

人工知能技術を用いた坑道掘削に伴う 間隙水圧の変動予測解析

PREDICTION OF PORE PRESSURE CHANGE DUE TO THE SHAFT
EXCAVATIONS USING ARTIFICIAL INTELLIGENT TECHNIQUES

竹内真司¹・乳根達矢²・NURHUSEIN MEBRUK³・渡辺邦夫⁴

Shinji TAKEUCHI, Tatsuya CHINONE, Nurhusein MEBRUK and Kunio WATANABE

¹正会員 工博 (独) 日本原子力研究開発機構 (〒509-6132 岐阜県瑞浪市明世町山野内1-64)

²正会員 埼玉大学 理工学研究科博士前期課程 (〒338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保255)

³Member of JSCE, Phd. Student, Saitama University

⁴正会員 工博 埼玉大学 地圏科学研究センター

A tunnel or shaft excavation in fractured rock mass brings out the pore pressure change around the site. The effect of the excavation is spatially different due to the existence of high permeable fractures around the site. The precise prediction with real time of pore pressure change is very important to maintain the groundwater in tolerable condition. In this paper, pore pressure fluctuation measured by 50 sensors installed in 6 boreholes around two shafts that are now under construction for Mizunami underground research laboratory project of JAEA was analysed by using Genetic Algorithm (GA) and Artificial Neural Network (ANN). It was found that the pore pressure change in this area could be divided into four patterns. The pore pressure fluctuation at an arbitrary point was precisely predicted on real time with pore pressure data obtained at other sections when the fluctuation patterns of those data are identical.

Key Words : Artificial neural network, Genetic algorithm, Pore pressure change prediction, Shaft excavation, Mizunami underground research laboratory

1. はじめに

地下に坑道を掘削する際には、坑道からの排水に伴って周辺の地下水位が低下することが考えられる。この地下水位の低下が急激に発生した場合、いわゆる井戸涸れなど周辺環境に影響を与える事象を誘発することが予想される。このような変動の兆候を迅速に捉え、その原因となる箇所を適切に修復することは、工事の安全性や周辺環境への影響を抑制する上で極めて重要である。一方、坑道から離れた地点においては、その変動は一般に微小となる。以上のことから、間隙水圧の観測においては以下の2点が課題となる。

- ① 間隙水圧変動の短時間での予測
- ② 高精度な連続観測

このうち、②の高い精度での間隙水圧測定技術はこれまでに開発されてきたものの¹⁾²⁾、①の短時間での間隙

水圧の変動を予測する手法に関しては、ほとんど検討されていないのが現状である。この予測手法のひとつとしてニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, 以下, ANN と記す) と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, 以下, GA と記す) などの人工知能技術を用いた予測手法がある³⁾。この手法は、入力データとして複数地点の水圧変動データや有限要素法 (Finite Element Method 以下, FEM と記す) に基づく解析結果などを基に、非線形回帰モデルである ANN や線形回帰モデルの GA などを用いて任意点の過去の地下水圧変動を最もよく再現する荷重係数を求め、これを用いて将来の変動を予測するものである (図-1)。本研究では、計測値を入力とした場合について検討した。人工知能技術のうち、特に ANN については、地下水流動の高精度の予測手法の検討⁴⁾や、FEM との比較に基づく優位性などについて論じられてきた⁵⁾⁶⁾⁷⁾。本論では、まず ANN に加えて GA を用いた解析に関して、解析作業の簡素化、迅速化、および解析結

