

ニューラルネットワークによるタンクモデルパラメータの推定

大林組技術研究所 正会員 栗原 正美
 同上 正会員 須藤 賢
 同上 フェロー 上野 孝之

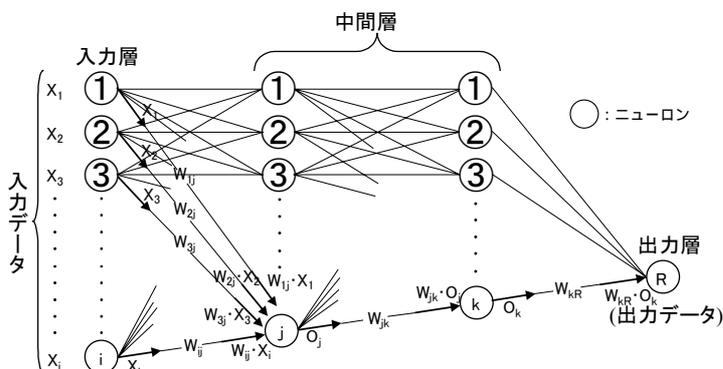
1. はじめに

菅原の提案したタンクモデル¹⁾は流出現象の非線形性を表現できることから、流出解析に広く用いられている。タンクモデルを構築するには、一般に観測流量等に適合するようにモデルの未知パラメータを試行錯誤的に変化させて求めるため、多くの労力を要する。この点がタンクモデル解析の課題となっている。

この報告では、既存の降雨 - 地下水位記録を用い、階層型ニューラルネットワーク(以降、単にニューラルネットワークと称する)によってタンクモデルパラメータを推定した結果について述べる。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの構造を図 - 1²⁾に示す。データは、入力層から出力層に向かって一方向に伝えられる。いくつかの学習データを与えると、誤差逆伝搬法によって入力に対して正しい出力が得られるように結合荷重が求められ、ネットワークが構築できる。ニューロンへの入出力データは、図中の式で定義される。



i から j への入力 y_j : $y_j = \sum_i W_{ij} x_i$ W_{ij} : i から j への結合荷重
 x_i : i からの出力値
 j からの出力 O_j : $O_j = f(y_j)$ $f(y_j)$: シグモイド関数

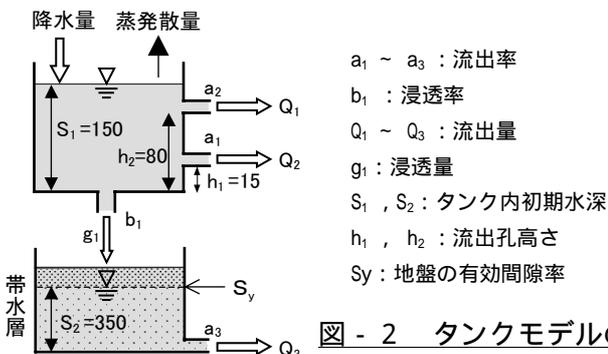
図 - 1 ニューラルネットワークの構造

3. タンクモデル

地下水位変動を評価するタンクモデルの構造を図 - 2に示す。蒸発散量はソーンズウェイト式を用いて評価した。下段タンクを帯水層と見なし、次式によって地下水位 S_g に換算する。

$$S_g = S_2 / S_y \quad (1)$$

今回の事例では、図中の h_1, h_2, S_1, S_2 は水位変動にほとんど影響しないことが事前の感度解析から確認されているため、図示するような値に固定した。流出率 $a_1 \sim a_3$ 、浸透率 b_1 、有効間隙率 S_y をニューラルネットワークで推定した。検討に用いた観測データは、東京都清瀬市の浅層地下水位記録³⁾と隣接する埼玉県所沢市の降水記録で、図 - 3に示す1997~1999年の3年間のデータを用いた。地下水位は、武蔵野礫層の不圧地下水が対象層で、観測井のストレナは地表面から7~9mの位置に設けられている。



$a_1 \sim a_3$: 流出率
 b_1 : 浸透率
 $Q_1 \sim Q_3$: 流出量
 g_1 : 浸透量
 S_1, S_2 : タンク内初期水深
 h_1, h_2 : 流出孔高さ
 S_y : 地盤の有効間隙率

