

# ニューラルネットワークを用いた溶接変形の予測

正員 奥本 泰久\* 学生員 江口 茂男\*\*

Estimation of Welding Distortion Using Neural Network

by Yasuhisa Okumoto, *Member* Shigeo Eguchi, *Member*

## Summary

The residual deformation induced by welding processes becomes a cause of repair work at the subsequent process. Therefore it is necessary to manage the assembly of welded structures by estimating accurately the welding deformation considering welding conditions, welding length, and structural dimension, etc. Until now, theoretical, experimental and practical studies have been carried out widely, and then the prediction of the welding deformation can be done accurately by using FEM analysis now. However, technical knowledge is required for the analysis, and long hours are necessary to calculate the deformation, because thermal elasto-plasticity FEM analysis is usually required in order to ensure the accuracy of the estimation.

Though the elastic analysis is applied generally in order to predict the welding deformation easily and practically, in this study simplification of the prediction was done using neural network model. At first, thermal elasto-plasticity FEM analysis was carried out for the fillet welding of a T-type build-up structure, and the relationship between welding conditions and welding deformations (transverse shrinkage and angular distortion) was studied. Next the neural network by back propagation method was programmed by C language, and the FEM analysis results were given into the program as the teacher data. Then, the transverse shrinkage and angular distortion can be output by this program, if the welding conditions and member dimensions are input. This program would be able to estimate the welding distortion of joints with different dimensions and welding conditions in a simple manner.

## 1. 結 言

船体鋼構造は通常溶接によって組み立てられている。船殻部材は高温で溶融するため熱膨張のあと熱収縮を受け、残留応力や残留変形が生じる。主として、前者は強度性能に支障をきたし、後者は後工程での手直し作業の要因となる。したがって、船殻部材の組立工事を円滑に進めるためには、溶接条件や溶接長、部材寸法などを考慮して溶接組立材の工作精度を予測・管理し、後工程に影響を少なくすることが大切である。このため、これまで理論的、実験的また

は実用的な各種の調査研究が実施されており、現在、溶接変形の予測は FEM (有限要素法) 解析によって、かなりよい精度で予測できるようになってきた。しかし、予測精度を上げるためには、熱弾塑性 FEM 解析が要求され、解析の専門的な知識を必要とするだけでなく、長い解析時間が必要である。

溶接変形予測をより簡便にするため、一般には弾性解析を適用する方法がとられているが、本研究では、ニューラルネットワークを用い溶接変形予測の簡略化を行った。最終的には単板構造や中組ブロックの変形予測を目指す。ここではその第一ステップとして T 型ビルトアップ材を対象とした。まず、熱弾塑性 FEM 解析を実施し、溶接条件や部材寸法と横収縮や角変形との関係を求めた。次に、バックプロパゲーション法によるニューラルネットワークプログラムを作成し、FEM 解析結果をこの教師データとして与え学習させた。その結果、溶接条件や部材寸法を本プログラムに入力すれば、同様の構造に対し横収縮と角変形量を出力することができるよう

\* 近畿大学工学部

\*\* 近畿大学大学院

になった。任意の溶接条件, 任意の構造寸法について複雑な FEM 解析を実行しなくても横収縮と角変形の近似解が簡単に出力できる。本報はそれらの概要を紹介する。

### 2. バックプロパゲーション法

ニューラルネットワークは, 人間の脳神経細胞である「ニューロン」の神経回路網を数学的にモデル化し, コンピュータ上で情報処理できるようにしたものである。ニューロン相互の信号伝達は電位の変化によって起こり, ある閾値を超える瞬間をニューロンが発火した状態という。ニューロンが発火し, この瞬間的な電位の変化が他のニューロンに刺激を及ぼす。このモデルを Fig.1 に示す。1つのニューロン(ユニットともいう)には, 他のニューロンからの入力に結合の重みをかけた総和が伝達されるが, この値から閾値を引いた値に対応して出力がなされる。

$$\sum X_i W_i - \theta = u \tag{1}$$

$X_i$ : 入力  $W_i$ : 結合荷重  $\theta$ : 閾値

出力の値は, バックプロパゲーション法 (Back propagation network: BP ネットワーク) ではシグモイド関数を用いて 0~1 の範囲の値をとる。

$$Z(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \tag{2}$$

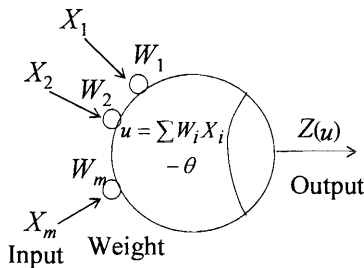


Fig.1 Model of a neuron

ニューラルネットワークには階層型と相互結合型があり, 階層型は入力層, 中間層, 出力層の層構造になっている。バックプロパゲーションネットワークは階層型であり, 入力層に教師データを与え, この教師データ(入力)に対応するネットワークの出力と, 実際の教師データとの誤差を求めて, これを少なくするよう出力層から入力層に向かって (Back 方向に) 結合荷重を順次更新していくものである。

BP ネットワークの学習法には, 逐次修正法と一括修正法があるが, ここでは, 両者をプログラム化しテストした結果, 好成績が得られた逐次修正法を用いた。逐次修正法は, 1 入力パターンごとに結合荷重を更新していくもので, 例えば, Fig.2 のように教師デー

タが複数個ある場合, 1 例目のデータを入力し, 教師データ(出力)に近い値が得られるように結合荷重(初期値はランダムな値を設定)を修正する。次に, 2 例目のデータを入力してこの結合荷重を使い出力し, この教師データに合うよう学習させ結合荷重を更新する。3 例目はこの結合荷重を修正していき, これを順に繰り返す。操作手順を以下に示す<sup>1) - 3)</sup>。

