

デジタル技術を用いた地中送電用洞道の 点検効率化技術の検証

嘉賀 大樹¹・和田 好史²・吉本 正浩³・奥野 真志⁴・
藤原 孝明⁵・太宰 佑輔⁶・新田 敏之⁷

¹正会員 東京電力パワーグリッド株式会社 工務部 (〒100-8560 東京都千代田区内幸町 1-1-3)
E-mail: kaga.daiki@tepcoco.jp

²正会員 東京電力パワーグリッド株式会社 工務部 (〒100-8560 東京都千代田区内幸町 1-1-3)
E-mail: WADA.YOSHIFUMI@tepcoco.jp

³正会員 東京電力パワーグリッド株式会社 工務部 (〒100-8560 東京都千代田区内幸町 1-1-3)
E-mail: yoshimoto.m@tepcoco.jp

⁴株式会社東設土木コンサルタント 維持管理事業部 (〒113-0033 東京都文京区本郷 1-28-10)
E-mail: okuno@tousetu.co.jp

⁵株式会社東設土木コンサルタント 維持管理事業部 (〒113-0033 東京都文京区本郷 1-28-10)
E-mail: fujiwara@tousetu.co.jp

⁶株式会社東設土木コンサルタント 維持管理事業部 (〒113-0033 東京都文京区本郷 1-28-10)
E-mail: dazai@tousetu.co.jp

⁷キャノンマーケティングジャパン株式会社 企画本部 (〒108-8011 東京都港区港南 2-16-6)
E-mail: nitta.toshiyuki@canon-mj.co.jp

東京電力パワーグリッドでは洞道を約 430km 有しており, 定期的な点検管理を行っている. 将来的に老朽化設備の増加や熟練技術者の減少が懸念されることから, デジタル技術を活用した点検品質の均一化や効率化が課題である. 現行の点検は目視や打音主体であり, デジタル技術を活用することで効率化や品質向上が期待できる. しかしながら, ケーブルの収容された狭隘な洞道では, 画像撮影や合成処理, 変状画像の判定など多くの技術的な課題があったため, 実用化のために技術開発を行う必要があった. 本報告は, 洞道に適した画像撮影と合成処理方法, 画像から変状を自動検知する AI の開発を行い, 実際の洞道内で検証を行うことで, 実用化の可能性について確認したものである.

Key Words: inspection, tunnels, underground transmission cable, digital technology, photograph, image processing, AI

1. はじめに

東京電力パワーグリッドでは, 高度経済成長期以降より急増した首都圏の電力需要に対応するため, 洞道の建設を進めてきた. 洞道の設備量の推移を図-1 に示す. 2021 年現在洞道の亘長は約 430km に達しており, 経年 30 年を超過する設備が半数以上であることから, 今後老朽化対策に伴う業務量の増加が懸念される. 一方で, 他のインフラ構造物同様, 維持管理に掛けられるコストは有限であり, 少子高齢化が進む国内においては熟練技術者の不足なども危惧される. そのため, 将来的に増加が想

定される維持管理費の抑制や, 効率的な運用が必要不可欠と考えられる.

既往技術として, 道路や鉄道などの大断面のトンネルや橋梁構造物において, デジタル技術に関する検討が多方面で報告^{1),2),3)}されている. 東京電力グループでは, ダムや水路構造物のように遮蔽物のないコンクリート壁面を撮影し, 可視画像や変状データの一元管理⁴⁾を一部の構造物に対して導入している. しかし, 洞道の場合ケーブル等の遮蔽物が多く, 全線に亘る撮影作業と取得さ

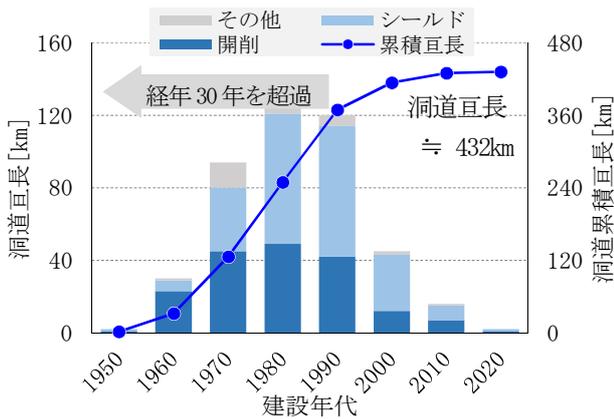


図-1 建設年代別の洞道設備量



写真-1 洞道内の状況

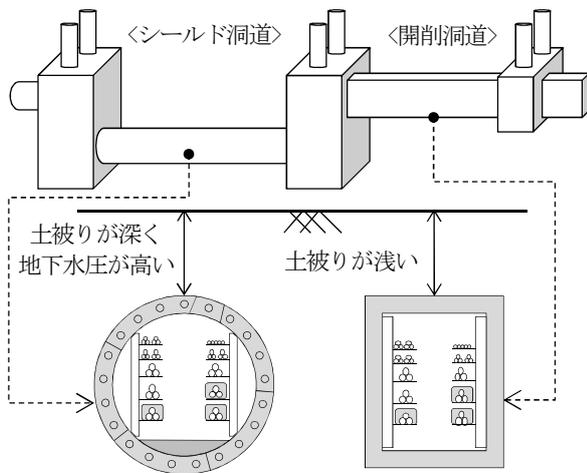


図-2 洞道の構造形式

れた画像の合成処理など実用上の課題があった⁵⁾。また、画像から技術者が変状をトレースする必要があり、PCを用いた変状状況の作図に多くの時間を要すると考えられていた。しかし、近年 AI を用いた変状自動検知に関する技術開発が飛躍的に進んでおり、これらの技術を洞道の点検業務へ適用することで実用化が見込まれた。

