

ニューラルネットワークを用いた間隙水圧観測データ解析の試み

埼玉大学	正会員	○渡辺 邦夫
さいたま Package-D(有)		森田 豊
日本原子力研究開発機構	正会員	竹内 真司
日本原子力研究開発機構	正会員	三枝 博光

1. はじめに

地下水の間隙水圧観測はトンネル掘削や地下水揚水などの人為的因子が地下水環境に与える変動をモニターする直接的な手段である。しかし、観測されたデータはもともと非定常的な変動を示し、その変動に影響している因子は多岐にわたるため、その中から人為的因子による影響を適切に抽出することは困難である。このことが地下水環境の変化をモニタリングする上での問題点と考える。本報では人為的因子による影響の評価方法に関する研究の一環として、まず、自然状態における間隙水圧変動再現するようなニューラルネットワークを構築し、人為的因子の評価を試みた結果を報告する。研究に使用した間隙水圧をはじめとする各種の観測データは、岐阜県東濃地域で取得されたデータを使用した。

2. 階層型ニューラルネットワーク概要

ニューラルネットワークとは、生物の神経細胞(ニューロン)の判断機能をモデル化した素子を多数組み合わせ、ある高次の判断機能を人工的に実現したモデルである。本研究では階層型ニューラルネットワークモデル(以下、ANN: Artificial Neural Network)を用い、ANNの特徴である学習には入力値に対して期待される出力値が与えられる「教師あり学習」としてバックプロパゲーション法(以下、BP法)を採用している。具体的には、教師データとしてANNによる再現を試みる間隙水圧観測データを与え、入力値としてそれ以外の観測データを用いた。BP法はANNを通して出力される値と教師データの誤差が最小となるようにANNを最適化する手法である。ANN構築のアルゴリズムはEbberhart, R.C. and Dobbins, RW.¹⁾およびGautam et al.²⁾のプログラムコードを参考とした。得られたANNは学習経験のある入力(観測値)に対してはそれに基づく出力をするが、未経験の入力に対しては対応がとれなくなるという特徴があり、これを利用して観測データに含まれる突発的事象、人為的因子の検出を試みるものである。

3. 観測データの選択とANN構造の構築

前述のようなANNの特徴を利用するためには、まず人為的な因子を含まない観測期間(以下、自然状態)を再現す

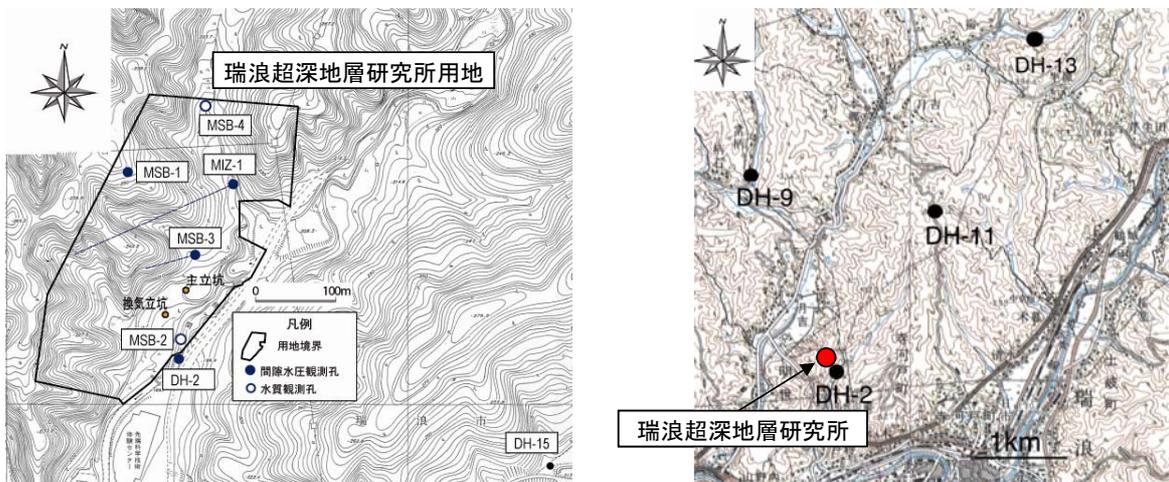


図-1 解析対象観測点位置図

キーワード ニューラルネットワーク, 間隙水圧観測データ, モニタリング, 地下水環境

連絡先 〒338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保 255 埼玉大学総合研究機構棟 TEL 048-854-5074

る ANN を構築することが重要である。このため可能な限り水理試験などのイベントを含まない期間を選択した。次に、間隙水圧以外の観測データ(降雨量, 大気圧, 地球潮汐など)を入力値として, 自然状態の間隙水圧変動を再現する ANN を構築した。再現の対象は図-1 に示す瑞浪超深地層研究所用地(以下, 研究所用地)に位置する MSB-3 孔, 入力データは同観測点で観測されている大気圧データ, 観測点周辺で観測されている降雨量データ, 地球潮汐データである。なお, 同孔付近では地球潮汐データを直接取得できなかったため, その代替として, MSB-3 孔から数km離れた研究所用地付近の人為的影響などを含まないと考えられる DH-11 孔の間隙水圧観測データを使用した。具体的には, 間隙水圧の日平均を差し引いた微小な変動成分を抽出し, 同観測点での長期的トレンドを簡易的に補正したデータを用いた。

