

III - A 276

電気探査法を用いた不飽和浸透特性値の原位置計測法に関する考察

中国電力	正会員	小西克文
岡山大学環境理工学部	正会員	竹下祐二
ダイヤコンサルタント	正会員	井上 誠
岡山大学環境理工学部	正会員	河野伊一郎

1.はじめに

飽和・不飽和浸透流解析の入力データとして不飽和浸透特性が必要であるが、その原位置測定手法は確立されていない。そこで、本研究では電気探査法を用いた不飽和浸透特性値の原位置測定法の提案を行い、数値シミュレーションにおいてその実行可能性の検証を行った。

2.原位置試験法

図-1に示すように、不飽和状態の地盤にAuger孔を掘削し、これより定圧注水を行い、定常流入流量より体積含水率の非定常挙動を電気探査によって見掛け比抵抗値の変化としてとらえ、容易に不飽和浸透特性を算定する方法を提案する。不飽和浸透特性値はvan Genuchtenの関数モデルを用いて表現する。

方法としては、電極を地表面にAuger孔から5cmピッチで打ち込み、電気探査によってAuger孔近傍の地盤内の見掛け比抵抗値を計測する。浸透流解析における初期・境界条件を図-2に示す。電気探査法では地盤の状態を比抵抗値によって評価するために、実際に体積含水率（圧力水頭）の定量的評価を行う場合は比抵抗値から体積含水率への変換式が必要となる。その変換式として Archie 式<sup>1)</sup>を用いた。

$$\rho/\rho_w = (\theta/n_e)^{-m} \quad (1)$$

ここで、 $\rho$ :地盤の比抵抗値、 $\rho_w$ :間隙水の比抵抗値、

3.地盤のモデル化  $m$ :膠結係数、 $n_e$ :間隙率

本研究では、定水位透水試験のシミュレーションとして飽和・不飽和浸透流解析を行った結果を用いて地盤を比抵抗モデルにモデル化し、それを初期データとしたFEMによる電位分布解析を行う。この定水位透水試験のシミュレーション結果を図-3に示す。本研究では、この地盤内の体積含水率分布より地盤の比抵抗分布を10パターン程度に分類するが、その際パターンに与える比抵抗値が解析結果にもたらす影響は大きいものと考えられる。このパターンの比抵抗値の決定法として画像処理の分野で用いられているヒストグラム平坦化手法<sup>2)</sup>を用いた。この手法を用いた地盤の比抵抗モデル図を図-4に示す。

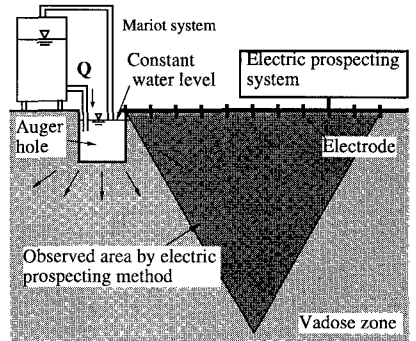


図-1 原位置試験法

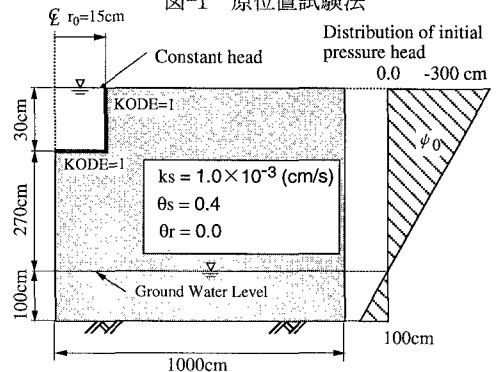


図-2 初期・境界条件図

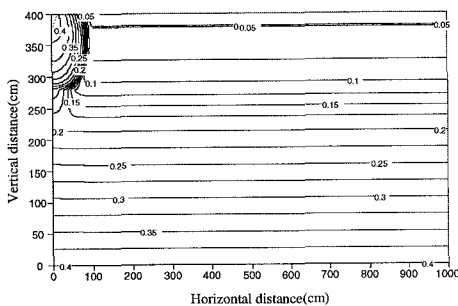


図-3 定水位透水試験による体積含水率分布 (Time = 500min)