本稿では、洞道に適した画像撮影と合成処理方法、画像から変状を自動検知する AI の開発を行い、実際の洞道内で検証を行うことで、将来的な実用化の可能性について確認した内容を報告する。

2. 洞道の維持管理概要

(1) 洞道の構造形式

洞道の構造形式は、図-2 のような開削洞道とシールド洞道が主体である。形状や土被りが異なることに加え、シールド洞道の場合は、継目が多く漏水が発生しやすい特徴などがある。また、洞道内には写真-1 のように地中送電用ケーブル（以下，“ケーブル”という）が収容されていることから、狭隘な環境下で点検や補修を実施することとなる。

(2) 洞道の変状要因

洞道に変状が生じる要因として、表-1 に示すような部材劣化と荷重増加の 2 種類が代表的である。地下水の変動などにより設計想定以上の荷重が作用し、荷重増加が生じ、洞道にひび割れが発生する。一方、部材劣化は地下水に含まれる塩化物イオンが洞道に浸透することで、鉄筋腐食や浮き・剥離が発生する。洞道は線状構造物であることから、全線が一樣に劣化進展するわけではなく、劣化因子の作用する部分ごとに変状が発生する。そのため変状の位置や発生範囲、劣化の程度は局所毎に異なる。

(3) 維持管理の概要

洞道の維持管理のフローを図-3 に示す。

a) 変状点検

変状点検とは、洞道に発生している変状を重点管理箇所を設けて定期的に行うものである。目視観察や打音等により洞道の変状を確認し、変状状況をスケッチ図（CAD 図）として記録する。主な変状要因が荷重増加や部材劣化であることから、表-2 の変状を記録対象としている。得られた点検結果より洞道区間ごとに変状程度のランク分けを行い、詳細点検の可否を判定する。

b) 詳細点検

詳細点検は、変状点検により詳細点検が必要と判定された洞道に対して、劣化の範囲や要因、進行程度を明らかにし、補修や補強の可否を判定するための点検である。洞道全線の変状状況を把握し、劣化機構を推定したうえで必要な現地調査や室内分析、構造解析や耐力評価等の劣化診断を行う。

c) 補修・補強

補修や補強は、詳細点検により必要と判定された洞道に対して、対策を講じるものである。洞道に生じる変状の要因や程度に応じ、最適な工法や材料の選定を行う。

表-1 洞道の変状要因

荷重増加	部材劣化
断面力増大, 性能変化なし  上下の潰れ変形 天井部へのひび割れ	断面力変化なし, 性能低下  鋼材腐食 コンクリートの剥落
 天井部へのひび割れ	 浮き剥離部の 鉄筋腐食・減肉

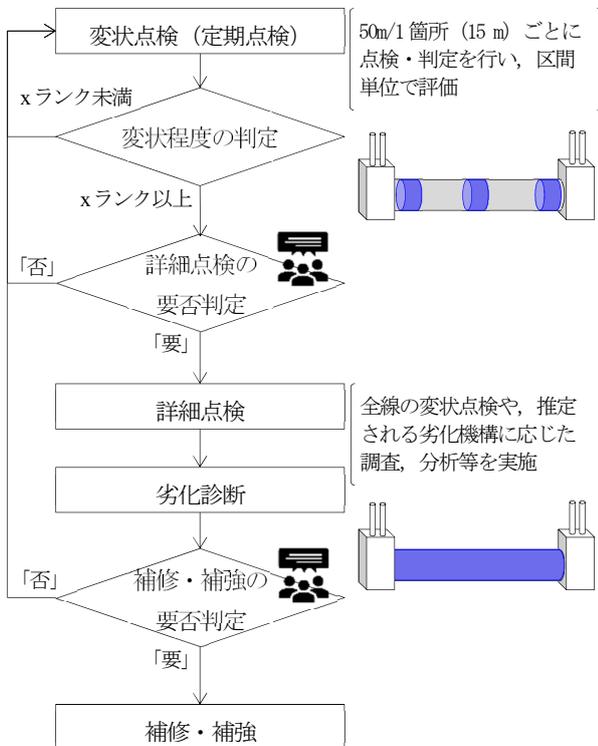


図-3 維持管理フロー

表-2 点検対象の変状

構造分類	変状種別	内容
開削 シールド	ひび割れ	0.1mm以上のひび割れに対して、幅や向きを考慮し確認
	漏水・漏水跡 浮き・剥離 鉄筋腐食・エフロ	変状ごとの発生位置や範囲を確認。鉄筋腐食など程度があるものはその程度も確認
	継手ボルト グラウトホール	腐食や損傷の程度を確認

