

三重大学生物資源学部 正会員 大野 研
正会員 近藤 武

1. まえがき

地盤挙動の計測技術やそれらの解析・評価技術の発達に伴い情報化施工が発達してきている。しかし、地盤の諸特性を求めるときの解析方法の発達に比較すると、地盤の領域の推定方法の発達は立ち後れている¹⁾。そこで、水頭観測値から領域を推定する方法を開発するための基礎的研究を行なった。まず、ニューラルネットワークを用いて、領域を推定するための水頭観測値の特徴を学習する。そしてその水頭観測値の特徴を用いて、領域推定のためのシステムをファジィ理論により構築する。そして、そのシステムの妥当性を数値計算例を用いて検討する。

2. ニューラルネットワークによる観測水頭値の特徴の学習

2-1 学習のための地盤モデル

地盤モデルとして2領域に分かれた不均質地盤を11パターン想定し(図-1参照)、有限要素法による飽和-不飽和浸透流解析により水頭分布を求める。そして、このようにして求めた水頭分布から逆に不均質地盤の材料の違う境界を判断する方法を検討する。

2-2 ニューラルネットワークについて

材料の異なる境界を学習する方法として、ニューラルネットワークをもちいることにする。というのは、ニューラルネットワークは、パターン認識やクラスタリングに有効な情報処理方法であると言われているからである。ニューラルネットワークを用いた情報処理とは、たくさんの比較的簡単な情報処理要素(ユニット)が、相互に結合して簡単な信号をやりとりすることによって情報を処理するものであり、ネットワークのユニット間の結合のしかたを変えることによって、ネットワークの動作を制御するものである。そして、ネットワークの結合を適切なものに調節してくれるような学習能力を持っていることが重要である。

ここでは、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムの中で最も一般的な、Error Back Propagationアルゴリズムを用いて、学習を行なうことにする。Error Back Propagationアルゴリズムによる学習とは、次のようなものである²⁾。

m 層のネットワークを考え、 k 層の第 i ユニットへの入力 i^k 、出力を o^k とし、 $k-1$ 層の第 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}_{ij} 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、

$$o^k_i = f(i^k_i) \quad (1)$$

$$i^k_j = \sum w^{k-1}_{ij} o^{k-1}_i \quad (2)$$

とする。また結合の修正量 Δw^{k-1}_{ij} は、

$$\Delta w^{k-1}_{ij} = -\varepsilon d^k_j o^{k-1}_i \quad (3)$$

透水係数比が2のとき
 透水係数比が10のとき
 透水係数比が100のとき

$K_1 = 2.08 \times 10^{-2} \text{ cm/s}$ $K_2 = 1.04 \times 10^{-2} \text{ cm/s}$
 $K_1 = 2.08 \times 10^{-2} \text{ cm/s}$ $K_2 = 2.08 \times 10^{-3} \text{ cm/s}$
 $K_1 = 2.08 \times 10^{-2} \text{ cm/s}$ $K_2 = 2.08 \times 10^{-4} \text{ cm/s}$

