

## ニューラルネットワークを用いたNATM最終変位の予測に関する研究

中電技術コンサルタント(株) 正会員○荒木義則  
 (株)鴻池組 正会員 宮崎智司  
 (株)大本組 正会員 鈴木昌次  
 日本道路公団 正会員 中田雅博, 佐藤 淳  
 山口大学工学部 正会員 古川浩平, 中川浩二

## 1. はじめに

通常, NATM施工時の現場設計と施工管理において内空変位や天端沈下の変位計測は, トンネルの安全性の確認や経済性の確保を目的として実施される。なかでも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であり, 従来から掘削後早期の計測値を用いた回帰モデル等が利用されてきた。しかしながら, 地山の変位は地山状況や採用した支保形態に依存するところが大きく, 本来は掘削後早期の計測値を待つよりも, より本質的なデータに基づく予測を行うことが望ましい。そこで, 本研究では, 坑内観察記録等を中心とした地山評価結果等の質的なデータを用い, 入出力関係において非線形的なシステムのモデル化やパターン識別に有効とされるニューラルネットワーク<sup>1)</sup>を用いた最終変位量の予測モデル構築を試みた。使用したデータは, 日本道路公団の定めるb岩種, c岩種, d岩種の3種類の地質データであり, 地山岩種の影響も合わせて検討を行った。

## 2. 最終変位量予測モデルの構築

最終変位量予測のためのネットワークモデルには, 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た。入出力関数はシグモイド関数(パラメータ1.0)で, 誤差逆伝播学習により500回繰り返し学習を行った。モデルの説明変数に用いた地山評価項目には, 切羽観察記録(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, 卓越した割れ目の方向性の2項目), 土盛り厚, 特殊産状, 変位計測地点の支保パターンを各カテゴリーに分割してニューラルネットワークのデータに用いた。モデルの構成は, 図-1に示すように3層階層型ネットワークモデルで, 入力層には説明変数を各カテゴリーに分割した数だけニューロンを設けている。また, 中間層ニューロンは6個とし, 出力層のニューロンは1個で最終変位量が出力される。ニューラルネットワークの予測値と実測値との比較において正解の判断基準は, 予測された最終変位量が管理基準値との対比に利用される点や施工中の変位計測値の精度があまり高くない点から判断して最終変位量が2桁(1~99mm)までは $\pm 5\text{mm}$ , 3桁(100~999mm)では $\pm 10\text{mm}$ を許容範囲とした。また, ネットワークの学習に用いた内空変位, 天端沈下のデータ数は, それぞれb岩種(206個, 140個), c岩種(277個, 245個), d岩種(84個, 78個)であった。

## 3. 地山岩種の影響に関する検討

現在, 地山岩種の影響は岩盤分類や支保パターンの判定では地山岩種毎の特性を考慮する必要があると考えられており<sup>2)</sup>, 最終変位量についても何らかの影響があるものと推察される。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, 地山岩種がネットワークにどの程度影響を与えるものなのか, また, どのように取り扱うのが良いのかを検討する必要がある。表-1に示す3通りの検討ケースを考えた。地山岩種がネットワークに与える影響は, 正解率(%)と誤差により検討した。ネットワークの予測値と正解値の誤差は, 式(1)により計算した。

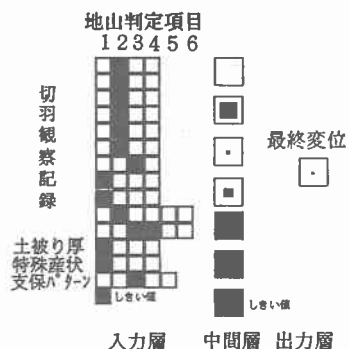


図-1 3層ニューラルネットワーク

$$\delta = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{\bar{x} - x}{\bar{x}} \right| \quad \dots \dots (1)$$

ここで、 $\delta$ ：誤差、 $n$ ：データ数、  
 $\bar{x}$ ：正解値、 $x$ ：出力値

検討ケース毎の正解率を表-2に、誤差一覧を表-3に示す。ここで、最も正解率が高くなったのは、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、内空変位は各岩種の平均値で95.4%、天端沈下は97.0%と高い正解率となっている。また、誤差も内空変位で0.195、天端沈下で0.105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は地山岩種を入力データの一部として考慮したもので、ケース1よりも正解率は若干低下したものの、内空変位で90.8%、天端沈下で91.8%の比較的高い正解率を示した。しかし誤差

は、内空変位で0.334、天端沈下で0.21となり、ケース1と比べてかなり精度が低下した。ケース3は地山岩種を無視してネットワークを構築した場合で、ケース2と比べて内空変位では91.9%と若干正解率が高くなったものの、天端沈下では88.1%と正解率が低下した。また、誤差は、内空変位で0.275、天端沈下で0.254となり精度はあまり高くはないことがわかる。これらのことから地山岩種は、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大きな影響を与える。しかもその影響は、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確認された。

#### 4. 結 論

本研究では、日本道路公団のトンネルデータを基に、地山状況を説明する各種データと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、3岩種（b岩種、c岩種、d岩種）のネットワークモデルを構築し、地山岩種の影響について検討を行った。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て地山評価項目を入力データとし最終変位量を予測するモデルは、システムの同定に用いたデータでは9割程度の高い正解率が得られた。

2) 地山岩種の取扱いは、岩種を入力データの一つとして扱うよりも岩種毎にニューラルネットワークを構築する方が正解率は高くなることが確認された。

#### <参考文献>

- 1) 矢川元基:ニューラルネットワーク, pp. 1-19, 培風館, 1992. 5.
- 2) 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/Ⅲ-15, pp. 153-156, 1991. 6.

表-1 検討ケース

|   |                       |
|---|-----------------------|
| 1 | 岩種毎にネットワーク構築          |
| 2 | 地山岩種を入力データとし、ネットワーク構築 |
| 3 | 岩種特性を考慮せずネットワーク構築     |

表-2 最終変位量正解率(%)

| ケース | 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   | 94.7    | 98.2 | 88.1 | 100.0   | 95.9 | 94.9 |
|     | 平均 95.4 |      |      | 平均 97.0 |      |      |
| 2   | 90.8    |      |      | 91.8    |      |      |
| 3   | 91.9    |      |      | 88.1    |      |      |

表-3 最終変位量誤差一覧

| ケース | 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   | 0.16     | 0.24 | 0.13 | 0.07     | 0.12 | 0.12 |
|     | 平均 0.195 |      |      | 平均 0.105 |      |      |
| 2   | 0.334    |      |      | 0.21     |      |      |
| 3   | 0.275    |      |      | 0.254    |      |      |