# (47) デジタルカメラを用いたハンマー打撃による トンネル打音検査の定量評価手法

道川　隆士[1]・佐々　高史[2]・重田　将宏[3]・吉村　倖平[4]・
藤繁　航[5]・北澤　隆一[6]・名古屋　淳[7]・金谷　武伴[8]・和田　智之[9]

[1]正会員　理化学研究所上級研究員　画像情報処理研究チーム（〒351-0198 埼玉県和光市広沢２−１）
E-mail: michi@riken. jp

[2]正会員　理化学研究所専任研究員　光量子制御技術開発チーム（〒351-0198 埼玉県和光市広沢２−１）

[3]非会員　株式会社トプコン　技術本部（〒174-8580 東京都板橋区蓮沼町７５−１）

[4]非会員　理化学研究所　光量子制御技術開発チーム（〒351-0198 埼玉県和光市広沢２−１）

[5]非会員　先端力学シミュレーション研究所主任　技術開発部（〒112−0002　東京都文京区小石川５−５−５）

[6]非会員　株式会社ウォールナット課長　調査部（〒190-0002 東京都立川市幸町１−１９−１３）

[7]非会員　株式会社ウォールナット課長　調査部（〒190-0002 東京都立川市幸町１−１９−１３）

[8]非会員　株式会社ウォールナット係長　調査部（〒190-0002 東京都立川市幸町１−１９−１３）

[9]非会員　理化学研究所チームリーダー　光量子制御技術開発チーム（〒351-0198 埼玉県和光市広沢２−１）

本稿では，トンネル検査における打音検査をデジタル化し，定量評価を可能にする手法を提案する．提案手法は，打音検査を撮影した動画像を入力とし，音声解析によってハンマーの打撃時の画像を抽出する．抽出した画像に対してハンマー位置を計算するとともに，視点が異なる各画像における打点をホモグラフィ変換を用いて基準となる画像の座標系に変換し統合する．これにより，ハンマー打撃の分布だけでなく，打点に対応つけられた音声データからなるハンマー打音の空間情報を動画から生成できる．このデータは，対象面の打撃分布，判定結果と音声の相関解析を可能とし，熟練者の結果との比較によるトレーニングへの応用に使用できる．

***Key Words:*** *tunnel inspection, hammering, digitalization, homography, Grad-CAM*

## 1. はじめに

日本国内の一万を超える道路用トンネルの過半数が想定耐用年数を迎えつつあり [1]，メンテナンスによるトンネル内での事故防止および長寿命化が重大な課題となっている．トンネル点検については，国土交通省の省令によって5年に１度の目視とハンマー打撃による点検が義務つけられているが，点検を賄うリソースが十分ではない点が大きな問題として注目されている．特に人員に関しては，急激な人口減少や過酷な労働環境などが原因となって，今後大きく不足することが予想されている．その結果，破片の落下などが発生し，人的損害だけなく，物流の遮断など影響が広範に及ぶ恐れがある．

このような背景の下，ロボット化や遠隔計測によるトンネル点検の自動化に関する研究開発が活発になっている．例えば，走行車両から壁面を網羅的に写真撮影して，画像上でひび割れを検出するサービスや，レーザーを用いてハンマー打音を代替するような検査方法 [2]が提案され，トンネル検査手法として国から認可されるに至っている．しかし，これらの遠隔検査技術が既存の打音検査を完全に代替することは現時点では難しい．人間，特に熟練技能者による判断が正と捉えられているため，今後も一定数の技術者の確保は求められるためである．

本研究では，人間による打音検査をデジタル化することで定量解析可能なデータを取得することを目的とする．トンネル点検会社では，新人教育は熟練者とペアを組んだOJTによる教育が一般的であるが，現地での実習以外で学習する機会がないため，学習に時間がかかるだけでなく，熟練者の時間も費やしている．点検結果を解析可能なデータとして保存することで，点検後の復習，熟練者との比較，技量の評価や成長過程を定量的に評価できるようになり，技術者の確保に資する．

