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	所支援・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 の地震である東北地 方太平洋沖地震(以下「東日本大地震」と記す)が発生し、首都圏では最大震度 5 強が観測された.加えて、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観測 された.

筆者らは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¹⁾²⁾.

しかし、東日本大地震に伴う地下水位変動の記録は極めて稀な観測データであり、検証が難しい状況にある. また、今回観測されたような複雑な挙動を生じる地下水位の変動特性の分析には、客観的な解析手法を適用し、 変動パターンを集約することが重要である.

そこで本研究では、パターン分類手法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.さらに、前述した目視による時系列変動に基づく地 下水位変動パターン特性との比較・検証を行うことで、より詳細な地下水位変動の特徴を明らかにした.

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地 形概要とともに示す.また,表-1には使用データとして 設定した(a)から(e)までの5項目の詳細を示す.さらに 表-2には図-1に対応する観測井の詳細と使用データを 示す.地震後の計画停電の関係より,使用データは欠測 が少ない40観測局98井(被圧:85井,不圧:13井)を 対象とした.また,ストレーナ深度を加味した理由は, 被圧・不圧地下水位がSOM適用の際に精度よく分類され 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³⁾である. 図-2 には今回適用した SOM マップのノード配列を示す. 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、出力層は参照ベクトルと呼ばれる 多次元ベクトルで構成されている. 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 のパターンを学習する. 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.



図-1 観測局分布図

	表−1 使用データ0	D各項目								
記号	使用データ項目詳細									
(a)	地震前後の水位差(cm)	H23/3/11 16:00 - H23 3/11 14:00								
(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 - H23/3/31の日平均								
(e)	各観測井ストレーナ下端深り									

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 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 DBI⁴⁾(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⁵⁾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⁶⁾.こ こではn=98よりMは50とし、縦10×横5のノード構成とした.

4. 地下水位変動パターン抽出結果

図-3にクラスター数とDBI値の関係図を示す.また,最適ク ラスター数は最小DBI値を示した9クラスターとする.図-4に ウォード法により得られた9クラスターの階層とこれに対応す るノード番号を示す.次いで図-5に,分類された9クラスター の配置状況と各ノードに分類された表-1の観測井番号を示す. さらに,図-6は,分類された9クラスターの特徴を把握するた め,各クラスターに属する参照ベクトルの値を[0,1]に基準化し, その第1四分位,中央値,第3四分位をプロットしたものであ り、(a)から(e)は表-1の各項目に対応している.

5. SOM による地下水位変動パターン分類

図-5 及び図-6 に示した各クラスターの変動特性を記す. クラ スター1 は地震後に比較的大きな水位低下を生じ、31 日まで同 水準の水位を継続し、ストレーナ深度は非常に深い. クラスタ -2は、地震後に比較的大きな水位低下を生じるが、翌日には元 の水位程度まで回復した後、14日まで同程度の水位を維持し、 31 日まで若干の水位上昇を生じる.ストレーナ深度は比較的深 い.クラスター3は、地震後に比較的大きな水位低下を生じるが、 翌日までに元の水位まで回復、14日までに若干の水位低下し、 31 日まで同程度の水位を継続する.ストレーナ深度は中間的で ある. クラスター4 は地震後に水位上昇, または大きく変動せず, 翌日までに大きく水位低下し、31日まで同程度の水位を継続す る.ストレーナ深度は非常に浅い.クラスター5は地震後に水位 上昇または大きく変動せず、翌日までに元の水位程度まで回復 し14日まで同程度の水位を維持し、31日までに若干の水位低下 を生じる.ストレーナ深度は非常に浅い.クラスター6は、クラ スター1と同様の水位変動傾向であるが、ストレーナ深度が中間 的である、クラスター7は、地震後に全クラスター中最大の水位 低下し,翌日までに元の水位まで回復,そして14日はさらに水 位上昇するが、31日までに若干の水位低下を生じる.ストレー



図-2 SOM マップ (10×5)

