

ニューラル・ネットワークと遺伝的アルゴリズムによる観測井配置の最適化

○ 岐阜高専専攻科 建設工学専攻 学生員 野田 和宏
岐阜高専 環境都市工学科 正 員 鈴木 孝男

1. はじめに

帯水層定数の同定過程では、観測水位のデータをできるだけ多く集めるのが望ましい。しかし、実際の地下水観測では、限られた数の観測井においてその地点の水位値が得られるにすぎない。また、実際の帯水層は空間的に不規則に分布した不均質場であり、観測水位はその地点の局所性を強く反映して平均的な挙動とは大きく異なる場合がある。これに対して、計算水位は巨視的なモデルパラメータをもつ支配方程式を単純化した境界条件で解いたものであり、観測水位と計算水位とは空間的代表スケールにかなりの隔たりがある。したがって、質の異なる両者を単純に比較する従来からの同定手法では、逆解析が不安定になってパラメータが正しく同定できないことがある。すなわち、従来からの逆解析法は、現地への適用に際して観測情報の不足と帯水層の不均質性という二つの困難を抱えている。本研究では、実用上必要な精度で帯水層定数を求めるのに必要な観測井の本数、およびその配置を入出力の関係を与えれば構築可能なモデルであるニューラル・ネットワークと、観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根と、観測井の本数とを組み合わせる目的関数を最小化するのに遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm 以下 GA)を用いて検討する。

2. 対象とする地下水状態

図-1 のような水平二次元帯水層において、線形化された基礎方程式(1)を順問題として有限要素解析することにより、観測水位(h^{obs})を生成する。

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(T(x, y) \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(T(x, y) \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Re = 0 \quad (1)$$

T :透水量係数, h :地下水位

Re :涵養

計算条件 境界水位 $h_0=10m$ 涵養 $Re=1mm/day$

3. 解析方法

観測井本数を少なくして、帯水層定数を求めるのに、次の目的関数 F を最小化している。

$$F = M - \alpha f \quad (2)$$

$$f = \sqrt{\sum_{i=1}^{15} (h_i^{obs} - h_i^{cal})^2} \quad (3)$$

F :目的関数

f :観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根

α :定数

M :設けた観測井の本数

h_i^{obs} :地盤領域における地点 i での観測井の水位

h_i^{cal} :地点 i での計算水位

図-1 に示すように、15 本に観測井を用いて、観測井配置の最適解を得ようとしているが、観測井の本数が増えると、観測井を設けるか設けないかの組み合わせの数が増え、すべての組み合わせについて観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根 f を算定するとなると計算時間が長くなってしまふ。したがって、ここでは観測井

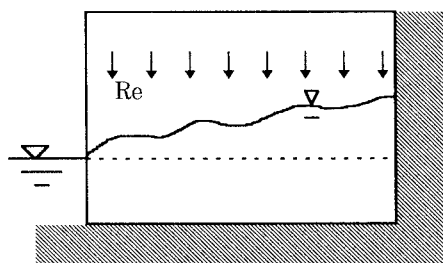


図-1 対象となる地下水状態

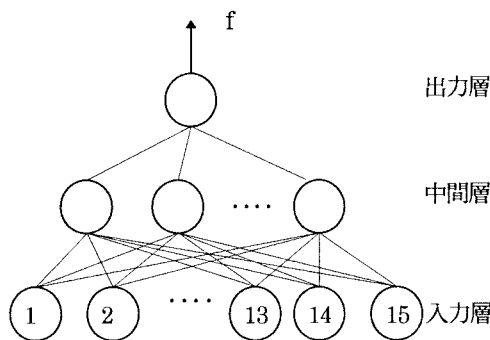


図-2 3層の階層型ニューラル・ネットワーク

配置を任意に 100 組と、観測井を全節点に設けた場合の配置を 1 組、そして観測井を 1 本しか設けなかった場合の配置を 15 組、合計 116 組作成し、観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根を算出し、観測井配置と、観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根の関係をニューラル・ネットワークで構築した。ニューラル・ネットワークは、図-2 の 3 層のネットワークを用い、学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法を用いた。ニューラル・ネットワークの入力値は、図-1 の観測井配置に観測井を設ける場合を 1、設けない場合を 0 と表した観測井配置を 15 個の入力層に入力した。出力層には、式(3)の観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根 f が出力されるようにした。

