

交通運輸技術開発推進制度  
令和6年度業務実績説明書

トンネル検査における剥落健全度の  
自動判定技術の開発

令和7年3月

公益財団法人鉄道総合技術研究所

## I. 研究開発成果の要約

作成年月	令和7年3月
研究課題名	トンネル検査における剥落健全度の自動判定技術の開発
研究代表者名	公益財団法人鉄道総合技術研究所 野城一栄
研究期間	令和6年9月26日～令和7年3月31日
研究の目的	トンネルは老朽化の問題が深刻化することが想定されているが、少子高齢化に伴う労働力人口の減少により、人手に頼った従来の検査方法は限界を迎えつつある。そこで、デジタル技術により検査の精度を確保しつつ省力化していくことが期待されている。本研究では、主に山岳トンネルの変状を対象として、要打音箇所を抽出する手法を構築するとともに、打音検査・剥落健全度の判定・記録を省力化することを目的とする。
研究成果の要旨	<p>(1) 要打音箇所抽出手法の構築</p> <p>ひび割れ幅を考慮した学習用データを作成し、インスタンスセグメンテーションにより画像からひび割れを抽出するための学習済みモデルを構築した。覆工壁面画像を用いてモデルの検証を行った結果、幅の情報も含め、ひび割れを自動抽出可能であることを確認した。覆工壁面画像に対して、1mメッシュで自動的に分割し上記で抽出したひび割れ情報を用いて1mメッシュTCI値を算出し、算出したTCI値をPC上にヒートマップ表示させるプログラムを構築した。</p> <p>(2) ハンマー位置測位システムの開発</p> <p>技術の動向を調査し、ハンマー位置測位システムの基本方針を決定した。</p> <p>(3) 打音結果の自動判定技術の開発</p> <p>トンネル等において打音を収録し、清音・濁音判定のための教師データを作成して、打音の周波数等の特徴量と、打音をスペクトログラム化した画像を用いて打音結果3段階にをAI判定するアルゴリズムを構築した。</p> <p>(4) 要打音箇所抽出手法の構築</p> <p>前課題の「覆工投影システム」を改良し、ひび割れ変状および要打音度ヒートマップをトンネルモックアップに投影できるようにした。また、ビューアについては、投影範囲がビューア上で確認できるように改良した。</p>
知的財産権 取得状況	<b>特許出願</b> 0件 <b>著作権登録</b> 0件
研究成果発表実績	論文発表：国内 0件、海外 0件 口頭発表：国内 0件、海外 0件 その他    ：国内 0件、海外 0件

## II. 研究開発の目的と実施体制

### (1) 研究開発の目的

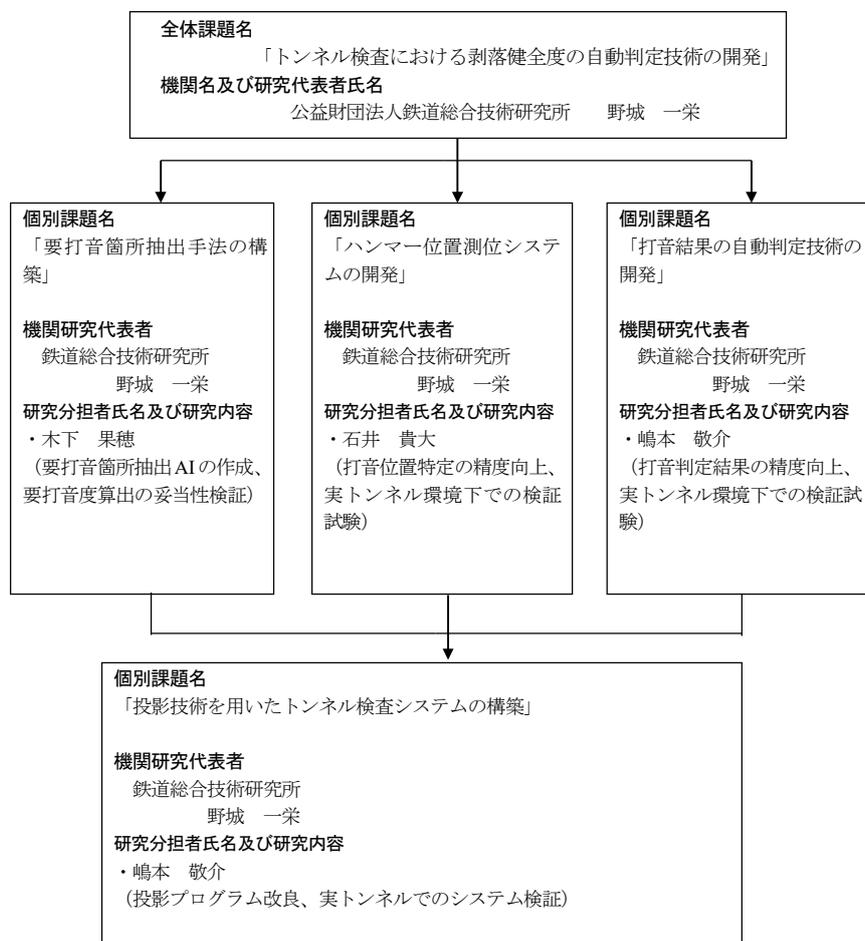
本研究では、デジタル技術を用いて、トンネル検査の精度を確保しつつ省力化し、持続可能で強靱な交通運輸の実現に寄与することを目的とする。実施内容は下記の①～④である。

- ①1m メッシュ TCI 等を基に、要打音度をヒートマップ化する技術を開発する。
- ②Bluetooth 測位システムにより、ハンマー位置を自動特定する技術を開発する。
- ③ハンマーによる打音が清音か濁音か軽音かを自動判定する技術を開発する。
- ④要打音度ヒートマップを投影し、さらに打音した位置に打音結果を投影するとともに、要打音度と打音結果を総合して、剥落健全度を自動判定・自動記録するトンネル検査システムを構築する。

研究の成果は、トンネルの検査に活用する。鉄道トンネルのみならず、道路トンネル、さらに将来的には高架橋等にも応用可能な技術である。トンネルの検査に活用し、1m メッシュのトンネル検査データが蓄積されれば、鉄道構造物のデータプラットフォームを作成していく上で重要な連携データとなり、予防保全型の維持管理投資計画や各種イノベーションにも活用できる。

### (2) 研究実施体制

本研究は、公益財団法人鉄道総合技術研究所が単独で実施する。研究実施の流れを示すチャートは以下の通りである。



### III. 研究開発の成果

#### 1. 序論

トンネル等のインフラは今後ますます老朽化の問題が深刻化することが想定されており、適切に検査をすることで安全性を確保していかなければならない。しかしその一方で、少子高齢化に伴う労働力人口の減少により検査員の確保は難しくなっており、人手に頼った従来の検査方法は限界を迎えつつある。そこで、デジタル技術により検査の精度を確保しつつ省力化していくことが期待されている。

この課題と社会的ニーズに対して、鉄道総研では R3 年度～R5 年度に、本制度（交通運輸技術開発推進制度）による補助金を受け、トンネル検査について、「健全度自動判定システム」および「覆工投影システム」を開発した。「健全度自動判定システム」は、AI で都市トンネルの変状を自動抽出し、区間毎に健全度を自動判定するものであり、「覆工投影システム」は抽出された要注意箇所を覆工壁面にプロジェクタで投影するものである。

これら昨年度までに開発した技術（以降、前課題での開発技術）については、鉄道事業者からの注目が高く、本年度より、大手地下鉄事業者 1 社、大手民鉄 1 社で導入が決まったところである。

一方で、前課題で開発した技術は、要注意箇所抽出に関して、都市トンネルの変状を対象としており、山岳トンネルの変状は対象としていなかった。また、前課題は、検査全体の内、要注意箇所発見までの省力化を目的とした技術であり、その後には必須となる打音検査・剥落健全度の判定の省力化には対応していなかった。

そこで、本研究では、主に山岳トンネルの変状を対象として、要打音箇所を抽出する手法を構築するとともに、打音検査・剥落健全度の判定・記録を省力化することを目的とする。具体的には、画像から要打音箇所を抽出し、要打音箇所を覆工表面に投影し、投影された要打音箇所を検査員が打音することで、自動的に打音した位置を特定し、打音結果および剥落健全度を打音した箇所の検査結果として記録するシステムを構築する。

本検査システム構築のために必要となる個別課題としては以下の①～④が挙げられる。

- ①要打音箇所抽出手法の構築
- ②ハンマー位置測位システムの開発
- ③打音結果の自動判定技術の開発
- ④投影技術を用いたトンネル検査システムの構築

図 1-1 に、開発する技術のイメージ図を示す。

①については、実用時には机上で実施する内容であり、②～④は実用時には現地で実施する内容である。ここで④の実施に当たっては、前課題で開発した「覆工投影システム」を改良する計画である。前課題の成果を有効に活用することで、迅速かつ経済的な開発が可能となる。

以下、①～④について、具体的な内容を記す。

#### ①要打音箇所抽出手法の構築

覆工表面を 1m メッシュで分割し、要打音箇所をヒートマップで抽出する。ヒートマップ化するに当たっては、要打音度という指標を新たに導入する。要打音度は、1m メッシュ TCI (Tunnel Crack Index)、閉合ひび割れ有無、漏水有無、要打音箇所抽出 AI で抽出されるかどうか等を変数とした関数で定まる指標とし、メッシュ毎に計算する。要打音箇所抽出 AI は、技術者が覆工表面撮影画像を確認し、打音

