

早期の沈下実測データに基づいた沈下予測手法の検討

Examination for ground settlement predicting method based on early measurement records

○金山 素平\*, Alexander Rohe \*\*, Leon A. van Paassen \*\*\*, 東 孝寛\*, 大坪 政美\*\*\*\*  
 Kanayama M. \*, Alexander R. \*\*, Leon A. P. \*\*\*, Higashi T. \* and Ohtsubo M. \*\*\*\*

1. はじめに

軟弱地盤上に築造される盛土構造物の沈下は古くから地盤工学上の重要な問題であり、数多くの研究者によって幅広く研究されてきた。軟弱地盤は、その高い圧縮性と低い透水性のため、築造後も長期間にわたって沈下が継続する。オランダは、ライン川下流の低湿地帯に位置し、国土の多くをポルダーと呼ばれる干拓地が占めている。国土の 1/4 は海面下に位置し、はるか昔から絶えず洪水の危険にさらされ、堤防を築き、運河を張り巡らせて治水を行い、干拓によって国土を広げていった歴史的経緯がある。このことから堤防の建設・管理・維持することは、人々の様々な活動を保証する意味において重要であることが分かる。本研究は、金山ら (2009) が過去に構築したニューラルネットワークモデルによる沈下予測手法を使用しオランダ国内の盛土地盤沈下の予測を行い、モデルの改良と予測精度について検討を行った。

2. ニューラルネットワークモデルと現地観測データ

階層型パーセプトロンモデルは非常に強いパターン認識能力を持ち、同モデルによる地盤の沈下予測はそのパターン認識能力を利用したものである。本研究では、ニューラルネットワークへの入出力関係について、経過時間  $t_i$  (入力値,  $t_1, t_2, \dots, t_i$ ) とその沈下量  $S_i$  (入力値  $S_1, S_2, \dots, S_i$ ) から沈下速度  $v_i = (S_i - S_{i-1}) / (t_i - t_{i-1})$ , 出力値,  $v_1, v_2, \dots, v_i$ ) を学習する Rate pattern を使用し、沈下予測における適用性について検討した。上記の教師データに対して十分な学習を行い、予測する沈下量  $S_{i+1}$  は,  $S_{i+1} = S_i + v_i \Delta t$  として算出している。また、本研究では、不等時間隔に測定されている現場のデータに 3 次スプライン補間法を適用し、等時間間隔データを作成して教師データとして使用した。補間領域の時間の分割数は 20 とした。上記の説明を図示したのが Fig.1 である。また、沈下予測を行った沈下データは、アムステルダム近郊の Bloemendalerpolder にて測定されたデータを使用した。試験盛土完成後の約 1 年間のデータについて検討を行っている。

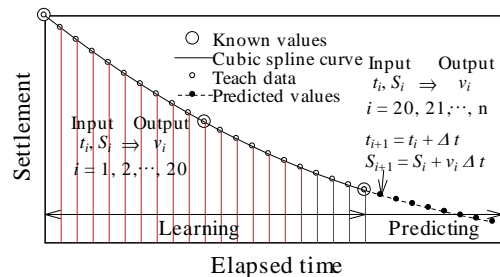
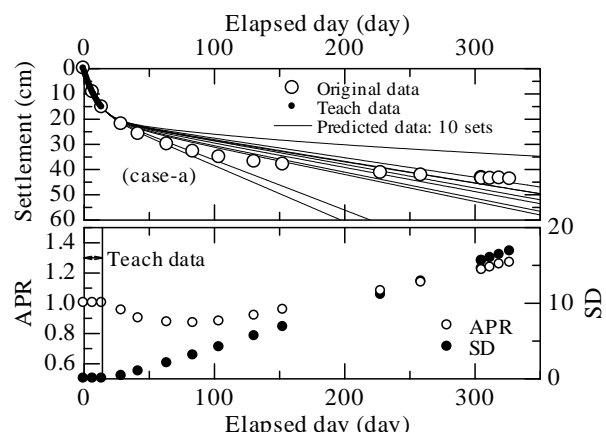


Fig.1 Correction for equal time interval and learning and predicting method

3. 早期の沈下データに基づく予測結果とモデルの改良

Fig.2 は改良前のニューラルネットワークモデルを使用し、10 回沈下予測を行った結果である。なお、10 回予測を行ったのは、結合重みの初期値は乱数を使用しているため、予測精度の再現性を確認するためである。(case-a)において、学習に用いた実測データ数は早期の 3 個である。予測値は明らかに実測値と異なり、経過日数の増加に伴って予測値のばらつきが大きくなっている。このことから、早期のデー



APR: Average prediction ratio, SD: Standard deviation  
 Fig.2 Results and accuracy of settlement prediction by neural network model before improvement

\*九州大学大学院農学研究院, \*\*デルタレス, \*\*\*デルフト工科大学工学部, \*\*\*\*九州大学名誉教授  
 \* Kyushu University, \*\* Deltares, \*\*\* Delft University of Technology, \*\*\*\* Professor Emeritus, Kyushu University  
 キーワード: 動態観測, 沈下予測, ニューラルネットワーク

