

## 機械学習を用いた舗装健全度評価手法

中日本高速道路株式会社 正会員 ○大西 篤志  
NEXCO Highway Solutions of America Inc. – A Subsidiary of NEXCO-Central 正会員 岡 利幸

### 1. はじめに

機械学習を用いた画像検知技術の著しい進歩により、路面損傷検知への応用が盛んに検討されている。既往研究では、福士が機械学習を用いたひび割れ検知手法を提案しているほか、商用技術としては、特許第 6678267 号公報で、走行画像からひび割れを検出する手法が提案されている<sup>2)</sup>。これらは、現場の一次データを収集するという点で、維持管理サイクルにおける「点検」を AI に置き換える取組であるといえる。これに対し、画像検知によって得られる一次データを更に別の機械学習モデルで数値解析することで、舗装健全度評価を推計する手法を開発した。これは、従来、一次データを基に必要な補修方法等を考慮して技術者が目視で評価していたものであり、一次データよりも更に高度なアウトプットである。この点で、本手法は維持管理サイクルにおける「判定/診断」を AI に置き換える取組であるといえる。

### 2. 現況と問題点

商用サービスを念頭に走行画像を用いる場合、遠近法に基づく画像となるため、撮影点との距離に応じて撮影領域と画素領域の関係が異なる。このため、画素領域から路面損傷を定量化するためには、対象とする画素領域を限定し、予め設定した画素領域と撮影領域の変換式を用いる必要があった。検知対象を予め定義した場合のイメージを図-1 に示す。



図-1 対象領域を予め定義したイメージ

しかし、このように検知対象を限定することで、画像 1 枚で検知できる範囲が限定されるうえ、実際の道路走行においては、道路の勾配や線形が絶えず変化するため、予め定義した画素領域と撮影領域の変換式ではこれらの変化に対応できない問題があった。更に、損傷領域を画素領域として認識するためには、

領域検知 (Semantic Segmentation) を用いる必要があり、開発が高コストとなる課題があった。

### 2. 手法の概要

これらの課題を解決するため、以下の 2 点を技術要件として本手法を開発した。

- 画素領域に依存しない仕組みとする
- 補修方法と整合の取れた仕組みとする

これらの技術要件を前提に、詳細な検討を行った結果、領域検知よりも安価に開発が可能で、性能評価も容易な手法として、画像の中で対象物を含む箇所を矩形で検知する物体検知を用いることとした。物体検知の例を図-2 に示す。

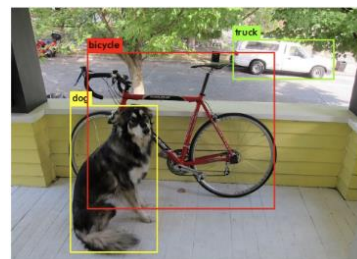


図-2 物体検知の例<sup>3)</sup>

また、健全度評価と補修方法の連携を念頭に開発された手法として、米国のウィスコンシン大学で提案された舗装健全度評価マニュアルである PASER Manual を用いることとした。そのうえで、同マニュアルに定義された健全度評価と、物体検知で得られる損傷箇所の矩形数の関係を機械学習させることで、矩形の検知数から PASER Manual に基づく健全度評価を推計するモデルを作成した。

### 3. 手法の実施例

#### 1) 物体検知モデルの構築

米国テキサス州内の走行画像を用いて、PASER Manual での評価において主要な 7 損傷であるオープクラック、クラックシール、タイトクラック、パッチング、スポーリング、亀甲クラック、及びブロッククラックを検知する物体検知モデルを構築した。

#### 2) 数値解析モデルの構築

同じくテキサス州内で取得した車載画像について、

キーワード： 舗装、健全度評価、AI、画像検知、機械学習、維持管理サイクル

連絡先： 〒460-0003 愛知県名古屋市中区錦 2-18-19 電話： 052-222-1348

上記物体検知モデルで損傷箇所を検知し、矩形数のデータを得た。なお、検知に当たっては、矩形の検知数と数値解析結果の感度を確保するため、解析時の信頼水準（Confidence Level）の閾値を変更して矩形の検知数が異なる3つのデータセットを作成した。

次に、損傷を検知した画像それぞれについて、技術者が目視で健全度評価を行った。健全度評価は、PASER Manualの10段階評価を、補修方法が大きく変わる段階に着目して、4段階評価に変換して用いた。PASER Manualと4段階評価の関係を表-1に示す。

