

AI を用いた路面下空洞判定ソフトウェアの開発

大和探査技術株式会社

○佐藤 匡

大和探査技術株式会社

内藤 好裕

1. 背景

近年、局地的な集中豪雨や地震、トンネル掘削工事の影響などにより道路が被災し、報道で取り上げられる機会も増えてきている。また下水管などの埋設物の老朽化により、その破損が原因で空洞が発生し、路面の陥没事故に繋がるケースも増加傾向にある。路面陥没のプロセスは(図 1)、水みちなどによって自然生成された空洞、または防空壕、盛り土排水管や地下埋設物、トンネル工事起因の急速な土砂流出などによる人口生成された空洞が降水や地下水の上昇により空洞の天井部分が順次崩落し進展し地表面付近まで空洞やゆるみが到達し陥没に至る。(桑野, 2019)

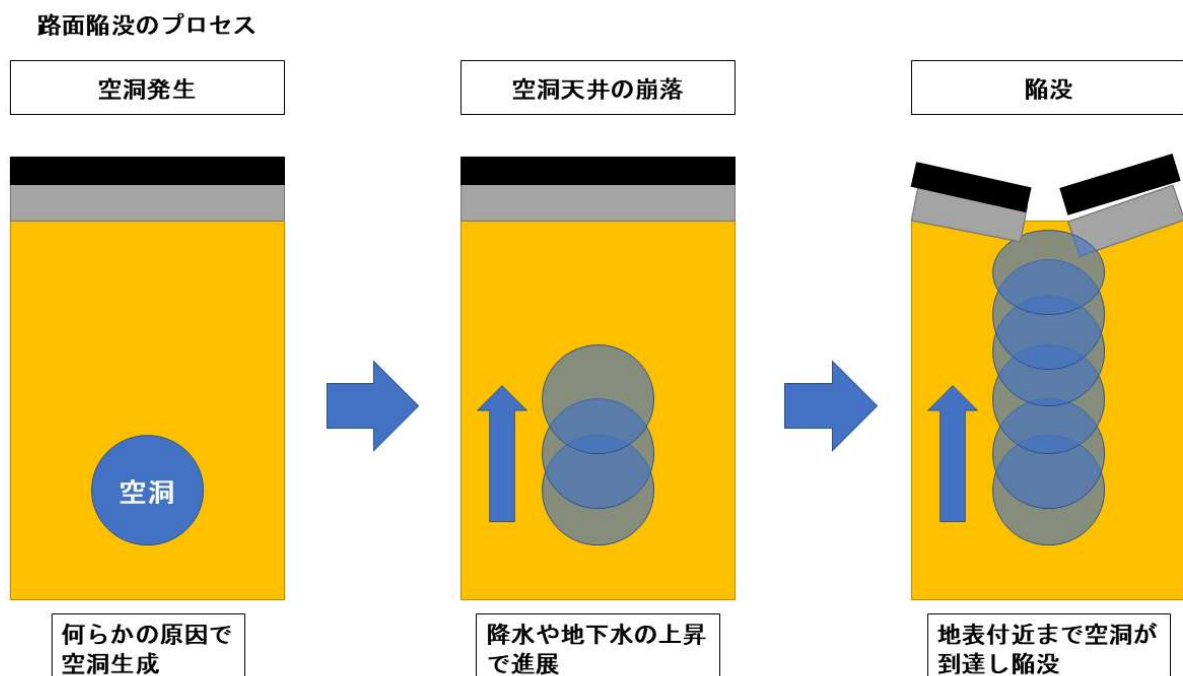


図 1 路面陥没プロセス

このようなことから、国土交通省や各自治体の発注による路面下空洞調査が毎年頻繁に実施されている。これらの調査は交通規制を伴わない車載型地中レーダで実施することが主流になっており、1 件の調査で数十～数百キロメートルものデータを取得することが当たり前に行われている。

車載型地中レーダによる路面下空洞探査は、2m 程度の路面幅を多チャンネルで一度にデータ取得するため、1 回の調査で膨大な量のデータを解析する必要がある。限られた工期内で調査を完了させるには、多人数で集中的にデータ解析し空洞を抽出しなければならない。この解析作業を効率的に行うため、AI による画像解析技術を用いて地中レーダ記録画像から空洞パターンを抽出するソフトウェアを開発した。

