

## 自己組織化マップによる東北地方太平洋沖地震に伴う東京の 不圧・被圧地下水位変動パターン特性について

首都大学東京	都市環境科学研究科	学生員	○高橋 泰之
首都大学東京	都市環境科学研究科	正会員	河村 明
東京都土木技術支援・人材育成センター		正会員	石原 成幸
首都大学東京	都市環境科学研究科	正会員	天口 英雄
首都大学東京	都市環境科学研究科	正会員	中川 直子

### 1. はじめに

2011年3月11日14時46分頃に三陸沖を震源とするモーメントマグニチュード(Mw)9.0となった東北地方太平洋沖地震(以下「東日本大地震」と記す)が発生し、首都圏では震度5強の揺れが観測された。さらに、同15時15分頃に発生した震度5弱の地震(Mw7.4)など、数多くの余震により地下水位においても特異な変動が確認された。著者らはこの特異な地下水位変動に対し、既に東京都土木技術支援・人材育成センター(以下「センター」と記す)が観測した東日本大地震を含む1箇月間(2011年3月)の1時間単位の観測データを用いて、目視による時系列変動に基づいた地下水位変動パターン特性を主観的に抽出した。その結果、被圧地下水位を7パターン、不圧地下水位を3パターンに分類できることを示した<sup>1),2)</sup>。さらに、パターン分類手法の一つである自己組織化マップ(Self-Organizing-Map, 以下「SOM」と記す)をセンターが観測した東日本大地震を含む2011年3月1箇月間における1時間単位の地下水位変動データに適用し、客観的に地震時の被圧・不圧地下水位の変動特性を評価した<sup>3)</sup>。その結果、地下水位の変動特性は9パターンに分類されることを示した。しかし、不圧地下水の約90%が一つの変動パターンとして分類され、被圧地下水は全9パターンに分類されるなど、不圧・被圧毎の明確な特徴は把握できるまでには至っていない。また、不圧・被圧地下水毎の詳細な地下水位変動特性についての研究は管見では承知していない。

そこで本研究では、センターが観測した東日本大地震を含む2011年3月1箇月間における1時間単位の地下水位データについて不圧・被圧地下水を区分し、それぞれに対してSOMを適用し、地震時の不圧・被圧地下水毎の変動パターン特性を検討した。

### 2. 使用データの概要

図-1に東京都内における地下水位観測局の分布図を示す。また、表-1には使用データとして設定した(a)から(d)までの4項目の詳細を示す。なお、使用データの概要は参考文献<sup>3),4)</sup>に詳述している。使用データは欠測が少ない40観測局における被圧地下水85井、不圧地下水13井を対象とした。



図-1 観測局分布図

表-1 各観測局の使用データ

記号	地下水位データ	
	(a)	地震前後の水位差 (cm)
(b)	地震直後と22時間後 (12日)の水位差(cm)	H23/3/12 14:00 - H23/3/11 16:00
(c)	地震1日後と同2日後 (14日)の水位差(cm)	H23/3/14の日平均値 - H23/3/12 14:00
(d)	地震2日後(14日)と 3月31日の水位差(cm)	H23/3/14の日平均値 - H23/3/14の日平均値

不圧地下水の地下水位変動量は被圧地下水の地下水位変動量に比べ非常に小さいことにより、不圧地下水の変動パターンが評価されにくい傾向がある。そこで本研究では入力データとして、表-1に示す各4項目の絶対値(cm)と前記(a)から(d)に示す地下水位変動量が±5cm未満を0, ±5cm以上をそれぞれ+1, -1と指標化した2ケースとした。閾値を±5cmに設定した理由として、東京における

キーワード 東北地方太平洋沖地震, 地下水位変動, 東京, 自己組織化マップ

連絡先 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1 首都大学東京 E-mail: takahashi-yasuyuki@ed.tmu.ac.jp

