

論文 最大エントロピー法と決定木を用いた道路橋床版における遊離石灰の自動検出

島本 由麻*1・萩原 大生*2・鈴木 哲也*3

要旨：本研究では、竣工後 50 年が経過した道路橋 RC 床版を対象に、決定木および最大エントロピー法を組み合わせて遊離石灰の検出を試みた。学習モデルの説明変数として輝度値および DoG (Difference of Gaussian) フィルタ後の画素値という 2 つの特徴量を設定した。検討の結果、本提案手法は決定木手法のみや判別分析法の一つである大津の方法と比較して、正解率、感度、適合率、F 値のすべての指標で精度が高く、正解率、感度、F 値の 3 つの指標では 0.85 以上だった。このことから、本提案手法は遊離石灰の検出において有用な手法であり、橋梁における遊離石灰の自動検出に寄与できるものと考えられる。

キーワード：遊離石灰, 決定木, 最大エントロピー法, 道路橋床版

1. はじめに

道路橋 RC 床版では長期供用によって劣化や損傷が顕在化しており、外観情報からの損傷度や劣化状況の評価が重要な課題の一つとして位置づけられている。現在、床版の標準的な定期点検作業には近接目視が主に用いられているが、床版は広範囲に分布しており、作業の簡略化や調査者による誤差縮小の観点から、画像処理による劣化・損傷状況の定量化や自動検出の必要性が認められている¹⁾。このため、UAV (Unmanned Aerial Vehicle) を用いた画像処理技術によって劣化や損傷の実態評価が行われている^{2), 3)}。床版においては、ひび割れや遊離石灰 (エフロレッセンス) の把握が重要である。筆者らは既往研究で AE 法によるコンクリートのひび割れ損傷度評価について検討を進めてきた^{4), 5), 6)}。既往研究で検討している内部の損傷度評価と外観情報による損傷度や劣化状況の評価を組み合わせることで、既存施設の適切な維持管理につながると考えられる。

本研究対象である遊離石灰はコンクリート床版にひび割れが発生すると、ひび割れに沿って生じることがあり、劣化状況の指標として用いられる。既往研究においてひび割れ検出への画像処理技術の活用に関して数多くの知見が得られている一方で、遊離石灰の検出については十分に検討されていない。そこで、以下では、画像処理を用いたひび割れの検出方法について既往研究を整理するとともに、遊離石灰の検出への適用性を論じる。ひび割れの検出手法は、ひび割れの幾何学的な特徴の抽出、周波数解析・空間フィルタリング、機械学習の主に 3 手法に大別される。

ひび割れの幾何学的特徴に着目した検出手法として、ヘッセ行列を用いた線延長処理や多重スケール線強調処

理および確率的弛緩法⁷⁾、二値化処理と細線化処理による検出⁸⁾、レベルセット関数を応用した方法⁹⁾等が提案されている。

周波数解析では、空間フィルタリングやフーリエ変換の活用、画像の濃淡情報をウェーブレット係数で表現することでひび割れを検出する手法が提案されている²⁾。特にウェーブレット変換の中でも、高速ハールウェーブレットの有用性が Hutchinson and Chen や Abdel-Qader らによって示されている^{11), 12)}。

機械学習の活用に関するひび割れ検出の先行研究としては、決定木およびランダムフォレスト¹³⁾、サポートベクターマシン^{14), 15)}、深層学習の活用^{16), 17)}といった提案がなされている。機械学習は人間が行う学習や認識に類似しており、近年研究開発が盛んに行われている。

以上のように、ひび割れの検出に関して、主に 3 種類の画像処理法の有用性が明らかにされている。一方、この 3 手法を遊離石灰の検出に適用した場合、幾何学的特徴やウェーブレット変換を用いた検出では前処理や後処理を必要とするため、迅速な結果を得ることが難しいと報告されている²⁾。

そこで、本研究では、ひび割れの検出に有効であった 3 手法のうち機械学習手法と空間フィルタリングに着目し、遊離石灰の検出を試みた。本論では、竣工後 50 年が経過した道路橋 RC 床版を計測対象として、決定木および最大エントロピー法を用いて遊離石灰を検出した結果について報告する。

2. 計測対象

計測対象は、新潟市に立地する T 橋である。本施設は、1969 年に架設された 7 径間単純鉄桁橋であり、供用後 50

*1 北里大学 獣医学部生物環境科学科助教 博士 (農学) (正会員)