図 - 2 タンクモデルの構造

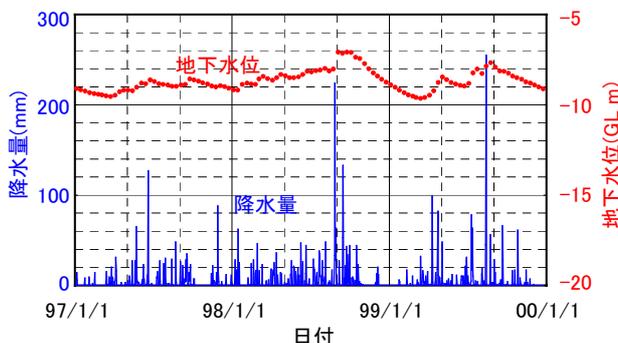


図 - 3 観測記録

ニューラルネットワーク、タンクモデル、地下水位

〒204-8558 東京都清瀬市下清戸 4-640 TEL 0424-95-0939 FAX 0424-95-0903

4. タンクモデルパラメータの推定

4.1 推定方法

5個のパラメータを推定するため、独立した5つのニューラルネットワークを構築した⁴⁾。学習に用いた各パラメータの範囲を表-1に示す。()内の値を基準にし、求めるパラメータ値のみを変化させて何本かの地下水位曲線を作成し、学習データとした。a₃を例にした学習データを観測値と併せて図-4に示す。図に示すように水位変動形状の特長を表す点を何点か指定し、それぞれの日付に対する計算地下水位と対応するパラメータ値の組み合わせを学習させることで、ニューラルネットワークを構築した。学習は、誤差が1×10⁻⁷以下となるか、学習回数が5万回を越えた時点で終了とした。構築後のネットワークに観測値を入力することで、タンクモデルパラメータが推定できる。

4.2 推定結果

各パラメータの推定結果を表-2に示す。地盤の有効間隙率S_y(=0.215)は、砂礫や粗砂の標準的な値⁵⁾の範囲内で、妥当な数値と考えられる。表-2の値を用いたタンクモデルで地下水位変動を算定した結果を図-5に示す。全体的な水位変動傾向が上手く表現されていることが分かる。計算値と観測値の違いの程度を次式で評価すると、

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - y_i)^2} \quad (2) \quad E: \text{評価関数} \quad N: \text{データ数} \quad Y_i: \text{計算値} \quad y_i: \text{観測値}$$

26cmとなり、年間約2.6mの実測水位変動幅に対し、10%程度の誤差で予測できる。タンクモデルを降雨に対する水位変動の簡易予測手法と考えた場合、実用上十分な精度と思われる。この結果より、ニューラルネットワークによってパラメータの推定が可能であることが分かる。なお、この誤差には、観測誤差の他、独立したネットワークから得られた個々のパラメータの組み合わせ(表-2)が、必ずしもタンクモデルパラメータの最適解にならないことに起因していると考えられる。相互に干渉し合うパラメータの同時決定は、今後の課題である。

5. まとめ

ニューラルネットワークを用いたタンクモデルパラメータの推定を行った結果、手法の有効性を示すことができた。今後は、他の事例に適用して推定手法の改善を行うとともに、複数パラメータの決定法についても検討を進める予定である。

【参考文献】

- 1)菅原正巳:流出解析法,共立出版,1973
- 2)市川紘:階層型ニューラルネットワーク,共立出版,1993
- 3)東京都土木技術研究所:東京都土木技術研究所年報(平成9~11年)
- 4)竹下,他: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,土木学会論文集, 541, -35,1996
- 5)河野伊一郎:地下水工学,鹿島出版会,1997

表-1 パラメータの範囲

パラメータ	範囲(基準)
a ₁	0.0001~0.95(0.01)
a ₂	0.0001~0.95(0.05)
a ₃	0.005~0.018(0.012)
b ₁	0.0001~0.95(0.9)
S _y	0.2~0.3(0.24)

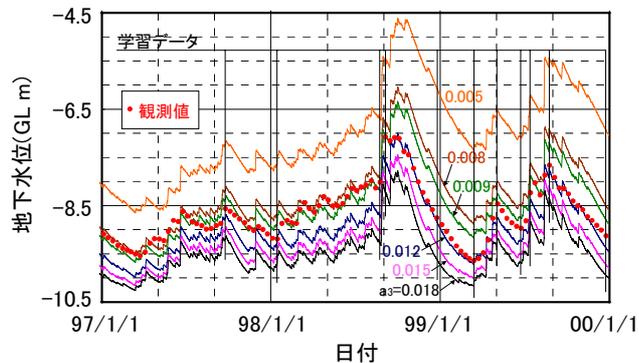


図-4 a₃の学習データ

表-2 推定結果

パラメータ	推定値
a ₁	0.063
a ₂	0.137
a ₃	0.010
b ₁	0.629
S _y	0.215

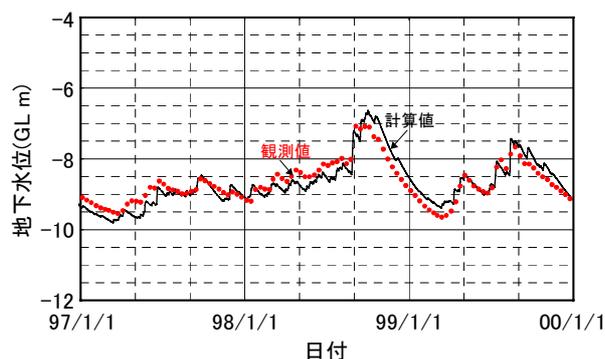


図-5 結果の比較