

## トンネルの変状原因推定 AI の構築

パシフィックコンサルタンツ (株)	正会員	○川城 研吾
パシフィックコンサルタンツ (株)	正会員	安田 亨
パシフィックコンサルタンツ (株)	正会員	重田 佳幸
パシフィックコンサルタンツ (株)	正会員	岡本 直樹

### 1.はじめに

トンネルの健全性は、変状区分（外力、材質劣化、漏水）、変状の種類ごとに判定されるが、変状区分の推定は、経験豊富なトンネル技術者が、過去の事例等を参考にしながら、判定するのが実情である。

このような中、弊社では走行型計測車両 MIMM-R（以下、MIMM-R）という）に搭載した Lidar レーザーで取得した点群データの変形モード解析を用いた変状原因推定<sup>1)</sup>の取り組みを行っている。（外力による変状の推定例は図 1 参照）

本取り組みは変形モード解析結果と変状状態を重ね合わせることで、外力性の変状であるか否かを目視で確認できるようにするものであるが、筆者らはこの「目視確認」の部分についても、昨今の深層学習を用いることで自動化可能であるとの仮説を立て、実際にトンネルの変状原因推定 AI を構築した。

### 2. トンネルの変状原因推定 AI の構築

#### (1) 変状原因推定 AI 構築の考え方

本取り組みの基本的な考え方は、過去に実施した外力性変状の判定結果を学習させることで、技術者の判断基準を反映させたトンネルの変状原因推定 AI を構築するものである。

適用する深層学習の手法を検討する際、変形モード解析結果と過去の外力性判定基準を学習した AI が実用化可能であるかの見極めが必要であることに加え、外力性変状の発生位置が分かるだけでも有用であるとのトンネル技術者からの意見を踏まえ、各分野で活用が広がっている畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用い、メッシュ分割した画像をスライディング法で判定していく仕組みとした。

キーワード 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)、変状原因推定、変形モード解析  
連絡先 〒101-8462 東京都千代田区神田錦町 3-22  
パシフィックコンサルタンツ (株)

TEL 03-6777-3911

#### (2) 学習用データの作成

実際に外力性判定を実施した 4 トンネル・45 スパン分の変形モード解析結果画像と変状展開図の重ね合わせ画像を作成し、さらにメッシュ分割を行った。

この分割画像のうち変状を含むメッシュ画像を抽出し、それぞれに「外力性」、「それ以外」の分類ラベルおよび発生位置情報を付与することで学習用データを生成した（具体的な作成イメージは図 2 参照）。

ただし、今回準備したデータだけでは、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) 用の学習データとして十分ではないと考え、さらにデータオーグメンテーション（水平反転、垂直反転、変形モード解析結果の前後 1 階調ずらし）することとし、最終的には元データの 12 倍まで水増しを行った。

#### (3) モデル構築・精度

(2)の学習用データを用い、深層学習では広く利用されている VGG-16（畳み込み 13 層＋全結合層 3 層＝16 層で構成されたニューラルネットワーク）を用

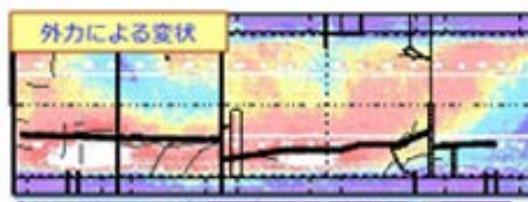


図 1 外力性の有無判定例

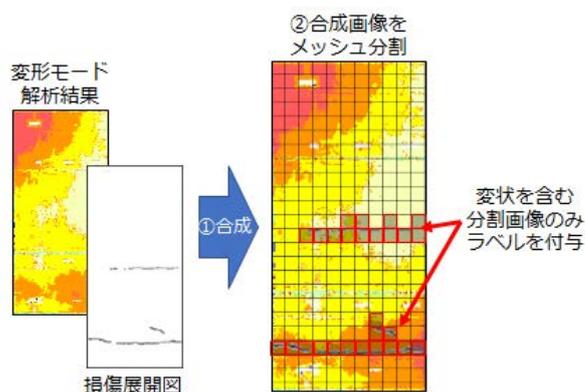


図 2 学習用データの作成方法

いて学習を行った。

学習に際しては、エポック数は設定せず、学習が十分収束したと考えられる状況まで実施した。

また、学習データの修正等を行いながら、良い結果が得られるまで学習を行い、最終的には損失関数 (val\_loss) が約 0.2 と学習が収束したとみなせる状況となり、正答率 (val\_acc) も約 0.91 と十分な精度のモデル構築が行えたと考えている。(実行時の学習曲線は図 3 に示すとおり)

