

# ニューラルネットワークを用いた揚水試験データの解析方法

竹下祐二<sup>1</sup>・深見秀樹<sup>2</sup>・河野伊一郎<sup>3</sup>

1 正会員 学術博 岡山大学講師 環境理工学部環境デザイン工学科 (〒700 岡山市津島中2-1-1)

2 正会員 工修 株式会社大林組 (〒101 千代田区神田町2-3)

3 正会員 工博 岡山大学教授 環境理工学部環境デザイン工学科 (〒700 岡山市津島中2-1-1)

地下水の挙動を定量的に把握するためには、透水係数や貯留係数値といった地盤の浸透特性値を精度良く求めることが重要であり、その原位置透水試験法として揚水試験がよく実施されている。本研究では、揚水試験データの新しい解析方法として、階層型ニューラルネットワークに着目し、揚水試験によって計測される水位低下データの形状をニューラルネットワークによって学習・評価させる方法を提案する。本方法の適用性は被圧異方性帶水層において不完全貫入揚水井を用いた揚水試験モデルおよび実際に現場で計測された揚水試験データを用いて検討を行った。

**Key Words :** pumping test, neural network, hydraulic properties, FEM, groundwater

## 1. はじめに

地下水の挙動を定量的に把握するためには、透水係数や貯留係数値といった地盤の浸透特性値を精度良く求めることが極めて重要である。特に、近年、地盤工学分野において検討すべき浸透問題は多様化、複雑化の様相を呈するようになり、複雑な地盤条件のもとで原位置透水試験を実施し、浸透特性値を評価する必要が生じてきた。従来より、原位置透水試験法としては揚水試験がよく実施されているが、複雑な帶水層条件や試験条件のもとで揚水試験を実施した場合、Theis法やJacob法等に代表される理論解法では浸透特性の評価は困難である。

揚水試験の解析方法に関する従来の研究は、このような制約条件下での揚水試験データの処理を主な目的としてなされてきた<sup>1)-4)</sup>。その一例として、最近では数値解析手法を用いた逆解析手法の適用が提案されている<sup>5)</sup>。この方法は、対象とする帶水層を数値的にモデル化して、計測データを最も良好にシミュレートできる帶水層モデルを同定することにより、モデルに含まれる浸透特性パラメータの推定を行うものである。しかし、モデルの同定過程において、数値解析による浸透流解析と非線形最小二乗法を用いるために、非線形性の強い非定常計算を大量に行う必要があり、演算時間が過大になる等の難点を有している。揚水試験のような原位置試験の解析は現場において直ちに解析されることが望ましく、揚水試験データに逆解析的なアプローチを試みるために、計測データを工学的にシミュレートできる帶水層モデルの構

築とそれを同定するための実用的なアルゴリズムの開発が不可欠であると考えられる。

近年、パターン認識や数値モデリングの一手法としてニューラルネットワークが注目されている。たとえば、ニューラルネットワークの特徴である優れた判断機能やパターン学習・認識機能を利用して、数式化が困難な各種制御を行う情報処理や非線形モデルの同定問題におけるアルゴリズムとしての適用が多くの分野で盛んに行われている<sup>6)</sup>。そこで、本研究では揚水試験データの新しい解析方法として階層型ニューラルネットワークに着目し、揚水試験によって計測される水位低下データの形状をニューラルネットワークによって学習・評価させる方法を提案する。本方法の適用性の検討は、不完全貫入井戸を用いた被圧異方性帶水層における揚水試験を対象として、数値モデルによるシミュレーションデータと実際に現場にて実施された揚水試験データとを用いて行った。

## 2. ニューラルネットワークによる揚水試験データの解析方法

### (1) ニューラルネットワークの動作<sup>7)</sup>

ニューラルネットワークは人間の脳神経細胞網を手本にした、耐ノイズ性、学習・推論機能を有する情報処理システムであり、その汎用性、発展性、柔軟性により多くの分野でその適用が試みられている。ニューラルネットワークの種類としては、階層型と相互結合型があるが、