*2 新潟大学大学院 自然科学研究科 学士 (農学)

*3 新潟大学 農学部農学科教授 博士 (工学) (正会員)

年が経過している。舗装部はひび割れ損傷が顕在化している。アスファルト舗装下部の鉄筋コンクリート床版の損傷も進行していた。ひび割れ間隔は 250 mm～300 mm 程度であり、床版鉄筋に沿って生じているものと推測される。新潟県橋梁定期点検要領【標準点検編】¹⁸⁾をもとに判定した結果、ひび割れ幅 0.2 mm 以上の格子状のひび割れが顕在化しており、損傷区分は判定 e となった。既存施設の補修状況は、2008 年度に床版補強設計が実施され、跨線部のみ施工が実施されている。

本研究では、デジタルカメラ（有効画素数：1,600 万画素）を用いて、床版下方から写真撮影を行った。

3. 解析方法

3.1 対象画像

本研究では、教師あり学習の一つである決定木を用いて、着目画素の遊離石灰の有無を判定した。教師あり学習とは、事前に与えられた訓練用データとデータのクラスラベルを基に、データとクラスとの関係を正しく出力する識別器を学習する手法である。図-1 に遊離石灰検出の流れを示す。本研究では、クラスラベルの付与後、取得画像を 256 階調でグレースケール変換し、2 つの説明変数を抽出した。決定木を用いて、訓練用画像を学習させた。評価用画像においても特徴量を抽出し、訓練用画像を基に作成した学習モデルから遊離石灰を検出した。加えて、評価用画像に特徴量抽出の際にも使用する DoG (Difference of Gaussian) フィルタを適用し、最大エントロピー法を用いて遊離石灰を検出した。機械学習と最大エントロピー法によって得られた画像を合成した。この 2 つの画像処理を組み合わせたときの評価用画像における検出精度を検証した。

訓練用画像および評価用画像を図-2 に示す。訓練用画像は 267×1,896 pixel を 2 枚とした 1,012,464 データ、評価用画像は 267×1,896 pixel の 506,232 データとした。なお、水平方向および垂直方向の解像度はともに 72 dpi である。

3.2 説明変数の設定

本研究では説明変数として輝度値および DoG フィルタ後の画素値という 2 つの特徴量を設定した。輝度値はグレースケール変換後の画素値である。DoG とは LoG (Laplacian of Gaussian) を近似したものであり、分散 σ^2 が異なる 2 つのガウシアン画像の差分処理により、画像のエッジを強調する効果があるフィルタである。DoG フィルタではガウシアンフィルタを適用して平滑化を行うため、エッジを強調する一方で細かいノイズを除去できるという利点がある。また、水平と垂直方向それぞれに処理を分解することで LoG フィルタより処理速度が速いという利点も持つ。

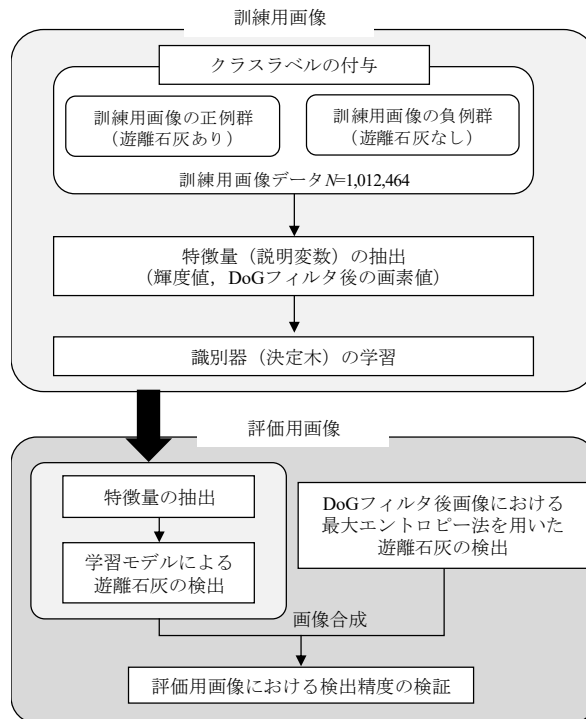
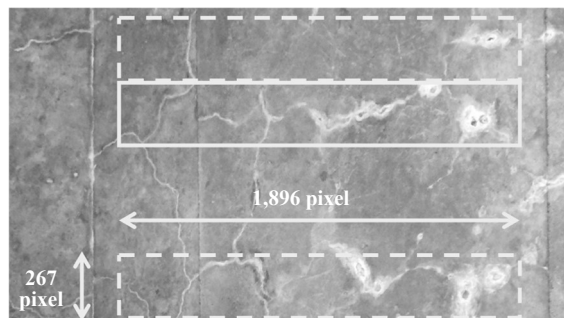