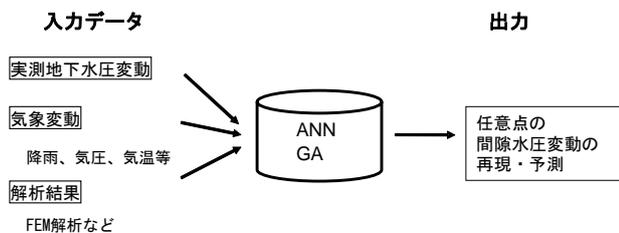


図-1 人工知能技術を用いた予測の考え方

果の自動可視化などを実現した新たな予測解析システムについて論じた後、これを実際の現場データに適用した結果について論ずる。

2. 研究所周辺の地質と間隙水圧

(独)日本原子力研究開発機構が建設中の瑞浪超深地層研究所(以下、研究所と記す)は、地層処分研究開発の基盤となる深地層の科学的研究の一環として、深部地質環境の調査・解析・評価技術を整備することを主な目的としている⁸⁾。研究所用地周辺の地質は、白亜紀の土岐花崗岩を新第三紀の堆積岩(瑞浪層群)が覆っている。研究所には、深度1,000mを目指す2本の立坑と水平坑道が建設されている。研究所およびその周辺には100m～1,300mにおよぶ複数のボーリング孔が掘削され、地質環境に関するデータが取得されている(図-2)^{9),10),11),12)}。これまでの調査研究により、研究所用地中央部で2本の立坑の間に北北西方向の断層(以下、NNW断層)が存在することが分かっている¹⁰⁾(図-2)。この断層は孔間水理試験¹³⁾や立坑中心部からのパイロットボーリング¹⁴⁾、立坑掘削中の壁面観察¹⁵⁾などの結果などから断層に直交する方向の地下水流動に対する水理バリアを形成していることが確認されている。さらに瑞浪層群の深度80m～100m程度

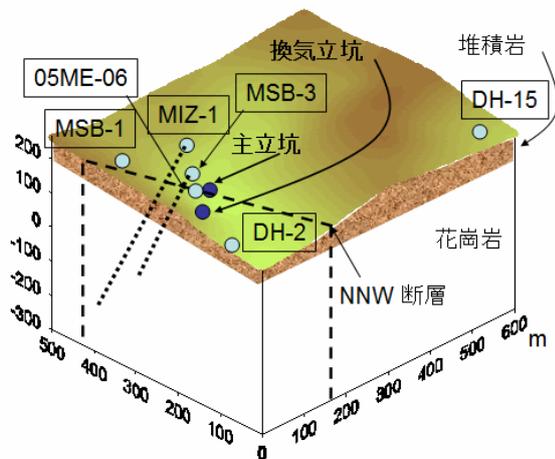


図-2 研究領域の地質とボーリング孔の配置

に水平に分布する泥岩層も水頭分布を分ける水理バリアを形成している^{10),13)}。用地および周辺の全てのボーリング孔にはマルチパッカーを用いた多点観測が可能な間隙水圧のモニタリング装置が設置され¹⁶⁾、50区間において研究坑道の掘削期間中の間隙水圧が計測されている(図-3)。この間隙水圧の変動は、坑道掘削や気圧変動などとの関連から以下の4つのパターンに分類が可能である(図-4)。これらのパターンは上述の水理地質構造を反映していると考えられる。今回の検討では、これらのパターンとANNやGAの予測精度との関係を検討した。

- ① パターン1: 掘削の進捗とは無関係な変動で、主として気圧に起因した変動と考えられるもの。
- ② パターン2: 掘削の進捗とともに一定の傾向で水圧が変動するもの。
- ③ パターン3: 掘削の進捗に伴って不規則な変動を示すもの。これは坑道掘削やボーリング削孔などによる影響を強く受けていると考えられる。
- ④ パターン4: 掘削の進捗や気圧変動とは無関係に水圧が変動するもの。これはモニタリング装置の不具合によるものと考えられる。

これらの変動パターンは1本のボーリング孔の中でも異なっている。例えば、MSB-3号孔は3つのパターンに分けることが可能である。

3. 予測解析システムの開発と適用結果

(1) 開発した解析システム

ANNやGAモデルを用いた筆者らのこれまでの解析では、入力データの作成や入力パラメータの設定・変更、さらには出力結果のグラフ化に時間を要するなどの問題点があった。このような課題に対して、入力データの期間の選定やパラメータの変更の簡便化、同一の入力データを用いたANNとGAの解析結果の比較の簡便化、GAの解析で得られる相関性の強さを表す荷重係数のグラフ表示の自動化などが可能な新たな予測解析システムを開発した。さらに本システムでは、実測値と解析結果のグラフ表示が自動化され、解析結果の比較・検討が短時間で可能なユーザーフレンドリーな解析環境を実現した。これにより、リアルタイムでの予測解析が可能となった。