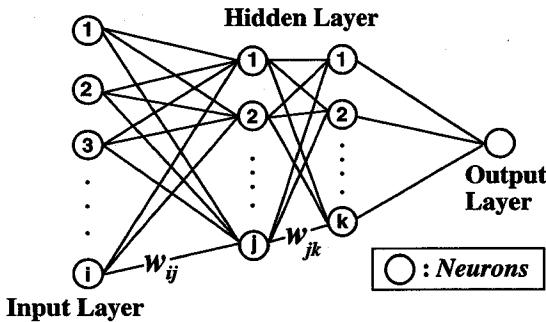


図-1 階層型ニューラルネットワーク

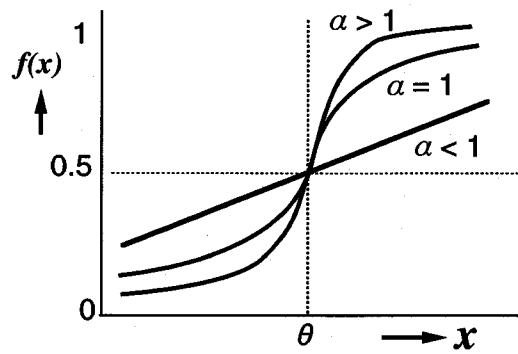


図-2 シグモイド関数

本研究では数式化の容易な階層型ネットワークを用いた。

階層型ニューラルネットワークとは、人間の脳神経細胞(ニューロン)に相当する人工的なモデルであるユニットを図-1に示すように多層に結合させたものである(以後、階層型ニューラルネットワークを単にニューラルネットワークと記す)。ここでは、各層内のユニット間には接続がなく、与えられた情報は入力層から中間層を介して出力層へと一方向のみに伝達されていく。入力層以外のユニットでは前層の各ユニットからの出力値に重み係数  $w$ (結合係数)を乗じたものの総和としきい値との差を任意の応答関数に通して出力される。いま、ニューラルネットワークの  $m-1$  層のユニット  $j$  から  $m$  層のユニット  $k$  への動作を数式表示すれば、次のようにある。

$$x_k^{(m)} = \sum_j w_{jk}^{(m-1,m)} \cdot y_j^{(m-1)} - \theta_k^{(m)} \quad (1)$$

$$y_k^{(m)} = f(x_k^{(m)}) \quad (2)$$

ここに、 $w_{jk}^{(m-1,m)}$ :  $m-1$  層のユニット  $j$  から  $m$  層のユニット  $k$  への重み係数、 $y_j^{(m-1)}$ :  $m-1$  層のユニット  $j$  からの出力値、 $y_k^{(m)}$ :  $m$  層のユニット  $k$  からの出力値、 $\theta_k^{(m)}$ :  $m$  層のユニット  $k$  におけるしきい値、 $x_k^{(m)}$ :  $m$  層のユニット  $k$  への入力の総和。

式(2)における関数  $f$  は動作関数とよばれ、通常、出力値が  $[0, 1]$  で連続的に変化するシグモイド(sigmoid)関数が用いられる。シグモイド関数は次式で与えられ、図-2 のように表示できる。

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-\alpha x - \theta)) \quad (3)$$

ここに  $\alpha$  は、シグモイド関数の形状を左右する係数であり、この値を適切に選定することにより、後述するニューラルネットワークの学習における収束速度を速めることができる。本研究では文献<sup>9)</sup>に示された値を参考にトライアル計算を行い、収束状況の良好であった  $\alpha=4.0$  を用い、 $\theta=0.0$  としている。

つまり、入力層の各ユニットへ与えられたデータは、式(1)～(3)の処理により、順次、中間層を介して出

力層へと伝達されていく。ニューラルネットワークの構築に際して、中間層数や各中間層におけるユニット数はユーザーが試行錯誤的に決定すべき値であるが、理論的には、3層のネットワークによって一般的な非線形関係が表現できている<sup>8)</sup>。

## (2) ニューラルネットワークの学習アルゴリズム

ニューラルネットワークに期待される大きな効用の一つは、学習とよばれる機能である。これは、事例データとそれに対してネットワークが output すべき値(教師データと呼ばれている)をあらかじめ複数組用意しておき、ニューラルネットワークが入力データに対して適切なデータを出力するように自己変化させようとするものである。本研究では学習アルゴリズムとして、教師データと出力データとの残差 2 乗和が最小となるように各層間のユニットの結合係数を変化させる誤差逆伝播学習則(Error Back Propagation, 以後、EBP 法と記す)を採用する<sup>9)</sup>。EBP 法では、次式に示すような教師データ  $T_i$  とネットワークの実際の出力  $O_i$  との 2 乗誤差の総和  $E$  を定義し、 $E$  を評価関数としてそれが最小となるように重み係数を更新する方法を用いる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (O_i - T_i)^2 \rightarrow \min. \quad (4)$$

ここで、 $m$  は出力層のユニット数を表す。

$E$  を最小にするための重み係数  $w$  の修正は次式(5)にて行い、重み係数の修正量  $\Delta w$  は最急降下法を用いて、式(6)により算定する。

$$w_{ij}^{(m)}[n+1] = w_{ij}^{(m)}[n] - \Delta w_{ij}^{(m)}[n] \quad (5)$$

$$\Delta w_{ij}^{(m)}[n] = \varepsilon \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(m)}} \quad (6)$$

ここで、 $[n]$ : 重み係数の修正回数(学習サイクル数)、 $w_{ij}^{(m)}$ :  $m$  層のユニット  $j$  から  $m-1$  層のユニット  $i$  への重み係数。

式(6)における右辺の係数  $\varepsilon$  は収束速度を支配するパラメータであり、文献<sup>9)</sup>に示された値を参考にトライ

アル計算を行い、収束状況の良好であった  $\epsilon=0.1$  なる値を用いた。重み係数の初期値は乱数を用いてランダムに与え、学習データ 1 組ごとに式(4)を評価関数として重み係数を逐次修正していく方法を採用した。

