

ニューラルネットワークを用いたNATM施工時の 最終変位量の予測に関する研究

中田雅博¹・荒木義則²・鈴木昌次³・大木戸孝也⁴・古川浩平⁵・中川浩二⁵

¹正会員 工修 日本道路公団 試験研究所トンネル研究室長 (〒194 東京都町田市忠生1-4-1)

²正会員 工修 中電技術コンサルト(株) 水工部(元山口大学助手) (〒734 広島市南区出汐2-3-30)

³正会員 工博 (株)大本組 技術本部技術開発部 (〒700 岡山市内山下1丁目1番13号)

⁴正会員 工修 山口大学助手 工学部社会建設工学科 (〒755 宇部市常盤台2557)

⁵正会員 工博 山口大学教授 工学部社会建設工学科 (〒755 宇部市常盤台2557)

NATMでは、トンネルの地山状況をできるだけ早く、正確に把握し、信頼性の高い評価を行うため、日常の施工管理において坑内観察記録調査や内空変位量測定、天端沈下量測定が行われている。特に最終変位量の予測は計測管理を行う上で最も重要な要因と考えられる。しかしながら最終変位量の予測に関して信頼性の高い手法が確立されているとは言い難い。そこで、パターン認識に優れるニューラルネットワークを用いて最終変位量を予測する手法を提案すると共に、従来から提案されている手法と比較することにより、本手法の有効性を示した。

Key Words : neural network, convergence, crown settlement, tunnel face observation records

1. はじめに

現在、NATMは日本の山岳トンネルにおける標準的な工法として定着しており、その技術体系は整理され、より高度なものとなりつつある。

NATM施工において最も重要なことは地山評価に基づく現場設計と施工管理である。日常の施工管理には、主に坑内観察調査、内空変位量測定、天端沈下量測定の3項目が行われている。また、必要に応じて地中変位、支保部材の断面力等の計測も行われる。NATM施工では、これらの観察や計測結果を基にトンネルの地山性状や地山挙動をできるだけ早く、正確に把握し、安全で信頼性の高い地山評価を行う必要がある。また、トンネルの変形に対しては、現象に応じた迅速な対応および施工へのフィードバックが要求されることになる。特に、内空変位や天端沈下の変位計測結果は、トンネルの地山挙動を把握する上で重要であり、あらかじめ決められた管理基準値と照らし合わせることにより、トンネルの地山や支保部材等の状態の評価が行われている。そのために内空変位や天端沈下の最終変位量は、できるだけ早い段階で信頼性の高い予測を行うことが必要となる。

現在、最終変位量の予測には、初期段階での計測結果を使う方法として、吉川らの変位速度による方法¹⁾、近藤の2倍時変位法による方法²⁾等が提案されている。変位速度による方法では、地山特性が考慮されていないため時間依存性のある変位の予測に問題点がある³⁾のに対して、2倍時変位法による方法では、ある程度時間依存性を考慮することが可能となっている。また、切羽観察記録に数量化理論I類を適用して最終変位量を予測する方法⁴⁾も提案されているが、切羽観察記録と最終変位量との非線形な関係を多項近似しているため、非線形性の強い特殊地山では、十分なモデル化が難しい面がある。

著者らは、NATM施工時に行われる切羽観察等の個々の地山要素に対する調査結果を用いて総合的に地山を評価し、支保パターンを判定する過程をニューラルネットワークによってモデル化⁵⁾している。その中でトンネル施工中に得られる地山情報は、定性的ではあるが重要なデータであることを指摘している。また、これらの地山情報は、トンネルの最終変位を予測する上でも同様に重要なデータであると考えられる。そこで本研究では、技術者による坑内観察記録を中心とした地山情報を説明変数とし、トンネルの内空変位や天端沈下の最終変位量を目的

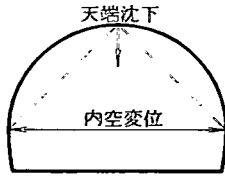


図-1 変位計測模式図

表-2 土被り比

カテゴリー-1	$5D < H$
カテゴリー-2	$2D < H \leq 5D$
カテゴリー-3	$1D < H \leq 2D$
カテゴリー-4	$H \leq 1D$

D=11.5m, H:土被り厚(m)

表-3 特殊産状

カテゴリー-1	不明
カテゴリー-2	岩脈貫入, 微褶曲
カテゴリー-3	互層, 不整合
カテゴリー-4	断層

表-1 切羽観察記録

A	切羽の状態	1.安定	2.壁面から岩塊が抜け落ちる	3.壁面の浮出しを生じる	4.壁面は自立せず崩れあるいは流出
B	凍害面の状態	1.自立(普通不要)	2.時間がかつと緩み落ちる(後者)	3.自立困難(後者)	4.掘削に先行して山を削り取る必要がある
C	圧縮強度	1. $\sigma_c \geq 100 \text{ kg/cm}^2$ ハンマー打撃はね返る	2. $100 > \sigma_c \geq 50$ ハンマー打撃でくだける	3. $50 > \sigma_c \geq 20$ 軽い打撃でくだける	4. $50 \text{ kg/cm}^2 > \sigma_c$ ハンマー刃先くい込む
D	風化変質	1.なし・健全	2.岩目に沿って変色・強度やや低下	3.全体に変色・強度相当に低下	4.土砂状・粘土状・崩れ・当初より未固結
E	割れ目の頻度	1.区間 $d \geq 1\text{m}$	2. $1\text{m} > d \geq 50\text{cm}$	3. $50\text{cm} > d \geq 5\text{cm}$	4. $5\text{cm} > d$ 微粉・当初より未固結
F	割れ目の状態	1.閉着	2.部分的に開口	3.開口	4.粘土をはさむ・当初より未固結
G	割れ目の形状	1.ランダム方形	2.柱状	3.層状・片状	4.土砂状・細片状・当初より未固結
H	湧水	1.なし・滲水程度	2.滴水程度	3.集中湧水	4.全面湧水
I	水による劣化	1.なし	2.緩みを生ず	3.軟弱化	4.崩壊・流出
掘削方向の切羽をみて		1.水平($10^\circ > \theta > 0^\circ$) 2.さし目($30^\circ > \theta \geq 10^\circ, 80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 3.さし目($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 4.流れ目($90^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 5.流れ目($30^\circ > \theta \geq 10^\circ, 80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 6.垂直($\theta \geq 80^\circ$) (最大傾斜角をとる)			
掘削方向の逆側の切羽をみて		1.水平($10^\circ > \theta > 0^\circ$) 2.右から左へ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ, 80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 3.右から左へ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 4.左から右へ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 5.左から右へ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ, 80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 6.垂直($\theta \geq 80^\circ$) (掘削方向のみかけの傾斜角をとる)			

