

Deep Learning 及び AI による変状自動抽出

メトロレールファシリティーズ [®]	正会員○渡辺貞之	メトロレールファシリティーズ [®]	正会員	篠原秀明
メトロレールファシリティーズ [®]	非会員 米丸陸海	計測検査	非会員	安部正道
計測検査	非会員 久保英里奈	計測検査	非会員	今永侑希
東京地下鉄	正会員 小西真治	東京地下鉄	正会員	伊藤聡

1. 目的

東京メトロでは、全9路線、総延長約360kmのトンネルの維持管理として、目視による通常全般検査の他に可視画像撮影による変状展開図を作成している。従来の可視画像からの変状展開図作成は、ひび割れ、漏水、補修跡等の変状を人力により変状種類を判断し、可視画像から変状をトレースしていた。そのため、個人差による品質差、作成に多くの時間を要することによるコストの削減が求められていた。今回、品質向上とコスト削減を目的として、Deep Learning 及び AI 技術を利用することにより、可視画像から変状を自動抽出する検討を行なった。

2. 自動抽出における Deep Learning 技術とその学習について

従来の自動抽出は、抽出に必要な特徴パラメータを、抽出物（形状や大きさ）に応じて都度パラメータ調整していた。しかし、そのパラメータ調整は限定的かつ条件により大量の調整が必要となっていた。

今回の Deep Learning の自動抽出では、大量のサンプルを予め学習させることで、機械がその最適な特徴量を一意に導き出し、高精度に抽出することが出来る。基本的には、学習量が多いほど安定した結果になる傾向にあるため、9路線の全長約180km分（調査延長360km）を学習させ自動抽出することを試みた。

3. 自動抽出方法

教師データは、画像データ（JPEG形式）と変状データ（DXF形式）を紐付けし学習させた。学習には膨大な計算が必要なため高性能GPUを搭載したハイスペックパソコンを使用した。

自動抽出は、専用ソフトを使用し、ひび割れ等の線情報はラスターデータ（PNG形式）とし、漏水、ジャンカ、補修跡等の面情報はテキストデータとして出力し、CAD変換専用ソフトにより、それぞれラスターベクタ変換および囲み線変換によりCAD化を行った。図1に自動抽出方法を示す。

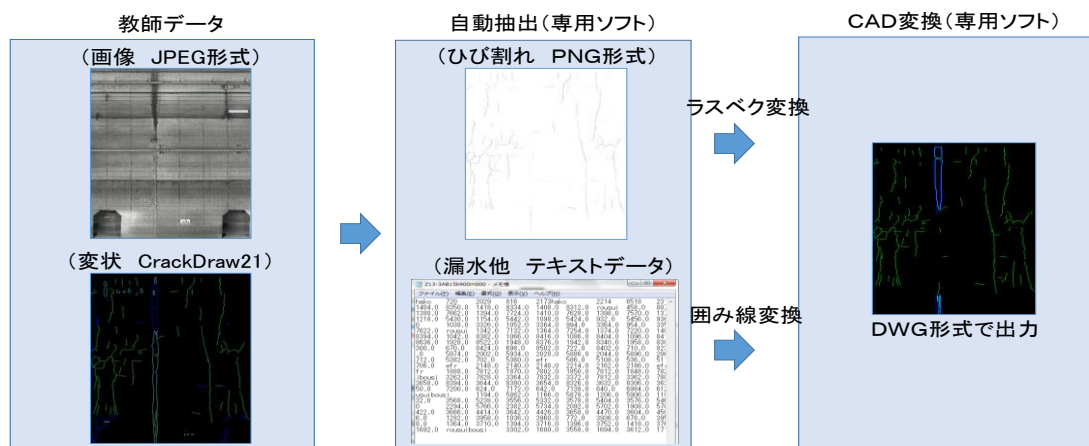


図1 自動抽出方法

キーワード 地下鉄トンネル、可視画像、変状展開図、自動抽出、ひび割れ、漏水
連絡先 〒110-8614 東京都台東区東上野 3-19-6 東京地下鉄株式会社 工務部土木課 03-3837-8086