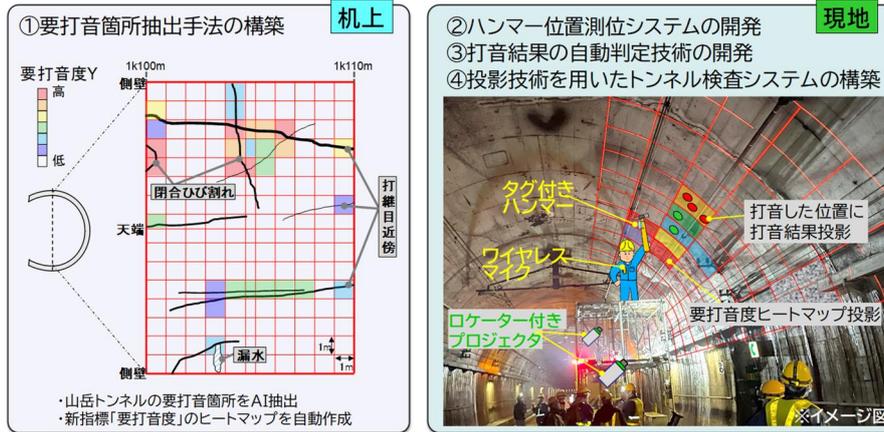


図 1-1 本研究の成果のイメージ図

すべきと感じる箇所をアノテーションし、その結果を用いて作成する。また、TCI とは、ひび割れの長さ×幅の積（ひび割れ面積）を全ひび割れについて求めて足し合わせた指標である。これまで TCI はスパン毎に計算されていたが、本研究では、剥落を扱うため、より細かく 1m メッシュ毎に TCI を算出する。要打音度を構成する変数に対する重みは、鉄道事業者から提供いただく検査記録を基に重回帰分析等の手段で決定することを考えている。

②ハンマー位置測位システムの開発

Bluetooth による測位技術を使用して、投影装置側に Bluetooth の受信機（ロケーター）を、ハンマー側に発信機（タグ）を取り付けることにより、投影装置（位置情報既知）から見た、打音した位置の 3 次元座標を取得する。なお、投影装置の位置は、検査開始時にキロ程調整を行い、その後はレーザードップラー計により移動量を測定することで把握する。

③打音結果の自動判定技術の開発

通常のハンマーによる打音をトンネル検査員が装着したワイヤレスマイクで収録し PC で打音判定モデルにかけることにより、清音か濁音かを瞬時に判別する。打音判定モデルは、打音のピーク周波数等の各種特徴量と打音をスペクトログラム化した画像を併用して判別するモデルを AI を用いて作成する。

④投影技術を用いたトンネル検査システムの構築

各要素技術を統合し、要打音度ヒートマップを投影し、打音結果を打音した位置に投影し、1m 角のメッシュに剥落健全度を自動判定・記録することが可能なトンネル検査システムとして構築する。剥落健全度は要打音度算出に用いた指標と打音結果からマトリクスにより判定する。

	模式図	令和6年度	令和7年度	令和8年度
①要打音箇所抽出手法の構築		・自動算出プログラム作成	・要打音箇所抽出AI作成 ・要打音度算出式提案	・要打音度算出の精度検証・改善
②ハンマー位置測位システムの開発		・基礎データ収集	・取り付け位置・方法の検討	・実トンネルでの精度検証・改善
③打音結果の自動判定技術の開発		・モデル作成	・騒音環境下での精度向上	・実トンネルでの精度検証・改善
④投影技術を用いたトンネル検査システムの構築		・トンネルモックアップへの投影 ・ビューアの作成	・実物大トンネル模型への投影 ・打音位置に打音結果投影	・実トンネルでの精度検証・改善

図 1-2 各項目毎の研究内容

## 2. 要打音箇所抽出手法の構築

覆工壁面撮影画像からひび割れ情報の csv を作成する手法の構築を行った。また、作成したひび割れ情報の csv および覆工壁面撮影画像より、1m メッシュ TCI を自動算出し、ヒートマップ情報を加えて、csv および CAD (変状展開図) 形式で出力する手法を構築した。

### 2.1 覆工壁面撮影画像からひび割れ情報の csv を作成する手法の構築

ディープラーニングにて生成した学習済みモデルにて、覆工壁面撮影画像からのひび割れを抽出することを目的とした、アノテーションデータの作成、YOLOv8 による学習、インスタンスセグメンテーションにて覆工壁面撮影画像からひび割れを推論した結果およびひび割れ csv を作成した。

学習に用いたデータセット (図 2-1) は、鉄道事業者より貸与を受けた覆工壁面撮影画像を基に作成した。はじめに、覆工壁面撮影画像より、学習させたいひび割れを含む 640 画素×640 画素の正方形となるようにトリミングを行った。トリミング後は、テキストデータによる方法でアノテーションデータを作成した。テキストファイルの構成は、1つのオブジェクト (ひび割れ) に対して、1行のデータとした。各行内の構成は、オブジェクト・クラス・インデックス (今回は 0 を crack と定義している) に続いて、オブジェクトの境界座標 (閉曲線座標) をトリミング画像 (今回の場合は 640 画素) に対して、正規化した値を記載した。アノテーションテキスト作成の流れを 図 2-2 に示す。

88 枚の短冊画像より、計 1091 枚のひび割れを含む 640 画素×640 画素の写真をトリミングした。図 2-3 にトリミング写真の例を示す。骨格線および輪郭線を抽出することから、一定のひび割れ幅がないと線検出オペレータによる処理が難しいと考えられたことから、目視上 1.5mm (3 画素) 以上のひび割れ幅を有するひび割れをトリミングの対象とした。図 2-4 に、図 2-3 に対してブラシによる塗りつぶしを行った結果の例を示す。図 2-5 に、作成したアノテーションテキストの例を示す。

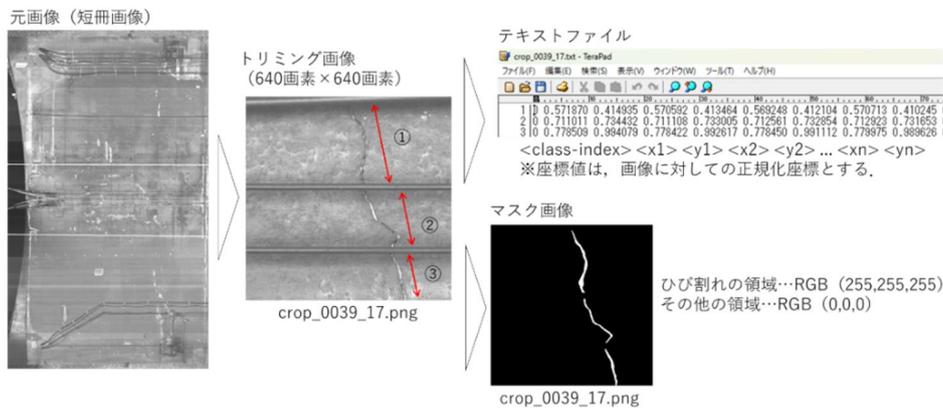


図 2-1 学習用データセットの概要

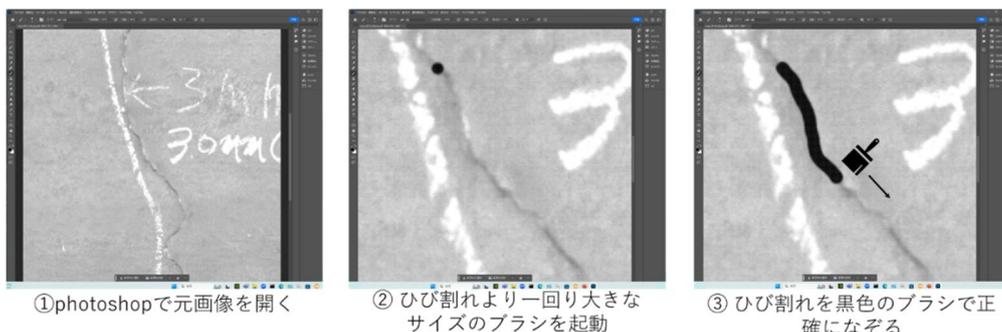


図 2-2 アノテーションテキスト作成の具体的な作成の流れ (その 1)

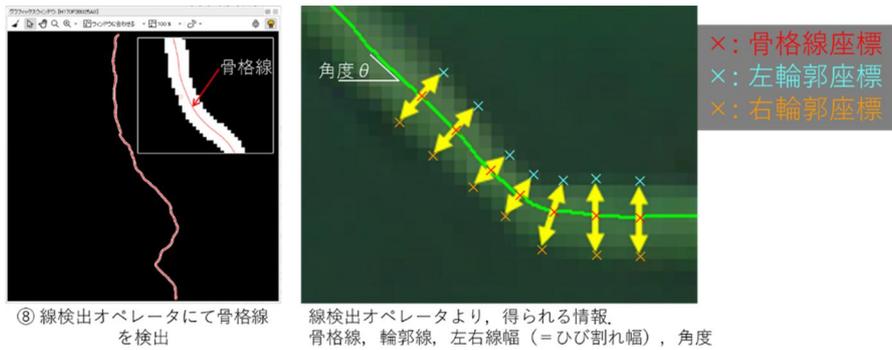
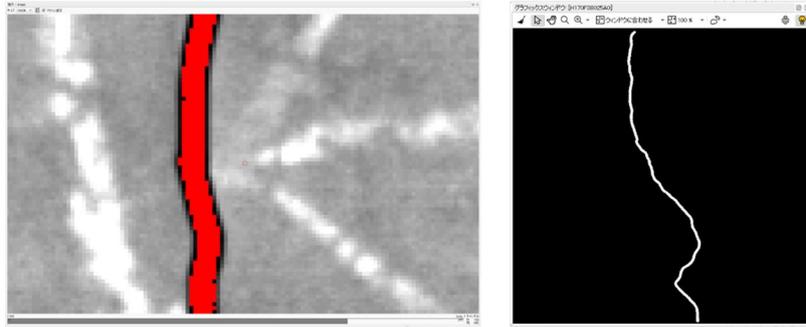
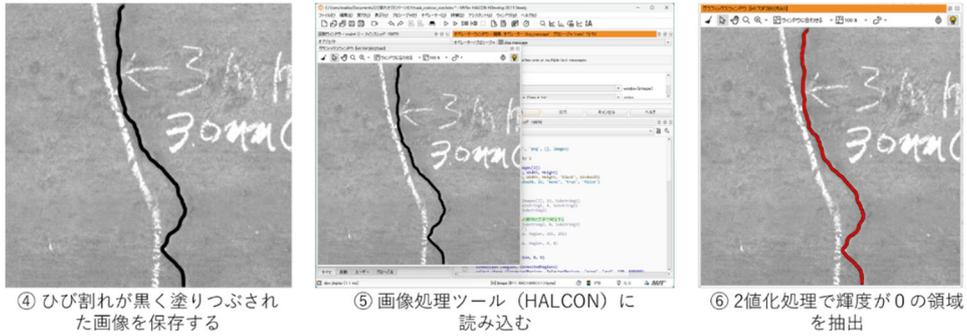


