



金沢大学
KANAZAWA
UNIVERSITY

**超高解像度カメラとAIを用いた
橋梁を中心としたコンクリート構造物の
戦略的次世代型点検システムの開発と
維持管理計画の策定支援**

金沢大学 理工研究域 地球社会基盤学系
准教授 藤生 慎

戦略的次世代型点検支援システムの提案

システム1

現場における橋梁の損傷撮影



システム2

遠隔地における橋梁の損傷診断



写真アップロード

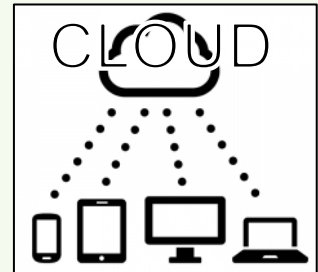
撮影のインストラクション

写真・診断サポート情報の提供

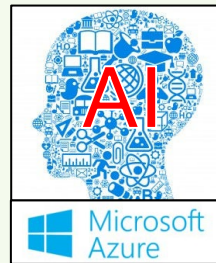
診断結果の提供

a. データの蓄積

b. 損傷の診断支援



- 学習
- ✓ 損傷写真
 - ✓ 橋梁台帳
 - ✓ GIS情報
 - ✓ 診断結果



- 支援情報による点検・診断員の負担軽減
- 技術継承が可能になり人材育成が容易
- 国内だけでなく海外の橋梁も支援可能

システム3 クラウドサーバー・診断支援システム

効率性・迅速性・正確性・客観性・統一性を担保した点検・診断システム

戦略的次世代型点検支援システム

検査者: Seecrack S... 署名日: 2020-06-24

| | | | |
|---|--------------|------|------------|
| 5 | test20191201 | 定期点検 | 2019-12-01 |
| 5 | test20191118 | 定期点検 | 2020-11-18 |

| ID | 名称 | 検査レベル | 検査日 | 健全度 |
|----|--------------|-------|------------|-------|
| 5 | test20191118 | 定期点検 | 2019-11-18 | (未評価) |

| | |
|--------------|--------------|
| | |
| riku1(riku1) | kawa1(kawa1) |
| | |
| kawa3(kawa1) | kawa4(kawa1) |

写真撮影実験

- ▶ **使用カメラ** : Phase One Industrial社製のiXU-RS 1000 AERIAL CAMERAS
解像度:1億画素(11608×8708)の写真の撮影が可能.
ダイナミックレンジ:84db以上(明暗差が大きくても撮影可能)
- ▶ **対象橋梁** : 石川県羽咋市管理の橋梁のRC橋脚.
撮影時間:10分(三脚設置など現場での準備時間も含む).
撮影距離:約17m(画像分解能0.9mm/pixel).
- ▶ **定期点検** : 2017年11月に橋梁点検車を使用し近接目視点検を実施



使用カメラ(1億画素)



撮影状況

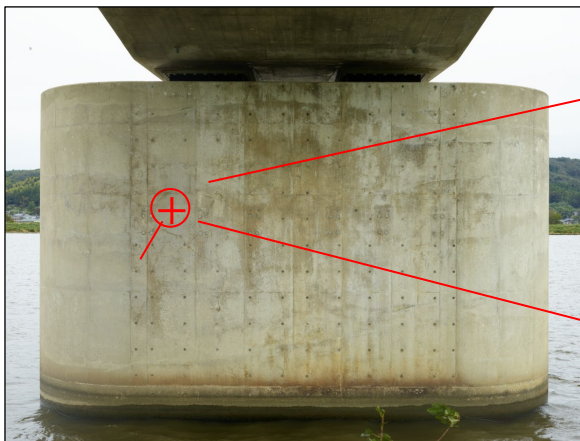
画像目視点検環境の構築

PC上で橋脚全景画像の拡大縮小を行い、目視によってひびわれ
であると視認できたものに関して、赤色でトレースできる環境構築

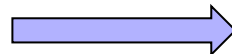


1億画素の画像を表示

拡大・縮小・移動を操作


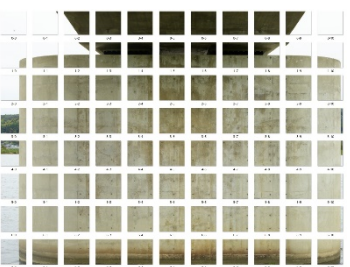
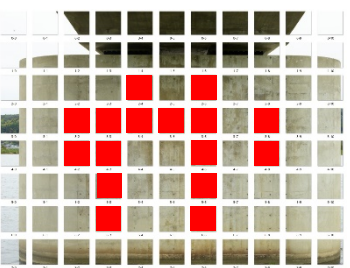
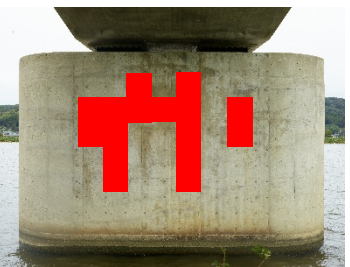


