

レーザー打音分析による コンクリート内部状態の推定

千代延未帆¹ 城和貴¹ 石川由羽² 錦野将元³

概要：高度経済成長期に建設されたコンクリートインフラの老朽化が問題となる中、内部状況の推定は検査員による手作業で行われている。そのため、安全で効率的な手法としてレーザー打音法に関する研究が行われている。そこで、本研究報告では、レーザー打音法から得られる時系列データに対し、特徴抽出手法と分類手法を組み合わせた最適な欠陥検出手法を提案する。コンクリート供試体に対して検証を行ったところ、96%の欠陥検出に成功した。

キーワード：レーザー打音、コンクリート、時系列データ、特徴抽出、教師あり学習

Estimating The Internal State Of Concrete By Laser Hammering

MIHO CHIYONOBU^{†1} KAZUKI JOE^{†1} YU ISHIKAWA^{†2}
MASAHARU NISHIKINO^{†3}

1. はじめに

日本は山が多い急峻な地形のため、橋やトンネルなどにコンクリートを利用したインフラがとても多い国である。しかし、その多くは高度経済成長期中に建設されており、築 50 年以上が経過しているものがほとんどで老朽化が進んでいる。インフラは日常生活に必要不可欠なため、定期的に検査を通して事故の予防保全を図りながらコストの最小化を目指す必要がある。現在の主なコンクリート内部検査は、打音法[1]という手法で行われている。この手法は、検査員がハンマーでコンクリートを直接叩き、その反響音を聞き取ることで欠陥検出を行う方法である。しかし、検査員の安全性が確保されていない、検査員によって判断の誤差が生まれるなどの問題点が存在する。そのため、検査を自動化して安全かつ高速に、また一律な判定を行うための技術開発が積極的行われている。その中で、高速、非接触、遠隔操作の 3 点を満たす手法がレーザー打音法[1]である。レーザー打音法とは、打音検査と同じ原理でコンクリート内部の欠陥検出を目指す手法であり、レーザーの反射を時系列データとして計測するレーザー打音高速検査システム[2]を利用する。取得した時系列データからコンクリート内部の状況を判断するために、データから特徴量を抽出し、健全部と欠陥部に分類する手法が必要である。既存研究[3]に、レーザー打音法から得られる特徴量とマハラノビス・田口法を組み合わせた手法が提案されている。しか

し、十分な精度に到達していないため、新しい手法の開発が求められている。

そこで、本研究報告は、時系列データを健全部、欠陥部へより高い精度で分類する手法の提案を目的とする。本研究報告の構成は以下の通りである。2 章ではレーザー打音法で用いるレーザー打音高速検査システムの概要を述べる。3 章では健全部と欠陥部の分類手法、4 章では実験内容と結果を述べ、最後にまとめと今後への課題を述べる。

2. レーザー打音高速検査システム

レーザーには、遠くまでまっすぐ進む、波長が決まっている、レンズを用いて小さな点に集光できる、干渉を起こすなどの特徴がある[2]。以上の特徴を用いて、現在の打音検査を置き換える手法として国立研究開発法人量子科学技術研究開発機構関西光科学研究所で開発されたのが、レーザー打音高速検査システムである。打音検査と同じ計測原理を利用して、ハンマーをハイパワーパルスレーザーに、耳で聞いていた音をコンクリートの振動に置き換えて計測を行う。このシステムにより、検査の遠隔化、機械による一律の判定や検査結果のデジタルデータによる保存を可能にする。図 1 のシステム模式図が示すように、コンクリート表面にパルスレーザーを照射し振動させ、検査面の振動をレーザー干渉計で観測するというのが一連の流れである。レーザーをコンクリート表面に集光させることで、

