

力センサとカメラからのマルチモーダルデータに基づいた コンクリート構造物の変状検出

○湊 真司 †, ルイ笠原 純ユネス †, モロ アレッサンドロ ‡, 禹 ハンウル *, 藤井 浩光 **,
山下 淳 †, 浅間 一 †

○ Shinji MINATO †, Jun Younes LOUHI KASAHARA †, Alessandro MORO ‡,
Hanwool WOO *, Hiromitsu FUJII **, Atsushi YAMASHITA † and Hajime ASAMA †

†: 東京大学, ‡: ライテックス, *: 秋田県立大学, **: 千葉工業大学

E-mail: minato@robot.t.u-tokyo.ac.jp

＜要約＞トンネルや橋梁等のコンクリート構造物の点検は、風や車両音が発生する外部環境下で行うため、点検手法は騒音にロバストであることが求められる。簡便性の高さから常用される打音検査法と比較し、インパクトハンマの力センサを用いた点検手法であるインパクト法は、騒音にロバストであるという特徴をもつ。しかし、インパクト法は打音検査法に比べ深い亀裂の検出が困難であるため、手法の改善が望まれる。そこで本研究では、インパクト法の力センサの応答に加えて、カメラ画像から取得したコンクリート表面の亀裂位置とサンプル位置を考慮することで、亀裂深部の検出性能の向上を図った。コンクリート試験体を用いた実験結果から、亀裂深部の検出率の向上が確認できた。

＜キーワード＞コンクリート変状検出, インパクトハンマ, 力センサ, マルチモーダル, クラスタリング

1 序論

国内におけるトンネルや橋梁等の社会インフラの構築は高度経済成長期の1960～80年代に集中して行われたため、今後20年の間に社会インフラの老朽化が加速度的に進むことがわかっている。社会インフラの事故の発生防止には点検作業が有効であるが、現状点検作業の大部分は人手で実施されている。点検員がチョーキングと呼ばれる点検作業を行う様子を図1に示す。人手による点検作業で問題とされるのが、異常箇所の検出率が点検員の技量に依存する点である。さらに、熟練した技術を持つ点検員は高齢化を背景に減少傾向にある[1]。そのため、今後社会インフラの事故の発生を防止するために、ロボットや自動化技術により点検作業を大幅に効率化し、点検員の技量に依らない点検手法を早期に確立することが重要である。

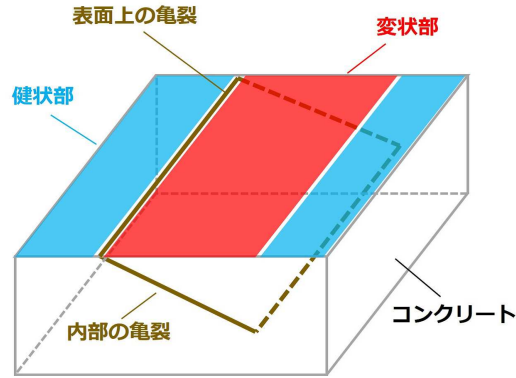
トンネルや橋梁に代表されるように、社会インフラの多くはコンクリート構造物である。コンクリート構造物の異常状態（変状）の検出を目的とした実際の点検では、簡便性に優れた打音検査法が広く用いられる。打音検査法では、コンクリート表面をハンマで叩いた際の音の違いを分析することで、亀裂等の変状部を検出する。また、打音検査法では、目視検査では確認できない、天井部のコンクリートが剥がれ落ちる剥離の危険性の判断に重要である亀裂の方向と深さを確認できる。自動化の研究に関しては、打音の音圧特性に



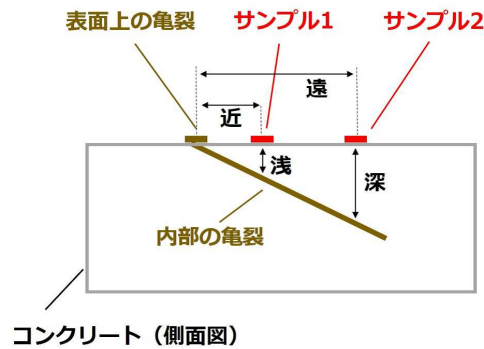
図1 点検員によるトンネルの点検作業

着目した手法[2]、機械学習を用いて打音を分類する手法[3,4]が提案されている。しかし、これらの研究では音を入力信号とするため、騒音による検出精度の低下が問題となる。実際の点検では検査環境は外部にあり、風や車両音等の騒音は避けられないため、本問題は十分に考慮する必要がある。

