Random Forestによるコンクリート表面 ひび割れの検出

全 邦釘¹・井後 敦史²

¹正会員 愛媛大学助教 工学部環境建設工学科 (〒790-8577 愛媛県松山市文京町3)

E-mail:chun.pang-jo.mj@ehime-u.ac.jp

²学生会員 愛媛大学大学院理工学研究科 修士課程 (〒790-8577 愛媛県松山市文京町3)

E-mail: igo.atsushi.11@cee.ehime-u.ac.jp

近年、橋梁やトンネルなどの損傷状態の把握を目的として近接目視点検が行われている。各種点検要領では様々な項目を点検するように定められているが、その中でもコンクリート構造物のひび割れは劣化の進行速度に大きな影響を与えるため、そのひび割れ幅や位置、長さを記録するように定められている。しかし点検に伴う膨大な作業量、コストが問題となっており、また、点検員によって判定がばらつくという主観性の問題もある。これらの解決のため、撮影画像からひび割れを自動検出するという研究が様々な機関において行われているが、現状ではこれらの手法が完成しているとは言い難い。そこで本研究では、画像解析にRandom Forestによる機械学習を組み合わせたひび割れ検出手法を構築した。また、実際の撮影画像を用いた実験の結果、高い精度であることを確認した。

Key Words : random forest, image analysis, crack detection, concrete

1. はじめに

近年、橋梁やトンネルなどのコンクリート構造物の劣化や損傷が顕在化しており問題となっている。これらの適切な点検、維持管理のために平成 26 年 7 月に国土交通省より橋梁定期点検要領¹⁾や道路橋定期点検要領²⁾、道路トンネル定期点検要領³⁾などが施行され、その中でコンクリート構造物の場合、ひび割れ、うき、剥離、鉄筋露出などに着目して点検するように指定されている。ひび割れはその中でも非常に重要な指標の 1 つであり、近接目視や、必要に応じてクラックスケールなどによりひび割れの位置、長さ、幅などを計測し、その結果をもとに健全度を診断し、対策区分を判定するように定められている。しかしこのような目視を基本とする点検では、点検員によって判定がばらつくという主観性、非定量性が問題となる。また、トンネルなどコンクリート壁面の面積が大きい構造物の場合には、目視点検では膨大な作業量になってしまうという問題もある。

そこで撮影画像からひび割れを自動検出するという研究が国内外の様々な機関において行われている。藤田らは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を用いたひび割れ検出手法を提案している^{4)~7)}。Abdel-Qaderらは高速ハールウェーブレット変換、高速フーリエ変換、Sobelオペレータ、

Cannyアルゴリズムの4種類のエッジ検出手法を比較し、その中で高速ハールウェーブレット変換が最も性能が高いことを50橋の撮影画像を基に示している⁸⁾。また、Hutchinson and Chenも同様に高速ハールウェーブレット変換を利用したひび割れ自動検出を行っている⁹⁾。山口、橋本、伊藤らはGray-scale Hough変換やパーコレーション処理により、ひび割れの直線性や連続性に着目したひび割れ検出手法や、そこからのひび割れ幅の計測手法を提案している^{10)~12)}。遺伝的アルゴリズムなどを利用した研究もいくらかあり、例えば河村、佐藤ら是对話型遺伝的アルゴリズムにより閾値を自動的に決定する手法を構築している¹³⁾¹⁴⁾。また西川らは木構造状の画像フィルタを遺伝的アルゴリズムにより構築し、クラック幅や方向についても評価している¹⁵⁾。他にもひび割れの持つ形状に着目した研究も多くあり、例えばIyer and Sinhaは曲率特徴の評価とモルフォロジー処理を利用してひび割れを検出する研究を行っている¹⁶⁾。さらに、WardのGaussian reflectance modelにもとづいて双方向反射分布関数を求め、そこからひび割れを検出する方法を提示したAmarasiriらによる研究¹⁷⁾、二値化とノイズ処理、細線化処理を組み合わせたLeeらによる研究¹⁸⁾など様々なものがあり、また著者らも既報¹⁹⁾²⁰⁾で画像統計量を利用して検出性能の高い自動検出手法の開発を行っている。