なお、学習を良好に行うためには出力層以外のニューロンの動作関数を 0~1 の範囲に規定する必要があることが知られている。そのため、入力データは次式により規定した後、使用する。

$$P = \frac{(q_{\max} - q_{\min})p_0 + q_{\min} \cdot p_{\max} - q_{\max} \cdot p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \quad (7)$$

ここに、 $P$  は規定された値、 $p_0$  は入力データ、 $p_{\max}$  と  $p_{\min}$  は入力データの最大値、最小値、 $q_{\max}$  と  $q_{\min}$  はスケール値の最大値と最小値であり、本研究では 0.9 と 0.1 を用いた。

### (3) ニューラルネットワークによる揚水試験データの学習と評価

本研究では、揚水試験によって計測される水位低下データのパターンと帶水層条件や水理境界条件の関係を説明するニューラルネットワークの構築を行う。その手順を以下に示す。

①揚水試験条件や浸透特性値等、評価すべきパラメータを種々変化させて数値解析による浸透流解析を行い、評価パラメータに対する水位低下曲線のシミュレーションデータを複数組作成する。

②シミュレーションによって得た非定常水位低下データを入力データ、その際に用いた評価パラメータを教師データとして前述の EBP 法を用い、ニューラルネットワークに学習させる。

③式(4)の評価関数がある所定値以下になった時、このネットワークは学習を終え、揚水試験による水位低下データのパターンを認識するシステムが構築されたことになる。

本システムの特徴は次の点にある。

①揚水試験によって計測される水位低下曲線と帶水層条件や水理境界条件との離散的な入出力関係を事前に学習させることにより、非線形性の強い写像をネットワーク内の重み係数として構築できる。

②計測が予想される水位低下曲線のパターンを滑らかに内挿し、未学習の水位低下データの入力に対しても妥当な浸透特性値を算出できる。

③学習が終了したネットワークに計測された水位低下データを入力すれば、簡単な積和演算を行うだけで迅速に浸透特性値を算定できる。

ここで、一般にいわれる人工知能 (AI システム) との大きな相違点は、各層のニューロンを結合する重み係数を有限要素法による浸透流解析によって数値解析的に決定していることであり、ここには解析担当者の個人的

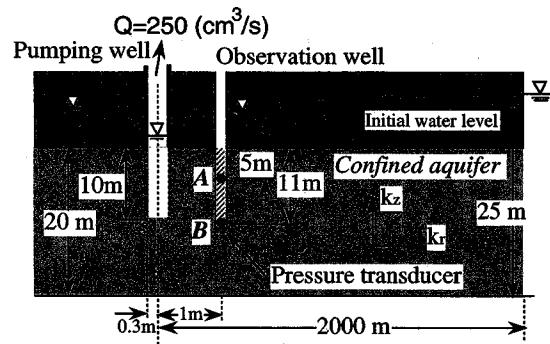


図-3 被圧異方性帶水層における揚水試験モデル

な主觀、経験則は介入しない。また、各種の試験条件下で実施された揚水試験の計測データパターンを適宜学習させ、その結果を蓄積させることでニューラルネットワークは成長し、揚水試験データの解析システムとして、次第にその適用範囲が拡大していくものと期待される。

### 3. ニューラルネットワークによる揚水試験データの解析例

ニューラルネットワークを揚水試験データの解析方法として用いる場合、次の 2 通りのアプローチが考えられる。

①想定される揚水試験条件下における水位低下パターンを事前に学習させたニューラルネットワークを構築し、これを一種の計算図表的に用いて揚水試験データを迅速に評価する。

②揚水試験データを逆解析して浸透特性値の推定を行う際に、ニューラルネットワークを非線形最適化問題における同定アルゴリズムとして使用する。

ここでは、不完全貫入井戸を用いた被圧異方性帶水層における揚水試験を対象として、上記のアプローチ①について数値モデルによるシミュレーションデータによる解析例を、また、②については実際に現場にて実施された揚水試験データを用いて、ニューラルネットワークの適用性、有効性の検証を行った結果を示す。

#### (1) 被圧異方性帶水層における揚水試験モデルへの適用例

##### a) 揚水試験条件

図-3 に示す揚水試験モデルにおいて、水平方向の透水係数  $k_r$ 、鉛直方向の透水係数  $k_z$ 、そして、比貯留係数  $S_s$  の 3 パラメータの評価を行う揚水試験を考える。揚水井戸条件としては、ストレーナ長 10 m の揚水井戸より定流量  $Q=250 \text{ cm}^3/\text{s}$  の揚水を行つものとした。水位計測点は、計測対象地点のみの間隙水圧変化を計測で