表-4 日本道路公団の定める標準支保パターン

地山等級	*1 掘削工法	一掘進量(上半)(m)	ロックボルト		鋼製支保工			吹付厚(cm)	覆工厚(cm)		変形余裕量(cm)			
			長さ(m)	施工間隔		上半部	下半部		建込間隔(m)	アーチ・側壁部	インパート部	上半部	下半部	インパート
				身筋(m)	眼筋(m)									
B	上半工法	2.0	3.0	1.5	2.0	なし	なし	-	5	30	0	0	0	0
C _I	上半工法	1.5	3.0	1.5	1.5	なし	なし	-	10	30	0	0	0	0
C _{II}	上半工法	1.2	3.0	1.5	1.2	H-125	なし	1.2	10	30	0	0	0	0
D _I	上半工法	1.0	4.0	1.2	1.0	H-125	H-125	1.0	15	30	45	0	0	0
D _{II}	上半工法	1.0以下	4.0	1.2	1.0以下	H-150	H-150	1.0以下	20	30	50	10	0	0

*1:現在は補助ベンチ付き全断面工法であるが、本論文の使用データは上半工法である。

変数に設定し、パターン識別となるカテゴリーデータの組み合わせ最適化問題、特に非線形性の強いシステムのモデル同定に有効であるとされるニューラルネットワーク⁶⁾を適用し、最終変位量の予測モデルを構築した。そして、従来の予測手法と比較することにより、ネットワークモデルの特性や有効性の検討を行った。また、地山岩種を考慮することの必要性、およびその方法について検討を加えた。なお、一般にネットワークモデルでは、学習データの範囲を逸脱するデータに対する外挿能力が乏しいと考えられる。これに対して、トンネルでは種々多様な地山にさまざまな条件下で施工するため、将来的にはモデルの同定に用いた範囲では、これらをカバーできなくなる可能性もある。このため、何らかの形で追加学習が必要になると考えられる。このことから追加学習の方法およびその問題点について検討を加

えた。さらに、ネットワークモデルの追加学習を行うことにより適用性の拡張に対する検討を行った。なお、本研究は、日本道路公団(以下、JHと言う)の2車線道路トンネルで上半掘削幅8~11.5mの道路一般部を対象とし、日本全国から集めた112トンネルで得られたデータを用いている。

2. 最終変位量予測モデルの構築

トンネルの変形は、掘削に伴う初期応力の解放と応力再配分によって引き起こされる。変形の程度は、地山強度、割れ目や風化の程度等の地山の状況や支保工形態等により左右される。これらのトンネル変形は、図-1に示すような内空変位量や天端沈下量を計測することにより代表される。

表-5 支保パターン

カテゴリ-1	Bパターン
カテゴリ-2	C Iパターン
カテゴリ-3	C IIパターン
カテゴリ-4	D Iパターン
カテゴリ-5	D IIパターン

表-6 地山評価項目

		1	2	3	4	5	6
A	切羽の状態	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
B	素掘面の状態	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
C	羽の圧縮強度	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
D	風化変質	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
E	観割れ目の頻度	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
F	割れ目の状態	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
G	察割れ目の形態	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
H	湧水	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
I	記水による劣化	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
J	割れ目の横断方向	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
K	録方向性 縦断方向	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
L	土被り比	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
M	特殊産状	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
N	変位計測点での支保パターン	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

地山性状を表す資料には、地山情報の1つとして表-1に示す切羽観察記録がある。この切羽観察記録は、切羽や素掘面の状態・圧縮強度・風化変質・割れ目の状態・湧水等の9項目を1～4までのカテゴリで評価し、卓越した割れ目の方向性に対して1～6までのカテゴリで評価するものである。また、その他の情報として土被り比や地山の特殊産状がある。なお、土被り比は、連続量であるが特に2D以下の極端に浅い地山などでは力学的にも掘削後のトンネル挙動と密接に関係する⁷⁾ことが指摘されているため、表-2に示すような1～4までのカテゴリに分類した。特殊産状は、地質構造による考え方から岩脈貫入、微褶曲、互層、不整合、断層などを表-3に示すカテゴリに分類した。

また、支保パターンは、地山状況に応じて妥当な支保が決まられており、支保工の役目は、地山の改善や緩んだ地山の一体性を損なわないように地山を支えるための手段として用いられるものと考えている。JHでは表-4に示すような標準支保パターンを用いている。ここでは、各支保パターンを表-5に示すカテゴリに区分し、変位の計測がなされた切羽での支保パターンを入力データとして用いた。

