

ディープラーニングを用いた開削トンネルの健全度自動判定の試行

鉄道総合技術研究所 正会員 ○大原勇, 仲山貴司

1. はじめに

鉄道トンネルは戦前や高度経済成長期に建設されたものが多く、道路や水路などのトンネルに比べて約2倍の経年を有している。古くから維持管理にかかる法令等が整備されており、現在では2年に1回の定期検査が義務付けられ、熟練した検査員による健全度の判定および要注意箇所の入念な確認が行われている。ここで、健全度判定は定性的な判断基準に基づく部分が多く、検査結果にばらつきが生じる恐れがある。また、今後は少子化に伴い熟練検査員の確保が困難になることも予想される。本研究では、鉄道トンネルの検査の省力化を目的として、ディープラーニングを用いて開削トンネルの壁面画像から変状を自動抽出するとともに、健全度を自動判定するアルゴリズムを考案し、精度検証を行った。検討の流れを図1に示す。

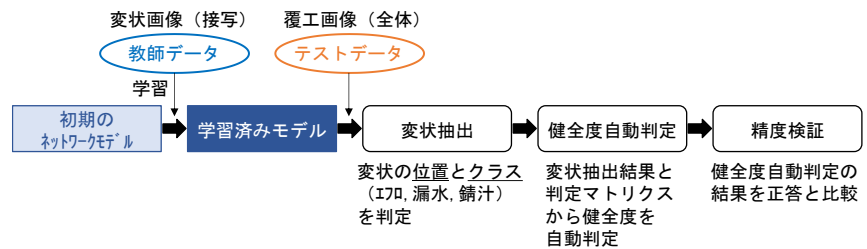


図1 検討の流れ

2. ディープラーニングの概要

ディープラーニングを用い、物体検出により画像から変状（エフロレンセス（以下、エフロ）、漏水、錆汁）を抽出する学習済みモデルを構築した。物体検出とは、ある画像に含まれる対象物体の位置を矩形のボックス（検出ボックス）で特定し、その物体のクラス（今回はエフロ、漏水、錆汁）を判定するものである。本研究では初期のネットワークモデルとして CoCo データセットを事前学習した EfficientDet(D0)を使用し、後述する教師データを学習させた。なお、物体検出では検出ボックスごとに判定の信頼性を示すスコアが出力され、事前に設定した閾値（パススコア）を超える検出ボックスを有効とするが、パススコアについては良好な結果が得られるよう目視で調整し、本研究では20%を採用した。

3. 教師データの概要

実際の鉄道トンネルの変状のスナップ写真から適当な画像を選定し、各画像に変状の位置とクラスの情報を付与することで教師データを作成した。なお、選定された画像は大半が開削トンネルで撮影されたものであった（図2）。また、学習時にランダムで画像処理（水平反転、サイズ変更）を施しデータ数量を増強した。

表1 教師データ数量

変状種別	数量※（枚）
錆汁	225
漏水	505
エフロ	230

※増強前の数量

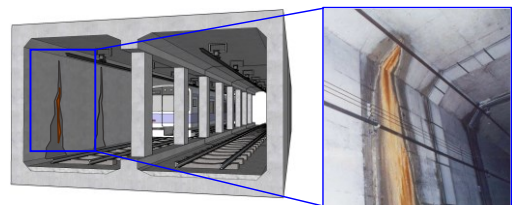


図2 開削トンネルの変状の例（錆汁）

4. 健全度自動判定の概要

上述の変状抽出結果を用いて、独自に考案した判定マトリクス（表2）に則り健全度を自動判定するアルゴリズムを作成した。判定マトリクスは鉄道構造物等維持管理標準（トン

表2 判定マトリクス（都市トンネル、トンネル構造の安定性に着目）

性能項目	判定指標・方法		部材の劣化					
			鉄筋露出※2	錆汁が併発	漏水が併発	エフロ・漏水跡	ひび割れのみ	
トンネル構造の安定性	ひび割れ	下記以外	下記以外	A	B	C	C	S
		新規・進展※3	外力パターン※1	A	A	B	C	C
		新規・進展※3	下記以外	AA or A		A		
		新規・進展※3	外力パターン※1	AA or A				