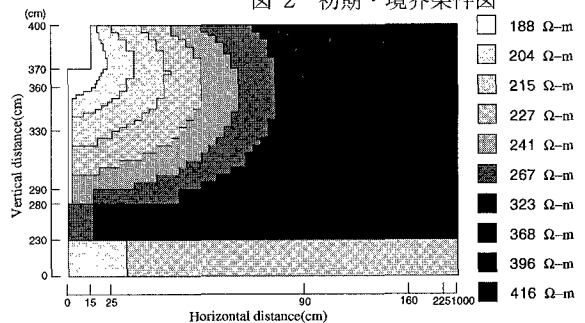


図-4 比抵抗モデル図

4.不飽和浸透特性パラメータの算定

本研究では、前節で述べたような電気探査を実施した場合に計測される見掛け比抵抗の変化率の計測パターンを、電気探査法の2極法の見掛け比抵抗表示点の関係より図-5のような計測線について算定し、これらの計測線上的見掛け比抵抗変化率の分布形状を求める。この見掛け比抵抗変化率は次式で定義する。

$$C_r = |\rho_a - \rho_o| / \rho_o \quad (2)$$

ここで、 $\rho_a$ :定水位透水試験開始後の見掛け比抵抗値、  
 $\rho_o$ :定水位透水試験開始前の見掛け比抵抗値

本研究では、原位置において定水位透水試験条件のもとで、評価すべき不飽和浸透パラメータ（van Genuchtenの不飽和浸透パラメータ  $\alpha$ ,  $n$ ）を変化させながら飽和・不飽和浸透流解析および電位分布解析を複数回実行し、評価パラメータに対する比抵抗変化率を算出する。これを学習データとして、誤差伝搬学習則（バックプロパゲーション）なる学習アルゴリズムを用いた階層型ニューラルネットワーク<sup>4)</sup>によって不飽和浸透特性を算定する。

事前に行った感度解析結果より不飽和浸透特性パラメータ  $\alpha$ 、 $n$  を同時に算定することは困難であると考えられ、ここでは、事前に  $n$  の値を推定しておき、これを用いて  $\alpha$  を算定する方法を提案する。ここで  $\alpha$ 、 $n$  の算定に用いる学習データとしては計測時間  $Time=1200(min)$  のものを用いる。

(1) 不飽和浸透パラメータ  $n$  の算定

$n$  の値の算定例を図-5に示す。図に示すように不飽和浸透パラメータ  $n$  は、内挿補間より  $n$  の推定値を算定する。ただし、本研究では、算定データを内挿補間している2つのグラフのパラメータ  $n$  の値を、算定データの真の  $n$  がとりうる値としてそれらをその代表値とする。

(2) 不飽和浸透パラメータ  $\alpha$  の算定

$\alpha$  の算定は、(1)のような方法で  $n$  の値を算定しておき、その推定値  $n$  の値より、あらかじめ作成しておいた学習データを用いてニューラルネットワークより算定する。本研究において、対象とする地盤の不飽和浸透特性値は、VGモデルのパラメータで  $\alpha=0.01\sim 0.04$ 、 $n=2.0\sim 4.0$  としているので、学習データとしては、この未知データをカバーするように作成した。表-1にニューラルネットワークにより評価された不飽和浸透特性の算定値を示す。表-1中の平均残差  $R$  は真の不飽和浸透特性値と算定結果とを用いて浸透流解析によって得られた体積含水率の平均残差を次式で示す。

$$R = \{ \sum (s_i - s_i')^2 / n \}^{1/2} \quad (3)$$

$s_i$ :算定された不飽和浸透特性による体積含水率、 $n$ :観測時間数、 $s_i'$ :真の不飽和浸透特性による体積含水率

またこの算定されたパラメータ値の中で、比較的誤差の大きいEstimate4の不飽和浸透特性値の算定値を用いて飽和・不飽和浸透流解析より得られた体積含水率の経時の変化を図-7に示す。