以上より説明変数は、表-6に示すようなA～Nまでの14項目となる。

また、目的変数は、内空変位や天端沈下の最終変位量とする。なお、地山岩種は、JHの定める地山分類におけるb岩種、c岩種、d岩種の3種類を用

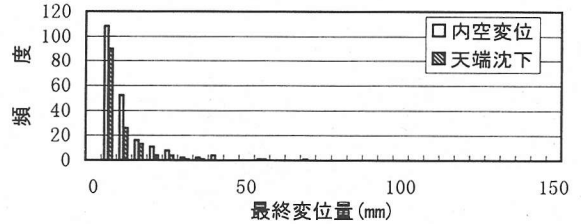


図-2 b岩種頻度グラフ

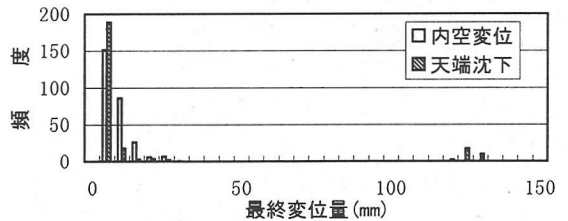


図-3 c岩種頻度グラフ

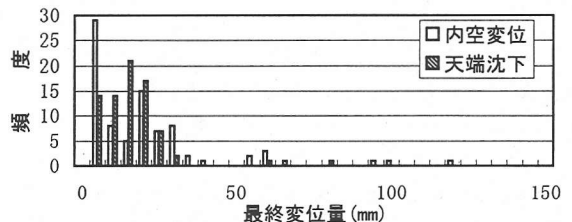


図-4 d岩種頻度グラフ

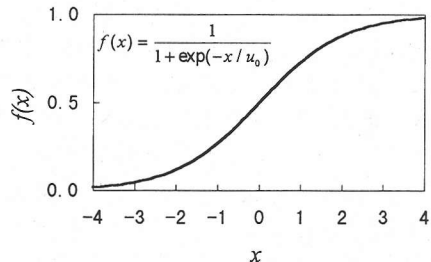


図-5 シグモイド関数

いた。b岩種では粘板岩、c岩種では花崗岩、d岩種では泥岩を代表岩種として採用している。

ここで、本研究に用いた最終変位量の頻度グラフを図-2～4に示した。各岩種とも最終変位量が10～30mm程度と比較的変位量の小さいものが多いことがわかる。

最終変位量予測のためのネットワークモデルは、パターン識別に優れる階層型ネットワークモデルを用い、入出力関数には図-5に示すシグモイド関数(パラメータ $u_0=1.0$)を用いた⁵⁾。また、学習は誤差逆伝播学習則(以下、BPと言う)を用いて最大500回の反復を行った。地山情報を用いた支保判定モデルの同定においては、比較的単純な構造とするのが良く、むやみに複雑にするとかえって逆効果

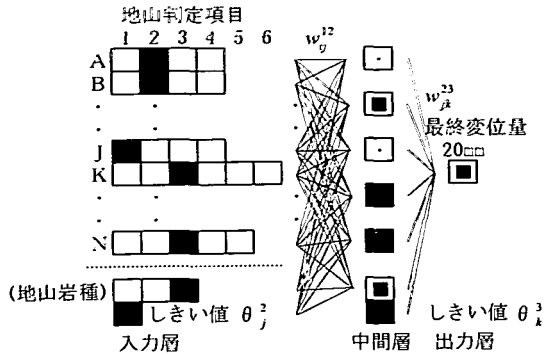


図-6 3層ニューラルネットワークモデル

となる事が著者らの研究⁵⁾において示されている。このため、ここでも比較的単純な3層階層型ネットワークモデルを用いた。図-6に本研究で用いたニューラルネットワークモデル（以下、NNモデルと言う）を示す。破線より上部が本節で示すものであり、入力層は、表-6の地山評価項目のカテゴリー毎にニューロンを設けている。中間層のニューロンは試行錯誤的にニューロン数を変化させた結果、最も良かったのが中間層のニューロン数が6個の場合であった。このようにNNモデルは、むやみに複雑にする必要はなく、前回の研究⁵⁾と同様に6個が最適であり、出力層のニューロンは1個で最終変位量が出力される。また、入力層と中間層には、各層全てのニューロンに値1を送るしきい値のためのニューロンを設けることにより、BPの過程で各層間の重み (w_{ij}^{12}, w_{jk}^{23}) としきい値 (θ_j^2, θ_k^3) を同時に修正していく手法⁹⁾を用いている。図-6に示した地山評価に対してニューラルネットワークは、最終変位量20mmを予測したことを表している。ここで、ニューラルネットワークのニューロンは、入出力関数にシグモイド関数を用いているため、ニューロンの出力は、0.0~1.0の範囲となり、最大出力値は1.0となる。しかしながら、最終変位量は100mmを越えるデータもあり、ニューロンの出力値では直接的に最終変位量を表せない。そこで、ニューロンの出力値と最終変位量との関係に関連付けることを考える。この時、最終変位量の取り得る値が数mm~100mm程度まで広範囲に渡っていることから変位量の対数値を取り、最大値が1になるようにデータを基準化する。

また、ネットワークの構築に用いる学習データおよび検証用の追加データは、各岩種毎に表-7に示すデータ数を用いた。

表-7 使用データ数

岩種	変位	学習データ数	追加データ数
b岩種	内空変位	206	19
	天端沈下	140	19
c岩種	内空変位	277	85
	天端沈下	245	85
d岩種	内空変位	84	-
	天端沈下	78	-

表-8 検討ケース

ケース1	地山岩種を考慮し、岩種毎にネットワークを構築する場合
ケース2	地山岩種を入力データの一部として考慮し、ネットワークを構築する場合
ケース3	岩種特性を考慮せずにネットワークを構築する場合

3. 地山岩種の影響に関する検討

地山分類や支保パターンの判定では、地山岩種の特性を岩種毎に考慮する必要があることが提案⁷⁾されており、トンネルの最終変位量についても同様と考えられる。そこでニューラルネットワークを用いて最終変位量を予測する場合の地山岩種の違いがネットワークに与える影響の度合いとその対応を検討する必要がある。そこで、表-8に示す3通りの検討ケースを考えた。ケース1では、岩種毎にネットワークを構築し、ケース2では、地山岩種を入力データの一部分として考慮したもので、図-6のNNモデルの入力層に地山岩種の入力項目を加えたモデルとしている。ケース3では、地山岩種を無視して1つのネットワークモデルを構築することで、岩種特性を全く考慮しない場合を想定している。地山岩種がネットワークに与える影響は、出力値となる予測変位量とシステム同定に用いた計測変位量との相関係数、およびその精度として、式(1)に示す指標値 e （以下、残差平均）を用いて検討する。

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{x}_i - x_i}{\hat{x}_i} \right| \quad (1)$$

ここで、 e : 残差平均, n : データ総数,
 \hat{x}_i : 計測値(mm), x_i : 出力値(mm)

検討ケース毎に学習データを用いてNNモデルを構築し、計測変位量と同定値の相関係数と残差平均を求めた。検討ケース毎の相関係数を表-9に、残差平均を表-10に示す。ここで、最も相関係数が高くなったのは、ケース1の地山岩種毎にネットワークを構築する場合であり、内空変位は各岩種とも相関係数が高く、全データで見たときの相関係数は

表-9 学習データの計測値と同定値の相関係数

ケース	モデル特性	内空変位			天端沈下		
		b岩種	c岩種	d岩種	b岩種	c岩種	d岩種
1	地山岩種毎にネットワークを構築	0.966	0.968	0.971	0.990	0.968	0.977
		全体 0.970			全体 0.983		
		0.921			0.981		
2	地山岩種を入力データとして考慮	0.861			0.963		
3	地山岩種を考慮しない						

表-10 学習データの残差平均

ケース	モデル特性	内空変位			天端沈下		
		b岩種	c岩種	d岩種	b岩種	c岩種	d岩種
1	地山岩種毎にネットワークを構築	0.234	0.355	0.250	0.077	0.127	0.118
		全体 0.296			全体 0.111		
		0.421			0.234		
2	地山岩種を入力データとして考慮	0.483			0.255		
3	地山岩種を考慮しない						

