

深層学習を用いた舗装の損傷評価および GIS マッピング

愛媛大学 ○学生会員 黒木 航汰 愛媛大学大学院 学生会員 井後 敦史
愛媛大学大学院 学生会員 嶋本 ゆり 愛媛大学大学院 正会員 全 邦釘
荒谷建設コンサルタント 非会員 南免羅 裕治

1. 序論

現在、我が国では道路舗装ストックの増大と老朽化が問題となっている。その為、平成 25 年に国土交通省から提示された総点検実施要領(案)において、効率的な道路舗装の維持管理を目的として、5 年に 1 回を目安とした点検が求められた。しかし、多くの市町村では、点検の対象となる市町村道の量が膨大、点検技術者の不足、維持管理費の減少、狭隘道路を含むという問題があり、8 割以上の市町村道が点検未実施である。このことから、市町村でも適応可能な簡易的な道路舗装の点検手法が必要となっている。

そのような背景のもと、道路舗装を撮影したデジタル画像から画像解析によってひび割れ部分を検出する点検手法が近年多く提案されている。これらの手法では、デジタル画像から自動的にひび割れ部分などを求めることが可能である。そのため、スケッチでひび割れ部分を描いてひび割れ率を求める従来の手法に比べて時間を大幅に短縮でき、データの蓄積も容易となる。また、判定員による誤差がなく定量的に判定を行う事が出来る。

ただ、それらの画像解析による手法ではマンホール、側溝などをひび割れと誤判定することが問題となっている。この要因としては、多くは画像の輝度値を用い、細長い、周辺と比べ暗いなどの人為的に決定したひび割れの特徴量によって、ひび割れ検出していたためであると考えられる。しかし、実際の道路舗装では、舗装面以外に様々なものが存在し、この中からひび割れ部分のみが持つ特徴量を人為的に決定することは非常に困難である。

その為、本研究では、対象物の特徴量を学習データから自動で算出する能力を持つ深層学習を用い、ひび割れ部分の判定を行う¹⁾。深層学習とは機械学習の一種で、特徴量を人が決定する従来の画像解析の手法と比べて高い性能を持つ。そこで、本研究の目的は、市町村でも適応可能な深層学習を用いた道路舗装の損傷評価手法の提案、及び、評価結果を GIS にマッピングすることによる舗装の維持管理を支援するシステムの構築とする。

2. 舗装の損傷評価手法

本研究では、MMS 搭載車を用いて愛媛大学周辺の道路舗装を撮影した。撮影画像を切り出し、射影変換を用いて長方形画像を作成する。そしてその画像を縦 4、横 9 の 36 個の小領域に分割する。分割した小領域の画像サイズは 95×95×3 である。図 1 に画像の分割例を示す。各小領域を、ひび有り、ひび無し、白線、マンホールなどの計 7 クラスに分類する。その小領域の一部を抽出して学習データとし、深層学習の 1 種である畳み込みニューラルネットワーク(以下 CNN とする)を用いて学習を行う²⁾。CNN とは画像認識において特に高い性能を持つもので、畳み込み層、プーリング層という特殊な中間層を持つものである。畳み込み層で局所的な特徴を抽出し、プーリング層でダウンサンプリングにより特徴の位置感度を低下させる。これにより、特定の特徴に反応することに加え、多少の位置変化に対しても対応出来る。本研究では、AlexNet と呼ばれる層構造をもつ CNN のモデルを用い、7 クラスに分類した学習データを用い学習を行う。そして、学習データに用いていない小領域各クラス 100 枚の計 700 枚を用いて、本研究で用いた CNN モデルの