3. 洞道内での画像撮影と合成処理

(1) 目的

現行の点検は目視や打音主体であり、デジタル技術を活用し、洞道に発生している変状を高精度且つ効率的に把握することで、点検業務や劣化診断、補修補強設計といった維持管理業務の効率化が期待できる。しかしながら、ケーブルの収容された狭隘な洞道では、画像撮影や合成処理、変状の判定など多くの技術的な課題があったため、実用化に向け技術開発を行うこととした。

本検証は、目視や打音を主体とした洞道内の点検を画像撮影へ代替することで、現地作業や図面作成の効率化、点検品質の向上を図ることを目的に検証したものである。以下に、洞道内での画像撮影と合成処理に関する検証と、洞道用 AI モデルの検証について、デジタル技術の有効性や得られた知見について報告する。

(2) 検証条件

a) 対象とした洞道

検証対象として選定した洞道の概要を表-3に示す。構造条件として開削洞道とシールド洞道を対象とし、ケーブル収容条数の違いも考慮した。また、のちの AI モデルの作成のために、多数の変状が同一区間で多く発生している範囲で撮影することとした。

b) 対象とした変状

対象とした変状は、部材劣化と荷重増加により生じる表-4の8種類とした。ひび割れや漏水跡、剥離のような変状は定量的に検知し、ボルト腐食のような3次元的なものは、劣化の程度を大中小のように定性的に判定する。

また、当社のシールド洞道には二次覆工が省略されたものが多く、点検で得られるひび割れ状況と構造解析により洞道の健全性を判定している⁹⁾。この解析に用いるひび割れ幅は0.1mm以上としているため、点検におけるひび割れ幅の検知精度を0.1mm以上とした。

c) 使用した撮影機材

撮影機材については特殊な専用治具等は扱わず、市販の機器より選定した。具体的にはカメラ・レンズのほか、三脚、レーザー距離計、ロボット雲台等である。カメラについては、幅0.1mm以上のひび割れを記録対象としているため、撮影解像度が0.25mm/1画素以下となるような高解像度カメラを選定した。また、ロボット雲台とは膨大な枚数の画像撮影や合成を容易にするための自動撮影機器であり、主に広範囲のパノラマ撮影等で用いられる。

表-3 対象とした洞道概要

洞道 No.	構造形式	収容条数	内径 [m]	区間互長 [m]	撮影互長 [m]
No.1	開削	1	W:2.6 H:2.0	374	47
No.2		10	W:1.7 H:2.9	450	45
No.3		10	W:1.5 H:3.0	62	45
No.4		41	W:1.7 H:2.3	325	16
No.5	シールド	31	φ2.2	177	45
No.6		1	φ2.4	466	47
No.7		6	φ2.0	77	46
No.8		8	φ3.6	498	48
No.9		20	φ3.7	394	14
No.10		42	φ3.1	71	45

表-4 対象とした変状

変状名称	尺度分類	備考
ひび割れ	定量的	向きや長さを幅ごとに検知
漏水跡		漏水跡を領域として検知
浮き		チョーク跡を領域として検知
剥離		剥離を領域として検知
鉄筋露出		鉄筋露出を領域として検知
エフロ		エフロを領域として検知
ボルト腐食	定性的	継手ボルトの腐食をランク判定
GH劣化		GHの劣化をランク判定 (GH: グラウトホール)



図-4 画像撮影と合成処理の選定条件

(3) 画像撮影と合成処理

撮影方法は洞道内のケーブルの収容状況に応じたものを選定する必要があり、洞道の壁面の性状を正確に捉えることで効率的な合成処理が可能となる。また洞道内は狭隘且つ互長を有することから、撮影位置を変えながら連続的に撮影する必要がある。後工程で膨大な枚数の画像を合成処理するため、遠近や角度により生じる歪みやノイズの除去が自動処理できるか、現地での撮影と合わせて確認する必要があった。以上のことから、画像撮影と合成処理は、以下の2つの組み合わせで検証した

a) 半自動機器による撮影と合成処理 (図-4 左)

半自動機器であるロボット雲台を用いて壁面を撮影したのちに、2次元のパターンマッチングによる合成処理をおこなう方法である。画像の合成処理を行う場合、前後や左右の隣り合う画像とラップさせる撮影が必要であり、ロボット雲台を用いることで効率的な撮影が可能である。洞道建設時や収容ケーブルの引き替え時など、壁面にケーブルがない場合の撮影に適している。

b) 手動による撮影と合成処理 (図-4 右)

一眼レフカメラを用いて手で壁面を撮影し、SfM (Structure from Motion) による合成処理をおこなう方法である。ケーブル等の遮蔽物がある場合、壁面を撮影するため多視点からの分割した撮影が必要である。本検証では、撮影角度やラップ率に注意した。現地のケーブル収容状況に応じた撮影が可能であり、収容状況が断面ごとに異なる場合の撮影に適している。

(4) 実用性の考察

a) 点検への実用性

検証結果を表-5に示す。ケーブルなど遮蔽物の状況に応じた2種類の撮影点検を行い、壁面へのマーキングや現地でのスケッチ、事務所内で行うCAD図面の作成作業が低減され、従来点検から効率化が図られる可能性が高いことを確認した。半自動撮影機器を用いた場合、画像撮影や合成処理の確実性が高く、従来点検の半分程度の所要時間となる。