広い範囲



詳細な部分

自動ひび割れ判定システム

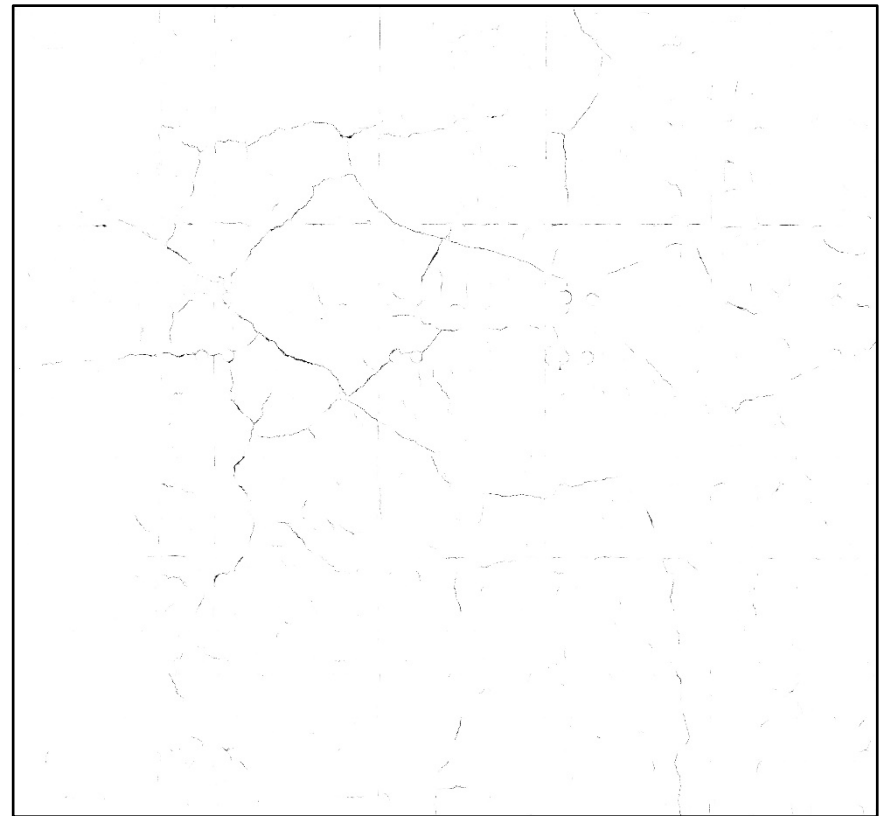
| ひび割れ判定フロー | 概要 | 時間 |
|--|--|-----------------|
| <p>Step1</p>  | <ul style="list-style-type: none">➤ 部材全体を1億画素カメラで撮影.➤ 現場から自動ひび割れ判定システムに画像を送信. | 撮影時間 10分 |
| <p>Step2</p>  | <ul style="list-style-type: none">➤ 1億画素画像を256ピクセル四方のメッシュに自動分割. (縦34メッシュ, 横45メッシュ) | ↓ 所要時間 5分 |
| <p>Step3</p>  | <ul style="list-style-type: none">➤ 各メッシュに対してAIがひび割れ判定し, 自動でひび割れ箇所の色付け. ※AI: 4万枚の画像を200万枚に水増しした学習データを使用し, CNNを用いて学習. | |
| <p>Step4</p>  | <ul style="list-style-type: none">➤ ひび割れ判定を行った画像(メッシュ)を合成し, ひび割れ箇所が色付けされた部材全体画像の作成. | |

近接目視点検結果



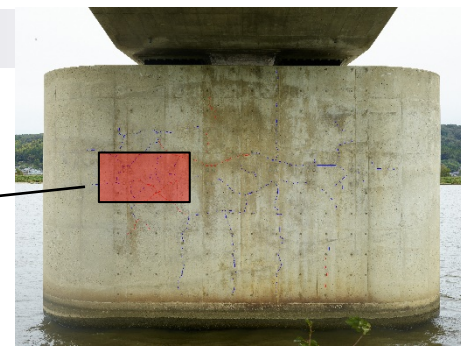
赤色 : 0.2mmのクラック, 青色 : 0.1mmのクラック

近接目視点検結果とAIによるクラック検出の比較

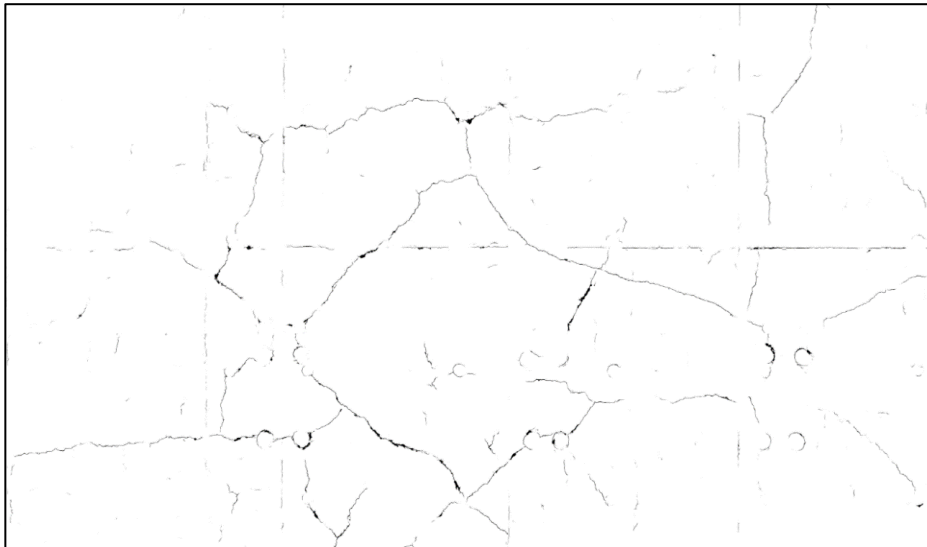


- AIにより近接目視点検結果の約80%を検出可能(ピクセル単位)
- 幅と長さも算出することが可能

近接目視点検の結果との比較



近接目視点検の結果



AIによる自動検出の結果

- AIにより近接目視点検結果の約80%を検出可能(ピクセル単位)
- 幅と長さも算出することが可能

使用カメラ



Inspire 1



Zenmuse XT

【使用したUAV】

名称 : Inspire 1

飛行時間: 約20分程度

【使用した赤外線カメラ】

名称 : DJI Zenmuse XT

解像度 : 約33万画素(640×512)