0.970, 天端沈下では0.983と高い値となっている。また、残差平均も同様に、内空変位で0.296, 天端沈下で0.111と他のケースと比べて最も低くなり精度が非常に高いことがわかる。また、ケース2は、ケース1よりも相関係数は若干低下したものの、内空変位で0.921, 天端沈下で0.981とかなり高い相関係数を示した。しかし残差平均は、内空変位で0.421, 天端沈下で0.234となり、ケース1と比べて精度が低下した。ケース3の相関係数は、ケース2と比べて内空変位では0.861, 天端沈下では0.963となり、相関係数がさらに低下した。また、残差平均で見ると、内空変位で0.483, 天端沈下で0.255となり全体の精度としては最も低い結果となった。

以上のことから、ニューラルネットワークを用いた最終変位量の予測において地山岩種は、大きな影響を与えることが分かった。しかも、この影響は、単に地山岩種を入力データに加えるだけでは十分には改善できず、地山岩種毎にネットワークを構築する必要があることが示された。

4. 既往の研究との比較

従来から提案されている最終変位量の予測手法と、本研究で提案した手法を比較検討する。ここでは従来の代表的な手法として回帰モデル、数量化理論I類による方法を用いる。前述のニューラルネットワークのモデル化では、100mm以上のデータを含めてモデルの構築を行ったが、ここで比較する従来の手法では、100mm以上の変位量の大きなデータを含めると極端に精度が低下し、従来手法によるモデル

表-11 初期変位速度を用いた予測モデルの係数と精度

岩種	変位	係数		相関係数(*1)
		α	β	
b	内空変位	4.95	0.56	0.636
	天端沈下	4.07	0.56	0.548
c	内空変位	4.62	0.53	0.575
	天端沈下	2.99	0.39	0.345
d	内空変位	6.42	0.78	0.714
	天端沈下	9.03	0.41	0.522

(*1) 初期変位速度と最終変位量(計測値)の相関係数

の信頼性が低くなるため、100mm以下のデータのみを用いてモデルを構築し、比較検討に用いたNNモデルは、100mm以下のデータのみを用いてモデルを再構築し、3種類の地山岩種毎に従来手法と本手法との比較を行う。

回帰モデルによる手法¹⁾は、計測開始初期の段階で計測される初期変位速度(mm/day)と、その地点での最終変位量(mm)との間に相関関係があると考え、両者を用いた回帰式でモデル化される。ここでは、各岩種毎に初期変位速度と最終変位量との関係を式(2)に示す回帰モデルで求める。

$$y = \alpha x^\beta \quad (2)$$

ここで、 y : 最終変位量(mm)

x : 初期変位速度(mm/day)

α, β : 係数値

各岩種毎に初期変位速度と最終変位量の関係について回帰モデルを求めた。表-11 に予測モデルの係数と精度を示す。表-11 より、初期変位速度と最終変位量との相関係数は、d岩種内空変位で0.714と

表-12 数量化理論 I 類の予測式 (b 岩種)

アイテム	内空変位 (カテゴリー)					天端沈下 (カテゴリー)					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
地	A	0.16	-0.69	-8.59	-4.28	—	-2.56	4.25	3.52	-4.29	—
	B	-0.41	0.81	-5.45	1.66	—	2.94	-0.32	-4.59	12.63	—
山	C	-3.99	-0.68	0.76	13.23	—	-3.15	0.63	-0.35	1.67	—
	D	-2.87	-0.91	2.64	18.42	—	-0.51	-2.07	3.09	7.92	—
評	E	-0.10	1.11	-0.41	-4.48	—	8.65	-0.28	0.56	-3.78	—
	F	-0.88	0.95	-1.19	-2.52	—	1.93	1.11	-1.32	-6.37	—
価	G	1.38	-0.72	-0.79	4.89	—	-0.65	-1.61	-0.07	8.81	—
	H	0.19	0.35	-1.59	-1.82	—	-0.36	1.56	-2.11	-1.04	—
項	I	-1.16	3.68	2.14	—	—	-1.63	4.12	-5.24	—	—
	L	-0.79	—	7.10	4.68	—	1.29	—	-8.25	-6.84	—
目	M	0.19	-0.28	-3.41	2.89	—	-0.48	1.75	1.14	4.18	—
	N	6.44	-0.37	-0.36	-0.34	7.79	-3.39	1.11	0.22	-0.26	1.34
重相関係数	0.674					0.724					

表-13 数量化理論 I 類の予測式 (c 岩種)

アイテム	内空変位 (カテゴリー)					天端沈下 (カテゴリー)					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
地	A	-0.61	0.39	1.04	5.40	—	-1.27	1.22	-1.22	-1.01	—
	B	1.25	0.06	-1.31	-5.52	—	-2.31	-0.08	2.81	-1.59	—
山	C	-2.51	-0.49	1.49	1.43	—	1.08	0.26	-0.43	-2.35	—
	D	1.59	-0.17	0.06	0.23	—	-3.13	0.39	0.16	-9.80	—
評	E	-0.59	0.72	0.16	-3.21	—	2.62	-0.13	0.04	-0.61	—
	F	0.07	-0.10	0.33	0.43	—	1.03	-0.51	0.91	2.05	—
価	G	0.07	-0.06	-0.44	5.11	—	0.74	0.25	-1.40	13.58	—
	H	0.64	-0.81	-0.13	7.13	—	0.13	-0.05	-0.05	-0.15	—
項	I	-0.54	1.65	-1.00	-7.38	—	0.29	-0.74	0.19	-0.45	—
	L	-0.61	0.12	0.85	2.64	—	-0.64	0.08	0.30	2.89	—
目	M	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	N	-1.04	-0.24	-0.18	2.86	-0.73	0.40	0.21	-0.67	0.80	-1.33
重相関係数	0.779					0.734					

表-14 数量化理論 I 類の予測式 (d 岩種)

アイテム	内空変位 (カテゴリー)					天端沈下 (カテゴリー)					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
地	A	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	B	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
山	C	14.62	1.25	-3.30	-6.16	—	3.39	-3.00	-1.32	10.96	—
	D	-3.31	1.42	-4.82	10.50	—	—	—	—	—	—
評	E	-17.60	-3.67	5.61	2.10	—	-23.37	-7.87	7.25	4.95	—
	F	6.27	-2.86	4.71	-0.73	—	—	—	—	—	—
価	G	-2.23	5.90	-5.51	2.50	—	8.18	-1.11	-7.80	-7.99	—
	H	-2.04	1.81	-4.97	—	—	-0.26	-0.38	4.04	—	—
項	I	1.26	-4.01	-4.11	—	—	1.75	-3.81	-15.99	—	—
	L	0.18	—	-1.83	—	—	0.66	—	-6.71	—	—
目	M	5.75	-5.85	-2.83	-14.69	—	0.76	0.79	0.55	-28.35	—
	N	-12.16	-7.69	-7.26	5.80	14.05	-2.81	—	-2.33	-0.18	40.59
重相関係数	0.863					0.712					