一方、手動による撮影の場合では、撮影枚数が多いことや、ピンボケが生じた場合の再撮影手間が生じる。これにより半自動撮影よりも若干多くの時間は要するものの、従来点検と比較すると3割程度の低減効果が見込まれる。しかし、壁面とカメラの離隔が確保できない場合は、画像の取得が困難であることや、画像データが不鮮明となり、合成等が自動処理できないことがわかった。

表-5 画像撮影と合成処理の検証結果

条件	半自動機器による撮影		手動による撮影	
	0条又は少ない		シールド洞道	開削洞道
撮影作業				
画像処理例	一定範囲ごとに自動処理 		一定範囲ごとに自動処理 	
評価	◎ 現地作業～図面化までで、5割程度の省力化が見込まれる。		○ 現地作業～図面化までで、3割程度の省力化が見込まれる。	
			× 画像合成が手動作業となるため、4倍以上の時間を要する。	

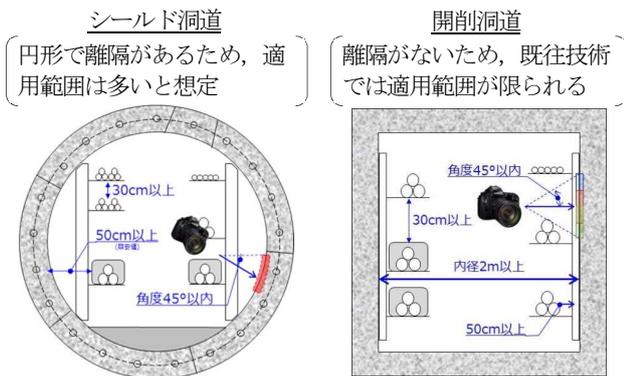


図-5 適用条件

b) 適用範囲

今回の検証により、洞道の場合図-5 に示すとおりシールド洞道においては円形形状で撮影面とケーブルの離隔が確保されやすいため、シールド洞道約 220km のうち 7 割程度に適用出来る可能性が高い。一方で、開削洞道のように撮影面が完全に遮断されている場合は、手動による合成処理が必要となり効率化とされない。

c) 今後の課題

ケーブル条数や構造に応じた 2 種類の撮影方法の実用性が確認された。ただし、適用範囲が限定的であることや画像品質の確保が必要不可欠であることが判明した。将来的な実用化に向けては、適用範囲の拡大や効率性の確保に着目した検討が必要であることが考えられる。カメラや撮影治具等の技術的な内容に加え、撮影範囲や撮

影機材、対象となる変状の要件整備など、運用面も踏まえた検討をおこなう。

4. 変状自動検知 AI の開発

本章では、洞道の代表的な変状である表-4 の 8 種類について、AI を活用した変状自動検知の可能性について検証した。

(1) 検証条件

洞道より得られた画像を元に技術者が学習データを作成し、作成された学習データを用いて洞道用の AI モデルを作成した。この AI モデルは、学習データの量や質の影響を大きく受けることから、高精度な AI モデルを作成するためには、多種多様な変状の学習データを揃えることが必要となる。一方で、収集するためには膨大な時間や労力を要し、実用化を判断するためには学習データの収集量についても推定する必要がある。

AI モデルの精度は、学習データを収集した洞道と同一洞道の場合と、異なる洞道の場合で評価する必要がある。それぞれの概念図を図-6 と図-7 に示し、前者を「学習あり」、後者を「学習なし」とする。洞道壁面の状態は洞道ごとに色調や性状が異なるため、学習ありの方が精度は高くなる。一方で、多くの洞道で AI モデルを効率的に運用するためには、学習なしでの検知精度も高いことが望ましい。本報告では「学習あり」の場合の検証結果を中心に報告する。