2. 従来の空洞判定プロセスから AI を用いた空洞判定プロセスへの変化

路面下空調調査では車載型地中レーダにより地中レーダデータ(以降 GPR データ= Ground Penetrating Radar Data と表す。)を取得する。従来の解析では取得した GPR データの処理解析から空洞判定まで以下の過程を経る。

(1) データ処理・出力

現場で取得した GPR データを GPR データ処理解析ソフトウェアを用いて処理し、空洞を可視化する。

(図 2, 図 3)

(2) 目視による異常点検出

処理した GPR データを目視により確認、異常点を検出する。解析員は 1 日で 5-8km 分のデータを確認することができる。

(3) 解析結果集計

GPR データ処理解析ソフトウェアから異常点部データを画像保存し、ソフトウェア上で該当座標にアノテーション付与を行う。

(4) 担当者間協議

異常点部の画像データを解析担当者間で確認、空洞であるかどうかの最終判定を行う。

担当者協議で空洞と判断された異常地点は、一覧表及び調書にまとめられ、発注者に報告される。

一方 AI を用いた処理解析プロセスでは

(1') データ処理・AI 画像解析用画像出力

現場で取得した GPR データを GPR データ処理解析ソフトウェアを用いて処理し、空洞を可視化する。またそれと同時に AI 画像解析用画像を出力。

(2') AI 画像解析

処理した GPR データを AI 画像解析ソフトウェアで読み込み、空洞判定を行う。AI は 1 時間で約 4km 分のデータを解析できる。

(3') 解析結果集計

AI 空洞判定ソフトウェアから解析結果 CSV ファイルを出力する。CSV ファイルに出力された空洞位置情報を元に GPR データ処理解析ソフトウェア上で該当座標にアノテーション付与と協議用画像作成を行う。AI の判定したものを確認、選別作業を行い明らかに空洞パターンでない場合は報告対象から除外する。