地殻変動の状況が最大でも 4cm 程度<sup>5)</sup>であることを考慮したためである。

3. SOM の概要と適用

SOM は、多次元入力データの関連性を類似度として二次元平面上(マップ)に描画できるニューラルネットワークの一種であり、フィンランドの情報処理研究者の Kohonen(1982)により提案された分類手法<sup>6)</sup>である。図-2 に今回使用した被圧地下水における SOM ノードマップを示す。SOM は一般的に入力層と出力層の 2 層構造となっており、入力層は入力ベクトル、出力層はノードマップにより構成され、各ノードは参照ベクトルと呼ばれる多次元ベクトルで表現される。SOM のアルゴリズムでは、入力ベクトルを基に参照ベクトルが入力ベクトルのパターンに漸近するように学習される。学習により得られた参照ベクトルは、互いの距離が近いほど似た性質を持ち、距離が遠いものほど異なる性質を持つ。次に、マップ上の参照ベクトルのクラスター化を行う。クラスターの最適数は、k-means 法を用いた際に得られた最小 DBI<sup>7)</sup>(Davies-Bouldin Index) 値により決定した。さらに、クラスター分類にはウォード法<sup>8)</sup>を用いた。また、SOM の全ノード数  $M$  はデータ数  $n$  に基づく経験式  $M=5\sqrt{n}$ により求められる<sup>9)</sup>。

4. 地下水位変動パターン抽出結果

前述したように、入力データとしては、表-1 に示した水位差の生データと [1,0,-1] に変換した指標化データの 2 ケースであり、それぞれに対して SOM を適用した。

(1) 不圧地下水のパターン分類結果

図-3, 4 に、不圧地下水の表-1 のデータの場合と指標化データに対してそれぞれ SOM を適用した結果を示す。不圧地下水の全データ数  $n$  は 13 より、前述した式を用いて全ノード数  $M$  は 18 とした。SOM ノードマップの構成は、入力データの共分散行列における固有値の第 1・2 成分の比率より、縦 6×横 3 と設定した<sup>10)</sup>。図-3, 4 における各クラスターの色分けは、k-means 法を用いた際の最小 DBI 値が生データ・指標化データにおいてそれぞれ 4 となったことより、4 クラスターになるようウォード法を用いた結果となっている。なお、各ノードに分類された記号は観測井番号を表し、最初の番号が観測局の番号であり、次の番号はその観測局に位置する井戸番号である。図-3 より、各クラスターの各ノードに対して観測データが分散配置されており、一つのノードに対して、複数の観測データは配置されていない。一方、図-4 では、各クラスターに対する観測データの分類は特定のノードに集中する傾向が見られる。指標化の有無により、各ノードにおける各観測データの配置状況は異なっているが、共に 4 クラスターに分類されている。

(2) 被圧地下水のパターン分類結果

図-5, 6 に、被圧地下水の表-1 のデータの場合と指標化データに対してそれぞれ SOM を適用した結果を示す。被圧地下水の全データ数  $n$  は 85 より、不圧地下水と同様の式を用いて全ノード数  $M$  は 45 とし、SOM のノード構成は縦 9×横 5 とした。前述した k-means

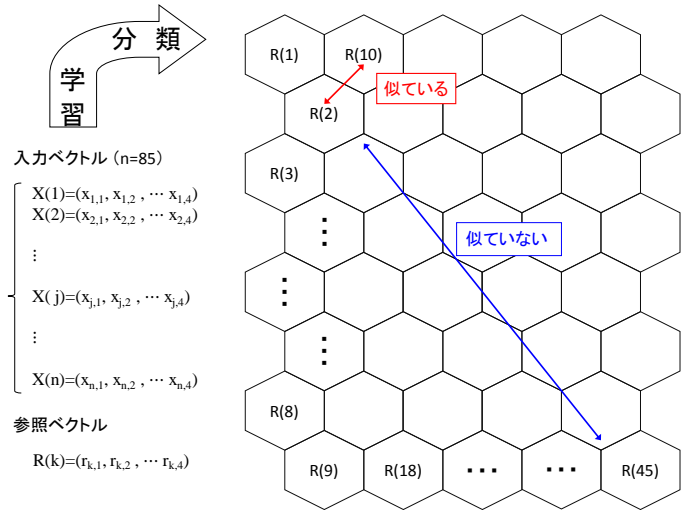


図-2 SOM のノードマップ (9×5 のノード配列)

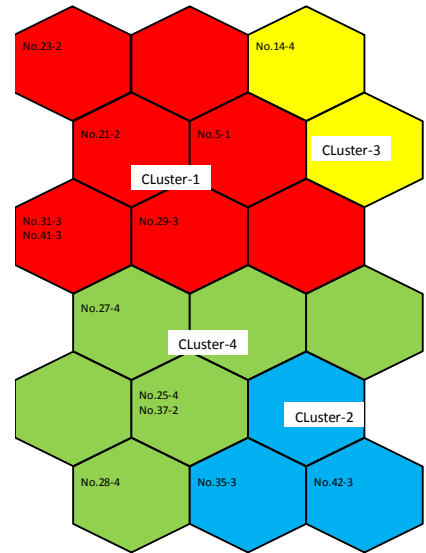


図-3 不圧地下水の各クラスター分類結果 (生データ)