しかし、コンクリートのひび割れの存在する状況や環境は非常に多様であり、その多様性に比して画像解析によるひび割れ検出手法は未だ十分に揃っていないと著者らは考えている。現在行われている点検では、目視やスケッチといった初歩的な作業にほとんどの管理者、点検員は頼っており、画像解析を利用している一部の管理者も限定的な使用にとどまっていることもその1つの傍証である。すなわち、数多く同様の研究がなされているにもかかわらず、現段階では手法の蓄積が必要な状況にある。

そこで、我々は画像解析手法と機械学習を組み合わせることで、ひび割れを精度よく検出する手法の開発を行った。既報²¹⁾²²⁾で著者らはナイーブベイズ法や決定木による機械学習²³⁾を画像解析に組み合わせ、アスファルト舗装のひび割れを精度よく検出する手法を提案している。この手法をコンクリートのひび割れ検出に適した手法になるように発展させることで、コンクリートのひび割れについても高い精度で検出できることを確認したので、本論文で報告する。

2. ひび割れ自動検出手法

本研究で行うひび割れ検出は、medianフィルタを用いた前処理、機械学習により訓練したアルゴリズムによる検出を行う本処理、最後に幾何学的基準によりノイズ等を除去する後処理よりなる。それぞれについて本章で述べることとする。

(1) 前処理：medianフィルタを用いた補正

撮影画像には光や影、汚れなどによる濃淡差があり、これらは精度を低下させる要因となるので、まずこれらの補正を前処理として行う。ここでは、既報¹⁹⁾でも利用した median フィルタを用いる手法を前処理に用いた。補正式を以下の式(1)に示す。

$$I_a(i, j) = \frac{I_b(i, j) \times 0.5b_m}{I_m(i, j)} \quad (1)$$

上式で i, j は着目している画素の位置、 I_b は補正後の画像、 I_b は補正前の画像、 I_m は補正前の画像にmedianフィルタを適用したもの、 b_m は輝度値の最大値である。medianフィルタのサイズは藤田らの研究⁹⁾での検討に基づき 41×41 とした。更に詳しい検討については既報¹⁹⁾を参考にされたい。図-1に式(1)による補正例を示す。影や水汚れが激しい画像についても良好に補正できている様子や、細かいひび割れが多い画像についてもそれらを失わずに補正できている様子がわかる。

影の影響が強い画像（左：補正前，右：補正後）

汚れの影響が強い画像（左：補正前，右：補正後）

細かいひび割れが多い画像（左：補正前，右：補正後）

図-1 medianフィルタによる補正例¹⁹⁾

(2) 本処理：機械学習によるひび割れ検出

本研究では、教師あり機械学習により画像内の着目画素がひび割れであるかどうかの判定を行う。教師あり機械学習とはあらかじめ人間が用意した入力と出力の組み合わせを訓練データとして与え、ここから入出力の関係を学習することで、新しく与えた入力に対して出力を予測する機械学習法である²⁴⁾。ここでは、あらかじめ用意したコンクリート構造物表面の撮影画像内の画素に着目し、その着目画素がもつ輝度値などの特徴と、着目画素がひび割れ画素かひび割れでない画素かといった分類との関係を機械に与えて学習させ、判定アルゴリズムを構築する。そうすることで、学習に用いていない画像についても、構築した判定アルゴリズムにより精度よくひび割れ判定ができる。

前章で述べたように、アスファルト舗装については、教師あり機械学習によりひび割れを検出する手法を著者らは既に提案している。アスファルト舗装の撮影画像の解析という目的を考えた場合、例えば1枚の写真で撮影可能な領域が2m四方だとすると、1km程度の距離でも解析しないといけない写真は数百枚から数千枚のオーダーになってしまうため、精度だけでなく計算速度にも強い配慮を行うことが求められていた。そこで既報²¹⁾²²⁾ではナイーブベイズ法や決定木といった、計算速度の高い手法を用いていた。

