

関西大学工学部 正 員 三上市蔵

関西大学総合情報学部 正 員 田中成典

戸 田 建 設 正 員 神戸和仁

関 西 大 学 大 学 院 学 生 員 ○樋渡達也

1. まえがき 鋼橋添接部の高力ボルトの残存軸力を推定するために、ニューラルネットワークを用いてシステムを構築した¹⁾。このシステムでは、三井造船で開発された自動ハンマを用いて、高力ボルトのナット部を打撃することによって得られる反発力と加速度の波形データを入力することにより、供用中の鋼橋添接部の高力ボルトの残存軸力の大きさや、架設時の導入軸力の大きさを推定できる。

これまでの研究¹⁾において、波形データは、全波形データの最大波高で正規化を行い、3点平均による平滑化の処理を行えば、推論精度が向上することが分かっている。また、反発力波形のみを用いても軸力を推定できることが分かっている。¹⁾ しかし、各導入軸力の学習データ数にばらつきがあるため、学習データ数と推論精度の関係が明確でなかった。

本研究では、各導入軸力の波形データ数を均一にした学習データを用いて、推論精度の影響を検討する。

2. 波形学習データ 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3箇所の高力ボルトを対象に、そのナット部を自動ハンマで打撃し、反発力波形と加速度波形が採取される。波形データは、波形の特徴が十分に描める自動ハンマ打撃直後から200 μ secまでを抽出した。

既報¹⁾では、表-1に示す計262の学習データ(Case 0)を用いた。波形データは、全波形データの最大波高で正規化し、3点平均により平滑化の処理を行った。ただし、表から分かるように、各導入軸力に対する波形学習データにばらつきがある。

本研究では、各導入軸力の波形データ数を均一にした学習データを用いて、推論精度の影響を検討するために、表-1に示すように学習データ数を変化させた2ケース(Case 1とCase 2)を考える。Case 1では、1段階の導入軸力に対して4データ、3箇所の高力ボルト、10段階の導入軸力に対して計120の学習データを用いる。Case 2では、1段階の導入軸力に対して3データ、3箇所の高力ボルト、10段階の導入軸力に対して計90の学習データを用いる。ただし、推論データは、1段階の導入軸力に対して1データ、3箇所の高力ボルト、10段階の導入軸力に対して計30データを用いる。

この2ケースの学習データに対して、反発力波形と

表-1

導入軸力	学習データ数			推論データ数
	Case 0	Case 1	Case 2	
2tf	15	12	9	3
3	19	12	9	3
5	17	12	9	3
7	30	12	9	3
8	22	12	9	3
9	30	12	9	3
11	23	12	9	3
13	21	12	9	3
16	15	12	9	3
22.6	70	12	9	3
合 計	262	120	90	30

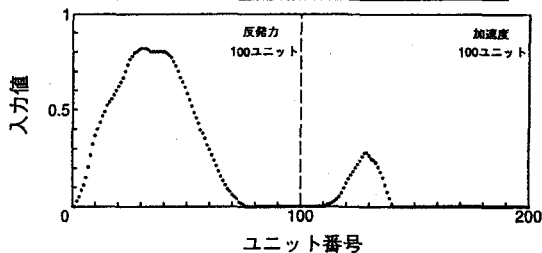


図-1

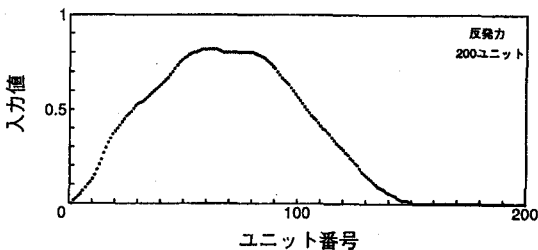


図-2

加速度波形を用いた場合(図-1)と、反発力波形のみを用いた場合(図-2)について考える。よって、Case 1で反発力波形と加速度波形を用いた場合をCase 1.1、反発力波形のみを用いた場合をCase 1.2とする。同様に、Case 2で反発力波形と加速度波形を用いた場合をCase 2.1、反発力波形のみを用いた場合をCase 2.2とする。