図-1 遊離石灰の検出方法



*点線部が訓練用画像、実線部が評価用画像を示す。
図-2 訓練用画像および評価用画像

ガウシアンフィルタは重みをガウス分布に近づけ平均化するフィルタであり、2次元ガウス分布は次式で表される¹⁹⁾。

$$h_g(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

ここで σ^2 は分散を示す。 σ の差が過剰に大きくなると検出範囲や幅が広がることが懸念される。そこで本研究では、遊離石灰を正確に検出するため、 $\sigma=10$ および $\sigma=1$ の差分画像を取得し、その画素値を説明変数として用いた。図-3 に DoG フィルタの一例を示す。

3.3 決定木を用いた識別器の構築

図-4 に決定木の概念図を示す。決定木とは木構造をもち、説明変数の大小関係によって識別ルールを構築する手法である。決定木は大きいデータセットや多くの説明変数を使用しても処理速度が速く、説明変数間に独立

であるという過程を用いていないといった利点を持つ。本研究では、CART 法 (Classification And Regression Tree) を用いて木の分岐を決定した。CART 法とはジニ係数を分岐の基準とする方法である。ノード t における不純度を表すジニ係数 $L(t)$ は次式で与えられる²⁰⁾。

$$L(t) = \sum_{i=1}^K p(c_i|t) (1-p(c_i|t)) = 1 - \sum_{i=1}^K p^2(c_i|t) \quad (2)$$

ここで、 $p(c_i|t)$ はノード t で i 番目のクラスのデータが選ばれる確率を示す。本研究では、式 (3) に示すジニ係数による不純度の減少量 $\Delta L(t)$ が最大となるように、木を分岐させた。

$$\Delta L(t) = L(t) - (p_L L(t_L) + p_R L(t_R)) \quad (3)$$

ここで p_L, p_R はそれぞれ分割した後に左側、右側の枝に分類される確率、 t_L, t_R はそれぞれ左側、右側の枝の先でのノードである。

CART 法では訓練用データに過剰にモデルを適合させてしまう過学習の問題が生じることが課題として挙げられる。このため、 k -分割交差検証法により事前枝切りを行い、過学習の影響を減少させる手法が用いられる。 k -分割交差検証法とは、訓練用データを k 分割し、そのうち $k-1$ 個のデータセットを訓練用セット、1 個のデータセットを検証用セットにして、モデルを学習し、この一連の流れをすべての分割が一度は検証用セットとなるように k 回繰り返す手法である²¹⁾。本研究では、5 分割交差検証法でパラメータチューニングを実施した。

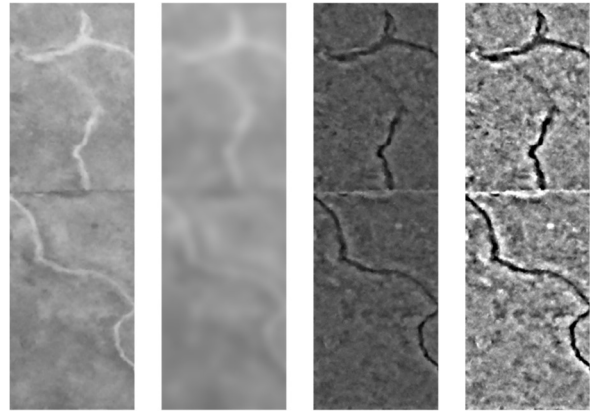
3.4 最大エントロピー法による遊離石灰の検出

背景部と遊離石灰部の画素値が近い部位においては、決定木では誤判定が多いと推察される。そこで、本研究ではエントロピーベース手法の 1 つである最大エントロピー法による遊離石灰の検出を試みた。エントロピー $H[P]$ は濃度ヒストグラムの特徴量を表す指標の一つであり、式 (4) で算出される。最大エントロピー法は二値化したときの領域分布のエントロピーが最大になるようにしきい値を決定する方法である²²⁾。

$$H[P] = - \sum_{i=0}^{n-1} P(i) \ln[P(i)] \quad (4)$$

ここで $P(i)$ は画素値 i の正規化したヒストグラムにおける確率を表す。

本研究では、DoG フィルタ後の画像において、全体の画素数の 0.1 % 以上の画素数をもつ画素値のみでヒストグラム平坦化を実施し、カラーバランスを調整した (図-3(d))。その後、最大エントロピー法によって二値化処理を行った。このときのしきい値は 79 だった。