騒音頑強性と打音検査法に匹敵する簡便性を両立させた手法として、筆者らはインパクトハンマの力センサを用いたインパクト法をこれまでに提案している[5]。インパクト法では、先端に力センサが付いたインパクトハンマでコンクリート表面を叩き、力センサの応答を分析することで変状の有無を判断する。しかし、イ



(a) 亀裂が存在するコンクリートにおける変状位置



(b) 亀裂が存在するコンクリートの側面図

図 2 亀裂が存在するコンクリートのモデル図

ンパクト法の問題としては、亀裂が深くなるほど、変状の検出が困難になる点が挙げられる。亀裂が深いほど変状検出が困難になる傾向は、打音検査法でも確認されているが、30mm以上の深さの変状検出が困難であるインパクト法に特に顕著である[5]。この理由としては、打音検査法に比べインパクト法では変状検出に有効なデータ量が少ないことが一因であると予想される。実際、打音検査法では約23ms[4]の打音データを使用するが、インパクト法ではハンマ接触時の約0.2msの力センサのデータしか変状識別に有効ではないため、有効データ量は時間換算で100倍以上異なる。そのため、力センサ以外の情報を付加することで、深い亀裂の検出に必要な情報を補完することが望まれる。

検査で取得可能な情報としては、インパクトハンマ打叩時の打音、コンクリート表面の画像や3次元形状[6]等が挙げられる。しかし、インパクト法の利点である騒音頑強性と簡便性を維持する制約から、騒音に脆弱な打音情報や、レーザ装置の精緻な固定が求められる3次元形状取得を除外し、本研究ではカメラから簡便に取得できる画像情報に着目した。そのため、本研究では深い亀裂の検出率改善を目的とし、力センサの応答に、サンプル位置とカメラ画像から得られるコンクリート表面の亀裂の位置を付加する手法を提案する。

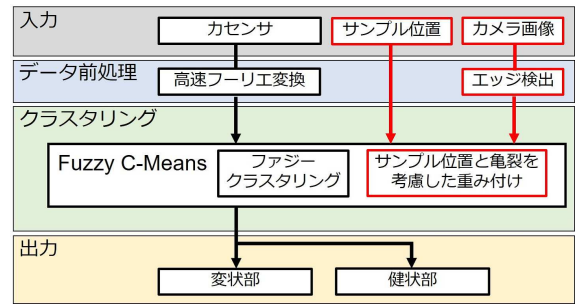


図 3 提案手法の処理フロー

2 提案手法

2.1 提案手法のコンセプト

亀裂が存在するコンクリートにおける変状部と健康部の位置を図2(a)に示す。図2(a)に示すように、内部に亀裂が存在する箇所が変状部、亀裂が存在しない箇所が健康部である。また、コンクリート表面上の亀裂の位置は、カメラ画像から画像処理により取得可能であるが、内部の亀裂の位置は不明である。なお、本研究では枝分かれをする亀裂は対象とせず、亀裂が深くなるほどコンクリート表面から遠ざかる亀裂を対象とする。図2(a)のコンクリートの側面図を図2(b)に示す。図2(b)に赤色でサンプルと表記されている箇所は、インパクトハンマを打叩して力センサの応答を計測した箇所を示す。また、サンプル1とサンプル2は下方に亀裂が存在するため、どちらも変状部である。

力センサの応答を比較した場合、サンプル1がサンプル2に比べて内部の亀裂が浅いために、変状を検出できる可能性が高い。一方で、表面上の亀裂とサンプル間の距離を考えると、サンプル2に比べてサンプル1が表面上の亀裂に近い。つまり、表面上の亀裂に近いサンプルほど、変状を検出できる可能性が高いことがわかる。そこで、変状部であるサンプル2のクラスタを決定する際に、変状部と識別される可能性の向上を目的として、サンプル2自体の情報に加え、サンプル1のようなサンプル2より表面上の亀裂に近く、変状検出可能性が高いサンプルのクラスタ情報を考慮することが、本提案手法のコンセプトである。

2.2 提案手法の概要

提案手法の処理フローを図3に示す。まず、検査対象物のコンクリート表面の複数箇所をインパクトハンマで打叩し、各サンプルのインパクトハンマの力センサの応答を計測する。次に、計測した力センサの応答から、高速フーリエ変換を用いてフーリエスペクトルを計算し、これを特徴量ベクトルとする。またカメラ画像に画像処理を行うことで、コンクリート表面上の亀裂の位置情報を取得する。最後にFuzzy C-Meansを改良したクラスタリング手法を用いて、カメラ画像が



