

多層ニューラルネットワークを用いた 山岳トンネルにおける地山評価の検討

土谷 陽太郎^{1*}・北岡 貴文¹・長谷川 信介²・大津 宏康¹

¹京都大学大学院 工学研究科都市社会工学専攻 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)

²応用地質(株) (〒101-8486 東京都千代田区神田)

*E-mail: tsuchiya.yotaro.22a@st.kyoto-u.ac.jp

山岳トンネル事前調査段階における地山評価は、地質リスク低減の観点からも設計段階と建設時の建設コストの乖離を低減するために、事前の地山評価推定精度の向上が求められている。既往の研究では、ニューラルネットワークを用いた事前調査の地山評価手法が提案されていたが、教師データとしてのデータ数が限られていたことから、本手法の適用性についての議論は十分ではない。そこで本研究では、多層ニューラルネットワークの適用性を検討するために、教師データ数を増やして入力データの物性値（弾性波速度、比抵抗、土被り）の感度分析を実施し、最適な地山評価を与える物性値の検討を行った。その結果、土被りが有効であること、加えて弾性波速度、比抵抗、土被りの3つを入力データとすることが特に有効であることが分かった。

Key Words : Mountain tunnel, Artificial Neural Network, Database, Geo Risk

1. はじめに

近年、山岳トンネルの建設プロジェクトでは建設コストの削減が強く求められており、建設段階でのコストの大幅な増加は許容されなくなっている。調査・設計段階で想定された地山状況は、実際の地山状況と大きく乖離し、建設段階における建設コストの大幅な増加がしばしば生じている¹⁾。このような乖離が生じる原因として、山岳トンネルが土被りの大きい線状構造物であり、予算や時間の制約および地質調査の技術的限界により、事前の地質調査では地盤条件を完全に把握することは不可能であることが挙げられる。しかしながら、調査・設計における地山状況の評価精度の向上が求められている。

日本における山岳トンネルの事前調査では、一般的には地表地質踏査、弾性波探査、ボーリング調査が実施され、それらの結果から地山分類表²⁾に基づく地山評価が行われる。地山分類表による地山評価では、岩種、弾性波速度、ボーリングコア、土被りなどの情報をもとに地山等級が決定される。設計では、地山等級に対応する標準支保工を適用することが一般的である。最近では、弾性波探査とともに比抵抗電気探査が実施されることもある。ただ、比抵抗電気探査の結果は、地山の地質解釈の補助資料という位置づけで利用される程度である³⁾。

建設現場、つまり切羽においては、最近では切羽評価

点⁴⁾⁵⁾による地山評価が行われるようになってきている。切羽評価点は、切羽における岩盤の圧縮強度、風化変質、割目の間隔、割目の状態、湧水の状況、水による岩石の劣化状況を点数化したものであり、切羽評価点に基づき地山等級の判定が行われる。しかし、事前調査で得られる情報は切羽評価点の評価項目に使用されていないため、設計段階の地山評価と実際の施工時支保パターンとの乖離が生じている大きな要因となっている¹⁾。そのため、事前調査によって得られる情報を施工現場において効果的に活用し、切羽における地山状況を推定することは喫緊の課題である。

事前調査においては、物理探査およびボーリング調査がトンネルルート沿いの物性値を定量的に得られる手法である。そのため、地山評価の精度を改善させるためには、物理探査で得られる物性値（弾性波速度や比抵抗）を有効に活用することがきわめて重要である。地盤には幾何学的特性と力学的特性が存在し、地盤の幾何学的特性について考察している研究⁶⁾も存在するが、後者は地盤特性を把握するうえで非常に重要であり、力学的特性を理解することは精度の高い地山評価を行うために不可欠となってくる。ただ、これらの物性値は岩盤の圧縮強度、風化変質、割目の状況、地下水の状況などと複雑に関係するため、物性値と切羽の地山状況との関係を単純な相関式で定式化することは非常に難しい。これに対し

て、ニューラルネットワーク（Artificial Neural Network；以後、ANNと称す）は学習機能を通じて入力データと出力データを関連づけられることが特徴であり、複雑な地山状況と地山等級の関係性をより明確に表せる可能性がある。