(a) $\sigma=1$, (b) $\sigma=10$, (c) (b) と (a) の差分処理画像, (d) (c) をヒストグラム平坦化した後の画像
図-3 DoG フィルタの例

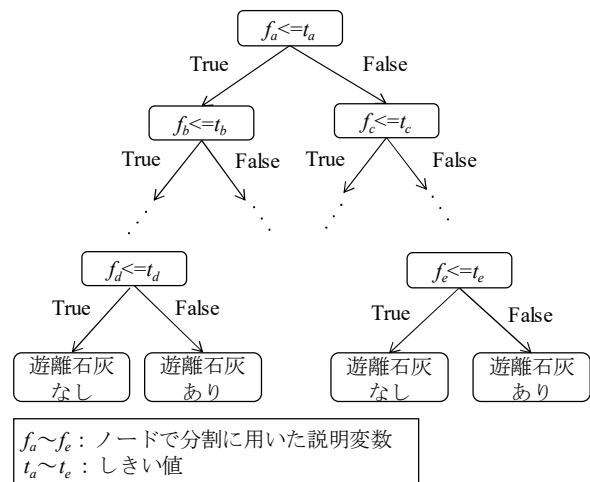


図-4 決定木の概念図

4. 結果および考察

4.1 説明変数の重要度評価

本研究では、交差検証法により木の深さを 4 に決定した。決定木には、説明変数の重要度を算出することができるという利点がある。重要度の算出方法には、ジニ係数の減少量を用いる方法と Out-Of-Bag (OOB) の誤り率の変動を用いる 2 種類の方法がある²⁰⁾。本研究では、ジニ係数を算出方法として採用し、ある変数を用いて分割することでジニ係数がどのくらい減少するのかすべてのノードについて集計し、平均したものをその説明変数の重要度とした。

検討の結果、輝度値が 85.2 %、DoG フィルタ後の画素値が 14.7 % の重要度を示した。輝度値の重要度が DoG フィルタ後の画素値より 5.8 倍高いことが明らかになった。重要度は上位ノードにあるほど高い傾向を示す。本研究では、訓練用画像において「遊離石灰あり」が 100,055 データ、「遊離石灰なし」が 912,409 データであり、「遊離

石灰なし」のデータ数が約9倍多かった。このため、「遊離石灰なし」を検出するモデルが上位で生まれ、輝度値が第1ノードを含む上位ノードに用いられたため、輝度値の重要度が高くなったと推察される。

4.2 学習曲線によるモデルの評価

訓練用画像において5分割交差検証法を実施し、学習曲線を作成し、モデルの妥当性を評価した。学習曲線とは、モデルの予測精度とデータのサンプルサイズの関係を示した曲線である。図-5に学習曲線の概念図を示す。訓練用データのサンプルサイズが増えるほどすべてのデータから特徴を学習しようとするため訓練用データの精度は減少傾向を示す。一方、サンプルサイズが増えるほど学習したモデルの汎用性が高くなるので、検証用データに対する予測精度は増加傾向を示す。理想的なモデルであれば、サンプルサイズを大きくしたときに、訓練用データと検証用データが漸近する。しかし、図-5(a)に示すように、どちらのデータ精度も目標精度より低い場合、説明変数が少なく、データの取りこぼしが多いことを示している。一方、図-5(b)に示すように、訓練用データと検証用データの精度が大きく異なる場合、モデルが複雑であり、訓練用データにのみ適用するモデルが生まれ、過学習となっていることが読み取れる。

図-6に本研究における学習曲線を示す。精度は正解率により求めた。正解率は次式で定義される²¹⁾。なお、本研究では目視結果を正解と定めた。

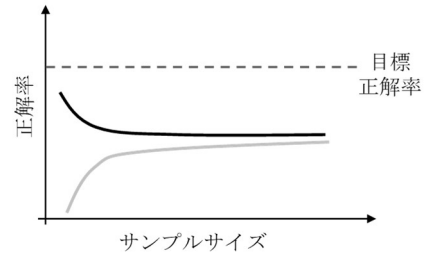
$$\text{正解率} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (5)$$