検出素子: 非冷却 VOX マイクロボロメータ

撮影方法: パッシブ赤外線法

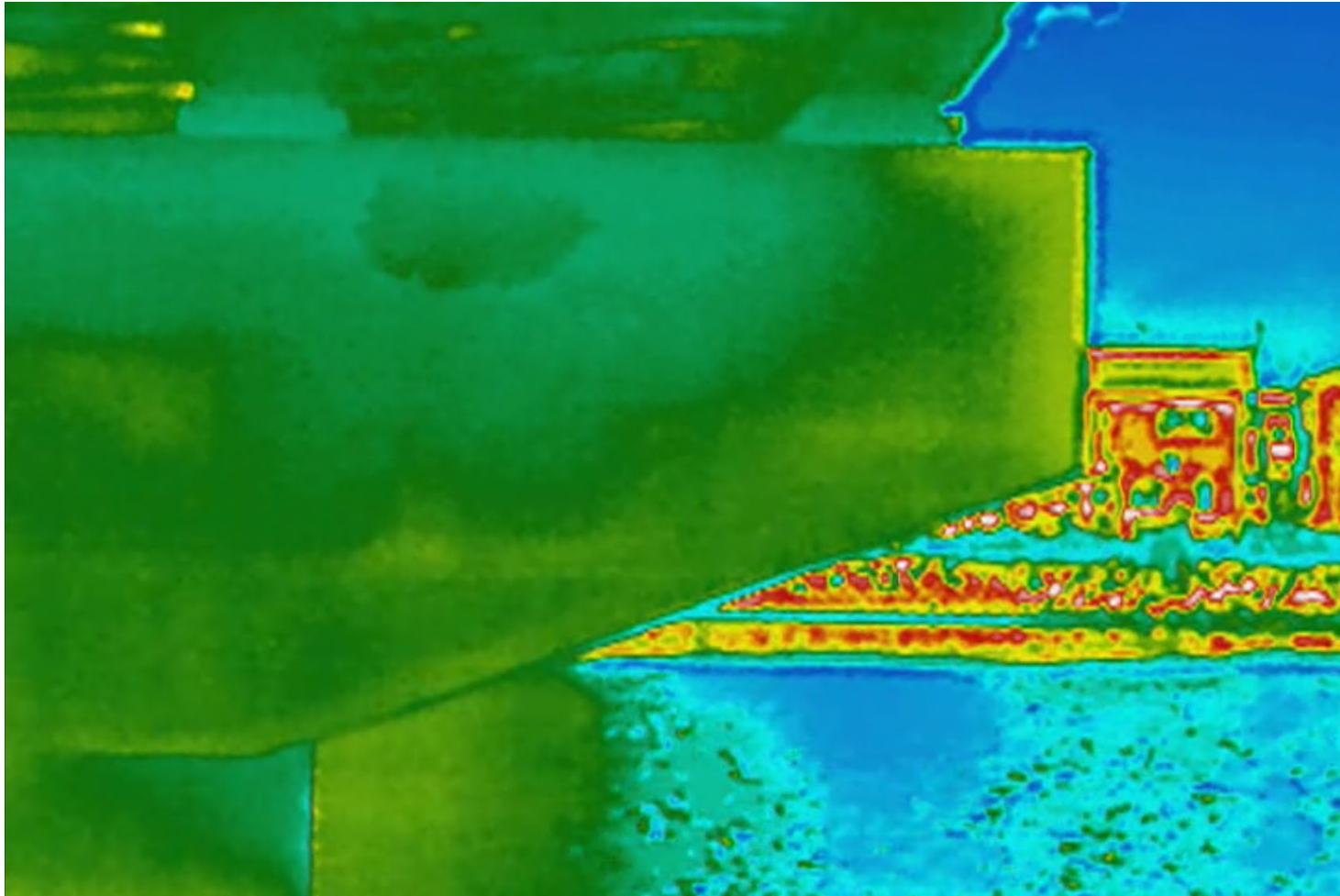
浮きがある場合は、背面に空気層が介在し、健全部に比べて暖まりやすく冷めやすい特徴を有しているため、熱画像で温度差として表示される。

撮影方法



UAVを用いて、対象物に接近し撮影(対象物との距離:約10m)

コンクリート浮きの検出



【撮影時間】
2018年10月
14:50

【天気】
晴れ

【気温】
19.5°C

【1日の気温差】
6.4°C

【撮影距離】
10m

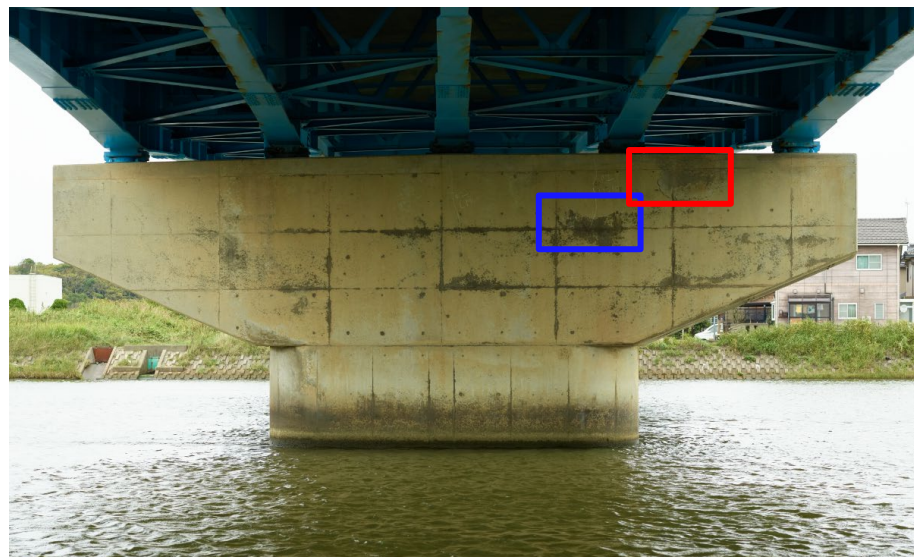
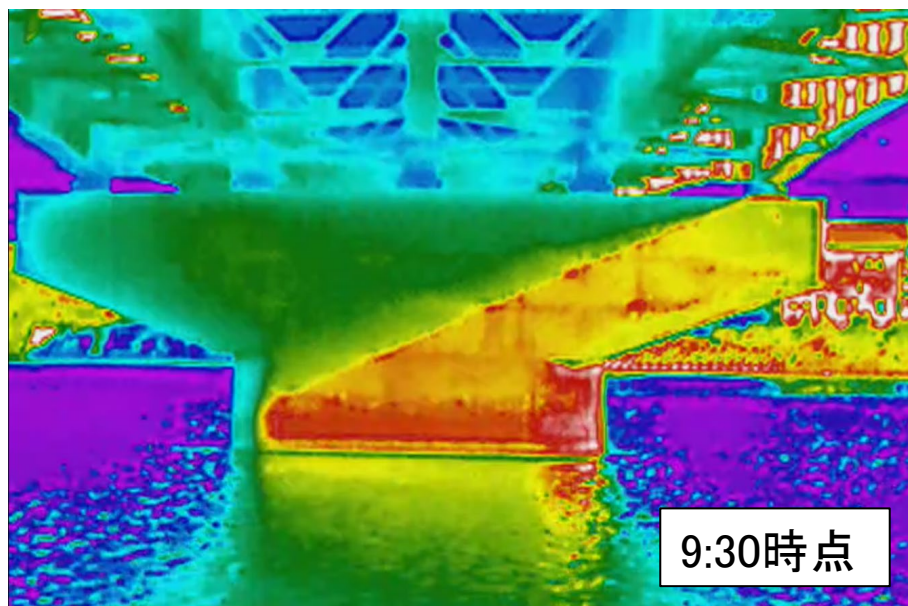
近接目視点検で浮きと判断された箇所が周りのコンクリートの温度に比べ、明らかに高くなっており、浮きの発生を視認することが可能

コンクリート橋脚の経時的な温度変化

- 浮きが発生している箇所と汚れの箇所を赤外線画像から識別するために、それぞれの箇所の温度の経時変化の特徴を把握。
- 撮影位置を固定して、経時的にコンクリート橋脚の温度の変化を観測。