しかし、コンクリートのひび割れを解析したいケース

図-2 Random Forestの概念図

は、アスファルト舗装のケースと多くの場合異なり、そのような多数の写真を撮影・解析する必要はない。すなわち、計算速度はやや遅くてもより精度の高い手法を用いるのが望ましい。そこで本研究では上述の手法と比較してやや計算速度は遅いものの、高精度で汎化性能も高いRandom Forest²⁵⁾を用いることとした。本節ではまずRandom Forestの概要を紹介する。また、本研究では画像特徴として、着目画素の輝度値以外に着目画素周辺の画素の輝度値も用いており、それを得るためのフィルタ処理についても本章で述べることにする。

a) Random Forest

Random Forestはランダムに選ばれた学習データおよび説明変数から構築される複数の決定木の結果を合わせてクラス分けを行うアルゴリズムであり、アンサンブル法の一つである。概念図を図-2に示す。アンサンブル法は多数の弱学習器を使用して高精度な予測を達成する手法と定義でき、Random Forest以外にもバギングやブースティングなどが挙げられるが、Random Forestはそれらよりも一般的に精度がよく、また計算が速いことが報告されている^{25)26)など}。

Random Forestは上述のように複数の決定木の結果から分類を行うものであるが、それぞれの決定木は元のデータ集合から重複を許容した上でランダム選択された複数個のサブセット、すなわちブートストラップサンプルから、ランダム選択された特徴量をもとに作成する。また、それぞれの決定木の成長には CART 法 (classification and regression trees)²⁷⁾を用いている。CART 法において、ノード t でデータを分割する際の基準は、式(2)で表される不純度と言われる指標の低下率が最大になるように決定される。ここでは不純度としてジニ係数を用いた。

$$\Delta GI(t) = P_L GI(t) - P_L GI(t_L) - P_R GI(t_R) \quad (2)$$

$GI(t)$ はノード t におけるジニ係数、 P_L 、 P_R は、分割する前、分割した後の左側、分割した後の右側の個体の比

率、 t_L 、 t_R は分割した後の左側および右側の枝の先のノードである。ジニ係数は以下の式(3)のように定義される。

$$\begin{aligned} GI(t) &= \sum_{i \neq j} p(C_i | t) p(C_j | t) \\ &= \sum_{i=1}^n p(C_i | t) (1 - p(C_i | t)) \\ &= 1 - \sum_{i=1}^n p(C_i | t)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

上式で n はクラス数、 $p(C_i | t)$ はノード t でクラス i のデータが選ばれる確率である。右辺の第一式は、ノード t で i 番目のクラスのデータが選ばれる確率 $P(C_i | t)$ と $j \neq i$ のクラスに間違われる確率 $P(C_j | t)$ の積と考えると、この式はノード t における誤り率と解釈できる。よって式(2)はもっとも誤り率を減らすことが出来るような決定木の分岐を行っていくということに対応している。

このように CART 法により構築された決定木はそれ自体高い精度を持つ分類器であるが、しかし一方で学習データを完全に振り分けるまで分割を進めて木を成長させるため、過学習の問題が生じることが知られている。しかし Random Forest では、ブートストラップサンプリングで抽出した学習データ、ランダムで選択された特徴を個々の決定木の生成に用いているため、個々の決定木間の相関が低くなり、その結果として過学習の影響が非常に小さくなり、汎化能力が高まるという特長を持つことが知られている。

b) 画像フィルタ処理による特徴量算出

本研究で構築する手法は、画像内の画素全てについてひび割れかどうか判定する。すなわち、Random Forest の出力として得られるのはある着目画素がひび割れかどうかの分類である。一方で入力として Random Forest に与えるデータは、着目画素の特徴量の集合である特徴ベクトルということになる。