本研究では、先述したような予算の制約や技術的な限界による地盤内の不確実性を地質リスクと呼び、ニューラルネットワークを用いて地質リスクを評価することを試みている。山岳トンネルの地山評価に関連するANNの適用性については、長谷川ら⁷⁾の研究によって証明されているが、本研究ではANNを利用して、事前調査で得られる3種類の物性値（弾性波速度、比抵抗、土被り）のうち、どの情報を用いた場合に精度の高い最適な地山評価が可能となるかを議論し、入力データの母数を増やしたことによる本手法の適用性について考察を加えた。

2. 検討に用いるトンネルデータ

本研究では、ニューラルネットワークで地山評価を行うにあたって、13本のトンネルデータを使用した。そのうち2本のトンネルデータ（RトンネルおよびBトンネル）は、著者らのこれまでの研究で用いたデータと同一のものであり、今回新たに11本のトンネルデータ（A, C, D, E, F, G, H, I, J, K, Lトンネル）を追加した。用いたデータの種類としては、それぞれのトンネルにおけるトンネル掘削位置での弾性波速度（km/s）、比抵抗（ Ω ）、土被り（m）および切羽における地山等級（B→C1→C2→Dの順に不良地山）である。これまでの研究では2本のトンネルにおける弾性波速度、比抵抗、土被り、地山等級のデータ数および種類が限られていたが、本研究では11本のトンネルデータを加えることで、より高精度の地山評価が行えるかどうかを検討した。

表-1に事前調査・設計段階において想定された地山等級と、実際の施工時支保パターンの一一致率（%）を示す。同時に、各トンネルにおける弾性波速度、比抵抗、土被りのデータ数を示す。全トンネルの総データ数は1058個であった。各トンネルによってデータ数のばらつきが存在し、トンネルによっては事前調査において非常に高い精度で設計できている場合もあるが、表-1に示されているように、設計段階で想定された支保パターンおよび施工時支保パターンの一一致率の平均は28.8%であった。これは、現状の施工時支保パターンと弾性波速度、比抵抗、土被りとの間には明瞭な相関関係が存在しないことが大きな原因の一つであると考えられる。この結果からもわかるように、設計段階での支保パターン推定精度を向上させることは非常に重要であるといえる。

表-1 事前調査において想定された地山等級と実際の施工時支保パターンおよびデータ数

トンネル	データ数（個）	設計段階と施工時支保の一一致率（%）
A	68	35.3
B	109	1.8
C	14	92.9
D	71	54.9
E	12	100
F	277	34.3
G	22	95.5
H	104	20.2
I	37	97.3
J	50	52.0
K	9	100
L	56	12.5
R	229	5.68
平均	/	28.8

表-2 本研究における ANN モデルおよび使用データ

入力データ	中間層	出力データ
弾性波速度：Vp 比抵抗： Ω 土被り：D	層数：8 ニューロン数：30	地山等級： 1=B 2=C1 3=C2 4=D

3. ニューラルネットワーク

ANNは、人間の脳の働きをコンピュータに模倣させる目的で生まれた情報処理手法である⁸⁾。ANNは複雑な非線形処理を得意とし、学習機能を用いることで説明変数と目的変数の相関式を定式化する必要がない。

ANNは入力層（Input Layer）、中間層（Hidden Layer）、出力層（Output Layer）で構成されており、入力層のニューロン数はANNに入力するデータ数、ANNからの出力データ数となる。中間層の層数および各中間層のニューロン数についての制約は特になく、ユーザーが任意に設定することができる。一般的には層数とニューロン数を増やすほど複雑な処理が可能である。

本研究では表-2のようなANNモデルおよびデータを用いた。本研究で用いるANNモデルは入力層、中間層8層、出力層からなる。中間層のニューロン数は30、中間層の層数は既往の文献⁹⁾を参考に、これまで用いられてきたANNモデルよりも中間層の数を多くした。その理由としては、ANNの出力精度を向上させるためである。活性化関数としてはランプ関数（ReLU）を用い、出力段階では4つの支保パターン（B, C1, C2, D）を確率分布として出力するためにソフトマックス関数（Softmax）を用いた。そして最も確率が高く出力された結果を