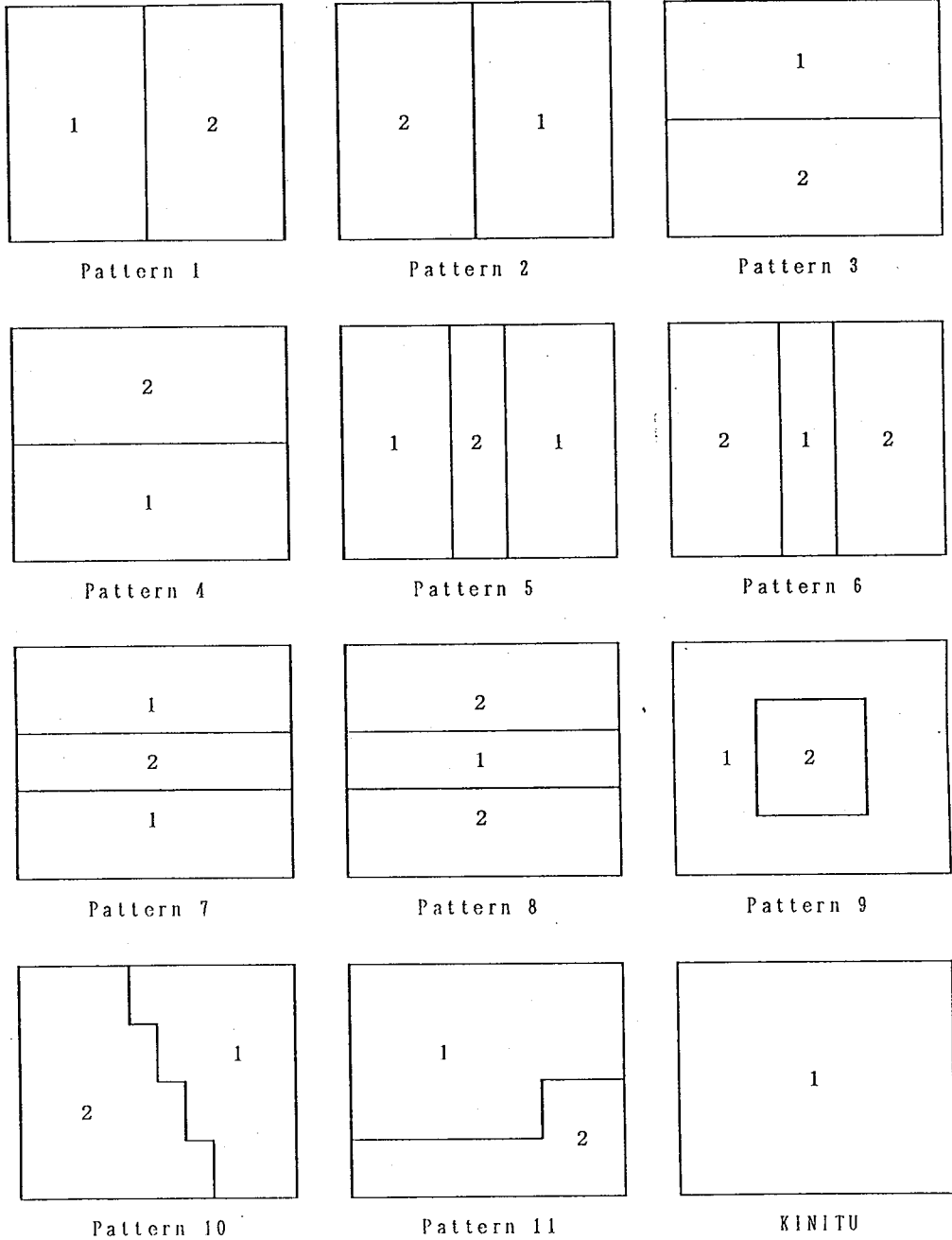


図-1 2領域からなる不均質地盤モデル

$$d^m_i = (o^m_i - y_i) f' (i^m_i) \quad (4)$$

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

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

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x + \theta)) \quad (6)$$

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 $\Delta w^{k-1}_{i,j}$ には、(3) 式で定義されるものに加速項を加え、次式とする。

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

ここで、 θ : しきい値、 ε : 修正の大きさを決める定数、 t : 修正の回数、 α : 小さな正の定数である。

2-3 今回用いるニューラルネットワーク

今回は、入力層 6 個、隠れ層 4 個、出力層 2 個のニューラルネットワーク (図-2 参照) を考える。学習するものは、隣合う要素間の動水勾配の差とその要素間で材料が異なっていることとの関係とする。ただし、隣合う要素間の動水勾配の差は、全領域中で最大の動水勾配を示すものを 1 とし、0~1 の値を 6 桁の 2 進数に対応づける。この 6 桁の数を、6 個の入力とする。そして、要素間の材料が異なっている可能性が大きいと要素間の材料が異なっていることの可能性は小さいを出力とする。また、(7) 式中の $\varepsilon = 0.1$, $\alpha = 0.9$ とし、結合の初期値は、-0.3 から 0.3 の間のランダムな値に設定した。