3. データ数と推論精度 Case 1.1~Case 2.2の推論結果を図-3~図-6示す。各図中の相関係数は、1に近いほど推論精度がよく、平均2乗誤差は、0に近いほど推論精度がよいことを表す。

既報¹⁾の推論結果(Case 0.1とCase 0.2)とCase 1.1~Case 2.2の推論結果との推論精度を、表-2のように相関係数と平均2乗誤差で比較すると、次のことが分かる。

- ①各導入軸力の波形データ数を均一にすることで、学習データ数が減少しても推論精度の低下はない。むしろ、学習データ数が減少することで、学習時間が短縮できる。したがって、Case 1, Case 2のように学習データ数を均一にする必要がある。
- ②Case 1, Case 2とも、学習データ数の大小にかかわらず、推論精度がよい。したがって、学習データ数のより少ないCase 2を用いた方が効率的である。
- ③Case 2の反発力波形のみを用いた場合でも、推論精度に影響が少ない。加速度波形が採取されない場合を想定すると、Case 2.2の方法がよい。

4. あとがき 本研究では、既報¹⁾において、各導入軸力の学習データ数にばらつきがあったため、学習データ数と推論精度の関係が明確でなかった。そこで、各導入軸力の波形データ数を均一にした学習データを用いて、推論精度の影響を検討した結果、学習データ数を均一にすることで、精度よく軸力の大きさを推定できることが分かった。

最後に、本研究を遂行するに当たり、三井造船の鹿野顕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) 三上・鹿野・田中・神戸：ニューラルネットワークのパターン認識機能を応用した鋼橋添接部の高力ボルトの残存軸力推定システム，第1回ファジィ土木応用シンポジウム講演論文集，1993.11。

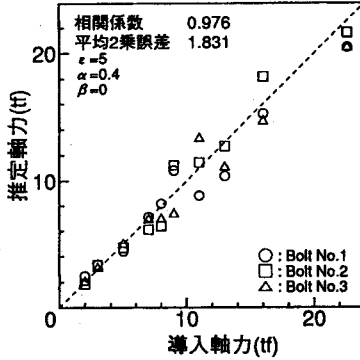


図-3 Case 1.1

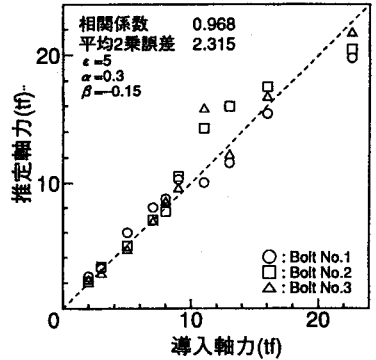


図-4 Case 1.2

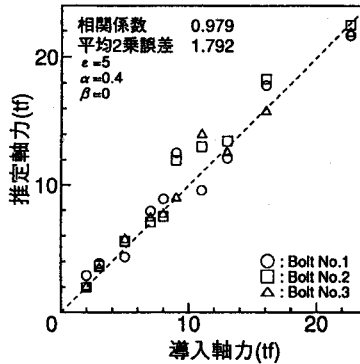


図-5 Case 2.1

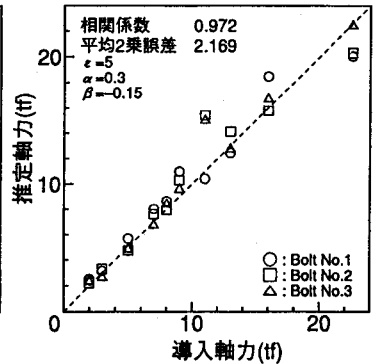


図-6 Case 2.2

表-2

		反発力と加速度	反発力
262データ	相関係数 平均2乗誤差	Case 0.1	Case 0.2
		0.977 1.679	0.970 2.129
120データ	相関係数 平均2乗誤差	Case 1.1	Case 1.2
		0.976 1.831	0.968 2.315
90データ	相関係数 平均2乗誤差	Case 2.1	Case 2.2
		0.979 1.792	0.972 2.169