

NN を用いた打音による鉄筋腐食判定に及ぼす誤ラベルデータの影響とその除去方法

防衛大学校 学生会員 ○福井 智大
防衛大学校 正会員 黒田 一郎

1. はじめに

近年、RC 構造物の打音検査に機械学習を取り入れた研究が進められている。著者らもこれまでに NN を用いた鉄筋腐食の判定手法を提案し、その適用性を確認するとともに打撃条件が判定結果に及ぼす影響について検討を行ってきた¹⁾²⁾。これらは学習に使用する教師データの収集を前提とした手法であるが、実用性を考えると外観から腐食ひび割れや錆汁が観察されにくい初期段階の鉄筋腐食のデータの収集は容易ではない。また、腐食の進行の不均一性を考慮すると、腐食の初期段階の判定を目的とする場合には、教師データの収集段階で陽性・陰性の正解ラベルが誤ったデータ（誤ラベルデータ）を取り込む恐れがある。そこで本研究は、NN を用いた打音による鉄筋腐食の判定結果に及ぼす教師データへの誤ラベルデータの混入の影響と、その除去方法について検討を行ったものである。

2. 実験概要

図-1 に供試体の寸法および配筋を示す。供試体は、1460×80×150 mm の RC 梁で、内部には引張鉄筋 (D13, SD345) 1 本、せん断補強筋 (D6, 295A) が 15 本、せん断補強筋の組み立て筋 (D6, 295A) 1 本が配筋されている。この供試体を 4 体作製し、電食により引張鉄筋を腐食させた。目標腐食率は 2%、10% の 2 段階に設定した。

打音の収録は、電食前と各目標腐食率到達後に手動ハンマとマイクロフォンを用いて行った。打撃位置は、電食後も錆汁や腐食ひび割れが観察されなかった供試体上面の中央 (50×50 mm) に範囲を限定し、打撃時のハンマの最大衝撃力を 1500~2000 N に管理した。

収録した音圧時刻歴をフーリエ変換によってスペクトルに変換し、最大値が 1.0 になるように正規化処理を施した。音圧時刻歴波形のサンプル長さを 20 ms、周波数解像度は 25 Hz とし、特徴量として使用するスペクトルの周波数帯域を 500~5000 Hz に設定したため、一つのスペクトルは 181 個の数

値からなるベクトルデータである。このスペクトルを特徴量として、中間層 1 層（ノード数 8）の最小構成の NN モデルを用いた鉄筋腐食の判定を行った。

打音データは、収録時期の違いによって三つの区分（電食前、目標腐食率 2%、10%）に分けられる。各区分では、供試体 1 体につき 40 回の打音収録を行うので、一つの区分は 160 個の打音データで構成され、区分全体（3 区分）で 480 個のデータ群となる。教師データとテストデータに使用する打音データは、両データ間の重複を避け、480 個のデータ群から無作為に選択した。なお、鉄筋腐食の判定を行う上では、教師データ数を 96 個、テストデータ数を 80 個とした。

鉄筋腐食の判定は、スペクトルの入力層への入力に対して、一つだけ設けられた出力層からの出力値の大きさで判定を行った。出力値は、0.0~1.0 の範囲の値となり、学習過程においては、鉄筋腐食ありの教師データには 1.0 を、無しの教師データには 0.0 を設定し、テストデータの判定の際には、0.5 以上を鉄筋腐食あり、0.5 未満を鉄筋腐食無しと判定した。

本研究で実施した判定ケースを表-1 に示す。鉄筋腐食の初期段階である腐食率 2% の判定を軸とし、当初、学習に使用する陽性・陰性の教師データ中に、判定対象のテストデータとは腐食率が異なる誤ラベルデータを混入させた条件で判定を行い、混入無しの結果と比較を行った。なお、陽性の教師データには電食前の腐食率 0% と 10% を、陰性の教師データには 2% と 10% のデータを混入させた。その際の混入数は各 3 個の計 12 個と、各 6 個の計 24 個の 2 パターンとした。