比較的高い相関が得られた。また、c 岩種天端沈下において0.345と低くなったが、その他は、0.5～0.6程度の相関係数となった。

次に、数量化理論 I 類を用いた方法としてトンネルの観察データである切羽観察記録を用いて、最終変位を予測する手法⁹⁾が提案されている。ここでは、説明変数にニューラルネットワークの構築に用いたものとほぼ同じだけの地山情報を与えて、最終変位量を目的変数として予測式を求める。一般に数量化理論 I 類の予測式は、係数を a_{mn} 、ダミー変数を $\delta_{i(mn)}$ とすると、式(3)で表される。

$$y_i = a_{11}\delta_{i(11)} + a_{12}\delta_{i(12)} + \dots + a_{mn}\delta_{i(mn)} \quad (3)$$

ここで、 y_i : 最終変位量の予測値

a_{mn} : 係数

$\delta_{i(mn)}$: ダミー変数 (i がアイテム m のカテゴリー n に反応する場合 1, 反応しない場合 0)

m : アイテム (切羽観察記録等)

n : アイテム内のカテゴリー

数量化理論 I 類では、あらかじめアイテム間の属性関係を調べる必要があるため、説明変数に対して χ^2 検定により独立性の検定を行い、クラメル¹⁰⁾の連関係数により独立の程度を調べることにより変数選択⁹⁾を行った上で数量化理論 I 類により予測式を構築する。

各岩種毎に予測式を求めると、各予測式の係数および精度は、表-12～14 で表わされる。表-12 より、b 岩種では、全アイテムを用いて予測式を構築しており、内空変位に対して重相関係数0.674、天端沈下では重相関係数0.724となり、相関係数は比較的高くなった。表-13 より、c 岩種では、上記変数選択の結果、アイテム M (特殊産状) を除いた要因で予測式を構築し、内空変位で重相関係数0.779、天端沈下で重相関係数0.734となり、b 岩種に比べて相関が高くなった。表-14 より、d 岩種では、内空変位でアイテム A (切羽の状態)、B (素掘面の状態) を除いた要因で予測式を構築し、重相関係数0.863となり、相関は3岩種の中で最も高くなった。

□ 回帰モデル ■ 数量化 I 類モデル ▨ NNモデル

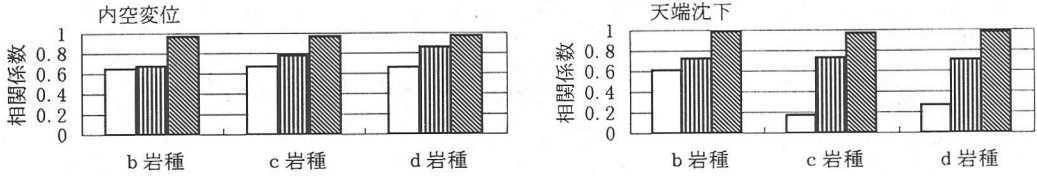


図-7 各手法の相関係数の比較

□ 回帰モデル ■ 数量化 I 類モデル ▨ NNモデル

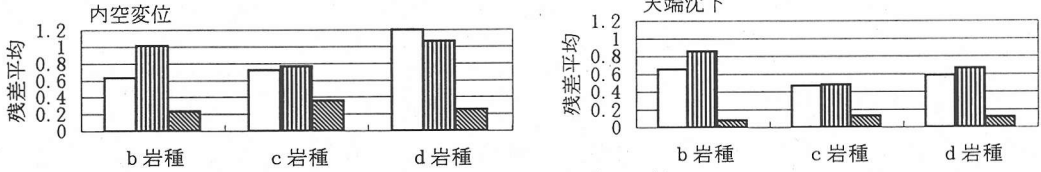


図-8 各手法の残差平均の比較

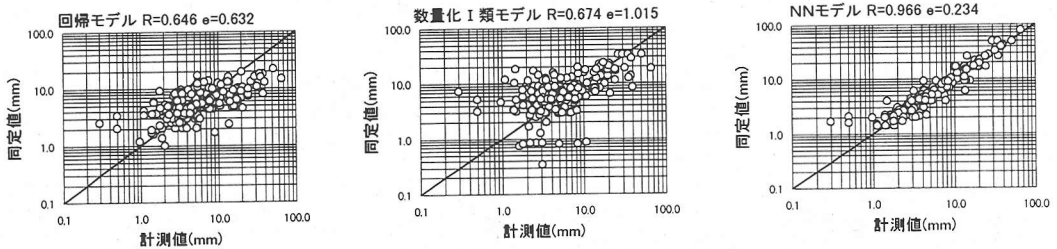


図-9 計測値と同定値の比較 (b 岩種, 内空変位)

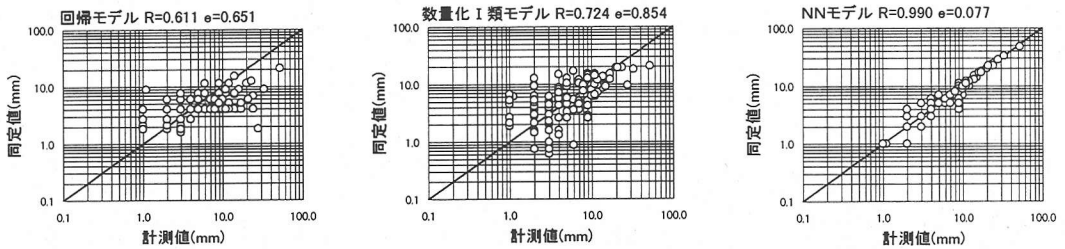


図-10 計測値と同定値の比較 (b 岩種, 天端沈下)

天端沈下では、アイテムA (切羽の状態), B (素掘面の状態), D (風化変質) F (割れ目の状態)を除いた要因で予測式を構築し、重相関係数0.712となった。

最後に、これら2つの手法と本研究で提案しているNNモデルによる手法を比較する。比較検討は、計測値と同定値の相関係数および残差平均、さらに計測値と同定値の散布図を用いて行う。