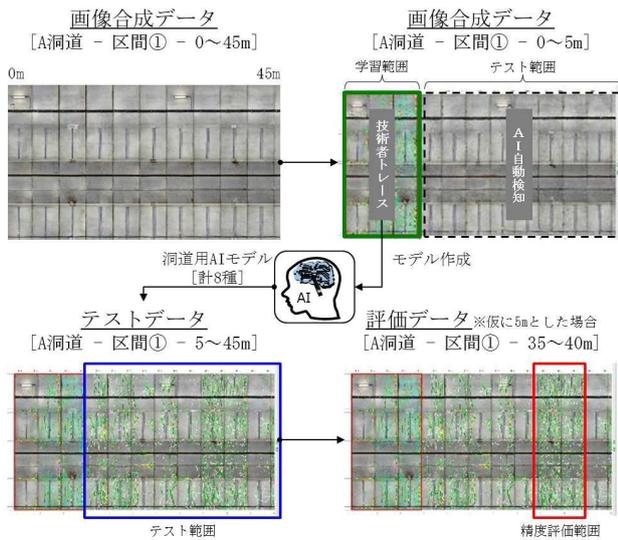


図-6 学習ありのパターン

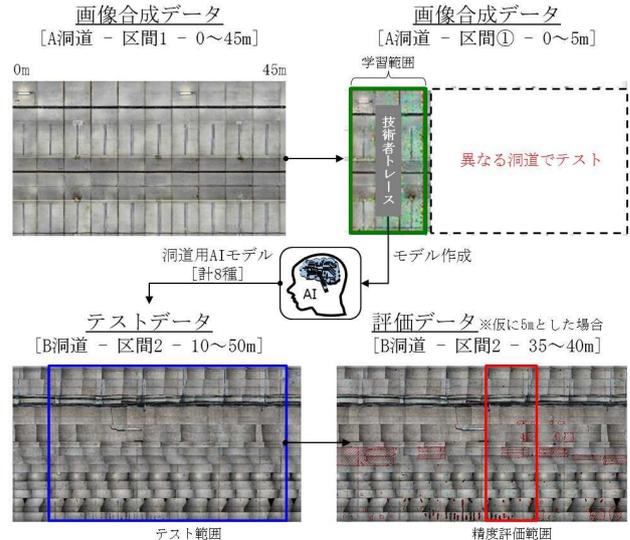


図-7 学習なしのパターン

(2) 変状ごとの検知結果

a) ひび割れについて

ひび割れが多く発生している洞道での検知結果をそれぞれ表-6 と表-7 に、検知例を図-8~10 に示す。開削洞道では、ひび割れ幅 0.1mm 以上の検知率と適合率はいずれも 96%以上と高い値が認められ、過少評価率については3.5%と低く高精度であると考えられる。

シールド洞道は検知率99.8%と高い値が認められる一方で、適合率は 86.0%、過少評価率 4.3%と開削洞道より低い精度である。これは、当該洞道に発生しているひび割れにおいて、見た目が類似した水垂れやキズが多く、誤検知したものが多かったことが影響していると考えられる。学習データの量や質を高めることで開削洞道と同様の結果が得られる可能性が高い。

b) 漏水跡について

漏水が発生している洞道での検知結果を表-8、表-9に、検知例を図-11~13 に示す。箇所数で見ると、検知率が100% (32/32 箇所) となった。他方、面積で評価した場合は検知率 47% (0.50/1.06 m²) と低い傾向にある。

コンクリート表面の状態が洞道ごとに異なることに加え、漏水跡は滴下水や滞水の有無、濡れの強弱や濃淡など様々な様相がある。そのため、学習データとして与えた漏水状況の色調や形状が十分でないことが影響していると考えられる。

c) 鉄筋露出について

鉄筋露出が確認された複数の洞道における検知結果を

表-10に、検知例を図-14~16 に示す。現時点でのデータ整理の都合上、学習ありでの評価数が少ないため、学習ありとなしの両方を混在した鉄筋露出箇所数とする。その場合、検知率は約 51% (26/51 箇所) となる。

洞道内の付属金物やボルト、配管やケーブルなど、鉄筋の錆と類似したものを誤って検知する例が多く確認されている。

d) 浮きについて

鉄筋コンクリートの浮きは、表面に顕在化する変状ではないことから、打音点検により確認するのが一般的である。本検証では図-17 のように緑色のチョークで浮きの模擬領域をマーキングし、それを検知することとした。検知結果を表-11 に検知例を図-18~19 示す。

現時点では検証データ数が少ないものの、箇所数で見ると、学習ありの洞道では検知率100% (28/28 箇所) となった。マーキング以外の部分や、緑色のチョークで書いた文字を誤検知する例はあるものの、概ね正しく検知していると考えられる。

e) 剥離について

剥離が確認された複数の洞道における検知結果を表-12 に、検知例を図-20~22 に示す。鉄筋露出の同様、現時点でのデータ整理の都合上、学習ありでの評価数が少ないため、学習ありとなしの両方を混在した箇所数とする。その場合、検知率は約 45% (22/49 箇所) となる。

剥離は、コンクリートの骨材が露出する様相を示すことが多いため、健全部で表面が粗い様相の部分などを誤検知する例が多く確認されている。

f) エフロについて

エフロが発生している洞道での検知結果を表-13、表-14に、検知例を図-23~25に示す。箇所数で評価すると検知率が90% (80/89箇所) となった。他方、面積で評価した場合は検知率38% (1.17/3.08㎡) と低い傾向にある。漏水跡と同様エフロの強弱や濃淡など様相が疎らであり、学習データの作成が曖昧となる特徴がある。

表-6 開削洞道のひび割れ検知結果

指標	評点	備考
検知率	98.7%	実際にあるひび割れ延長のうち、AIが検知した割合
適合率	96.8%	AIが検知したひび割れ延長のうち、実際にひび割れがある割合
過少評価率	3.5%	0.1mm以上を0.1mm未満と過少評価したひび割れ延長の割合

表-7 シールド洞道のひび割れ検知結果

指標	評点	備考
検知率	99.8%	実際にあるひび割れ延長のうち、AIが検知した割合
適合率	86.0%	AIが検知したひび割れ延長のうち、実際にひび割れがある割合
過少評価率	4.3%	0.1mm以上を0.1mm未満と過少評価したひび割れ延長の割合