¹ 奈良女子大学
Nara Women's University
² 滋賀大学
Shiga University

³ 関西光科学研究所
Kansai Photon Science Institute

表面からアブレーションを発生させ、その反動による衝撃波でコンクリートが振動する。振動しているコンクリート

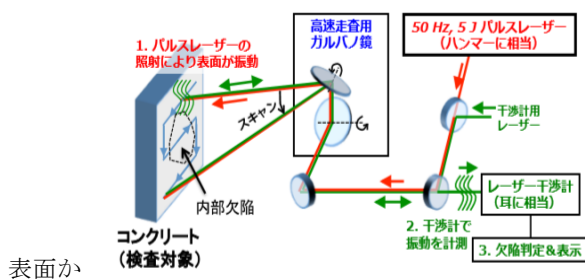


図 1 レーザー打音高速検査システム模式図

Figure 1 Laser Hammering System

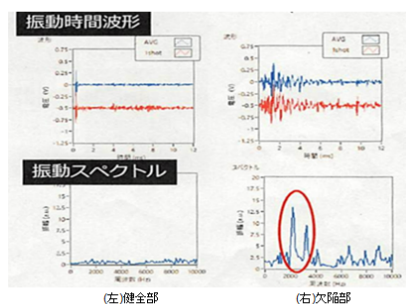


図 2 振動波形

Figure 2 Waveform of vibration

ら反射してくる光は、ドップラー効果により周波数が変調するため、変調していない規準の光と干渉させることで表面の振動を時間的な周波数変化に変換し計測することが可能である。図 2 は、健全部、欠陥部において振動検出レーザーから得られた時系列データと、時系列データをフーリエ変換した振動スペクトルの一例である。観測の結果、上下どちらとも健全の場合は振れ幅に大きな変化はないが、内部の空洞を検知した場合、欠陥の深さや種類により波形が変化する。

3. 健全部、欠陥部分類手法

3.1 既存手法

関西光科学研究所で提案された既存手法では、品質保証の手法として知られるマハラノビス・田口法[3]を欠陥判定に試験的に使用し、検査結果の評価を実施した。コンクリート供試体の健全部の振動スペクトルを学習させた上で、各計測点の振動スペクトルからのマハラノビス距離[4]を算出すると、統計的に乖離度を評価できる。振動スペクトルから特徴抽出された 2 変数が正規分布に従っていると仮定する。マハラノビス距離の 2 乗の値は自由度 2 のカイニ乗分布に従う学習データの標準偏差を δ とすると、マハラ

ノビス距離の 2 乗の値が 2δ 以内の点を健全とする。また、 2δ から 3δ の間の値をとった点を欠陥信号(小)、 3δ 以上の値をとった点を欠陥信号(大)で表す。しかし、この手法には時系列データのノイズ除去が行われていないことが改善点として挙げられる。

これらの問題を解決することで、検査員の判定に近づけることが可能であると考えられる。

3.2 提案手法

本節では、3.1 節に示した既存研究で提案された手法から挙げられた課題に対応する手法を提案する。まず、時系列データに含まれるノイズに関する問題解決に向け、ノイズ除去手法を適用する。また、新しい特徴抽出手法と教師あり学習による分類手法を利用し、実験データからコンクリート内部が健全か欠陥かを判定する手法を提案する。

まず、本提案手法で使用するノイズ除去と特徴抽出手法について説明する。ここでは、2 章に示したように、コンクリート内部の状況によって周波数波形に変化が生じることを利用する。データからの特徴抽出では、短時間フーリエ変換[5]を行う。通常のフーリエ変換[6]に加え、短時間フーリエ変換を利用することで、時間別の周波数変化を求められることで特徴量が強くなる時間帯を調べることが可能である。また、ノイズ除去の効果を検証するため、メディアンフィルタを使用する。これらを組み合わせ、用意する手法は以下の 4 パターンである。

● 特徴抽出手法 4 パターン

1. フーリエ変換
2. メディアンフィルタ + フーリエ変換
3. 短時間フーリエ変換
4. メディアンフィルタ + 短時間フーリエ変換

特徴抽出手法の 3、4 に使用する短時間フーリエ変換に関して、時系列データを分割する際の時間区間の幅は複数の試行を行い最適な幅を見つけるものとする。また、周波数構造を分析するために使用する分析窓関数は、本研究報告では一般的に使用されることの多いハニング窓を使用するものとする。