第₩I部門

表-2 各観測局の使用データ

局番	観測	(a)	水	(d)	ストレーナ深度	局 名	
-	1	-12.5	-11.2	4.8	0.1	一72	
	2	-14.8	-7.8	3.9	-0.8	-132	曽砂町
2	2	-14.0	-15.0	-0.1	2.2	-63	亀 戸
2	1	-4.0	-13.1	6.9	2.9	-48	五帅
5	2	-40.4	21.1	7.5	23.3	-116	百烯
4	2	-27.1	4.2	35.7	29.4	-35	両国
_	1	5.3	-9.7	-5.2	-14.9	-12	
5	2	-32.8	2.3	11.3	20.1	-152	新江戸川
6	1	10.4	91.1	19.2	-7.3	-52	小岩
7	1	-18.3	-14.4	11.1	8.9	-66	江戸川
	3	-20.0	-1.4	1.6	8.5	-305	東部
	1	14.8	-13.5	-5.4	-7.0	-40	
8	3	-38.2	5.4	27.0	10.2	-134	小島
	4	-35.3	-6.0	19.6	11.7	-229	
9	2	-28.1	4.0	3.5	16.5	-58	篠 崎
Ľ	3	-24.4	-3. 2	0.4	6. 9	-313	
10	1	-30.4	0.2	11.8	35.4	-234	新足立
	1	-32.4	7.3	7.6	43.4	-103	伊央
12	2	-36.6	17.5	11.8	69.2	-176	神明南
	3	-35.8	-7.1	4.4	8.6	-329	
13	2	-35.7	8.0	7.3	28.3	-158	小台
<u> </u>	3	-8.4	-20.5	-1.0	8.9	-232	
14	3	-24.1	10. 8	5.2	12. 2	-299	舎 人
15	4	23.4	-22.0	-12.3	-14.2	-3	
15		-32.3 -27.9	-0.6	-2.9	5.2 -14.2	-122	高 砂
16	2	-24.0	12. 2	-13. 7	64.4	-110	戸田橋
17	3	-23.0	4.7	-6.5	55.4	-56	折 场
17	1	-23.5	43.3	10.7	20.0	-95	10X 1103
18	2	-17.2	-11.1	-0.5	0.3	-184	上赤塚
	3	-13.4	-10.1	-1.2	-8.4	-328	
19	2	-19.2	-3.6	1.9	51.2	-153	練馬
20	1	-26.4	14.2	21.0	51.0	-92	新宿
21	2	-0.6	-2.7	-4.7	-21.7	29	杉並
22	1	-17.6	2.1	5.0	4.1	-68	世田谷
23	2	-33.6	-10.0	-5.4	-38.0	-130	目黒
24	1	-1.6	-0.8	3. 2	-5.8	-13	千代田
	2	-25.6	11.4	24.5	49.4	-94	Тійш
25	2	-24.6	18.0	1.4	130.8	-129	古 力
20	3	-25.1	-1.8	3.0	16.4	-377	来入闺不
	1	-0.1	-6.7	9.5	-4.3	35	
26	2	-28.2	14. 7	25. 5	309.6	-19	調布
2.0	3	-15.1	26.2	45.5	411.0	-61	10 ⁻⁵ (1)
	1	-25.3	-5.4	-10.0	32.8	-29	
27	2	-42.3	17.6	0.9	81.6	-142	清瀬
	4	-0.2	-1.1	-2.7	-8.6	-373	
	1	-20.0	8.4	7.6	14.5	16	
28	2	-54.8	-5.2	9.2	248.9	-68	東大和
	4	0.4	-2.2	1. 2	-1.2	86	
20		-34.6	31.8	19.5	99.3 98.6	-27	
23	3	-0. 2	-1. 3	-5. 0	-11.8	68	<u>ж</u> л
00	1	-2.7	-1.7	15.1	42.1	-12	# A #
30	3	-19.6 -21.1	-0. /	8.5	111.2	-80	小金开
	1	-27.9	5.4	22.4	135.7	-78	
31	2	-25.3	3.2	16.9 -2 9	136.9 -9.4	-142	小金井南
	1	-18.3	-0.8	8.8	6.9	25	
32	2	-23.7	21.0	21.8	65.9	-50	武蔵村山
<u> </u>	ر 1	-30.3	-4.5	30.9	-2.6	-140	
33	2	-20.1	30.7	20.4	124. 7	-84	府中
<u> </u>	3	-17.9	-6.6	3.0	-30.9	-172	
34	2	-26.8	5.6	5.6	68.1	-118	東村山
	3	-0.8	-24.1	7.7	71.7	-210 a	
35	2	-18.3	-12.3	-9.3	-0.3	-66	八王子
	3	0.2	0.3	0.9	4.1	99	
36	2	-22.5	4.5	18.0	38.4 52.1	49	瑞穂
37	2	-1.9	-1.2	-0.5	-1.8	40	新多摩
38	1	-17.9	-1.6	14.5 43.0	101.9	-174 -57	稲 城
41	2	-23. 2	8.4	26.4	223.9	-177	三 鷹
	3	-0.4	-1.5	-1.7	-14.1	41	
42	2	-11.0	-2.4	13.7	35. b 87. 4	-91	昭島
Ĺ	3	0.5	4.3	6.8	20.9	106	
(十) #日	380 ++ Ma	· · · · · ·		レビモー	左部(の)	- (d)	(a) . m



図-4 各クラスターの階層と属するノード

図-5 各クラスターの分類結果図



図-6 各クラスター水位差と井戸深度の特性

ナ深度は中間的である.クラスター8は、地震後に若干の水位低下が見られるが、翌日さらに水位低下し、31日 まで同程度の水位を維持する.ストレーナ深度は中間的である.クラスター9は、地震後に比較的大きな水位低下 を生じ、翌日までに大きく水位上昇、14日までに元の水位まで低下し、そして31日までにさらに若干の水位低下 を生じた.ストレーナ深度比較的浅めである.