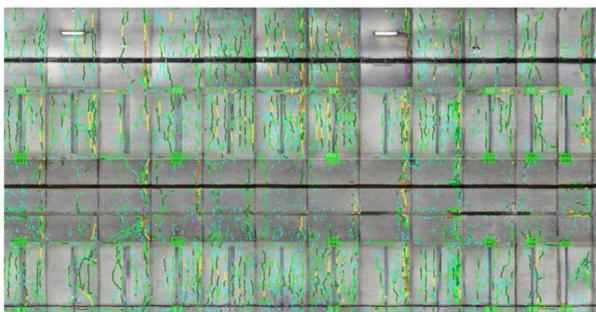
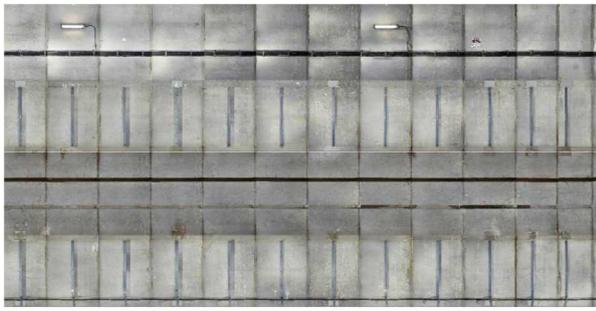


図-8 ひび割れのAI検知展開図例 (緑線 AI)

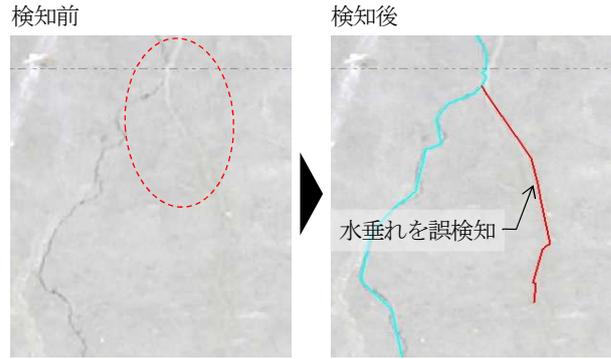


図-9 ひび割れの誤検知例 (水色線トレース, 赤線 AI 誤検知)

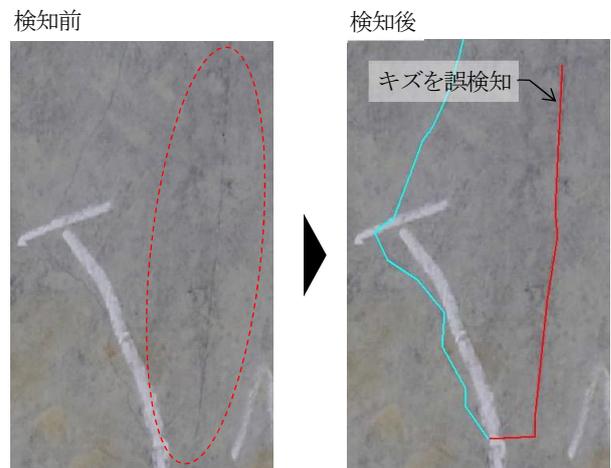


図-10 ひび割れの誤検知例 (水色線トレース, 赤線 AI 誤検知)

表-8 漏水跡の検知結果 (箇所)

検知箇所数	AI 検知 [箇所]		合計 [箇所]	検知率
	あり	なし		
トレース [箇所] (正解)	あり	32	32	100%
	なし	-	-	-

表-9 漏水跡の検知結果 (面積)

検知面積	AI 検知 [㎡]		合計 [㎡]	検知率
	あり	なし		
トレース [㎡] (正解)	あり	0.50	1.06	47%
	なし	0.16	26.53	-



図-11 漏水跡の検知例 (黄線 AI)



図-12 漏水跡の検知・未検知例 (青線トレース、赤線AI)

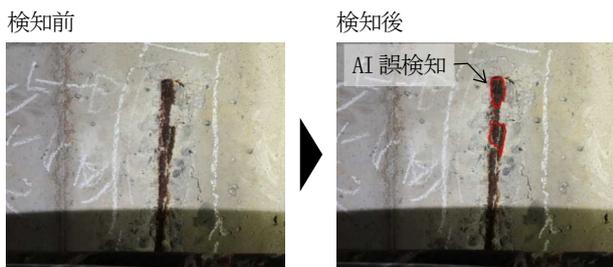


図-13 漏水跡の誤検知の例 (赤線AI)

表-10 鉄筋露出の検知結果 (箇所)

検知箇所数		AI 検知[箇所]		合計 [箇所]	検知率
		あり	なし		
トレース[箇所] (正解)	あり	26	25	51	51%
	なし	8	-	-	-

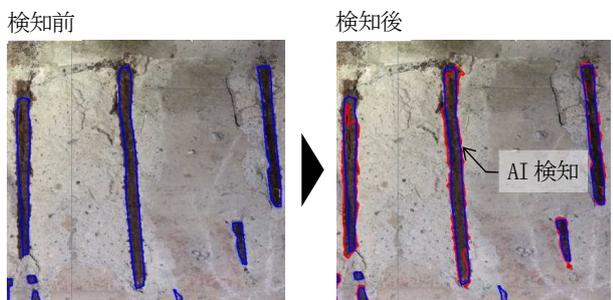


図-14 鉄筋露出の検知例 (青線トレース、赤線AI)