また、取得した特徴量を分類するために、以下の 4 パターンの教師あり学習を検証する。

● 分類手法 4 パターン

1. SVM
2. ロジスティック回帰
3. K 近傍法
4. 決定木

ここでは、教師あり学習として一般的に使用されている、

以上の手法を利用する。SVM[7]は、入力された特徴量を

ある。次に、実験 2 に用いるデータについて説明する。図

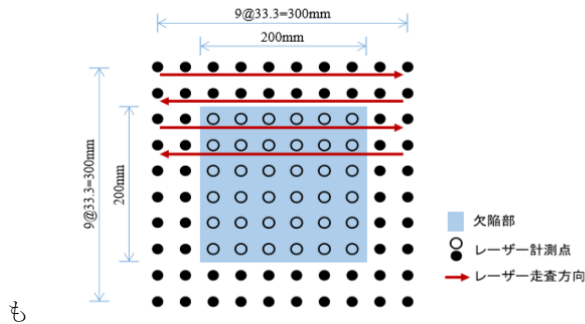


図 3 コンクリート供試体 1

Figure 3 Concrete specimen 1

とに、次元を拡張して分類を行うことが可能な手法である。ロジスティック回帰[7]は、分類のためのアルゴリズムであるが、線形分離が可能な場合のみ高い性能を発揮する手法である。K 近傍法[7]は分類に用いられる、未知の値を最も近いグループの仲間とする手法である。決定木[7]は特徴量を条件ごとに分割することで、分類だけでなく回帰にも用いられる手法である。

特徴抽出手法 4 パターンと分類手法 4 パターンを組み合わせた全 16 パターンを用いて精度検証を行い、最適な手法を決定するものとする。

4. 実験

4.1 実験概要

本実験では、トンネルから取得したデータを対象に、2つの実験を行う。実験 1 では、3.2 節で示した提案手法 16 パターンを適用し、最適な手法を検証する。また、既存研究との比較も行う。実験 2 では、データを拡張し、幅広い種類の供試体に適用することが可能であるかを検証する。

使用する実験データはトンネルに利用されているコンクリートを対象とする。昨今の崩落事故をきっかけに、鉄道トンネルは 2 年に一度の通常検査と 10 年に一度の精査、道路トンネルは 5 年に一度の打音検査の義務化が挙げられる。膨大な量のトンネルに対して定期的に検査を行うには、膨大な時間を要するため、早急な検査手法の開発が望まれている。

実験に使用するデータとして 2 種類用意する。まず、実験 1 に用いるデータについて説明する。図 3 に示すコンクリート供試体 1 は、深さ 10mm 地点に、厚さ 10mm、200mm × 200mm の欠陥領域を、それを取り囲むように 300mm × 300mm の検査範囲を設ける。欠陥部は 33.3mm 間隔で照射し、計測点は 10 点 × 10 点の計 100 点である。健全部は 64 点、欠陥部は 36 点となる。100kHz のサンプリング周波数で、1 計測点 1 回の照射でデータ長 1200 点のデータが記録される。図 4 は、時系列データ例をグラフに示したもので