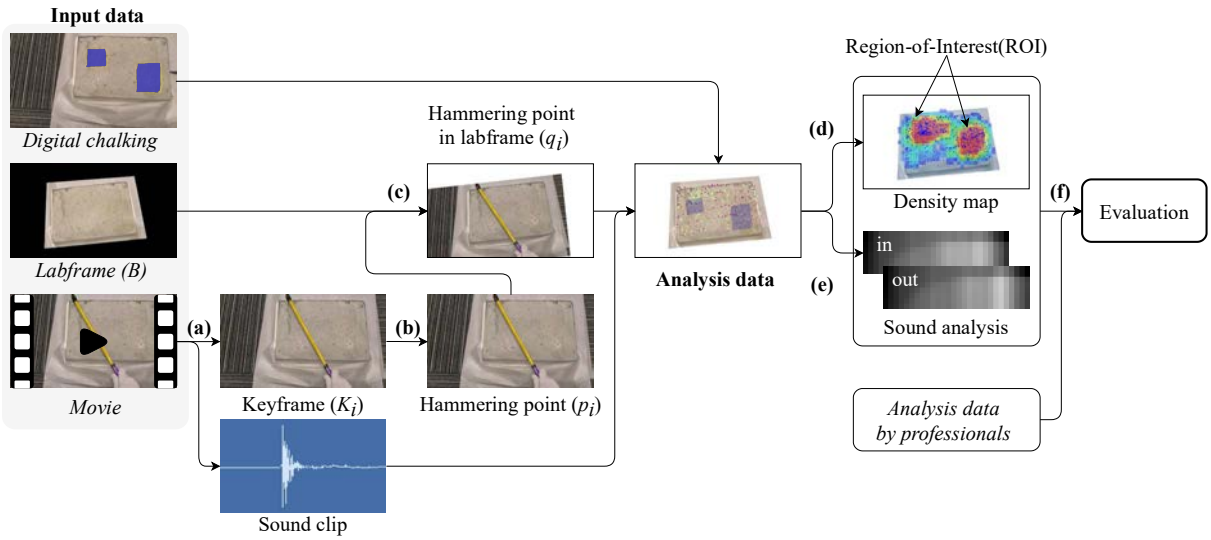



**図-1**　提案手法の概要．(a) キーフレームの抽出．(b) 打撃点の推定．(c) ホモグラフィ変換による打撃点のラボフレーム画像座標系への変換．(d) 打撃点データからの打撃密度画像の生成．(e) Grad-CAM による音声解析．(f)参考解析データとの比較．

本稿では，ハンマー打撃を記録した動画像からハンマー打撃結果をデジタル化する手法を提案する．提案手法は，動画像から音声解析によって打撃の瞬間を捉えた画像（キーフレーム）と音声データを抽出する．次に，抽出したキーフレームから，機械学習による物体検出を用いてハンマー位置を推定し，ハンマー打撃位置を計算する．各キーフレームの座標系によって定義された打撃点情報は，基準となる画像（ラボフレーム）と各キーフレーム間の画像マッチングに基づくホモグラフィ変換によってラボフレーム画像における座標に変換する．これによって，動画に含まれるハンマー打撃は，ラボフレーム画像における点群として取得できる．提案手法は，ヘルメットに搭載した小型カメラと計算機上の画像処理によって実現しており，固定視点による視野の制限 [3]や，特別な装置 [4]が必要ないという利点を持つ．

得られた打撃点情報は，ハンマー打撃の人の判断に関する定量解析に貢献する．すなわち，打撃点の分布によって，作業者がどの部分に注目しているかがわかる．また，音声情報と判定結果と組み合わせることで，作業者の判定基準を明らかにできる．その結果，作業者の点検技量の評価が可能となり，点検員養成に応用できる．本研究では，提案手法を実装したシステムを試作し，本手法の有意性を検証する．

## 2.　ハンマー打撃のデジタル化

**図-1** に提案手法の概要を示す．提案手法は，ビデオカメラで撮影されたハンマー打撃の動画を入力として，基準となる画像（ラボフレーム）$B$ 上に打撃点が記述された解析データを出力する．各点には，対応する打撃音声データが格納されており，ユーザーが入力した欠陥領域情報と組み合わせることで音声データへのアノテーションが可能となる．以下，詳細な手順について述べる．