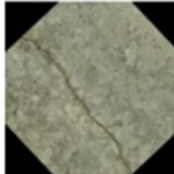

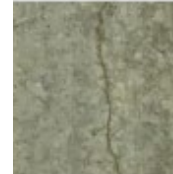


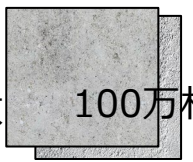



【撮影時間】 2018年11月 09:30 (10.8°C) ~ 15:20 (12.3°C)

【天気】 晴れ 【1日の気温差】 10.5°C 【撮影距離】 32m



コンクリートが暖まった状態から冷めていく過程での、浮きの箇所(赤メッシュ)と汚れの箇所(青メッシュ)のRGBヒストグラムの特徴を分析

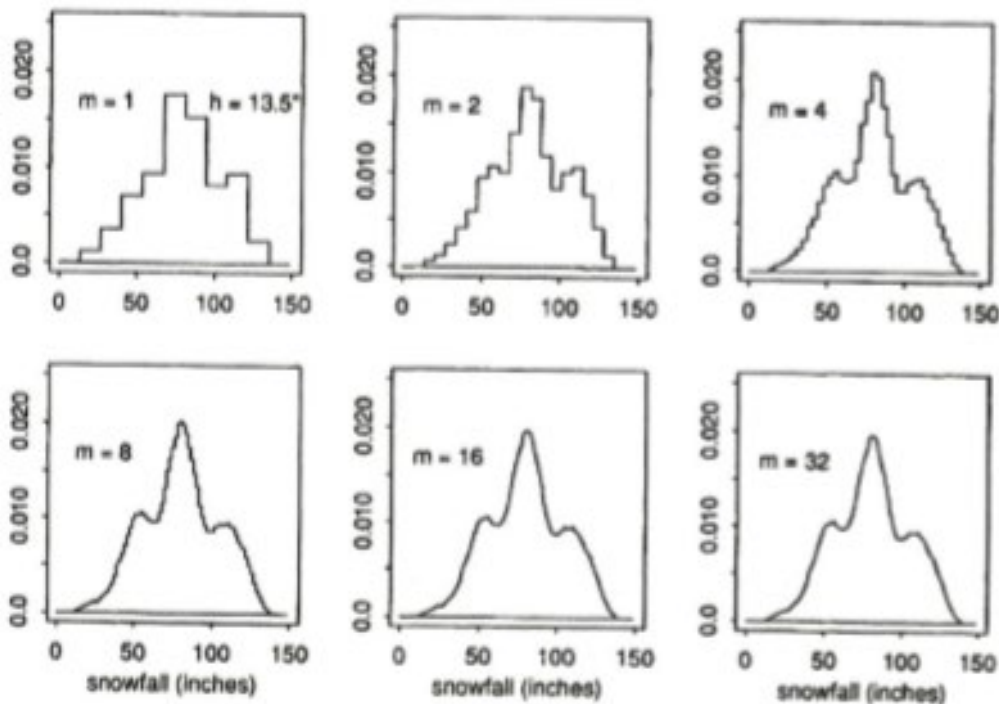
ひびわれ判定モデルの作成

| 判定モデルの作成フロー | | 概要 |
|-------------|---------------|--|
| Step1 | 訓練データの取得 | <p>オープンデータ https://data.mendeley.com/datasets/5y9wdsg2zt/1</p> <p>ひびわれあり ひびわれなし</p> <p> 2万枚  2万枚</p> <p>※型枠跡・Pコン跡 含まない</p> |
| Step2 | 訓練データの 水増し | <p>    </p> <p>拡大・縮小 回転 水平反転 垂直反転 水平移動</p> |
| Step3 | モデルの 学習 | <p>水増し後の訓練データ</p> <p>ひびわれあり ひびわれなし</p> <p> 100万枚  100万枚</p> <p>→  CNN</p> <p>GoogLeNet</p> |
| Step4 | 出力結果 | <p>入力データ</p> <p>256 pixel </p> <p>→  ひびわれ 判定モデル</p> <p>→ 出力結果</p> <p>ひびわれ 発生確率 0~100%</p> |

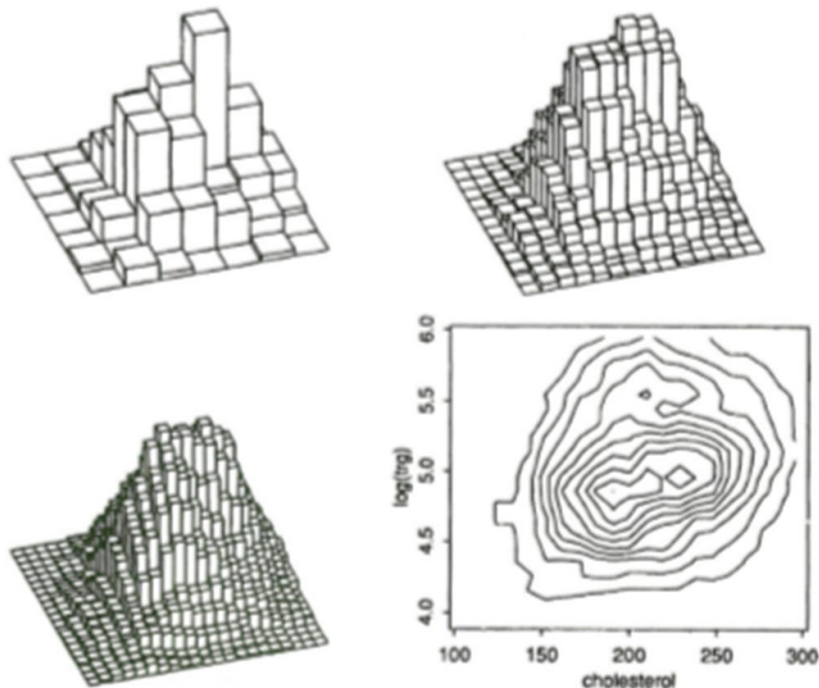
3.1 ASMを適用したひびわれ発生箇所の精度向上

David W. Scott がヒストグラムの改良する手法として提案

出典 : David W. Scott, Effective Nonparametric Density Estimators in Several Dimensions, Ann. Statist. Volume 13, Number 3 (1985), 1024-1040.



