

パターン認識による鋼橋添接部の高力ボルト残存軸力推定

関西大学工学部 正 員 三上市蔵 東洋情報システム 正 員 田中成典
 関西大学大学院 学生員○神戸和仁

1. まえがき 鋼橋の添接部に使用されている高力ボルトには、供用中に緩みが生じる。現状では、高力ボルトの緩みは、熟練者によるハンマーを用いるたたき点検によって調べられている。しかし、熟練者の数は限られており、また、熟練者といえど人間であり、正確さに欠ける。

高力ボルトの緩みを自動に判定できる検知機が三井造船で開発され、実用されている。これは、テストハンマーにより高力ボルトのナット部分を打撃して生じた反発力波形と加速度波形を定量的に解析し、残存軸力10tf以下の緩みを判別できる。この検知機は、緩みを判定できるが、残存軸力の大きさは推定できない。

本研究では、ニューロコンピュータのもつパターン認識の能力を用いて、このテストハンマーの打撃によって得られる反発力波形と加速度波形から、残存軸力の大きさを推定する方法を検討する。

2. 波形パターン認識 反発力波形と加速度波形のデータから残存軸力を推定するために、ニューラルネットワークを適用する。用いたソフトウェアは富士通製のNEUROSIM/L¹⁾である。ニューラルネットワークは中間層を2層とした4層の階層型とし、その中間層のユニット数は、入力ユニット数と出力ユニット数を線形補間²⁾するように決定した。波形データを入力層とし、ボルトの残存軸力の大きさを出力層とした。

3. 実験データ 波形データは、三井造船で行われた実験によって得られたものを用いる。試験体はI桁の添接部と同構造であり、高力ボルトは無塗装、F10T(M22)、首下長さ65mmである。

腹板におけるシャーププレート³⁾の6本の高力ボルトを対象に、そのナット部分をテストハンマーで打撃し、反発力波形と加速度波形の組合せデータがセンサーから採取された。波形データは、1 μ sec間隔でデジタル化されている。

4. 軸力の推定 入力層に与える波形データは、テストハンマーの打撃直後から120 μ secまでのものを用いる。2 μ sec間隔で抽出した反発力波形(図-1)、1 μ sec間隔で抽出した反発力波形(図-2)、2 μ sec間隔で抽出した反発力波形と加速度波形(図-3)の

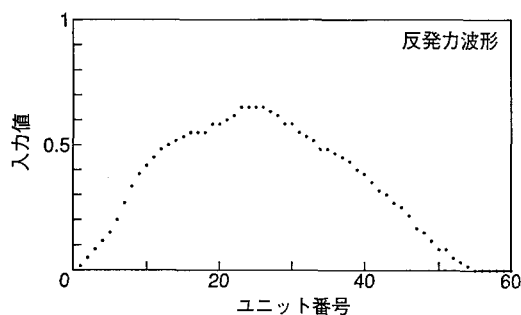


図-1

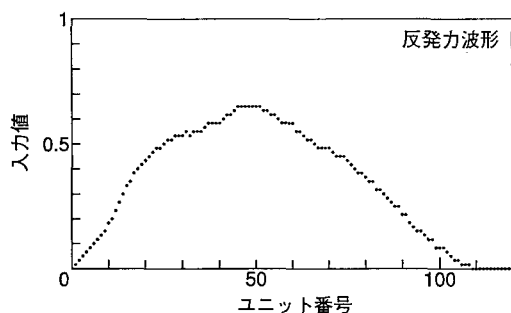


図-2

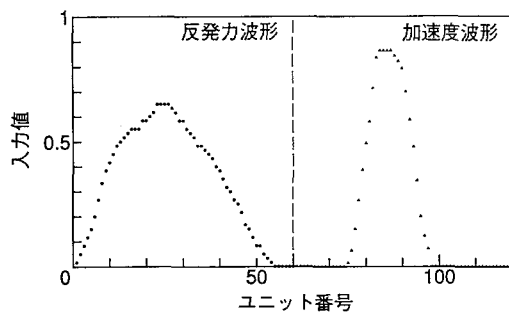


図-3

3通りの入力データを考える。それぞれ波高は0から最大値までを[0, 1]で正規化した。出力層は、それぞれの波形データに対する導入軸力の大きさとする。

10段階の導入軸力に対する実験データ293組のうち263組を学習データ(表-1)とし、このデータについて学習を行う。学習は、全学習データの平均誤差の変動がなくなった時点で終了させた。