2-4 学習結果と考察

2-1 で示した不均質地盤の 11 パターンに対して、各々 3 種類の透水係数比 (1:2, 1:10, 1:100) を与えたものの水頭分布を入力データとして、学習を行なった (学習回数は各々 1000 回ずつとした)。図-3 と図-4 に学習結果を示す。ただしこれらの図の縦軸は正規化された動水勾配の差であり、横軸の左は材料が異なっている可能性の小さいこと (0~1) を、右は材料が異なっている可能性の大きいことを (0~1) 示す。

図-3 と図-4 から、不均質地盤のパターンや透水係数比にかかわらずほぼ同様な学習結果が得られていることが分かる。そして正規化された動水勾配の差が 0, 0.1, 0.9, 1 のところを除けば、ほぼ常識的な結果が得られている。即ち、何れも正規化された動水勾配の差が 0.4 か 0.5 のところで、材料が異なっている可能性の大小が入れ替わっている。このことは、正規化された動水勾配の差の大小で、領域が異なっていることの可能性をある程度判断できることを意味する。正規化された動水勾配の差が 0, 0.1, 0.9, 1 のところで、正しく学習されていないのは、極端に大きい、あるいは小さいデータの学習回数が少ないため、正確な学習がされていないからだと思われる。

3. フェジ理論による領域の推定

3-1 領域推定ための地盤モデル

観測水頭値の特徴の学習に使用したのと同じ図-1 に示す 2 領域からなる地盤モデルを想定し、有限要素法によって飽和-不飽和浸透流解析をし、得られた各節点の水頭値 (数値解析値) を観測水頭値として、逆に地盤モデルを推測する。