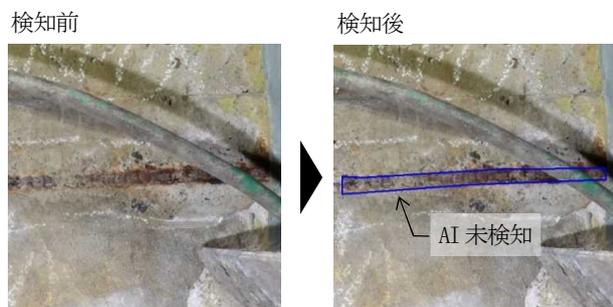


図-15 鉄筋露出の未検知例 (青線トレース)



図-16 鉄筋露出の誤検知例 (赤線AI)

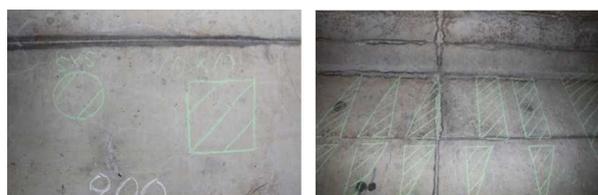


図-17 浮きの模擬領域 (緑線チョーク跡)

表-11 浮き (チョーク跡) の検知結果 (箇所)

検知箇所数		AI 検知[箇所]		合計 [箇所]	検知率
		あり	なし		
トレース[箇所] (正解)	あり	28	0	28	100%
	なし	10	-	-	-

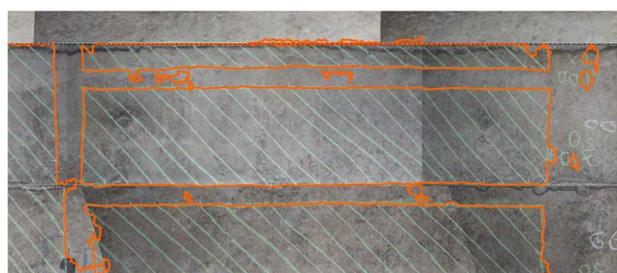
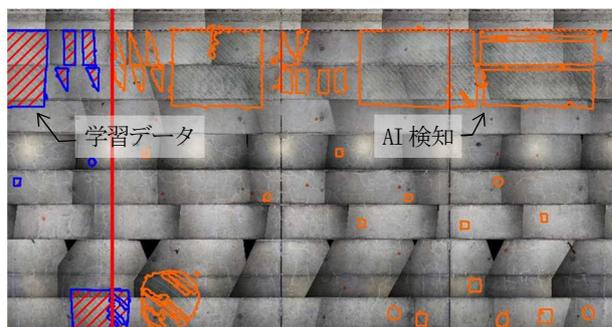


図-18 浮きの検知例 (青線トレース、橙線AI)



図-19 浮きの誤検知例 (橙線AI)

表-12 剥離の検知結果 (箇所)

検知箇所数		AI 検知[箇所]		合計 [箇所]	検知率
		あり	なし		
トレース[箇所] (正解)	あり	22	27	49	45%
	なし	66	-	-	-



図-20 剥離の検知例 (赤線 AI)

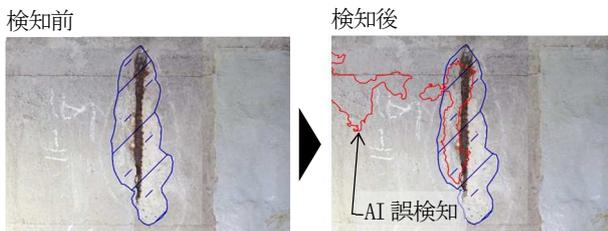


図-21 剥離の誤検知例 (青線トレース, 赤線 AI)

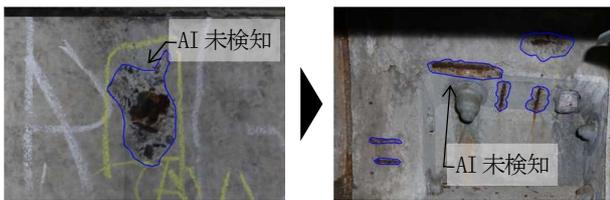


図-22 剥離の未検知例 (青線トレース)

表-13 エフロの検知結果 (箇所)

検知箇所数		AI 検知[箇所]		合計 [箇所]	検知率
		あり	なし		
トレース[箇所] (正解)	あり	80	9	89	90%
	なし	-	-	-	-

表-14 エフロの検知結果 (面積)

検知面積		AI 検知[m ²]		合計 [m ²]	検知率
		あり	なし		
トレース[m ²] (正解)	あり	1.17	1.91	3.08	38%
	なし	0.26	24.24	24.5	-

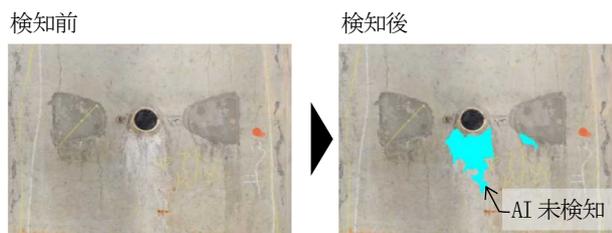


図-23 エフロの検知例 (水色領域 AI)



図-24 エフロの検知例 (青線トレース, 赤線 AI)