6. 目視による時系列変動傾向分類との比較

当該地下水位の変動傾向に関して筆者ら は既に,目視による時系列変動のみに基づい た主観的な分類により,大きく被圧地下水を 7パターン,不圧地下水位を3パターンに分 類出来る事を明らかにしている¹⁾.以下では, 先の主観的な分類結果と SOM による客観的 な分類結果と比較検討を行う.

表-3に,先の目視による分類の地下水位変 動パターンを示す.また表-4には,今回の SOMの9クラスターに属する表-2の変動パ ターンを示す.先の目視による分類では,被 圧・不圧地下水を別々に分類した結果,合計 10パターンとなっているが,SOMによる分 類では,地下水位変動パターンは被圧・不圧 地下水を別せず合計9パターンに分類され

被圧		水位変動傾向	井数	不圧	水位変動傾向	井数
	C-D I	水位低下後に反転上昇	42	U-D	水位低下	1
C-D	C-DC	水位低下し、そのまま継続	20	U–I	水位上昇	2
	C-DR	水位低下後,元の水位に復元	13	U-N	大きな変動なし	10
	C-I I	水位上昇・低下後に反転上昇	1			
C-I	C-I C	水位上昇し、そのまま継続	1			
	C-I D	水位上昇後,元の水位に低下	1			
C-N	C-N	大きな変動なし	7			

表-4 SOM による被圧・不圧地下水の変動パターン

SOMによる分类	頁		目視による時系列変重							こ基づく主観的な分類					
分類·観測井数	t		SOMに対する被圧・					〕住地下水の変動パターンと観測井数							
クラスター1	15	C-DC	9	C-DR	4	C-DI	1	C-II	1						
クラスター2	8	C-DI	8												
クラスター3	8	C-DI	8												
クラスター4	17	U-N	9	U-I	2	C-ID	2	C-II	1	U-D	1	C-N	1	C-DR	1
クラスター5	7	C-DR	2	C-N	2	C-DI	2	U-N	1						
クラスター6	9	C-DC	4	C-DR	3	C-DI	2								
クラスター7	13	C-DI	11	C-DR	1	C-DC	1								
クラスター8	12	C-DC	6	C-DR	3	C-DI	3								
クラスター9	9	C-DI	8	C-IC	1										

ている. SOM と目視による分類結果に相違が生じた要因は, SOM では被圧・不圧地下水の水位変動を分けずに分類したことや、ストレーナ深度を加味して解析した点にある. その結果、目視による不圧地下水の変動パターン(U-D,U-I,U-N) はクラスター4・5の2つのクラスターに分類され、そのうちの約90%がクラスター4 に分類された. これは、多くの不圧地下水における地震後の水位変動量が小さいため、SOM の解析過程でより大きな変動量を生じた被圧地下水の影響を受けたと考えられる. また、目視による分類で地震直後に水位低下を生じ、後に反転上昇(C-DI) した被圧地下水は8つのクラスターに分類された. そのうち、C-DIが85%以上を占めるクラスターはクラスター2・3・7・9の4種類である. これは、地震直後の水位低下量の違いや、翌日以降の水位上昇量の違い、ストレーナ深度の違いなどにより、C-DIを細分化して表していると判断できる.

7. 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5項目の観測記録を用い、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・抽出を行っ た.その結果、地下水位の変動特性は9パターンに分類された.また、SOMの結果と目視による分類結果との比 較より、被圧地下水においては目視による分類とほぼ同様の傾向が確認でき、目視より地下水位の変動特性を客 観的に表現できることを示した.さらに、ストレーナ深度を入力データに加えることにより、詳細な地下水位変 動傾向を把握できることを明らかにした.一方で、不圧地下水の約90%が1つのクラスターに分類された.これ は、SOMでの学習過程において水位変動量の小さい不圧地下水が、水位変動量の大きい被圧地下水の影響を受け たと考えられる.今回の結果より、SOMを用いたパターン分析は、地下水位の解析においても適用できることを 明らかにした.

今後は、変動の詳細を捉えることが出来なかった観測データに対して、SOM のさらなる活用を図り、その変動 特性を明らかにしていきたい.

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) Kohonen T.:"The Self-organizing Map", Proc. of the IEEE, pp. 1464-1480, 1990.
- Scott, K. E. and Oyana, T. J., : An improved algorithm for segregating large geospatial data, 9th AGILE Conference on Geographic Information Science, pp. 177-185, 2006.
- 5) 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
- 6) 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.