ある着目画素がひび割れかどうか判定するためのもっとも有力な特徴は、その着目画素の輝度値である。ひび割れは周辺画素と比較して相対的に暗く、すなわち輝度値が低いことが多い。そこで本研究でも着目画素の輝度値を特徴量として用いるが、それだけでは一定の精度の検出結果しか得ることができない。何故なら、コンクリートの撮影画像は影や汚れ、ノイズなどひび割れ以外にも輝度値が低い要素が様々に存在しており、輝度値だけで判定するとこれらをひび割れと誤認識してしまうためである。

そこで本研究では、既報²⁸⁾にならい、着目画素の周辺画素の輝度値も特徴と考える。ひび割れ画素の隣接画素はやはりひび割れ画素であることも多く、ひび割れ部分は暗い画素の集合体になっていることが多い。すなわち、着目画素の周辺画素の輝度値も低くなっていることが

図-3 縦長・横長フィルタの概念図

図-4 フィルタの方向

多いため、有効な特徴量となる。既報²⁰⁾では、そのような特徴量を得るために画像フィルタを用いていた。例えば着目画素を含む周辺 3×3 の領域の輝度値の平均値を特徴量として得たい場合、 3×3 の平均値フィルタを撮影画像に適用するというを行っていた。またそれに加え、アスファルトの場合、交通方向およびその直角方向にひび割れが卓越することが多いということを考慮し、例えば縦方向に長いフィルタや、逆に横方向に長いフィルタを用いて縦方向あるいは横方向に長く続くひび割れを強調するようにしていた(図-3)。

しかしアスファルト舗装と異なり、コンクリート構造物の場合、例えばせん断ひび割れなどの斜め方向ひび割れもある。そこで、縦横の2方向だけでなく、図-4のように 22.5 度刻みで合計8方向のフィルタを適用する。また、フィルタとしては既報²⁰⁾では平均値フィルタと median フィルタを用いていたが、ここでは平均値フィルタの代わりに、着目画素に近いほど大きな重み、遠くなるほど小さな重みというような重み付き平均を得られる Gaussian フィルタを用いることにした。Gaussian フィルタは以下の式(4)のように定式化できる。

図-5 斜め方向フィルタの適用例(上図:元画像,中図:0°方向のフィルタ適用後,下図:45°方向のフィルタ適用後)

$$f'(i, j) = \sum_{l=-n}^n \sum_{k=-m}^m f(i+k, j+l) h(k, l)$$

(4)

where

$$h(k, l) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(k^2 + l^2)}{2\sigma^2}\right)$$

上式で、 $f(i, j)$ は入力画像の輝度値、 $f'(i, j)$ は出力画像の輝度値、 i, j は着目画素の画像内座標、 $h(k, l)$ は Gaussian フィルタを表現しており、フィルタの大きさは $(2m+1) \times (2n+1)$ である。 σ は標準偏差であり、離れた画素の重みに影響する。本研究では、 σ はフィルタの長辺の $1/2$ とした。

また、フィルタサイズとしては Gaussian フィルタは 7×7 , 17×17 , 23×23 , 5×55 , 5×105 の5パターンを、median フィルタは 7×7 , 11×11 , 15×15 , 3×21 , 3×41 の5パターンを用いることとした。median フィルタは Gaussian フィルタよりやや小さなものとしている。これは、フィルタ面積が大きい場合、中央値はひび割れでない部分の影響を強く受けるためにひび割れ検出の特徴量として機能しづらくなることを反映したものである。ただし、精度はこのフィルタサイズにさほど敏感ではなく、フィルタサイズの多少の違いは結果に影響を与えないことを確認している。ただし、本研究で用いた画像は1画素の辺長が $0.1-0.2\text{mm}$ 程度であるが、このサイズが大幅に変わる場合には上記のフィルタサイズは適切でな

くなる可能性があるため、再度検討する必要がある。前ページの図-5 に 0°方向および45°方向の、サイズ 5×55 の Gaussian フィルタを適用した例を示す。0°方向であれば横方向の、45°方向であれば左上から右下に向かう方向のひび割れ（図中で白丸で示す部分）が強調されている様子がわかる。これはアスファルト舗装と異なり斜め方向のひび割れも多いコンクリート構造物の場合は非常に有効に機能する。