図 2-2 アノテーションテキスト作成の具体的な作成の流れ (その2)

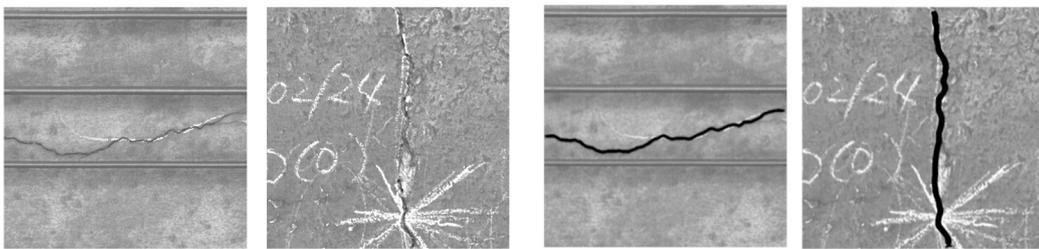


図 2-3 トリミング写真の例

図 2-4 ブラシの例

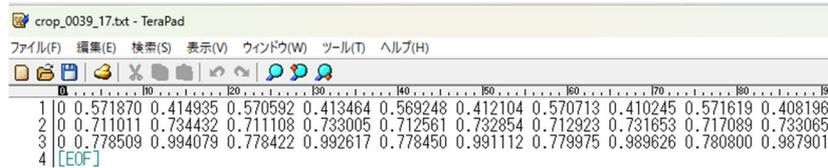


図 2-5 作成したアノテーションテキスト

次に、アノテーションテキストおよびトリミング画像を使用して、YOLOv8により学習済みモデルを作成した。学習用のtrainデータセットと検証用のvalidデータセットを7対3の割合で分割した。画像デ

ータはimagesフォルダに、アノテーションファイルはlabelsフォルダに格納した。なお、1091枚の画像およびアノテーションテキストに対して、左右反転、上下反転、および左右上下反転のデータ拡張を実施し、データセットのサイズを4倍にした。最終的な学習データ数は、学習用3060データ、検証用130データとなった。最適化アルゴリズムとしてSGDを用いた。学習済みモデルの学習曲線を図2-6に示す。学習済みモデルの性能を示す指標であるmAP50(M)は0.906、mAP50-95(M)は0.476と高精度なモデルを構築できた。

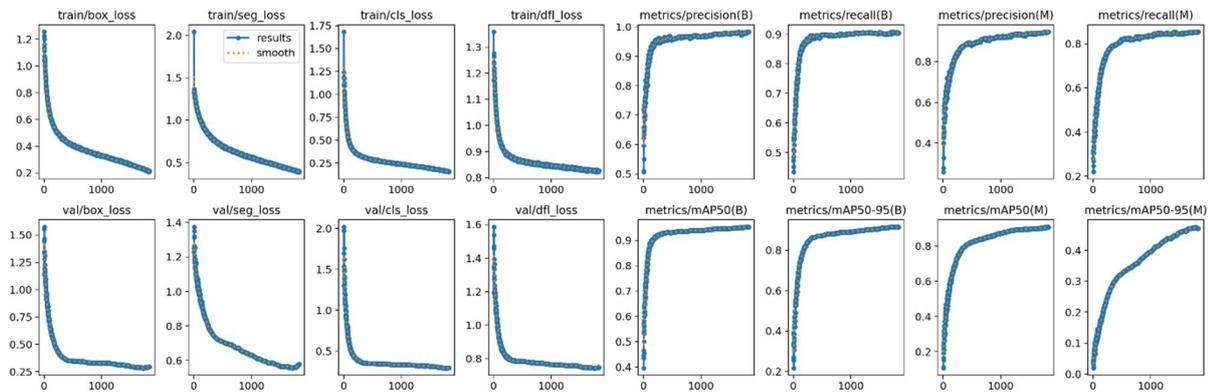


図 2-6 学習曲線

次に、上記の学習したひび割れモデルを使用し、ひび割れを推論するプログラムを作成した。推論結果の一例を図2-7に示す。正解のひび割れをほぼ忠実に抽出できた。推論結果の一部と拡大した様子を図2-8～図2-10に示す。なお、ひび割れ推論結果において、ケーブルに反応して抽出される現象が確認された。これらの線分を除外する目的でケーブルマスクを作成した。

次に、ひび割れ推論結果として生成されるひび割れマスクを使用し、画像処理開発環境 HALCON により線検出、骨格抽出、ノイズ除去、成分連結などの処理を行った。最終的なひび割れの骨格線座標、ひび割れ幅（最大・平均）、ひび割れ長さを算出し、これらデータをひび割れ csv に出力した。

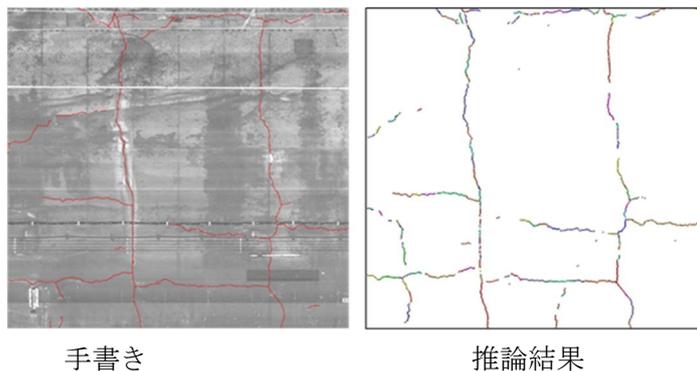


図 2-7 YOLO セグメンテーションモデルによる推論状況

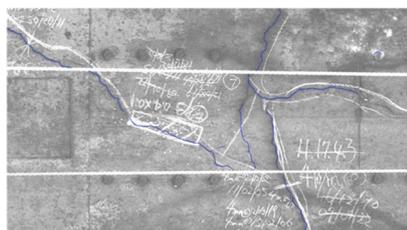


図 2-8 推論結果 (例 1)

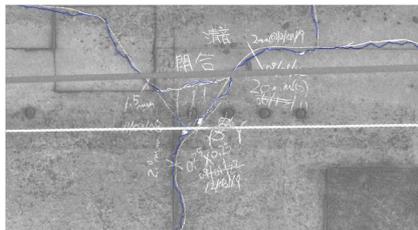


図 2-9 推論結果 (例 2)

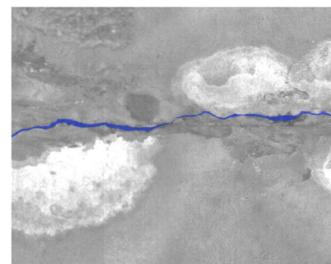


図 2-10 推論結果 (例 3)

作成したひび割れ csv に対し、ひび割れ形状の抽出を実施した。ここで、要打音度に対して影響が大きいと考えられるひび割れ形状の 1 つである「ひび割れが閉合する箇所（閉合ひび割れ）」を抽出対象とした。ひび割れ形状の抽出方法としては、YOLOv8 による方法とプログラムによる方法とした。

まず、YOLOv8 により、作成した学習済みモデルを用いて、ひび割れ csv から作成したひび割れ画像に対してバウンディングボックスによる物体検出を行った。その結果の例を図 2-11 に示す。閉合ひび割れが検出される結果が示されたが、一部の閉合ひび割れが抽出されない結果も見られた。

このため、さらに、ひび割れ csv からひび割れ形状を抽出するプログラムを作成した。本プログラムは、まず、ひび割れ csv ファイルを読み込み、各ひび割れの線分データから交点を検出する。次に、交点とそれに関連するひび割れの線分をもとに、閉合されたループ領域を判定する。2 本以上のひび割れが交差し、閉じたループを形成している場合に閉合領域と判定し、これらに対してバウンディングボックスを生成する。抽出した結果を図 2-12 に示す。閉合ひび割れは赤色のバウンディングボックスで示している。これらの結果から、ひび割れ csv から閉合ひび割れの抽出が可能であることが確認された。

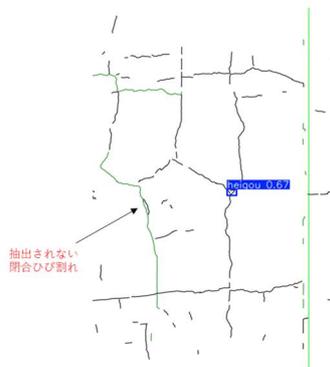


図 2-11 YOLOv8 による検出結果の例

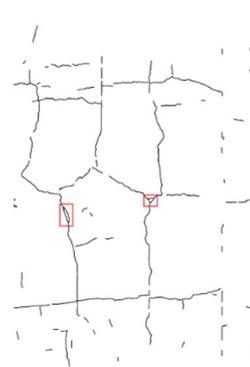
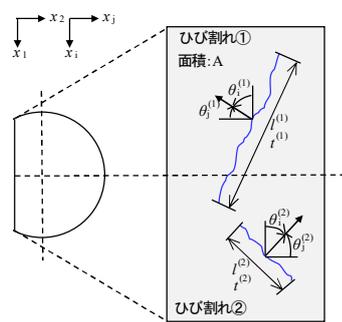