4. 解析結果例

図-2 は, MSB-3 孔の複数の深度で観測された間隙水圧観測値と ANN によるその再現値をあわせて示したグラフである。青線は観測値, 緑線は ANN 再現値, 赤線は MSB-2 孔におけるイベント(揚水)を示している。前述のように観測値と再現値が乖離している期間が自然状態とは異なる突発的な事象, または人為的因子の影響を受けている期間である可能性が考えられる。同図から MSB-2 孔における揚水の影響について以下の解釈が可能である。MSB-3-3 では観測値と再現値の乖離の大きさから揚水-1 の影響は大きいと考えられるが, それ以外の揚水の影響は小さく, その後, 自然状態まで回復したと考えられる。一方, MSB-3-7 では, MSB-3-3 と比較して揚水-1 の影響は見られない。また揚水-2 以降については, 観測値は再現値と比較して最終的に 1kPa 程度低下し, 図に示す期間では再現値まで回復していない。これは複数回実施した揚水による影響と考えられる。以上のように, ANN による再現値を観測値と比較することにより, 人為的因子などの影響を概略的に把握することが可能である。

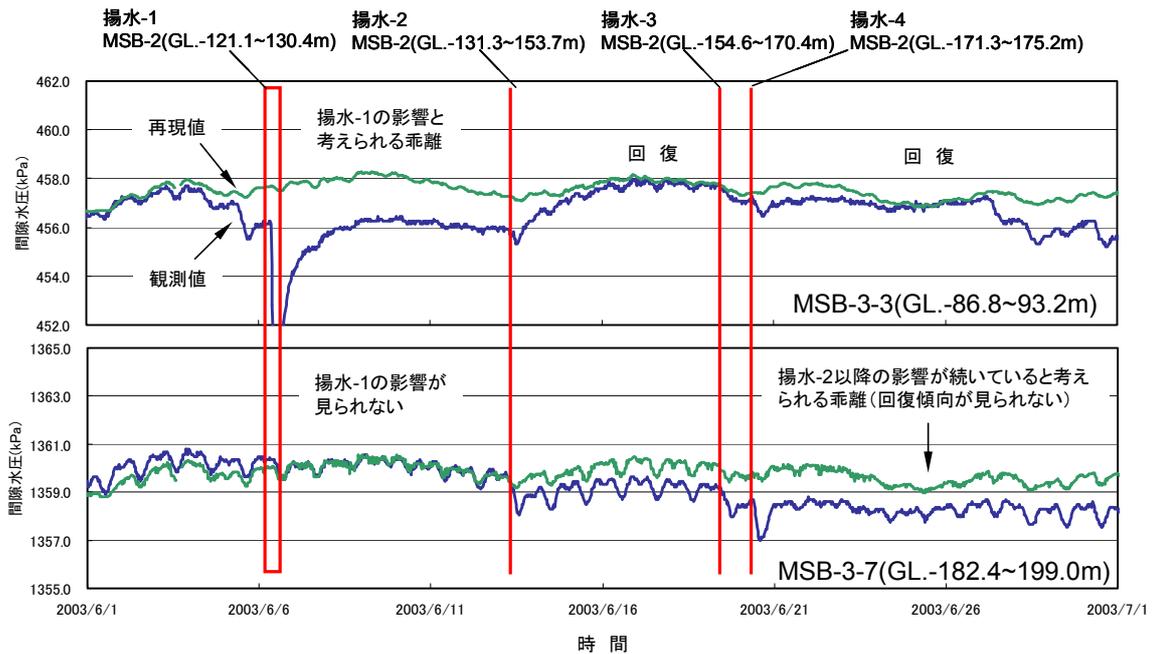


図-2 解析結果例

6. 今後の課題

今回の検討で地表付近の間隙水圧観測データに関しても同様の検討を実施したが, 再現性の高い ANN を得られなかった。その理由として, 浅部の間隙水圧は降雨など地表の水文環境の影響を大きくうけていると考えられ, 入力データを適切に選定する必要があることがわかった。今後は ANN の再現精度の向上についてさらに検討を行っていく予定である。

参考文献

- 1) EBERHART, RC., DOBBINS, RW.(2002) : Neural Network PC Tools a Practical Guide, Academic Press, New York, pp.1-414.
- 2) Mahesh R. Gautam, Kunio Watanabe, Hiromitsu Saegusa(2003) : Analysis of Hydraulic pressure fluctuation in deep geologic formations in Tono area Japan using artificial neural networks, Journal of Hydrogy pp.174-192.