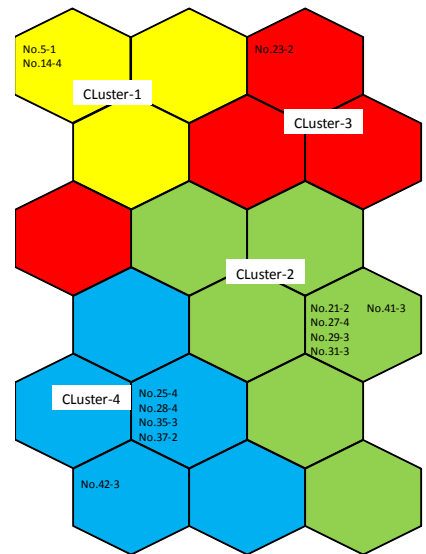


図-4 不圧地下水の各クラスター分類結果 (指標化データ)

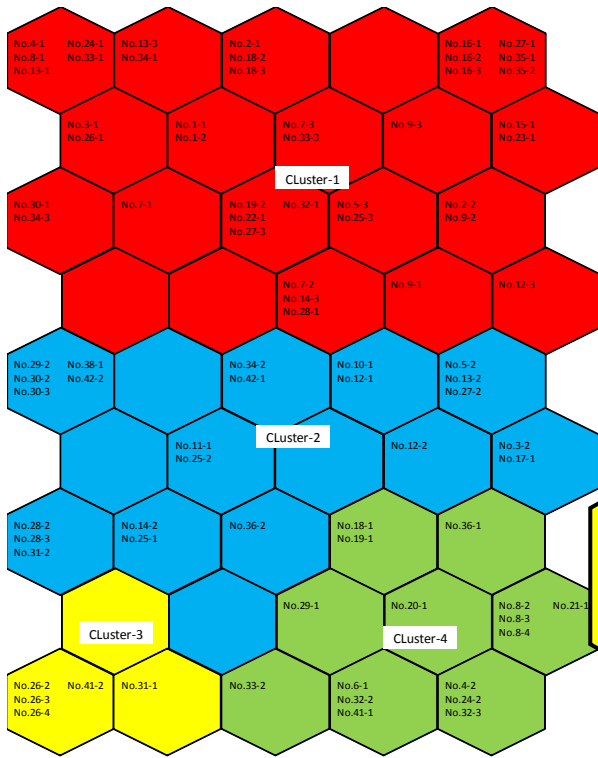


図-5 被圧地下水の各クラスター分類結果 (生データ)

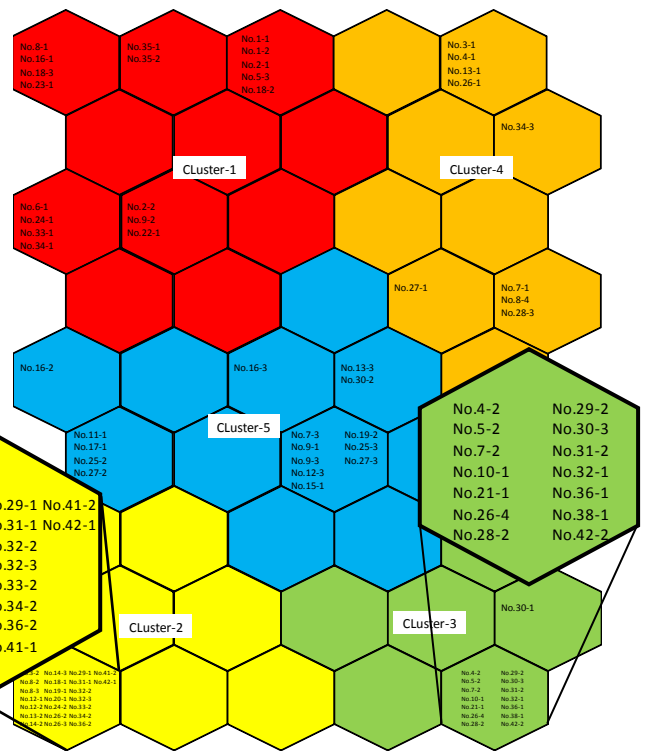


図-6 被圧地下水の各クラスター分類結果 (指標化データ)