図-7に各岩種ごとの内空変位、天端沈下の相関係数を示した。NNモデルでは、全ての岩種において内空変位、天端沈下とも0.9以上の非常に高い相関係数が得られている。数量化I類モデルでは、相関係数が0.6~0.8程度となり、NNモデルと比べて精度が低くなっている。回帰モデルでは、さらに相関

係数が低くなり、特に天端沈下のc岩種、d岩種において0.3以下となっている。

図-8は、実測値と同定値の残差平均を示している。NNモデルの残差平均は全ての岩種において内空変位、天端沈下とも他の手法に比べて半分程度ないしはそれ以下の少ない値となり、高い精度を示した。

各岩種、変位毎に3つの手法の計測値と同定値の散布図を図-9~14に示した。散布図よりNNモデルの分布形状は、全てのケースにおいてほぼ直線上に分布していることがわかる。また、数量化I類モデル、回帰モデルの順に分布範囲のばらつきが大きくなっていることが分かる。

このようにニューラルネットワークは、他の手法と比べて相関係数が高く、残差平均も少なく、計測

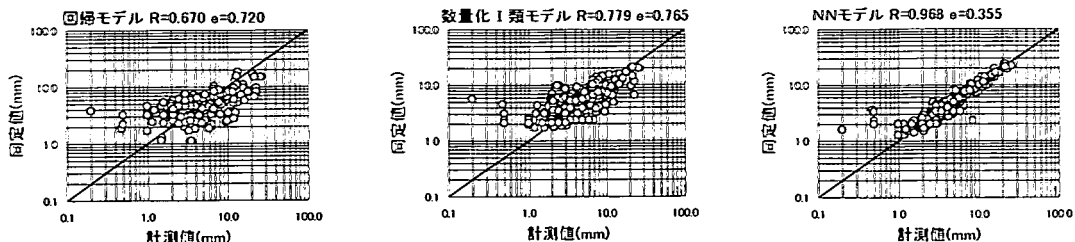


図-11 計測値と同定値の比較 (c岩種, 内空変位)

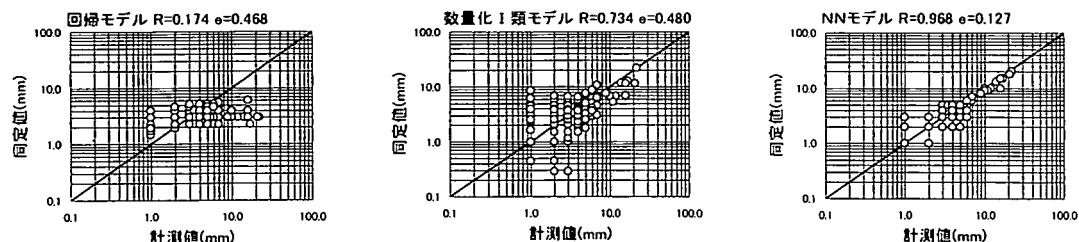


図-12 計測値と同定値の比較 (c岩種, 天端沈下)

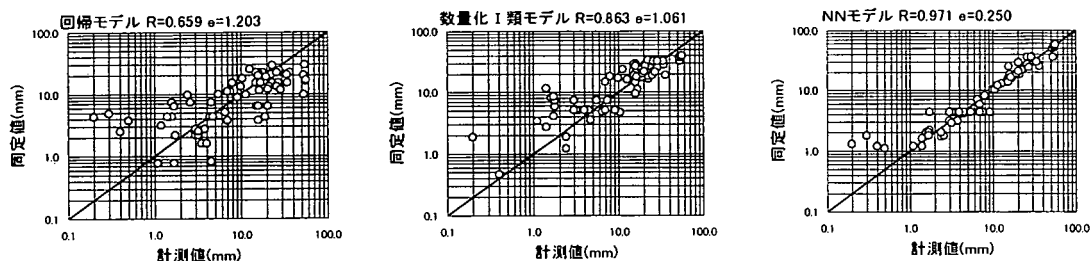


図-13 計測値と同定値の比較 (d岩種, 内空変位)

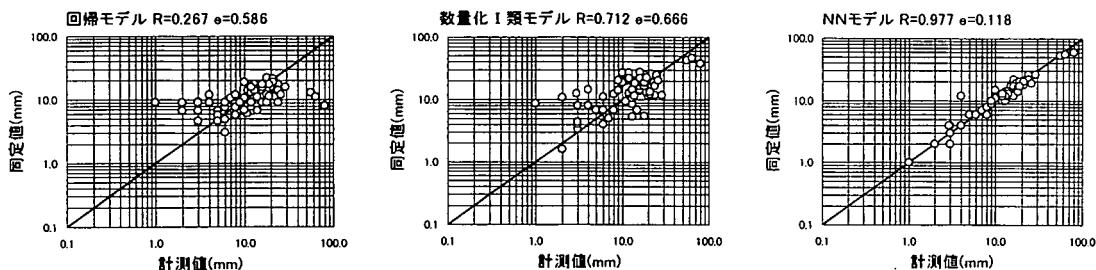


図-14 計測値と同定値の比較 (d岩種, 天端沈下)

値と同定値の散布形状もほぼ直線上に位置することから、最終変位量の予測に対して有効であると言える。

5. 追加データによる検証とNNモデルの適応修正

地山岩種毎に構築されたNNモデルに学習データ

以外の別のトンネルで収集した追加データを用いてテストを行い、モデルの有効性の検証を行う。ただし、d岩種は前述のように入手した全データ数が他に比べて少ないため、ここでは追加データとしてb岩種とc岩種を用いて検証する。追加データに対する検証結果を計測値と同定値の散布図として図-15～18に示す。図中の○、■印は、それぞれ学習データと追加データを表している。各図とも学習データは、図-9～12に示したデータを含む全ての学習デー

