

支管に軸力を受けるコンクリート充填鋼管 T 継手における応力集中係数算定のためのニューラルネットワークモデルの構築

長崎大学 学生会員 野北 莞爾 長崎大学 正会員 中村 聖三
長崎大学 正会員 奥松 俊博 長崎大学 正会員 西川 貴文

1. はじめに

中国では近年コンクリート充填鋼管（CFST）継手を用いたアーチ橋が数多く建設されているが、一部の橋梁では構造安全性を損なうような疲労亀裂が生じた事例が報告されている．そこで Zheng らは T 形および K 形 CFST 継手を対象として有限要素（FE）解析を実施し、最小二乗法を用いた回帰分析により支管に軸力を受けた際の応力集中係数（SCF）の算定式を導出した．しかし、得られる算定式の精度は予め設定する関数形に依存し、関数形を適切に設定することが困難となる可能性もある．そこで本研究では、支管に軸力を受ける T 形 CFST 継手について SCF 算定のためのニューラルネットワーク（NN）モデルを構築し、Zheng らの導出した SCF 算定式と比較することで、その精度および有用性を評価する．また、構築した NN が十分な精度を有するために最低限必要な学習データの作成方法も検討する．

2. 比較対象

本研究の検討対象は、図 1 に示す T 形 CFST 継手において支管に引張軸力を受けた時の主管クラウン(CC)と圧縮軸力を受けた時の支管クラウン(BC)である．比較対象は文献 1)に示されている算定式(1), (2)である．

$$SCF_{BC} = 6.025\beta^{-0.007}\gamma^{-0.329}\tau^{0.326}$$
 (1)

$$SCF_{CC} = 1.401\gamma^{0.365}\tau^{0.916}[1.028 + 0.883(\beta - 0.29)^2] + \frac{M_{Chord}}{W_e\sigma_n}$$
 (2)

式(1)は BC における算定式であり、式(2)は CC における算定式である．これらの式は支管と主管の直径比 $\beta(=d/D)$ 、主管の径厚比 $2\gamma(=D/T)$ 、支管と主管との板厚比 $\tau(=t/T)$ の 3 つの無次元幾何学パラメータを説明変数とし、それらを表 1 に示すように変化させた合計 140 モデルの FE 解析結果をもとに構築されている．

3. 最適なネットワーク構築に関する検討

3.1 一般的なライブラリのみを使用したネットワーク構築

(1) 検討概要

NN は Python を用いて構築した．設定したハイパーパラメータを表 2 に示す．中間層とノードの数を変化させ、全部で 9 パターンの NN を構築した．出力層の活性化関数は恒等関数とし、正解値と予測値における誤差関数には二乗誤差を用いた．また 140 個あるデータのうち 70 個を教師データ、残りの 70 個を検証データとした．その際、教師データと検証データのパラメータ値がバランスよく分布するように分類を行った．構築した NN の精度評価には、正解値と NN による予測値との二乗平均平方根誤差（RMSE）を用いた．また式(1), (2)の RMSE はそれぞれ 0.0537, 0.1712 である．

(2) 結果と考察

CC における NN の最大 RMSE は 0.8479、最小 RMSE は 0.2233 であり、BC における NN の最大 RMSE は 0.0669、最小 RMSE は 0.0226 であった．また、どちらの NN においてもノード数が 2 の時に RMSE が大きくなる傾向があった．最も精度が良かった NN の予測値の散布図を図 2 に示す．RMSE に着目すると、BC にお

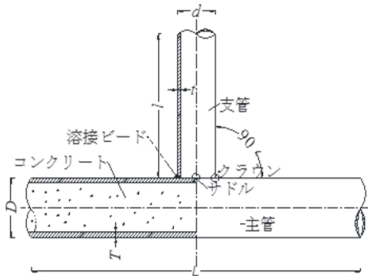


図 1 T 形 CFST 継手

表 1 説明変数の値

説明変数	値
β	0.3, 0.4, 0.5, 0.6
2γ	40, 50, 60, 70, 80
τ	0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0

表 2 3.1 におけるハイパーパラメータ

パラメータ名	設定
中間層	1, 2, 3
ノード	2, 3, 4
エポック数	3000
活性化関数(中間層)	Sigmoid 関数
オプティマイザ	SGD
学習率	探索後 1 組に決定

キーワード ニューラルネットワーク、コンクリート充填鋼管 T 継手、応力集中係数

連絡先 〒852-8521 長崎県長崎市文教町 1-14 長崎大学大学院工学研究科 TEL: 095-819-2613

ける NN は式(1)よりも高い精度を有しているが、CC における NN は式(2)よりも精度が低いことがわかる。また NN 構成が複雑になると計算に時間がかかるという課題があった。