ここで改めて用いる特徴量の数について整理すると、元画像の着目画素の輝度値（1 個）に加え、正方形型の Gaussian フィルタおよび median フィルタ適用後の輝度値が 6 個（2 種類のフィルタ×3 通りのフィルタサイズ=6）、非正方形型フィルタを適用後の輝度値が 32 個（8 方向×2 種類のフィルタ×2 通りのフィルタサイズ=32）の合計 39 個（1 個+6 個+32 個）、特徴量が存在することとなる。この特徴量をもとに、Random Forest の枠組みで着目画素がひび割れかそうでないかを判断する。

(3) 後処理：幾何学的基準を用いた絞り込み

後処理では幾何学的基準を用いて、ノイズなどの誤検出されているものを省く。まずは、検出結果について連結要素を特定する。次いで、以下の式(5)を満たさない連結要素についてはひび割れ検出結果から省いた。

$$\begin{cases} \text{面積} \geq 10\text{pixel} \text{ and} \\ \text{偏心率} \geq 0.98 \end{cases} \quad (5)$$

式(5)で偏心率とは、連結要素の領域と同じ 2 次モーメントを持つ楕円の偏心率である。これらの条件により、長細く、一定の面積を持つ連結領域のみをひび割れ検出結果として残すことができる。

3. 実画像による実験結果

本章では橋梁の床版、桁、建物の内壁など様々な状況下で撮影したデジタル画像 43 枚（画素数 5184×3456）について提案手法により解析した。なお提案手法の有効性については、leave-one-out 交差確認法²³⁾により行った。leave-one-out 交差検証では、全ての画像枚数を N 枚とすると、 $N-1$ 枚の画像を学習に用い、その学習結果を用いて残り 1 枚を解析するということを N 回繰り返す。次ページの図-6 に撮影画像のうちの 6 枚を例として、本論文で提案した手法によるひび割れ検出結果を示す。また、既報¹⁹⁾で構築した手法、および 2 値化の研究でよく比較対象とされる大津の方法²⁴⁾による結果も比較対象として示す。なお図-6 の検出結果で赤色で示されている画素は、ひび割れと検出した画素であることを意味している。

表-1 クラス分類の混合行列

検出結果 \ 正解	ひび割れ	ひび割れでない
ひび割れ	TP	FP
ひび割れでない	FN	TN

表-2 提案手法および大津の方法の定量的な比較

	本研究 提案手法	文献(19) 提案手法	大津の方法
正解率	0.9966	0.9958	0.6089
感度	0.8979	0.8306	0.9560
特異度	0.9975	0.9965	0.6229
適合率	0.5295	0.5340	0.0120
F値	0.6450	0.6162	0.0234

図-6 に示した画像は、そのどれも影や汚れを多く含み、従来の手法ではこれらを誤検出してしまうことが多かった。しかし図-6 より明らかなように、本研究の手法はこれらについて非常に適切に区別がついている。特に、大津の方法と比較するとその良好さは明白である。これは、大津の方法は輝度値のみを考慮した一般的な二値化手法であるためであり、それと比較して輝度値以外にも様々な特徴量を考慮した本研究の有効性が示された結果だと言える。既報¹⁹⁾の結果と比較すると、どちらも定性的には同程度に良好な精度であると言えるが、既報の手法は微細ひび割れの検出に強く、本研究の手法は P コン跡の誤検出が少ないという傾向は見られた。

また定性的評価に加えて、本研究では文献(5)を参考に、正解率・感度・特異度・適合率・F 値の 5 指標によって、本手法の検出結果、既報¹⁹⁾の結果、そして大津の方法による二値化結果を定量的に比較した。これらの指標は以下の式(6)から(10)のように定義される。なお、式中の TP, TN, FP, FN はそれぞれ True Positive, True Negative, False Positive, False Negative の略であり、表-1 に従って画素を分類した場合の画素数である。

$$\text{正解率} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \quad (6)$$

$$\text{感度} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (7)$$

$$\text{特異度} = \frac{\text{TN}}{\text{FP} + \text{TN}} \quad (8)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (9)$$

$$\text{F値} = \frac{2 \times \text{感度} \times \text{適合率}}{\text{感度} + \text{適合率}} \quad (10)$$