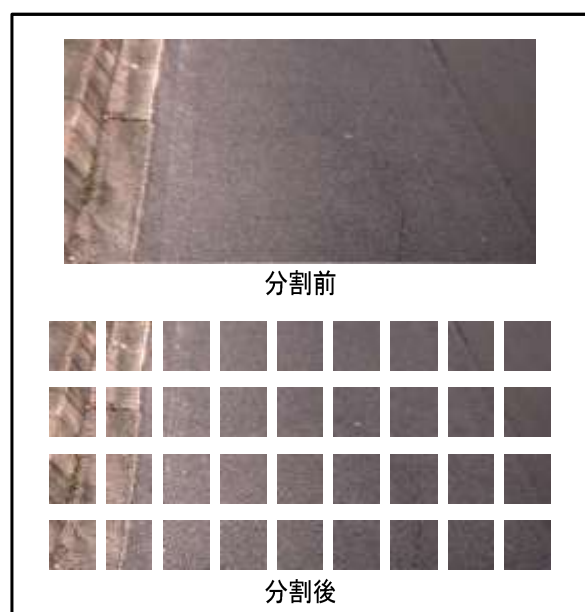


図 1 画像分割例

判定精度を求めた。その結果、約 80%の判定精度を示し、大部分の画像は精度よく判定されていると考えられる。しかし、目視の場合でも画像からでは判定が困難なひび割れ、砂、水、影などを含む画像では深層学習でも誤検出が発生した。しかし、これらの誤検出は学習データを増やしたり、小領域のサイズを変えたりすることで改善されると考えられる。次に、このモデルを用いひび割れ判定を行い、得られた結果を用いてひび割れ率の算出を行う。本研究におけるひび割れ率とは画像の内、ひび割れを含むと判定された小領域が全体の何割を占めているのかを表す。このひび割れ率を用い舗装の損傷評価を行う。現行のひび割れ率を用いた損傷評価基準を参考にし、本研究では、ひび割れ率 0～25%程度、25～50%程度、50%程度以上の 3 段階で舗装の損傷状態を評価する。

3. 検出結果

ここで、図 2、図 3 に示す青部分がひび割れ率 0～25%程度、黄部分がひび割れ率 25～50%程度、赤部分がひび割れ率 50%程度以上を示す。また、地物にカーソルを合わせることで各ポイントの舗装画像を確認することも可能である。結果を見比べても分かるように深層学習を用いた結果が人の結果を再現できていると考えられる。その上、全経路での判定精度は約 86%を有しており、十分な判定精度を持つ舗装の損傷評価手法であるといえる。また、誤判定においても人が判定した分類と比べ深層学習を用いた分類結果は健全側に判定している部分は少ない。その為、補修が必要な部分を見逃すことは少ないと考えられる。しかし、少数であるが人が不健全とした部分を深層学習では健全と、大きく健全側に誤判定している部分がある。これらは砂、影、水濡れなど、今回作成した深層学習のモデルでの判定が困難なものが多く含まれている部分であった。その為、学習データを増やすことで改善されると考えられる。従って、上記のような問題はごく稀に発生する部分であるため影響は少なく、大まかには十分な精度を有する舗装の損傷評価手法が作成できたと考えられる。また、損傷結果を GIS ソフトの地図上にマッピングすることで、視覚的にも損傷箇所、損傷状態が容易に確認できるため舗装の維持管理を支援することが出来るシステムを構築することが出来たと考えられる。



図 2 人による判定結果



図 3 深層学習を用いた判定結果

4. 結論

以下に本研究で得られた主な結論を示す。

- ① MMS 搭載車を用いることで、従来の路面性状測定車では侵入が困難な狭隘道路でも舗装路面の画像撮影を行うことが出来た。
- ② 深層学習を用いたひび割れ部分を含む小領域の検出は約 80%の精度を有しており、アスファルト舗装においても深層学習を用いたひび割れ検出手法は有効であることを示した。
- ③ 深層学習で得られる結果を用い、舗装の損傷状態を 3 段階で評価した結果、約 86%の判定精度を有しており、十分な精度をもつ舗装の損傷評価手法を提案することが出来た。
- ④ 舗装の損傷評価結果を GIS 上にマッピングすることで、一目で舗装の損傷箇所、損傷状態を確認することが可能となり、舗装の維持管理を支援するシステムを構築することが出来た。

5. 参考文献

- 1) 荒木雅弘：フリーソフトではじめる機械学習入門，森北出版，2014。
- 2) 岡谷貴之：MLP 機械学習プロフェッショナルシリーズ深層学習，講談社，2015。