図 2-12 プログラムによる検出結果の例

## 2.2 1m メッシュ TCI (Tunnel Crack Index) の自動算出

Tunnel Crack Index (TCI) は、定量的なトンネルの健全度の判定のために、特に道路トンネルにおいて最近活用が始められている指標で、図 2-13 のように定義される。



$$F_{ij} = \frac{1}{A} \sum_{k=1}^n (l^{(k)})^\alpha (t^{(k)})^\beta \cos \theta_i^{(k)} \cos \theta_j^{(k)} \dots \dots \dots (1)$$

- ここで、  
 A: TCIを計算する範囲の覆工コンクリートの面積 (m<sup>2</sup>)  
 n: ひび割れの本数 (本)  
 l<sup>(k)</sup>: ひび割れ k の長さ (m)  
 t<sup>(k)</sup>: ひび割れ k の幅 (m)  
 θ<sub>i</sub><sup>(k)</sup>: ひび割れ k の法線ベクトルが x<sub>i</sub> 軸となす角度  
 θ<sub>j</sub><sup>(k)</sup>: ひび割れ k の法線ベクトルが x<sub>j</sub> 軸となす角度  
 α: ひび割れ幅の重み付けに関する係数、1としてよい。  
 β: ひび割れ長さの重み付けに関する係数、1としてよい。  
 F<sub>11</sub>: TCIの縦断方向成分  
 F<sub>22</sub>: TCIの横断方向成分  
 F<sub>0</sub>=F<sub>11</sub>+F<sub>22</sub>: TCI

図 2-13 TCI の定義

作成したひび割れ情報の csv および覆工壁面撮影画像より、1m メッシュ TCI を自動算出し、ヒートマップ情報を加えて、csv および CAD (変状展開図) 形式で出力する手法を構築した。トンネル周方向のメッシュ分割は画像の中心を 0 とし、1m メッシュを作成した。なお、端数が生じた場合には、路盤脇に端数を割り当てることとした。ただし、端数値が 0.2m 以下であった場合に限り 1m 以上 1.2m 以

下のメッシュを割り当てることとした。トンネル軸方向の分割は画像左端を 0 とし 1m メッシュを作成した。画像内に目地が存在する場合、以下の方法で分割した。

- (1)目地を跨がない 1m メッシュを作成する。
- (2)目地両側に 1m メッシュを作成できない場合（画像隅に目地が存在する等）、目地を跨いだ 1m メッシュを作成する。
- (3)目地両側に 1m メッシュを作成できるが、さらにその外側に 0.2m 以上のメッシュが作成できない場合、目地両側のメッシュを 1m～1.2m 範囲のメッシュを作成する。

図 2-14 に作成したメッシュの例を示す。図中の赤線は目地、黄色線は画像端を示している。考え方に合致したメッシュ作成が可能なプログラムを作成した。

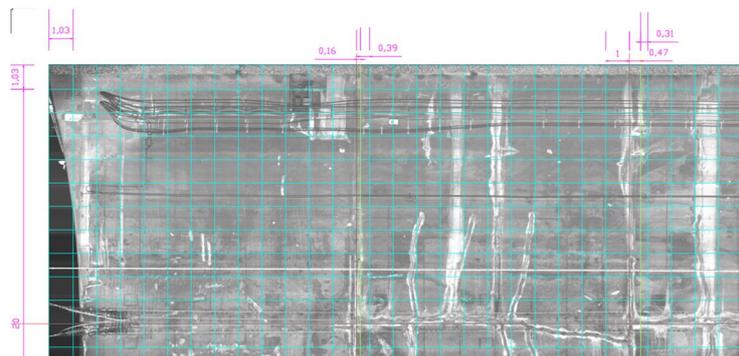


図 2-14 作成したメッシュの例

算出した TCI 値の妥当性を検証するために、以下の 3 段階で比較を行った。

Step1：別手段で算出したトンネル覆工壁面撮影画像毎の TCI 値とメッシュ分割なしの TCI 値の比較

（1 要素）：トンネル覆工壁面撮影画像毎を 1 つの要素とし、別手段で算出したトンネルモデルとほぼ同じ条件にて計算を実施した。

Step2：別手段で算出したトンネル覆工壁面撮影画像毎の TCI 値とメッシュ分割ありの TCI 値の比較

（1 要素）：Step1 を条件に、メッシュによるひび割れの分割処理を加えて計算を実施した。

Step3：メッシュ分割あり TCI 値の「1 要素」と「多要素」を比較：Step2 を条件に、トンネル覆工壁

面撮影画像毎にもメッシュ分割を適用し計算を実施した。

表 2-1 に検証結果を示す。Step1 より TCI 値 (F0 値) はほぼ一致 (誤差 5%以内) しているため、TCI 計算結果に問題ないことを確認できた。Step2 より TCI 値 (F0 値) はほぼ一致 (誤差 5%以内) しているため、TCI 計算結果に問題ないことを確認できた。なお、この比較よりメッシュ分割をしても TCI 計算結果に影響ないと判断できた。Step3 より、トンネル覆工壁面撮影画像毎の  $\Sigma t11$  と  $\Sigma t22$  はほぼ一致 (誤差 5%以内) しているため、TCI 計算結果に問題ないことを確認できた。TCI の計算結果については、メッシュ csv の要素構成節点の最後に、TCI 値が大きい場合が 8、小さい場合は 2 として、線形的に 2～8 で割り振り入力することとした。

これまでに作成したひび割れ csv、メッシュ csv、TCI 情報を 1 つにまとめた csv を作成した。この csv に基づき、DXF ファイルを作成するプログラムを作成した。図 2-15 に作成した DXF ファイルによる CAD 画面出力の一例を示す。DXF では、画層ごとに、ひび割れ、メッシュ、TCI 値に応じたヒートマップ、覆工壁面撮影画像を重ね合わせることを可能とした。DXF を確認すると、ひび割れを含むメッシュで適切に着色されていることを確認した。

表 2-1 プログラムによる TCI 計算結果

分割 No	分割範囲 開始	分割範囲 終了	基準値				メッシュ分割なし (1要素)					メッシュ分割あり (1要素)					メッシュ分割あり (多要素)								
			F11	F22	F0	F0 補正	Σt11	Σt22	F11	F22	F0	F0 一致[%]	Σt11	Σt22	F11	F22	F0	F0 一致[%]	Σt11	Σt22	F11	F22	F0	Σt11 一致[%]	Σt22 一致[%]
0	0.0000	13.1900	1.20E-04	1.87E-04	0.00031	0.00028	0.03165	0.04929	1.09E-04	1.69E-04	0.00028	100.0255	0.03165	0.04929	1.09E-04	1.69E-04	0.00028	100.0255	0.03165	0.04929	4.10E-02	7.50E-02	0.11603	100.0000	100.0000
1	13.1900	25.0460	1.56E-04	0.000284	0.00044	0.00040	0.03705	0.06740	1.42E-04	2.58E-04	0.00040	100.0879	0.03705	0.06740	0.000142	0.000258	0.00040	100.0879	0.03705	0.06740	3.71E-02	6.80E-02	0.10511	100.0000	100.0000
2	25.0460	39.8245	0.00019	0.000274	0.00046	0.00042	0.05614	0.08078	0.000172	0.000248	0.00042	100.0897	0.05614	0.08078	0.000172	0.000248	0.00042	100.0897	0.05614	0.08078	0.05663	0.082087	0.13872	100.0000	100.0000
3	39.8245	55.0300	1.67E-04	0.000189	0.00036	0.00032	0.05090	0.05758	1.52E-04	1.72E-04	0.00032	100.0760	0.05107	0.05750	1.53E-04	1.72E-04	0.00032	100.1543	0.05107	0.05750	5.11E-02	6.52E-02	0.11631	100.0000	100.0000
4	55.0300	69.9410	1.62E-04	1.88E-04	0.00035	0.00032	0.04844	0.05616	1.48E-04	1.71E-04	0.00032	100.1278	0.048289	0.05621	1.47E-04	1.71E-04	0.00032	100.0274	0.0482888	0.05621	4.83E-02	5.62E-02	0.10446	100.0000	100.0000

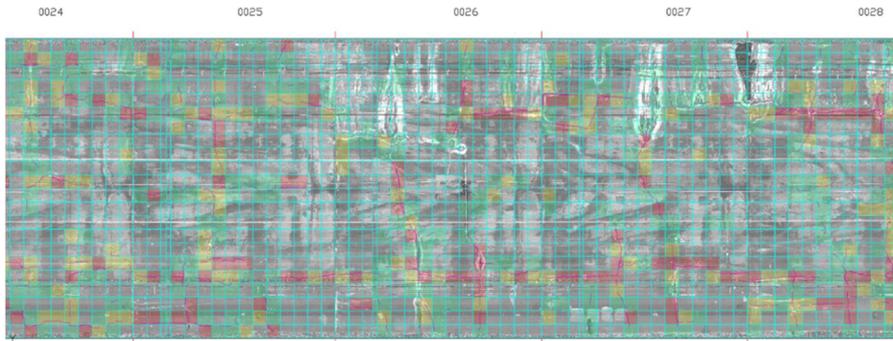


図 2-15 DXF ファイルによる CAD 画面出力の一例

### 3. ハンマー位置測位システムの開発

#### 3.1 Bluetooth (AoA 方式) による三次元位置測位の試行

ハンマー位置測位システムの開発に関連し、Bluetooth (AoA 方式) による 3 次元位置測位の試行を行った。図 3-1 に Bluetooth を活用した測位例およびトンネル打音調査時に想定される測位イメージを示す。現在実用化されている屋内での活用方法と比べて、計測条件は大きく異なり、メーカーや公開文献による知見が少ない状況であった。さらに、金属の遮蔽による影響を受ける可能性が考えられた。Bluetooth を活用した測位技術をトンネル内で活用するためには、ロケータの配置方法の検討や遮蔽物の影響についての検証を行い、技術が適用可能であるか見極める必要があった。そこで、Bluetooth (AoA 方式) による 3 次元位置測位の座標取得を試行した。