表-1 教師データに用いた浸透特性値

No.	$kr(cm/s)$	$kz(cm/s)$	$kz/kr$	$Ss(1/cm)$
1	$1.0 \times 10^{-2}$	$1.0 \times 10^{-2}$	1.0	$1.0 \times 10^{-6}$
2	"	$1.0 \times 10^{-3}$	0.1	"
3	$7.0 \times 10^{-3}$	$7.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
4	"	$7.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
5	$5.0 \times 10^{-3}$	$5.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
6	"	$5.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
7	$3.0 \times 10^{-3}$	$3.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
8	"	$3.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
9	$1.0 \times 10^{-3}$	$1.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
10	"	$1.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
11	$1.0 \times 10^{-2}$	$1.0 \times 10^{-2}$	1.0	$1.0 \times 10^{-7}$
12	"	$1.0 \times 10^{-3}$	0.1	"
13	$7.0 \times 10^{-3}$	$7.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
14	"	$7.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
15	$5.0 \times 10^{-3}$	$5.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
16	"	$5.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
17	$3.0 \times 10^{-3}$	$3.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
18	"	$3.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
19	$1.0 \times 10^{-3}$	$1.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
20	"	$1.0 \times 10^{-4}$	0.1	"

き、かつ、揚水により発生した水平および鉛直流の様相を良好に計測できることを条件に、揚水井戸から1m離れた地点に観測井戸を設け、間隙水圧計を観測井戸孔内にシールして設置することを想定した。間隙水圧計の設置深度は、図-3に示すように揚水井戸のストレーナ設置深度の中間にあたるA点とストレーナ下端から1m下方におけるB点の計2点である。

#### b) ニューラルネットワークの学習

本解析で評価すべき浸透特性値としては、実際の揚水試験現場において比較的よく遭遇する値として、 $kr = 1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-3}$  (cm/s),  $k_z = 1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-4}$  (cm/s),  $S_s = 1.0 \times 10^{-6} \sim 1.0 \times 10^{-7}$  (1/cm) の範囲を考えた。これらの範囲を代表する値として、表-1における透水係数の異方性10パターンおよび比貯留係数2パターンの計20組を選定し、教師データとした。これらの教師データを用いて軸対称浸透流解析<sup>10)</sup>を行って観測点A, Bにおける水位低下データを算出し、ニューラルネットワークに学習させるための事例データとした。それらの一例を図-4に示す。

このように非定常挙動を有する事例データに対しては、適切な観測時間を設定して学習データを作成する必

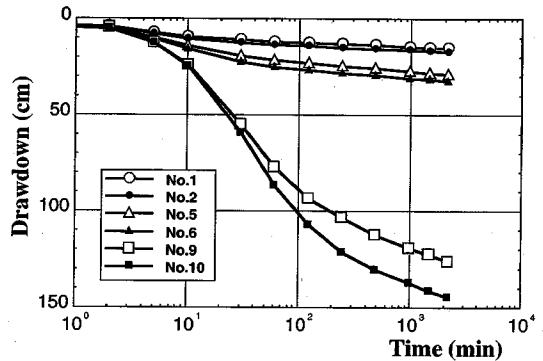


図-4 (a) 学習に用いた水位低下データ（観測点A）

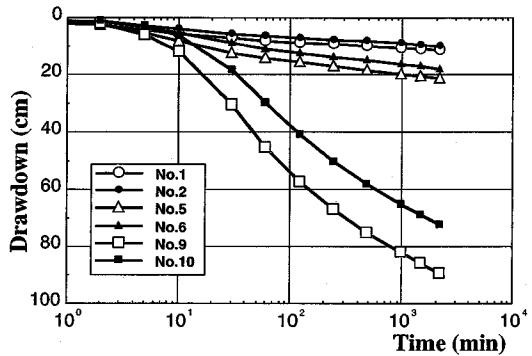


図-4 (b) 学習に用いた水位低下データ（観測点B）

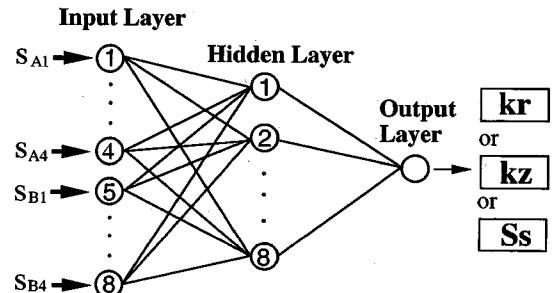


図-5 3層ニューラルネットワーク

要がある。ここでは、水位低下曲線の形状を特徴づける点として、揚水開始後、2分、10分、1時間、16時間の4点の観測時間を採用し、これらの観測時間における水位低下量を学習データとして用いた。これらのデータをEBP法により図-5に示す3層のニューラルネットワークに学習させる。学習の収束基準は前述の式(4)において  $E \leq 1.0 \times 10^{-5}$  とした。

学習は観測点A, Bにおける水位低下量  $s_A$ ,  $s_B$  を水平および鉛直透水係数、比貯留係数の各教師データそれぞれについて行い、独立した3つのニューラルネットワークを構築した。各ニューラルネットワークにおいて