図4 一般的なインパクトハンマ (PCB 社, 086C03)

ら取得した亀裂の位置情報とサンプルの位置情報に基づき、各サンプルの特徴量ベクトルを2個のクラスに分類する。なお本手法では、クラスタリングの結果は2種類の分類であり、どちらが変状部であるかは特定できない。しかし、実際の検査を行うトンネルでは、変状部の領域は健全部の領域より狭いため、本研究では分類後のクラスターのうち、サンプル数が少ないクラスを変状部として決定する。

2.3 インパクトハンマの概要

インパクトハンマを図4に示す。インパクトハンマは、構造物に撃力を加え、先端部に内蔵された力センサの応答から、打叩時の力の信号を計測できる。インパクトハンマは、先端に交換可能なチップを取り付けて使用する。チップの使用には撃力をセンサに伝えると同時に、損傷しないようにセンサ面を保護する目的がある。またインパクトハンマに取り付けるチップの剛性を変更することで、加振力と周波数範囲を調整することができる。ハンマのヘッド部分には水晶もしくはセラミックを素材とする圧電素子の力センサが内蔵されている。この力センサは、機械的圧力に比例して分極するという圧電素子の性質を利用することで、外力を電圧に変換する。そのため力センサの応答から、インパクトハンマでコンクリート材料を打叩した際の接触力の時間変化を観測できる。

2.4 亀裂の画像処理手法

本研究では、カメラ画像に閾値処理を行って亀裂を検出した。まずカメラから取得したコンクリートのRGB画像をグレースケール画像に変換する。次に、得られたグレースケール画像の座標 (x, y) における輝度値である $\text{src}(x, y)$ を、閾値である T_c を基準に2値に分類する。2値化画像の座標 (x, y) における輝度値である $\text{dst}(x, y)$ は、式(1)で求められる。亀裂は健全部に比べ輝度が低いため、輝度値 $\text{dst}(x, y)$ が0である箇所を亀裂とする。なお、閾値 T_c については、亀裂が検出できるように、結果を確認しながら最適な閾値を人間が設定を行う。

$$\text{dst}(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{if } \text{src}(x, y) > T_c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

2.5 特徴量ベクトルの抽出

インパクトハンマを N 回打叩して得られたサンプルの中で、 i 番目のサンプルを $\mathcal{X}_i$ とする。高速フーリエ変換を用いて、各サンプル $\{\mathcal{X}_i\}_{i=1, \dots, N}$ のフーリエスペクトルを計算し、これを N 個の特徴量ベクトル $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1, \dots, N}$ とする。

2.6 提案するクラスタリングアルゴリズム

本研究では、Fuzzy C-Means を改良したクラスタリングアルゴリズムを提案する。Fuzzy C-Means を使用した理由は、Fuzzy C-Means ではサンプルが各クラスに所属する度合いを帰属度を用いて表現するため、亀裂やサンプルの位置情報に基づいた重み付けが容易であるからである。Fuzzy C-Means は、初期化後、帰属度とクラスタ中心の更新を終了条件を満たすまで繰り返し、クラスタを決定するという流れでクラスタリングを行う。本提案手法では、初期化、クラスタ中心の更新、クラスタ決定の各ステップにおける処理は通常の Fuzzy C-Means と同様であるが、帰属度の更新を以下のように変更する。

帰属度 u_{ij} の最初の更新則を、式(2)に示す。式(2)は、通常の Fuzzy C-Means と同様の帰属度の更新則である。 K はクラスタ数、 u_{ij} は $0 \leq u_{ij} \leq 1$ を満たすサンプル $\mathcal{X}_i$ のクラスタ j への帰属度、 $\mathbf{c}_j$ はクラスタ j の中心、 $\|\cdot\|$ はユークリッド距離、 m は $m > 1$ を満たすパラメータを示す。

$$u_{ij} = \left[\sum_{l=1}^K \left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_l\|} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (2)$$

