機械学習を利用した山岳トンネルの切羽前方予測に関する試み

㈱大林組　正会員　○岡崎 雄一　　木梨 秀雄　　萩野 知

1. はじめに

近年、人工知能（以下、AI）ブームが到来しており、建設業界でもAIによる機械学習や深層学習が注目されている．特に「画像認識」に着目した開発が進められており、山岳トンネルの切羽観察評価に利用した取組みなどがある[1]．

本報告では、「数値データ」を対象とし、AIの機械学習を先進ボーリングによるトンネル切羽前方探査に利用した時の適用性やその課題について述べる．

2. 水圧ハンマを用いたトンネル切羽前方探査技術

本技術は、ダウンザホール式の水圧ハンマを搭載したロングフィードボーリングマシンによる高速ノンコア削孔システムで、削孔時の計測データから独自に定義した「エネルギー指標値」を削孔深度ごとに算出し、地山等級の予測を行うものである[2]．これまでの削孔データから得られた実績値を基に設定したエネルギー指標値の閾値を**表-1** に、水圧ハンマを実施した現場と削孔延長及び地山等級の割合を**表-2** に示す．ただし、エネルギー指標値は地山の硬軟を捉えているが、地山等級の決定にはその他の要因も加味されるため、エネルギー指標値のみによる正答率は 5 割程度に留まっている．そこで、機械学習を適用することで、地山等級の予測精度の向上を試みた．

表-1　地山等級とエネルギー指標値の関係

ｴﾈﾙｷﾞｰ指標値E	地山等級	
	道路ﾄﾝﾈﾙ	鉄道ﾄﾝﾈﾙ
4.5以上	B	ⅢN
4.5～4.2	CⅠ	ⅡN
4.2～2.5	CⅡ	ⅠN-2
2.5～1.25	DⅠ	ⅠN-1
1.25以下	DⅡ	ⅠS

表-2　水圧ハンマの実績

現場名	Oトンネル	Nトンネル	Sトンネル
実施延長	102m	841m	3,091m
実施回数	1回	5回	22回
実施地山等級	DⅠ：60m(59%) DⅡ：42m(41%)	CⅡ：702m(84m) DⅠ：26m(3%) DⅡ：113m(13%)	CⅠ：341m(11%) CⅡ：2,731m(88%) DⅠ：20m(1%)

3. 前方探査への適用

本検討で使用する機械学習は、過去のデータからパターンの学習を行い、各課題に適した法則やルールを見つけ出す手法である．今回は、掘削が完了し、正解となる地山等級が分かっている現場の削孔データを、地山等級を判別する特徴量(入力データ)として使用する．

3-1. 分類モデル学習用データの作成

地山等級を推論するモデルを作成する上で、特徴量となる項目の選択が必要である．トンネル掘削時に得られるデータとしては、**図-2** に示すように、(1)設計時に得られているデータ、(2)切羽到達前に得られる前方探査の削孔データの 2 種類あるが、設計時の情報と実際の情報が必ずしも一致しないことから、(1)の土被り、(2)の削孔速度、送水圧、フィード圧、トルク、エネルギー指標値を特徴量とした．なお、出力項目は地山等級とし、順列があり、かつ離散したデータとして取り扱い、入力データは実際のトンネル掘削と合わせ、1m 毎のデータとなるように前処理を行った．

