ニューラルネットワークによる車体構造の結合剛性同定*
(T形結合部材の場合)富岡 昇^{*1}, 新沢 順悦^{*1}Joint Stiffness Identification of Body Structure Using Neural Network
(For T-shape Jointed Box Beams)

Noboru TOMIOKA and Junetsu NIISAWA

Automobile body structures are constructed from spot welded thin walled box beams. Joint stiffness of body structure is influenced by the plate thickness, service hole, spot welding around the joint, and the shape of the cross section of box beams. In this paper, an application of hierarchical neural networks to joint stiffness identification of body structure is described. First, sample data of effective parameters vs joint stiffness are calculated by the finite element method. Second, the error back propagation neural network is trained using the sample data. It is found that the value of joint stiffness for effective parameters can be obtained by the trained neural networks.

Key Words: Neural Network, Structural Analysis, Elasticity, Numerical Analysis, Bending

1. 緒 論

自動車車体の骨組構造は、薄鋼板をさまざまな断面形状に成形し、これらをスポット溶接した部材から成る。部材と部材とを接合した結合部の剛性は車体全体の剛性を支配する重要な要因で、強度・振動・衝突など車体の基本特性に及ぼす影響も大きい⁽¹⁾⁽²⁾。また、有限要素法による車体の構造解析においては、結合部の剛性を解析モデルに導入し評価する重要性も知られている^{(3)~(5)}。したがって、結合部の剛性に関して、その特性・成因を解明することは、合理的な車体構造を設計する上でも重要であることから、結合剛性に関する研究が多く行われている^{(6)~(19)}。

薄肉構造の結合部には、断面のゆがみが顕著に現れ、また、応力集中に伴い極部に大きな変形が生じるため、結合部の剛性は低下し、もはや剛とはみなし得ない。

車体構造の設計段階では、結合部の剛性を定量的に把握することが求められるが、この薄板構造特有の変形に加え、実車の結合部には作業孔やスポット溶接等

が存在し、さらに、構成部材は複雑な断面形状を有しているため、結合部の剛性を評価するのが困難で、実験や有限要素法による詳細な解析によって、結合部の剛性を求めるのが現状である。

断面形状や寸法、スポット溶接位置やピッチなどを変化させ、目標とする剛性を得ようとするとき、これらの変化に対して、その都度、実験や有限要素法による詳細な解析によって結合部の剛性を精度よく得ることは多大な労力を要し、開発期間の短縮という観点からも得策とは言えない。各種影響因子に対して結合部の剛性を迅速かつ精度よく得る手法が開発されると、車体設計に役立つと考えられる。

最近、人間の脳の情報処理システムを模擬した階層形ニューラルネットワークは、定性的、定量的な写像関係を比較的容易に構築できることから、工学分野でも写像問題に適用されている^{(20)~(25)}。これは階層形ニューラルネットワークが(a)適応法の簡便性、(b)汎化能力、(c)応用時の迅速性⁽²⁰⁾という優れた特徴を有するためである。

本研究では、実車の簡単な結合部材モデルである箱形断面部材を直角に結合したT形結合部材を対象とし、階層形ニューラルネットワークを用いて結合剛性を推定する手法を示した。すなわち、結合部の剛性と

* 1994年8月17日 第72期全国大会において講演、原稿受付 1994年12月14日。

^{*1} 正員、日本大学理工学部 (〒101 東京都千代田区神田駿河台1-8)。

その影響因子との関係を写像問題として捉え、階層形ニューラルネットワークを用いて両者の関係をネットワーク内の結合係数として構築し、各種影響因子に対して良好な結合剛性値を推定できるかについて検討した。

2. 結合部材のモデルと結合剛性の定義

実車の結合部材モデルとして、二軸対称断面をもつ薄肉箱形断面部材を2本直角に結合したT形結合部材を考える(図1)。この部材のうち、支持側をBeam 1、負荷側をBeam 2とし、荷重はBeam 2の先端にX、Z方向に個々に負荷する。

結合部は次のように定義する。Beam 1の稜線とBeam 2の稜線によって囲まれた部分と、各部材断面の最大寸法(図1の L_3 、 L_4)をそれぞれの部材長方向に取った部分とを合わせて結合部とする(図1の斜線部)。