(2) 現場データを用いた予測解析の考え方

解析では、前述の50区間の水圧変動データ(水圧の経時変化データ)にANNおよびGAを適用した。ここで、ANNについては、入力層、中間層および出力層からなる階層型ネットワークによるバックプロパゲーション法³⁾

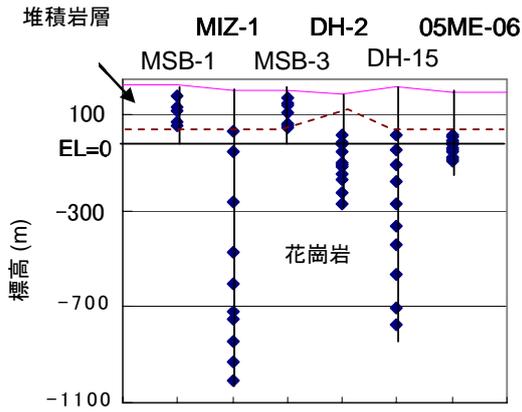


図-3 間隙水圧センサーの配置

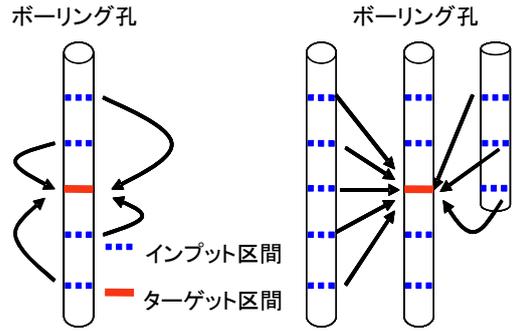


図-5 予測解析の概要(青の区間の学習データに基づいてターゲット区間(赤)の変動を予想)
(a)同一孔での解析, (b)複数孔を用いた解析

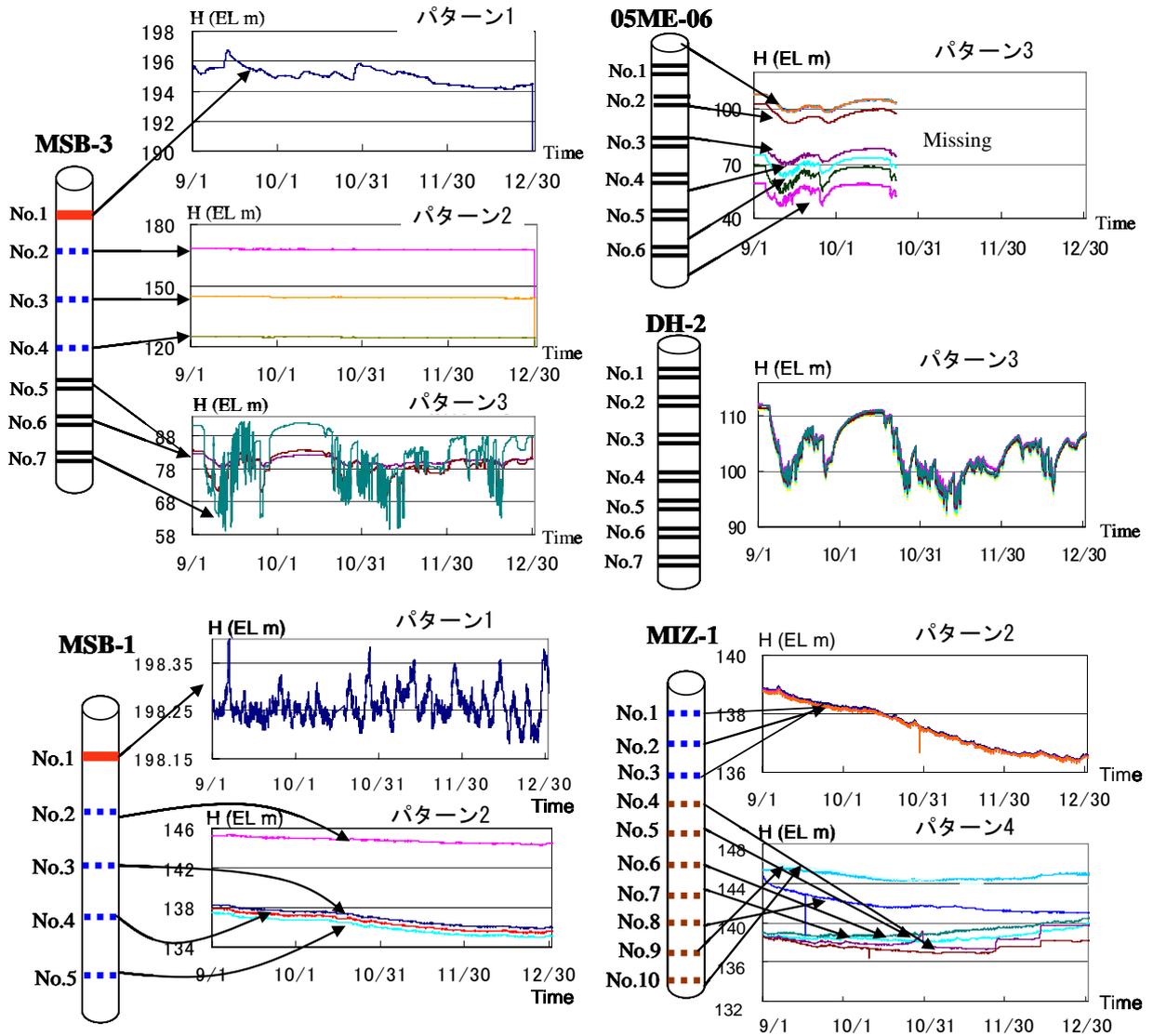


図-4 ボーリング孔における間隙水圧変化と4つの変動パターン

を用い、学習により入力パラメータなどを求めた。またGAにおける選択率は80%とし、交差と突然変異は乱数により決定した。なお、学習データの適用順番は事前の予備的な検討で、これが結果に与える誤差は非常に小さいことを確認した。全ての経時変化データは学習を行うためのトレーニング期間と、予測の妥当性を検証するためのテスト期間に分けた。