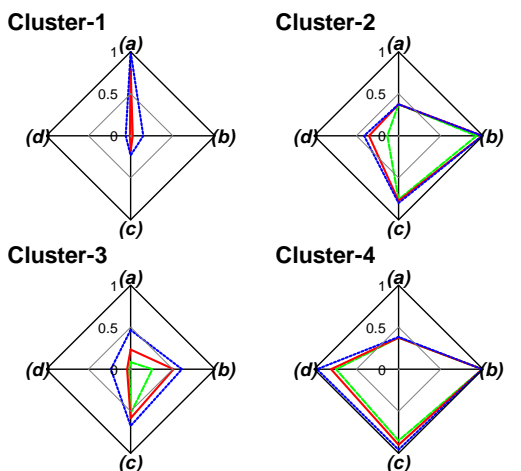


図-7 不圧地下水の各クラスター水位差

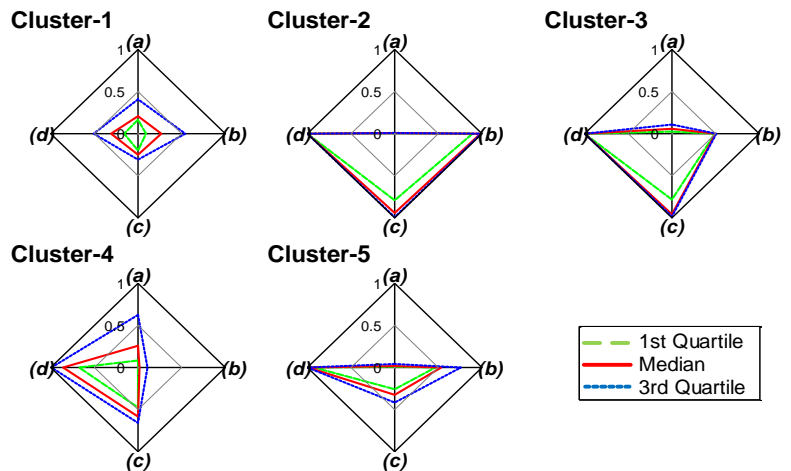


図-8 被圧地下水の各クラスター水位差

法による最小 DBI 値より、生データの場合は 4 クラスター、指標化データにおいては 5 クラスターとした。図-5 では、不圧地下水と同様に、各観測データは各ノードに対して分散的に配置されていることが分かる。一方、図-6 では、各クラスターに分類された観測井のバラツキは非常に少なくなっていることが分かる。特に、図-6 のクラスター2 においては、一つのノードに 23 観測データが配置されており、指標化による各データの変動特性の集約が顕著に見られる。また、図-6 の指標化データにおける各クラスターでは、観測井が何も配置されていないノードが多く存在しており、特にクラスター間の境界となっているノードにおいて顕著に見られる。これは、各クラスターが非常に異なる特性を示すことを意味し、各クラスターの特徴が、配置された観測井の特徴を如実に表していると示唆される。図-6 に示す指標化データのクラスター1, 2 に配置された観測データの約 9 割が生データのクラスター1 に配置された観測データと一致しており、生データのクラスター1 を細分化した結果となっている。

5. 地下水位変動パターンの傾向分析

図-7, 8 には、不圧および被圧地下水の指標化データにおいて分類された各クラスターに属する参照ベクトルの値を [0, 1] に規準化し、その第 1 四分位、中央値、第 3 四分位をプロットしたレーダーチャートを示している。なお、各軸の(a)から(d)は表-1 の各項目に対応し、各日時での変動傾向を示している。以下には、不圧および被圧地下水毎の地下水位変動パターン特性を記す。

### (1) 不圧地下水の変動パターン特性

図-7より、クラスター1は、地震後に水位上昇を生じるが、その翌日には水位低下を生じ、31日まで大きく変動はしないパターンである。クラスター2は地震直後に水位低下するが、翌日に水位上昇を生じ、14日に一度水位低下した後、31日までその水位を継続する。クラスター3は、地震後に大きな変動は無く、その水位を14日まで継続し、31日に若干の水位低下を生じる。クラスター4は地震後は水位低下、もしくは大きな変動はない。しかし、その翌日に水位上昇を示し、31日まで上昇傾向を継続するパターンである。