しかし、帰属度 u_{ij} はサンプル $\mathcal{X}_i$ の力センサの応答情報のみを用いて導出されたため、亀裂が深い位置では変状を検出できない可能性が高い。そこで、周囲のサンプルの中で変状検出可能性が高いサンプルに加重をかけることで、サンプル $\mathcal{X}_i$ の帰属度の予測値を計算する。サンプル $\mathcal{X}_i$ の帰属度の予測値 h_{ij} は、式(3)で導出する。 W_{ik} は、予測値に対する周囲のサンプルの帰属度 u_{kj} の重み、 $SS(\mathcal{X}_i)$ は亀裂に対し、サンプル $\mathcal{X}_i$ と同一側にあるサンプルの集合である。なお、サンプル同士を結んだ直線と亀裂が交差しない場合を、亀裂に対し同一側と判定する。

Algorithm 1: 提案手法のクラスタリングアルゴリズムの擬似コード

Data: N 個の特徴量ベクトル $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1,\dots,N}$
 クラスタ数 K

Result: N 個の特徴量ベクトル $\mathbf{x}_i$ を K 個の
 クラスタに分類

Initialization:

クラスタ中心 $\{\mathbf{c}_j\}_{j=1,\dots,K}$ をランダムに初期化

while 終了条件を満たさない場合 **do**

修正帰属度 u'_{ij} の更新則:

帰属度 u_{ij} の更新

$$u_{ij} = \left[\sum_{l=1}^K \left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_l\|}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}$$

帰属度の予測値の h_{ij} の導出

$$h_{ij} = \sum_{k \in SS(\mathbf{x}_i)} W_{ik} u_{kj}$$

帰属度 u_{ij} と予測値 h_{ij} を用いて

修正帰属度 u'_{ij} を導出

$$u'_{ij} = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{l=1}^K u_{il}^p h_{il}^q}$$

クラスタ中心 $\mathbf{c}_j$ の更新則:

$$\mathbf{c}_j = \frac{\sum_{i=1}^N u'_{ij} \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N u'_{ij}}$$

終了条件: 修正帰属度もしくはクラスタ中心
 が 2 回以上の更新で変化しない

end

Defuzzification:

各特徴量ベクトル $\mathbf{x}_i$ のクラスタラベル p_i の決定

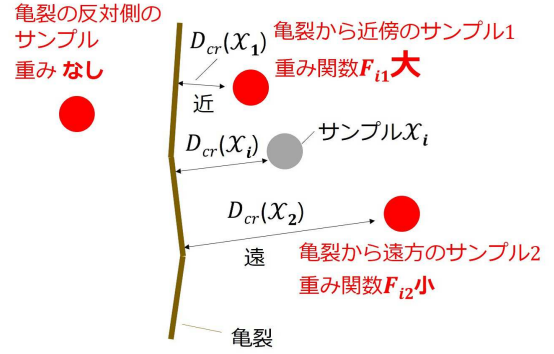
$$p_i = \arg \max_j u'_{ij}$$

$$h_{ij} = \sum_{k \in SS(\mathcal{X}_i)} W_{ik} u_{kj} \quad (3)$$

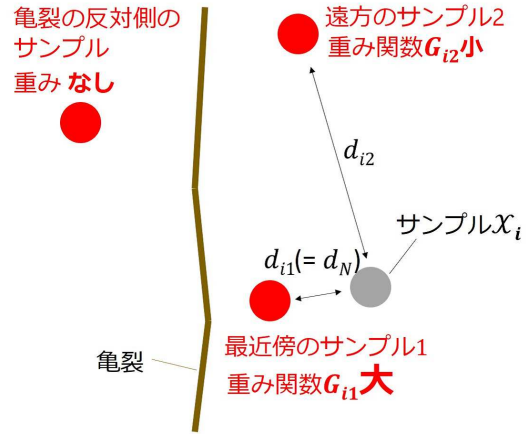
最後に, Chuang らの手法 [7] に基づき, 帰属度 u_{ij} と, 周囲のサンプルから導出された帰属度の予測値 h_{ij} から, 修正帰属度 u'_{ij} を式 (4) で導出する. p, q はパラメータを示す.

$$u'_{ij} = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{l=1}^K u_{il}^p h_{il}^q} \quad (4)$$

クラスタ中心の更新は修正帰属度を用いて行い, 終了条件である修正帰属度もしくはクラスタ中心が更新で 2 回以上変化しなくなるまで, 修正帰属度とクラスタ中心の更新を繰り返す. 以上の提案したクラスタリングアルゴリズムの処理を Algorithm 1 に示す.