1次元のヒストグラム

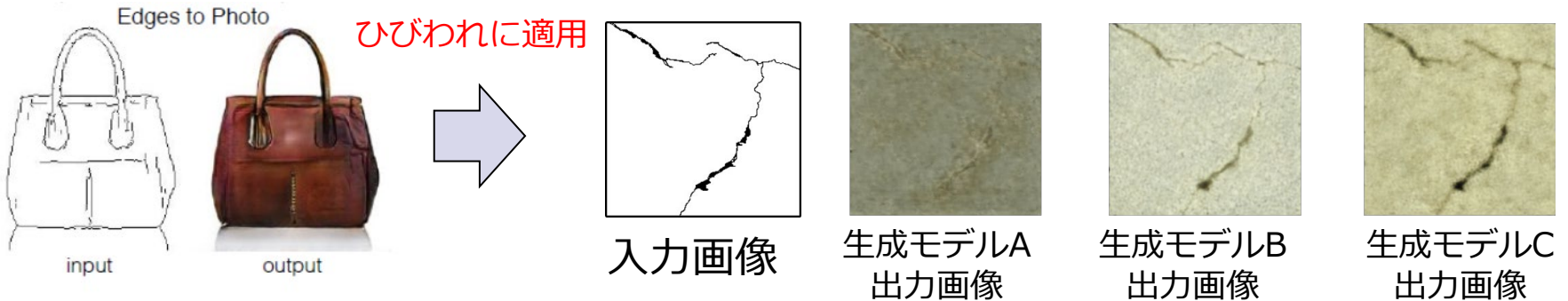


2次元のヒストグラム

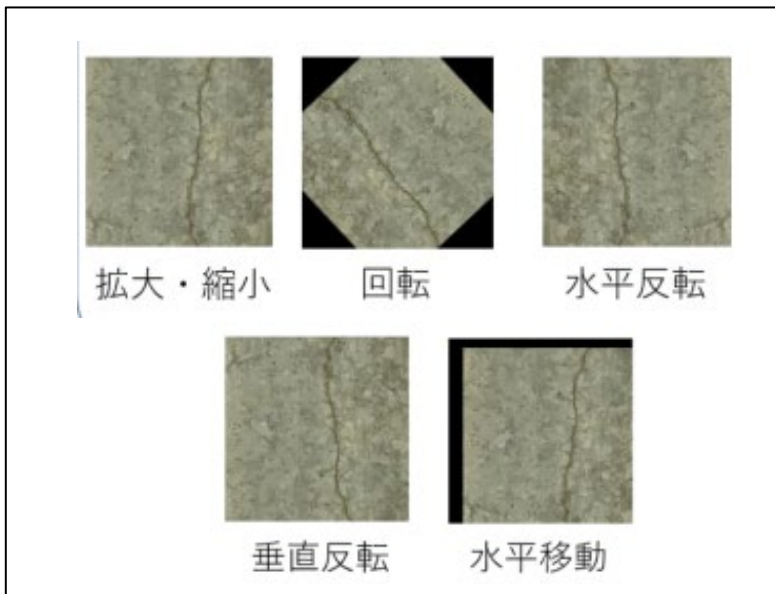
ヒストグラムのビンの位置をずらして、重なったビンの値で平均値をとることで、真の分布に近づけることが可能

疑似ひびわれ画像生成による訓練データ水増し手法

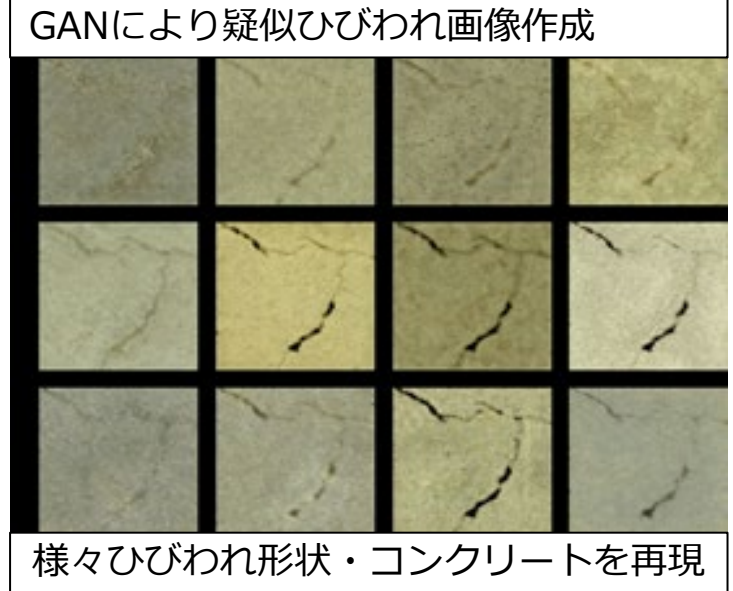
GAN (Generative Adversarial Networks) : 生成モデル



従来手法



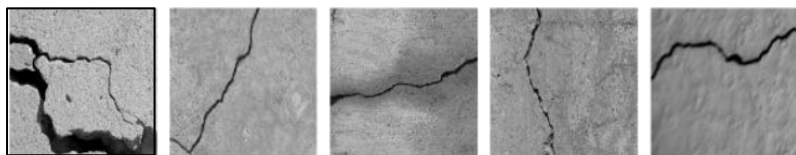
提案手法



VS

3.2 GANによる水増し手法による精度向上の効果検証

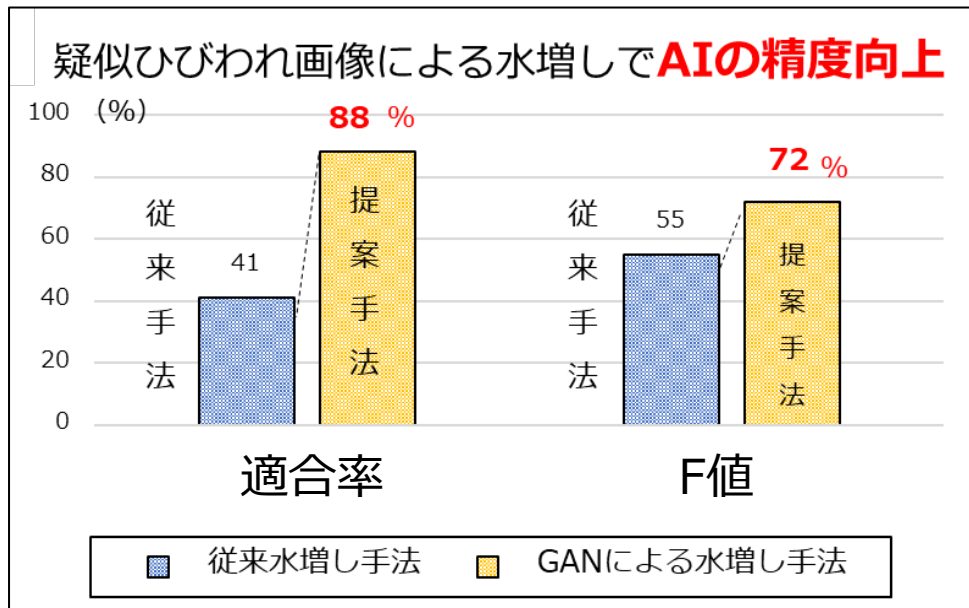
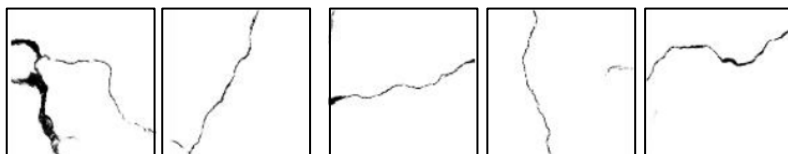
検証用画像



