

第III部門

穿孔データに基づく地山評価手法へのニューラルネットワーク適用に関する研究

京都大学工学部	学生員	○金本	岳人
京都大学大学院工学研究科	正会員	大西	有三
京都大学大学院工学研究科	正会員	西山	哲
京都大学大学院工学研究科	正会員	上原	真一
西松建設(株)	正会員	木村	哲
西松建設(株)	正会員	山下	雅之

1. はじめに

山岳トンネルの施工においては、作業の安全性の確保だけでなく、工程や支保選定などを効率的に行うために切羽前方の地山状況を正確に把握する必要がある。そのため、施工中の切羽前方探査法のうち直接的に地山状況を探査する穿孔探査法が最も有効な探査法の一つと考え、地山評価を行っている¹⁾。地山評価は、通常、穿孔データと地山性状の実績に基づく基準値と穿孔水の色等の目視情報を考慮して、最終的には経験者により総合的に地山の良否が判定されている。しかし、その判定から観察者の主観による影響を完全に取り除くことは困難である¹⁾。そこで、地山評価にニューラルネットワークを適用することに着目した。穿孔探査法にニューラルネットワークを適用すると、穿孔データと経験者が行った地山の良否判定との関係を学習パターンとして認識し、得られる大量のデータから地山評価を迅速に、また客観的・自動的に判定することが可能になると考えられる。また、ニューラルネットワークを評価手法に組み入れることは、今後起こりうる経験を持った技術者の不足や新たなパラメータの開発に対応するためにも必要である。本論では、ニューラルネットワークによる支保選定システムの実用化に関する研究を行った。

2. 穿孔探査法

穿孔探査法は、図-1に示すように地山を穿孔破壊することにより直接的に物性を把握しようとする手法である。穿孔探査法で得られる主な穿孔データとしては、回転圧、穿孔速度、穿孔エネルギー、ダンピング圧がある。これらを地山評価パラメータとして用いる。通常、脆弱層では穿孔速度は大きくなり、穿孔エネルギーおよびダンピング圧は小さくなる¹⁾。

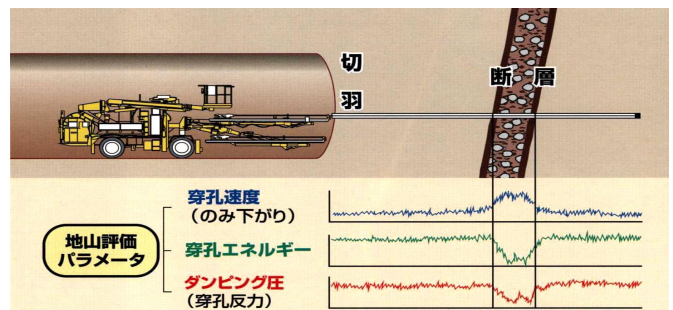


図-1 穿孔探査法の概要図

3. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは人間が経験から学習するといった、人間の脳における神経の結合をコンピュータ上でモデル化し、再現するものである。本論では、図-2のようなフィードフォワード型の階層型ニューラルネットワーク構造をしたものを用いた。また、教師あり学習の代表的なアルゴリズムである誤差逆伝播法を用いた。特徴は教師データより学習しパターンマッチングをして出力することである。

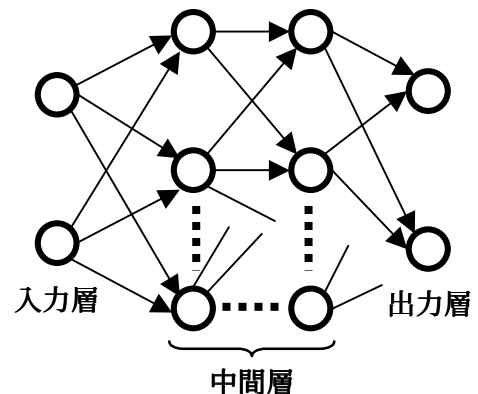


図-2 ニューラルネットワークの構造

4. 穿孔データに基づく支保パターン選定への試み

本論では、タニイソトンネル施工時のデータを用いて実施支保パターンとニューラルネットワークによる支保パターン選定との比較を整合率とグラフを用いて行った。整合率とはニューラル判定と実施支保パターンの一致率である。まず、タニイソトンネルを岩質と掘削機で図-3に示すように3区間に分類して解析を行った。次に、各区間でパラメータごとに表-1のような教師データを切羽評価点に基づき作成した。感度解析として区間ごとにすべてのパラメータの組み合わせに対して、教師データに基づきニューラルネットワークで学習させ、支保パターン選定としてのニューラル判定を出力した。出力は中間層ユニット数などのニューラルネットワークの構造条件を変更し求めた。