図-25 エフロの検知例 (青線トレース, 赤線 AI)

(3) 実用性の考察

a) 変状自動検知 AI の精度

今回、洞道内の変状を画像から自動検知する AI モデルを作成し、「学習あり」の前提で今後の実用性を検証した。この結果、漏水跡のように変状を箇所として評価した場合は 100%と自動検知する割合が高かったものの、面積として定量評価した場合は 47%と精度が低いことがわかった。一方で、ひび割れについては高精度で検知出来ていた。この要因として、ひび割れは幅や形状が明確であり、学習データを正確に作成することが出来ることが挙げられる。ひび割れ幅ごとの学習データを十分揃えることで、過少評価率等も低減される可能性がある。

その他の変状の精度については、漏水跡と同じように変状の形状や色調が箇所ごとに大きく異なることや、学習データにも曖昧さがあることから、検知精度にバラツキがある。検知精度には学習データの量や質が大きく影響することから、未検知や誤検知が生じた要因を整理し、追加学習することで精度向上が期待できる。

b) 変状自動検知 AI の課題

今回は少量の学習データにより検証した結果であるが、ひび割れについては高い検知率が認められ、その他の面的な変状についても発生箇所を検知する精度は高かった。一方で、面的な変状については学習データとして用いた状態と大きく異なるようなものも多く、面積の検知精度については低い傾向となった。変状の特徴を網羅するような学習データが不足しているため、学習データの量を増やすことで面積の検知精度は向上すると考えられる。

また、今回作成した学習データは変状のみをトレースしたものである。AI モデルを作成するうえでは変状以外の部分も重要な情報であるため、検知してはいけない部分についても指定するなど、学習データの質を高めることで検知精度の向上が期待できる。

5. おわりに

本検証は、目視や打音を主体とした洞道内の点検を画像撮影へ代替することで、現地作業や図面作成の効率化、点検品質の向上を図ることを目的に検証したものである。本稿の結論として下記2点である。

① 画像撮影と合成処理

洞道での撮影方法として、収容状況に応じた2種類の方法を適用することで、従来よりも現地作業の効率化や、点検品質の均一化へ寄与出来る可能性が高いことを確認出来た。実務への適用にあたっては、適用条件の明確化や、画像撮影や合成処理に関するノウハウの標準化を図るとともに、画像品質を確保するための施策について検討を継続する必要がある。

② 変状自動検知 AI

少量の学習データを用いて変状を検知する AI モデルを作成し精度評価した結果、ひび割れについては高い検知率が認められ、その他の面的な変状についても発生箇所を検知する精度は高かった。面積の検知については精度が低いものが多かったものの、学習データの質や量を高めることで精度向上が期待できる。

今回撮影方法と合わせて検証を行ったことから、未学習データも多くあり、学習データの作成方法についても

工夫の余地がある。既存データを十分に活用することで、実用化が期待できることから、引き続き検証中である。

謝辞：今回の画像ならびに AI の解析にあたり、キヤノン株式会社に多大なご協力をいただいた。ここに記して感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 土木学会技術推進機構、インフラ維持管理への AI 技術適用のための調査報告書、SIP インフラ連携委員会報告
- 2) 谷口、徳田、沖田、蔣：トンネル覆工のひび割れ自動抽出技術の構築と健全度評価への適用、第23回地下空間シンポジウム論文・報告集、c2-4pp.7-18, 2018.1
- 3) 藤田、田口、浜本：コンクリート構造物の外観検査のための画像合成および半自動ひび割れ評価、土木学会論文集 F3 (土木情報学)、Vol.74, No.1, 2018.
- 4) 株式会社東設土木コンサルタント、有限会社ジーテック：構造物調査支援・変状管理システム CrackDraw21
- 5) 重岡、斉藤、吉本、嘉賀、藤原、中川：画像撮影と AI のひび割れ検出による送電トンネルの点検効率化、トンネル工学報告集、第29巻、II-2, 2019.
- 6) 塩冶、阿南、大塚、小泉：地中送電用シールドトンネルの維持管理に関する研究：土木学会論文集 F1 (トンネル工学)、Vol.67, No.2, 2011.

(2021. 8. 6 受付)

IMPROVEMENT OF INSPECTION OF TUNNELS FOR UNDERGROUND TRANSMISSION CABLES USING DIGITAL TECHNOLOGY

Daiki KAGA, Yoshifumi WADA, Masahiro YOSHIMOTO, Masashi OKUNO, Takaaki FUJIWARA, Yusuke DAZAI and Toshiyuki NIITA

TEPCO Power Grid has tunnels about 430 km for underground transmission cables and regularly inspects and manages it. However, in the future, there are concerns about an increase in aging and a decrease in the number of skilled technicians, so it is an issue to make inspection quality uniform and efficient using digital technology. The current inspections are mainly performed visually and manually, and the use of digital technology can be expected to improve efficiency and quality. However, in the narrow cable tunnel where the cable is housed, there are many technical problems such as shooting, compositing processing, and determination of abnormalities contained in the image, and technical development for practical use was required. In this report, we have developed an image shooting and compositing processing method suitable for the tunnel, and an AI that automatically detects of abnormalities contained in the image by doing, verified it in the actual tunnel, and confirmed the possibility of practical application.