3-2 フェジ理論による領域推定方法

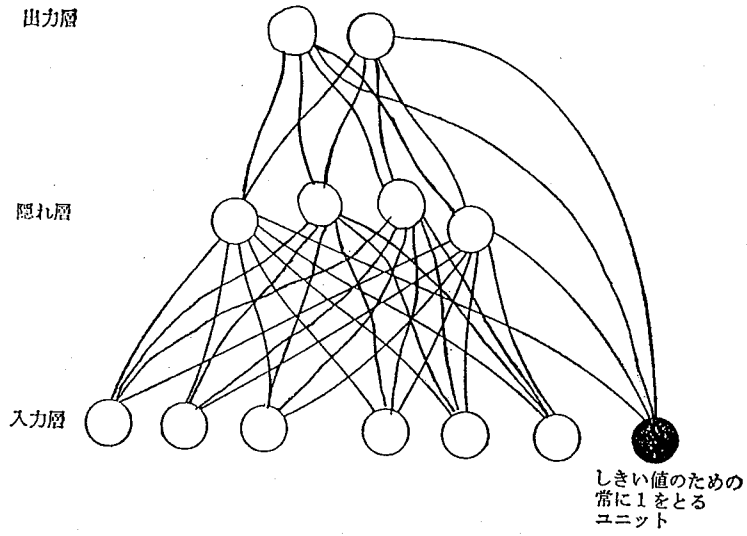
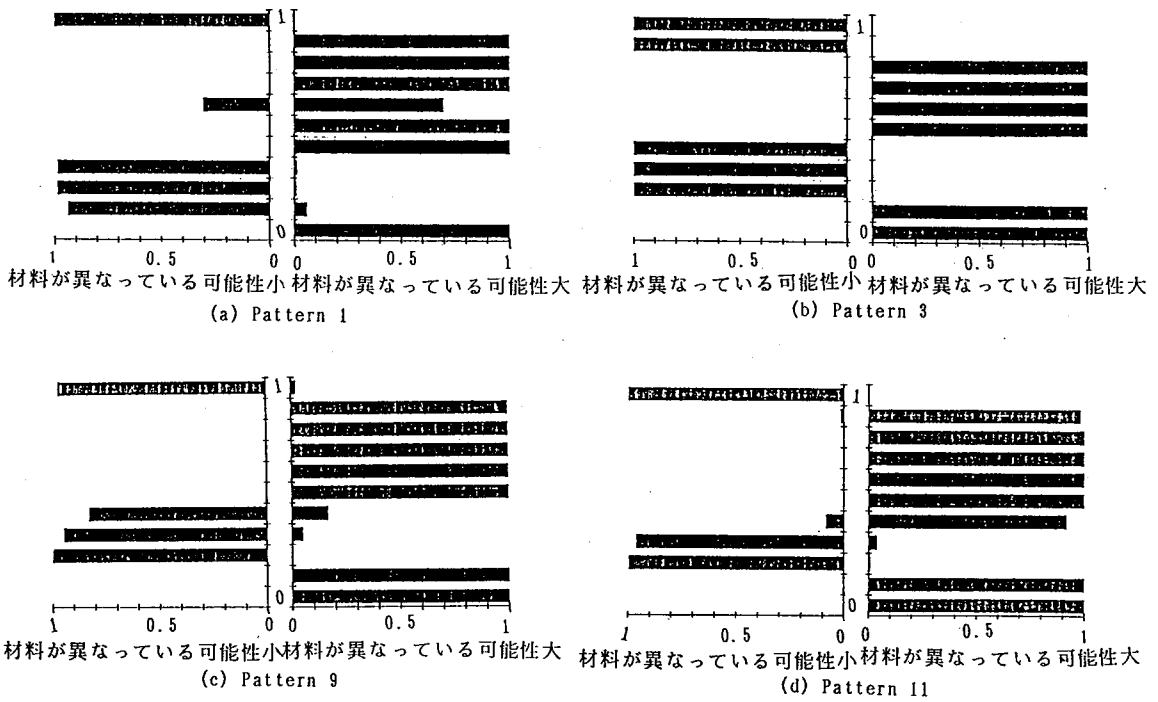