次に、誤ラベルデータが混入した陽性・陰性の教師データを対象として、教師無し学習の一種である局所外れ値因子法（以下、LOF）による誤ラベルデータの検知を試みた。スペ

表-1 判定ケース

ケース名		教師データへの混入数				除去数	教師データ数	
		陽性		陰性			陽性	陰性
		0%	10%	2%	10%			
C0	混入無し	0	0	0	0	0	48	48
C12	誤ラベル	3	3	3	3			
C24	データ混入	6	6	6	6			
C12-R20	LOF値が 大きい データ から除去	3(0)	3(0)	3(0)	3(0)	20	38	38
C12-R30		3(0)	3(0)	3(0)	3(0)	30	33	33
C12-R40		3(0)	3(0)	3(0)	3(0)	40	28	28
C24-R20		6(3)	6(0)	6(2)	6(0)	20	38	38
C24-R30		6(3)	6(0)	6(2)	6(0)	30	33	33
C24-R40		6(3)	6(0)	6(2)	6(0)	40	28	28

※ () 内の数字：除去後の混入数

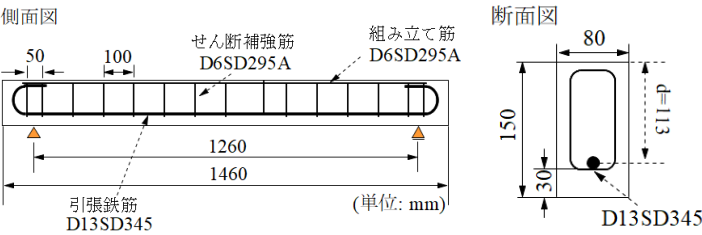


図-1 供試体の寸法および配筋

キーワード 非破壊検査, 打音, 鉄筋腐食, ニューラルネットワーク, 局所外れ値因子法, 誤ラベルデータ

連絡先 〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20 防衛大学校 TEL : 046-841-3810

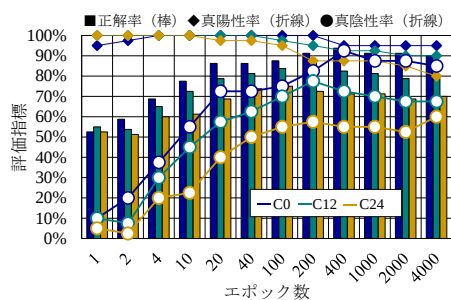
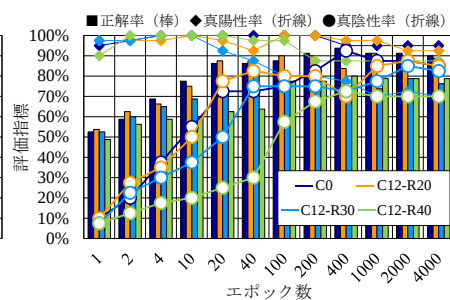
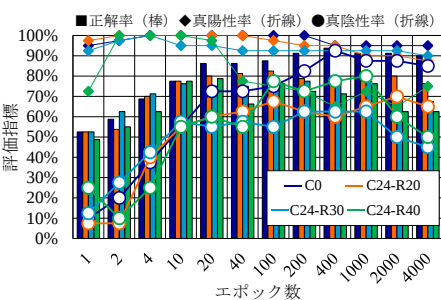


図-2 誤ラベルデータ混入時の判定結果



(a) C12 から除去した場合



(b) C24 から除去した場合

図-3 誤ラベルデータ除去後の判定結果

クトルは特徴空間上において一つの点として表現可能であり、他のスペクトルを同じ特徴空間上にプロットした場合、これらが類似しているならば距離は近く、反対に相違が大きいならば距離は大きくなる。このように特徴空間上の距離から導かれる密度によってスペクトル同士の類似の度合を評価し、誤ラベルデータの検知を試みた。各 48 個の陽性・陰性のすべての教師データの LOF 値を算出し、 LOF 値が大きいものから順に外れ値として教師データから除去し、その教師データを用いて NN による判定を行った。この際、誤ラベルデータの混入数は未知であるため、データの除去数は 20 個（陽性・陰性各 10 個）、30 個（陽性・陰性各 15 個）、40 個（陽性・陰性各 20 個）の 3 段階と混入数に対し多く設定した（表-1）。

