

圧縮指数の推定に関するニューラルネットワークの適用性

大阪大学大学院 学生員 ○岡田 守道

大阪大学大学院 正会員 小田 和広

大阪大学大学院 正会員 常田 賢一

1. はじめに

近年、防災、環境および開発等の面から地盤情報のデータベース（DB）化の必要性がクローズアップされている。地盤情報 DB の先駆けである大阪湾海底地盤情報 DB の場合、現在ではその収録孔数は数千に達する膨大なものとなっている。それらは様々な形で整理・分析され、その結果、数多くの新たな地質・土質工学的知見が得られている¹⁾。しかし、現在ではあまりに収録データ数が多くなっているため、その処理は個人の能力の限界を超えつつある。本報告では、大量の情報を合理的かつ客観的に判断する手法の一つとして、ニューラルネットワークを選び、その適用性について検討する。

2. ニューラルネットワークとは

ニューラルネットワーク（NN）とは、人（生物）の脳にある神経細胞（ニューロン）の情報伝達のしくみを数理的にモデル化した情報処理機構である。ある項目について何らかの因果関係が存在すると考えられるが、理論式までは解明できていない、しかし何とかして予測は行いたいといった場合に NN が効力を発揮する。現在では汎用性の高い分析手法として、データ解析やパターン認識の分野に広く適用されている。

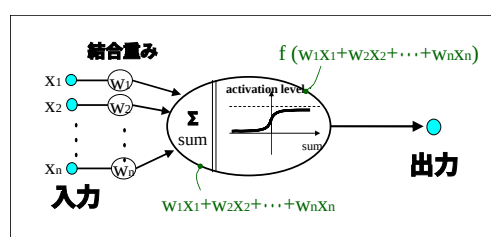


図-1 ニューロンのモデル

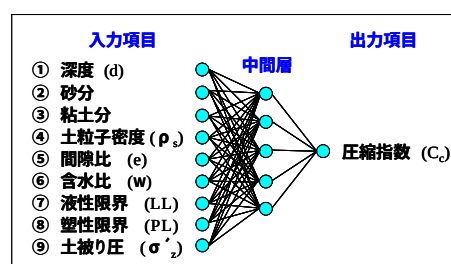


図-2 ネットワークのモデル

具体的には、図-1 に示すような1個のニューロンを図-2 のように階層状に配置する。そして、学習用データをこのネットワークに通過させ、実測値との誤差が小さくなるように層間の重みを変化させることにより、最適なモデルが構築される。

3. 解析手順

本研究では、大阪湾北部の沖積粘土層（Ma13）のボーリングデータ（サンプル総数 1357）を使用し、圧縮指数の推定について以下の手順で解析を行った。**【手順1】** 使用するデータを学習用（1053）と検証用（304）に分ける。

【手順2】 学習用データを NN に適用させ、モデルを構築する。入力には、深度、砂分、粘土分、土粒子密度、自然含水比、間隙比、液性限界、塑性限界、土被り圧の9項目。出力には、圧縮指数とする。中間層は1層でニューロン数は5つとした。（図-2 参照）**【手順3】** 完成したモデルに検証用データを適用させて、モデルの優劣を評価する。本研究では、実測値と計算値の誤差および相関係数を算出した。

4. 解析結果と考察

解析手順に従ってモデルの検証を行った結果、図-2 のモデルの予測精度は、平均誤差 0.112 相関係数 0.912 という非常に高いものとなった。これは、多数の入力項目から出力値を推定するためである²⁾。このように、NN を用いることで土質特性を精度よく推定することができる。

キーワード ニューラルネットワーク, 圧縮指数, 地盤情報 DB, 液性限界, 間隙比

連絡先 〒565-0821 吹田市山田丘 2-1 大阪大学大学院工学研究科地球総合工学専攻 TEL 06-6829-7626

ところで、NNは、なぜそのような出力結果をもたらすのか、明確なルールを導くことが非常に困難である。このことは、NNの大きな弱点となっている。ただ、感度解析（重要度分析）と呼ばれる手法を用いて、出力に及ぼす入力項目の相対的な重要度を示すことは可能である³⁾。感度解析を行った結果を表－1に示す。その結果、NNを用いて圧縮指数の大きさを考える場合、「間隙比」「深度」「液性限界」の3項目(Type8)、あるいは「間隙比」「深度」の2項目(Type9)に着目すればよいということが分かった⁴⁾。