従来手法によるAI結果



提案手法によるAI結果



ひびわれ検出精度の比較結果

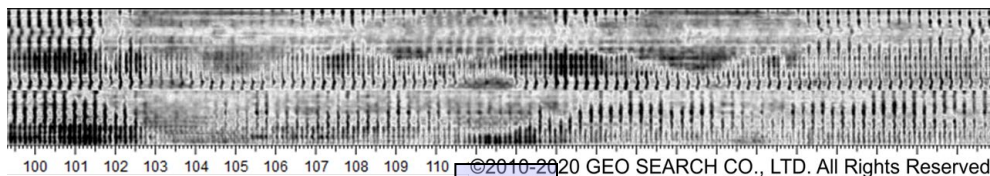
GANを用いることでコンクリート面の配色やひびわれの黒の濃さや長さなど、様々な特徴が大きく異なる疑似ひびわれ画像を利用できたため、従来手法と比べて47ポイント高い精度が得られた。

4.2 RC床版の内部劣化と外観損傷の関係性の分析

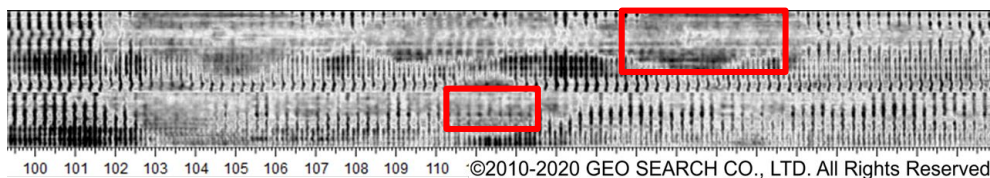


マイクロ波を走行しながら照射し、
反射応答で内部劣化を診断

反射応答結果（床版表面-上部鉄筋-下部鉄筋）



内部劣化（土砂化・滞水・水平ひびわれなど）を診断

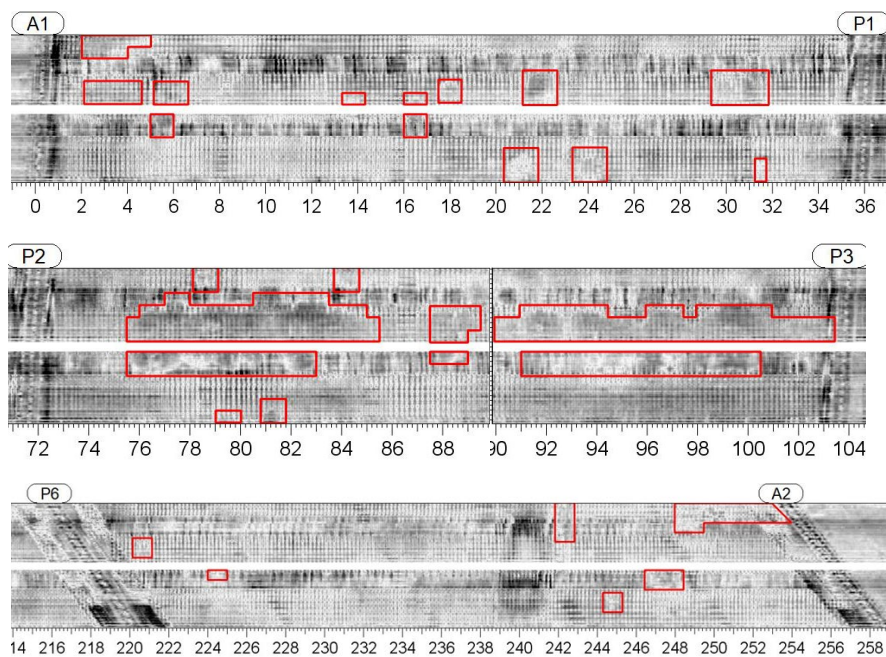


4.2 RC床版の内部劣化の調査結果