ANNの出力支保パターンとした。入力データは弾性波速度、比抵抗、土被りを使用し、出力データを施工時支保パターンとした。使用したANNのソフトウェアは、SONY Neural Network Console⁹⁾である。このソフトの都合上、入力データが数値の場合は(-1.0, 1.0)に収める必要がある。そのため、弾性波速度、比抵抗、土被りの値は対数変換をしてから入力した。また出力データは施工時支保パターンだが、出力データも数値である必要があるため、(B,C1,C2,D) = (1,2,3,4)として入力した。

前述したとおり、従来の山岳トンネル建設および地山評価における課題として、物理探査で得られる物性値（弾性波速度、比抵抗、土被り）と切羽における地山等級には明瞭な関係が存在せず、事前調査で得られる物性値を活用できていないことが挙げられる。そこで、本研究においてはANNを用いることでこれらの関係性を分析し、物理探査によって得られる物性値と、施工時の支保パターンとの関係性における定量的な検討を試みた。

4. ANNによる地山評価

本研究では、事前調査によって得られる弾性波速度、比抵抗、土被りの情報をANNに学習させ、出力データとして支保パターンを用いることで事前調査と施工時支保パターンの関係性を分析する。そこで、弾性波速度、比抵抗、土被りの中でどのパラメータが地山評価に対して特に有効なのかを考察することを目的として、それぞれの物性値のみをANNに学習させた。これによって、どの物性値が施工時支保パターンとの関係性が高いのかを検討した。そして、3種類のデータをANNに学習させた際に、より精度の高い出力ができるかを試みた。

今回は試用段階として、教師データおよびテストデータは同一のものを使用している。

(1) 弾性波速度の場合

表-3に入力値として弾性波速度のみを入力した場合のANN出力結果を示す。全13本のトンネル（A-L, R）でANNを用い、テストデータと出力結果の一致率を示しているが、全出力結果における一致率の平均は78.9%であった。

トンネルによっては90%以上の高い精度で出力できているものもあったが、それらのトンネルは非常にデータ数が少なく、学習が収束しやすかったためであると考えられる。一方で、データ数の多いトンネルの場合では出力精度が低下しやすい傾向にあるため、精度のばらつきの主な原因はデータ数であると考えられる。

表-3 ANN出力結果（弾性波速度）

トンネル	一致率 (%)
A	66.2
B	69.7
C	92.9
D	73.2
E	83.3
F	67.5
G	86.4
H	67.3
I	97.3
J	76.0
K	100
L	94.6
R	51.5
A-R平均	78.9

表-4 ANN出力結果（比抵抗）

トンネル	一致率 (%)
A	66.2
B	68.8
C	71.4
D	66.2
E	75.0
F	51.2
G	72.7
H	71.2
I	97.3
J	74.0
K	100
L	96.4
R	63.8
A-R平均	74.9

(2) 比抵抗の場合

表-4にANNの入力値として比抵抗のみを入力した場合のANN出力結果を示す。全トンネルの出力結果における一致率の平均は74.9%であった。

弾性波速度のみの場合と比較して、出力精度の平均値は低下した。これは、各地点における比抵抗の値のばらつきが大きく、比抵抗の値と支保パターンの良し悪しが比例していないためであると考えられる。結果として、比抵抗は弾性波速度と比べると支保パターンとの関連性が高くはなく、現状の補助資料的な扱いとなっていることがみてとれる。

(3) 土被りの場合

表-5に、ANNの入力値として土被りのみを入力した場合のANN出力結果を示す。全トンネルの出力結果における一致率の平均は84.0%であった。

弾性波速度のみ、比抵抗のみのANN出力結果と比較して、土被りのみの場合が最も精度が高い結果となった。

表-5 ANN出力結果（土被り）

トンネル	一致率 (%)
A	83.8
B	78.0
C	100
D	69.0
E	91.7
F	70.0
G	77.3
H	80.8
I	97.3
J	76.0
K	100
L	94.6
R	72.9
A~R平均	84.0

