# K6-60

# ニューラルネットワークを用いた自動車車体構造の結合剛性推定法 —薄肉円形断面部材への適用—

Joint Stiffness Estimation Method of Automobile Body Structures using Feedforward Neural network

—Applying to circular section structure that consists of thin thickness—

○田所 卓¹, 畠山 駿斗¹, 島 成二郎², 岡部 顕史³, 冨岡 昇³

OSuguru Tadokoro<sup>1</sup>, Hayato Hatakeyama<sup>1</sup>, Seijirou Shima<sup>2</sup>, Akifumi Okabe<sup>3</sup>, Noboru Tomioka<sup>3</sup>

In the beginning designing stage of an automobile body structure, it is demanded to design the body structure in consideration to a joint stiffness. However, the joint stiffness can not be obtained easily. If a tool to quickly and accurately obtain the joint stiffness is developed, it is useful in the body design. The method of the estimation of the joint stiffness is to input the varied design parameters to the feedforward neural network, and this method was applied to L-shape joint structures and T-shape joint structures that consist of thin thickness.

#### 1. 緒 言

自動車車体構造の短期開発に対応するために、上流で高い設計を行い、下流に問題点を極力持ち込まないことが求められている。初期設計段階では、結合部について、梁が結合した簡単なモデルで、結合剛性を満足する構造を検討しなければならない。そこで構造寸法などの設計パラメータに対して、車体全体の剛性に影響を及ぼす結合部の剛性値が、迅速かつ精度良く得られるツールが開発されると、初期設計段階に於いて役立つと考えられる。

本研究では、薄肉円形断面部材2本からなるL形結合部材と3本からなるT形結合部材を対象とし、部材断面寸法(直径)、部材角度、板厚を設計パラメータとし、これらの設計パラメータから瞬時に結合剛性値を推定することのできる階層型ニューラルネットワークを用いた結合剛性推定法について検討した.

#### 2. 結合部構造と結合剛性の定義

図 1, 図 2 に示すように、薄肉円形断面部材 2 本から成る L 形結合部材と 3 本から成る T 形結合部材を対象とする.

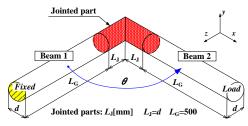


Fig. 1 L-shape joint structure

Load	L\_G		
Beam 1	L\_J	L\_J	
Beam 2			
Jointed parts:  $L_I[mm]$	$L_J=d$	$L_G=500$	
Fig. 2 T-shape joint structure			

結合剛性は次のように定義する. 結合部は同一座標値を持つ 節点で構成される弾性体と考え, その節点に加わるモーメント [M]と回転角[・]との関係を剛性マトリクスで表したとき,その マトリクスを結合剛性と定義し, これを結合剛性マトリクスと 呼ぶことにする<sup>[1]</sup>.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_{1} \\ \mathbf{M}_{2} \\ \mathbf{M}_{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{K}_{12} & \mathbf{K}_{13} \\ \mathbf{K}_{21} & \mathbf{K}_{22} & \mathbf{K}_{23} \\ \mathbf{K}_{31} & \mathbf{K}_{23} & \mathbf{K}_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta}_{1} \\ \boldsymbol{\Theta}_{2} \\ \boldsymbol{\Theta}_{3} \end{bmatrix}$$
(1)

where,  $\mathbf{M}_i = [m_{ix} \quad m_{iy} \quad m_{iz}]^{\mathrm{T}}, \quad \Theta_i = [\theta_{ix} \quad \theta_{iy} \quad \theta_{iz}]^{\mathrm{T}}$ ,

 $[K_{ij}]$ : 3×3 square sub –matrix ( $i,j = 1 \sim 3$ ),  $k_{ii}$ : each element of matrix [K] ( $i,j = 1 \sim 6$ )

## 3. 結合剛性推定法の検討(L 形結合部材)

部材断面直径 d, 部材角度  $\theta$ , 板厚 t を設計パラメータとし、この設計パラメータと結合剛性値(結合剛性マトリクスの各要素)との関係を、階層型ニューラルネットワークを用いて構築した。 L 形結合部材の設計パラメータの範囲を表 1 に示す。

Table 1 Range of design parameters (L-shape joint structure)

Design parameters	Range	Step
Diameter of a section: d [mm]	30~90	10
Angle: $\theta$ [deg.]	45~90 90~135	7.5
Thickness: t [mm]	0.6~1.4	0.2

表 1 において, 部材角度  $\theta$ =45°~90°と  $\theta$ =90°~135° とで場合分けしてあるのは,  $\theta$ =90°を境に, 結合剛性マトリクス要素のデータの傾向が変わるためである.

