

京都大学工学部地球工学科 学生員 ○長谷川 真吾
 京都大学大学院工学研究科 正会員 大津 宏康
 京都大学大学院工学研究科 正会員 北岡 貴文

1. はじめに

日本の山岳トンネル建設プロジェクトにおいて、地盤状況の不確実性に起因する、施工時のコストオーバーランや工期の遅延に代表されるジオリスクが問題となっている。しかしながら、事前設計・調査段階において実施される調査量には限界があるため、その限られた情報の中で出来る限り正確に地盤状況を評価する必要がある。そこで、本研究ではニューラルネットワークを用いて地山を評価し、事前建設コストの推定をより正確に行うことを目的としている。

2. ニューラルネットワークによる地山評価

地山評価の指標として、事前調査段階においては地山等級区分が存在する。これは地山の状態をB, C I, C II, Dなどに区分する定性的な評価であり、それぞれに応じた設計パターンが存在する。地山等級区分は主に、地山分類表により決定される。しかし、この手法には比抵抗探査など弾性波速度探査以外の事前調査を反映させる明確な基準が存在せず、それらは補完的な情報として扱われている。施工段階では、切羽観察により施工時切羽評価点が決定される。その切羽評価点によって、施工時の支保パターンが選定される。本研究ではニューラルネットワークを用いて、事前に実施される地質調査の結果をパラメータとして施工時切羽評価点・施工時支保パターンを予測する。ニューラルネットワークは、入力層と出力層にそれぞれ見本となる教師データを与えることで、両者の関係を自動的に学習することができる。そこで、建設済みのトンネルの施工記録を用意し、事前調査で得られる情報を入力層に、施工時の切羽の状態を表す指標を出力層に与えてニューラルネットワークを構築する。構築したニューラルネットワークに未知トンネルの事前調査情報を入力することで、予測される切羽の状態を出力する。ニューラルネットワークの構造では、中間ユニット数の設定が非常に重要である。本研究では、花崗岩

質の地山に建設された3つのトンネルのデータを用意し、ニューラルネットワークを用いた地山評価手法について検証する。

3. ニューラルネットワークの事例検証 1

大津ら¹⁾は、ニューラルネットワークを用いて物性値（弾性波速度、比抵抗）から切羽評価点を予測する手法を提案している。そこで、本研究では地表地質踏査の結果をさらに入力層に追加することで、予測の精度がどのように変化するかを検証する。本検証では、花崗岩質の地山に建設されたBトンネル、Oトンネルを用意した。まず、Bトンネルを教師データとして、ニューラルネットワークを構築する。入力層に用いたデータは、弾性波速度及び比抵抗、さらに地表地質踏査の結果として組織変質の有無を文字データで入力する。出力層には、施工時に選定された支保パターンを用いる。構築したニューラルネットワークにOトンネルのデータを入力することで、予測される支保を出力する。結果の比較として、予測された支保と実際の支保が、どの程度整合しているかを整合率[%]として算出する。ニューラルネットワークは構築ごとに結果がばらつくため、中間ユニット数ごとに分けて複数回試行を行う。本検証の結果を図1, 2に示す。

