

地中レーダによる実橋梁データからの全自動・高速異常検知アルゴリズムの構築と実証

東京大学 正会員 ○水谷 司

東京大学 学生会員 山口 貴浩

東京大学 学生会員 坂口 綾佳

(株) 土木管理総合試験所 正会員 垂水 稔

1. 研究背景・目的

近年、膨大な数の鉄筋コンクリート床版の急速な老朽化に伴い、非接触・高速に床版内部を探索可能な地中レーダ法が注目されている。地中レーダ法では、走行速度 80km/h で橋軸・橋軸直角方向に数 cm 程度の密な三次元探索が可能であるが、一方で、レーダ画像からの異常検知において、検査者は膨大な実橋梁データから GPS などに基づいて橋梁位置を特定後、各スパン・スキャン位置の画像について、損傷の有無を定性的に判定している。例えば、数 km の計測データについて、判定には数ヵ月、数百万円の時間とコストを要するため、全自動かつ高速な異常検知アルゴリズムの構築は喫緊の課題であると考えられる。

そこで、本研究では、まず畳込みニューラルネットワークに基づく橋梁部・土工部判定アルゴリズムを構築し、画像から解析対象スパンを自動抽出する¹⁾。つづいて、波形の相互相関に基づく既往の異常検知アルゴリズムに対して、高速化された新たな異常検知アルゴリズムを提案し、抽出された画像について損傷の自動検知を行い、損傷度を表すカラーマップとして表示する²⁾。

2. 畳込みニューラルネットワークによる橋梁部・土工部判定

畳込みニューラルネットワークは、全結合層に畳込み層が付加されたニューラルネットワークであり、画像の空間的な特徴の学習に優れている(図1)。本研究では、レーダ画像の走行直角方向断面において、鉄筋などの各部に特有の反射パターンを学習し、各スキャン位置において橋梁部・土工部判定を行う(図2)。学習用およびテスト用としてそれぞれ8橋梁および前後の土工部の計60,000個の画像を用い、1層の畳込み層、1層のプーリング層、1層の全結合層、1層の分類出力層からなるモデルを用いた。

図3、表2に判定結果を示すが、図3に示す通り、学習したモデルは正確に橋梁部を抽出しており、表2に示す通り、約100%と非常に高い精度で判定に成功している。本研究では、まず計測データから本学習モデルにより対応する実橋梁データを自動抽出する。つづいて、ジョイントが存在する場合、地表面位置において橋梁直角方向全面

にわたって強い線状の反射パターンがあらわれると考えられるため、これを閾値判定により抽出する。抽出されたジョイント位置から、解析対象スパンを自動抽出し、リファレンス(健全部)位置の取得及び損傷度のカラーマップ表示を行う。

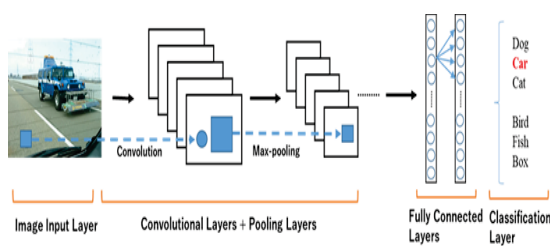


図1 畳込みニューラルネットワーク

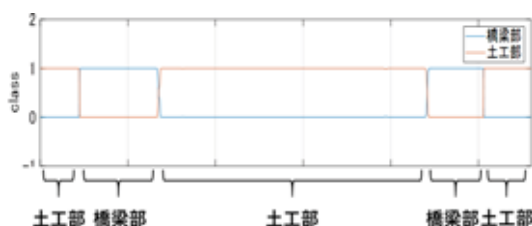
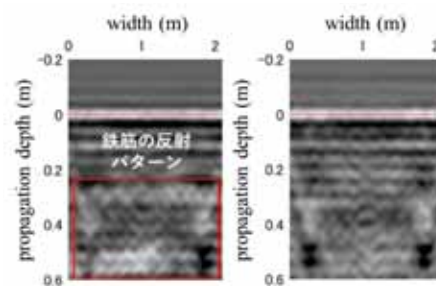


図3 土工部・橋梁部判定結果



(a)橋梁部 (b)土工部
図2 学習用画像(8橋梁)

表1 学習時のパラメータ

学習率	エポック数	畳込み層	プーリング
1e-2	100	[15*3]*3	2*2

表2 テスト画像での判定精度(8橋梁)

	橋梁部	土工部
画像数	7488	21682
検出数	7461	21560

キーワード 地中レーダ, RC床版, 非破壊検査, 畳込みニューラルネットワーク, 自動化, 相互相関

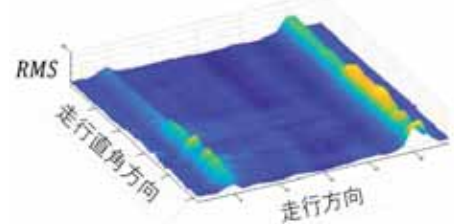
連絡先 〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻橋梁研究室 TEL 03-5841-6099