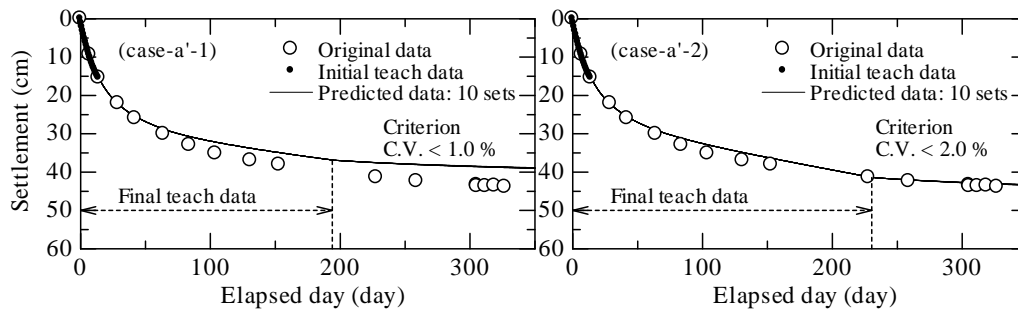


Fig.3 Settlement prediction results by neural network model after improvement

Table 1 Comparison of accuracy for prediction cases

Case	Teach Data		Total Number of Predicted Data	Total Average Prediction Ratio	CV of Average Prediction Ratio
	Total Number	Root Mean Square Error			
(a)	200	0.01	140	1.05	27.6 %
(a'-1)	2780	0.08	140	0.92	4.1 %
(a'-2)	3300	0.09	140	0.97	2.2 %

タを使用した場合、本モデルは正確に沈下挙動を予測できておらず、正確に予測を行うためには改良が必要であることが分かる。(case-a)の結果に関して、短期間の予測精度に着目してみると、教師データ以降の近辺の予測値は実測値に近い値を示しており、偏差も小さくなっていることが分かる。この比較的精度の良い予測値を再学習に取り込み再び予測を行うことによって、予測精度の向上が期待できる。この改良を講じるにあたって、学習に取り込む予測値の取捨選択が重要となる。実際の現場では将来の沈下量は当然未知であるので、データの選択は予測した沈下値のバラつきに応じて行われるべきである。本研究においては、予測値の変動係数 CV に基づく規準を設け、CV が 1.0%と 2.0%以下であれば学習データとして採用することとした。規準を満足した予測値のデータ群に関して、10通りの予測値から代表値である平均値が算出され、その平均値が新たな教師データとして加わる。規準を満足しなかった予測値のデータ群は消去される。このようにネットワークは予測値を教師データとして導入することによって、学習と予測を繰り返し計算することが可能となる。最終的に、全ての予測値の規準パラメータが該当する規準を満たした時、予測値の計算を終了とした。

モデル改良後の検討結果の一例を Fig.3 に示す。この結果は、変動係数  $CV < 1.0\%$  と  $2.0\%$  の規準を用いて検討した結果である。Fig.2 における(case-a)の結果と比較すると、予測精度が改善されたことが分かる。そして、検討したすべての予測値が実測値にほぼ等しくなっていることが分かる。また、予測値の変動係数を規定した規準を使用していることから、結果としての予測値のバラつきが小さくなっている。 $CV < 1.0\%$  においては、予測値はやや過小評価となる傾向にある。 $CV < 2.0\%$  においては、 $CV < 1.0\%$  の結果と比較してやや大きめの値を算出している。

本研究において検討した予測結果を Table1 にまとめている。学習誤差 RMSE が全て低い値を示したことから、学習障害は起きていないことが分かる。モデル改良後の結果においては、予測精度が大幅に改善され、とりわけ平均予測率の変動係数が顕著に減少している。以上の結果から、予測値を学習に取り込んだネットワークモデルは早期の沈下予測に高い精度を有することが分かる。

#### 4. まとめ

本研究は、過去に構築したニューラルネットワークモデルによる沈下予測手法を使用しオランダ国内の盛土地盤沈下の予測を行い、モデルの改良と予測精度について検討を行った。予測値の変動係数を規準とし予測値を教師データとして採用した結果、予測精度が大幅に改善され、とりわけ平均予測率の変動係数が顕著に減少した。これらの結果から、予測値を学習に取り込んだネットワークモデルは早期の沈下予測に高い精度を有することが分かった。

引用・参考文献 金山素平, 山下裕貴, 東 孝寛, 大坪政美 (2009): 実測値に基づいた圧密沈下予測手法の検討—ニューラルネットワークを利用した沈下予測—, 農業農村工学会論文集, 第 259 号, 61-69. 熊沢逸夫(1998): 学習とニューラルネットワーク, 森北出版. Wang, Z. L., Li, Y. C. and Shen, R. F. (2007): Correction of soil parameters in calculation of embankment settlement using a BP network back-analysis model, Engineering Geology, 91, pp.168-177.