表-2 未学習水位低下データの評価結果

Data No.	parameter	Given value	Given kz / kr	Estimated value	error (%)	Estimated kz / kr	Mean residual R (cm)	
							Point A	Point B
21	kr (cm/s)	4.0x10 <sup>-3</sup>	1.00	4.2x10 <sup>-3</sup>	5.0	0.79	0.9	1.5
	kz (cm/s)	4.0x10 <sup>-3</sup>		3.3x10 <sup>-3</sup>	17.5			
	Ss(1/cm)	5.0x10 <sup>-7</sup>		4.5x10 <sup>-7</sup>	10.0			
22	kr (cm/s)	6.0x10 <sup>-3</sup>	0.33	5.9x10 <sup>-3</sup>	1.7	0.39	0.1	0.5
	kz (cm/s)	2.0x10 <sup>-3</sup>		2.3x10 <sup>-3</sup>	15.0			
	Ss (1/cm)	8.0x10 <sup>-7</sup>		8.5x10 <sup>-7</sup>	6.3			
23	kr (cm/s)	7.0x10 <sup>-3</sup>	0.71	7.1x10 <sup>-3</sup>	1.4	0.73	0.8	0.6
	kz (cm/s)	5.0x10 <sup>-3</sup>		5.2x10 <sup>-3</sup>	4.0			
	Ss (1/cm)	5.0x10 <sup>-7</sup>		6.0x10 <sup>-7</sup>	20.0			

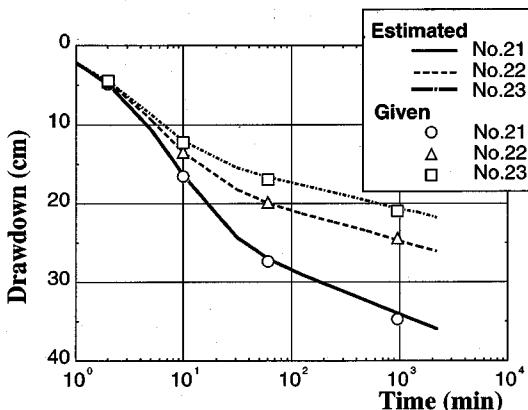


図-6 (a) 未学習水位低下データの評価結果（観測点 A）

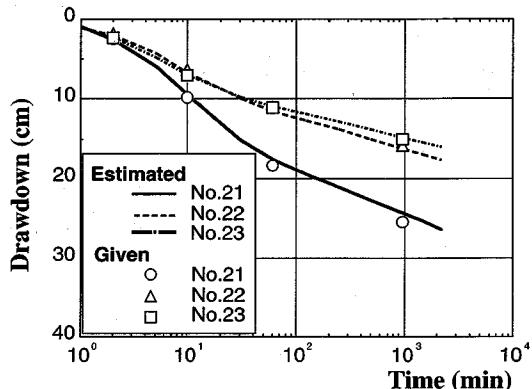


図-6 (b) 未学習水位低下データの評価結果（観測点 B）

学習される入力データ総数は 160 データ {観測時間数 4 × 観測点数 2 × 教師データ (浸透特性値) 数 20} である。

### c) 未学習水位低下データの評価

未学習データとして、表-2 におけるデータ番号 21～23 の浸透特性値について浸透流解析によって水位低下データを算出し、これらをニューラルネットワークによって評価した。推定された浸透特性の値を表-2 に示す。また、推定された浸透特性値を用いて浸透流解析を行い、計算された水位低下量  $Y_i$  と未学習水位低下データ  $y_i$  との比較を図-6 に示し、それらの平均残差  $R$  を次式 (9) で定義した結果を表-2 中に示す。

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^N (Y_i - y_i)^2 \right\}^{1/2} / N \quad (9)$$

ここに、 $N$ : 観測データ数

表-2 によれば、いずれのケースも平均残差は 1 cm 程度であり、ニューラルネットワークの学習・推論機能により未学習の水位低下データを認識、評価して、十分な精度で浸透特性値を算出していると考えられる。

なお、各ニューラルネットワークの学習に要した演算時間は MS-DOS, Pentium (90 MHz) CPU を用いていずれも 10 分程度であり、学習済みのニューラルネットワークによる未学習データの評価は瞬時に終了した。このことから、想定される揚水試験条件における水位低下パターンをあらかじめ学習させたニューラルネットワークを用いれば、揚水試験データを原位置において迅速に評価することが可能であると思われる。

## (2) 揚水試験の実測データへの適用例

### a) 揚水試験概要<sup>11)</sup>

解析に用いた揚水試験の概要を図-7 に示す。この試験は、透水係数の異方性の計測を目的として実施されており、パッカーアンプによって区切られたスクリーンより定流量揚水を行って、水平および鉛直方向の流れを発生させる工夫がなされている。本研究で解析に使用した水位計測点は、図-7 中の観測点 A および B の 2 点であり、間隙水圧計が同一観測孔内にシールして設置されてい