55径間分のRC床版に対してスケルカによる内部劣化の調査を実施

28径間

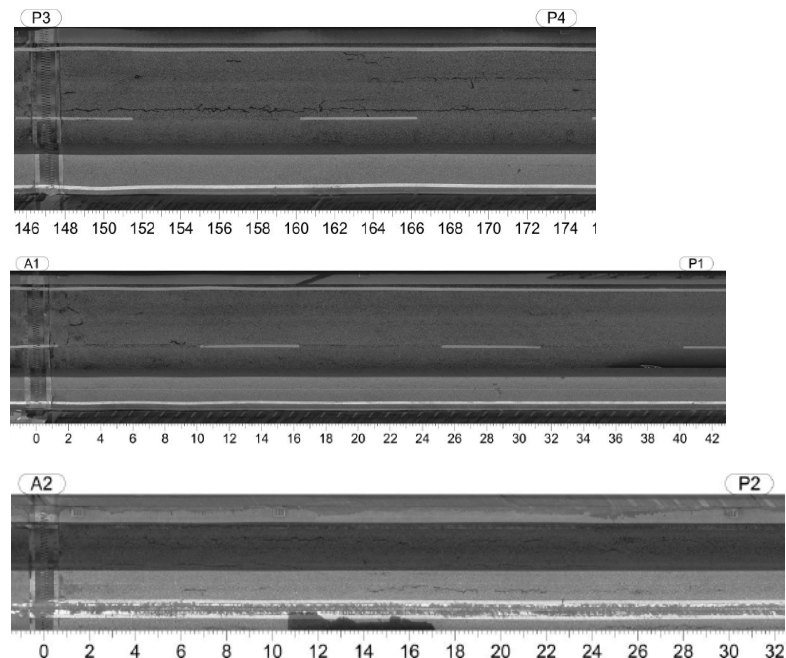
内部劣化あり



内部劣化の発生位置

27径間

内部劣化なし

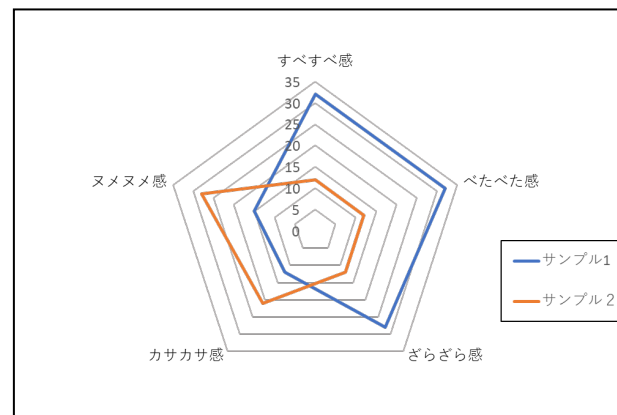
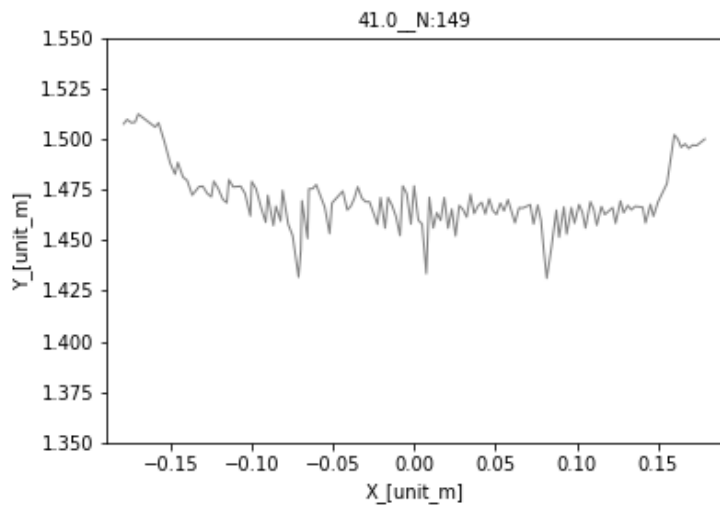
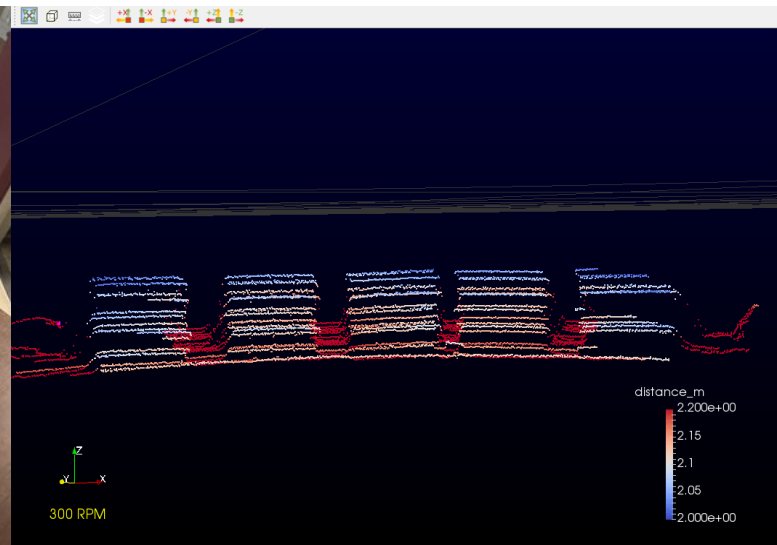


スケルカによって簡易に内部劣化の有無とその範囲を把握することが可能

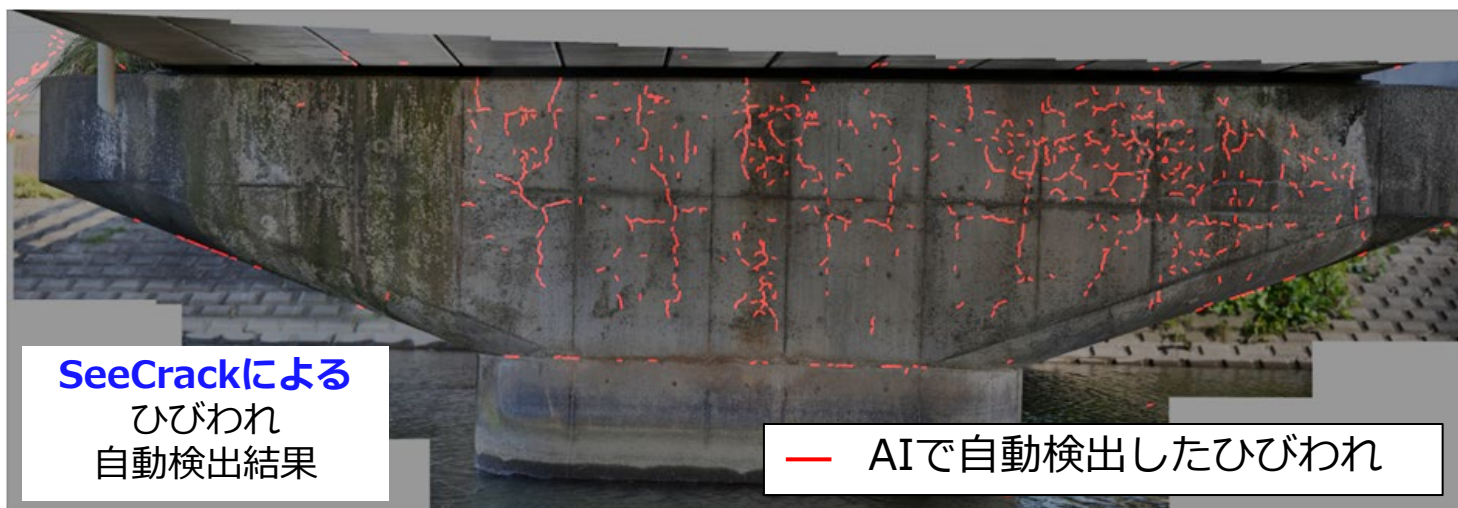
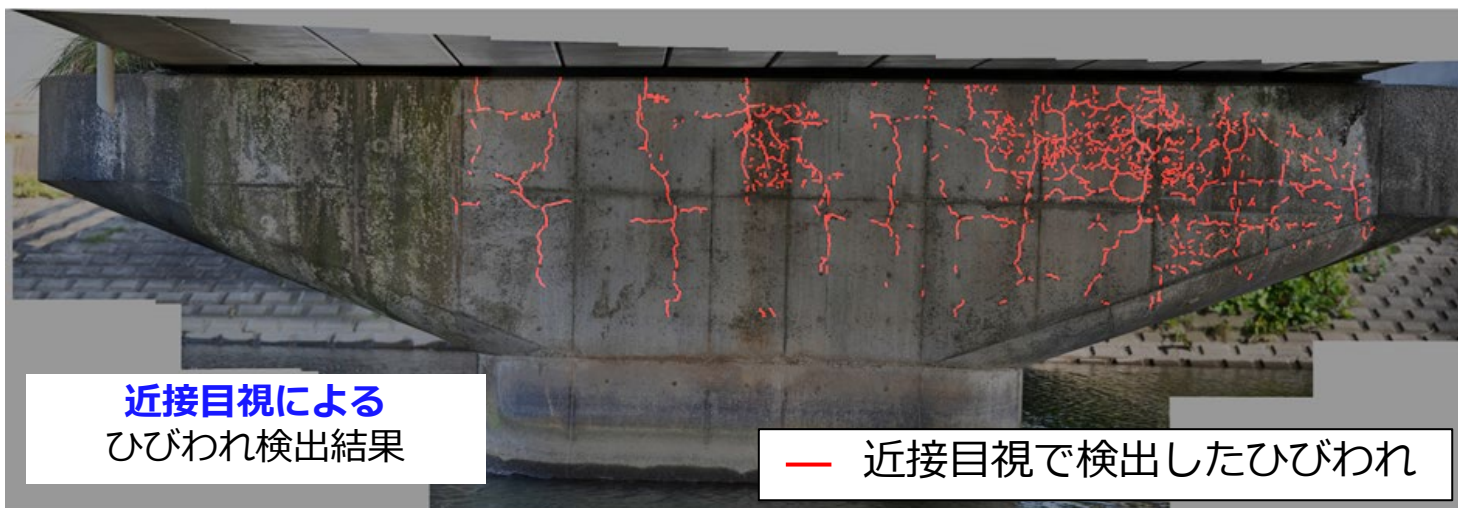
LiDARデータによる損傷自動検出・手触り感検出モデルの開発