表-2 に本研究で用いた 43 枚の画像を解析した結果の平均値を示す。なお、ここでは正解として人間がスケッチ

図-6 撮影画像6枚を例とした、本研究の手法、先行研究の手法¹⁹⁾、および大津の方法による結果

した結果を用いた。

本研究で提案した手法と既報¹⁹⁾の手法はほとんどの指標で大津の方法を大きく上回っていることがわかる。唯一、実際にひび割れである画素の中で、解析によりひび割れと検出した結果の比率を意味している感度についてのみ大津の方法が他の2手法を上回っている。これは、図-6で示したように大津の方法は必要以上に多くの画素をひび割れとして検出しているため、式(7)に従い計算を行うと必然的に感度が高くなってしまったためである。ただ、この値だけが高いことは精度が良いことを意味しておらず、それは図-6の結果や、ひび割れとして検出し

た結果の中で本当にひび割れである確率として定義される適合率と、感度の調和平均であるF値で大きな差がついていることから明らかである。

また、既報¹⁹⁾の手法と比較すると、適合率以外の指標で本研究で提案している手法のほうがわずかにいいが、これは用いる画像によって変わり得る程度の差であり、そのこと自体には大きな意味はないと考えられる。例えばF値に関して述べれば、43枚中17枚の画像で既報¹⁹⁾の結果が本研究の結果を上回っていた。ただし、アプローチが異なる両手法で同程度の結果が得られているということは、組み合わせることで今後更に精度を向上させ

ることが出来る可能性があるということであり、その観点から意義のある結果である。

4. まとめ

本研究では、Random Forestによる教師あり機械学習法と非正方形型のフィルタを用いた画像処理を組み合わせることで、コンクリート表面のひび割れ検出手法を構築し、そしてその精度について確かめた。その結果、顕著な影や汚れが存在する画像においても極めて良好にひび割れを検出できることがわかった。

今後の展望を以下に述べる。既報¹⁹⁾で構築した手法と本研究で構築した手法を比較した場合、全体的な精度は似ているものの、少しずつひび割れ検出結果が異なっている。すなわち、検出を得意とするひび割れの傾向がそれぞれ異なっていることを意味しており、これらを組み合わせればよりよい検出手法となることが期待され、現在研究を行っている。