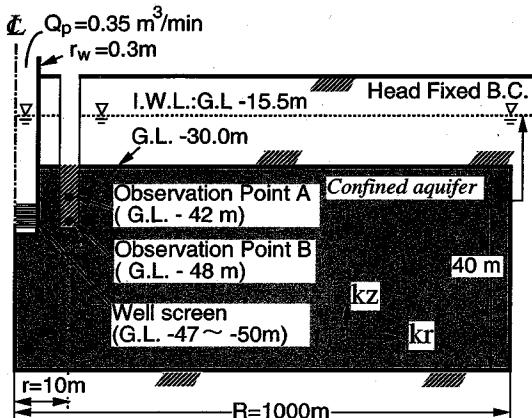


図-7 現場における揚水試験の解析モデル図

る。揚水試験結果として算定すべき浸透特性値は透水係数の異方性 ( $k_r, k_z$ ) および比貯留係数  $S_s$  である。なお、帶水層厚さについては土質調査および電気検層結果等より判断して 40 m として検討を進める。

#### b) 学習データの作成

ニューラルネットワークを逆解析法の同定アルゴリズムとして用いる場合には、評価すべき計測データに対して浸透特性値の適切な教師データ範囲を決定し、学習データを作成する必要がある。この作業は間接法逆問題における未知パラメータの初期値を設定する作業に類似したものである。教師データの設定範囲は逆解析する計測データの特徴や未知パラメータに対する事前情報等より試行錯誤的あるいは経験的に決定されなければならない。ここで、教師データは推定すべき浸透特性値の必要とする値域を十分に覆うように設定することが重要である。これは、ニューラルネットワークの提供する機能が本質的に内挿補間であることに起因している。

本研究では、教師データの設定に関する情報を得るために、帶水層を等方性と仮定し、井戸半径や不完全貫入状態といった揚水試験条件の影響を無視し、計測された水位低下曲線に Jacob 法の適用を試みた。その結果、透水係数  $6.3 \times 10^{-3} \text{ cm/s}$  および比貯留係数  $3.1 \times 10^{-6} \text{ l/cm}$  が得られ、この値を参考に表-3 に示す 8 パターンの教師データを設定した。これらの教師データを用いて、観測点 A, B における水位低下データを浸透流解析により算出した結果を計測データとともに図-8 に示す。学習のための入力データとしては、図-8 中の各教師データにおける水位低下曲線においてプロットで示した 12 点の観測時間における水位低下量を選定した。学習に用いる入力データ総数は 192 データ（観測時間数 12 × 観測点数 2 × 浸透特性数 8）である。

ニューラルネットワークの学習は前節の解析例と同様の方法により、水平および鉛直透水係数、比貯留係数の

表-3 教師データに用いた浸透特性値

Data No.	$k_r(\text{cm/s})$	$k_z(\text{cm/s})$	$k_z/k_r$	$S_s(1/\text{cm})$
1	$1.0 \times 10^{-2}$	$1.0 \times 10^{-2}$	1.0	$1.0 \times 10^{-5}$
2	"	$1.0 \times 10^{-3}$	0.1	"
3	$5.0 \times 10^{-3}$	$5.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
4	"	$5.0 \times 10^{-4}$	0.1	"
5	$1.0 \times 10^{-2}$	$1.0 \times 10^{-2}$	1.0	$1.0 \times 10^{-6}$
6	"	$1.0 \times 10^{-3}$	0.1	"
7	$5.0 \times 10^{-3}$	$5.0 \times 10^{-3}$	1.0	"
8	"	$5.0 \times 10^{-4}$	0.1	"

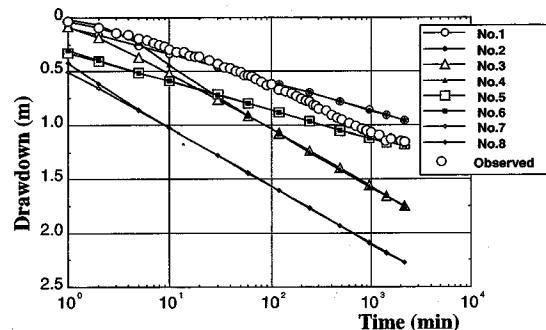


図-8 (a) 計測されたデータと学習に用いた水位低下データ（観測点 A）

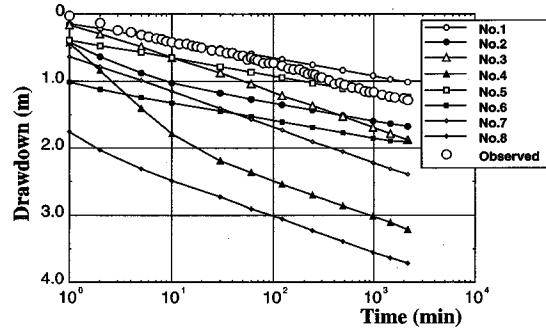


図-8 (b) 計測されたデータと学習に用いた水位低下データ（観測点 B）

教師データそれぞれについて行い、3つのニューラルネットワークを構築した。ここで用いたニューラルネットワークは入力層および中間層が 24 ユニット、出力層が 1 ユニットの 3 層型であり、学習に要した演算時間は MS-DOS, Pentium (90 MHz) CPU にて、それぞれ約 10 秒であった。前節の解析例と比較して学習時間が極めて短い理由は、教師データ数が少ないとによるものである。