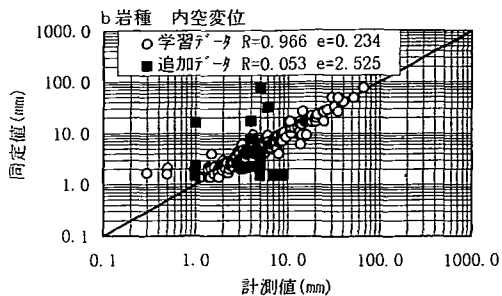


図-15 計測値と同定値の比較

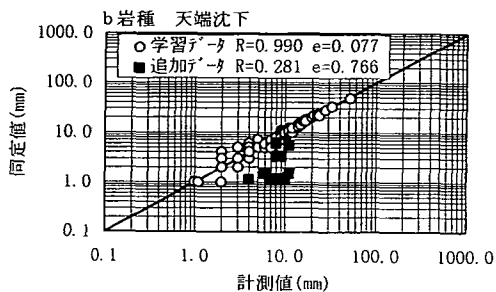


図-16 計測値と同定値の比較

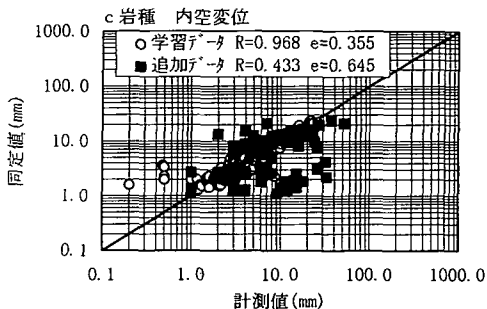


図-17 計測値と同定値の比較

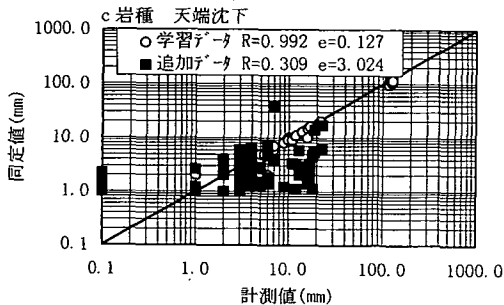


図-18 計測値と同定値の比較

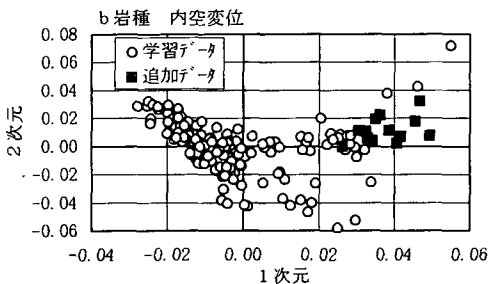


図-19 数量化理論Ⅲ類による比較

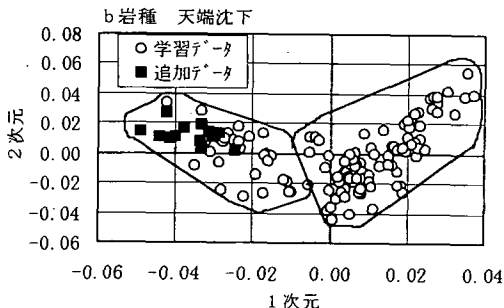


図-20 数量化理論Ⅲ類による比較

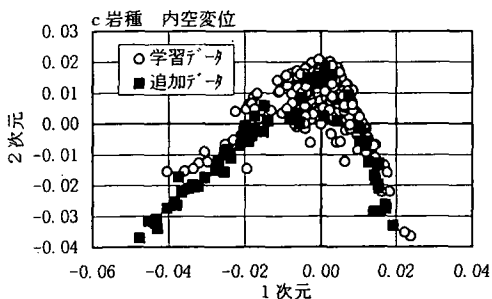


図-21 数量化理論Ⅲ類による比較

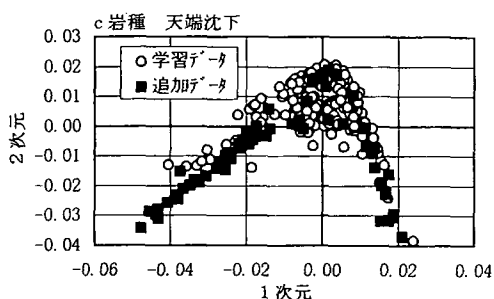


図-22 数量化理論Ⅲ類による比較

タであり、前述のように同定値が計測値とほぼ同じ直線上に分布しており、相関係数も0.9以上と高い。これに対して追加データの相関係数は、0.5以下となり低い値を示した。また、追加データの中には、同定値が計測値と大きく異なった結果を示すデータ

が存在している。

そこで、学習データおよび追加データの地山情報をもとに数量化理論Ⅲ類によりグループ分類を行い、その分布状態からニューラルネットワークの判断結果を説明することを試みる。図-19~22に数量化理

論Ⅲ類によるグループ分類の結果を示す。図中の記号は、前述と同様に学習データを○印、追加データを■印で示している。各図とも追加データの分布範囲が学習データの分布域と異なったデータが存在している。特に、図-19, 20に示したb岩種の内空変位と天端沈下では、その傾向が顕著に表れている。また、図-21, 22のc岩種においても異なった分布域でのデータが多いことが分かる。このことが追加データに対するニューラルネットワークの同定値が計測値と異なった値を示した原因と考えられる。これは、学習データと追加データとが別のトンネルデータであり、モデルの同定に用いた地山情報の範囲では、追加データをカバーできなかったものと考えられる。このようにニューラルネットワークは、学習データの範囲を逸脱するデータに対して外挿能力が乏しいことが確認された。このことは、日本の山岳トンネルにおいて、NATM施工が種々多様な地山にさまざまな条件下で行われていることを考えると、十分想定される現象である。

本研究で提案したNNモデルは、日本全国の道路トンネルのデータから構築したモデルであり、全国の平均的な地山特性を表している基本モデルとして位置付けることができる。この基本モデルに対して、学習データの範囲を逸脱するデータには、何らかの方法で学習を行う必要がある。しかも、あらかじめ構築されたNNモデルのネットワーク構造を維持しながら、追加データに対する適用性を向上させなければならない。NNモデルでは、BP法による学習アルゴリズムを用いているため、ネットワーク構造の修正には、学習データと追加データを合わせた再学習が必要になる。ここで、全ての学習データと追加データを用いた再学習では、データの蓄積が多くなるに従って、学習に要する時間が長くなる。また、トンネルの変位データや地山情報等は、現場から得られるデータであるため、データの精度面の保証が得られにくい面があり、いわゆるはずれ値データが含まれる可能性がある。このため全てのデータをそのまま学習に用いてしまえば、学習が収束する保証が得られないことになる。そこで、基本モデルに対して、種々の地山条件に合わせた適応修正の方法を定義しておけば、日本全国の平均的な地山特性を損なうことなく、個々のトンネルの特性を反映させた幅広い適応ができると考えられる。

適応修正の方法は、基本モデルの構築に用いた学習データの分布範囲と追加データの分布範囲を比較し、追加データの分布範囲周辺に位置する学習データを取り込んで、新たにNNモデルを再構築することである。ここでは、数量化理論Ⅲ類において学習