図-2 今回構築したニューラルネットワーク



縦軸：正規化された動水勾配の差

図-3 2領域の透水係数比が10の場合の不均質地盤の水頭分布からの学習結果

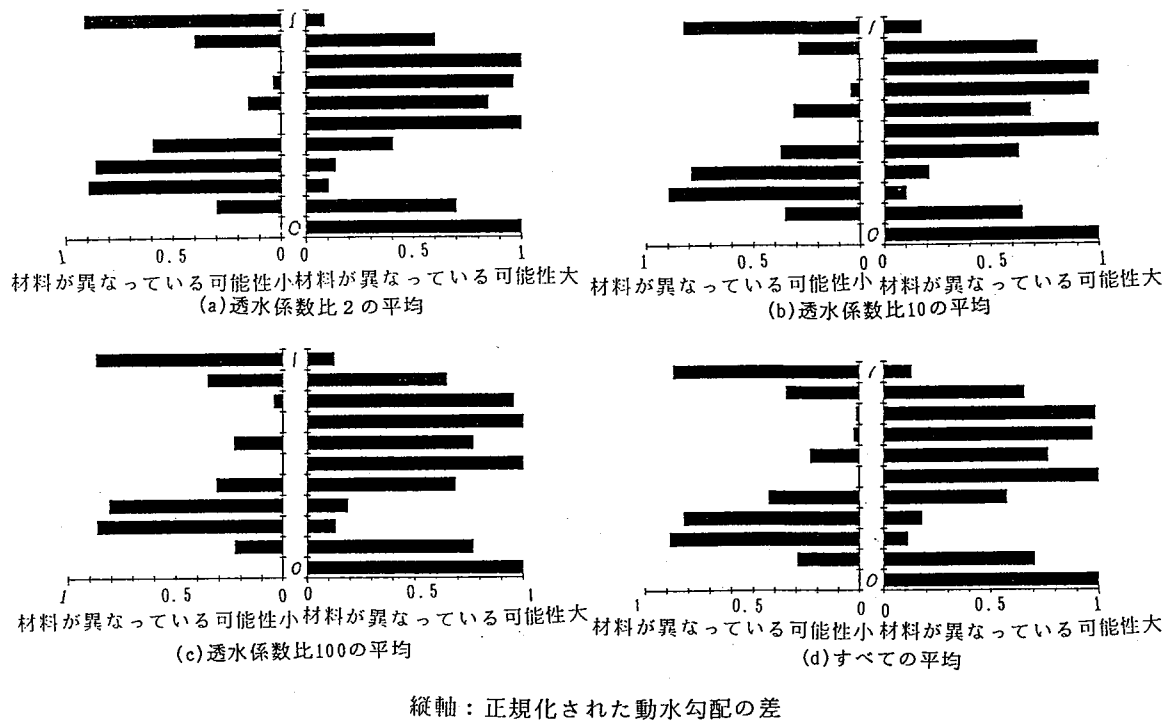


図-4 透水係数比ごとに各不均質地盤モデルの学習結果を平均した結果

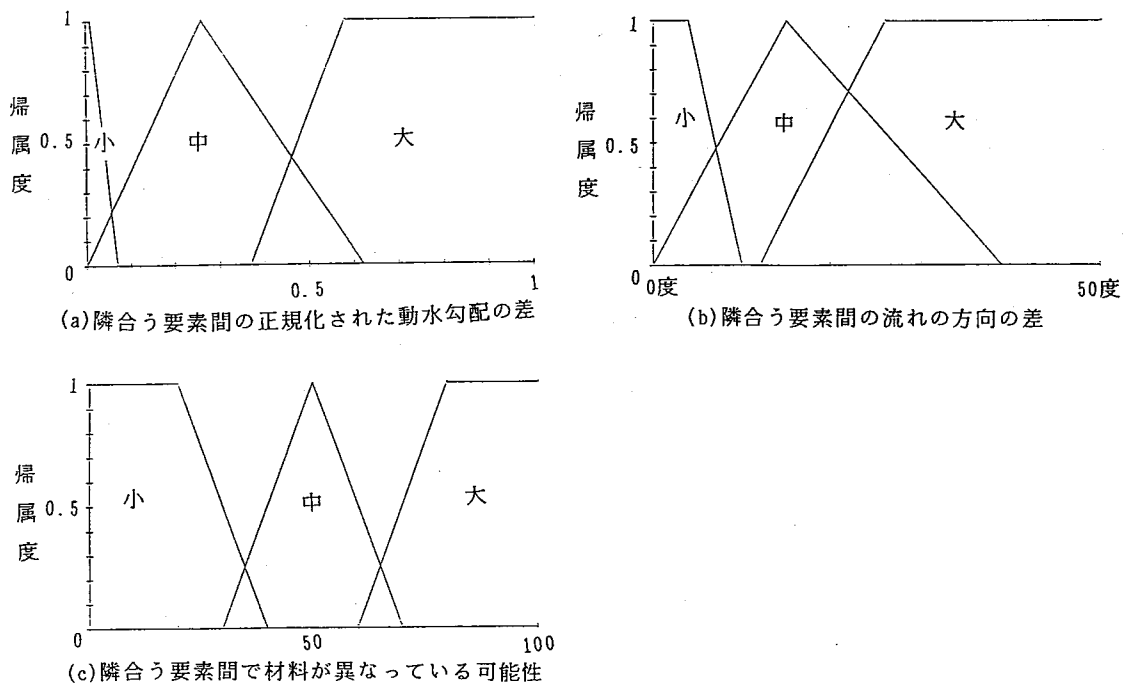


図-5 今回の推論に用いたファジィ集合

2章での水頭分布の学習の結果を踏まえて、領域の推定は次のルールに従い、ファジィ推論法のうちMamdaniの方法³⁾によって行えるものとする。ただし、A = "隣合う要素間の正規化された動水勾配の差", B = "隣合う要素間の流れの方向の差", C = "隣合う要素間で材料が異なっている可能性"とする。そして、図-5に、今回用いたファジィ集合の定義を示す。

- (1) Aが大 ならば Cは大
- または (2) Aが中 かつ Bが大 ならば Cは大
- または (3) Aが中 かつ Bが中 ならば Cは中
- または (4) Aが中 かつ Bが小 ならば Cは小
- または (5) Aが小 ならば Cは小

このMamdaniの推論法を例を用いて図示すると図-6のようになる。すなわち、ある要素間で動水勾配の差がa、流れの方向の差がbであるとき、Aが大である帰属度が0.8であるから、ルール(1)よりCが大である帰属度は0.8と求まる。Aが中である帰属度が0.3でBが大である帰属度が0.5であるから、ルール(2)より小さい方の値0.3がCが大である帰属度となる。Aが中である帰属度が0.3、Bが中である帰属度が0.2であるから、ルール(3)より小さい方の値0.2がCが中である帰属度となる。同様にルール(4)、(5)と行なうが、この例においては共に0.0となったとする。以上の5つのルールの結果の集合和をとったのが太線で示した図形であり、この図形の重心の横軸値が、隣合う要素間で材料が異なっている可能性の値となる。