(a) 亀裂とサンプル間距離に基づいた重み付け



(b) サンプル同士の距離に基づいた重み付け

図 5 提案手法の重み付けの概念図

2.7 サンプルの重み付け

式 (3) の重み W_{ik} は, 関数 F_{ik} と関数 G_{ik} の積で決定される. 本提案手法のコンセプトである, 亀裂に近いサンプルほど変状検出可能性が高いため, 加重を行う意図で設計された関数が F_{ik} である. F_{ik} は式 (5) で導出される. $D_{cr}(\mathcal{X}_i)$, $D_{cr}(\mathcal{X}_k)$ はそれぞれサンプル $\mathcal{X}_i$, $\mathcal{X}_k$ と亀裂の最短距離, α は定数を示す. 亀裂とサンプルの位置関係の模式図を図 5(a) に示す. 亀裂から近傍のサンプル 1 と亀裂から遠方サンプル 2 では, サンプル 1 の方が変状検出確率が高いため, F_{i2} より F_{i1} が大きな重みとなる. ただし, サンプル $\mathcal{X}_i$ が亀裂から遠くなるほど, サンプル $\mathcal{X}_i$ が変状である可能性が低下するため, 周囲の重み付けの強弱が弱くなる. また, $k \in SS(\mathcal{X}_i)$ から, $\mathcal{X}_k$ はサンプル $\mathcal{X}_i$ と亀裂に対して同一側のサンプルであるため, 亀裂の反対側のサンプルは重み付けから除外される.

$$F_{ik} = \left(\frac{D_{cr}(\mathcal{X}_i)}{D_{cr}(\mathcal{X}_k)} \right)^\alpha \quad (5)$$

Louhi ら [4] は打音のクラスタリング時のサンプルの誤検出の低減を目的として、サンプル $\mathcal{X}_i$ から一定距離以下にある各サンプルの帰属度の平均を帰属度の予測値として平滑化を行った。Louhi ら [4] の概念を拡張し、サンプル同士の距離が近くなるほど、加重を行う意図で設計された関数が G_{ik} である。これは、亀裂の影響を考慮しない場合、近いサンプル同士ほど、同一のクラスタに属する可能性が高くなるからである。 G_{ik} は式 (6) で導出される。 $d_{i,k}$ はサンプル $\mathcal{X}_i$ と周辺のサンプル $\mathcal{X}_k$ の距離、 d_N はサンプル $\mathcal{X}_i$ と周辺のサンプルの距離の最小値、 σ は定数を示す。サンプル同士の位置関係の模式図を図 5(b) に示す。サンプル 1 はサンプル 2 よりサンプル $\mathcal{X}_i$ に近いので、 G_{i2} より G_{i1} が大きな重みとなる。また、サンプル 1 がサンプル $\mathcal{X}_i$ の最近傍であるため、 d_{i1} が d_N となる。関数 F_{ik} と同様に、亀裂の反対側のサンプルは重み付けから除外される。

$$G_{ik} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ - \left(\frac{d_{i,k}}{d_N} \right)^2 / 2\sigma^2 \right\} \quad (6)$$

最後に、重み W_{ik} は式 (7) で導出される。 W_{ik} は、関数 F_{ik} と関数 G_{ik} の積を $\sum_{k \in SS(\mathbf{x}_i)} W_{ik} = 1$ となるように正規化したものである。

$$W_{ik} = \frac{F_{ik}G_{ik}}{\sum_{l \in SS(\mathbf{x}_i)} F_{il}G_{il}} \quad (7)$$

3 実験

3.1 実験設定

本研究では、コンクリート構造物の代表的な変状である亀裂の検出性能を検証するため、500mm 四方の大きさで、表面中心付近から右手側に向かって 15° の角度の人工的な亀裂があるコンクリート試験体を用いて実験を行った。コンクリート試験体の寸法を図 6 に示す。コンクリート試験体の中央部に亀裂が存在し、その右方の赤色の箇所が変状部である。コンクリート端部の影響を避けるため、インパクトハンマの打叩は外縁から 40mm 内側の青色の箇所で行った。

本実験では、事前にインパクトハンマで打叩すべき箇所をコンクリート表面にグリッドになるよう記入し、その点を目標位置としてインパクトハンマで打叩することで、サンプル位置の特定を行った。亀裂位置とサンプル位置は、カメラ画像のコンクリート試験体の外縁枠を基準に、カメラ画像の亀裂位置と事前に記入したインパクトハンマの打叩位置を対応させた。実際のコンクリート試験体を図 7(a)、試験体のエッジ画像を図 7(b) に示す。実験では、インパクトハンマで本試験体の 225 点（変状部：105 点、健全部：120 点）を打叩