#### c) 浸透特性値の算定結果に対する考察

ニューラルネットワークによって推定された浸透特性値および式 (9) による平均残差値を表-4 に示す。ま

表-4 計測水位低下データの評価結果

			Mean residual R (cm)	
kr (cm/s)	kz (cm/s)	Ss (1/cm)	Point A	Point B
$7.1 \times 10^{-3}$	$6.1 \times 10^{-3}$	$4.8 \times 10^{-6}$	9.8	10.6

表-5 比貯留係数の再学習に用いた教師データ

Data No.	kr(cm/s)	kz(cm/s)	Ss(1/cm)
9	$7.1 \times 10^{-3}$	$6.1 \times 10^{-3}$	$1.0 \times 10^{-6}$
10	$7.1 \times 10^{-3}$	$6.1 \times 10^{-3}$	$5.0 \times 10^{-6}$

表-6 比貯留係数の再学習による再評価結果

			Mean residual R (cm)	
kr (cm/s)	kz (cm/s)	Ss (1/cm)	Point A	Point B
$7.1 \times 10^{-3}$	$6.1 \times 10^{-3}$	$3.1 \times 10^{-6}$	4.4	4.0

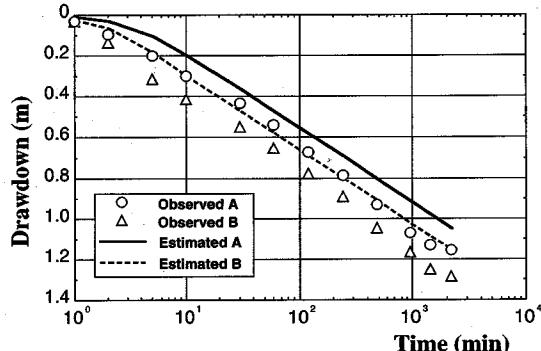


図-9 計測された水位低下データの評価結果

た、推定された各浸透特性値を用いて浸透流解析を行い、算出された水位低下曲線と水位低下計測データとを比較したものを図-9に示す。ニューラルネットワークによって推定された水位低下曲線の勾配は計測データのそれにはば等しいが、水平方向（時間軸方向）にずれを生じている。このことは、比貯留係数の推定精度に改善の余地があることを示している。そこで、比貯留係数値のニューラルネットワークについて、表-5に示す教師データを与えてニューラルネットワークを再学習させ、再度、計測データの評価を試みた結果、表-6に示す比貯留係数値が推定された。この値を用いて浸透流解析を行った結果を図-10に示すが、計測データとの残差は減少し、計測データは十分シミュレートされていると考えられる。

本解析でニューラルネットワークの学習に要した浸透流解析の実行回数は10回であった。これは、間接法による逆解析法においてGauss-Newton法アルゴリズムを用い、数値微分法にて感度係数の算出方法を行う場合、一回の反復計算に要する浸透流解析の回数が（未知パラメータ数+1）回である<sup>12)</sup>ことから判断して、ほぼ同程

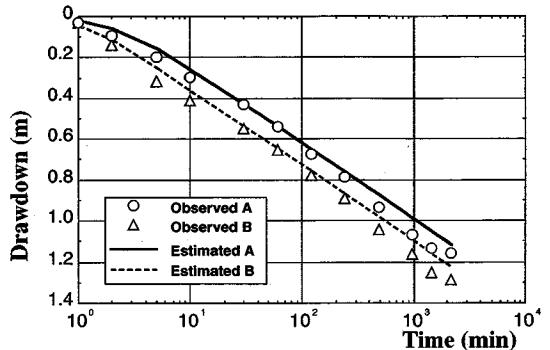


図-10 比貯留係数の再学習による評価結果

度か、少ない計算量であるといえる。そして、ニューラルネットワークの学習のために実行する浸透流解析は、解析担当者が設定した任意の浸透特性値にて行われるため、安定した解が期待でき、逆解析のパラメータ探索過程で遭遇する不適切問題や非線形性の強いパラメータの推定による解の不安定現象が生じる可能性は極めて小さいと思われる。また、解析担当者が試行錯誤的に未知パラメータを設定し、数値解析により計測データをシミュレートしていた作業に対しては、ニューラルネットワークの学習機能の適用により、数値解析の試行回数を低減させることができるとと思われる。以上がニューラルネットワークを逆問題に適用するまでの利点である。一方、難点はニューラルネットワークによって推定される値は学習された教師データに依存する点である。この傾向は評価すべきパラメータ数の増加に伴って顕著になると予想され、ニューラルネットワークの工学的な利用に際しては、学習に用いる多様な事例データの収集および教師データの設定方法についての検討が必要である。