3. 実験結果

図-2 に、混入無しの C0 と誤ラベルデータを 12 個、24 個混入させた場合の C12, C24 の正解率、真陽性率および真陰性率を示す。なお、エポック数は 12 段階（最大 4000）とした。図より、混入無しの C0 に比べて誤ラベルデータが混入すると、その混入数が多いほど正解率が低下していることがわかる。ここで、真陽性率と真陰性率に着目すると、真陽性率は混入後においても顕著な低下傾向は見受けられないのに対し、真陰性率では誤ラベルデータが混入するとその値を大きく減じており、このことが正解率の低下に繋がったと言える。すなわち、真陽性率と真陰性率とでは、真陰性率の方が誤ラベルデータの混入の影響を受けやすく、誤ラベルデータが混入することによって偽陽性の判定が増加傾向を示した。

次に、 LOF を用いて陽性・陰性の教師データ中に混入した誤ラベルデータの検知および除去を行った。 LOF 値が大きいデータから順に取り除いた結果、誤ラベルデータが 12 個混入した C12 では、本研究で設定した除去数の内、最も少ない 20 個の段階ですべての誤ラベルデータを除去することができた（表-1）。一方、誤ラベルデータが 24 個混入した C24 では、40 個のデータを除去しても陽性データ中に 3 個、陰性データ中に 2 個の誤ラベルデータが残ったが、8 割程度の誤ラベルデータを除去することができた（表-1）。

引き続き、誤ラベルデータ除去後の教師データを用いて鉄筋腐食の判定を行った。図-3 に、誤ラベルデータが混入した C12 と C24 の教師データ群から LOF 値が大きいデータを

除去した教師データを用いた場合の判定結果を示す。まず、図-3(a)に示す C12 からデータを除去した場合の結果を見ると、20 個除去した C12-R20 では、正解率が混入無しの C0 と同等の値まで回復していることがわかる。一方、除去数が多い C12-R30, C12-R40 においては、誤ラベルデータは混入していないにもかかわらず、C12-R20 に比べ低調な結果であった。これはデータの除去数が多い場合、誤ラベルデータとともに正常ラベルの教師データも除去されてしまい学習に使用する教師データ数が減少したことによる影響と考えられる。

次に、図-3(b)の C24 からデータを除去した場合の結果を見ると、C24-R20 は図-2 中の除去前の C24 に比べて正解率が 80%程度まで回復するものの、図-3(a)の C12-R20 のように C0 と同等の値までの回復は見受けられなかった。このことは、除去後も教師データ中に含まれる 5 個の誤ラベルデータによる影響と考えられる。また、教師データが少ない C24-R30, C24-R40 では、図-3(a)と同様に低調な結果を示した。

4. まとめ

以下に得られた知見を示す。

- (1) 腐食率 2%の判定においては、教師データ中に誤ラベルデータが混入した場合、混入数が多いほど正解率が低下し、その主な要因は真陰性率の低下であることを確認した。
- (2) LOF を用いることで、教師データ中に混入した誤ラベルデータのある程度まで除去することができ、誤ラベルデータを除去した教師データを学習に用いた場合、誤ラベルデータ混入時に比べて判定結果が回復傾向を示すことを確認した。ただし、データを過剰に除去すると判定結果が低調となる傾向を示した。

参考文献

- 1) 福井智大, 黒田一郎: ニューラルネットワークを用いた打音スペクトルの分析による鉄筋腐食ひび割れ判定手法に関する基礎的研究, 構造工学論文, Vol.68A, pp.661-670, 2022.
- 2) 福井智大, 黒田一郎: ニューラルネットワークを用いた腐食ひび割れの打音判定における打撃条件の影響, AI・データサイエンス論文集, 第 3 巻, J2 号, pp.35-46, 2022.