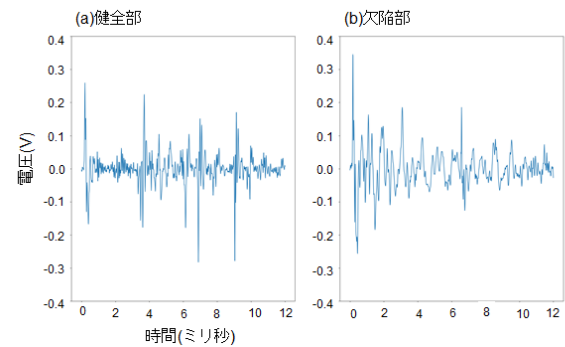


図 4 時系列データ

Figure 4 Time series data

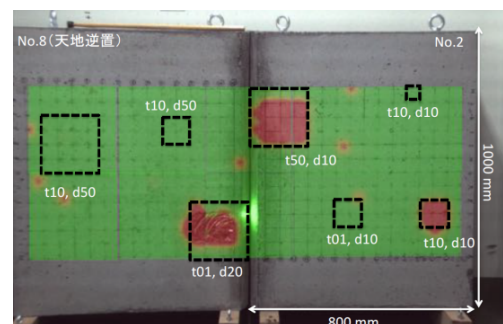


図 5 コンクリート供試体 2

Figure 5 Concrete specimen 2

5 に示すコンクリート供試体 2 は、大小深さ様々な欠陥領域を設けた 800mm × 1000mm のコンクリートを 2 つ並べて作成している。欠陥部は深度、厚さ、大きさが異なるものが 6 パターンあり、それぞれに 11 点 × 11 点の計 121 点の計測点を持つ。

実験における評価方法について述べる。実験 1 では内部状態と、実験による判定結果を比較して一致率を計算し、一致率が最も高い手法が分類に適した手法であると判断する。また、欠陥の見落としがある場合には、欠陥部の数と見落としした数を比較し検出率を計算する。実験 2 では、実験 1 で最も一致率の高い手法を用いてデータを拡張した際の有用性を確認する。尚、本研究報告では、実験データが 100 個と少ないことから、全データを有効に活用するため、特徴抽出手法 4 パターン全てで層化 k 分割交差検証[7]を用いる。層化 k 分割交差検証とは、データを k 個に分割した際に各分割内でのクラスの比率が全体と同じになるようにし、特定のデータに寄らない性能を示すモデルを得る手法である。本研究報告では、k=10 として実験データを 10 個に分割する。分割したデータを 9 個の教師データと 1 個の訓練データに設定し、性能評価を 10 回繰り返して性能の平均をとる。また、実験データは健全部のデータ数が多い不均衡データであるため、アンダーサンプリングを行うことで

欠陥部数に合わせた。更に、サンプリング時の健全部からの

表 1 実験 1 の結果

Table 1 Result of experiment 1

	特徴抽出手法 1 fft(%)	特徴抽出手法 2 Med+fft(%)	特徴抽出手法 3 stft(%)	特徴抽出手法 4 Med+stft(%)
分類手法 1 SVM(%)	85.0	85.0	90.0	95.0
分類手法 2 Log(%)	84.0	84.0	90.9	96.0
分類手法 3 K 近傍(%)	78.0	78.0	88.0	93.3
分類手法 4 決定木	67.8	63.6	76.4	93.0

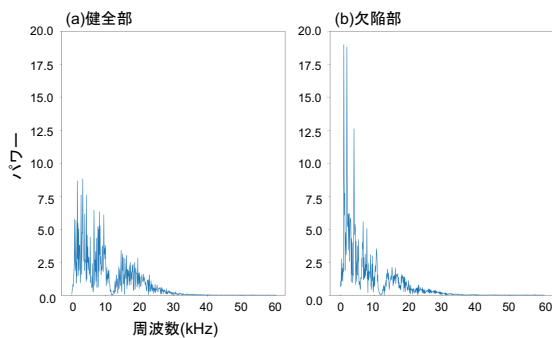


図 6：特徴抽出手法 1

Figure 6 Feature extraction method 1

データ抽出も偏りが無いよう考慮し、5 回行っている。

4.2 実験 1 の結果と考察

まず、実験 1 の結果について表 1 に示す。まず、特徴抽出手法別で結果を比較すると、特徴抽出手法 4 のメディアンフィルタと短時間フーリエ変換を用いた場合に一番一致率が高いことが分かる。また、分類手法別でも結果を比較する。分類手法 1 の SVM、分類手法パターン 2 のロジスティック回帰を用いた場合の一致率が他の教師あり学習 2 手法に比べ一致率が高いことが分かる。全 16 パターンの中で一致率が 95%以上となるのは、特徴抽出手法 4 と分類手法 1、2 を組み合わせた場合のみである。