トレーニング期間では、予測対象のターゲット区間の水圧変動を最も良く再現するような荷重係数などの入力パラメータを他の区間（インプット区間）の水圧変動データから決定し、テスト期間ではこのパラメータとインプット区間の水圧データから、ターゲット区間の水圧変動を予測する。これらの解析においてはトレーニング期間とテスト期間の計算結果の妥当性を、1本のボーリング孔のみを用いた解析と複数のボーリング孔を用いた解析により比較した（図-5）。すなわち、同一孔内での解析の場合は、任意区間の水圧変動は同一

ボーリング孔内の他の区間のデータに基づいて計算する。一方、複数孔を用いた解析の場合は、異なるボーリング孔のデータも用いて、ターゲット区間の変動を予測する。また、一連の解析はANNとGAの両者で実施し、結果を比較・検討した。本研究では、解析時に用いるパターンの違いが予測結果に与える影響を検討するために、モニタリング装置の不具合に起因すると考えられるパターン4以外のパターンを用いた予測解析を実施した。

(3) 同一孔での解析

本解析では、トレーニング期間として2007年9月から同11月の水圧変動データを用い、テスト期間として2007年12月から2008年1月を設定した。図-6に解析結果の一例を示す。表-1には、解析に用いた区間の組み合わせを示す。図-6(a)にはパターン2に分類される4区間のデータを用いた結果を示す。図に示すように、ターゲット区間