3-3 推論結果と考察

推論結果は、隣合う材料が異なっている可能性(0~100の数値)として得られる。図-7にいくつかの水頭分布とそれから推測した地盤モデルを示す。図-7において、要素内に書いてある数字がその要素の材料の種類で、隣合う要素間の区切り線の数がそれらの要素が異なっている可能性を示す。線の数が1本ならば、それらの要素の材料が異なっている可能性が10であることを示し、5本の線ならばそれらの要素の異なっている可能性が50であることを示す。

領域の推定結果の良否を定量的に判断することは難しいが、比較的うまく領域が推定されているようである。ただし、同一材料でも飽和領域と不飽和領域の境界は、材料が異なっている可能性が大きいと出てきている。飽和領域と不飽和領域は、ある意味では材料が異なっているとも言えるので、これは当然といえば当然である。また、浸透流が領域の境界を横切らないと、推定がうまくいっていない、これも当然予想できることである。これらの欠点は、非定常の浸透流の観測を行えば、ある程度克服できるものである。

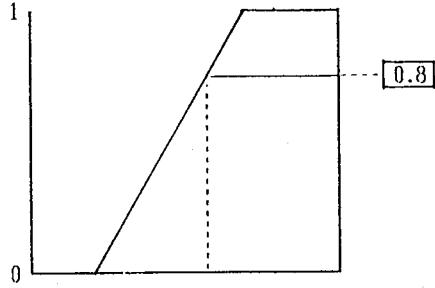
4. あとがき

今回、水頭観測値から領域を推定する方法を検討し、領域の推定が可能であることを示した。しかし、現実問題としてはこれほど密に水頭が観測されることはないし、解決すべき問題は多い。また、図-5に示した"隣合う要素間の正規化された動水勾配の差が大きい"などのファジィ集合をいかに合理的に定義するのもよく問題とされる。今回は、この定義をニューラルネットワークによる学習で行なおうとしたのだが、学習のしすぎ等により、学習結果を直接的にファジィ集合の定義に使用することはできなかった。この点も今後解決すべき問題である。