表-6 ANN出力結果（弾性波速度、比抵抗、土被り）

トンネル	一致率 (%)
A	94.1
B	86.2
C	100
D	95.8
E	100
F	90.3
G	95.5
H	80.8
I	97.3
J	96.0
K	100
L	96.4
R	94.3
A~R平均	94.4

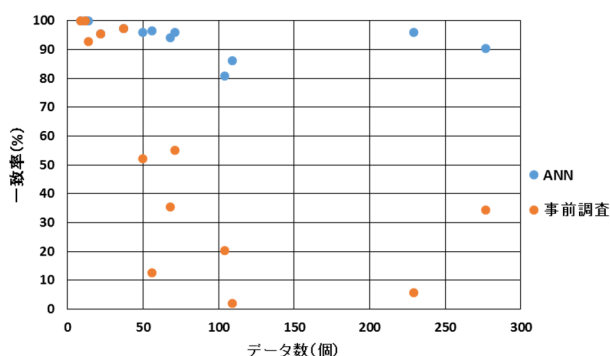


図-1 ANNおよび事前調査と施工時支保工の一致率—トンネルデータ数の関係性

表-7 ANN出力結果（全トンネルデータ）

ANN入力パラメータ	一致率(%)
弾性波速度	64.6
比抵抗	48.8
土被り	57.7
弾性波速度・比抵抗・土被り	95.8

これは、土被りと地山等級の関係性が特に強いというよりは、弾性波速度探査や比抵抗電気探査における調査

精度や技術的な問題が原因で、これら2種類のANN出力精度が相対的に低くなっていると考えられる。一方で、土被りは計測精度が比較的高いので、地盤内に湧水などの突発的な問題がなければ地山等級との関係性が高く、精度のよい出力結果が得ることができたと考えられる。土被りのANN出力結果において精度の低いトンネルは、データ数が多いトンネルであった。これは（1）（2）

（3）において精度の低いANN出力結果が得られたトンネル全てに当てはまることであり、1つの入力データでは正確に処理することが難しいと考えられる。

（4）弾性波速度、比抵抗、土被りの場合

最後に、ANNに弾性波速度、比抵抗、土被りの3種類のパラメータ全てを入力したときの出力結果を表-6に示す。全トンネルのANN出力結果における一致率の平均は94.4%であった。

結果として、（1）（2）（3）のどの場合よりも、3種類のパラメータを入力した場合が高精度で出力できている。これは、単独のパラメータでニューラルネットワークを用いるよりも、より多くのパラメータを用いた方が精度が上がることを示している。図-1に、表-6をデータ数で整理した結果（青）と、表-1で示した各トンネルの事前設計段階で想定された地山等級と施工時支保パターン的一致率（橙）とを示す。この図からも分かるように、事前調査における支保パターン的一致率は、データ数が増加するほど精度が低下する傾向にある。一方で、ANNの出力結果ではデータ数が増加しても精度が下らず、事前調査と比較して非常に高い一致率を示すことができた。

また、（1）（2）（3）（4）全ての場合で、全トンネルデータの物性値をANNに学習させた場合、つまり異なる母集団からの情報を学習させた場合の精度を表-7に示している。その結果として、（1）64.6%（2）48.8%（3）57.7%（4）95.8%という精度が得られた。（1）～（3）の場合は、各トンネルの平均一致率と比べて精度が非常に下がっているのに対し、3種類のパラメータを学習させている（4）の場合は平均の一致率とほとんど同じ値になった。この結果から、多数のパラメータを用いることで、異なる母集団からの情報を用いた場合でも、高い精度で正しい地山等級を出力できることが推測される。