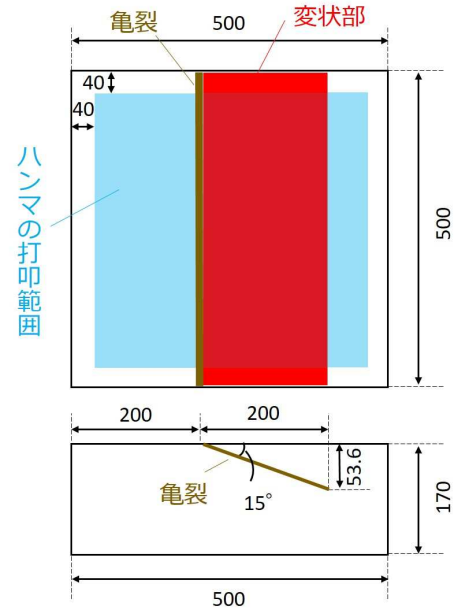
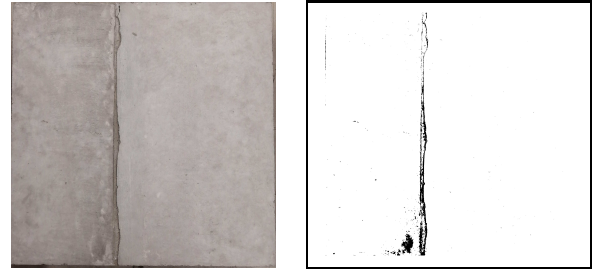


図 6 コンクリート試験体寸法 (mm)



(a) コンクリート試験体 (b) 試験体のエッジ画像

図 7 コンクリート試験体と試験体のエッジ画像

し、力センサの応答を計測した。インパクトハンマは PCB 社製の 086C03（ハンマ重量 160 g、ハンマ長 216 mm、ハンマヘッド径 15.7 mm）を使用した。サンプリング周波数は 105,469Hz とした。各種パラメータは、 $m = 2$, $p = 1$, $q = 1.3$, $\alpha = 6$, $\sigma = 0.8$ とした。

3.2 実験結果と考察

提案手法と従来手法を用いたクラスタリング結果と正解ラベルを図 8 に示す。図 8 中の円はハンマの打叩位置を示しており、丸が変状部を、白抜きの丸が健全部を表す。変状部の左側にコンクリート表面上の亀裂が存在し、右側ほど亀裂が深くなる。提案手法と従来手法の検出精度の結果を表 1 に示す。FCM のみ [5] は通常の Fuzzy C-Means のみを使用した手法、従来手法 [4] は一定距離以下の周辺のサンプルと平滑化を行う手法、関数 G のみは亀裂の位置情報を使用せず、サンプル同士の距離に応じて重みを決定する手法、関数 F +従来手法 [4] は一定距離以下のサンプルに、亀裂からの距離に応じた重みを付加する手法、提案手法（関数 $F+G$ ）は、本研究の提案手法である。

表 1 提案手法と従来手法の検出精度比較

手法	サンプル位置	亀裂位置	Rand Index	Accuracy	Precision	Recall
FCM のみ [5]	なし	なし	0.629	75.6 %	75.0 %	71.4 %
従来手法 [4]	あり	なし	0.684	80.4 %	94.2 %	61.9 %
関数 G のみ	あり	なし	0.684	80.4 %	90.7 %	64.8 %
関数 F +従来手法 [4]	あり	あり	0.823	90.2 %	91.9 %	82.3 %
提案手法 (関数 $F+G$)	あり	あり	0.852	92.0 %	88.5 %	95.2 %