ここで、TP, TN, FP, FNはそれぞれ True Positive, True Negative, False Positive, False Negativeの略であり、表-1のように定義した。

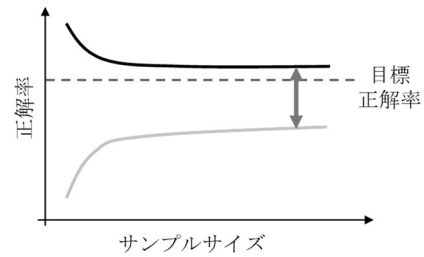
図-6より、モデルの予測精度は0.98を示し、非常に高いことが明らかになった。サンプルサイズが約750,000以上となると、訓練用データと検証用データがほぼ同一の正解率を示しており、モデルとして過学習が発生していないことが明らかになった。これらの結果から、本検討では1,012,464データを訓練用データとして使用したが、約25%のデータを削減できる可能性があると考えられる。なお、検証用データにおける正解率の誤差はサンプルサイズが約250,000以下のとき大きいことが示された。先述した通り、「遊離石灰なし」のデータが「遊離石灰あり」のデータと比較して多いため、「遊離石灰なし」のデータのみで訓練されてしまう等の画素値の偏りが影響していることが考えられる。

4.3 評価用画像による検出精度の検証

前節よりモデルの妥当性が示されたことから、決定木を評価用画像に適用した。遊離石灰の検出精度を正解率、感度、適合率、F値を用いて検証した。感度、適合率お



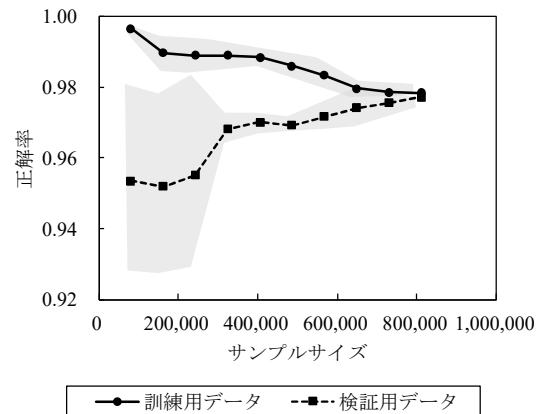
(a) 未学習



(b) 過学習

—：訓練用データ，- -：検証用データ

図-5 学習曲線の概念図



*図中の灰色部分は標準誤差を示す。

図-6 学習曲線

表-1 混同行列

	正解	遊離石灰あり	遊離石灰なし
検出結果			
遊離石灰あり	TP (True Positive)	FP (False Positive)	
遊離石灰なし	FN (False Negative)	TN (True Negative)	

よびF値は式(6)～(8)で定義される²¹⁾。

$$\text{感度} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

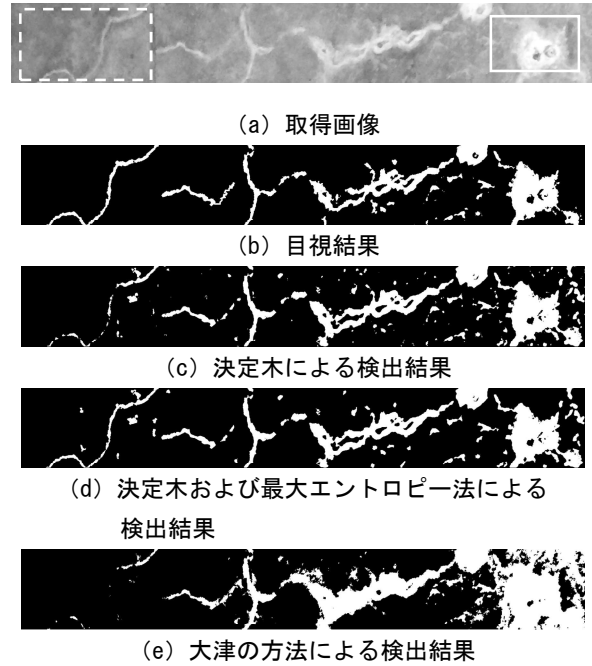
$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{感度} \times \text{適合率}}{\text{感度} + \text{適合率}} \quad (8)$$