以上の結果を踏まえ、考察を行う。

特徴抽出手法別の一致率の違いに関して述べる。特徴抽出手法 1、2 を比較すると、一致率にほぼ差がないことが確認できる。特徴抽出手法 1 のフーリエ変換後のスペ

クトルをグラフ化したものを図 6 に、特徴抽出手法 2 のメディアンフィルタをかけた時系列データにフーリエ変換したスペ

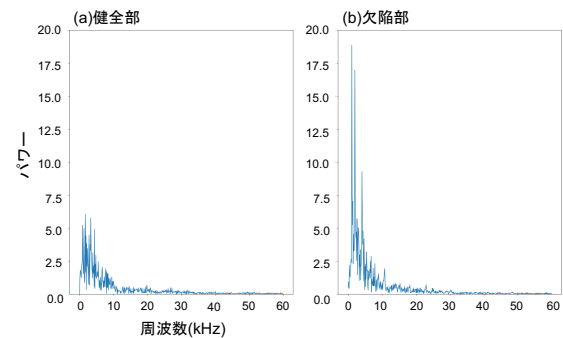


図 7 特徴抽出手法 2

Figure 7 Feature extraction method 2

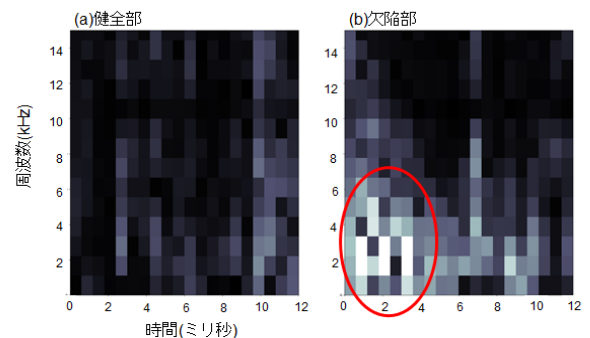


図 8 特徴抽出手法 3

Figure 3 Feature extraction method 3

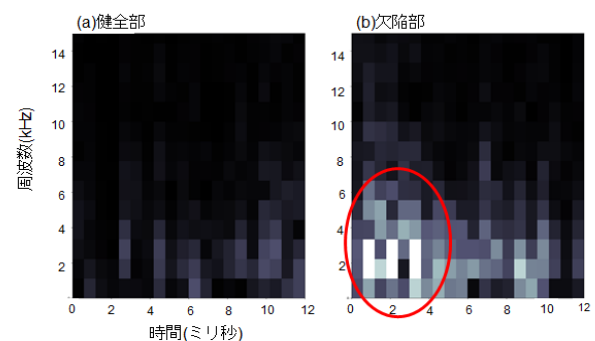


図 9 特徴抽出手法 4

Figure 9 Feature extraction method 4

クトルをグラフ化したものを図 7 に示す。これら 2 つのグラフは、横軸に周波数、縦軸にパワーを示し、(a)が健全部、(b)が欠陥部のグラフとなる。メディアンフィルタを利用することで、特に健全部のデータからノイズ除去が行われていることが確認できる。しかし、フーリエ変換との組み合わせは効果的でなかったことが分かる。

次に、特徴抽出手法 3, 4 を比較すると、全て一致率が向上していることがわかる。特徴抽出手法 3 の短時間フーリエ変換をかけたスペクトルをグラフ化したものを図 8 に、