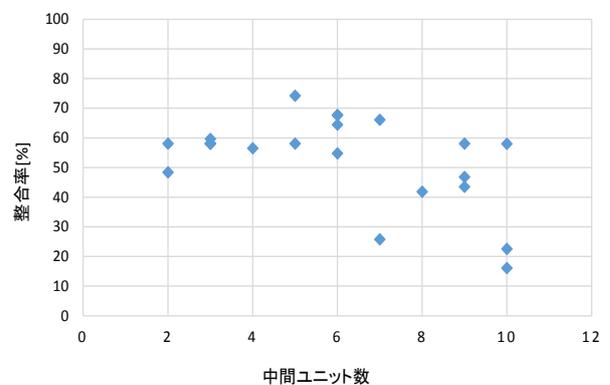


図1 入力層に物性値のみを用いた場合

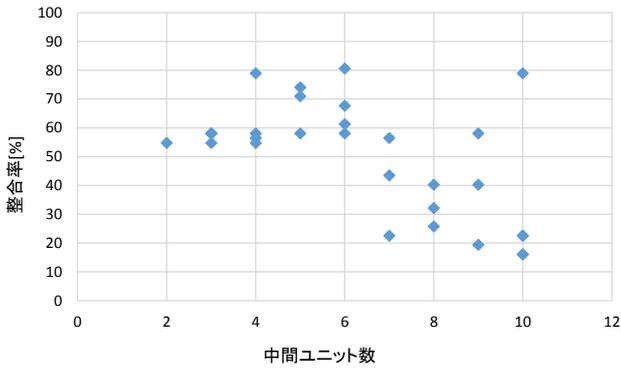


図2 地表地質踏査の結果を加えた場合

本検証の結果より、地表地質踏査の結果を入力層に加えることで、予測の精度が向上する可能性が示唆される。

4. ニューラルネットワークの事例検証2

事例検証1では教師データに1つのトンネル地山を用いて、1つのトンネル地山を評価してきた。そこで、本検証では教師データに3つの花崗岩質の地山に建設されたトンネルのデータ (R, B, O トンネル) を用意する。その仮想的な学習データベースを用いて、ニューラルネットワークを構築する。入力層には物性値を与え、出力層には施工時支保パターンを与える。そのニューラルネットワークを用いて教師データに用いた3トンネルを全延長に渡って予測することで、ニューラルネットワークの汎用性を検証する。本検証の結果を図3, 4に示す。

本検証の結果より、教師データに用いるトンネルデータを多様化させることで、3種類のトンネル全てに対する予測の精度が60%を上回るような試行が確認された。しかし、同じ教師データをニューラルネットワークに学習させても、構築するごとに予測の精度が大きく異なることが問題であると考えられる。よって、学習が適切に成されているかを適宜確認する必要があると考えられる。

5. 本研究のまとめ・今後の課題

本研究のまとめを以下に示す。

- ・ 地山評価を行う際のニューラルネットワークの構築に関しては、適切な中間ユニット数を設定する必要がある。
- ・ ニューラルネットワークの入力層に与えるパラメータの種類を増やすことで、地山評価の精度は向上すると考えられる。

- ・ ニューラルネットワークを構築する際、教師データの選定を綿密に行う必要がある。

本研究では支保パターンを出力層に与えてニューラルネットワークを構築したが、支保パターンそのものは定性的な指標であるため、精度の評価が難しい。よって、定量的な指標である施工時切羽評価点を出力層に与えることが適切であると考えられる。また、中間ユニット数の決定方法や教師データの選定方法に関しても、今後最適な方法を検討していく必要があると考えられる。本研究では扱うことが出来なかった事前調査としては、ボーリング調査が挙げられるが、その結果を何らかの形で反映させることができれば、より正確な予測ができることが期待される。

参考文献

- 1) 大津宏康, 小林拓, 長谷川信介: ニューラルネットワークを用いた山岳トンネル事前調査段階地山評価, 土木学会論文集, F4, (建設マネジメント)特集号, pp.83-94, 2014.

中間ユニット数	Rトンネル整合率	Oトンネル整合率
3	43%	56%
4	36%	55%
5	32%	58%
6	37%	47%
7	41%	66%
8	41%	42%
9	46%	58%
10	42%	16%

図3 教師データをBトンネルのみにした場合

中間ユニット数	Rトンネル整合率	Oトンネル整合率	Bトンネル整合率
3	44%	48%	38%
4	48%	48%	48%
5	48%	50%	39%
6	60%	72%	55%
7	46%	48%	32%
8	51%	56%	46%
9	61%	71%	61%
10	51%	56%	46%

図4 教師データに3つのトンネルを用いた場合