結合剛性については、これを剛性マトリックスで定義し、主軸と主剛性で結合剛性の特性を把握、評価したり⁽¹²⁾⁽¹³⁾、結合剛性を空間内の一点での回転ばねと考え、三軸方向の回転ばねの値で結合剛性を表現するものがある⁽⁸⁾⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。ここでは後者に従って、次式で結合剛性を定義する。

$$K_j = P(L_2 - L_4) / [(\delta - \delta_0) / (L_2 - L_4)] \quad \cdots \cdots (1)$$

P : 荷重

δ : 荷重点の荷重方向変位

δ_0 : 結合部を剛としたときの荷重点の荷重方向変位

ここで、 $j = X, Z$ である。X方向に負荷したときのZ軸まわりの結合剛性を K_z 、Z方向に負荷したとき

のX軸まわりの結合剛性を K_x とする。

式(1)の δ は結合部材全体の変形による変位であり[図2(a)]、実験または有限要素法による解析で求められるが、ここでは有限要素法で得た値を採用する。 δ_0 は結合部を剛としたときの変位[図2(b)]、すなわち、結合部を除く部材の変形による変位で、ここでは、はり理論を用いて求めた。 $\delta - \delta_0$ は結合部材全体から部材を差し引いた部分、すなわち、結合部の変形による変位である。分母 $(\delta - \delta_0) / (L_2 - L_4)$ はBeam 2の結合部端面の回転角、分子 $P(L_2 - L_4)$ はその端面に作用するモーメントで、両者の比が結合剛性である。

有限要素法には、COSMOSMを使用した。用いた要素はシェル要素で、要素分割数は4500要素程度とし、結合部は詳細に分割した。後述の作業孔をもつ部材については、図1のBeam 1上面に作業孔を設けたが、その部分に相当する要素を削除することで孔を作成した。また、隔壁をもつ部材については、Beam 1の横断

Fig. 3 Neural network model

Fig. 1 T shape jointed box beams model

Fig. 2 Calculation of joint stiffness

(a) Unit model

(b) Sigmoid function

Fig. 4 Unit model and Sigmoid function

面内に隔壁を設けるが、この板を Beam 1 の節点と重なるように格子状に要素分割した。

3. 階層形ニューラルネットワークと学習アルゴリズム

本研究では、入力層と出力層、さらに、中間に一層をもつ三層からなる階層形ニューラルネットワークを使用した(図3)。

各層を構成しているユニットは、人間の神経細胞の工学的モデルで、多入力1出力の非線形素子である(図4)。ユニットには、応答関数として次式のシグモイド関数 $f(X_j)$ を採用した。

$$Y_j = f(X_j) = 0.5\{1 + \tanh(X_j/X_0)\} \quad \cdots \cdots \cdots (2)$$

$$X_j = \sum_{i=1}^l w_{ji} x_i - \theta_j \quad \cdots \cdots \cdots (3)$$

Y_j : j ユニットの出力

X_j : j ユニットの内部ポテンシャル

w_{ji} : i ユニットのからの j ユニットの結合係数

x_i : i ユニットのからの j ユニットのへの入力

X_0 : シグモイド関数の温度

l : ユニットの数

学習アルゴリズムには、逐次形誤差伝ば学習則を採用した。これは、最終的に出力される出力層の出力値と正しい解として提示される教師データとの間に生じる誤差の二乗和が最小になるように、各層間の結合係数および各ユニットのしきい値を最急降下法により学習データ(入力データと教師データとの対)ごとに順次修正していく学習則である。学習データ P に関する二乗誤差 E_p は次のように定義される。

$$E_p = \sum_{k=1}^m 0.5 (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad \cdots \cdots \cdots (4)$$

$$O_{pk} = f(X_k)$$

$$X_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} X_j - \theta_k$$

m : 出力層のユニット数

T_{pk} : 学習データ p に関する k ユニットの教師データ

O_{pk} : 学習データ p に関する k ユニットの出力データ

n : 中間層のユニット数

この二乗誤差 E_p を最急降下法を用いて極小化するために、学習データ P が入力されたとき、結合係数 w_{kj} としきい値 θ_k をそれぞれ Δw_{kj} , $\Delta \theta_k$ だけ修正し、これを全データについて繰返す。

