

## ニューラルネットワークを用いた単孔式透水試験の解析

岡山大学環境理工学部 正会員 竹下祐二  
 岡山大学大学院 学生員 中澤一磨  
 岡山大学環境理工学部 正会員 河野伊一郎

## 1. はじめに

原位置透水試験法として、単孔式透水試験はその簡便さと経済的な利点からよく実施されているが、単孔式透水試験データの整理はHvorslevの式に代表される理論式による方法が一般的であり、報告されるパラメータは、通常、透水係数のみで、貯留係数や計測された水位回復パターンなど帯水層の水理的特徴についての考察は十分であるとは言いがたい。そのため、従来は、共役勾配法等を用いた間接法による逆解析手法を用いて透水係数と比貯留係数を同時に算定する手法が提案されている。本研究では、単孔式透水試験データの新しい工学的評価方法として、学習・推論機能を有する情報処理システムであるニューラルネットワークを用いた浸透特性値の算定システムの開発を行った。

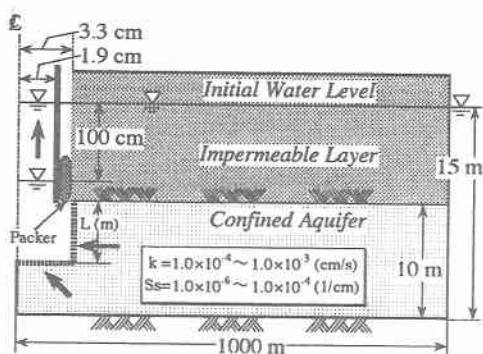


図-1 解析モデル

## 2. 未知パラメータの感度解析

解析に用いた軸対称地盤モデルを図-1に示す。このモデルを用いて浸透流解析<sup>1)</sup>を行い、種々の浸透特性値や試験区間長さLに対する水位回復データを算出する。得られたシミュレーションデータの一例を図-2, 3に示す。これらより、水位回復曲線の形状は、浸透特性値や試験区間長さによって、種々の形状を有することが分かる。図-4は(k, Ss)値が水位回復曲線に及ぼす感度解析を行った結果であり、図中のコンターは次式で表される値で、コンター形状が局所的であるほどパラメータの感度が強いことになる。

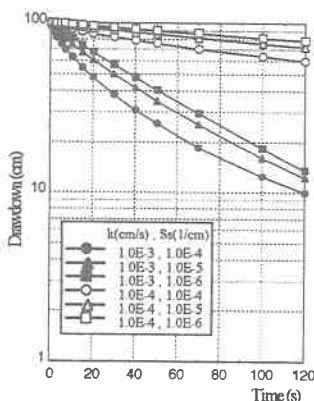


図-2 水位回復曲線 (L = 1 m)

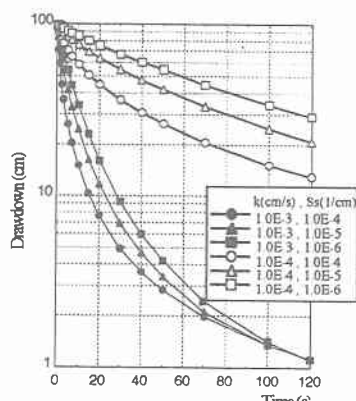


図-3 水位回復曲線 (L = 7 m)

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^n (s_i - s_i') / n \right\}^{1/2} \quad (1)$$

ここに、 $s_i$ :基準値( $k=4.0 \times 10^{-4}$  cm/s,  $S_s=1.0 \times 10^{-6}$  cm<sup>-1</sup>)における浸透流解析によって算出した水位回復データ、 $s_i'$ :任意の( $k, S_s$ )値における浸透流解析によって算出した水位回復データ、 $n$ :水位回復データ数である。図-4によれば、透水係数に比べて比貯留係数の感度が悪いことが分かる。よって、単孔式透水試験の解析を逆解析的に行う場合、比貯留係数値を透水係数値と同様の精度で算定することにはやや難があると判断される。

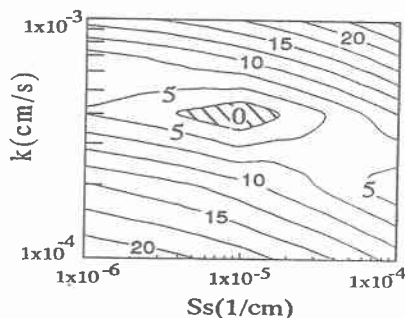


図-4 感度解析結果 (L = 1 m)

### 3. ニューラルネットワークによる単孔式透水試験データの解析

上述の感度解析結果を踏まえて、比貯留係数値の推定はあらかじめ設定した比貯留係数値のあてはめによって対処し、工学的に十分な精度で水位回復曲線がシミュレートされる浸透特性値を算定することを目的としたシステムを作成した。その手順を以下に示す。なお、試験区間長さ(L/D)は既知としている。