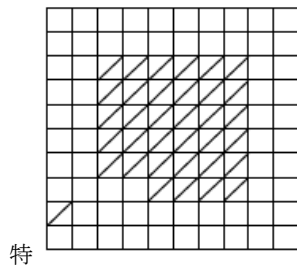


図 10 実験 1 の検出結果

Figure10 Detection result of experiment 1

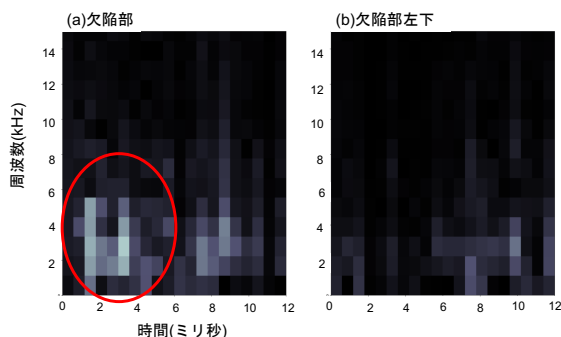


図 11 欠陥部のスペクトル

Figure9 Defect spectrum

特徴抽出手法 4 の健全部時系列データにメディアンフィルタをかけ短時間フーリエ変換をかけたスペクトルをグラフ化したものを図 9 に示す。これら 2 つのグラフは、横軸に時間、縦軸に周波数を表示し、色が薄いほどパワーが強いことを示している。(a)が健全部、(b)が欠陥部のグラフとなる。こちらの 2 つのグラフからも、欠陥部の特徴的なスペクトルを残しながらも全体的なパワーは小さくなっており、ノイズ除去が行われていることが確認できる。さらに、一致率が向上していることから、短時間フーリエ変換とメディアンフィルタの組み合わせが効果的であったことが分かる。また、特徴抽出手法 1, 2 と 3, 4 を比較すると、後者の短時間フーリエ変換を用いた場合の一致率が高くなっている。短時間フーリエ変換によって特徴量の強さを時間別で分析することが一致率向上につながると考えられる。次に、類手法別の中でも一致率の差が出たことに関して述べる。二項分類を行う本研究報告においては、SVM やロジスティック回帰が効果的であると考えられる。

さらに、一致率が 16 パターンの中で最も高い 96%となった、特徴抽出手法 4 と分類手法 2 の組み合わせにおいて、残りの 4%が一致しなかった原因を考察する。図 10 は、コンクリート供試体 1 の模式図に健全と判断された点を空白、

表 2 実験 2 の結果

Table 2 Result of experiment 2

	深さ 10mm(%)	深さ 20mm(%)	深さ 50mm(%)
厚さ 1mm	92.5	66.6	
厚さ 10mm	92.5		60.8
厚さ 50mm	73.0		

欠陥と判断された点を射線で示したものである。欠陥部の左下の部分を 2 箇所見落としていることが分かる。見落としの原因を確認するために、欠陥部の中心部分のグラフと見落とし部分のグラフを比較する。図 11(a)は、欠陥部の中心に位置し、正しく欠陥が検出された点のスペクトルを示したグラフであり、図 11(b)は、欠陥部分の左下に位置し、欠陥が検出されなかった部分のスペクトルである。図 11(a)が示す欠陥部分の中心から得たスペクトルが、図 9(b)のグラフに比べ色が濃いことからパワーが弱いことが分かる。また、他 2 点の見落とし点のスペクトルも図 11(b)と似たグラフであった。よって、一致率が下がった原因は、コンクリートの欠陥が不完全であったことから特徴的なスペクトルが検出されず、健全部に分類されたためと考えられる。今後、断面が確認できるコンクリート供試体での実験も必要であると考えられる。

最後に、3.1 節で示した既存手法を、4.1 節のデータに適用した実験結果は、検出率 56%、一致率 83%となる。提案手法より検出率、一致率ともに低下していることが分かる。よって、本提案手法ではマハラノビス距離を用いたコンクリート内部の欠陥検出は改善の余地があると考えられる。

4.3 実験 2 の結果と考察

実験 2 として、3.2 節で提案した手法の中から、最も一致率の高かった次の手法を以下の通り適用する。コンクリート供試体 2 から取得した時系列データからノイズ除去し、短時間フーリエ変換を用いて特徴抽出することで周波数データを取得、教師あり学習のロジスティック回帰を適用する。実験 2 の結果を表 2 に示す。表中において、データが存在しない場合は射線で示す。コンクリート供試体 1 と同じ、深さ 10mm 地点に欠陥がある場合のみ、実験 1 の結果に近い 92.5%の一致率となった。しかし、その他の検証では一致率、検出率ともに 60%前後にとどまる結果となった。拡張実験により、欠陥が深い場所にある、もしくは欠陥そのものが薄い場合に一致率が著しく低下した。どんなに些細な欠陥でも検出が可能になるよう、特徴抽出手法を考慮する必要があると考える。

