

コンクリート構造物の打音検査を省力化する AI打検システム

AI-aided hammering test system for labor-saving inspection of concrete structures

河西勇二・岩田昌也*

1. はじめに

近年、社会インフラの老朽化が進み、第三者被害を防止する観点での維持管理方式が重要視されるようになった。日本では国交省により橋梁や道路の総点検が通知されたことにより、インフラの点検需要は急増している。しかしながら、熟練点検員の数は高齢化と労働人口の減少に伴いむしろ減少する傾向にあり、点検員の確保が難しいケースが増えている。そこで、この打音検査システムは、熟練点検員でなくても問題なく点検作業ができるように、点検員の技術に左右されず正確に損傷の検出が可能な打音検査技術の確立を目的として開発した。

一般的な打音検査において、検査員は検査ハンマーを用いてコンクリート構造物を打撃し、その打撃音を聞いてその構造物の状態を判断している。これは、検査員の経験や感覚に依存することになり、その検査結果が検査員によってバラツキやミスが生じる可能性がある。

本稿で紹介する打音検査システムは、コンクリー

ト構造物の打音データ収集と、AIのキーテクノロジーである機械学習技術で打音の解析を行うアプローチで、より正確な欠陥検出を目指す。この目標を実現するため、点検ハンマーによる打音の違いを機械学習し、構造物の異常箇所と異常の度合いを自動検知するAI打検システムを提案し開発した¹⁾。本システムでは、レーザー光による測域センサーで人手によるハンマーの打撃位置を簡便に取得し、打音解析結果と統合することで異常度マップを自動で生成する。これにより、打音検査後の図面化を含めた作業工数が削減される。以下に、AI打検システムの構成、機能、性能評価、構成要素のバリエーション、学習アルゴリズムについて紹介する。

2. AI打検システム

2.1 システムの概要

インフラ構造物の打音検査を機械学習でアシストし、異常度マップを自動生成するシステムである「AI打検システム」の概要を図1に示す。これは、点検ハンマーによる打音の違いを機械学習し、構造

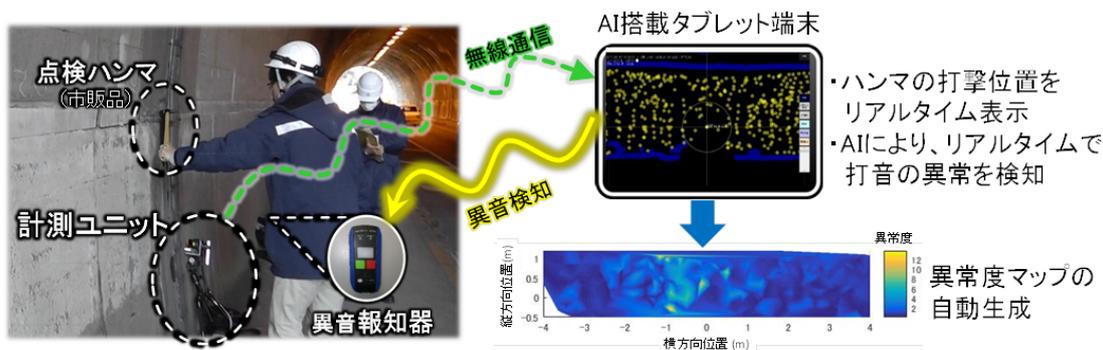


図1 AI打検システムの概要

* 産業技術総合研究所 人工知能研究センター

物の異常箇所と異常の度合いを自動検知する。その検知結果を点検ハンマーの打撃位置情報と統合して異常度マップを自動的に生成するシステムである。

2.2 システムの構成と機能

今回開発したAI打検システムは、打音とその打撃位置を計測する計測ユニットと、AIを搭載する制御・記録・解析用のタブレットPC、打音判定結果を検査員に伝える異音報知器から構成される（図1）。本システムは、市販の点検ハンマーを使いながら、図2(a)のように計測ユニットを構造物の壁面など平らな面（平面構造）に立てかけるだけで使用できるという簡便性がある。