参考文献

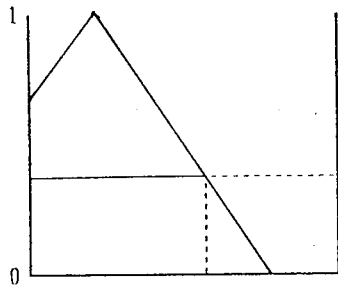
- 1)大西有三, 井尻裕二: 不均質地盤における浸透流の逆問題解析手法に関する基礎的研究, 土木学会論文集, 第376号, III-6, pp.121-130
- 2)麻生英樹: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書, 1988
- 3)本田中二, 大里有生: ファジィ工学入門, 海文堂出版, 1989

ルール (1)

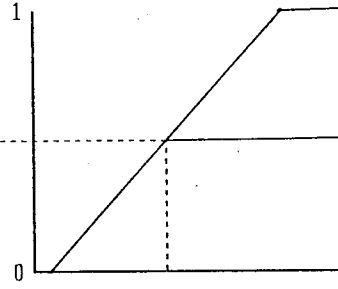


a 動水勾配の差

ルール (2)

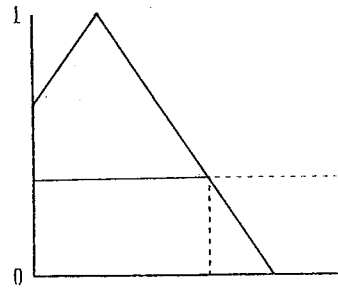


a 動水勾配の差

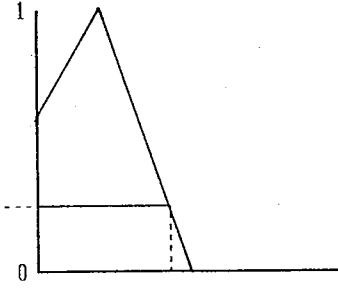


b 流れ方向の差

ルール (3)



a 動水勾配の差



b 流れ方向の差

結果

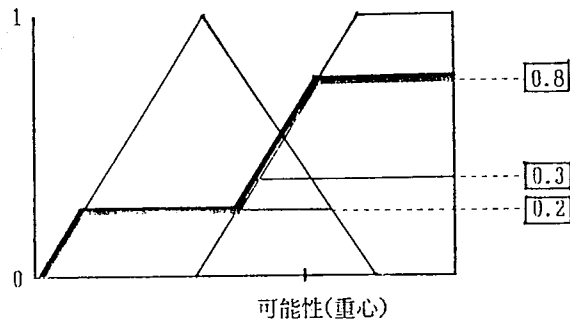
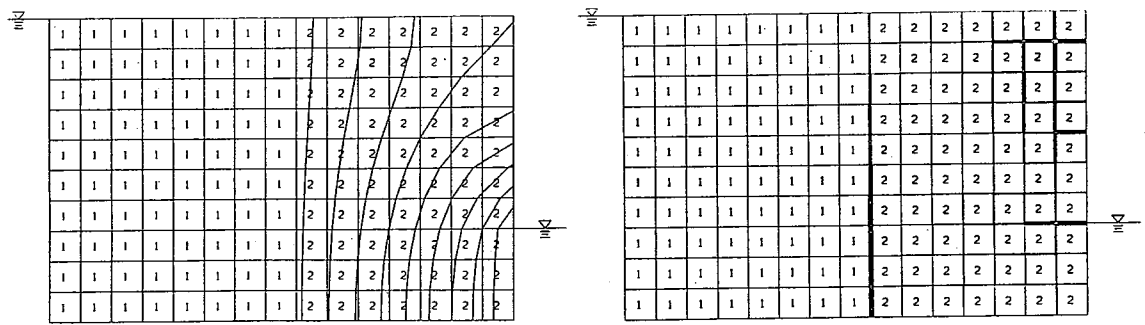
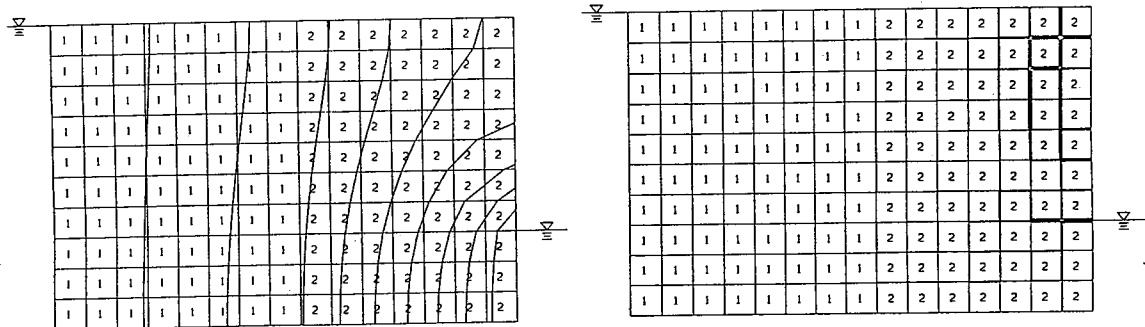