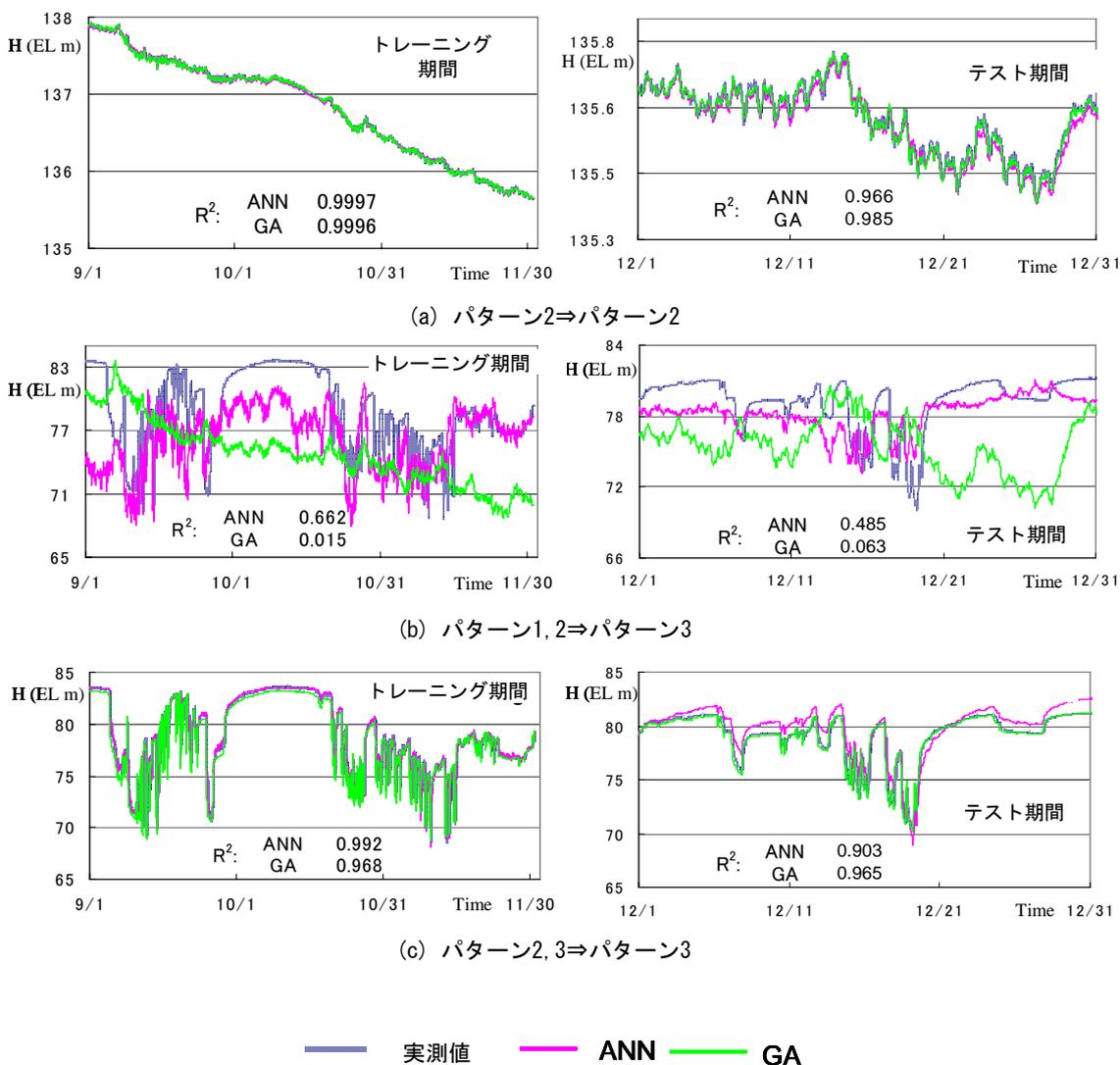


図-6 同一孔での解析結果

表-1 同一孔での解析のデータセット

	入力区間のパターン	ターゲット区間のパターン	ターゲット区間	入力区間
(a)	2	2	No.5 (MSB-1)	No.1-4 (MSB-1)
(b)	1, 2	3	No.6 (MSB-3)	No.1-4 (MSB-3)
(c)	2, 3	3	No.6 (MSB-3)	No.4, 5, 7 (MSB-3)