#### (4) 実行プログラムの作成

併せて、上記で構築したモデルを実行するための簡易なプログラムを実行した。当該プログラムは Python で動作するものであり、図 4 に示す手順で処理が行われる。

#### (5) 検証データによる評価

テストデータを用いた検証を行った結果は図 5 に示す通りである。

この結果では、変形モードと変状発生状況 (上の図) に記載された紫色の線、水色の線が正解データであり、それぞれ外力性のひび割れ、外力性以外のひび割れである。一方、推論結果 (下の図) には今回構築

したモデルの出力結果であり、赤が濃いほど外力性である確率が高いことを表している。

上下の図を見比べると、今回のテストデータにおいては、技術者の診断結果に近い結果が得ることができた。

#### 4. まとめ

今回構築したトンネルの変状原因推定 AI について、現在保有しているデータ内では十分な精度が得られたと考えている。

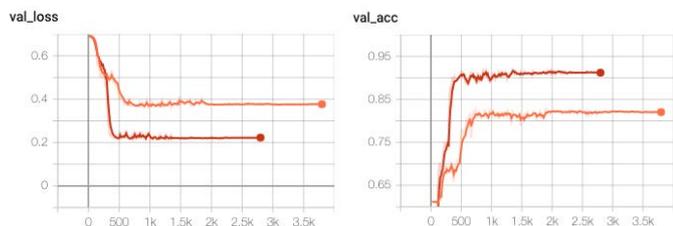
トンネル技術者からも、今回の検証で得られた結果が得られるのであれば、十分外力性診断業務で活用できるとの評価を得ている。

一方、変形モード解析を用いた外力性評価の事例は多くなく、今後、今回構築したモデルでは対応できないケースが発生することも想定される。

そのため、今後も継続的に学習データの追加・再学習を行い、汎化性能向上を図っていく必要があると考えている。

#### 参考文献

- 1) 重田佳幸他 (2016) 「走行型計測による外力性変状の評価例」, 令和元年度全国大会 第 71 回年次学術講演会 講演概要集 III-405, 土木学会。



※オレンジ線/赤線 初期の学習時/最終の学習時  
図 3 学習曲線 (val\_loss / val\_acc)

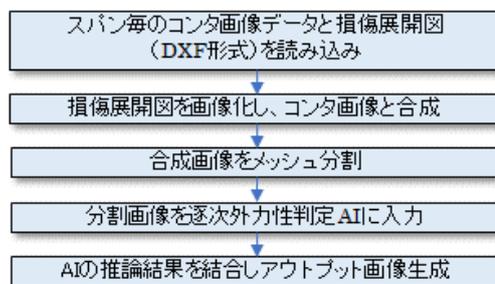


図 4 実行プログラムの処理フロー

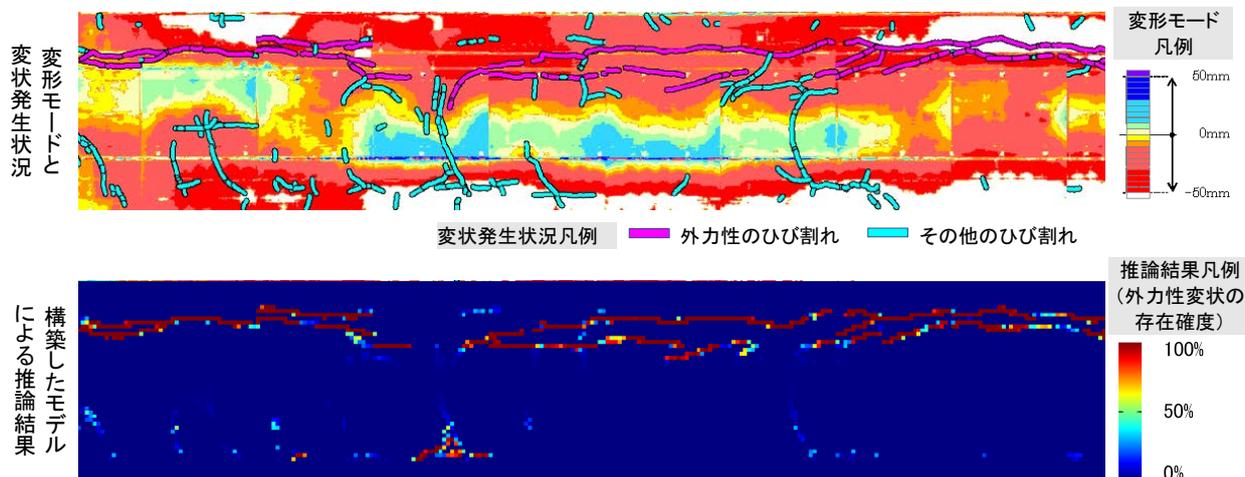


図 5 検証データによる外力性推論結果