

ニューラルネットワークを用いたトンネルの支保パターン判定システムに関する一考察

山口大学工学部 学生員○宮崎 智司
 大本組技術研究所 正員 鈴木 昌次
 山口大学工学部 正員 古川 浩平
 山口大学工学部 正員 中川 浩二

1. はじめに

トンネルの支保パターンは、岩盤の状態により分類された地山分類に対応して定められている。岩盤判定は主に定性的なデータによって構成されており、技術者の主観によるところが大きい。本研究では、切羽観察記録および土被り厚をデータとして用い、技術者の主観を取り入れたニューラルネットワークを構築させた。そして、このネットワークが支保パターンの判断にどの程度有用であるか、また、ネットワーク内ではどのような過程により判断が成されているかを明らかにする。

2. 判断方法および判断過程

ニューラルネットワークは、図-1に示すように、入力層、中間層、出力層の3層から構成されている。出力層は、支保パターンA～Sに相当する7つのニューロンから構成されており、入力層は切羽観察記録の各項目と評価ランクがそれぞれのニューロンに対応している。支保パターンの判断基準は、出力層の7つのニューロンの内で一番強く発火しているものを、その入力層のパターンに対しての支保パターンとしている。なお、本研究では、DⅢ及びEパターン以下の地質状態が悪い特殊なパターンをSパターンとして定めている。データは、教師データとして58切羽、試験データとして18切羽での記録を用いた。支保パターンの判断方法は、表-1に示す4ケースについて行い、それぞれを比較検討してみた。なお、土被り厚を考慮する場合は、浅い、中間、深いの3ランクに分けデータに加える。判断過程においては、出力層の発火に対して重要なと思われる入力層のニューロンを、中間層と入力層間のウェイト差を取ることで導き出した。これにより得られたニューロンを切羽観察記録に対応させ、ニューラルネットワークにおける基本的な支保パターンの切羽観察記録とした。そして、この切羽観察記録と日本道路公団の地山分類から得られた切羽観察記録とを比較検討してみた。

3. 結果及び考察

まず、例としてケース1及びケース2における判断結果を表-2(a)に示す。これら

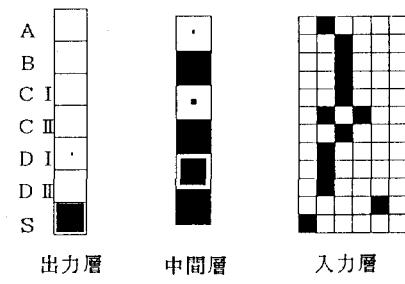


図-1 ニューラルネットワーク

表-1 各ケースにおける試験方法

	ケース1	ケース2	ケース3	ケース4
土被り厚	考慮しない	考慮する	考慮する	考慮する
不連続面がある場合の割れ目の方向性	考慮する	考慮する	考慮しない	考慮する
切り羽観察記録に於いて、項目別でチェックされているどのデータを用いたか	全 部	全 部	最も危険側を取る	最も危険側を取る

表-2 ケース1と2の比較及びD Iパターンの正解率
(a)

ケース1 (14)	ケース2 (14)
9	8
9	7
8	6

(b) 内の数値は試験データの個数を表している

ケース1 (6)	ケース2 (6)
1	3
1	2
1	1

を比較すると、ケース2の方が少し正解率が低くなっていることがわかる。しかし、表-2(b)に示した表-2(a)内のD Iパターンの正解率では、ケース2のほうが高くなっていた。したがって、土被り厚は、土被り厚が小さいといった条件での支保パターンの判断に有用なデータと思われる。そして、これを適切に区分したデータを用いる事により判断の向上が期待できる。同様に表には示していないが正解率から各ケースを比較した場合、支保パターンの判断には切羽観察記録において危険な側にチェックしているものを重視し、割れ目の方向性はあまり重視していないと言う結果が得られた。表-3は、各支保パターンの傾向が一番顕著に現れているケース3の結果を表している。表-3より、各支保パターンの正解率は、B、Sパターンでは高くC I、C II、D Iパターンでは低くなっていた。この原因を判断過程から考察してみる。表-4に各支保パターンと切羽観察記録の比較結果を表したもの示す。表-4より、ニューラルネットワークと地山分類における切羽観察記録の一一致度と正解率の関係は小さい。これらの原因として、ウェイト差が関係していると思われる。本研究では、ウェイト差が大きい入力層のニューロンが励起する事は正解の要因となり、ウェイト差が小さいニューロンが励起することは不正解の要因となると考えている。本研究のSパターンは土被り厚が浅いところを含めた地質状態が悪いところをSパターンとして定めている。Sパターンにおいては、土被り厚の項目がウェイト差が大きくこれによって判断がなされていると思われる。また、C IIパターンにおいてはウェイト差が小さいところが多かったということが正解率の低さにつながっていると思われる。ニューラルネットワークにおける切羽観察記録の全体的な傾向としては図-2に示すという、支保パターンが下位になるにつれ各項目のランクは次第に右に集まっている。つまり自立性が悪くなっているということである。この傾向は、日本道路団の地山分類から得られたものと一致しており、このことから、ある程度うまくモデル化が成されているといえる。全体的な正解率は、表-4より低くこれらは、与えられたデータに問題があったのではないかと思われる。

4. 結論

これまでのことから、ニューラルネットワークを用いることによって技術者が行っている支保パターンの判断を、ある程度うまくモデル化することができるといえる。しかし、全体的に正解率は低くニューラルネットワークは支保パターンの判断にあまり適していないのではないかと思われる。これは、技術者が厳密にはもっと種々の要因から判断を下しているためと思われる。本研究の場合、切羽観察記録に土被り厚をえたのだが、細部については情報の決らがあると考えられる。このため、本研究の範囲内では、これ以上の判断の向上は期待できないと思われる。

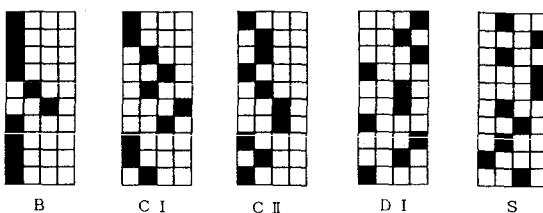
表-3 各支保パターンの正解率

層数	中間層のニューロンの数	B (3)	C I (4)	C II (3)	D I (6)	S (2)	計 (18)
3	5	3	1	0	2	2	8
	6	3	1	0	1	2	7
	7	3	2	0	2	2	9

土被りの区分(0~30m・30m~100m・100m~)

表-4 正解率と切羽観察記録の比較

	B	C I	C II	D I	S
正解率	高い	低い	低い	低い	高い
切羽観察記録の比較	良く一致する	あまり一致しない	良く一致する	あまり一致しない	あまり一致しない



■ 各項目でチェックされたランク

図-2 各支保パターンの傾向