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj}(p) &= -\alpha (\partial E_p / \partial w_{kj}) + \gamma \Delta w_{kj}(p-1) \\ &= \alpha (T_{pk} - O_{pk}) f'(X_k) Y_j + \gamma \Delta w_{kj}(p-1) \end{aligned} \quad \cdots \cdots \cdots (5)$$

$$\Delta \theta_k(p) = \beta (T_{pk} - O_{pk}) f'(X_k) + \gamma \Delta \theta_k(p-1) \quad \cdots \cdots \cdots (6)$$

$\Delta w_{kj}(P)$: 学習パターン P の結合係数の修正値

$\Delta \theta_k(P)$: 学習パターン P のしきい値の修正値

α : 結合係数に関する最急降下法の係数

β : しきい値に関する最急降下法の係数

γ : モーメント係数

ここでは、モーメント法を用いており、前回の学習パターン P の結合係数およびしきい値の修正量も考慮して、新しいパターン P での修正量を決定している。

4. 結合剛性の同定

4.1 結合剛性と板厚・断面寸法の関係 結合剛性の影響因子として部材の板厚・断面寸法を考え、両者の関係をニューラルネットワークを用いて構築する。

図3に示す三層の階層形ニューラルネットワークを使用するが、各層のユニット数は入力層: 中間層: 出力層 = 3: 10: 2 とする。Beam 1 と Beam 2 の板厚 t_1 , t_2 , 断面寸法 a_2 を入力データとし、結合剛性 K_x , K_z を教師データとした。中間層のユニット数については、4.3 節で述べるように、そのユニット数を変えて数値実験を行った結果、10 とした。

学習に用いた入力データの組合せを図5に○印で示す。板厚と断面寸法を変えたが、断面寸法は、Beam 1 は一定とし、Beam 2 について $a_1 = 50$ mm とし a_2 を変化させた。図5のパターン図には断面寸法の比 a_2/a_1 で示し、0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5 とした。○印の板厚と断面寸法の組合せに対して、あらかじめ式(1)より結合剛性 K_x , K_z を計算して学習データを用意する。学習データ数は103組である。これを用いて学習を行い、式(4)の二乗誤差和が最小となるように両者の関係をニューラルネットワークの結合係数として構築する。図5の□印は未学習入力データを表す。未学習入力データは、学習には用いなかった板厚と断面寸法の組合せで、これに対しても、学習後のニューラルネットワークによって結合剛性値の推定が可能であるかを検証するために用いる。なお、学習データは [0.2~0.8] に正規化した。

4.2 同定結果 図6に、学習後のニューラルネットワークによる結合剛性の推定値と正解値との比較を示す。学習回数は7500回である。学習に用いた板厚・断面寸法に対する結合剛性の推定値は正解値とほぼ等しく、また、未学習入力データに対してもかなり良好に推定でき、ニューラルネットワークにより結合剛性と板厚・断面寸法との関係が構築できていること

がわかる。

4.3 中間層のユニット数の検討 入力層と出力層のユニットの個数は、それぞれ入出力パラメータの数で決まるが、中間層のユニット数の決定法は確立されていない。一般に、中間層のユニット数を増やすと、より複雑な関数を近似できるが、安易に増やせば過剰学習の可能性がでる。それを避けるために、必要最小限のユニット数を決定することが求められる⁽²⁶⁾。

ここでは、図7に示すように、学習回数を15000回と一定とし、中間層のユニット数を変化させて学習状況を調べた。中間層のユニット数を増やすと、二乗誤差 E_p は減少し、この問題の場合、中間層のユニット

数を10とすると、ほぼ一定値に収束した。

4.4 温度の検討 学習回数を15000回とし、シグモイド関数の温度の影響を調べたのが図8である。シグモイド関数の温度が0.4以上であると誤差 E_p はほぼ一定値に収束し、良好な同定結果が得られた。