5. 結論と今後の課題

本研究では、ANNを用いて山岳トンネルの地山評価を試み、そして、既往の研究⁷⁾よりもデータ数および入力パラメータ数を増加させることで、地山評価の精度が

どのように変化するのかを考察した。以下に本研究で得られた知見を示す。

- ・ 弾性波速度，比抵抗，土被りそれぞれ単一の物性値をANNで学習させ，各トンネルの支保パターンを出力させると，土被りでの出力が最もよい結果となり，次いで弾性波速度，比抵抗という結果となった。土被りの値と施工時支保パターンが最も関係性が高い。
- ・ 弾性波速度，比抵抗，土被り全ての物性値をANNに学習させ，各トンネルの支保パターンを出力させた場合，平均の支保パターンの一致率はそれぞれ単一の物性値を学習させた場合よりも10%以上高くなった。
- ・ 全てのトンネルデータをANNに学習させた場合，単一の物性値の場合では各トンネルの平均一致率と比較して大きく低下した。しかし，弾性波速度，比抵抗，土被り全てを学習させた場合では各トンネルの平均一致率と変わらなかった。

以上，本研究で得られた結果から，より多くの物性値を用いて地山等級を推定した方が，少ないパラメータで推定するよりも精度がよくなることがわかり，また異なる母集団から得たデータを学習させることも非常に重要だということが示唆された。

今後の課題としては，現在使用しているモデルが最適なのかどうかを検討する必要がある。現在，入力層，中間層（8層），出力層のモデルで解析を行なっているが，多層のニューラルネットワークなので過学習（教師データ以外の問題を解けなくなる⁷こと）が起こっている可能性が存在する。またANNの出力結果において，正解の支保パターンから外れているトンネルデータについては精度向上のためにさらに考察を進めていくことが必要である。今後の展望として，外れたデータの分析および

学習させたデータとテストデータを変更した場合のANN出力結果がどのようなようになるのかを検討する必要がある。

謝辞：本研究において使用した，既往のトンネル工事において実施された探査データは，一般財団法人災害科学研究所トンネル調査研究会の活動の一環として提供を受けたものである。同研究会委員長 松井保先生（大阪大学名誉教授）のご厚意，および本手法の適用性についてご議論いただいた委員各位に感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 長谷川信介，大津宏康：地質リスクからみた山岳トンネルの地質調査における留意点，土木学会論文集 F4（建設マネジメント），Vol.67, No.4, pp.169-180, 2011.
- 2) Japan Road Corporation：Design Procedure 3rd Collection Tunnel Edition, p.71, 1997.
- 3) 岡崎健治：地質調査における電気探査の活用，寒地土木研究所月報，Vol. 651, 2007.
- 4) 中田雅博，三谷浩二，八木弘，西 琢郎，西村和夫，中川浩二：観察記録の分析に基づく新しいトンネル切羽評価システムの提案，土木学会論文集，No.623, pp.131-141, 1999.
- 5) 赤木渉，佐野理，進士正人，西琢郎，中川浩二：山岳トンネル施工支援のための切羽評価法の適用性に関する研究，土木学会論文集，No.686, pp.121-134, 2001.
- 6) 大津宏康，尾ノ井 芳樹，大西 有三，李 圭太：金融工学理論に基づく地盤リスク評価に関する一考察，土木学会論文集，No.742, pp.101-113, 2003.
- 7) 長谷川信介，長谷川真吾，北岡 貴文，大津 宏康：山岳トンネルの地山評価におけるニューラルネットワークの適用性，日本材料学会，Vol. 67, No.3, pp.354-359, 2018.
- 8) 吉富康成：ニューラルネットワーク，朝倉書店，2002.
- 9) Sony Network Communications Inc. Neural Network Console, <https://dl.sony.com/ja/>

EVALUATION OF ROCK CLASSIFICATION IN MOUNTAIN TUNNEL BY USING MULTILAYERED NEURAL NETWORK

Yotaro TSUCHIYA, Takafumi KITAOKA, Nobusuke HASEGAWA and Hiroyasu OHTSU

Rock classification in the mountain tunnel before construction is required to be improved from the viewpoint of geological risk reduction. Previous studies have proposed ground assessment methods using neural network. However, since the number of tunnel data was limited, the discussion about the applicability is not sufficient. Therefore, in this study, sensitivity analysis on the applicability of multilayered neural network was performed by using physical parameters obtained before construction.

Specifically, we considered the problems in the current preliminary survey. Then, which parameter among elastic wave velocity, resistivity and earth covering is the most applicable was discussed.