の間隙水圧変動は、ANNおよびGAの両者のモデルとも再現性が良く、相関性を示す決定係数 R^2 は高い値を示す。

図-6(b) はパターン1 および2 に分類される4 区間のデータをインプットとした場合の、パターン3に分類されるターゲット区間の解析を実施したものである。この場合ト区間の解析を実施した例である。この場合、トレーニング期間、テスト期間とも再現性は非常に悪いことが分かる。GAモデルでの解析による R^2 は0.1よりも小さい結果となった。図-6(c) はパターン2 および3 に分類される3 区間のデータをインプットとして、パターン3に分類されるターゲット区間の変動解析を実施した結果であ

る。この場合、トレーニング期間とテスト期間の再現性は、ANN、GAとも非常に良いことが分かる。以上の結果から、インプットデータと同一のパターンを用いた解析では高い再現性が得られることが示された。高い再現性が得られたパターンを有する区間は、上述した水理バリアで囲まれた領域に存在することから、事前に推定した水理地質構造モデルが妥当であることを示唆する。

(4) 複数孔を用いた解析

図-7 に複数孔を用いた解析結果を示す。また、インプットおよびターゲット区間の関係に表-2 に示す。図-7(a) にパターン3に分類される7 区間のインプットデータを用いた際のパターン2に分類されるターゲット区間の解析結果を示す。トレーニング期間、テスト期間とも再現性は非常に低いことが分かる。図-7(b) はパターン2および3に属する10 区間のインプットデータを用いて、パターン2に分類されるターゲット区間の解析例である。この場合、トレーニング期間とテスト期間とも高い再現