2つ以下のパラメータを組み合わせた場合は、3つ以上のパラメータを組み合わせた場合よりも整合率が低く、精度の低下も見られた。そこで、3つ以上のパラメータを組み合わせた場合のみで比較すると、表-2より穿孔エネルギーをパラメータに含まない組み合わせは含む組み合わせに比べて整合率の低下がみられる。また、区間②での実施支保パターンを示した図-4と穿孔エネルギーをパラメータとして含む組み合わせを示した図-5とを比較すると、実施支保の変化を比較的再現できていることが確認できる。一方、図-4と穿孔エネルギーをパラメータに含まない組み合わせを示した図-6とを比較すると、実施支保の変化を再現できていないことが確認できる。したがって、穿孔エネルギーは感度の高いパラメータといえる。また、図-4と図-5でニューラル判定と実施支保パターンとが一致していない箇所が存在しているが、この原因としてはニューラルネットワークによる判定が切羽一点からの穿孔データに基づくのに対して、実施支保パターンは切羽全面を総合的に判断していることによるものであると考えられる。

5. まとめ

ニューラルネットワークを穿孔探査法にシステムとして組み込むために、感度の高いパラメータとしての穿孔エネルギーを含み、パラメータ数を多くすることが最も重要なことである。また、教師データ

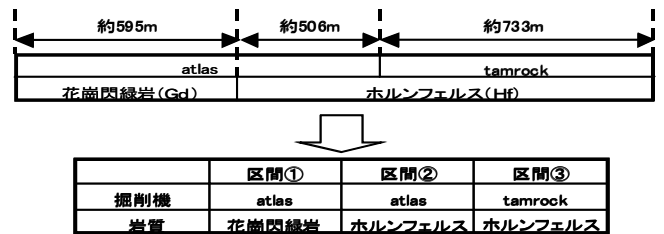


図-3 タニイソトンネルの分類

表-1 区間②の教師データ

判定レベル		回転圧 (kg/cm ²)	穿孔速度 (cm/s)	穿孔エネルギー (J/cm ²)	ダンピング圧 (kg/cm ²)
ニューラル判定	実施支保				
5	CII	62	0.9	465	46.5
3	DI	65	1.1	320	44.5
1	DII	70	2.1	180	42.5

表-2 区間②の整合率

回転圧	穿孔速度	穿孔エネルギー	ダンピング圧	整合率
○	○	○	○	0.7
○	○	○	×	0.64
○	○	×	○	0.38
○	×	○	○	0.59
×	○	○	○	0.68

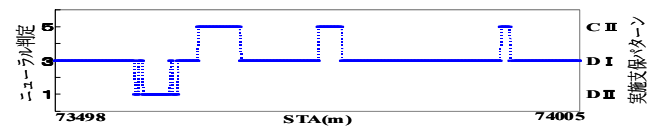


図-4 区間②の実施支保パターン

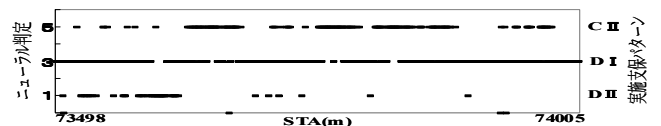


図-5 区間②の回転圧、穿孔速度、穿孔エネルギー、ダンピング圧によるニューラル判定

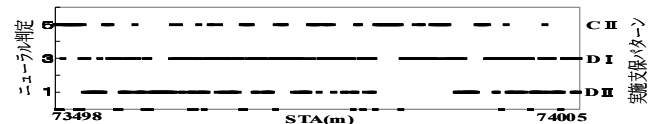


図-6 区間②の回転圧、穿孔速度、ダンピング圧によるニューラル判定

の質やニューラルネットワークの構造条件も考慮すべきことである。これらを考慮することで、得られる大量のデータから地山評価を迅速に、客観的・自動的に判定するシステムの構築が可能となる。

参考文献

- 1) 木村哲, トンネルの情報化施工における切羽前方地質評価システムの構築に関する研究, 京都大学工学研究科都市環境工学専攻博士論文, 2005