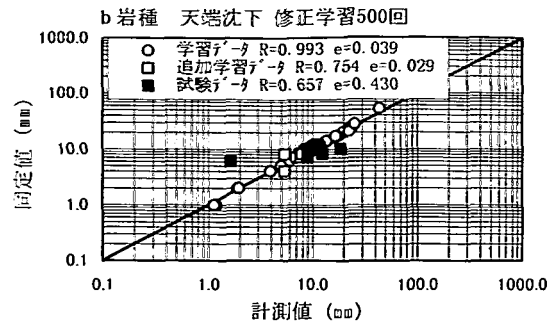


図-23 適応修正による計測値と同定値の比較

データと追加データが比較的に大きく異なっているb岩種天端沈下をモデルケースとして検討する。図-20に示した数量化理論Ⅲ類の分布状況より、学習データは、大きく2つのグループに分類することができる。また、追加データは、図中の左側のグループ領域に含まれている。そこで、対象とするトンネルに適応した修正NNモデルの構築は、図-20の左側に分布する学習データと追加データを用いて、修正学習を行えばよい。ここでは、修正学習を基本モデルの構築と同様にBP法により500回行うものとし、追加学習データとして、追加データの2/3を無作為に抽出して用いる。また、残りの1/3を修正NNモデルの試験データに残すものとする。

修正学習を行ったモデルの精度および計測値と同定値の分布比較を図-23に示す。図-23より、学習データを○印、追加学習データを□印、試験データを■印で示している。修正学習に用いた学習データおよび追加学習データは、計測値と同定値が良く一致しており、相関係数はそれぞれ0.993, 0.754と高く、残差平均は、0.039, 0.029とどちらも低くなり、精度の高い学習が行われている。また、■印の試験データに対しても、計測値と同定値がほぼ直線上に分布しており、相関係数0.657, 残差平均0.430は、学習データや追加学習データに比べて低くなったものの、数量化理論Ⅲ類の分布範囲を考慮すれば、修正学習データ付近に分布する試験データに対しても適応修正NNモデルは、比較的良好な判断が行えることが示された。

6. あとがき

本研究では、日本全国から得られた日本道路公団のトンネルデータを基に、切羽観察記録等の地山情報とトンネルの最終変位量との関係をニューラルネットワークを用いてモデル化し、3種類の地山岩種 (b岩種, c岩種, d岩種) に対してネットワー

クモデルを構築し、従来手法との比較において提案した手法の有効性を示した。また、数理化理論Ⅲ類を用いて、ニューラルネットワークの判断結果を説明するとともに、個々のトンネルの地山特性を考慮した適応修正NNモデルについて検討した。以下に本研究で得られた結論を示す。

1) ニューラルネットワークを用いた最終変位量の予測において地山岩種は、ネットワークモデルの相関係数に大きな影響を与える。しかも、この影響は、単に地山岩種を入力データに加えるだけでは十分には改善できず、地山岩種毎にネットワークを構築する必要がある。

2) 本研究で提案したニューラルネットワークを用いた最終変位量予測モデルは、回帰モデルや数理化理論Ⅰ類の従来手法よりも高い相関係数と少ない残差平均が得られ、ニューラルネットワークの適用性の高さが示された。

3) ニューラルネットワークの判断能力は、全データに対して数理化理論Ⅲ類を用いたグループ分類を行い、学習データと追加データとの分布範囲を見比べることにより、ニューラルネットワークの汎化能力をある程度判断することができることが示された。

4) 提案したNNモデルは、日本全国の平均的な地山特性を持つ基本モデルとして位置づけられる。しかしながら、個々のトンネルの地山特性が学習に用いた地山特性を逸脱する場合には、ネットワークの予測値に対して、必ずしも高い信頼性が与えられるとは言えない。そこで、基本モデルに用いた学習データの地山特性と個々のトンネルの地山特性の関係を数理化理論Ⅲ類によりグループ分類を行い、個々のトンネルの地山特性を考慮した適応修正NNモデルの構築方法を提案した。この適応修正NNモデルにより、日本全国の平均的な地山特性を損なう

ことなく、個々のトンネルの特性を反映した幅広い適応ができることが示された。

参考文献

- 1) 吉川恵也他：NATM計測実績の統計分析，土木学会第15回岩盤力学に関するシンポジウム講演論文集，pp.220-224，1983.2.
- 2) 近藤達敏：NATM工法によるトンネル掘削における変位予測，応用地質調査事務所年報 No.1，pp.229-236，1979.
- 3) 土木学会：トンネルにおける調査・計測の評価と利用，pp.218-220，1987.9.
- 4) 日本トンネル技術協会：地山評価のあり方に関する研究，p.37，1985.2.
- 5) 荒木義則，鈴木昌次，宮崎智司，日永田雅司，古川浩平，中川浩二：ニューラルネットワークを用いたNATM施工時の支保パターン選定構造のモデル化に関する研究，土木学会論文集，No.522/VI-28，pp.143-153，1995.9.
- 6) 中野馨：ニューロコンピュータの基礎，pp.52-60，コロナ社，1990.6.
- 7) 武田健策他：水路トンネルの設計・施工，pp.76-79，山海堂，1981.1.
- 8) 矢川元基：ニューラルネットワーク，pp.191-196，培風館，1992.5.
- 9) 鈴木昌次，古川浩平，井上洋司，中川浩二：ファジィ回帰モデルに基づくトンネル岩盤分類と岩種特性，土木学会論文集，No.430/VI-15，pp.153-156，1991.6.
- 10) 西邦正，古川浩平，小川健，中川浩二：豪雨時における切土のり面の崩壊誘因評価と崩壊・未崩壊の判別について，土木学会論文集，No.480/VI-21，pp.127-136，1993.12.

(1996.12.24受付)

A STUDY ON THE MAXIMUM DISPLACEMENT ESTIMATION MODEL OF NEURAL NETWORK FOR TUNNEL CONSTRUCTION WITH NATM

Masahiro NAKATA, Yoshinori ARAKI, Shoji SUZUKI, Takaya OOKIDO,
Kohei FURUKAWA and Koji NAKAGAWA

The convergence and the crown settlement are basically measured and the tunnel face is basically observed in tunneling with NATM. It is very important to estimate the maximum ground deformation under tunnel construction to avoid hazards. We present the maximum displacement estimation model by using the neural network which is superior to pattern recognition. And we compare the result with the ordinary typical estimation method. The network model used in this study is shown to be a very valuable one.