加えて、提案手法の精度を画像処理として一般的に用いられる大津の方法によって検出した結果および決定木のみを用いて検出した結果と比較した。既往研究においても、大津の方法と精度を比較しているものが多く見られる¹⁶⁾。大津の方法とは、画素分布の分離度が最も大きくなるようにしきい値を決める判別分析法である²³⁾。なお、分離度はクラス間分散とクラス内分散の比で定義される。

図-7 に各手法による遊離石灰の検出画像の比較結果を示す。大津の方法では、遊離石灰ではない箇所に関しても遊離石灰であると判定した箇所が多かったのに対して、決定木手法(図-7(c))や決定木・最大エントロピー法による方法(図-7(d))では目視の結果とほぼ類似の結果が得られた。特に、光の影響を強く受けた箇所に関して、大津の方法と比較して検出精度が高かった(図-7実線部)。図-7破線部では決定木手法の検出精度に課題があることが確認された。遊離石灰がない箇所と遊離石灰がある箇所における輝度値および DoG フィルタ後の画素値の差が小さく、データ数が約9倍多い「遊離石灰なし」の影響を強く受けたためだと考えられる。一方、決定木・最大エントロピー法による方法においては図-7破線部においても検出できており、検出精度を改善できることが明らかになった。このことから、決定木と最大エントロピー法の組み合わせることで遊離石灰を正確に検出できると考えられる。

表-2 に精度の比較結果を示す。決定木・最大エントロピー法はすべての指標で決定木手法および大津の方法より精度が高かった。大津の方法においては感度が0.902と高い値を示したが、この結果から検出精度が高いと結論付けることはできないと推察される。大津の方法では遊離石灰でない箇所に関しても遊離石灰であると判定した箇所が多く、TPとFPの値が大きくなったため感度が高くなったと考えられる。決定木手法および決定木・最大エントロピー法においては、適合率が他の指標と比較して低かった。これは目視より1~3pixel程度遊離石灰の幅を広く検出したためだと考えられる。なお、性能評価指針として適合率と感度の調和平均であるF値が多く用いられる¹⁶⁾。決定木・最大エントロピー法ではF値が0.862であり、大津の方法と比較すると0.2以上高く、決定木手法と比較すると0.02高かった。以上より、決定木・最大エントロピー法は遊離石灰の検出において有用な手法であると考えられる。今後、コンクリート材料や施工条件等が異なる条件下での適用範囲について検討を進める必要がある。



*二値化画像においては、白色が遊離石灰を示す。

図-7 遊離石灰検出画像の比較

表-2 遊離石灰検出精度の比較

指標 \ 方法	決定木および最大エントロピー法		
	大津の方法	決定木	最大エントロピー法
正解率	0.858	0.956	0.961
感度	0.902	0.923	0.952
適合率	0.470	0.774	0.788
F 値	0.618	0.842	0.862

5. まとめ

本研究では、竣工後50年が経過した道路橋鉄筋コンクリート床版を対象に、決定木および最大エントロピー法を用いて遊離石灰の検出を試みた。検討の結果を以下に列挙する。

- 1) 決定木手法における説明変数の重要度は、輝度値が85.2%、DoGフィルタ後の画素値が14.7%であった。
- 2) 学習曲線よりモデルの妥当性が示されるとともに、約25%の訓練用データを削減できる可能性が示唆された。
- 3) 決定木および最大エントロピー法を組み合わせた手法は正解率、感度、適合率、F値のすべての指標で決定木手法および大津の方法より精度が高く、正解率、感度、F値の3つの指標では0.85以上だった。このことから、本提案手法は遊離石灰の検出において有用な手法であると考えられる。本研究成果