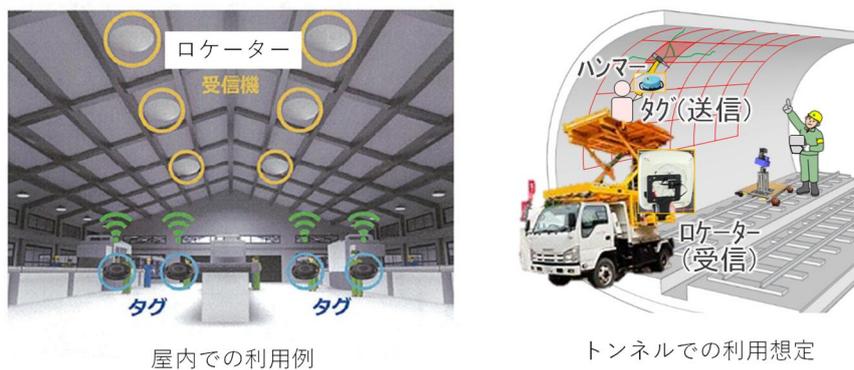


図 3-1 Bluetooth を活用した測位

図 3-2 に測定時の機器配置状況を平面図にて示す。使用するロケーター個数による試験ケースを設定し、2つのタグ (2020, 2019) を使用して、座標取得を行った。図 3-3 に、測定時のタグ配置状況を示す。なお、図中の座標軸は、おおよその方向を示している。タグ 2020 は、測定開始 30 秒後に y 軸方向へ 50cm 移動させた。タグ 2019 は、ハンマーに取り付けを行い、測定開始 60 秒後に、図 3-4 に示すように遮蔽物 (単管パイプ) を設置した。



図 3-2 測定時の機器配置状況

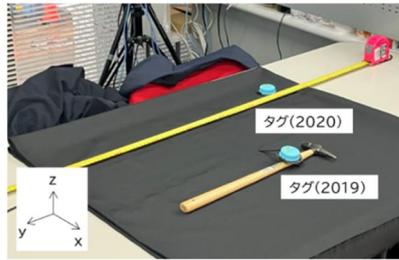


図 3-3 タグ配置状況

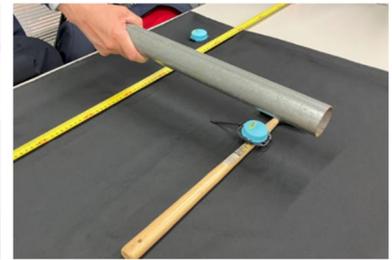


図 3-4 遮蔽物

タグの位置を3次元座標として csv に出力した結果を図 3-5～図 3-6 に示す。なお、1 行目の座標値を基準とした移動距離を示している。試行結果より得られた知見を以下に示す。

- 本測位技術により、タイムスタンプおよび3次元座標を csv 出力可能であることを確認した。また、複数個のタグに対する同時の測位も問題がない
- 遮蔽物 (単管パイプ) の設置により計測結果が変化する。(ロケーターの数が多いほど、変化が小さい)
- タグの移動に反応して、移動距離にも変化がみられる。

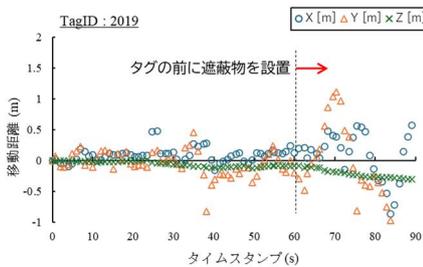


図 3-5 Case1 (ロケーター2 個)

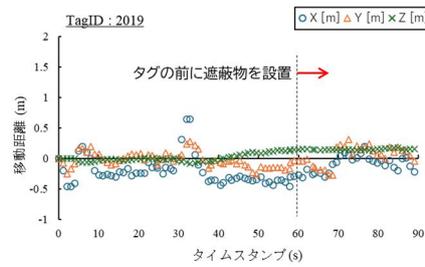
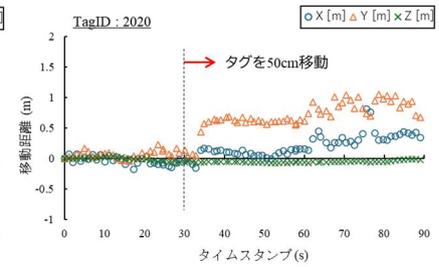


図 3-6 Case3 (ロケーター4 個)



### 3.2 ハンマー位置測位システムの基本方針の決定

試行結果により、ロケーターの数が最も多い4つのケースで、遮蔽物による影響を受けにくいことが分かった。そのため、精度の高い測位を実現するには、4 個以上のロケーターの設置が望ましいと考えられる。ここで、トンネルの検査では、高所作業車や組立足場を準備した上で、打音調査を実施する。鉄道では、移動の容易さから、高所作業車を使用する事業者が多く、遮蔽物 (手すりなど) の影響をより受けやすいことが想定される。また、高所作業車の場合、バケットのような可動部と固定部が存在することから、ロケーターの受信状況が不安定になることが想定される。以上を考慮して、高所作業車へロケーターを5 個設置する方針とした。図 3-7 に、複線新幹線断面のトンネルで高所作業車を使用する際のロケーター取付けイメージを示す。①③⑤のロケーターが固定 (Fix)、②④のロケーターが可動 (Move) と考えた。なお、図中の紫三角は、製品の測位可能な角度  $135^\circ$  範囲を示しており、トンネル半断面を測位可能であると考えられる。

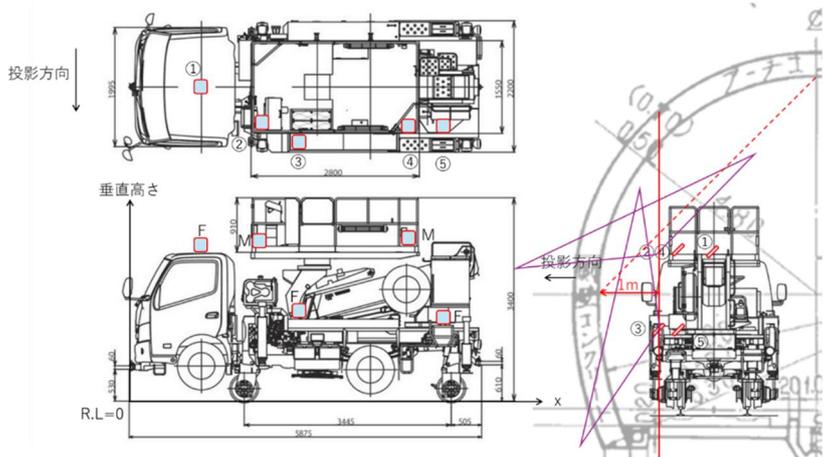


図 3-7 ロケーター取付けイメージ

## 4. 打音結果の自動判定技術の開発

検査者の技術や経験に左右されずに変状判定が可能な簡便な手法として、マイクロフォンやスマートフォン等で収集した打音データから、AI を用いてする手法を検討した。

### 4.1 検討の流れ

検討の流れを図 4-1 に示す。特徴量による打音判定モデル（学習済みモデル）と、画像による打音判定モデル（学習済みモデル）を組み合わせるものとし、前者のモデルにより清音（clear）を抽出した後、残りについては、後者のモデルにより清音（clear）、疑い（suspicious）および濁音（severe）の3つに分類することとした。

### 4.2 打音データの収集

打音の収集は廃線トンネル等で実施した。収録に当たっては、トンネル覆工コンクリートを点検ハンマーで打撃し、PC マイク (Audio-Technica 社製 AT2020), ワイヤレスマイク (BOYA 社製 BOYA LINK) およびスマートフォン (Apple 社 iphone) で収録した。打音データは、「清音」、「濁音の疑い」、「濁音」の3区分とし、スマートフォンで収録したデータに基づき専門技術者が分類した。収録した打音は、1000音であり、データ (PC マイクの場合) の一例を図 4-2~図 4-4 に示す。

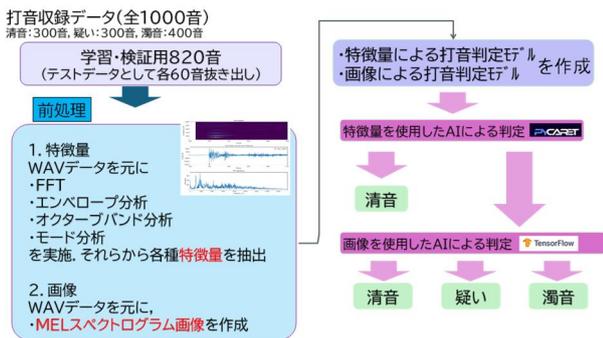


図 4-1 検討の流れ

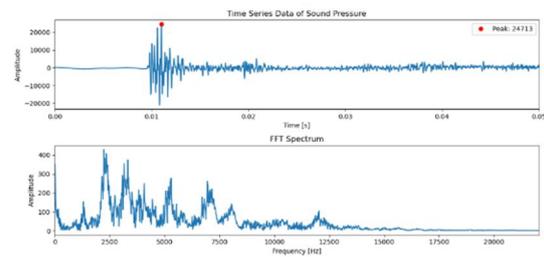


図 4-2 打音データの例 (PC マイク, clear)

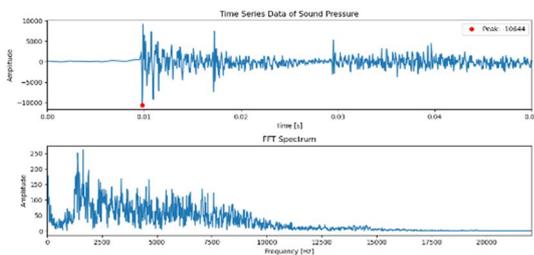


図 4-3 打音データの例 (PC マイク, suspicious)