3.2 専用のライブラリ (Keras) を使用したネットワーク構築

(1) 検討方法

3.1 における課題解決のために、NN 構築ライブラリの Keras を使用して再度 NN を構築した。検討した NN におけるハイパーパラメータを表 3 に示す。BC, CC それぞれで組み合わせの違う 108 パターンの NN を構築した。学習率は Keras によって自動設定されるのでハイパーパラメータとしなかった。また Keras を使用して構築した NN は学習するたびに決定される重みパラメータが変化し、RMSE も同値とならないため、5 回計算して導出された RMSE の平均値をその NN の精度として比較検討した。

(2) 結果と考察

BC, CC どちらの NN においても、活性化関数として ReLU 関数を用いた時よりも、Sigmoid 関数や tanh 関数を用いた時の方が精度が高い傾向であった。また、構築した NN のほとんどにおいて 式(1), (2)よりも優れた精度を有しており、3.1 で構築したネットワークよりはるかに短い時間で計算できた。最も精度が良かったハイパーパラメータの組み合わせを表 4 に示す。またその時の予測値の散布図の一例を図 3 に示す。なお、表 4 の RMSE 値は 5 回の平均値であるため、図 3 の値と異なっている。

4. ネットワーク構築に必要なデータの作成方法に関する検討

4.1 検討方法

表 4 に示した NN を使用して、どのような教師データであれば十分な精度を持つ NN を構築できるか検討した。説明変数ごとに最大値、最小値、中間値の 3 つの値を用いた合計 27 個のデータで学習を行う場合と最大値と最小値のみの 2 つの値を用いた合計 8 個のデータで学習を行う場合の 2 パターンで再度計算した。

4.2 結果と考察

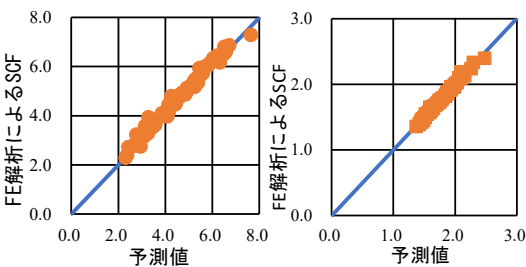
各データ数における RMSE を表 5 に示す。27 個のデータを用いた場合は十分な精度の NN を構築できているが、8 個のデータを用いた場合は CC において式(2)よりも精度が劣っている。しかし、ハイパーパラメータの組み合わせを変えると精度が向上し、式(2)の精度を上回ったため、説明変数ごとに最大値と最小値のみを学習に用いても、十分な精度の NN を構築できる可能性があると考えられる。

5. 結論

本研究では T 形 CFST 継手を対象として SCF を導出する NN を構築した。本研究における最適な NN は Keras を使い、ハイパーパラメータを表 4 の通り設定したものであった。また、各説明変数を最大値、最小値、中間値に設定した FE 解析の結果を学習に用いれば、十分な精度を持つ NN を構築できることがわかった。

参考文献

1) J. Zheng et al.: Formulation of stress concentration factors for concrete-filled steel tubular (CFST) T-joints under axial force in the brace, Engineering Structures, Vol. 170, pp.103-117, 2018



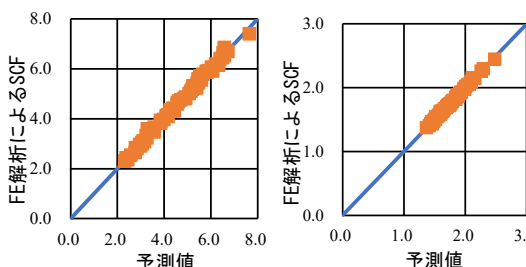
(a) CC (RMSE:0.2233) (b) BC (RMSE:0.0226)
図 2 3.1 におけるネットワークの精度

表 3 3.2 におけるハイパーパラメータ

ハイパーパラメータ	設定した値
中間層	1, 2, 3
ノード	8, 16, 32
エポック数	5000, 10000
活性化関数	Sigmoid, ReLU, tanh
オプティマイザ	Adam, Adamax

表 4 3.2 における最適なネットワーク

	layer	node	epoch	act	opt	RMSE
CC	3	16	10000	tanh	Adam	0.0949
BC	2	32	10000	tanh	Adam	0.0122



(a) CC (RMSE:0.0900) (b) BC (RMSE:0.0114)
図 3 3.2 におけるネットワークの精度

表 5 教師データごとの RMSE

	Keras			Zheng
	8data	27data	70data	
CC	0.3158	0.1255	0.0949	0.1739
BC	0.0162	0.0416	0.0122	0.0537