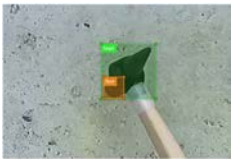
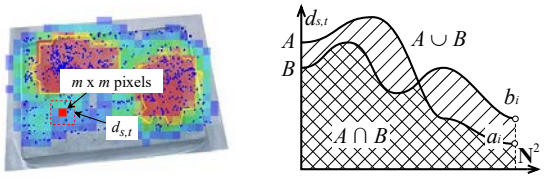


**図-2**　打撃点推定のための訓練データ例．

はじめに，動画像から打撃瞬間の画像（キーフレーム）$K_i$および打撃音声データを抽出する（**図-1 (a)**）．これは，動画像に付随している音声データに Short-time Fourier 変換を適用し，打音に特徴を有する特定周波数において閾値を超えた時間を基準に対応する画像を抽出する．

次に，キーフレーム$K_i$から打撃点$p_i$を物体検出手法の YOLOv4[5]を用いて推定・抽出する（**図-1 (b)**）．この時，訓練データは，**図-2** に示すようなヘッド部と先端の打撃面にそれぞれ head，face と矩形領域のラベルを付与した画像を用いる．ヘッド部にラベルを付与したのは，打撃面が隠れるようなケースでヘッド部をハンマー位置として代替するためである．推定の結果，face，head の優先度で検出した矩形領域の中心点を打撃点として出力する．

最後に各キーフレームの座標系で定義されている打撃点を，ホモグラフィ変換を用いて，ラボフレーム座標系の点群に変換する（**図-1 (c)**）．キーフレームとラボフレームに対して，AKAZE 特徴点群を抽出し，対応する特徴点ペア群を計算する．特徴点ペア群から$K_i \rightarrow B$となる線形写像$H_i$を RANSAC を用いて計算する．最後にラボフレーム上の打撃点$q_i$を$q_i = H_i p_i$によって求める．これを全キーフレームに対して適用し，打撃点，時刻，




(a) 密度分布画像． (b) IoU の計算．

**図-3** 打撃点群からの密度画像の生成．

音声が含まれた解析データを生成する．

## 3. ハンマー打撃データを用いた定量解析

### (1) 偏差値に基づく打撃密度画像の生成

打撃点の数は，点検員によって異なるため，単純な比較が困難である．本研究では，打撃点群をラボフレーム画像座標系における 2 次元空間の密度分布に変換し，偏差値で正規化した打撃密度画像を生成して打撃分布の比較を行う（**図-1 (d)**）．

ラボフレーム画像を 1 辺$m$ピクセルの正方グリッド$G$を定義し，セル$(s,t)$に含まれる打撃数を$g_{s,t}$とする(**図-3 (a)**)．この時，$(s,t)$における打撃密度$d_{s,t}$を$d_{s,t} = \sum_{i=-1}^{1}\sum_{j=-1}^{1} g_{s+i,t+j}$とする．打撃密度を偏差値$T_{s,t}$に正規化することで打数が異なっても比較可能な打撃密度画像ができる．更に，閾値による 2 値化によってユーザの注目領域(ROI)についても抽出・比較できる．

これらの画像に対するユーザー間の比較には物体検出で一般的に用いられている IoU (Intersection over Union) を用いる．ただし，打撃密度画像は，グレイスケール画像であるので，それを考慮したものとする．密度画像$A = \{a_i\}$，$B = \{b_i\}$が与えられた時，一致度$S_j(A,B)$を式 1 で計算する（**図-3 (b)**）．

$$S_j(A,B) = \frac{\sum \min(a_i, b_i)}{\sum \max(a_i, b_i)}. \qquad (1)$$

### (2) Grad-CAM を用いたハンマー打音解析

音声解析では，作業者の判定基準を打撃音から解明する．本研究では，人間が理解可能な形式で評価する必要があるため，騒音計で用いられる解析手法（1/3 オクターブ分析，FAST 特性，A 特性）[6]を用いて，各打撃の音声信号を時間および周波数の 2 次元空間で定義される画像（スペクトログラム）に変換する．各画像は，ユーザが入力したチョーキングによって，正常または欠陥のラベルが付いている．これらを機械学習することで，各作業者の判定基準のモデルを作成できる．このモデルに対して，Grad-CAM[7]を用いて訓練データの判断根拠を可視化する．ラベルごとに判断根拠の平均画像を作成し，最も着目された箇所を可視化する．これとは別に，訓練画像自体の平均画像も用意する．点検で必要な打音を集める（あるいは注意すべき場所を網羅する）技量をみるためである．両画像に対する比較は，式 1 を用いる．