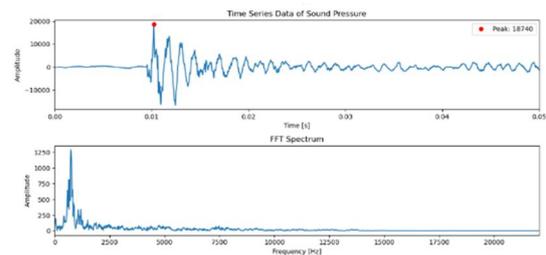


図 4-4 打音データの例 (PC マイク, severe)

## 4.3 打音の特徴量を用いた AI の検討

### 4.3.1 特徴量の抽出

AI の検討に先立ち、特徴量を抽出した。特徴量の抽出方法としては以下の4種の手法を用いた。

#### (1) エンベロープ分析

エンベロープ分析は、FFTにより卓越周波数を求め、卓越周波数帯をバンドパスフィルターで処理し、振幅を包絡線で結ぶ処理であり、エンベロープ分析により閾値を超えた前後の時間軸の差を取ることで

ピーク音圧の減衰時間を抽出，エンベロープ自体を積分することでエンベロープ量を求めることができる。図 4-5 に生波形を FFT にかけての結果を示す。FFT によりピーク周波数を求め，エンベロープ処理を行う波形を抽出した。図 4-6 に生波形から抽出されたピーク波形を示す。ピーク波形を元にエンベロープ処理を行った結果を図 4-7 に示す。エンベロープ分析により減衰時間を各閾値で抽出した結果を図 4-7 に示す。減衰時間は各閾値：40%（青丸），30%（緑丸），20%（赤丸）とした。

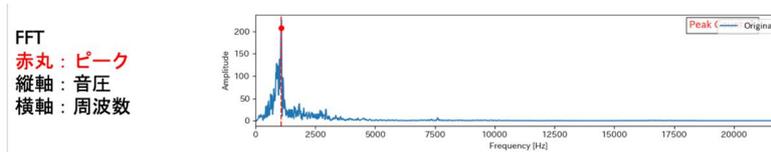


図 4-5 生波形の FFT 結果

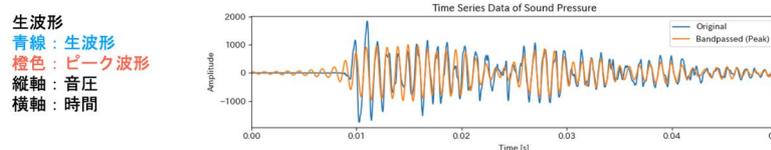


図 4-6 生波形と抽出したピーク周波数の波形

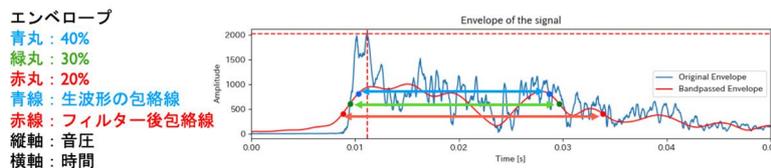


図 4-7 ピーク周波数のエンベロープ波形

## (2) モード分析

モード分析のモードとは振動の特定の形状やパターンのことを示す。一般に各モードは特定の固有振動に対応する。モードを求めるにあたり FFT 処理を行い  $\Delta f$  の距離と，ピークに対する割合を元にモード数を求めるアルゴリズムを作成して算出した。図 4-8 にモードを求めた例となる。

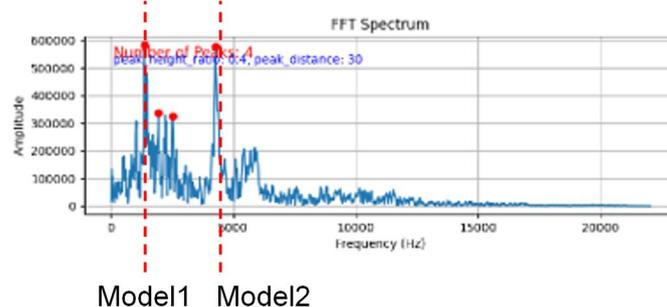


図 4-8 モード分析で抽出したモード

## (3) 周波数スペクトル成分面積比

FFT スペクトルを求め，それぞれの周波数対での成分の面積比を特徴量として抽出した。抽出する周波数帯はそれぞれ b2k, b4k, b6k, b8k, b10k, b12k, b14k, b16k, b18k, b20k, b22k の 11 帯で整理した。図 4-9 に生波形，図 4-10 に FFT スペクトラム図を示す。緑の枠はそれぞれの分割した帯域を示す。

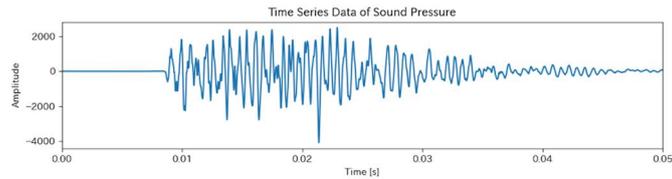


図 4-9 生波形

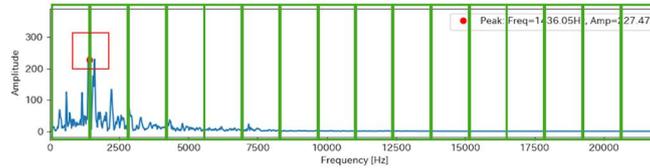


図 4-10 FFT スペクトラム図

#### (4) オクターブバンド分析

オクターブ分析は、各オクターブバンドにバンドパスフィルターを通して、各フィルターの中心周波数に対応する成分を抽出するものである。図 4-11~図 4-14 に FFT の結果と、1/3 オクターブ、1/6 オクターブ、1/9 オクターブの結果を示す。

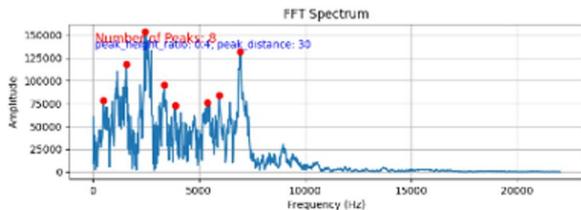


図 4-11 FFT 結果

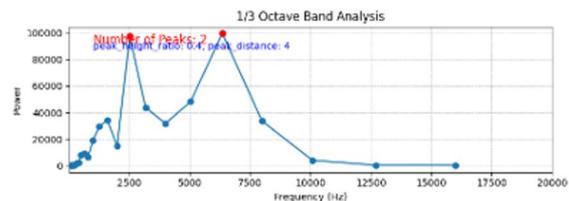


図 4-12 1/3 オクターブバンド分析結果

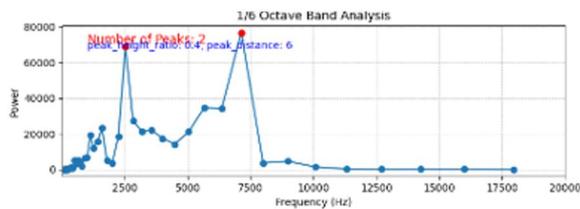


図 4-13 1/6 オクターブバンド分析結果

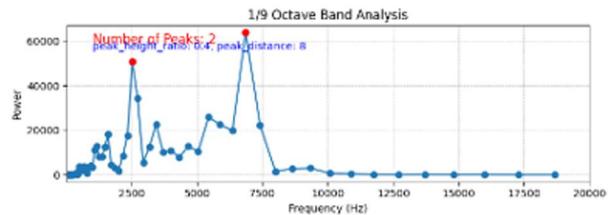


図 4-14 1/9 オクターブバンド分析結果

#### 4.3.2 抽出した特徴量

打音判定結果に基づいて、各特徴量のパラメータスタディを行い、表 4-1 の特徴量を抽出した。特徴量抽出時のパラメータ設定としては、モード間距離  $\Delta f$  数(distance)= 20, モード閾値(height\_ratio)= 0.4, オクターブバンド(num\_bands)= 1/9, オクターブバンド分析のピーク比(peakratio)= 0.1, 減衰時間の閾値(ThresholdValue)= 0.30 とした。

PC マイクで収録した打音データの特徴量の例として、打音波形の 1/9 オクターブバンド分析結果、元波形、FFT 解析結果、エンベローブ解析結果を図 4-15~図 4-17 に示す。

#### 4.3.3 学習に用いるアルゴリズムの選定

上記の特徴量を使用して学習済モデルを作成した。特徴量の学習には Pycarte を用いた。使用したアルゴリズムと学習結果を表 4-2 に示す。ここで、「静音」300, 「濁音の疑い」300, 「濁音」400 の計

表 4-1 抽出した特徴量

特徴量	説明
time_difference	減衰時間
peak_spectrum_pressure	ピーク音圧
peak_spectrum_freq	ピーク周波数
num_peaks	モード数
b2k	FFTの面積比
b4k	
b6k	
b8k	
b10k	
b12k	
b14k	
b16k	
b18k	
b20k	
b22k	
envelope_integral	エンベロープの積分値
ratio_median_limited	最大ピーク値と中央値の比
band_width	バンド幅

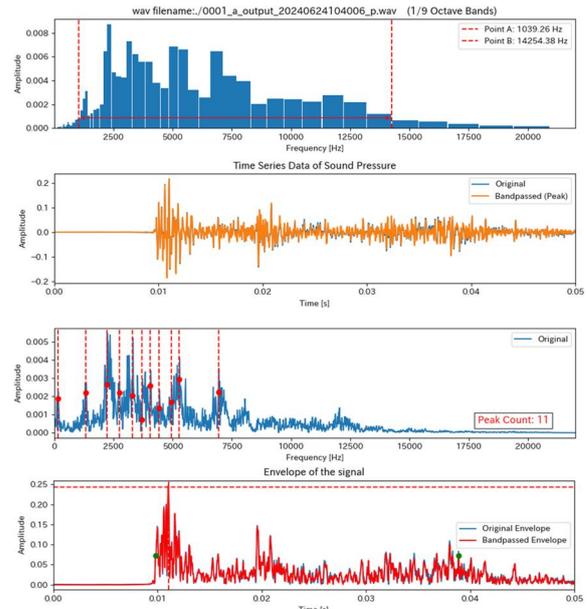


図 4-15 特徴量 (PC マイク, clear)