4.5 学習入力データのパターンの検討 階層形ニューラルネットワークは優れた内挿性を有することから、次のように学習入力データのパターンを変え、学習データ数を消滅した。入力データのパターンは、図5の $t_1, t_2, a_2/a_1$ を座標軸とする直交座標系上の直

(a) $a_2/a_1 = 0.5, 1.5$

(b) $a_2/a_1 = 0.75, 1.25$

(c) $a_2/a_1 = 1.0$

Fig. 5 Patterns of learned data

(a) K_x

(b) K_z

Fig. 6 Comparison of estimated data and exact data

Fig. 7 Relationship between number of unit in hidden layer and E_p

Fig. 8 Relationship between X_0 and E_p

方体で表示できる。この直方体の六つの表面上に存在する板厚、断面寸法の組合せ、すなわち、86組を学習入力データとし、その内部に存在する39組を未学習入力データとする。これを学習パターン1と呼ぶことにする。次に、この直方体の辺上に存在する36組の組合せを学習入力データに用い、残りの89組を未学習入力データとする。これを学習パターン2とする。

この二つのパターンの学習結果を図9に示す。学習パターン1は、学習を8000回、学習パターン2は、学習を20万回行った結果で、学習入力データと未学習入力データに対して、学習後のニューラルネットワークによる結合剛性の推定値は正解値とよい対応を示している。車体の結合部材モデルであるT形結合部材の場合、図5の直方体の辺上に存在する板厚と断面寸法の組合せを学習データとして用いれば、学習時間を多少要するが、少ない学習データで、板厚・断面寸法と結合剛性の関係をニューラルネットワークの結合係数として構築できる。さらに、この学習後のニューラルネットワークは、学習入力データで囲まれた内部に存在する未学習入力データに対しても良好な結合剛性値を推定できる。このように、学習データのパターンを工夫することで、学習データを少なくして学習データの準備時間を短縮でき、結果として、ネットワークの構築を効率よく行うことができる。

4・6 結合剛性と作業孔・隔壁の関係 実車の骨組部材には、作業孔や剛性向上を目的とする隔壁が存在することがある。この作業孔や隔壁によっても、結合

部の剛性が大きな影響を受ける。そこで、この作業孔の大きさとその位置また隔壁の厚さとその位置と、結合剛性との関係をニューラルネットワークを用いて構築することを試みる。

図10(a)のように、Beam 1上面の対称な位置に作業孔を設ける。図10(b)に示す作業孔の位置とその大きさとの組合せに対して、あらかじめ結合剛性 K_x 、 K_z を計算し、学習データを用意した。この場合、板厚、断面寸法、材質は一定とし、ニューラルネットワークの入力層には、ユニットを2個用意し、作業孔の位置とその大きさを入力データとした。中間層のユニット数は4個、出力層のユニット数は2個で、4・1節の場合と同様、結合剛性 K_x 、 K_z を教師データとした。学習データ数は16組、未学習データ数は9組である。15000回学習した結果を図10(c)、(d)に示す。結合剛性 K_x 、 K_z とも、学習入力データと未学習入力データに対する学習後のニューラルネットワークによる推定値は正解値とよい対応を示している。

図11(a)のように、Beam 1の横断面内に対称な位置に隔壁を設ける。図11(b)は、学習入力データのパターンで、学習に用いた隔壁の位置および厚さとの組合せを示す。ニューラルネットワークの構造は作業孔の場合と同じで、入力データは隔壁の位置と厚さである。20万回学習した結果を図11(c)、(d)に示す。この場合も、ニューラルネットワークによる結合剛性 K_x 、 K_z の推定値が正解値とよい対応を示している。

Fig. 9 Comparison of estimated data and exact data for pattern 1 and pattern 2

5. 結 論

車体の結合部材モデルである T 形結合部材に関して、その結合剛性と影響因子との関係を写像関係と捉え、階層形ニューラルネットワークを用いて両者の関係をネットワーク内の結合係数として構築した。おもな結果は次のようである。

(1) T 形結合部材の板厚・断面寸法と結合剛性との関係をニューラルネットワークによって構築することができた。学習後のネットワークを用いると、学習に用いた入力データの範囲内 ($0.6 \leq t_1, t_2 \leq 1.8, 0.5 \leq$