は遊離石灰の自動検出に寄与できるものと考えられる。

参考文献

- 1) 国土交通省：橋梁定期点検要領，https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo3_1_6.pdf (閲覧日 2019 年 10 月 18 日)
- 2) 堀口賢一，鈴木三馨，本澤昌美，坂本 淳：画像解析技術を用いた遠方からの床版ひび割れ定量評価システムの構築，コンクリート工学，Vol.56，No.1，pp.106-111，2018
- 3) 田畑 佑，党 紀，春田大二郎，Shrestha, A.，松永昭吾，全 邦釘：UAV 撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証，土木学会論文集 F4 (建設マネジメント)，Vol.74，No.2，pp.I_62-I_74，2018
- 4) 島本由麻，永田瑞穂，鈴木哲也：AE エネルギー指標に基づく道路橋 RC 床版部の蓄積損傷の同定に関する研究，農村道路研究部会報，26，pp.23-27，2016
- 5) 鈴木哲也：損傷指標による 87 年間供用された道路橋 RC 床版の材質評価，農業農村工学会論文集，Vol.84，No.3，pp.I_317-I_324，2016
- 6) 島本由麻，西村咲紀，鈴木哲也：道路橋 RC 床版より採取したコンクリート・コアの損傷度評価の試み，農村道路研究部会報，27，pp.23-29，2017
- 7) Fujita, Y. and Hamamoto, Y.: A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces, Machine Vision and Applications, Vol.22, No.2, pp.245-254, 2011
- 8) Lee, B.Y., Kim, Y.Y., Yi, S.T. and Kim, J.K.: Automated image processing technique for detecting and analysing concrete surface cracks, Structure and Infrastructure Engineering, Vol.9, No.6, pp.567-577, 2013
- 9) 車谷麻緒，中野 葵，渡辺ともみ：レベルセット関数を用いた形状評価によるコンクリート構造物のひび割れ自動計測，土木学会論文集 F3 (土木情報学)，Vol.73，No.2，pp.I_29-I_36，2017
- 10) 平野広隆，水谷 司，石田哲也，安中 智，鈴木 清：短時間フーリエ変換に基づく空間周波数分析による舗装表面の局所劣化検出手法，土木学会論文集 E1 (舗装工学)，Vol.74，No.3，pp.I_113-I_120，2018
- 11) Abdel-Qader, L., Abudayyeh, O. and Kelly, M.E.: Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges, Journal of Computing in Civil, Vol.17, No.4, pp.255-263, 2013
- 12) Hutchinson, T.C. and Chen, Z.Q.: Improved image analysis for evaluating concrete damage, Journal of Computing in Civil Engineering, Vol.20, No., pp.210-216, 2016
- 13) 全 邦釘，井後敦史：Random Forest によるコンクリート表面ひび割れの検出，土木学会論文集 F3 (土木情報学)，Vol.71，No.2，pp.I_1-I_8，2015
- 14) 広兼道幸，野村泰稔，楠瀬芳之：コンクリート構造物のひび割れ形状に基づく損傷度分類への線形 SVM の適用，土木学会論文集 A, Vol., No.4, pp.739-749, 2008
- 15) Li, G., Zhao, X., Du, K., Ru, F. and Zhang, Y.: Recognition and evaluation of bridge cracks with modified active contour model and greedy search-based support vector machine, Automation in Construction, 78, pp.51-61, 2017
- 16) 全 邦釘，嶋本ゆり，大窪和明，三輪知寛，大賀水田生：ディープラーニングおよび Random Forest によるコンクリートのひび割れ自動検出手法，土木学会論文集 F3 (土木情報学)，Vol.73，No.2，pp.I_297-I_307，2017
- 17) 町口敦志，喜多敏春，多田徳夫，武井宏将，近田康夫：ディープラーニングによるコンクリート構造物の劣化要因判定支援システムの開発に関する基礎的研究，構造工学論文集 A, 64, pp.129-136, 2018
- 18) 新潟県土木部道路管理課 (2014)：新潟県橋梁定期点検要領 [標準点検編]，<[https:// www.pref.niigata.lg.jp/uploaded/attachment/28293.pdf](https://www.pref.niigata.lg.jp/uploaded/attachment/28293.pdf)> (閲覧日 2019 年 12 月 11 日)
- 19) 画像情報教育振興協会：デジタル画像処理 (改定新版)，pp.102-112，2015
- 20) 飯山将晃：使える!統計検定・機械学習Ⅳ-Random Forests を用いたパターン認識，システム・制御・情報，Vol.59，No.2，pp.71-76，2015
- 21) Beyeler, M. : OpenCV と Python による機械学習プログラミング，池田 聖，浦西友樹，中島悠太，森 尚平，山添大丈，山本豪志朗訳，マイナビ出版，pp.362-394，2015
- 22) Kapur, J.N., Sahoo, P.K. and Wong, A.K.C.: A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Computer vision, graphics, and image processing, Vol.29, No.3, pp.273-285, 1985.
- 23) 大津展之：判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法，電子通信学会論文誌 D, Vol.63, No.4, pp.349-356，1980