

AI を用いたアスファルト舗装ひび割れの検出

岡山大学 学生会員 ○亀川 昌幸
 岡山大学大学院 正会員 西山 哲
 岡山大学大学院 学生会員 崎田 晃基
 岡山大学大学院 学生会員 佐守 直人

1. はじめに

わが国の舗装ストックは道路延長ベースで 100 万 km を超えており、膨大なストック量となっている。それらは高度経済成長期に集中的に整備されたものであり、今後急速に老朽化することが懸念されている。そのような中、労働人口の減少、財源不足などの課題に対応しながらも、一斉に老朽化する道路施設を効率的に、確実に維持管理していくことが求められている。現状のアスファルト舗装点検では路面性状測定車により、ひび割れ率、わだち掘れ量、平坦性を測定することで舗装評価が行われている。わだち掘れ量、平坦性に関しては自動で定量的に測定がされているが、ひび割れ率に関しては点検者が手作業で算定しているため多大な労力を要し、さらには判断のバラつきが生じるという問題がある。そこで、人工知能を用いて、舗装画像内からひび割れの自動判読が可能となれば、現状のひび割れ点検において労力を抑えることができ定量的な評価を行うことができると考える。本研究では演算コストが低く、画像の濃淡値の変動に強い LBP 特徴量を用いて画像認識を行った。LBP 特徴量は教師データ内のコントラストが重要なパラメーターとなっている。そこで、画像処理技術を用いてひび割れ箇所を強調することで、特徴量を明確にし、検出精度向上を目的に検証した。

2. 検証手法

2.1 物体の検出手順

物体検出は、画像中から特定の物体を検出する処理であり学習フェーズと認識フェーズの 2 段階から成り立っている。学習フェーズでは、まず学習画像に□所定の処理を施して、ピクセルのデータ列から、より学習に適した LBP 特徴量データへと変換を行う。次に変換されたデータを機械学習と呼ばれるアプロー

チを用いてコンピューターに学習させる。認識フェーズでは、学習フェーズで用いたものと同様の手順で学習に用いていない新たな入力画像を LBP 特徴量データへと変換する。抽出した特徴量は、事前に生成された多クラス分類器に入力し、学習結果を用いて写っている画像が検出対象か対象外かを識別する。

2.2 LBP 特徴量の基礎理論

LBP 特徴量は画像の局所的な表現を特徴量としたもので、各画素を周囲の近傍画素と比較した相対値で構成されている。以下に LBP 特徴量を抽出する手順を示す。(図-1 のフローチャートを参照)

- 1) 画像を分割し、そこから 1 部分を取り出す。
- 2) 取り出した 1 部分の 3×3 画素に注目し、中心画素と周辺画素の輝度値の差を計算する。
- 3) 求めた差が 0 以上であれば 1 を返し、0 未満であれば 0 を返し、バイナリデータを生成する。
- 4) 2)~3)の処理を 1 メッシュ全体に対して行うと一塊のバイナリデータの集まりが求まる。この集まりが 1 部分のヒストグラムとなる。
- 5) 1)~4)の処理を画像全体に施すと、ヒストグラムの集まりが得られ、これが LBP 特徴量となる。

2.3 検出器作成

本研究では OpenCv による “WebCamPhoto” というアプリケーションを用いて、正解データ(ひび割れ画像)と不正解データ(ひび割れてない画像)から機械

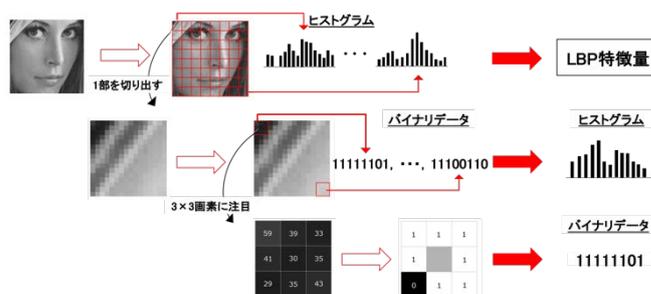


図-1 LBP 特徴量の概略

キーワード アスファルト舗装点検, ひび割れ率, 人工知能, LBP 特徴量

連絡先 〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中 3-1-1 407 TEL 080-5629-2773