このシステムは、一般的な点検ハンマーを用いた打音検査に対して、一連の打音検査の作業終了後すぐに、これまで取得した打音位置とそれら打音の異常度を統合し、異常度マップを自動的に生成して点検者に提示する機能を持つ。

さらに本システムでは、ハンマーで叩いた箇所の異常の有無をAIにより自動判定し、点検者に異音報知器（図2(c))でリアルタイムに通知する機能を持つ。

2.3 システム各構成部

計測ユニットは、検査対象面に接触するハンマーなど検査器具の位置を計測するために、レーザーレンジファインダー（LRF）を採用した。本システムではLRFを中心とする扇型の平面を計測対象として、この平面と交差する物体までの距離情報を取得する（図2(b))。この計測平面を可能な限り検査対象面に平行に、かつ壁面と計測面の距離が可能な限り小さくなるように設置することで、正確な打撃位置の取得が可能である。得られたLRFデータからハンマーを物体として認識する必要があるが、ハンマー検出アルゴリズムを独自に開発して実装した。

また、インフラ構造物の打音の検出には接触式の音響センサーを採用した。これにより、道路のトン



図2 (a)計測ユニットの外観 (b)測域センサーの計測範囲 (c)異音報知器

ネルなど騒音の激しい場所においても低ノイズの打音検出が可能である。接触式の音響センサーは、インフラ構造物の内部を伝搬してきた構造物の表面の振動を検出することで打音の採取を行う。また、接触式の音響センサーに隣接して、補助的に空気伝搬の打音を検出する音響センサーとしてコンデンサーマイクを実装した。これにより、接触式の音響センサーによる打音と補完的に使用することが可能である。本システムでは、これら2種類の打音のスペクトルを結合したデータを解析用打音データとした。

タブレットPCには、計測ユニットで取得した打撃位置とその打音が蓄積される。打音取得中は、打撃位置がリアルタイムで表示される。取得した打音データを用いて、取得した打音データを後述の学習アルゴリズムを実装したAIエンジンで解析することにより、タブレット上に異常度マップが自動生成される。

実構造物（トンネルの壁面）で取得した異常度マップの例を図3に示す。このマップでは、壁面にあった異常箇所（中央部）が示されるとともに、従来は点検員の感覚に依存していた異常度を、学習した正常な打音からどの程度異なる音かを定量的に解析し、色付けして可視化してある。検査終了直後にマップ化するため、打撃漏れもその場で確認し、追加点検できる。さらに、異常箇所の補修・補強設計には、詳細な損傷図を作成する作業工程があったが、本システムを使用することによりその工数を削減できる。