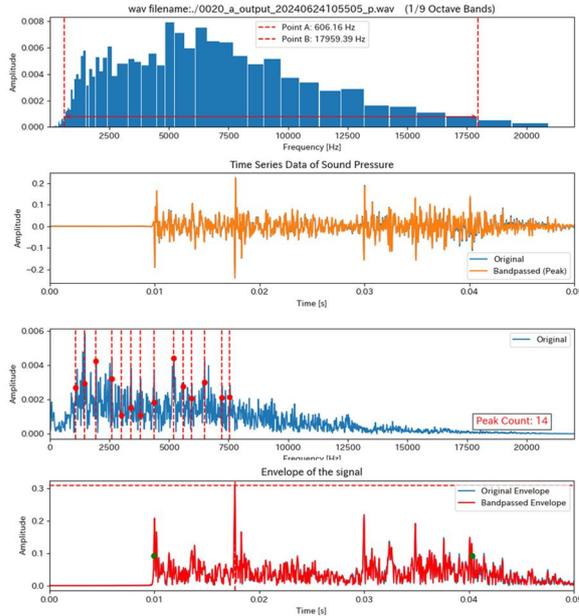


図 4-16 特徴量 (PC マイク, suspicious)

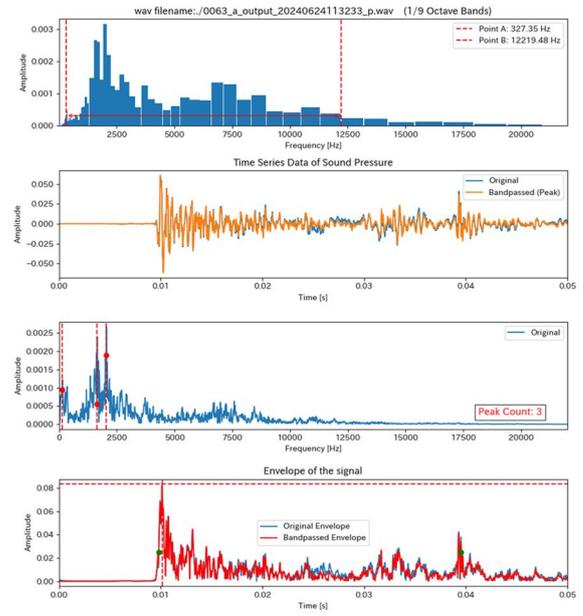


図 4-17 特徴量 (PC マイク, severe)

表 4-2 使用したアルゴリズムと学習の結果  
(PC マイク)

Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
et	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773
lightgbm	0.9130	0.9667	0.9130	0.9186	0.9131	0.7918	0.7974
rf	0.9112	0.9670	0.9112	0.9152	0.9112	0.7870	0.7912
gbc	0.8921	0.9568	0.8921	0.8962	0.8910	0.7365	0.7430
ada	0.8920	0.9553	0.8920	0.8983	0.8924	0.7419	0.7479
ridge	0.8868	0.0000	0.8868	0.8964	0.8883	0.7359	0.7429
lr	0.8747	0.9455	0.8747	0.8780	0.8747	0.6985	0.7018
dt	0.8695	0.8345	0.8695	0.8714	0.8683	0.6802	0.6846
lda	0.8692	0.9302	0.8692	0.8802	0.8716	0.6982	0.7042
qda	0.8348	0.8343	0.8348	0.8382	0.8194	0.5489	0.5765
nb	0.8241	0.9278	0.8241	0.8880	0.8318	0.6394	0.6826
knn	0.8189	0.8792	0.8189	0.8253	0.8202	0.5715	0.5747
svm	0.7179	0.0000	0.7179	0.6773	0.6648	0.1936	0.2232
dummy	0.7073	0.5000	0.7073	0.5003	0.5861	0.0000	0.0000

(ワイヤレスマイク)

Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
et	0.9773	0.9721	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773	0.9773
lightgbm	0.9164	0.9656	0.9164	0.9184	0.9168	0.7998	0.8010
gbc	0.9145	0.9665	0.9145	0.9165	0.9139	0.7909	0.7943
rf	0.9076	0.9629	0.9076	0.9093	0.9073	0.7755	0.7779
ada	0.8833	0.9453	0.8833	0.8838	0.8816	0.7115	0.7154
ridge	0.8815	0.0000	0.8815	0.8914	0.8835	0.7254	0.7315
lda	0.8813	0.9501	0.8813	0.8908	0.8833	0.7246	0.7299
qda	0.8727	0.9411	0.8727	0.8841	0.8752	0.7074	0.7135
lr	0.8712	0.9461	0.8712	0.8799	0.8726	0.6979	0.7039
dt	0.8519	0.8115	0.8519	0.8524	0.8501	0.6349	0.6390
nb	0.7962	0.9004	0.7962	0.8703	0.8053	0.5863	0.6342
knn	0.7629	0.8248	0.7629	0.7645	0.7616	0.4243	0.4275
dummy	0.7073	0.5000	0.7073	0.5003	0.5861	0.0000	0.0000
svm	0.6533	0.0000	0.6533	0.7439	0.6053	0.1707	0.2454

1000 データから各種別毎にテストデータ 60 データを抜いた、「静音」240, 「濁音の疑い」240, 「濁音」340 の計 820 データを元に、精度を向上させるため、3 種別から 2 種別に変更して、「静音」240, 「濁音の疑い」+ 「濁音」: 580 の計 820 データを学習に使用した。

最も優れたアルゴリズムは「Extra Trees Classifier」となり、決定係数は PC マイク 0.9254, ワイヤレスマイク 0.9216 となった。その後、アルゴリズム(AI)のハイパーパラメータをチューニングした。

学習済モデルによる判定結果を表 4-3 に示す。また、特徴量の寄与度を図 4-18 および図 4-19 に示す。

表 4-3 学習済モデルによる判定結果

	clear	severe+suspicious
PC マイク	97%	89%
ワイヤレスマイク	82%	90%

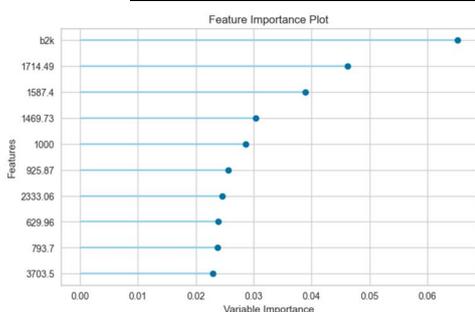


図 4-18 特徴量寄与度(PC マイク)

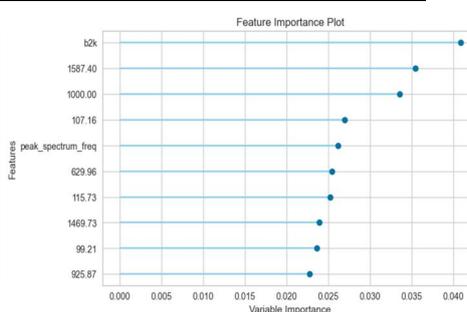


図 4-19 特徴量寄与度(ワイヤレスマイク)

#### 4.4 打音のスペクトログラムを用いた AI の検討

打音画像データとして MEL スペクトログラムを用いることとした。なお、スペクトログラム作成時のパラメータ設定については、コンター分解能(Counter)=18, CNN イメージサイズ(IMAGE SIZE)=128 およびスペクトログラム縦軸(Scale)= linear とした。PC マイクで収録した打音データから作成した、代表的(clear, suspicious, severe)な打音波形の MEL スペクトログラムを図 4-20~図 4-22 に示す。

画像の学習には TensorFlow を使い、静音:300, 濁音の疑い:300, 濁音:400 の計 1000 データから各種別毎にテストデータ 20 データを抜いた静音:280, 濁音の疑い:280, 濁音:380 の計 940 データを元に CNN(Convolution Neural Network)モデルで作成に使用した。

画像データの学習済みモデルによる予測結果を表 4-4 に示す。テストに用いたデータは、学習に用いたデータを除く、計 60 データを用いた(clear20, suspicious20, severe20)。

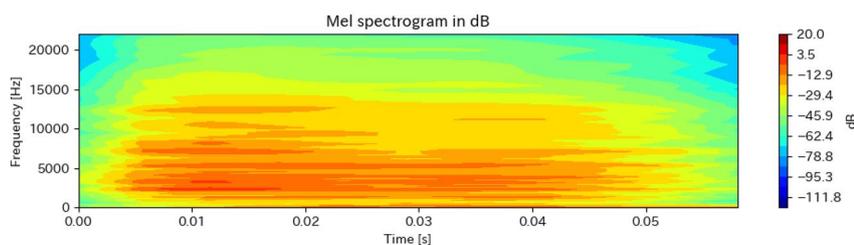


図 4-20 打音画像データ 1(PC マイク, clear)

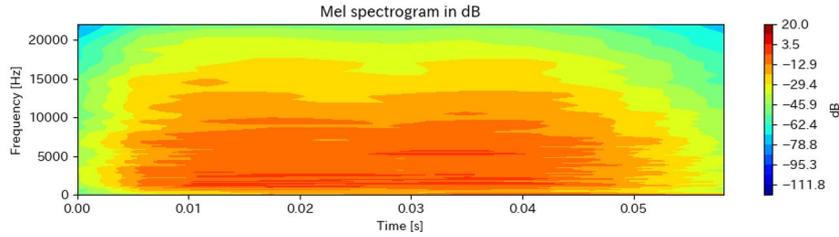


図 4-21 打音画像データ 2(PC マイク, suspicious)