(4') 担当者間協議

異常点部の画像データを解析担当者間で確認、空洞であるかどうかの最終判定を行う。

担当者協議で空洞と判断された異常地点は、一覧表及び調書にまとめられ、発注者に報告される。

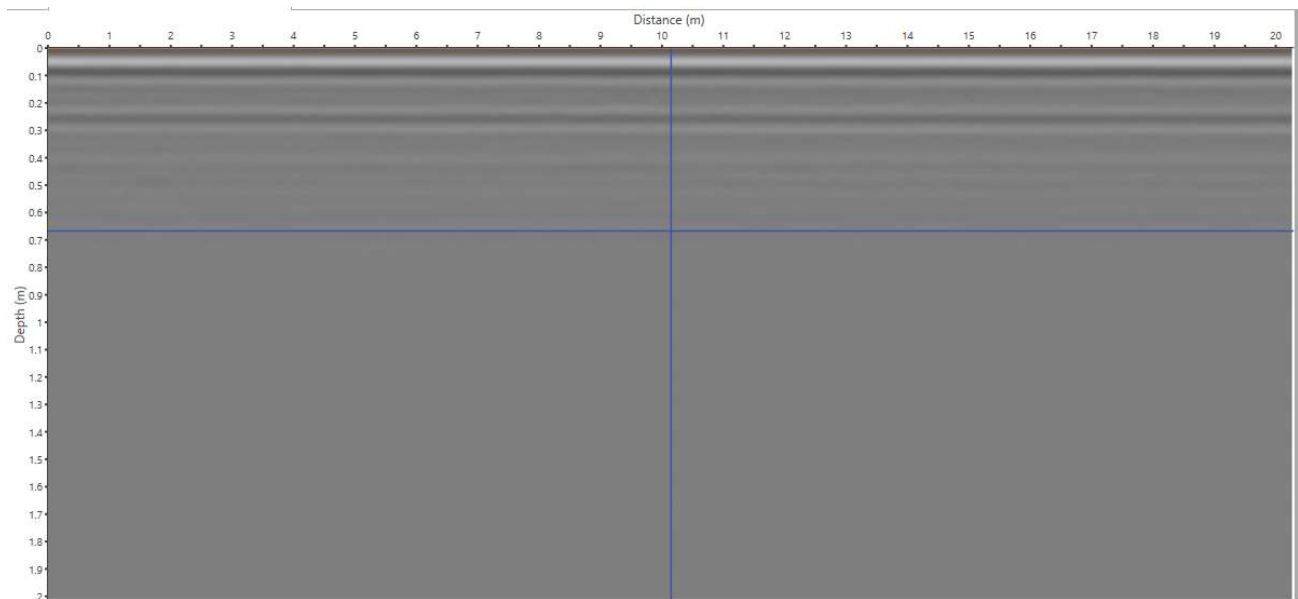


図 2 処理前 GPR データ

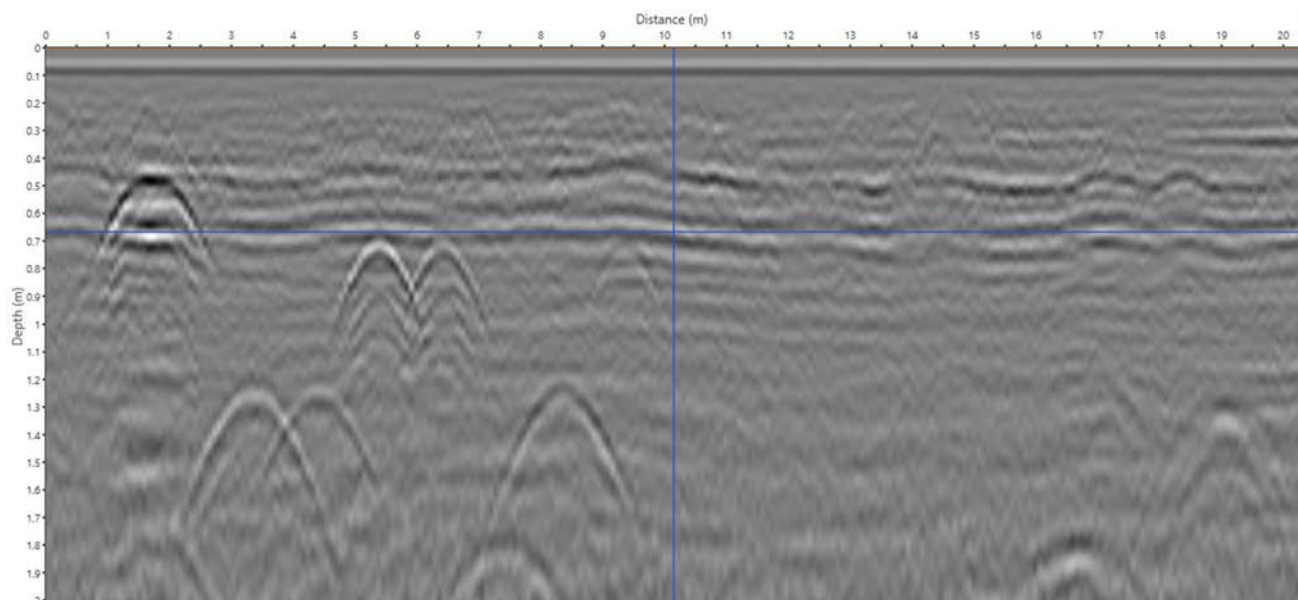


図 3 処理後 GPR データ

3. 画像解析 AI のシステム概要・空洞判定方法

AI に学習させるデータのことを以後”学習データ”と表す。画像解析 AI では画像化した測線の 1 チャンネル分の GPR データを読み込み、学習データを基に GPR データ内の双曲線状の空洞・非空洞パターン(図 4, 図 5)を検出することができる。検出された空洞・非空洞は判定結果画面に反映され、解析員により精査される。解析員による空洞判定では判断基準として双曲線状の白黒の色パターンの他に、1 測線内にある 21 チャンネルの繋がりを考慮して 3 次的に空洞判定を行う。埋設管等はほとんどのチャンネルの同じ座標にパターンが現れるため非空洞と判断される。一方画像解析 AI は、チャンネル同士の繋がりを考慮せず読み込んだ 1 チャンネルの画像データから学習したパターンに近いものを空洞、非空洞と平面的に判断する。