### (3) 打音検査技量の定量化

前章で生成した 4 つの打撃解析データを用いて，打音検査の人の判断に関する定量解析を行う（**図-1 (f)**）．ハンマー打音検査作業の観察から，作業は，(1)粗い打撃ピッチによる広範な異音確認を通して異音の発生箇所を特定した後に，(2)細かい打撃ピッチによる限局な異音確認を通してれぞれの変状の種類と内部状況の推定を行って注意すべき箇所か否かを判断していることがわかった．この観察に基づき，本研究では，作業者の相対点検技量$S$を式 2 の通り定義する．

$$S = S_1 \cdot S_2 \cdot S_3 \cdot S_4 \qquad (2)$$

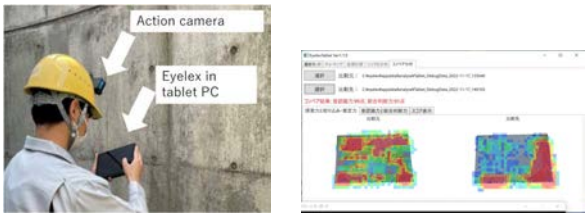
$S_1$は打撃密度の分布，$S_2$は打撃密度における ROI，$S_3$は打音平均スペクトログラム，$S_4$は打音判断における平均スペクトログラム Grad-CAM，に対する比較値（式 1，$A$：作業者，$B$：教師）をそれぞれ表す．

## 4. 実験方法と結果

本提案手法による打音検査技量の有意性を検証するため，経験歴の異なる点検員の打音作業を比較した．

### (1) 実験方法

本研究では提案手法を実装したシステム (Eyelex)を試作した． Eyelex は，アクションカメラ (GoPro10) と TabletPC (ONE-NETBOOK 社製，ONEXPLAYER 1S)あるいは DesktopPC (HP 社製，EliteDesk 800 G5 TW/CT)で構成され，ハンマー打撃データ生成など画像処理部分は OpenCV を用いて実装した．**図-4** に示す通り，カメラはヘルメットに装着され，ユーザは PC を通してカメラの制御，ハンマー打撃の記録，打撃解析データと相対点検




(a) (b)

**図-4** 試作機．(a)実行の様子． (b)画面例．

技量を閲覧できる．

本研究では，経験歴の異なる 6 名（1～22 年）の点検員点に依頼し，うき（空隙）を組み込んだコンクリート供試体（360W×250H×100D mm）について Eyelex を用いた点検作業を実施した．点検用のハンマー（グラスファイバー柄）を用い屋内で行った．相対点検技量の評価

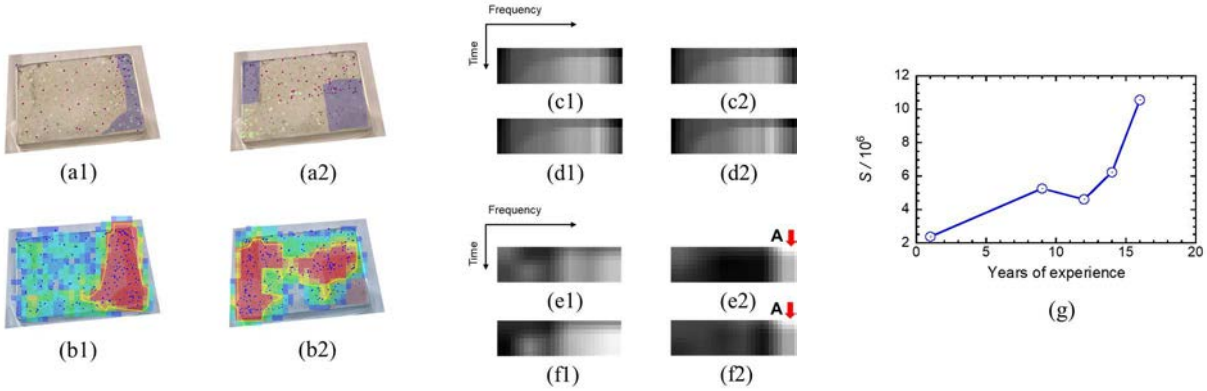



**図-5**　打撃解析データの比較結果．(a)打撃点分布（赤→緑）およびチョーキング領域（紫），(b) 打撃密度分布と注目領域（黄色枠），(c), (d)それぞれ欠陥判定部と健全判定部に対応する打音平均スペクトログラム，(e), (f)それぞれ欠陥判定部と健全判定部に対応する打音平均スペクトログラム Grad-CAM，(g) 相対点検技量 S と点検員の経験歴の関係．添え字 1 は経験歴 1 年目，2 が経験歴 22 年目（教師）に対応する．