シャーププレートの上から3本の高力ボルトについて、10段階の導入軸力に対する30組のデータ(表-1)に対して導入軸力の推定を行った。図-1の波形を用いた場合の推定結果を図-4に、図-2の波形を用いた場合の推定結果を図-5に、図-3の波形を用いた場合の推定結果を図-6に示す。

推論結果へのユニット数の影響を調べるために、図-4と図-5を比較すると、反発力波形を1 μsec 間隔で抽出した方が、軸力10tf以上において、明らかに推論軸力の精度が良くなることが分かる。また、加速度波形を考慮することの影響を調べるために、図-4と図-6を比較すると、反発力波形と加速度波形の両方を用いた方が、全体的なバラツキが減少し、明らかに推論軸力の精度が良くなることが分かる。

表-1

導入軸力	学習データ数	推論データ数
2tf	15	3
3tf	19	3
5tf	17	3
7tf	30	3
8tf	22	3
9tf	30	3
11tf	23	3
13tf	21	3
16tf	15	3
22.6tf	71	3
合計	263	30

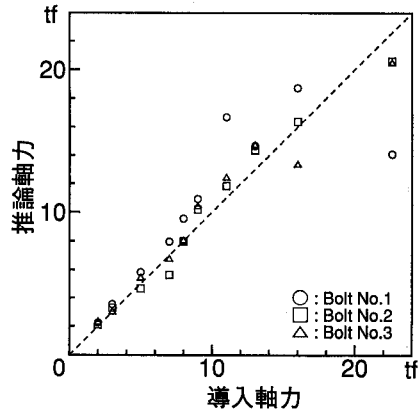


図-4

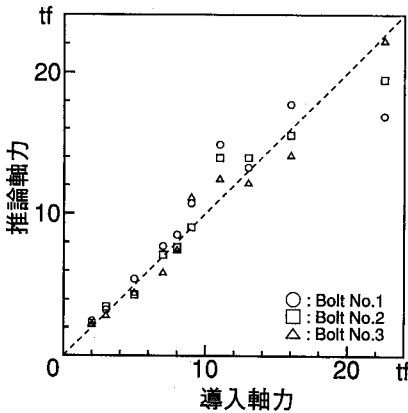


図-5

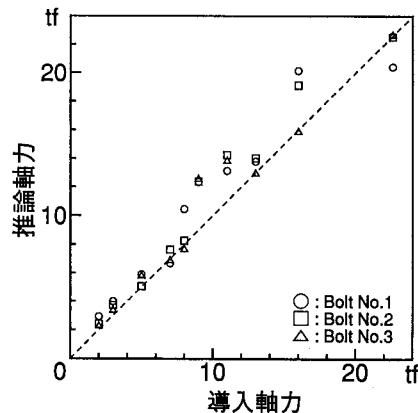


図-6

5. あとがき 高力ボルトのナット部をテストハンマーで打撃して得られる反発力波形データと加速度波形データを用いて推定できることがわかった。推定にはニューラルネットワークのパターン認識を適用した。

【謝辞】本研究を遂行するに当たり、三井造船：鹿野頭一氏から多大な協力を得た。ここに、感謝の意を表す。

参考文献 1)NEUROSIM/Lマニュアル, 富士通(株), 1990. 2)船橋：ニューロコンピューティング入門, 1992.