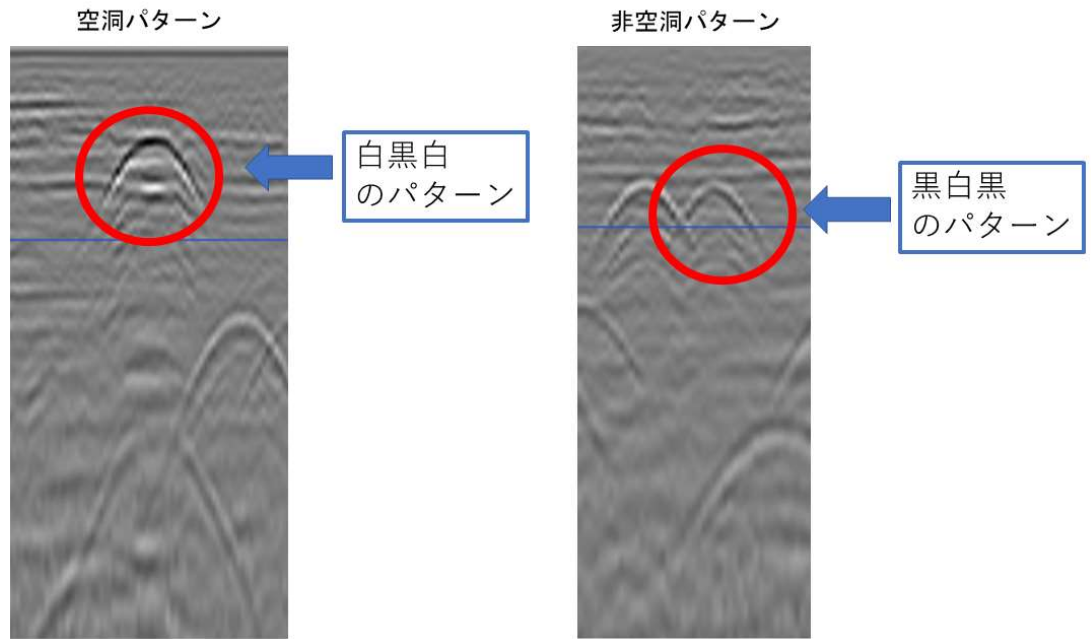


図 4 空洞パターン

図 5 非空洞パターン

画像解析 AI を解析現場に取り入れることによって、人の目に頼っていた空洞と思われるパターンを検出する作業を AI に一任し、他の作業に人員を回すことが可能になる。

4. 学習方法

画像解析 AI に空洞パターン、非空洞パターンを学習させた。過去 2 年分のグランドカップリング型アンテナによる GPR データを学習データ作成の対象とし、GPR データの取得には同一車両、同一アンテナを用いたものを使用した。また、AI に学習させる学習データは異常点のうち、GPR データ上に双曲線状に表示される空洞、非空洞データとした。

取得したデータは GPR データ解析処理ソフト Examiner3 により、人間の目で空洞等判別できるよう処理をする。処理した GPR データを専用アドインソフトにより測線の 1 チャンネルごと 100m 毎に 1 ファイルの画像データに変換する。次に学習データとなる空洞部、非空洞部の画像データを取り囲む矩形の 4 隅の画像内座標を取得する。(図 6) この際空洞部、非空洞部データは GRP データ取得現場にて空洞、非空洞と確認されたデータを採用した。