では，経験歴が最長（22 年）の点検員を教師とした．

### (2)　実験結果

**図-5** に経験歴 1 年目と 22 年目の点検員について，取得した打撃解析データを示す．本手法では打撃点取得の成功率が先ずは重要であるが，共に高い成功率（99 %以上）を実現した（**図-5**(a)）．打撃点の分布と注目箇所（**図-5**(b)）から，作業の明瞭な違いが分かる．経験歴 1 年目では供試体右側領域には注目できているものの，左側領域では十分ではない．一方，打音平均スペクトログラム（**図-5**(c, d)）では両者に明らかな違いはない．供試体では発生する打音種が限られているためと考えられる．しかしながら，打音平均スペクトログラム Grad-CAM では**図-5**(e, f)に示すように違いが表れた．判断根拠とする音が教師では狭い領域に集中している（矢印 A）のに対して，経験歴 1 年目では広い領域に広がっており，判断が絞られていないことが推測される．これらの結果は，2 か所の欠陥領域のうち 1 か所しか判定できなかったこと，判定できた 1 か所の中でも領域が一致しなかったこと（**図-5**(a)），の理由をうまく説明でき，打撃解析データの有意性を示すものである．また，**図-5**(b)，**図-5** (c, d)，**図-5** (e, f)の比較から得た$S_1$，$S_2$，$S_3$，$S_4$はそれぞれ 14，38，92，49 であった．ただし$S_3$，$S_4$については平均値である．最終的に経験歴 1 年の点検員の相対点検技量は$2.3 \times 10^6$となった．

**図-5**(g)に同様にして残り 4 名の点検員について求めた相対点検技量$S$を経験歴と共に示す．経験歴と相対点検技量が良い相関柄性を示した．相対点検技量が点検員の技量の上下を表す良い指標となることが分かった．

## 5.　結論

本稿では，トンネル点検作業を撮影した動画像から，打撃点およびそれに付随する打音データをデジタル化し，打音検査における人の判断を表す 4 種の打撃解析データと相対点検技量を得る方法を提案した．供試体を用いて打音検査員の点検技量を比較できた．提案手法は作業動画さえあれば基本的には処理が可能であり様々な点検シーンに応用が期待できる．一方で提案手法は計算負荷が高いため，GPU 非搭載 PC では 1 打あたりの処理に数秒かかる．そのため，プログラム処理の効率化が今後の課題である．

**謝辞**：本研究は，国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務(JPNP18013)の結果得られた．

### 参考文献

1) 国土交通省道路局: 道路メンテナンス年報, <https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/pdf/r03/r03_09maint.pdf>, (入手 2023.6.11).
2) 長谷川登他:高出力レーザーによるインフラ長寿命化に貢献する先進診断技術-レーザー打音装置-，フォトニクスニュース, Vol. 7, No. 1, pp.20-24, 2021.
3) Fujii. H.: Defect detection with estimation of material condition using ensemble learning for hammering test, *Proc. IEEE ICRA*, pp.3847-3854, 2016.
4) 渡辺敦志他: 人間協調型移動ロボットによるコンクリート打音検査記録システム. 日本ロボット学会誌. 33(7):548‐54, 2015.2
5) Bochkovskiy, A. et al., YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, *arxiv*:2004.10934, 2004.
6) 小野測器: 騒音計(サウンドレベルメータ)とは 第 3 版, <https://www.onosokki.co.jp/HP-WK/c_support/newreport/noise/souon_index.htm> , (入手 2023.6.7).
7) Selvaraju, R. R. et al.: Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization, *Proc. IEEE ICCV*, pp. 618-626, 2017.