①  $1.0 \times 10^{-6} \sim 1.0 \times 10^{-4} \text{ cm}^{-1}$  の範囲から7点 ( $1.0 \times 10^{-6}$ ,  $2.5 \times 10^{-6}$ ,  $5.5 \times 10^{-6}$ ,  $1.0 \times 10^{-5}$ ,  $2.5 \times 10^{-5}$ ,  $5.5 \times 10^{-5}$ ,  $1.0 \times 10^{-4} \text{ cm}^{-1}$ ) の比貯留係数値を選定し、それぞれの比貯留係数値において、 $1.0 \times 10^{-4} \sim 1.0 \times 10^{-8} \text{ cm/s}$  の範囲で透水係数を変化させた浸透流解析を複数回行って、水位回復曲線を学習させた階層型ニューラルネットワーク(ニューロン数: 入力層15, 中間層15, 出力層1)を構築する<sup>2)</sup>。

② ①で構築された7つのニューラルネットワークより、比貯留係数値が  $1.0 \times 10^{-6}$ ,  $1.0 \times 10^{-5}$  および  $1.0 \times 10^{-4} \text{ cm}^{-1}$  の3つのニューラルネットワークにより、観測された水位回復データを評価し、透水係数値を推定する。

③ 推定された透水係数値による浸透流解析を行って、観測データと数値解析データとの残差を計算する。

④ ③において最も残差の小さかった比貯留係数値の値をもとに、必要に応じて残りのニューラルネットワークによる評価を試み、透水係数値と比貯留係数値の推定を行う。

以上の②～④の手順をバッチ処理するシステムを作成すれば、上記の作業に要する浸透流解析の回数は3~4回程度であり、また、ニューラルネットワークによる透水係数値の評価が瞬時に終了することより、間接法逆解析によるアルゴリズムに比較し、少ない演算量にて(k, Ss)値の算定が可能であると思われる。

図-5, 6, 表-1は未学習の水位回復データを評価した結果であるが、十分な精度で透水係数値が算定されており、Hvorslevの式では評価の困難な比貯留係数値についても満足される値が推定されていると考えられる。図-5 未学習データ解析結果 (L=1 m)

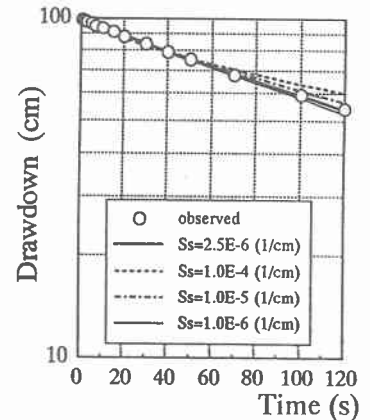


図-5 未学習データ解析結果 (L=1 m)

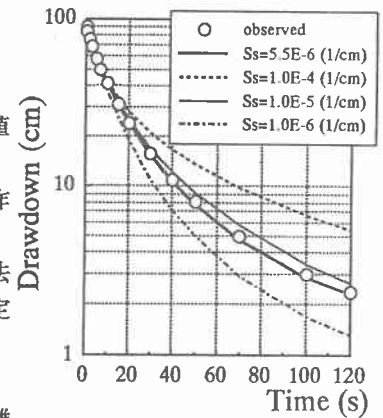


図-6 未学習データ解析結果 (L=7 m)

### 4. おわりに

今後はさらに複雑な帯水層条件における単孔式透水試験データの学習を行ったニューラルネットワークの構築を試み、帯水層特性の同定システムの検討を進める予定である。

### <参考文献>

- 1) 河野一郎・西垣 誠: 原位置透水試験の解析手法に関する研究, 「土質工学会論文報告集」, Vol. 23, No. 4, pp. 157-170, 1983.
- 2) 市川 紘: 「階層型ニューラルネットワーク」, 共立出版(株), pp. 22-56, 1993.

表-1 浸透特性算定結果

| L/D | Case     | k (cm/s) | Ss (1/cm) | k-誤差 (%) | Ss-誤差 (%) | 平均残差 (cm) |
|-----|----------|----------|-----------|----------|-----------|-----------|
| 0.1 | 真値       | 2.50E-4  | 3.0E-6    |          |           |           |
|     | Hvorslev | 3.66E-4  | ****      | 46.4     | ****      | ****      |
|     | NEURAL1  | 2.95E-4  | 1.0E-6    | 18.0     | 66.7      | 0.7       |
|     | NEURAL2  | 1.95E-4  | 1.0E-5    | 22.0     | 233.3     | 0.8       |
|     | NEURAL3  | 1.04E-4  | 1.0E-4    | 58.4     | 3233.3    | 2.3       |
|     | NEURAL4  | 2.61E-4  | 2.5E-6    | 4.4      | 16.7      | 0.3       |
| 0.7 | 真値       | 5.50E-4  | 7.0E-6    |          |           |           |
|     | Hvorslev | 6.09E-4  | ****      | 10.7     | ****      | ****      |
|     | NEURAL1  | 8.90E-4  | 1.0E-6    | 61.8     | 85.7      | 3.0       |
|     | NEURAL2  | 4.85E-4  | 1.0E-5    | 11.8     | 42.9      | 0.7       |
|     | NEURAL3  | 2.26E-4  | 1.0E-4    | 58.9     | 1328.6    | 3.9       |
|     | NEURAL4  | 5.80E-4  | 5.5E-6    | 5.5      | 21.4      | 0.3       |