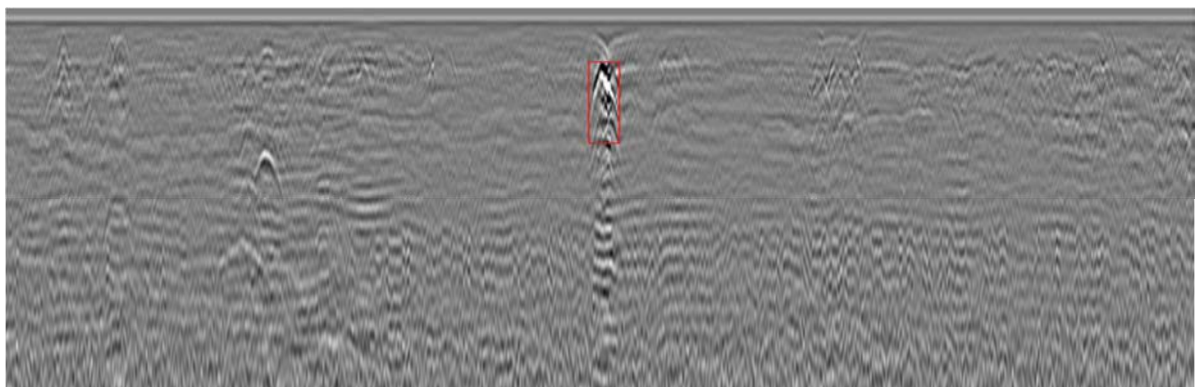


図 6 空洞部(赤い矩形部)の座標取得

また非空洞パターンについては各自治体埋設管台帳と取得データを照合し合致したものを採用した。

AI は抽出された4点の座標を元に範囲内の画像データを学習する。学習カテゴリは空洞、非空洞の2種類に分けた。学習の際、画像内の指定座標範囲部から新たな空洞、非空洞パターンを派生させた。派生パターンは縦、横の引き延ばし、画像反転を組み合わせたものである。

5. 性能評価

学習済みAIの性能評価を行った。まず未学習のGPRデータを用意した。このデータは解析人員により処理解析、空洞判定を行い、その後削孔作業により空洞確認したものである。性能評価では正解、不正解の精度判定に用いる混同行列に、未検出の項目を新たに付与したものに当てはめた。さらに、処理解析時間の計測を行い、解析人員による解析・空洞判定所要時間の比較を行った。

画像解析AIでは実際の空洞を見逃さないことに重点を置く。

(1) 混同行列

混同行列では分類したデータが正解・不正解かを以下のように整理する。準備したサンプルデータからAIは62箇所の空洞、非空洞箇所を抽出した。

- a) AIが空洞と判定したパターンが実際は空洞 or 非空洞である。
- b) AIが非空洞であると判定したパターンが実際は空洞 or 非空洞である。
- c) 空洞 or 非空洞が存在していることが判明しているがAIが検知しなかったパターン。

この3項に従ってデータを整理した結果を表1に示す。

混同行列	a) AI判定:空洞	b) AI判定:非空洞	c) AI判定:未検出
調査結果:空洞	20	0	1
調査結果:非空洞	36	6	4

表1 AI判定結果の混同行列

また、空洞検出に対して混同行列表を表2のように以下3項目を算出。空洞判定に対するAI検出精度を算出した。

- d) 正解率：すべてのAI判定結果に対する正解率。

$$= \{A + E\} / \{A + B + C + D + E + F\} = 0.38805\cdots$$
- e) 適合率：AIが空洞と判定したパターンうち実際に空洞であった割合。

$$= \{A + B + C\} / \{A + D\} = 0.36842\cdots$$
- f) 再現率：実際の空洞に対してAIが空洞と判定した割合。

$$= \{A\} / \{A + B + C\} = 0.95238\cdots$$

混同行列	a) AI判定:空洞	b) AI判定:非空洞	c) AI判定:未検出
調査結果:空洞	A	B	C
調査結果:非空洞	D	E	F

表 2 混同行列 計算表

正解率 **d)** では空洞, 非空洞すべてのデータの合致率を算出した. 非空洞を AI が空洞と判定した数が多く, 38.8%となった.

適合率 **e)** では AI が空洞と判断したうち削孔した結果空洞であった率にあたる. こちらも AI が非空洞を空洞と判断した数が多く 36.8%となった.

再現率 **f)** では削孔結果空洞であった箇所を AI が空洞と判定している率に当たる. こちらは 95.2%であり, AI 判定による空洞の見逃しが少ないことを示唆している.

(2) 処理時間

AI 空洞解析に要する時間を図 7 に示した. 解析員による空洞判定時間は 1 時間に約 1000m 程度であるのに対し, 当社所有ワークステーションを用いた判定処理時間は 1 時間に約 4000m 程度の処理が可能である. また, ワークステーションでの解析は 24 時間連続で行うことができるため 1 日当りの解析距離は人力解析の約 12 倍程度上回る.