3. 実構造物での性能評価

実構造物として、既存の7橋を対象としたAI打検システムの評価実験を行った¹⁾。本システムの評

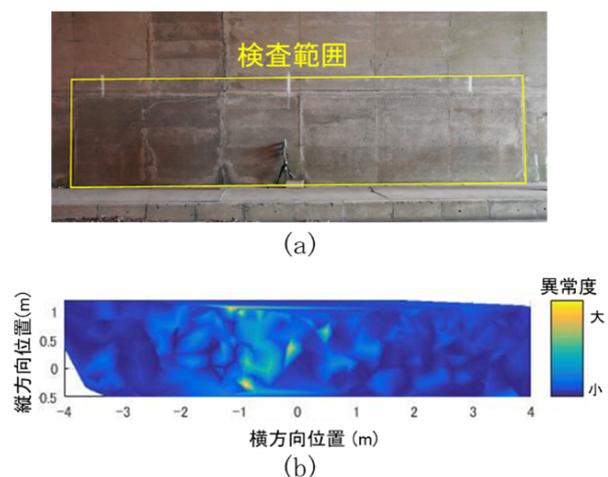


図3 (a)検査箇所の様子と (b)得られた異常度マップ

評価実験では、人手による詳細な叩き点検を実施し内部欠陥（浮き）が確認された構造物に対して、本システムによる点検を実施し、その結果の比較を行った。その正確度の算出方法として、まずおおまかなブロック（異常箇所の一連の打撃）単位で見落としがないかどうかを確認した。その結果、すべての結果で見落としがないことを確認した。さらに打音1音ごとに、正常箇所を正しく正常と判定し、異常箇所を正しく異常と判定した割合（合致率）を算出した。提案手法を用いて解析を行い得られた異常度マップの例として、評価実施箇所 No.4 の結果を、図 4(b) に示す。異常度マップでは、薄い色（黄色）が異常度の高い打音、濃い色（青色）が健全な打音の部分を示す。図 4(a) の写真には、点検者による詳細な打音検査を行った範囲（四角枠内）と損傷が認められた範囲（点線枠内 0.6m × 1.2m）を示している。この写真と異常度マップとの比較により、損傷ブロック単位での見落としがないことを確認した。また、打音1音ごとに判定した合致率は 96.3% と良好であった。

教師なし学習における各評価実施場所での合致率を表 1 に示す。最高で 96.3%，平均で 90.4% という良好な結果が得られた。この結果より、教師なし学習は実構造物での打音検査に適用可能な打音解析能力を持つと言える。なお、評価実施箇所 No.3 と No.6 は、合致率算出の対象から除外しているが以下の理由による。実施箇所 No.3 では、検査領域の大部分が損傷領域であったため、教師なし学習手法の前提条件を満たしておらず正しく損傷打音を検出

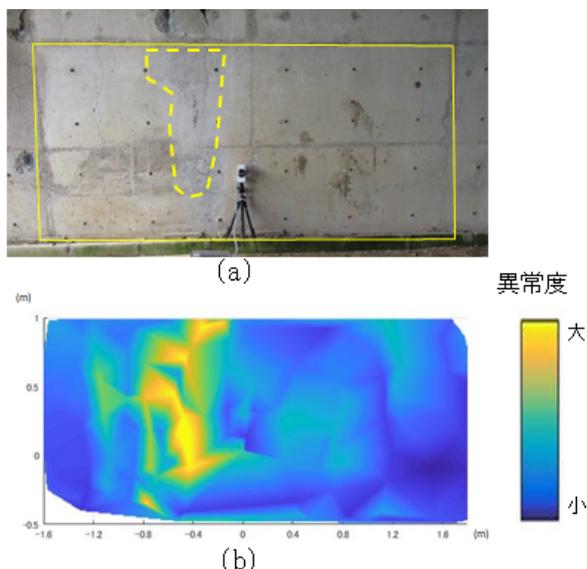


図 4 (a) 評価実施箇所 No.4 の様子と (b) 得られた異常度マップ

できなかった。評価実施箇所 No.6 は損傷領域が認められない箇所ので、95.8%の合致率を得られたが、例外的な計測対象とした。

4. AI 打検システムの構成要素

AI 打検システムの構成要素には、表 2 に示すように、非検査物を打撃するための打撃デバイス、このときの打音を取得する打音取得デバイス、正常・異常の判定を行う AI 学習アルゴリズム、計測ユニットなどがある。これらの組み合わせにより上記で紹介した AI 打検システムとは異なる形態のシステム構成が可能である。

打撃デバイスには、従来の打音検査用のハンマーや打診棒のほか、自動打撃が可能な高所用打撃デバイス、加振プローブなどがある。高所用打撃デバイスは、図 5 に示すように、ソレノイドをハンマーの