#### 4. 結論

本研究では、揚水試験データの新しい解析方法として、揚水試験によって計測される水位低下データの形状をニューラルネットワークによって学習・評価させる方法を提案した。本方法の適用性の検討は、不完全貫入井戸を用いた被圧異方性帶水層における揚水試験を対象として、数値モデルによるシミュレーションデータと実際に現場にて実施された揚水試験データを用いて行った。本研究によって得られた成果を要約すると以下のようである。

(1) 現場にて想定される揚水試験条件下において、計測される水位低下パターンをあらかじめ数値シミュレーションによって作成し、これらをニューラルネットワークに学習させた。学習済みニューラルネットワーク

を用いて未学習の水位低下データの評価を試みた結果、迅速に、かつ十分な精度で浸透特性値を推定することができる事を示し、揚水試験データを原位置において直ちに解析、評価することが可能であることを述べた。

(2) ニューラルネットワークの学習・推論機能を逆解析における同定アルゴリズムとして使用し、実際に計測された揚水試験データを解析した結果、計測データを良好にシミュレートできる浸透特性値が推定された。ニューラルネットワークを逆問題に適用する上での利点は、従来の間接法による逆解析手法に比べて、ほぼ同程度か、少ない回数の浸透流解析よって浸透特性値の推定が可能であること、そして、ニューラルネットワークの学習のために実行する浸透流解析は、逆解析時のそれに比較して、安定した解が期待できる点である。また、解析担当者が試行錯誤的に未知パラメータを設定し、数値解析により計測データをシミュレートしていた作業に對しては、ニューラルネットワークの学習機能の適用により、数値解析の試行回数の低減が可能である。

(3) 本解析方法の適用上の留意点として、ニューラルネットワークの提供する学習機能が本質的に内挿補間であることから、ニューラルネットワークの学習に用いる多様な事例データの収集および教師データの設定方法についての検討が必要である。

謝辞：本研究の遂行にあたり、解析に協力していただいた本学卒業生、加藤雄司君、ならびに揚水試験の計測データを提供していただいた清水建設（株）高坂信章氏に謝意を表します。

## 参考文献

- 1) Hantush, M.S. : Analysis of data from pumping test in leaky aquifers, *Transactions, American Geophysical Union*, Vol.37, No.6, pp.702-714, 1956.
- 2) Hantush, M.S. : Hydraulics of wells, *Advances in Hydroscience*, Vol.1, pp.281-433, 1964.
- 3) Papadopoulos, I.S. and Cooper, Jr. H.H. : Drawdown in a well of large diameter, *Water Res. Res.*, Vol.3, No.1, pp.241-244, 1967.
- 4) Neuman, S.P. and Witherspoon, P.A. : Theory of flow in a confined two aquifer system, *Water Res. Res.*, Vol.5, No.4, pp.803-816, 1969.
- 5) 河野伊一郎、西垣 誠、竹下祐二：逆解析手法を用いた被圧帶水層における揚水試験結果の解析方法、土質工学会論文報告集、Vol. 29, No. 2, pp. 159-168, 1989.
- 6) 中野馨編：ニューロコンピュータの基礎、コロナ社, pp. 248, 1990.
- 7) 八名和夫、鈴木義武：ニューロ情報処理技術、海文堂, pp. 161, 1992.
- 8) Funabashi, K. : On the approximate realization of continuous mappings by neural networks, *Neural Networks*, 2, pp.183-192, 1989.
- 9) 市川絢：階層型ニューラルネットワーク、共立出版(株), pp. 248, 1993.
- 10) 西垣 誠、高坂信章：井戸半径を考慮した揚水試験における水位低下特性とその解析法、土質工学会論文報告集、Vol. 24, No. 4, pp. 194-204, 1984.
- 11) 高坂信章、三宅紀治、平野文昭：大深度地下開発における地下水問題と部分揚水試験法の提案、地下水学会誌、第32巻, pp. 209-220, 1990.
- 12) Yeh, W.W.-G. : Review of Parameter Identification Procedures in Groundwater Hydrology : The Inverse problem, *Water. Res. Res.*, Vol.22, No.2, pp.95-108, 1986.

(1995.4.6 受付)

## NEURAL NETWORK APPROACH TO EVALUATE DRAWDOWN CURVES FROM PUMPING TEST

Yuji TAKESHITA, Hideki FUKAMI and Ichiro KONO

The soil hydraulic properties, coefficient of permeability and storage are essential data to predict the behavior of groundwater. Pumping tests are usually performed to determine these properties. In this paper, a new approach to evaluate soil hydraulic properties from drawdown curves which are obtained by pumping tests has been developed. In our proposed method the pattern-matching capability of a neural network is used. The neural network is trained to recognize patterns of drawdown data as input and corresponding hydraulic properties in the confined aquifer as output. The trained network produces output of hydraulic properties when it receives pumping test data as the input patterns. Drawdown data which are observed in an anisotropic confined aquifer are used to evaluate availability of our proposed method.