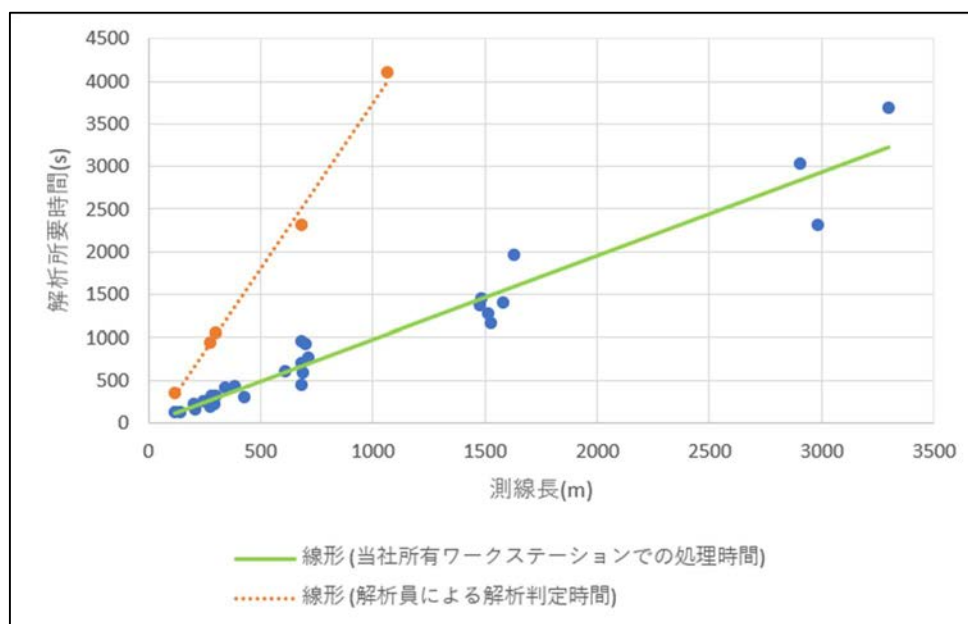


図 7 AI 空洞解析処理時間の比較

6. 結論

性能評価の結果から GPR データ上に双曲線状に表れる実際の空洞に対して 95%以上の正しい判定が可能であることが分かった。空洞を見逃さないという観点では実用可能であると判断される。しかし非空洞を含めた判定精度は 40%を下回る。これは AI が 1 チャンネル分の GPR データから平面的に空洞判定を行っているためである。双曲線状に表れる非空洞パターンの中には平面上で見ると空洞パターンに似ているが 3 次元的に解析すると結果的に非空洞パターンであるものや、AI が黒白黒と連なる非空洞パターンの途中から検出し空洞と間違える場合があるからである。担当者会議を通すことでこういった明らかに空洞パターンでない双曲線については除外されるが、空洞・非空洞パターンについて引き続き学習を行い、精度を向上させる必要がある。また、現状複数チャンネルの GPR データを AI で一度に判定できないため、3 次元的な判定基準の追加をし、より人間の目に近づけた AI 解析法の開発を検討している。

AI 解析による強みは一定の判断基準を持っているため、空洞・非空洞の判断のばらつきがないことにある。現状では解析の補助に留まるが、再学習を繰り返し判定精度の向上後、解析の主体として利用することが最終目標である。

処理速度では解析員の約 4 倍の速さで行えることが分かった。AI が分類判定した結果を解析員が精査する時間を含めても解析時間短縮につながる。また、24 時間解析を続けられる点、ソフトウェアを導入したコンピュータの台数増設により更なる解析のスピードアップにつながる。

今後の課題として、精度向上の他に非空洞双曲線以外の空洞パターン判定が挙げられる。近年双曲線パターン以外の空洞パターンが多くみられ、種類も様々であり、中には危険な空洞も存在する。こういった特殊な形状の空洞にも対応できるよう学習データを蓄積し、AI 解析による空洞抽出で路面陥没リスクを低減させる必要がある。

7. 参考文献

桑野玲子. 路面下空洞の実態と陥没対策, 2019, p. 1.

(online)[https://geo.iis.u-tokyo.ac.jp/wp-](https://geo.iis.u-tokyo.ac.jp/wp-content/uploads/2019/11/568933105c54d3b74ad6752d3b77e9f9.pdf)

[content/uploads/2019/11/568933105c54d3b74ad6752d3b77e9f9.pdf](https://geo.iis.u-tokyo.ac.jp/wp-content/uploads/2019/11/568933105c54d3b74ad6752d3b77e9f9.pdf)