手触り感の表現

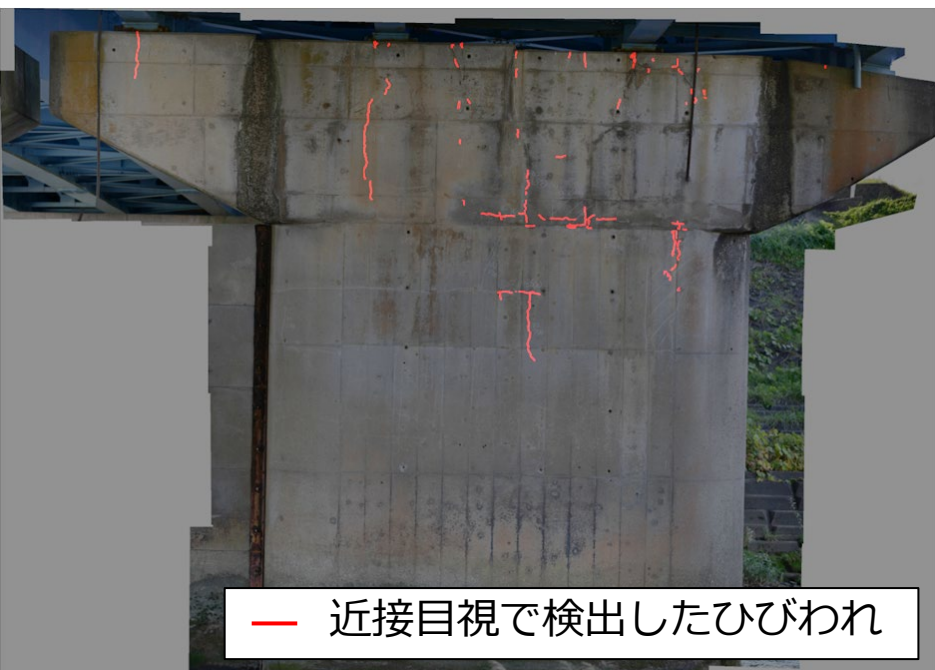


点検現場Aにおける実証実験（ひびわれ自動検出結果）

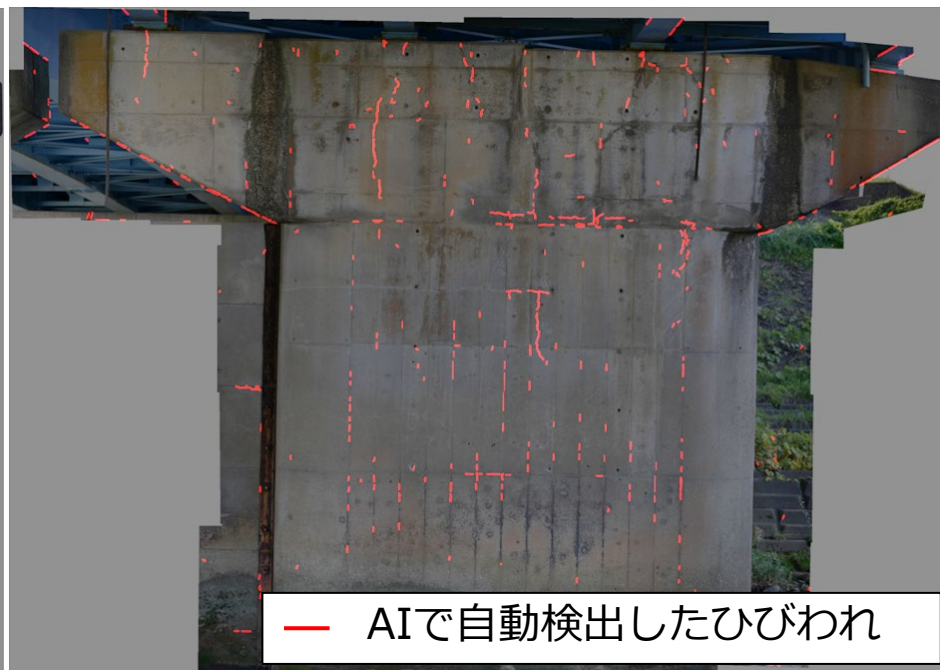


SeeCrackのひびわれ自動検出機能によって近接目視点検で検出されたひびわれの**96%**を**再現**できている。

点検現場Bにおける実証実験（ひびわれ自動検出結果）



近接目視によるひびわれ検出結果




SeeCrackによるひびわれ自動検出結果

- SeeCrackのひびわれ自動検出機能によって近接目視点検で検出されたひびわれの**92%**を**再現**できている。
- 過検出の中には、型枠跡や点検対象部位と背景の境界線の検出も含まれている。

VR-AIの活用





ご清聴ありがとうございました