3. 移動分散を用いた新たな異常検知アルゴリズムの提案と実橋梁データにおける検証

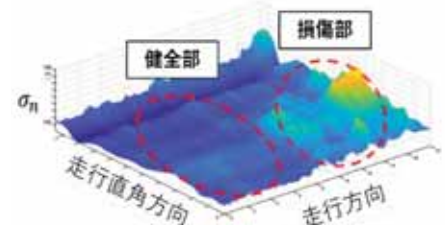
既往のアルゴリズムにおけるリファレンス位置の取得では、各スキャン位置の微小区間において、他の全スキャン位置との相関のばらつきから健全部を判定するため、計算回数は深度方向の点数 N 、スキャン数 M に対して $N \times M^2$ のオーダーで増大していた。そこで本研究では、まず深度方向のRMSを算出することで三次元データを二次元に圧縮し、つづいてRMSの走行方向の移動分散 V を計算することで、波形の局所的なばらつきから適切に健全部を抽出することができ、移動分散区間 a に対して $a \times M$ のオーダーまで大幅に計算回数を低減できた(式1, 2, 図4)。本手法により、 a は10点程度で十分な精度を得られるため、既往のアルゴリズムに対して、100mオーダーの橋梁で数分から数秒まで1/50程度、解析時間を低減することができた。

$$RMS(x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(x))^2} \quad (1)$$

$$V(x) = \sqrt{\frac{1}{a} \sum_{i=1}^a (RMS(x) - E[RMS(x)])^2} \quad (2)$$



(a) 深度方向の RMS

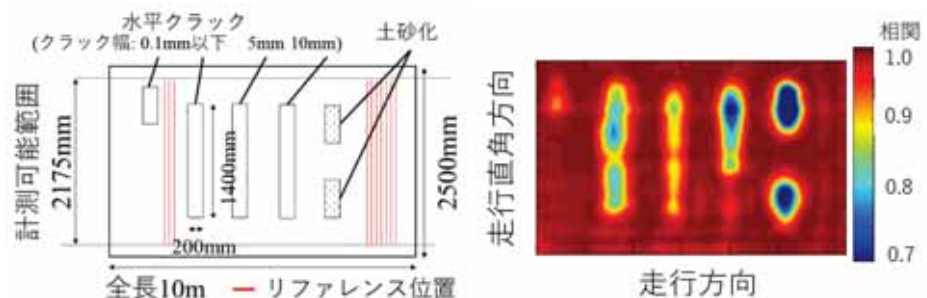


(b) 走行方向の移動分散

図4 リファレンス位置の抽出

図5は模擬損傷床版において本アルゴリズムを適用した結果を示すが、湿潤状態の幅0.1~10mmの水平クラック及び土砂化に対して、損傷部以外の箇所から適切にリファレンスを抽出できていることが分かる(図5(a)、ただし本論文で使用するリファレンスは断面ごとに抽出し、断面数は10に固定している)。また、取得したリファレンス波形を用いることで、損傷部において明確な相関の低下を確認することができた(図5(b))。

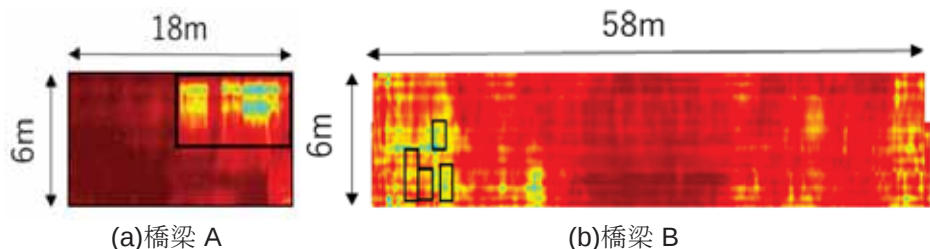
図6に劣化が指摘されている北陸のある実橋梁A, Bにおける損傷度のカラーマップ表示を示すが、いずれの橋梁においても打音試験の結果と整合的なマップを得られていることが分かり、また実橋梁についても、数秒から十数秒までの時間で非常に高速な解析を行うことができた。



(a) リファレンス取得位置

(b) 損傷度のカラーマップ

図5 模擬損傷床版におけるリファレンス取得位置と損傷度のカラーマップ



(a) 橋梁 A

(b) 橋梁 B

図6 実橋梁における損傷度のカラーマップ (黒枠は打音試験の損傷判定箇所)

4. 結論と今後の課題

本研究では、畳込みニューラルネットワークを用いた学習モデルにより橋梁部の反射パターンを学習することで解析対象スパンを自動抽出し、移動分散を用いた新たな異常検知アルゴリズムにより、波形のばらつきから健全部の抽出及びカラーマップの表示を全自動かつ高速に行うことができた。今後、多数の実橋梁について検証を行うことで、カラーマップにおける相関値と実際の損傷度との相関を統計的な観点から詳細に分析することを検討している。

移動分散を用いた新たな異常検知アルゴリズムにより、波形のばらつきから健全部の抽出及びカラーマップの表示を全自動かつ高速に行うことができた。今後、多数の実橋梁について検証を行うことで、カラーマップにおける相関値と実際の損傷度との相関を統計的な観点から詳細に分析することを検討している。

参考文献

- 1) LeCun, Y. Boser, B. Denker, J. S. Henderson, D. Howard, R. E. Hubbard, W. and Jackel, L. D.: Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. Neural Computation, 1(4), pp.541-551, 1989.
- 2) Mizutani, T. Nakamura, N. Yamaguchi, T. Tarumi, M. Ando, Y. and Hara, I.: Bridge Slab Damage Detection by Signal Processing of UHF-band Ground Penetrating Radar Data, Journal of Disaster Research, 12(3), pp.415-421, 2017.