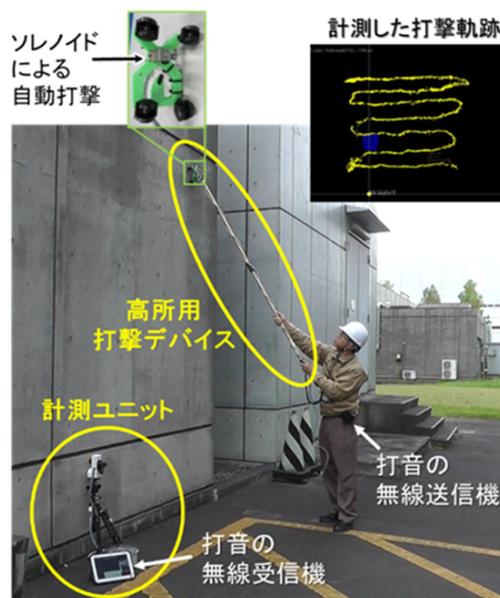


図 5 高所用打撃デバイスを用いた打音検査の様子

表 1 打音解析結果の合致率

場所 No.	1	2	4	5	7	8	9	平均
合致率(%)	95.7	81.7	96.3	92.0	92.9	82.8	91.2	90.4

表 2 AI 打検システムの構成要素

構成要素	要素技術
打撃デバイス	ハンマー、打診棒、高所用(ソレノイド)、加振プローブ
打音取得デバイス	コンタクトマイク、マイク、加振プローブ
AI 学習アルゴリズム	教師なし学習(部分空間法)、教師あり学習(サポートベクトルマシン:SVM)
計測ユニット	立掛型、吸着型

代わりに用いて自動で打撃を行う装置で、長い棒の先に取り付け人の手が届かない高所などの打音検査を可能とするものである。打音の取得は、前述の計測ユニットを検査対象の壁面に立てかけることにより行い、計測ユニットの測域センサーで打撃位置を検出することにより、打撃の軌跡が図のように得られる。

加振プローブは、振動スピーカの振動を試験体に伝えると同時に打音に相当する振動波形を計測する打音検査デバイスで、検査装置の新規形態となっているもので、打撃と同時に打音取得が可能である。

打音取得デバイスには、通常のマイク、コンタクトマイク（接触型マイク）、加振プローブがある。

計測ユニットには、図2(a)の立掛型に加えて、吸着パッドと小型真空ポンプを用いた真空吸着によりコンクリートに吸着する、吸着型計測ユニットも開発した（図6）。これは、天井部のコンクリートにも吸着可能なため、床版裏などの打音検査にも使用可能である。

5. AI 学習アルゴリズム

5.1 打音判定の手順

AI 打検システムの打音の正常・異常判定には、打音から特徴量を抽出し、特徴量の分類を工夫することで判定の正確さを上げることができる。図7に、打音データから特徴量を抽出し打音判定を行う手順を示す。特徴抽出の処理では、打音データをスペクトログラムに変換し、さらに特徴量を表す N 次元ベクトルに変換する。このデータを学習アルゴリズムで処理することにより特徴空間を生成する。この