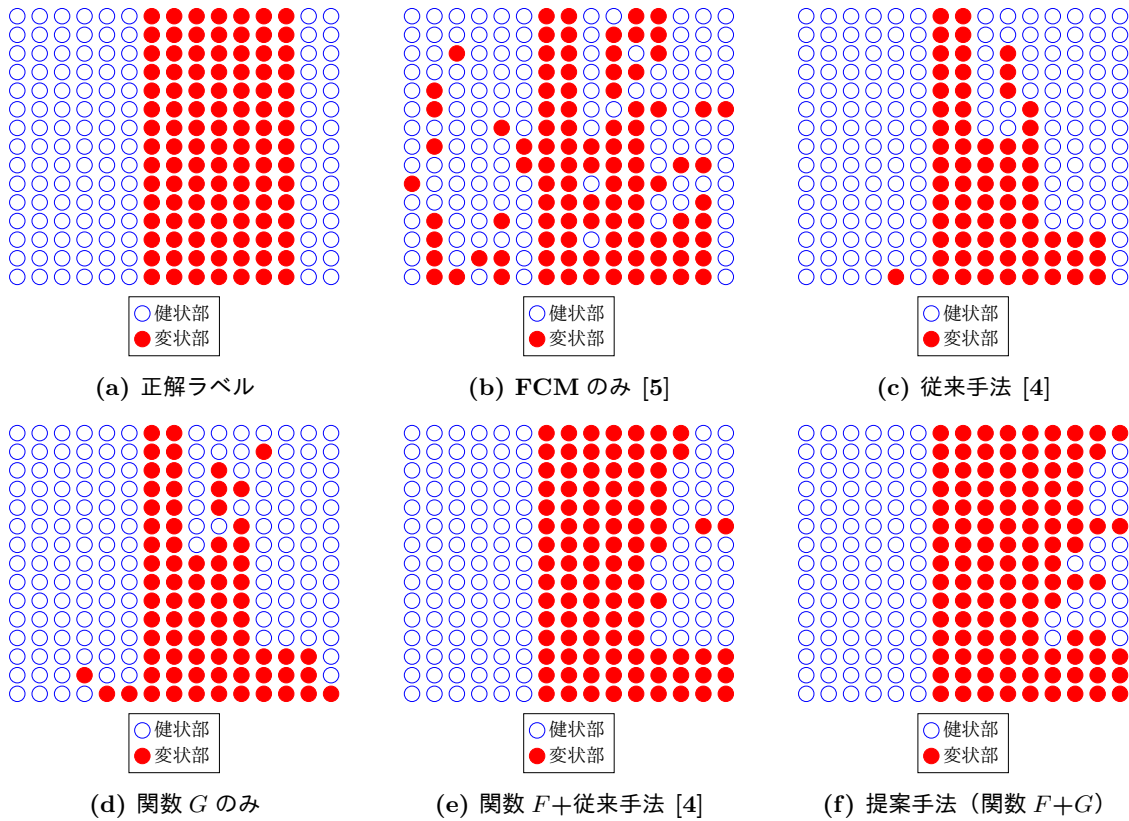


図 8 提案手法と従来手法のクラスタリング結果と正解ラベル（白抜きの丸が健状部、丸が変状部を示す）

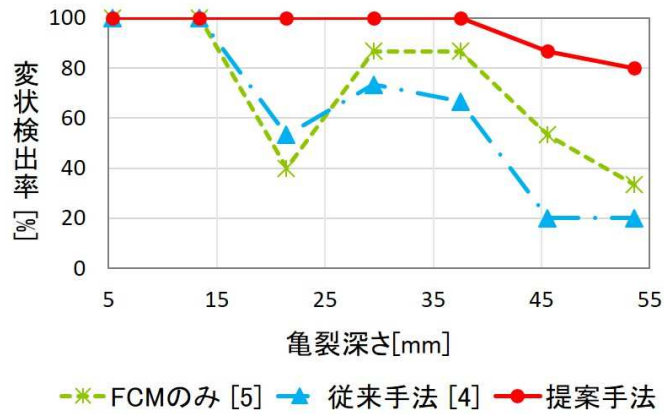


図 9 手法毎の亀裂深さ別変状検出率

表 1 から、クラスタリングアルゴリズムの性能指標である Rand Index で比較した際、提案手法が最大であり、最も優れた手法であることがわかる。また提案手法と従来手法の Accuracy, Precision, Recall を比較した場合、Accuracy と Recall は提案手法がそれぞれ 11.6%と 33.3%, Precision は従来手法が 5.7%優れている。Precision と Recall はトレードオフの関係にある指標である。しかし、事故発生の予防を目的とする実際の点検においては、変状部の見落としがないことが重要であるため、本研究では Recall を Precision より重要な指標として扱う。そのため、Precision では劣るが、Recall と Accuracy で勝る提案手法が従来手法より点検手法として適している。