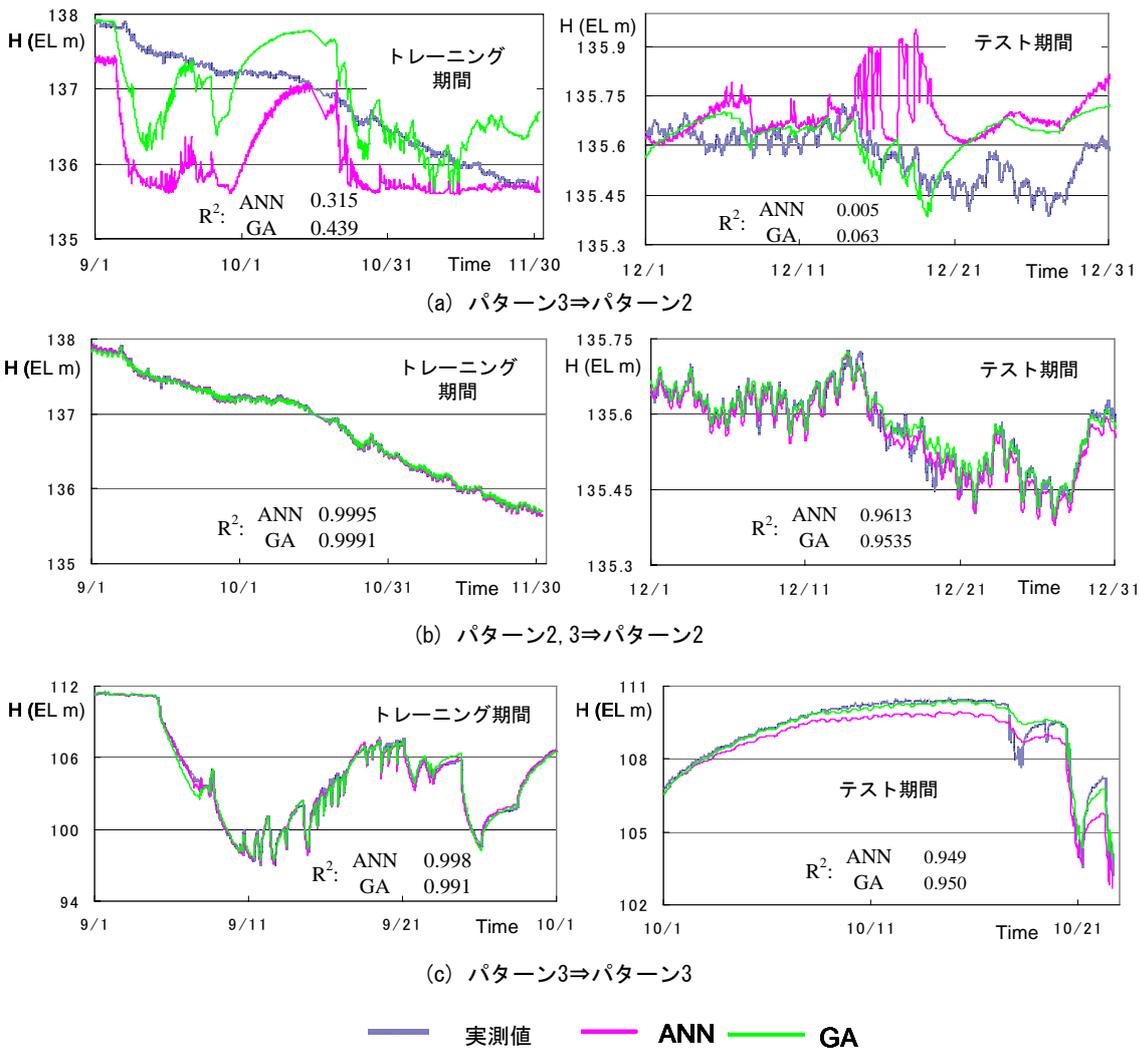


図-7 複数孔を用いた解析結果

表-2 複数孔を用いた解析のデータセット

	入力区間のパターン	ターゲット区間のパターン	ターゲット区間	入力区間
(a)	3	2	No.5 (MSB-1)	No.1 - 7 (DH-2)
(b)	2,3	2	No.5 (MSB-1)	No.1 - 7 (DH-2), No.1 - 3 (MIZ-1)
(c)	3	3	No.4 (DH-2)	No.1 - 6 (05ME-06)

性が得られていることが分かる。図-7(c) は、パターン3 に区分される6 区間のインプットデータを用いて、パターン3 に分類されるターゲット区間の変動を予測した結果である。この場合の再現性も非常に高いことが分かる。以上の複数孔を用いた解析の結果から、インプット区間とターゲット区間は同一の変動パターンを含むように選択する必要があることが分かった。

4. まとめと今後の課題

ANNおよびGAを用いて予測解析システムを開発するとともに、これを用いて研究所周辺の地下水の間隙水圧変動の予測解析を実施した。得られた結果は以下の通りである。

- ① 間隙水圧は坑道掘削に伴う時間変動や気圧変動などの観点から4つのパターンに分類が可能である。これらは、事前に推定した水理地質構造と概ね対応していることが確認された。
- ② 同一孔における解析と複数孔を用いた解析を実施した結果、任意の区間の間隙水圧変動は、ターゲット区間と同一パターンを含む区間のデータを用いることで良く再現できることが確認された。一方、インプット区間と全く異なる変動パターンを用いた場合は、非線形モデルのANNにおいても再現性は低いことが確認された。このことは、適切な予測解析のためには、インプット区間のデータ選択において、水理地質構造に反映されたパターンの選択が重要であることを示唆している。
- ③ 開発した予測解析システムは、解析の高速化、自動化を実現したことから、現場データを用いた迅速な予測解析が可能となった。

以上のことから、開発したシステムは、地下坑道の掘削などに伴う地下水圧の変動を適切に予測し、想定外事象が発生した場合に迅速に対応するための地下水管理に有効と考えられる。今後は、実測値と予測値の乖離から検出される異常値の設定について検討する予定である。

参考文献

- 1) Schlumberger water survives のweb site : <http://www.swstechology.com/groundwater-monitoring/multilevel-well-system>
- 2) 細谷真一, 高橋一憲, 中田充彦, 二口克人: 多連式連続間隙水圧モニタリングシステム (PIEZO) の開発と測定例, 土木学会大55回年次学術講演会講演論文集, CS-129, 2000.
- 3) 臼井支朗, 岩田 彰, 久間和生, 浅川和雄: 基礎と実践 ニューラルネットワーク, p221, コロナ社, 1995.