この理由として、まず深度については、大阪湾沖積粘土の場合、その物理圧縮特性が強く依存しているためであると考えられる。また間隙比については、粘土の構造の高低を表す指標になっているためであると考えられる。そして液性限界については、再構成時における粘土の圧縮指数と強い相関があるためであろう。そこで、間隙比と液性限界の両者を統合して評価できるパラメータとして、バーランドによって提案された間隙指数（void index）⁵⁾を選び、それを使用したときの相関について考察した。表－2は間隙指数を含めた予測結果を示している。表－1と比較すると、液性限界や間隙比を直接入力項目とした方が、間隙指数を使った場合よりも高い予測精度を示している。この理由として、圧縮指数と間隙指数の間で線形的な相関性が高くないことが挙げられる（図－3参照）。つまり、NNでは推定式における各入力パラメータに対する重みを最適な推定結果が得られるように適合させるのに対し、間隙指数等を用いる場合、定義式が固定されているため、そのようなことが不可能であるためであろう。また、深度が重要なパラメータとして選定されたように、NNでは地盤の持つ地域性といった地域固有の特性を推定式の内に取り込むことができる。このようにNNはDBと組み合わせることにより、地盤定数の推定に対して有効な方法であることが分かる。また、NNを適用する場合は、加工された指標ではなく、一次の指標を使って推定する方が高い予測精度を得ることができるようである。

6. まとめ

本研究では、NNを使い、地盤情報DBから圧縮指数の推定を行った。その結果、①加工された指標を用いるよりも加工されていない指標を用いる方が高い予測精度を得ることが出来る。②NNは、地域の地盤固有の特性を考慮した地盤定数の推定を行うことができる。

7. 参考文献

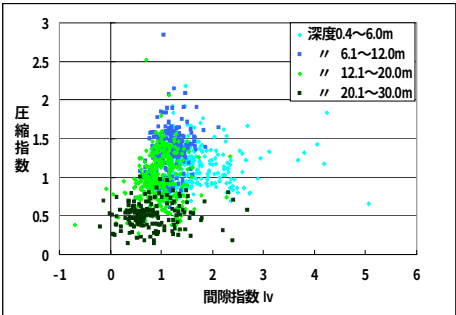
1)大阪湾地盤情報の研究協議会,2002,バイエリアの地盤と建設-大阪湾を例として-,pp.113-143,245-298 2)岡田守道,小田和広,松井保,2004,地盤情報データ処理に対するニューラルネットワークの適用と問題点,第39回地盤工学研究発表会,pp183-184 3)マイケルJ.A.ベリー,ゴードン・リノフ著,SASインスティテュートジャパン,江原淳,佐藤栄作共訳,1999,データマイニング手法-営業、マーケティング、カスタマーサポートのための顧客分析,海文堂出 4)岡田守道,小田和広,常田賢一,2005,ニューラルネットワークによる大阪湾沖積粘土の圧縮指数の一考察,第40回地盤工学研究発表会 5)Burland,J.B.,1990, On the compressibility and shear strength of natural clays, Geotechnique, 40(3),329-347

表－1 圧縮指数に対する入力の感度

	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	Type 7	Type 8	Type 9	(※1)	(※2)
深度 (D)	○	○	○	○	○		○	○	○		
砂分 (砂)	○										
粘土分 (粘)	○	○									
土粒子密度(ρs)	○	○	○		○	○	○				
自然含水比(w)	○										
間隙比 (e)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	
液性限界 (LL)	○	○	○	○	○	○	○				○
塑性限界 (PL)	○	○	○	○	○	○	○				
土被り圧 (σs)	○	○									
感度	e 0.477	e 0.671	e 0.637	e 0.624	e 0.613	LL 0.414	e 0.663	e 0.608	e 0.678		
	w 0.266	ρs 0.223	LL 0.242	LL 0.263	LL 0.224	e 0.318	ρs 0.478	LL 0.188	D 0.172		
	LL 0.254	LL 0.212	D 0.152	D 0.150	ρs 0.202	ρs 0.181	D 0.185	D 0.148			
	PL 0.166	PL 0.140	PL 0.144	PL 0.137	D 0.142	PL 0.077	PL 0.117				
	D 0.141	D 0.122	ρs 0.135								
	粘 0.071	σs 0.063									
	σs 0.058	粘 0.061									
	ρs 0.012										
	砂 0.007										
平均誤差	0.112	0.113	0.118	0.113	0.115	0.130	0.121	0.116	0.121	0.158	0.135
相関係数	0.912	0.910	0.904	0.909	0.908	0.875	0.901	0.906	0.901	0.823	0.873

表－2 間隙指数を含めた予測

	Type2'	Type3'	Type5'
深度	○	○	○
砂分	○		
塑性限界	○	○	
土被り圧	○		
間隙指数	○	○	○
平均誤差	0.150	0.177	0.186
相関係数	0.842	0.784	0.760



図－3 圧縮指数と間隙指数