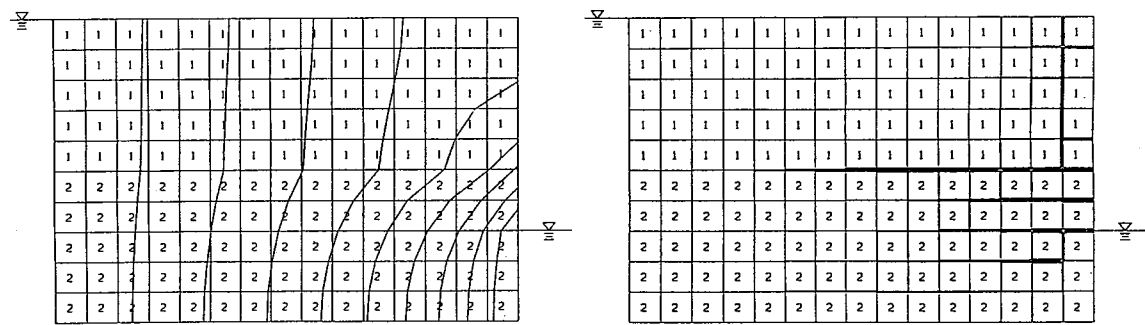
図-6 Mamdaniの推論法の例



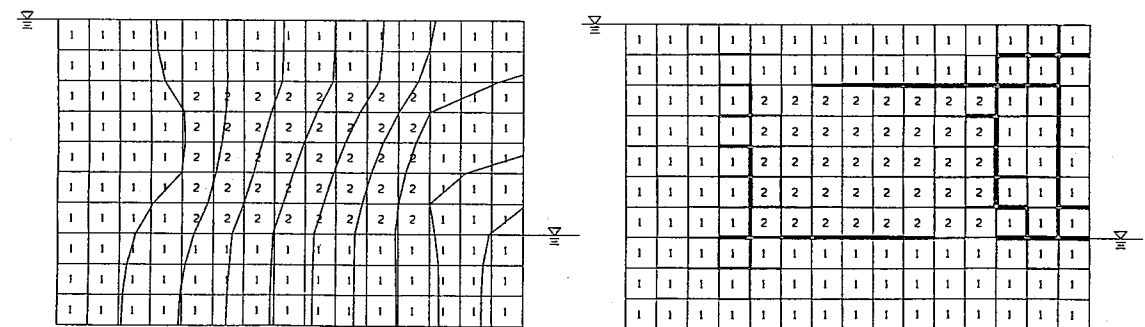
(a) Pattern 1 (透水係数比10)



(b) Pattern 1 (透水係数比2)



(c) Pattern 3 (透水係数比10)



(d) Pattern 9 (透水係数比10)

図-7 領域推定の結果