### (2) 被圧地下水の変動パターン特性

図-8より、クラスター1は、地震発生直後に水位上昇、あるいは大きな変動が少なく、地震直後の水位を31日まで継続する。クラスター2は、地震後水位低下し、その翌日には反転上昇を生じ、その31日まで継続して上昇傾向を維持するパターンである。クラスター3は、地震後水位低下し、その翌日には若干の水位上昇を生じ、14日にさらに上昇し31日まで継続的に上昇する。クラスター4は、地震後水位上昇、あるいは大きな変動はないが、その翌日に水位低下を生じ、14日には若干の水位上昇を生じ、31日にはさらに上昇する。クラスター5は、地震後水位低下を生じ、その翌日水位上昇を生じる。その水位を14日まで継続した後、31日には水位上昇を生じる。

## 6. むすび

本研究では、東京都内40観測局の被圧観測85井、不圧観測13井における観測記録を用い、パターン分類手法の一種であるSOMを適用して東日本大地震に伴う東京の地下水位変動パターン特性の分類・抽出を不圧および被圧地下水毎に、それぞれ生データ・指標化データを用いた2ケースで行った。その結果、不圧地下水位の変動特性は生データ・指標化データ共に4パターンに分類された。一方、被圧地下水の変動特性は生データの場合は4パターン、指標化データの場合は5パターンに分類された。入力データを不圧地下水と被圧地下水に分けてSOMを適用したことにより、不圧および被圧地下水の詳細な変動パターン特性を把握できることを明らかにした。また、SOMを適用する際に、全データの中で総数は少なく、地震後に特徴的な水位上昇をする観測井があり、その地下水位変動を適切に反映できるかが課題となっていた。この課題に対し、入力データの指標化を行うことにより、不圧・被圧地下水において各クラスターの観測データの分類が明瞭かつ特徴的になり、詳細な地下水位変動パターンの傾向を把握することが出来た。

### 参考文献

- 1) 高橋泰之, 河村明, 石原成幸, 天口英雄, 中川直子: 東北地方太平洋沖地震直後の東京における不圧・被圧地下水位の変化, 第39回土木学会関東支部, 2012.
- 2) 石原成幸, 河村明, 天口英雄, 高崎忠勝, 川合将文: 東北地方太平洋沖地震に伴う東京における不圧・被圧地下水位の変動特性, 土木学会論文集B1(水工学), Vol.68, No.4, pp.I\_595-I\_600, 2012.
- 3) 高橋泰之, 河村明, 石原成幸, 天口英雄, 中川直子: 自己組織化マップによる東北地方太平洋沖地震に伴う東京の地下水位変動特性に関する考察, 第40回土木学会関東支部, 2013.
- 4) 石原成幸, 河村明, 天口英雄, 高崎忠勝, 川合将文: 自己組織化マップを用いた東北地方太平洋沖地震に伴う東京における不圧・被圧地下水位の変動特性評価, 土木学会論文集B1(水工学), Vol.69, No.4, pp.I\_541-I\_546, 2013.
- 5) 東京都土木技術支援・人材育成センター: 平成23年度 水準基標測量(その1)(その2)(区部), 一級水準測量成果表, 2012.
- 6) Kohonen T.: "The Self-organizing Map", Proc. of the IEEE, pp. 1464-1480, 1990.
- 7) Scott, K. E. and Oyana, T. J., : An improved algorithm for segregating large geospatial data, 9<sup>th</sup> AGILE Conference on Geographic Information Science, pp.177-185, 2006.
- 8) Leloup, J. A., Lachkar, Z., Boulanger, J. P. and Thiria, S., : Detecting decadal changes in ENSO using neural networks, *Climate Dynamics*, Vol.28, pp.147-162, 2007.
- 9) Jin, Y. H., Kawamura, A., Park, S. C., Nakagawa, N., Amaguchi, H. and Olsson, J., : Spatiotemporal classification of environmental monitoring data in the Yeongsan River basin, Korea, using self-organizing maps, *Journal of Environmental Monitoring*, No.13, pp.2886-2894, 2011.
- 10) Hilario, L. G. and Ivan, M. G. : Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.17, pp.215-225, 2004.