5. まとめ

本研究報告では、レーザー打音高速検査システムで計測した時系列データから内部の健全、欠陥を自動で判断するために、最適な手法の提案を行った。まず、時系列データに含まれるパルスノイズ除去を行う場合と行わない場合、特徴抽出の為に周波数変換手法としてフーリエ変換を行う場合と短時間フーリエ変換を行う場合を用意する。得られたスペクトルデータを分類するための手法として4つの教師あり学習を用意する。それらを組み合わせて計16パターンの手法を適用し分類実験を行った。

実験結果より、一致率が最も高くなる手法は、メディアンフィルタにより時系列データのパルスノイズを除去し、短時間フーリエ変換を用いて特徴抽出した周波数データを取得し、得られた周波数データを、教師あり学習のSVM、ロジスティック回帰を適用した手法であった。以上の手法を用いることで、96%の確率で健全と欠陥に分類できることが分かった。また、既存研究よりも一致率が向上していることが確認された。しかし、コンクリート供試体の設計では欠陥部とされていても、波形では健全部に近い箇所では欠陥検出に失敗していることから、100%の精度には到達していない。原因としては、コンクリートの欠陥生成が不完全であることにより、特徴的なスペクトルが弱くなっていることが考えられる。コンクリートの断面が確認できるコンクリート供試体を利用した検証が必要であると考ええる。

また、以上の検証から一致率が高かった手法を様々な深度、厚さの欠陥を埋め込んだコンクリート供試体に適用した。欠陥部が深い、もしくは欠陥が軽微な部位で、精度が下がった。以上2点の実験により、コンクリートの内部状況が明確なコンクリート供試体からのデータ収集と、より些細な欠陥も検出を可能にする手法を提案する必要があると考える。

今後は、国土交通省が規定する道路トンネル定期点検要領に従い、コンクリート内部の状況を5段階に分類することが可能になるように手法の拡張を目指す。トンネル検査での有用性が証明されたあとは、トンネルに限らず、橋や公共性の高いコンクリート建造物への実用化を目指す。

参考文献

- [1] 試験・検査・評価・診断・寿命予測の専門誌 検査技術. 2017年3月号. 日本工業出版株式会社. p57-p61
- [2] 建設機械と機械化施工の専門誌 建設機械. 2017年5月号. 日本工業出版株式会社. p20-p21.
- [3] 北村俊幸・倉橋慎理・長谷川登・岡田大・三上勝大・近藤修司・島田義則・河内哲哉・錦野将元. レーザー打音高速検査システムの開発」土木学会 技術推進機構『SIPインフラ連携委員会報告 インフラ維持管理へのAI技術適用のための調査研究報告書. 2015. P39-p44.
- [4] 立林和夫・長谷川良子・手島昌一(2008)「入門 MT システム」日科技連出版社

- [5] 救仁郷誠(2001)「マハラノビス距離 入門—MT法を理解するために—」品質工学論文誌 2001年9巻1号 p.13-21
- [6] Python による数値解析入門 第6巻 フーリエ解析. ゆたか創造社.
- [7] 小野順貴. 短時間フーリエ変換の基礎と応用. 日本音響学会誌 72巻12号. 2016. pp.764-769.
- [8] Andreas C.Muller・Sarah Guido・中田秀基. Python ではじめる機械学習—scikit-learn で学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎.
- [9] 宮森保紀. レーザー打音装置によるコンクリート部材の試験データに対するニューラルネットワークの適用 SIP インフラ連携委員会報告 インフラ管理へのAI技術適用のための調査研究報告書, p. 92-96.