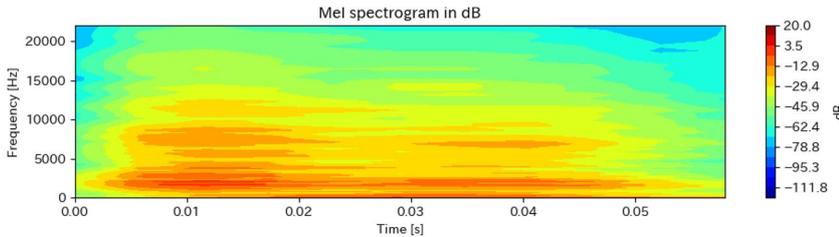


図 4-22 打音画像データ 3(PC マイク, severe)

表 4-4 判定結果(画像データ) (%)

	clear	suspicious	severe
PC マイク	86.7	63.3	66.7
ワイヤレスマイク	96.7	66.7	70.0

#### 4.5 検証試験

検証作業は鉄道総研内の盛土試験場で実施した。実施にあたり「打音画像データから機械学習モデルの作成作業」で作成した機械学習モデルを使用した検証用プログラムを作成した。収録装置としては、PC マイク (Audio-Technica 社製 AT2020), PC (Panasonic 社製 LetsNoteCF-J10, OS:Ubuntu22, CPU:intel-i5, Memory:8GB, GPU :無し)を用いた。打撃には点検ハンマーを用いた。

検証試験の状況を図 4-23 に示す。打撃対象は、図 4-24 に示す既往の研究で作製されたトンネル覆工試験体(収集箇所 1,2)および盛土試験場内のコンクリート台座(収集箇所 3)である。トンネル覆工試験体には内部に浮き模擬した発砲スチロールが埋設されている。各収集箇所において、10 回ずつ打撃を行い、その場で技術者 A および打音判定 AI が判定を行った。

技術者 A の判定と打音判定 AI の総合判定を比較すると、打音判定 AI の正解率は 66%となった。



収集箇所 1



収集箇所 2



収集箇所 3

図 4-23 検証試験状況

図 4-24 収集箇所

## 5. 投影技術を用いたトンネル検査システムの構築

変状展開図に記載されている変状とともに要打音度ヒートマップをトンネルモックアップに投影できるように、前課題で開発した「覆工投影システム」の改良を実施した（図 5-1）。また、変状展開図の中のどの範囲を投影しているのか分かるビューア（図 5-2）を作成した。

投影装置は、変状展開図に記載されている変状として、ひび割れを投影できるものとした（図 5-1）。なお、ひび割れ幅に応じて4段階に分類できるものとした。また、変状ではないが、検査の目安になる要素として目地を投影できるものとした（図 5-3）。ひび割れおよび目地の投影時における太さや色の設定は鉄道事業者の変状展開図を参考に設定した。要打音度ヒートマップは、前課題で開発した「覆工投影システム」での要注意箇所に加え、赤から白までの7段階に分類して投影できるものとした（図 5-4）。これらは前課題で開発した「覆工投影システム」と同様の csv ファイルを入力ファイルとできる仕様になっている。

また、ビューアは、投影装置の走行距離および投影角度を受信し、投影装置の走行距離に応じて画面をスクロールし、投影角度に応じて投影範囲を示す赤枠を鉛直方向に移動させることで、現在の投影範囲を簡易に把握できるものとした（図 5-2）

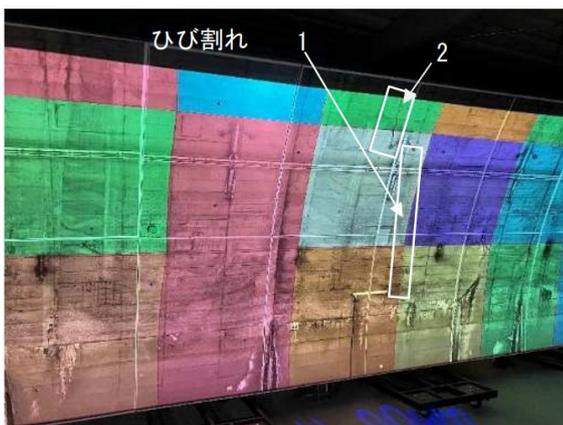


図 5-1 改良後の「覆工投影システム」

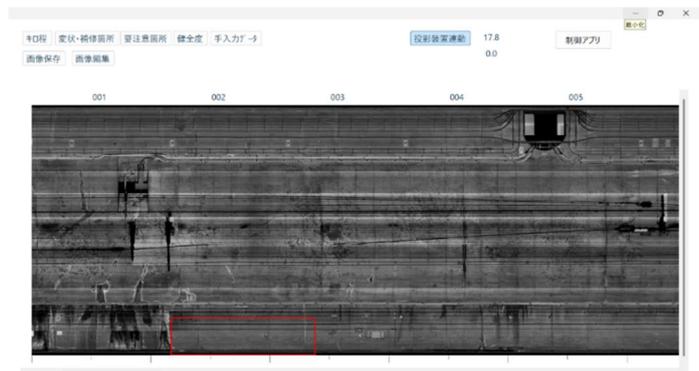


図 5-2 投影範囲のビューア

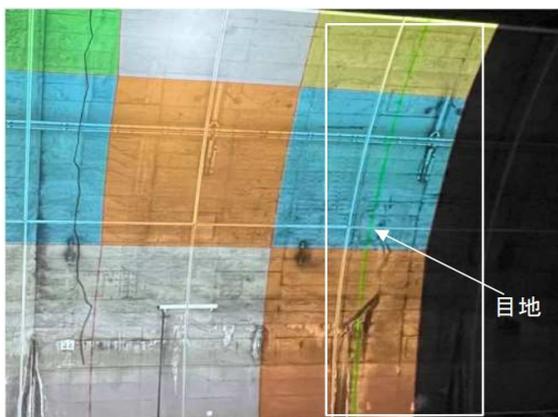


図 5-3 目地の投影状況

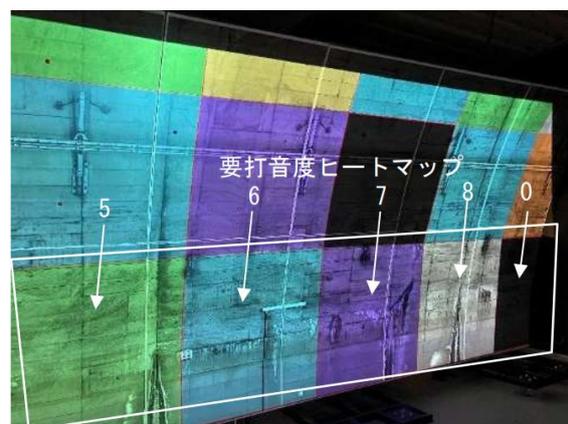


図 5-4 要打音度ヒートマップの投影状況 (5~0)

## 6. 結 論

本年度は、覆工壁面画像より、ひび割れ情報を自動抽出し、1m メッシュ TCI (Tunnel Crack Index) 値の算出およびそのヒートマップ化を行う手法を構築した。また、打音を清音、疑い、濁音の3段階でAI判定するモデルを構築した。さらに、覆工に打音結果をプロジェクタで投影する技術の開発に向けて、Bluetoothによる3次元位置測位技術の試行を実施した。また、投影技術を用いたトンネル検査システムの構築に向け、覆工投影システムの改良を行った。以下に、得られた成果をまとめる

### (1) 要打音箇所抽出手法の構築

ひび割れ幅を考慮した学習用データを作成し、インスタンスセグメンテーションにより画像からひび割れを抽出するための学習済みモデルを構築した。覆工壁面画像を用いてモデルの検証を行った結果、幅の情報も含め、ひび割れを自動抽出可能であることを確認した。

覆工壁面画像に対して、1m メッシュで自動的に分割し、上記で抽出したひび割れ情報を用いて、1m メッシュ TCI 値を算出し、算出した TCI 値を PC 上にヒートマップ表示させるプログラムを構築した。

### (2) ハンマー位置測位システムの開発

Bluetooth タグを取り付けたハンマーにより打音位置を取得することで、打音した位置に打音結果をプロジェクタで投影する技術を開発することを目的に、Bluetooth (AoA 方式) による3次元位置測位の試行を行った。その結果、本測位技術により、タイムスタンプおよび3次元座標を csv 出力可能であることを確認した。また、複数個のタグに対する同時の測位も問題がないことを確認した。この結果にもとづき、ハンマー位置測位システムの基本方針を決定した。

### (3) 打音検査の自動判定技術の開発

実トンネル等において打音を収録し、清音・濁音判定のための教師データを作成して、打音の周波数等の特徴量と打音をスペクトログラム化した画像を用いて打音結果(清音・疑い・濁音の3段階)をAI判定するアルゴリズムを構築した。検証の結果、66%の正答率で打音判定できることを確認した。

### (4) 投影技術を用いたトンネル検査システムの構築

投影技術を用いたトンネル検査システムの構築に向け、覆工投影システムの改良を行った。

### (5) 今後の計画

- ・ TCI 値と閉合・交差ひび割れ、漏水の情報等を用いた要打音箇所抽出法を提案する。
- ・ 騒音環境を考慮した打音の AI 学習により実際の環境での打音判定の精度向上を行う。
- ・ 要打音箇所投影から剥落健全度判定までの流れを、実物大トンネル模型で検証する。

## 7. 知的財産権取得状況

特許出願 0 件

発明の名称：

## 8. 研究成果発表実績

1) 論文発表：国内 0 件、海外 0 件

2) 口頭発表：国内 0 件、海外 0 件

3) その他(研究内容報告書、機関誌発表、プレス発表等)：国内 0 件、海外 0 件

## 9. 参考文献

なし