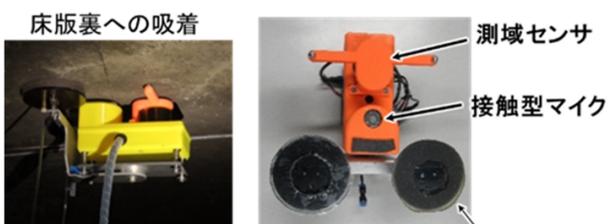


図6 吸着型計測ユニット

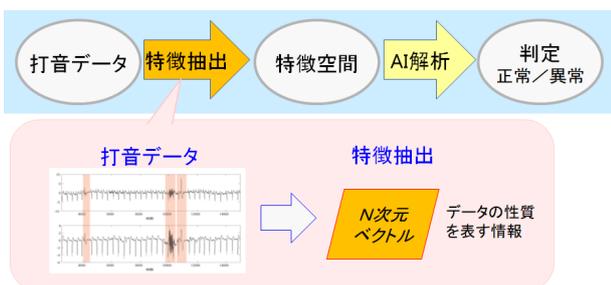


図7 打音データから打音判定を行う手順

空間上に判定対象の打音データを射影することにより、打音の判定を行う。学習アルゴリズムには、教師あり学習と教師なし学習の2つがある。

5.2 教師なし学習

AI 学習アルゴリズムの教師なし学習は、実際の検査対象での打音から正常の打音を学習することにより、そこからの逸脱度として異常を検出するもので、部分空間法を用いている²⁻⁴⁾。これは、大量の正常データから特徴空間で正常パターンを生成して、そこに判定したい打音を射影し、正常パターンから離れていたら異常、正常パターン内に入っていたら正常という判定を行なっている（図8(a)）。実際の処理は、主にベクトル・行列計算であり、計算コストが少なく済むメリットがある。実際の構造物では、異常打音のサンプルが少なく学習に必要な打音サンプル取得が困難であるが、教師なし学習では学習データのラベル付けが不要で、正常打音のみ学習すれば異常打音も判別可能となるため、未知の異常打音も解析可能という利点がある。一方で、異常打音が正常打音よりも多いような場合には、解析結果が不正確になってしまうデメリットがある。

5.3 教師あり学習

教師あり学習は、文字通り正常と異常の打音を事前に学習することで、異常打音を検出可能にするもので、これにはサポートベクトルマシンを用いている^{2,6)}。正常と異常の違いを学習するために、それぞれ大量のデータが必要となるが、これらの特徴量抽出して正常と異常を区別する最適な境界を見つけることにより、学習後は正常・異常の判定が容易になる。

図8(b)で、実線（赤）で示される正常と異常の境目付近にある△（黄）の点のデータが、サポートベクトルと呼ばれ、重要な役割を果たしている。正常と異常の両方の教師データを用意して学習する際に、判定の境界、すなわちサポートベクトルとこの境界のマージンが最大となるように学習パラメータ

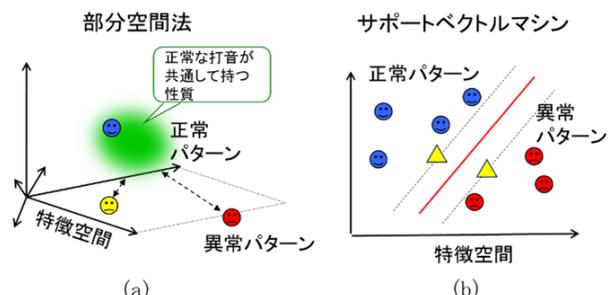


図8 (a)部分空間法と (b)サポートベクトルマシンにおける特徴空間での判別のイメージ

を決定している。実際には最適化問題を解く計算を行っていて、この部分に計算コストが必要であるが、学習を行ったあとの判定は非常に簡単で、特徴空間上に判定したいデータを射影するだけで正常と異常の判定が可能である。

サポートベクトルマシンには、正則化パラメータ C と非線形決定境界調整パラメータ γ の 2 つの主要なパラメータがある。正則化パラメータ C は、分類境界を超えた誤った分類を許容する度合を調節するもので、学習結果がノイズに影響されにくく（汎化）して、適度に誤った分類を許容することで全体としての判定結果の精度を向上させることができる。また、非線形決定境界調整パラメータ γ は、特徴空間の分類を非線形関数にする度合いで、 γ の調整より複雑な分類境界を設定できるため、判定精度の改善効果がある。

6. おわりに

本稿では、点検員の技術に左右されず正確に損傷の検出が可能な打音検査技術の実現を目指して、「AI 打検システム」を紹介した。本システムは、打音の検知結果を点検員にリアルタイムで提示し、同時にレーザー光による測域センサーで人手によるハンマーの打撃位置を簡便に取得し、打音解析結果と統合することにより、異常度マップを自動的に作成することが可能である。