次に、式(2)の α の値を変化させて GA を用いて、目的関数 F を最小化する観測井配置を得ることとした。GA は淘汰、交叉、突然変異の 3 つの過程を繰り返すことによって、目的関数 F をより満足する変数を見いだすものである。これによってどの観測井がよく用いられるかが分かる。図-3 に本研究のフローチャートを示す。

4. 解析結果

図-4 の地盤領域で式(3)の定数 α を変化させて、目的関数 F を最小化する観測井の本数と配置番号(図-1)の関係が表-1 のように得られた。

表-1

観測井の本数	A : 配置番号	B : 配置番号
1	14	9
2	14, 11	9, 2
3	14, 11, 9	9, 2, 12
4	14, 11, 9, 4	9, 2, 12, 14

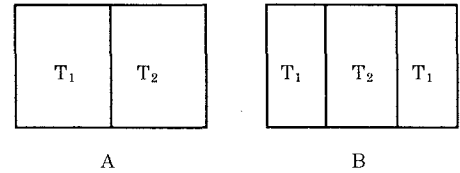


図-4 対象とする地盤領域

5. まとめ

(1)ニューラル・ネットワークの中間層の個数は、幾通りかを比較した中、10 個が適していた。

(2)ニューラル・ネットワークの教師信号が偏った値だったので、学習効果が得られず、観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根の精度が悪かった。学習効果を良くするには、教師信号の偏った値をなくすことであり、そのためには、地盤領域を大きくし、領域分布を増やすべきである。

(3)GA によって得られた観測井の配置は、地盤領域の境界やその付近を示し、最適な観測井配置を示したといえる。

(4)観測井の数が多くなれば、ニューラル・ネットワークを用いて観測井配置と、観測水位と計算水位の差の二乗和の平方根の関係を構築してから、GA で最適な観測井の配置を得ることは、通常解析で行うよりも解析時間を短縮させることができる。

6. 参考文献

1)藤野和徳:揚水による汚染地下水の除去について、地下水・土壤汚染とその防止対策に関する研究集会、日本地下水学会・日本環境学会、pp37~42、1995、11。

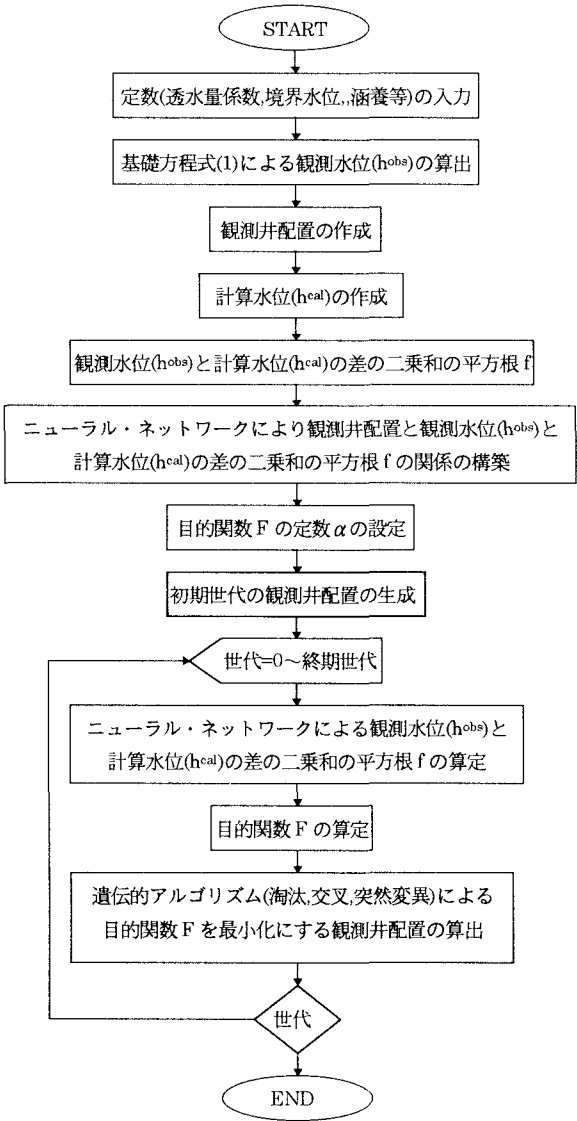


図-3 観測井配置のフローチャート