表-1を見ると少々誤差が大きいものも見られるが、これは、 $n$  の値は算定値ではなく、内挿補間によって得られた推定値であるため、この  $n$  の値を用いて  $\alpha$  を算定することによるものである。

本手法では、 $n$  を算定する際の内挿補間を行うデータとして2.0~4.0の間で0.5刻みで学習データを作成しているが、この刻みをさらに細かくし、 $n$  の値を真の値により近い値を算定してやれば、もっと誤差の小さい算定値がえられると考えられる。しかし、平均残差  $R$  は、パラメータ  $n$  の誤差が大きいものでもごく小さな値になり、図-7においても十分有意義な値が算定されていると考えられる。

【参考文献】

- 1) 佐々宏一ら：建設・防災技術者のための物理探査、森北出版株式会社、pp.211-213、1993、
- 2) 塩野 充：BASIC画像処理プログラム150選、オーム社、pp.16-17、1988、
- 3) 市川 鉦：階層型ニューラルネットワーク、共立出版株式会社、pp.1-56、1993

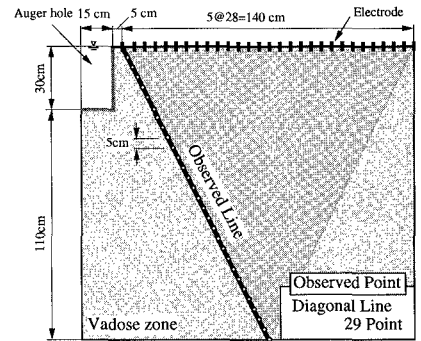


図-5 計測ライン

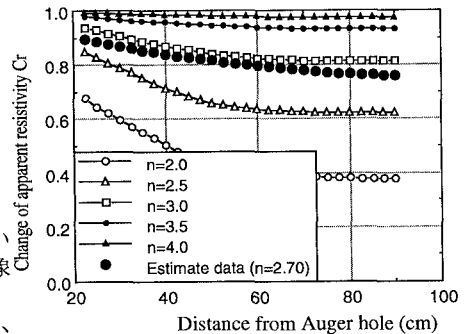


図-6 n の算定例

表-1 算定結果

Data No.	REAL (a)	REAL (n)	Est data Name	Given (a)	Given (n)	Error (%)	Average Error (R)
Estimate 1	0.012	2.70	GIVEN 1-1	0.0138	2.50	15.00	0.013
			GIVEN 1-2	0.0099	3.00	-17.50	0.016
Estimate 2	0.012	2.80	GIVEN 6-1	0.0148	2.50	23.30	0.021
			GIVEN 6-2	0.0106	3.00	-11.70	0.010
Estimate 3	0.032	2.40	GIVEN 10-1	0.0512	2.50	15.00	0.010
			GIVEN 10-2	0.0280	2.00	-12.50	0.030
Estimate 4	0.012	2.20	GIVEN 13-1	0.0159	2.00	32.50	0.020
			GIVEN 13-2	0.0090	2.50	-25.00	0.023
Estimate 6	0.032	3.70	GIVEN 14-1	0.0352	3.50	10.00	0.059
			GIVEN 14-2	0.0278	4.00	-13.10	0.038

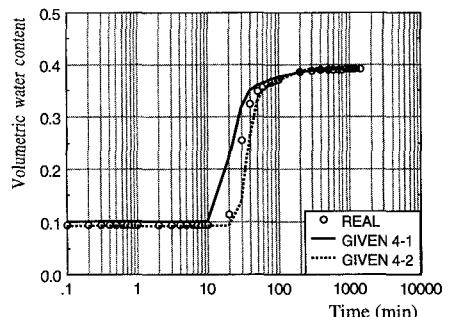


図-7 算定結果 (Estimate 4)