

機械学習によるガイド波の破源位置推定

福井大学 学生会員 ○久世 右近
福井大学 正会員 鈴木 啓悟

1. はじめに

我が国の橋梁の建設数は高度経済成長期以降大きく増加し、それに伴い、プレストレストコンクリート(PC)橋梁数も増大してきた。近年これらのPC橋において老朽化などによるPC鋼材の破断や損傷が問題となっている。PC鋼線の破断を目視点検で把握することは困難であり、これまでは各種非破壊試験や削孔等による破壊的試験が実施されてきた。しかしこれらの手法ではリアルタイムでの破断及びその位置を検知することは困難である。

本研究では、H型鋼を用いた打撃実験で模擬的な破断実験を再現した。PC鋼材の破断時に発生するガイド波は桁の板厚に比べ、波長が長いため、ラム波として伝搬する傾向がある¹⁾。これまでの実験によりラム波はウェブ面の打撃でも励起が可能であり、打撃時に発生するガイド波を圧電センサーで有効に捕捉するための波形抽出法と適切なセンサー配置の検討を行ってきた。しかし現状では、特定モード抽出によるアプローチは、ラム波の速度分散が大きく、波源位置によっては波源位置推定の精度が安定しない。そこでガイド波の波源位置を機械学習の一手法であるRandom Forestを用い、学習モデルを構築し、これを適用することでさらなる破源位置の推定を試みる。

2. ラム波の特徴

ラム波は板厚や材質、周波数により位相速度及び群速度が変化する速度分散性及び多数の伝搬モードが重畳する多モード性を有する。伝搬モードには対称モード(S)と非対称モード(A)が存在し、各伝搬モードの位相速度、群速度は板の材質と板厚が分かればRayleigh-Lamb周波数方程式で算出される¹⁾。

図1に板厚80mmのコンクリート平板に関する速度分散曲線を示す。これまでの研究より破断時に生じる波の周波数成分は主に5kHz以下である¹⁾。またPC桁における打撃試験でセンサーをウェブを挟み込むように配置し、側面打撃を行い、生波形を抽出した(図2)。逆位相で波が伝搬しており、ラム波の発生、A0モードが支配的であることが確認された。

このケースにおいてA0モードに着目すると、特に5kHz以下において速度分散性の傾向が強く、波動到達時間をベースとした破断位置推定には誤差が生じやすくなる。一方、波動伝搬に伴って波形形状が変化していくことを考慮すると、予め機械学習により、波源位置が既知な状態で計測波形データを蓄積することで、波源位置に応じた有益な学習モデルを構築できる可能性がある。

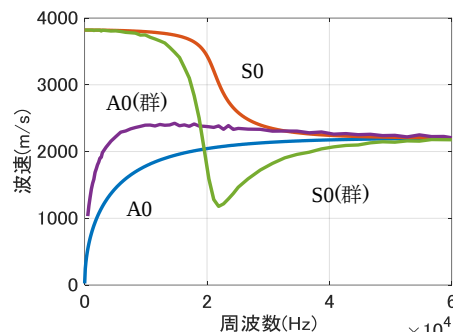


図1 速度分散曲線 (コンクリート・板厚80mm)

3. Random Forestの学習モデル構築

機械学習手法としてはRandom Forestを用いた。Random Forestは高精度で汎化性能も高い手法として知られており、また分類・回帰の両方が可能な手法である²⁾。ランダムに選ばれた学習データおよび説明変数から構築される複数の決定木の結果を合わせてクラス分類、あるいは回帰を行うアルゴリズムである。概念図を図3に示す。分類の場合は決定木の多数決で、回帰の場合はそれぞれの決定木の結果の平均値として求められる。Random Forestは多数の弱学習器を使用して高精度な予測を達成するアンサンブル法の一つであり、計算コストの割に非常に精度がよい。それぞれの決定木は元のデータ集合から重複を許容した上でランダム選択された複数個のサブセット、すなわちブートストラップサンプルから、ランダム選択された特徴量をもとに作成する。なおこれ以降すべての解析について決定木の総数を200として結果を示している。これは決定木の総数を100より1000まで増加させた際に200で十分に解析結果が収束していたためである。

4. 打撃試験によるガイド波の励起

本研究で用いた試験体の概要を図4に示す。全長が5500mmのH型鋼を同規格、同サイズを2体準備し、1体を学習用、もう1体をテスト用として実験を行った。実験方法はハンマーによる打撃を行う。サンプリングレートは100kHzとし、打撃時に発生する弾性波を桁ウェブ面に設置する圧電センサーで取得する。センサーは200mmの等間隔で設置し、図の赤丸で示した点で1箇所につき試験体1では20回打撃を行い計300個、試験体2では10回打撃を行い150個のデータの取得を行う。実験の様子を図5に示す。