本 AI 打検システムでは、異常度マップを自動生成することにより、図面化を含めた作業工数が削減でき、また、非熟練者でも見落としなく点検作業が行える。そのため、熟練点検員の確保が難しい地方をはじめ、今後急増すると予想されるインフラ点検作業用のツールとして有用と考えられる。

解析で用いた教師なし学習では、打音検査における損傷打音のように、あらかじめ学習用データの収集が困難な場合にも適用可能な利点がある。一方、3. の評価実験箇所 No.3 や No.6 のように、検査領域の大部分が損傷領域の場合や、損傷打音がない場合には、予め正常異常の判定基準を持つ必要がある。しかし異常打音のデータを集めることは一般に困難なことが多く、転移学習と呼ばれる技術が有効である。この技術は、過去の別の環境で得られた学習結果を転用して、新しい環境で大量の教師データを取得しなくとも、わずかなデータで認識できるように学習を効率化する。供試体を用いた欠陥検出実験では転移学習の有効性が示されており⁷⁾、教師データ取得のコスト低減のカギとなる技術である。

今後は、転移学習などを用いて、打音データを予め学習した結果をもとに打音判定を行う手法の導入が課題となる。また、オンラインで打音を学習する⁵⁾ ことにより、点検員にリアルタイムで正常異常の検知結果を通知する機能も実現した。

この AI 打検システムは、その構成要素に多くの選択肢があるため、トンネル壁面や橋脚、床版裏、高所、さらには、コンクリート構造物に限らず金属ボルトの緩み検出なども開発中であり、多岐にわたる検査対象に適した構成要素が選択可能で、その組み合わせにより検査対象に適したシステムを構成することができる。

参考文献

- 1) M. Iwata, Y. Kasai, J. Ye, C-T. Chang, T. Okuma, Y. Nozoe, S. Takatsu, Y. Kubota and M. Murakawa, AI-aided Hammering Test System to Automatically Generate Anomaly Maps, *Sensors and Materials*, **31** (10), 3087-3098 (2019).
- 2) C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning* (Springer, 2006).
- 3) F. De La Torre, M. J. Black, A Framework for Robust Subspace Learning, *International Journal of Computer Vision*, **54**, 117-142 (2003).
- 4) Y. Kurosawa, The Engineer's Guide to the Subspace Method, Proc. of the ACCV 2007 Workshop Subspace 2007 (Nov. 2007), 1-10, Tokyo, Japan.
- 5) J. Ye, T. Kobayashi, M. Murakawa and T. Higuchi, Incremental Acoustic Subspace Learning for Voice Activity Detection using Harmonicity-based Features, Proc. INTERSPEECH (Aug. 2013) 695-699, Lyon, France.
- 6) C-C. Chang and C-J. Lin, LIBSVM : a Library for Support Vector Machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, **2** (3), 27 : 1-27 : 27 (2011).
- 7) J. Ye, T. Kobayashi, H. Tsuda and M. Murakawa, Robust Hammering Echo Analysis for Concrete Assessment with Transfer Learning, Proc. International Workshop on Structural Health Monitoring (Sep. 2017) Stanford, California, USA.

著者略歴



河西勇二（かさい ゆうじ）

1988年筑波大学大学院工学研究科博士後期課程中退。工学修士。同年電子技術総合研究所（現産業技術総合研究所）に入所。電子デバイス部、半導体MIRAIプロジェクトなどを経て、現在は人工知能研究センターで人工知能の応用に関する研究に従事。また、高効率MPPT回路の開発も行なっている。



岩田昌也（いわた まさや）

1993年大阪大学大学院工学研究科応用物理学専攻後期課程了。工学博士。1993～1994年フランス国立航空宇宙研究所トゥールーズ研究センター客員研究員。1994年電子技術総合研究所（現産業技術総合研究所）入所。現在は人工知能研究センターでAIを用いたインフラ検査システムの研究に従事。