参考文献

- 国土交通省道路局 国道・防災課：橋梁定期点検要領，2014，<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo3_1_6.pdf>，(accessed 2015.7.22).
- 国土交通省道路局 国道・防災課：道路橋定期点検要領，2014，<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo4_1.pdf>，(accessed 2015.7.22).
- 国土交通省道路局 国道・防災課：道路トンネル定期点検要領，2014，<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo3_1_9.pdf>，(accessed 2015.7.22).
- 藤田悠介，三谷芳弘，浜本義彦：画像処理によるコンクリート表面のひび割れ抽出法，非破壊検査，第56巻7号，pp.371-377，2007.
- 藤田悠介，中村秀明，浜本義彦：画像処理によるコンクリート構造物の高精度なひび割れ自動抽出，土木学会論文集F，Vol.66，No.3，pp.459-470，2010.
- 木元 亮介，藤田悠介，河村圭，浜本義彦：画像処理によるコンクリート構造物のひび割れ計測の実用化に関する基礎研究，第26回ファジィシステムシンポジウム，pp.874-879，2010.
- Fujita, Y. and Hamamoto, Y.: A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces, *Journal of Machine Vision and Applications*, Vol.22, No.2, pp.245-254, 2011.
- Abdel-Qader, I., Abudayyeh, O., and Kelly, M.: Analysis of Edge-Detection Techniques for Crack Identification in Bridges, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.17, No.4, pp.255-263, 2003.
- Hutchinson, T.C. and Chen, Z.: Improved Image Analysis for Evaluating Concrete Damage, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.20, No.3, pp.210-216, 2006.
- 山口友之，橋本周司：Gray-scale Hough 変換を用いたコンクリート表面のひび割れ検出，電子情報通信学会技術研究報告，pp.57-64，2004.
- 伊藤厚史，橋本周司：コンクリート表面の高精細画像計測，第66回情報処理学会全国大会講演論文集，pp.565-566，2004.
- 山口友之，橋本周司：既設コンクリート構造物におけるひび割れ幅の実画像計測，電気学会論文誌C，Vol.127，No.4，pp.605-614，2007.
- 河村圭，宮本文穂，中村秀明，佐藤亮：対話型遺伝的アルゴリズムによるデジタル画像からのひび割れ抽出，土木学会論文集，No.742/VI-60，pp.115-131，2003.
- 佐藤亮，樋口陽一，河村圭，宮本文穂：対話型遺伝的アルゴリズムによるひび割れ抽出システムの開発，土木学会第57回年次学術講演会，VI-104，pp.207-208，2002.
- 西川貴文，吉田純司，杉山俊幸，斉藤成彦，藤野陽三：木構造状フィルタを用いたコンクリートのクラック抽出のためのロバストな画像処理システム，土木学会論文集A，Vol.63，No.4，pp.599-616，2007.
- Iyer, S. and Sinha, S.K.: Segmentation of Pipe Images for Crack Detection in Buried Sewers, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol.21, No.6, pp.395-410, 2006.
- Amarasiri, S., Gunaratne, M., and Sarkar, S.: Modeling of Crack Depths in Digital Images of Concrete Pavements Using Optical Reflection Properties, *Journal of Transportation Engineering*, Vol.136, No.6, pp.489-499, 2010.
- Lee, B.Y., Kim, Y.Y., Yi, S.T., and Kim, J.K.: Automated image processing technique for detecting and analyzing concrete surface cracks, *Structure and Infrastructure Engineering*, Vol.9, No.6, pp.567-577, 2013.
- 全邦釘，片岡望，三輪知寛，橋本和明，大賀水田生：統計的特徴および幾何学的特徴に着目したコンクリート表面ひび割れの画像解析による検出，土木学会論文集F3，Vol.70，No.2，pp.1-1-8，2014.
- 全邦釘，井後敦史，橋本和明：画像解析によるひび割れ検出とハフ変換による型枠跡およびPコン跡の同定，コンクリート工学年次論文集，Vol.37，No.1，pp.1777-1782，2015.
- 全邦釘，橋本和明，片岡望，蔵本直弥，大賀 水田生：ナイーブベイズ法によるアスファルト舗装撮影画像からのひび割れ自動検出手法，土木学会論文集E1，Vol. 70, No. 3, pp.1-1-8，2014.
- 蔵本直弥，全邦釘：決定木によるアスファルト舗装ひび割れの検出，第18回応用力学シンポジウム，100029，2015.
- Bishop C.M.: パターン認識と機械学習，シュプリンガー・ジャパン，2007.
- 杉山将：機械学習入門，オペレーションズ・リサーチ，Vol.57，No.5，pp.353-359，2012.
- Leo, B.: Random forests, *Machine learning*, Vol.45, No.1, pp.5-32, 2001.
- 金明哲：決定木と集団学習，ESTRELA，No. 133，pp.62-67，2005.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J.: Classification and Regression Trees, Wadsworth, 1984.
- 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，pp.349-356，1980.

(2015.10.20 受付)

CRACK DETECTION FROM IMAGE USING RANDOM FOREST

Pang-jo CHUN and Atsushi IGO

Due to their wide applicability in inspection of concrete structures, there is considerable interest in the development of automated crack detection method by image processing. However, these methods are not yet accurate enough due to the difficulty and complexity of the problem. Authors consider that further detection methods and knowledge should be accumulated to make it accurate and practical. This paper proposes automated crack detection method based on random forest which is one of the supervised machine learning method. The accuracy of developed method is investigated by the photos of concrete structures with lots of adverse conditions including shadow and dirt, and it is found that the method can extract the crack region with high accuracy.