PASER Manual	補修方法	4段階評価
10 Excellent	補修不要	1 Very Good
9 Excellent	補修不要	
8 Very Good	補修不要	
7 Good	クラックシール/経過観察	2 Good
6 Good	クラックシール/経過観察	
5 Fair	部分補修/オーバーレイ/パッチング	3 Fair
4 Fair	部分補修/オーバーレイ/パッチング	
3 Poor	大規模補修	4 Poor
2 Very Poor	大規模補修	
1 Failed	大規模補修	

表-1 PASER Manual と 4 段階評価の関係

最後に、上記3つの数値データと健全度評価結果を用いて機械学習を行い、物体検知結果から健全度評価を推計するモデルを3つ作成した。

3) 推計結果の評価

評価手法として、モデルの推計結果と技術者が目視で評価した結果を比較し、式(1)で表される決定係数と式(2)で表される絶対値誤差を確認した。

$$\text{決定係数 } R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \dots \text{式(1)}$$

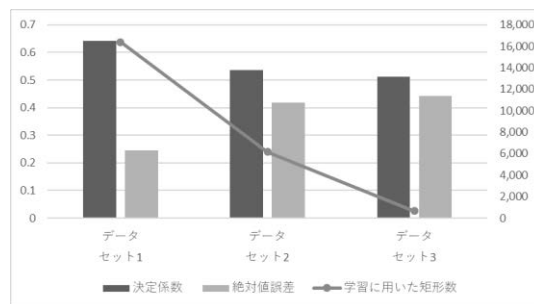
$$\text{絶対値誤差 } MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \dots \text{式(2)}$$

学習時と異なる矩形数データで評価を行った結果、データセット1とデータセット3の比較で、決定係数と絶対値誤差がそれぞれ25.8%と79.7%改善し推計精度の大幅な改善を確認できた。また、絶対値誤差は0.2程度であり推計値をラウンドすることでほぼ正確な健全度評価を得ることができる。評価結果を表-2及びグラフ-1に示す。

	データ セット1	データ セット2	データ セット3	
決定係数	0.643	0.536	0.511	
絶対値誤差	0.246	0.418	0.442	
学習に用いた矩形数	16,401	6,169	677	
矩形数の標準偏差	オープンクラック	23.81	12.43	1.50
	クラックシール	55.89	30.40	6.37
	タイトクラック	46.28	12.30	0.48
	パッチング	2.93	1.26	0.71
	スポーリング	11.76	4.97	1.39
	亀甲クラック	10.86	4.74	1.56
	ブロッククラック	17.09	7.10	1.56
平均	24.09	10.46	1.94	

表-2 推計結果の評価まとめ

更に、データセット1で作成したモデルの検知画像からは、広範囲に多数の矩形が重なり損傷の面的な広がりを捉え、カーブでも道路線形に沿って損傷が検知できることが確認できる。データセット1で作成したモデルの検知画像の例を図-3に示す。



グラフ-1 推計結果の評価まとめ



図-3 データセット1で得られたモデルの検知結果

4. 結論

画像検知結果を更に機械学習することにより、以下が実現できることを実証した。

- 1) 物体検知で得られる矩形数のみを用いて、技術者の舗装健全度評価をほぼ正確に推計できる。
- 2) 物体検知を用いることで、広範囲の損傷を捕捉でき、カーブ等で走行中に道路線形が大きく変化する状況にも対応できる堅牢なモデルとなる。
- 3) 健全度推計の学習データは矩形の検知数が多いほどモデルの精度が向上する。なお、学習に用いる画像の損傷程度によって検知数が大きく異なるため、一概に必要な矩形数を定めることはできないが、データセット全体で、損傷区分ごとの矩形数の標準偏差の平均が20を超える程度に十分なバラつきのあるデータであることが望ましい。

参考文献

- 1) 福士 直子, 小林 大志郎, 岩男 誠二, 笠原 亮介, 矢吹 信喜. 機械学習技術を活用した路面性状調査の効率化. 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol. 73, No. 2, I\_409-I\_415, 2017.
- 2) 道路不具合検出装置、道路不具合検出方法及び道路不具合検出プログラム. 特許第 6678267 号
- 3) <https://pjreddie.com/darknet/yolo/>