することはできるが、もっと複雑な地盤構造を予測するためには、もっと多くのルールを組み合わせる必要がある。今後、ルールを整備してゆけば、ここで発展させた方法は有効なものとなると思われる。

#### 参考文献

- [1] 石井康夫、地盤探査技術の現状、土と基礎、Vol. 33、No. 7、pp. 7-11、1985
- [2] 小島圭二ほか、ジオトモグラフィによる岩盤の画像化、応用地質、Vol. 30、No. 3、pp. 1-10、1989
- [3] 山岡正人ほか、ニューラルネットワークを用いたメンバーシップ関数の学習法、ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp. 197-200、1990

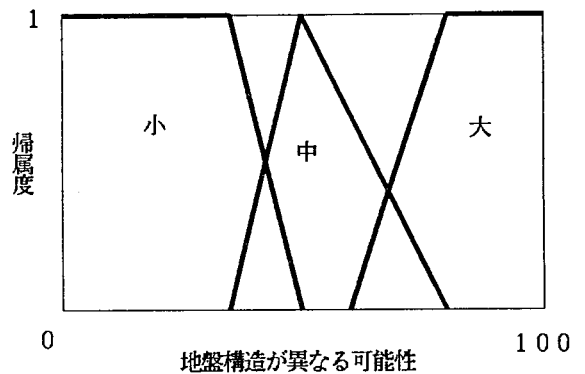


図7(a) ルール(R)の後件部

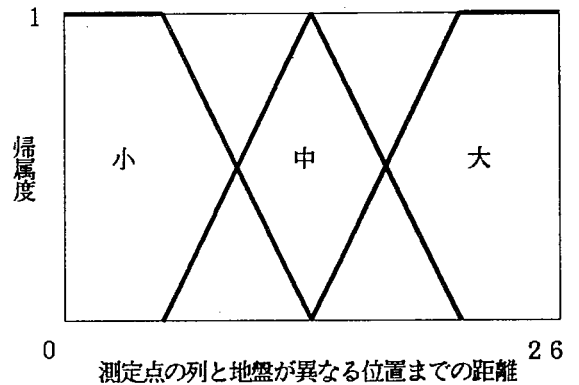


図7(b) ルール(R')の後件部

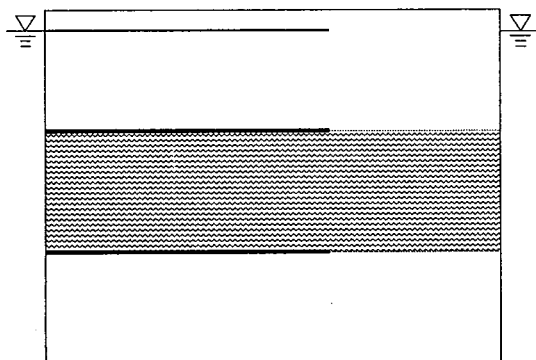


図8(a) 推論結果の例

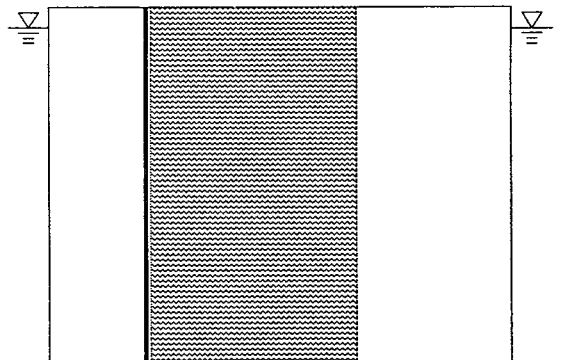


図8(b) 推論結果の例