分類モデルの作成と精度の検証は**図-3** に示すように、「学習」と「推論」の 2 つのフェーズで行った．

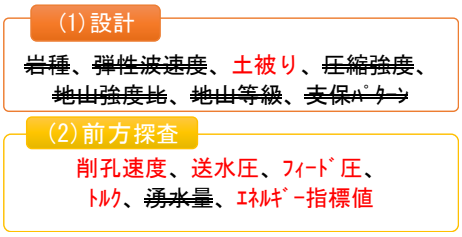

図-2　特徴量の選択

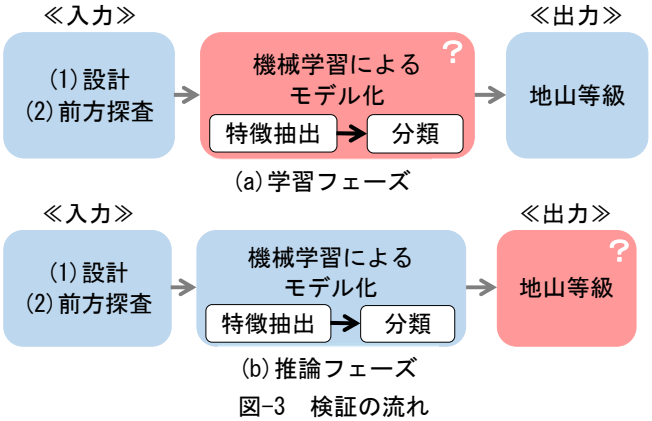

図-3　検証の流れ

キーワード：山岳トンネル、AI、機械学習、前方探査、水圧ハンマ

連絡先:〒108-8502　東京都港区港南 2-15-2 品川インターシティ　㈱大林組 TEL:03-5769-1319 FAX:03-5769-1979

3-2. 学習フェーズ

学習フェーズでは、作成した学習用データを基に分類を行うためのモデルを構築する．今回、検討に使用した分類手法は、「決定木」、「線形分類」、「サポートベクターマシン(SVM)」、「最近傍分類」、「アンサンブル分類」[3]であり、それぞれの結果を**表-3** に、アンサンブル分類での予測と実際を対比したものを**図-4** に示す（図中の緑欄：予測した地山等級が実際と一致）．なお、図中の過学習によるモデルの偏りを防止するために、各分類による正答率は交差検定により算出した．

表-3 より、各分類手法を比較すると、シンプルモデルである線形分類以外は 90%以上の高い正答率を示す結果となった．このことから、今回使用した特徴量と地山等級には強い相関性があることがわかる．また、**図-4** より、各地山等級で正答率を比較しても大きな差はなく、モデルとしての妥当性を確認できたと考える．

3-3. 推論フェーズ

推論フェーズでは、構築したモデルを新たな入力データに適用し、予測精度を確認する．使用したのは、N トンネルと S トンネルで実施した水圧ハンマの削孔データであり、学習用データには含まれていない新たな入力データである．なお、この区間の実施地山等級は全て CⅡであった．

各分類手法により得られたモデルを用いて、推論した時の結果を**表-4** に、アンサンブル分類での予測と実際を対比したものを**図-5** に示す．**表-3、4** より、推論フェーズにおいても、アンサンブル分類では 7 割以上の正答率を示す結果となり、今後の適用に向けて期待が持てる成果が得られた．

一方、SVM 等の学習手法では、学習フェーズの正答率が良かったのに対し、推論フェーズの正答率が悪い結果となった．この原因として、学習フェーズで交差検定を行っているが過学習気味になっている可能性があること、学習用として使用した入力データが推論フェーズで用いた入力データと異なる特性を持つ可能性があることなどが考えられる．対策として、学習用に使用するデータの拡張を行い、幅広い岩種や地山等級の削孔データを学習させ分類モデルの改良を進めることで、予測精度は更に向上すると考える．

4. まとめ

今回、機械学習を利用して水圧ハンマによるトンネル切羽前方予測を試み、分類モデルの作成フローを確立するとともに、本データでは 7 割以上の確率で地山等級を予測できることを確認し、地山等級の予測精度が向上した．

今後、①幅広い岩種や地山等級での削孔データの収集や、②最適な特徴量の組み合わせ、データの前処理方法及び分類手法の選択等を行い、適用範囲の拡大と更なる予測精度の向上に努めたい．また、地山等級の予測にどの特徴量が支配的であるか解明を進めたい．

参考資料

1) 畑浩二、中岡健一：AI 的方法を利用した地山評価に関する研究、土木学会、第 72 回年次学術講演会、Ⅲ-343、2017
2) 磐田吾郎、天野悟、桑原徹、木梨秀雄：高速ノンコア削孔システムによる切羽前方探査技術の開発、土木学会、トンネル工学報告集第 24 巻、2014
3) 平井有三：はじめてのパターン認識、森北出版㈱、2012

表-3　学習フェーズでの検討結果

分類手法	決定木	線形分類	SVM	最近傍分類	ｱﾝｻﾝﾌﾞﾙ分類
正答率(%)	95	80	92	91	93

実際の地山等級 ＼ 予測した地山等級	CⅠ	CⅡ	DⅠ	DⅡ	（正答率）
CⅠ	325	8			98%
CⅡ	33	748	4	4	95%
DⅠ		5	94	7	89%
DⅡ		4	10	140	91%

※緑欄が正解（予測と実際が一致）

図-4　アンサンブル分類での検討結果(学習フェーズ)

表-4　推論フェーズでの検討結果

分類手法		決定木	線形分類	SVM	最近傍分類	ｱﾝｻﾝﾌﾞﾙ分類
正答率(%)	Nﾄﾝﾈﾙ	25	8	41	23	72
	Sﾄﾝﾈﾙ	86	86	8	61	97

(a)S トンネル

実際の地山等級 ＼ 予測した地山等級	CⅠ	CⅡ	DⅠ
CⅠ			
CⅡ	21	76	4
DⅠ			

(b)N トンネル

	CⅠ	CⅡ	DⅠ
CⅠ			
CⅡ		175	4
DⅠ			

図-5　アンサンブル分類での検討結果(推論フェーズ)