5. 機械学習に用いた特徴量及び交差検証

本研究で構築する手法では、4章で述べたPC桁を想

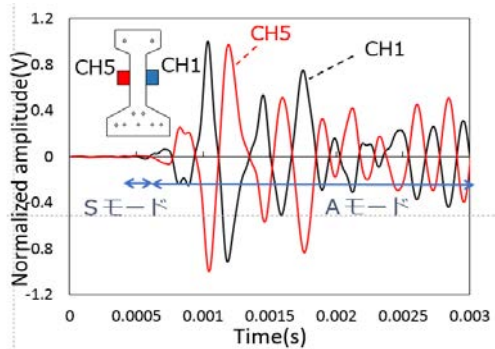


図 2 PC 桁ウェブ面の時刻歴応答

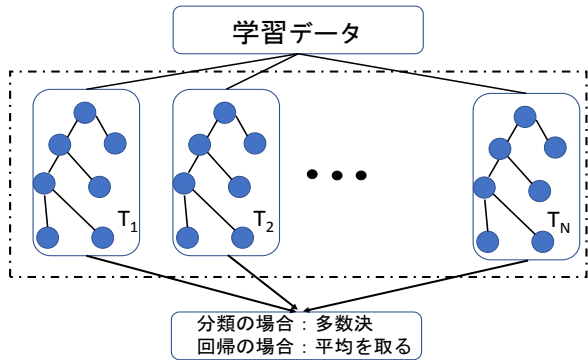


図 3 Random Forest の概念図

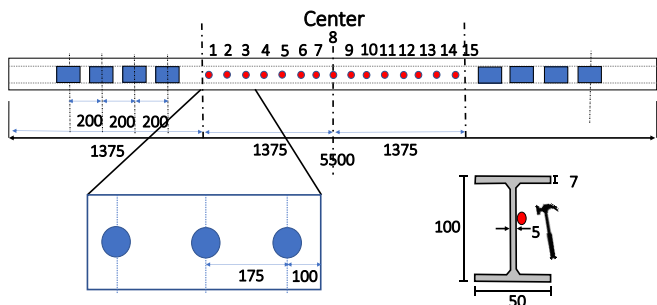


図 4 試験体概要



図 5 実験の様子

定したH 型鋼を用いた打撃実験から得られた弾性波の波形データを用いる。取得した波形データから波のパワの最大値の 10%の波が初めに励起された点から前時刻に 800 点、後時刻に 9200 点の範囲で切り抜き、そしてデータの正規化を行った。本研究では 15 箇所データ取得し、15 クラスの多クラス分類を行う。上記で記した手順を取得データに施した後、図 4 で示した赤丸の位置（打撃位置）と対応する数字をクラス番号としてそれぞれに 1~15 のラベル付けを行う。分類器の構築

表-1 教師データとテストデータのサンプル数、学習特徴量

	教師データ		テストデータ		学習特徴量
	試験体	データセット数	試験体	データセット数	
(a)	1	1 クラス 10 計 150	2	1 クラス 10 計 150	時刻歴波形
(b)	1	1 クラス 20 計 300	2	1 クラス 10 計 150	時刻歴波形
(c)	1	1 クラス 20 計 300	2	1 クラス 10 計 150	時刻歴波形 周波数 位相

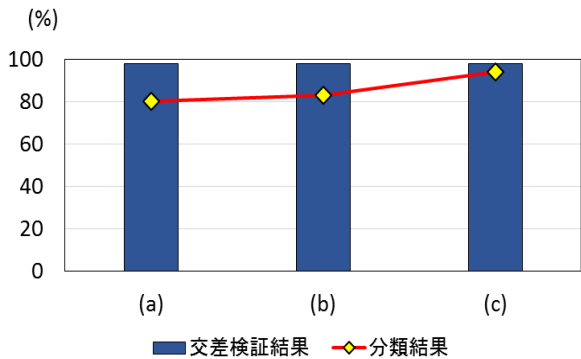


図 6 各パターンでの交差検証・分類精度

のための学習に用いる特徴量は時間領域波形そして周波数、位相情報も加えた 3 つとした。ラム波の速度分散性を考慮すると、波源位置との距離に応じて波形形状が変化し、計測される波の周波数成分も変化する可能性も鑑みた。そしてこれらの学習モデルに及ぼす影響を比較するために学習・分類は条件を変えた 3 パターンで行う（表-1）。次に作成した分類器を交差検証する。交差検証での誤差率を以て、教師データ群の妥当性を評価する。

6. 結果と考察

図 6 に交差検証と分類精度の結果をパターン別に示す。各パターンでの教師データの交差検証の結果、交差検証正答率は全てのパターンで約 95%であり、教師データとして妥当であると判断できる。それぞれの教師データ群より構築した分類器を用いてテストデータを分類させた結果は、(a)では分類精度 80.0%となった。教師データを増加させた(b)は 83.0%となった。(c)では精度が大きく向上し、93.0%であった。以上の結果から、速度分散性を有するガイド波の波源位置推定に対しては、学習サンプル数の増加が有益であることに加え、周波数情報、位相情報を加えることで精度向上が図れることが示唆された。

参考文献

1) Influence of Tendon Breaks on Structural Behavior of Concrete Beams: H. Kaneko, et al., Maintenance, Safety, Risk, Management and Life-Cycle Performance of Bridges, pp.1074-1081, 2018.

2) 全邦釘, 蔵本直弥, 熊岡幸司: 多点同時計測と機械学習を用いた損傷同定手法のI型断面はり部材への適応, 応用力学論文集Vol.19, pp.I_623-I_631, 2016.