亀裂の深さに応じた各手法毎の変状検出率を図 9 に示す。亀裂が最も深い 53.6mm の箇所において、FCM のみは約 33.3%, 従来手法は 20%の変状検出率に対し、提案手法では 80%の変状検出率である。他の深さの亀裂においても、提案手法が FCM のみと従来手法より検出率が高いため、提案手法による亀裂深部の検出率の改善が確認できた。亀裂の深部において、従来手法が FCM のみの検出率に劣る理由としては、従来手法では周囲のサンプルと平滑化を行うために、亀裂が深い箇所では健全と誤検出された周囲のサンプルの影響を受けるからだと考えられる。提案手法では、亀裂に近く変状検出可能性が高いサンプルを重視するため、健全と誤検出されたサンプルの影響を低減している。

最後に、性能を向上させた提案手法の要因について考察する。サンプル同士の距離に応じて重みが減衰する関数 G は、一定距離以下のサンプルを同一の重みとして扱う従来手法を拡張した手法であるため、亀裂位置を考慮した関数 F は関数 G だけでなく、従来手法とも組み合わせることができる。表 1 の従来手法と関数 F +従来手法の比較から、関数 F が従来手法に比べ Rand Index を約 0.14 向上させたことがわかる。また亀裂の位置情報を使用していない関数 G のみと、従来手法では Rand Index は同値である。しかし提案手法である関数 G と関数 F の組み合わせは、従来手法と関数 F を組み合わせた場合と比較して、Rand Index を約 0.03 向上させた。この理由としては、関数 G は従来手法に比べ広範囲のサンプルの影響を考慮するため、左右でクラスが異なる亀裂の近辺では精度が低下しやすいからだと考えられる。実際、従来手法では亀裂付近の健全部に 1 点の誤検出があるのに対し、関数 G のみでは 3 点の誤検出がある。一方で、亀裂位置を考慮した場合には、上記の短所が解決されるため、関数 F との組み合わせで精度が上がると考えられる。以上から、関数 F による亀裂位置の考慮が精度改善に大きく寄与しており、関数 F と関数 G を組み合わせること

で検出精度がさらに改善すると結論付けられる。

4 結論

本研究では、コンクリート深部の亀裂の検出精度向上を目的として、カメラ画像から取得したコンクリート表面の亀裂位置とサンプル位置を考慮した、力センサを用いた変状検出手法を提案した。実験の結果から、提案手法による亀裂深部における検出率の改善が確認できた。また検出率の改善には、亀裂位置の考慮が大きく寄与していることも確認できた。

今後の展望としては、今回は亀裂が複数ある場合を考慮していないため、複数の亀裂に対応可能なアルゴリズムに拡張することが挙げられる。また、実用化に向けて、サンプル位置と亀裂位置をスムーズに対応させる手法の構築が求められる。

謝辞

本研究の一部は、一般財団法人日本建設情報総合センター (JACIC) の支援を受けた。

参考文献

- [1] 内閣府: 戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) インフラ維持管理・更新・マネジメント技術研究開発計画, 2018.
- [2] 園田佳巨, 川端健太, 別府万寿博, 福井雄気: “打音データを用いたコンクリート内部欠陥の評価に関する基礎的考察”, 構造工学論文集 A, vol. 57, pp. 802–811, 2011.
- [3] G. Zhang, R. S. Harichandran and P. Ramuhalli: “Detection of Delamination in Concrete Bridge Decks Using Mfcc of Acoustic Impact Signals,” Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation Volume 29, vol. 1211, no. 1, pp. 639–646, 2010.
- [4] J. Y. Louhi Kasahara, H. Fujii, A. Yamashita and H. Asama: “Fuzzy Clustering of Spatially Relevant Acoustic Data for Defect Detection,” IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 3, no. 3, pp. 2616–2623, 2018.
- [5] 湊真司, ルイ笠原純ユネス, 禹ハンウル, 藤井浩光, 山下淳, 浅間一: “力センサを用いたコンクリート構造物の変状検出”, 第 36 回日本ロボット学会学術講演予稿集, RSJ2018AC3F1-04, pp. 1–3, 2018.
- [6] P. Giri and S. Kharkovsky: “Detection of Surface Crack in Concrete Using Measurement Technique With Laser Displacement Sensor,” IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 65, no. 8, pp. 1951–1953, 2016.
- [7] K. S. Chuang, H. L. Tzeng, S. Chen, J. Wu and T. J. Chen: “Fuzzy C-Means Clustering with Spatial Information for Image Segmentation,” Computerized Medical Imaging and Graphics vol. 30, no. 1, pp. 9–15, 2006.