学習によって検出器を作成した。OpenCv のオブジェクト検出器には AdaBoost と呼ばれる学習手法を用いた。AdaBoost は判別能力の高くない弱識別器を多く繋げ、強い識別器を作ることで学習を効率的に行う。

2.4 画像処理手法

本手法で用いる LBP 特徴量は、画像内のコントラストが重要なパラメータとなっており、教師データ内のコントラスト変化が検出率に影響を与えると考えられる。そこで、ひび割れ箇所を強調するため、教師データに画像処理をして検証した。本研究では 7 つの画像処理手法を用いて検証し、それらの結果を比較した。表-1 に今回用いた手法の特徴を示す。

3. 精度検証実験の概要

本実験では、岡山大学環境理工学部棟周辺の道路舗装を iPhone8 にて 100 枚撮影し、撮影画像から教師データを作成することで検出器の精度検証を行った。撮影画像の画素数は 1200 万画素である。

撮影した路面の画像から、現状のひび割れ評価に用いられている「ひび割れ率」という指標を求めた。

「ひび割れ率」を基に「検出率」を定義することで検出精度を評価した。以下にその手順を示す。

- 1) 路面画像に 0.5m 区画のメッシュを表示させる。
- 2) メッシュの中にひびが一本入ればメッシュの 60% の面積が、ひびが二本以上入ればメッシュの 100% の面積がひび割れを起こしていると評価した。ひび割れ率は式(3)のように定義する。

$$\text{目視によるひび割れ率} = \frac{\text{ひびを含むメッシュの面積}}{\text{撮影画像の面積}} \quad (3)$$

表-1 各フィルタの特徴

フィルタの種類	特徴
ガウシアンフィルタ	ガウス分布を利用して注目画素からの距離に応じて近傍の画素値に重みをかけ、平滑化する。
ハイパスフィルタ	高周波である画素値の変化が大きいところ（細部の情報）のみを通し、画素値の変化が小さいところ（背景など）をカットする。
ソーベルフィルタ	平滑化フィルタをかける際に注目画素との距離に応じて重み付けを変化させたもので、輪郭検出に用いられる。
ラプラシアンフィルタ	二次微分を利用して画像から輪郭を抽出する。
エンボスフィルタ	画像濃度が急激に変化する輪郭部分などのラインを抽出して画像の一部が浮き出たような錯視を発生させる。
鮮鋭化フィルタ	平滑化とは逆に、画像のエッジ部を強調する。
ヒストグラム平均化	出力画像の画素値を全域に渡って均一になるように変換する。

表-2 各フィルタの平均検出率

フィルタの種類	平均検出率(%)
フィルタなし	68.6
ガウシアンフィルタ	56.0
ハイパスフィルタ	56.2
ソーベルフィルタ	0.0
ラプラシアンフィルタ	11.6
エンボスフィルタ	0.0
鮮鋭化フィルタ	36.9
ヒストグラム平均化	71.1

- 3) 舗装画像から検出器でひび割れを検出する。2) と同様に、検出器で検出したひび割れを含むメッシュの面積を撮影画像の面積で除することで検出器によるひび割れ率を算出する。
- 4) 検出器のひび割れ検出精度を定量的に評価するために検出率を式(4)のように定義する。

$$\text{検出率} = \frac{\text{検出器によるひび割れ率}}{\text{目視によるひび割れ率}} \quad (4)$$

4. 検証結果

各フィルタの検証結果を表-2 に示す。上記の結果より、ヒストグラム平均化処理をすることで、検出率 71.1% と、最も検出率が高くなるのがわかる。

5. まとめ

本研究では、LBP 特徴量を用いたアスファルト舗装ひび割れ検出において、画像処理技術を用い、教師データのコントラストを変化させることで検出精度を向上させることを試みた。本研究で得られた知見は以下の通りである。

- 1) 本研究で用いた手法の中では、ヒストグラム平均化処理を教師データにかけることでフィルタなしの場合に比べ検出率が 2.5% 向上した。
- 2) ヒストグラム平均化以外の画像処理手法では、検出精度が向上する傾向になかった。

今後の課題を以下に述べる。本研究では、検出精度として検出率という指標を定義したが、この指標では誤検出したのか、未検出なのかを区別することができない。さらに、それらが相殺し合うことにより、検出率が高くなる可能性も否定できない。したがって今後は、評価指標（正解率、適合率、再現率、特異率、F 値）といった指標を用いて、検出精度の性質まで検証していく必要がある。