表 1 において、 $\theta$ =45°~90°の場合、設計パラメータの全ての組合せに対する各結合剛性マトリクス要素のデータは 245 個となる。この中から、表 2 に示すように部材断面直径 d、部材角度  $\theta$ 、板厚 t がそれぞれ最小値、中間値、最大値となるパラメータの組合せである各 27 個のデータを学習データとした。中間層を 2 層とする階層型ニューラルネットワークを用いて両者の関係を構築した。 $\theta$ =90°~135°の場合も同様に構築した。

Table 2 leaning data (L-shape joint structure)

	d [mm]	$\Theta$ [deg.]	t [mm]
Minimum	30	45	0.6
Middle	60	67.5	1.0
Maximum	90	90	1.4

 $\theta$ =45°~90°における推定値の誤差分布を図 3 に示し、 $\theta$ =90°~135°における推定値の誤差分布を図 4 示す.

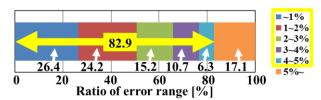


Fig . 3 Error distribution (L-shape, $\theta$ =45°~90°)

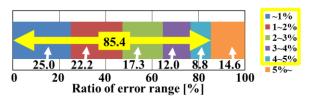


Fig . 4 Error distribution (L-shape, $\theta$ =90°~135°)

図 3 より, 誤差 1%未満で推定出来たデータの個数は全体(980個)のうちの 26.4%(259個), 1%以上 2%未満は 24.2%(237個), 2%以上 3%未満は 15.2%(149個), 3%以上 4%未満は 10.7%(105個), 4%以上 5%未満は 6.3%(62個)となり, データ全体の 82.9% (812個)が誤差 5%以内で推定出来ていることがわかる(但し, 結合剛性マトリクス要素  $k_{12}$ ,  $k_{23}$  の結果を除く).

結果として、本手法により、各結合剛性マトリクス要素の 27 個の学習データから、表 1 における設計パラメータ全ての組合せである各 245 個(計 980 個)のうち、 $\theta$ =45°~90°では 82.9%、 $\theta$ =90°~135°では 85.4%のデータを誤差 5%以内で推定することができた.

### 4. 推定精度向上に対する検討(L 形結合部材)

L 形結合部材を対象とし、推定値の精度を向上させる方法に ついて検討した.

本研究では学習データを表 2 の 27 個から,表 3 に示すように 48 個に増やし、階層型ニューラルネットワークを構築した. 図 5 に部材角度  $\theta$ = $45^{\circ}$ ~ $90^{\circ}$ 推定結果を示す. 図 6 に  $\theta$ = $90^{\circ}$ ~ $135^{\circ}$ の 場合の推定値の誤差分布を示す.

図 3, 図 4 と比較して、 $\theta$ =45°~90°では 6.0%、 $\theta$ =90°~135°では 8.1%、精度が向上した.

Table 3 learning data (L-shape joint structure)

8 (				
	d [mm]	$\theta$ [deg.]	t [mm]	
Minimum	30	45	0.6	
Middle1	50	60	1.0	
Middle2	70	75	1.0	
Maximum	90	90	1.4	

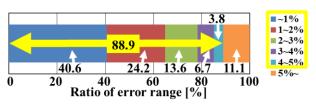


Fig . 5 Error distribution (L-shape, $\theta$ =45°~90°)

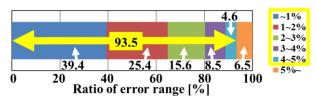


Fig. 6 Error distribution (L-shape, $\theta$ =90°~135°)

## 5. 結合剛性推定法の検討(T 形結合部材)

同様に、T 形結合部材についても検討を行った。T 形結合部材では解析モデルの対称性を考慮して、部材角度  $\theta$ =45°~90°の場合のみについて検討を行った、表 4 に範囲を示す.

Table 4 Range of design parameters (T-shape joint structure)

Design parameters	Range	Step
Diameter of a section: d [mm]	30~90	10
Angle: $\theta$ [deg.]	45~67.5 67.5~90	3.75
Thickness: t [mm]	0.6~1.4	0.2

表 4 において、部材角度  $\theta$ =45°~67.5°と  $\theta$ =67.5°~90°とで場合分けしてあるのは、L 形結合部材同様に  $\theta$ =67.5°を境に、ある結合剛性マトリクス要素のデータの傾向が変わるためである.

T 形結合部材の場合, $\theta$ =45°~67.5°ではデータ全体の 95.6%, $\theta$ =67.5°~90°では 92.7%が誤差 5%以内で推定できた.

#### 6. 結 言

薄肉円形断面部材2本からなるL形結合部材と3本からなるT形結合部材を対象とし、階層型ニューラルネットワークを用いた結合剛性推定法について検討した.主な結果を以下に示す.

- (1) 本手法により、設計パラメータの最小値、中間値、最大値の3つの組合せである各27個の学習データから、L形結合部材では結合剛性値のデータ全体の82.9%と85.4%、T形結合部材では結合剛性値のデータ全体の95.6%と92.7%を誤差5%以内で推定することができた.
- (2) L 形結合部材部材については、設計パラメータの部材断面直 径と部材間角度の学習データを3つから4つに増やすことで 推定値の精度を向上させることができた.

## 参考文献

[1] 下牧他 9 名,自動車技術会論文集.No.43, p.138-142,1990