$a_2/a_1 \leq 1.5$) にある任意の板厚 t_1, t_2 , 断面寸法 a_2 に対して良好な結合剛性値を推定することが可能である。

(2) 結合剛性と板厚・断面寸法との関係をニューラルネットワークを用いて構築する場合、学習データのパターンを工夫することで効率よく行うことができる。本研究で用いたモデル部材の場合、入力データを、板厚 t_1, t_2 , 断面寸法比 a_2/a_1 を座標軸とする直交座標系上の直方体で表し、その辺上に存在する比較的少ない組合せを学習データに用いると、上述の関係をニューラルネットワーク内の結合係数として効率よく構築できる。

(a)

(b)

(c)

(d)

Fig. 10 Box beams with service holes

(a)

(b)

(c)

(d)

Fig. 11 Box beams with partitions

(3) 作業孔の大きさと位置, また, 隔壁の厚さと位置について, これらと結合剛性との関係もニューラルネットワークを用いて表すことができた。

(4) 上述のニューラルネットワークを車体設計の段階で用いると, 各種影響因子に対して結合剛性を迅速かつ容易に求めることが可能である。

文 献

- (1) Chang, D. C., *SAE Paper*, 740041, (1974), 233-244.
- (2) Rao, M. K., Zebrowski, M. P. and Crabb, H. C., *ISATA*, (1983), 954-973.
- (3) 角南義治・浜口哲朗・大前英男, 機講論, No. 197-112 (1968-9), 61-64.
- (4) 浜口哲朗・大前英男・角南義治, タウラ技報, **9**-1 (1972), 27-33.
- (5) 角南義治・ほか4名, タウラ技報, **10**-1 (1973), 22-32.
- (6) 重田清・ほか2名, 自動車技術, **20**-2 (1966), 124-128.
- (7) Sunami, Y., ほか2名, *JSAE Rev.*, **9**-2 (1988), 44-51.
- (8) 吉田夕貴夫・ほか2名, 自動車技術会講演前刷集, No. 892 (1989-10), 345-348.
- (9) 角南義治・ほか2名, 自動車技術会論文集, No. 43 (1990), 148-153.
- (10) 桜井俊明・鎌田慶宣, 自動車技術会論文集, No. 39 (1988), 113-119.
- (11) 猪田克美・松尾正義, 自動車技術会講演前刷集, No. 851 (1985-5), 185-190.
- (12) 下牧和則・ほか9名, 自動車技術会論文集, No. 43 (1990), 138-142.
- (13) 片上哲史・ほか9名, 自動車技術会論文集, No. 43 (1990), 143-147.
- (14) 馬淵晃・ほか2名, 自動車技会「自動車構造・部品の強度寿命評価と高信頼性設計に関する先端技術」シンポジウム前刷集, (1989-3), 17-21.
- (15) 桜井俊明, 自動車技術, **41**-1 (1987), 48-53.
- (16) 小野寺成悦・ほか2名, 自動車技術会講演前刷集, No. 852 (1985), 477-482.
- (17) 鎌田慶宣・桜井俊明, 自動車技術会講演前刷集, No. 872 (1987-10), 691-696.
- (18) 吉田夕貴夫・ほか2名, 自動車技術会講演前刷集, No. 871 (1987-5), 287-292.
- (19) 角南義治・ほか2名, 自動車技術会論文集, No. 38 (1988), 34-41.
- (20) 矢川元基編, ニューラルネットワーク, (1992), 129-158, 培風館.
- (21) 吉村忍・ほか4名, 機論, **58**-550, C (1992), 1689-1695.
- (22) 矢川元基・ほか2名, 機論, **59**-559, A (1993), 526-534.
- (23) 吉村忍・ほか2名, 機論, **59**-559, A (1993), 518-525.
- (24) 大石篤哉・ほか3名, 機論, **60**-569, A (1994), 264-271.
- (25) 轟章・ほか3名, 機講論, No. 930-9 (1993-3), 214-216.
- (26) 市川紘著, 階層型ニューラルネットワーク, (1993), 29-30, 共立出版.