4. 自動抽出結果

今回の自動抽出は、構造形式別（箱形、シールド）に線情報のひび割れと面情報の漏水、遊離石灰、ジャンカ、はく落跡、補修跡について実施した。抽出に当ってはある一定の間隔で正解データと照合しながら、その都度、抽出プログラムの改良および教師データの調整、追加を行い抽出精度の向上を目指した。

その結果、ひび割れの抽出率は箱形でひび割れ幅 0.3～0.5mm が 65%、0.5mm 以上が 90%程度であった。シールド（中子型、二次覆工、平板型）で 0.3～0.5mm が 60～80%、0.5mm 以上が 90%以上であり、ひび割れ幅が大きいものは安定した抽出結果となった。

漏水等の抽出率は、漏水 29～55%、遊離石灰 43～94%、ジャンカ 72%、はく落跡 69～96%、補修跡 0～51%であった。ひび割れ

表 1 ひび割れの抽出率

構造形式	延長	ひび割れ幅				全体
		0.3～0.5mm	0.5～1.0mm	1.0～2.0mm	2.0mm以上	
箱型	500m	65%	90%	89%	88%	76%
シールド(中子型)	130m	57%	100%	-	-	57%
シールド(二次覆工)	190m	76%	91%	99%	-	79%
シールド(平板型)	200m	77%	-	-	-	77%

に比べて漏水等の抽出率は低くなっている要因としては、漏水等の視覚的な特徴がひび割れに比べ明確でないことが考えられる。今後は、教師データの追加等により抽出率の向上を目指す。

表 2 変状種類別の抽出率

構造形式	延長	変状種類				
		漏水	遊離石灰	ジャンカ	はく落跡	補修跡
箱型	500m	55%	94%	72%	96%	51%
シールド(中子型)	130m	50%	-	-	69%	-
シールド(二次覆工)	190m	29%	76%	-	-	10%
シールド(平板型)	200m	40%	43%	-	-	0%

5. まとめ

今回、Deep Learning および AI 技術により、可視画像からひび割れ、漏水等の変状の自動抽出の検討を行なった。学習データは、東京メトロ 9 路線のトンネル全長約 180km 分（調査延長 360km）の画像データと変状データを紐付けし学習させた。

自動抽出の結果、ひび割れの抽出率は箱形でひび割れ幅 0.3～0.5mm が 65%、0.5mm 以上が 90%程度であった。シールド（中子型、二次覆工、平板型）で 0.3～0.5mm が 60～80%、0.5mm 以上が 90%以上であり、ひび割れ幅が大きいものは安定した抽出結果となった。漏水等の抽出率は、漏水 29～55%、遊離石灰 43～94%、ジャンカ 72%、はく落跡 69～96%、補修跡 0～51%であった。

今後は、教師データの追加等により抽出率の向上を目指すとともに、図 2 で示すような、前回画像と今回画像から変状の進展箇所（新規、進行）の自動抽出の検討を進める。

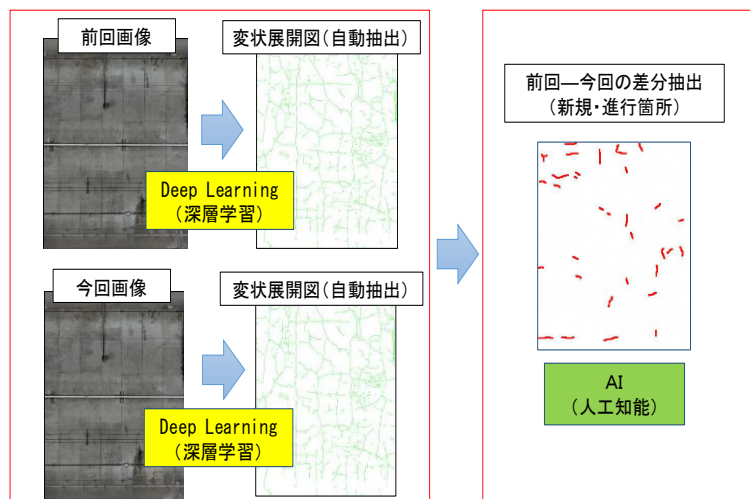


図 2 新規・進行箇所の抽出

参考文献

- 1) Ian Goodfellow and Yoshua Bengio and Aaron Courville, Deep Learning An MIT Press book