- 4) Gautam M.R., Watanabe K. and Saegusa H.: Analysis of hydraulic pressure fluctuation in deep geological formations in Tono area, Japan using artificial neural networks, J. hyd., 284, pp174-192, 2003.
- 5) Gokmen T., Dorota S., Andrew W., and Vijay P. S.: Case study Finite Element Method and Artificial Neural Network Models for Flow through Jeziorsko Earth fill Dam in Poland, J. Hyd., Eng., geol., vol.131, no.6, pp431-440, 2005.
- 6) Ijiri Y., Saegusa H., Sawada A., Ono M., Watanabe K., Karasaki K., Daughy C., Shimo M. and Fumimura K.: Evaluation of uncertainties originating from the different modeling approaches applied to analyze regional groundwater flow in the Tono area, Japan, J. Cont. Hyd. vol.103, pp.168-181, 2009.
- 7) Mebruck M.N., Watanabe K. and Takeuchi S.: Grey model for prediction of pore pressure change, Environ Earth Science, DOI 10.1007/s12665-009-0287-y 2009.
- 8) 核燃料サイクル開発機構: 超深地層研究所地層科学研究基本計画, JNC TN7410 2001-018, pp.30, 2002.
- 9) 核燃料サイクル開発機構: 高レベル放射性廃棄物の地層処分技術に関する知識基盤の構築—平成17年取りまとめ— 一分冊 1 深地層の科学的研究—, JNC TN1400 2005-014, 2005.
- 10) 三枝博光, 瀬野康弘, 中間茂雄, 鶴田忠彦, 岩月輝希, 天野健治, 竹内竜史, 松岡稔幸, 尾上博則, 水野崇, 大山卓也, 濱克宏, 佐藤稔紀, 久慈雅栄, 黒田英高, 仙波毅, 内田雅大, 杉原弘造, 坂巻昌工: 超深地層研究所計画における地表からの調査予測研究段階 (第1段階) 研究成果報告書, JAEA-Research 2007-043, 2007.
- 11) Nakano, K., Amano, K., Takeuchi, S., Ikeda, K., Saegusa, H., Hama, K., Kumazaki, N., Iwatsuki, T., Yabuuchi, S., and Sato, T. : Working Program for MIZ-1 Borehole Investigations, Japan Nuclear Cycle Development Institute, JNC TN7400 2002-008, 2003.
- 12) Goto J., Ikeda K., Kumazaki N., Mukai K., Iwatsuki T. and Hama K. : Working Program for Shallow Borehole Investigations, JNC TN7400 2002-005, 2002.
- 13) 竹内真司, 藤田有二, 安藤賢一: 亀裂性岩盤を対象とした長期揚水試験, 2005年秋季講演会講演要旨, 日本地下水学会, pp.10-15, 2005.
- 14) 鶴田忠彦, 竹内真司, 竹内竜史, 水野崇, 大山卓也: 瑞浪超深地層研究所における立坑内からのパイロットボーリング調査報告書, JAEA-Research 2008-098, 2008.
- 15) 中俣公德, 天野健治, 松岡稔幸: 瑞浪超深地層研究所の研究坑道に遭遇する地質分布の地表からの予測と実際, 日本原子力学会中部支部第38回研究発表会要旨集, p.6, 2006.
- 16) Salden W., Takeuchi S. and Fujita Y.: Use of data from a longer-term multi-level groundwater monitoring network to identify the influence of faults, 日本地下水学会2005年春季講演会要旨 pp.90-95, 2005.

(2009. 9. 30受付)