※1：トンネルの変形・沈下・移動の際に見られる特徴的なひび割れパターンで、今回は検出ボックスの比率から該当の有無を推定

※2：300mm×300mm以上、教師データに含まれない変状のため今回は対象外とした

※3：今回は一時期の画像を対象に試行したため、全て上段の「下記以外」として取り扱った

キーワード トンネル, 検査, 漏水, ディープラーニング

連絡先 〒185-8540 東京都国分寺市光町二丁目8番地38 (公財) 鉄道総合技術研究所 TEL 042-573-7266

ネル)りを参考に、比較的高い専門性が求められるトンネル構造の安定性に着目して、やや安全側の判定となるよう作成した。また、外力パターン(トンネルの変形・沈下・移動時に見られる特徴的なひび割れパターン)については、健全度が悪い場合に変状が密集する傾向にあることに着目し、検出ボックスが画像の延長方向に占める比率が閾値(25%)を超えた場合に外力パターンに該当させることとした。

5. 検証結果

トンネルスキャナーにより撮影した開削トンネルの覆工画像のうち変状が含まれる85枚をテストデータとして選定し(図3)、上述の変状の抽出および健全度の自動判定を行い、精度検証を実施した。変状抽出については、図4に示す通り、一定の精度が得られていることを確認した。

また、健全度自動判定について、自動判定による推論と正答を比較した結果を表3に示す。なお、正答については、人の目で抽出した変状に判定マトリクスを適用して作成したものであり、実際の健全度ではないことに注意を要する。前述の通り判定マトリクスはやや安全側の判定となるように作成しているため、正答でも全体としてその傾向が見られた。表3より、計85枚のうち、正しく判定できているものが73枚(86%)、安全側の判定となっているものが4枚(5%)、危険側となっているものが8枚(9%)となり、一定の精度が得られていることを確認した。また、別途パススコアを15%、25%に変更して精度検証をした結果、パススコアを小さくすると危険側の判定が減少する一方で安全側の判定が増え、パススコアを大きくするとその逆の傾向が見られることが確認された。健全度判定の際は、取りこぼしがない(危険側の判定をしない)ことが重要であり、その意味でパススコアは小さい方が望ましいが、一方でパススコアを小さくすると要注意箇所が増加して現地確認作業が増えるため、検査の合理化という観点からはパススコアは一定以上大きくする必要がある。安全性と合理性の両者を踏まえ適切なパススコアを設定することが望まれる。

5. おわりに

本研究では、ディープラーニングを用いて開削トンネルの壁面画像から変状を自動抽出するとともに、健全度を自動判定するアルゴリズムを考案し、精度を検証した。以下に得られた知見を示す。

- ・開削トンネルの覆工画像を対象にディープラーニングによる物体検出を試行し、一定の精度でエフロ、漏水、錆汁を抽出できることを確認した
- ・開削トンネルの覆工画像をもとに変状抽出・健全度判定までを自動で行うことができた

今後は学習条件(ネットワーク構造、水増し手法)の見直し、教師データの追加、判定マトリクスの検証等を進め、実情を踏まえて健全度自動判定の精度向上を図る予定である。

参考文献

- 1) (公財)鉄道総合技術研究所:鉄道構造物等維持管理標準・同解説(構造物編)トンネル,丸善出版,2019.

謝辞

本研究は国土交通省交通運輸技術開発推進制度(JPJ002223)により実施しました。

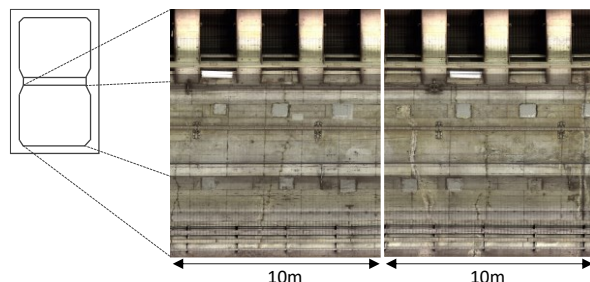


図3 テストデータの例

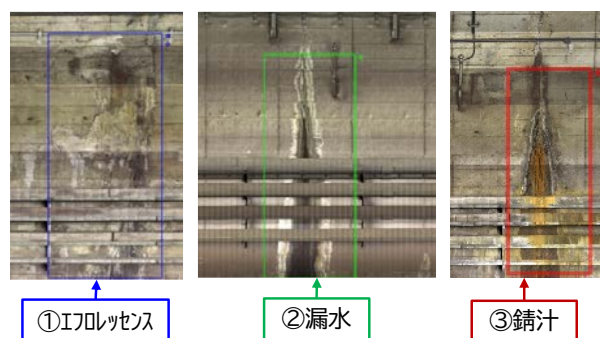


図4 変状抽出の例(拡大図)

表3 健全度自動判定の精度検証

pass score=20%		正答		
		AAorA	B	C
推論	AAorA	5	2	0
	B	0	32	2
	C	0	5	36
	S	0	0	3

※青字は安全側、赤字は危険側の判定となっていることを示す