式(1)(2)で出力値を求め, 最終出力値と教師データとの差を求め。誤差式を(3)とする。

$$E = \frac{1}{2} \sum (t_k^p - Z_k^p)^2 \tag{3}$$

$t_k^p$ : 教師データ,  $Z_k^p$ : 出力

学習は, まず出力層の結合荷重値を更新する。 $Y$ は中間層の出力である。

$$\delta^h = (t_k^p - Z_k^p) Z_k^p (1 - Z_k^p) \tag{4}$$

$$\Delta W_{kj} = \epsilon \delta^h \times Y_j^p$$

$$W_{kj} \leftarrow W_{kj} + \Delta W_{kj}$$

$\epsilon$ : 学習率,  $Y_j^p$ : 中間層の出力

次に, 出力層で更新された  $W_{kj}$  を用いて中間層の結合荷重値を更新する。

$$\delta^l = (\sum \delta^h W_{kj}) Y_j^p (1 - Y_j^p) \tag{5}$$

$$\Delta W_{ji} = \epsilon \delta^l X_i^p$$

$$W_{ji} \leftarrow W_{ji} + \Delta W_{ji}$$

$X_i^p$ : 入力値

式(4)(5)を繰り返す行い, 出力値を教師データに近付ける。この逐次修正法のフローチャートを Fig.3 に示す。

なお, 閾値は結合荷重と同じ方法で, 初期値をランダムに決め以降順次更新していくこととした。

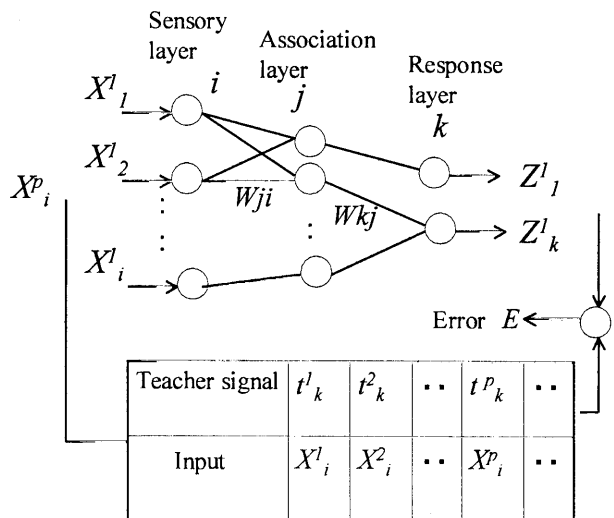


Fig.2 Back propagation model

3. FEMによる溶接変形解析

解析には熱弾塑性解析用ソフト Quick Welder<sup>4) 5)</sup>を用いた。まず、造船所で実際に溶接作業を行っている現場に行き、CO<sub>2</sub>半自動アーク溶接での入熱量(溶接速度、電圧、電流)のデータを収集し、この溶接条件を解析時に使用した。ここでは隅肉溶接の代表であるT型ビルトアップ材を対象に溶接変形の解析を行った。計算モデルをFig4に示す。部材長さは1,000mmと2,000mmの2種類、面材

の板厚は12mmと20mmの2種類とした。溶接は両側同時溶接(ツイン)としている。溶接入熱は熱効率を0.8とした。解析に用いたデータをTable1に示す。

また、材質は降伏点30kgf/mm<sup>2</sup>クラスの高張力鋼の値を使った。材料物性値はFig.5, Fig.6のように温度依存性を考慮しているが<sup>6)</sup>、以下のものは温度依存性を無視して一定値とした。

密度:  $7.8 \times 10^{-6}$  (kg/mm<sup>3</sup>)

比熱: 0.13 (J/g/°C)

ポアソン比: 0.3

線膨張係数:  $1.5 \times 10^{-5}$  (1/°C)

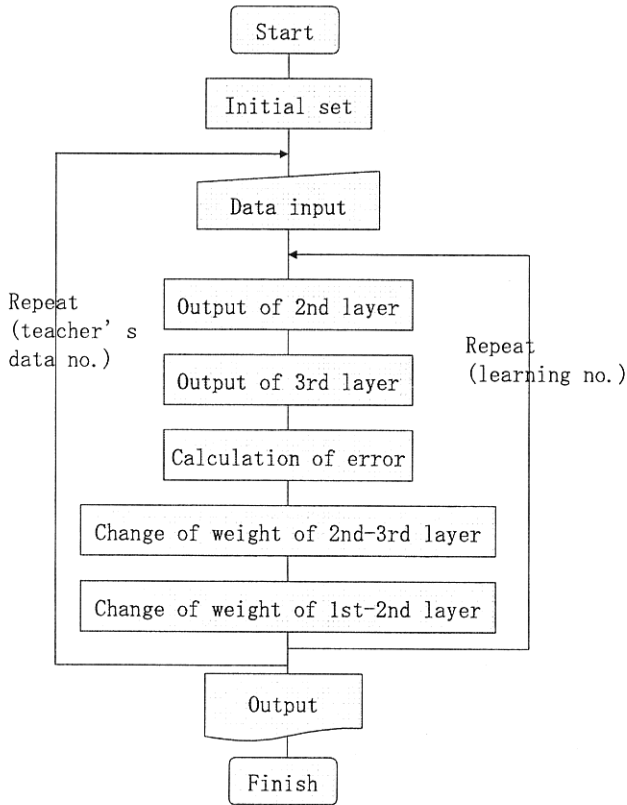


Fig.3 Flow chart of learning process

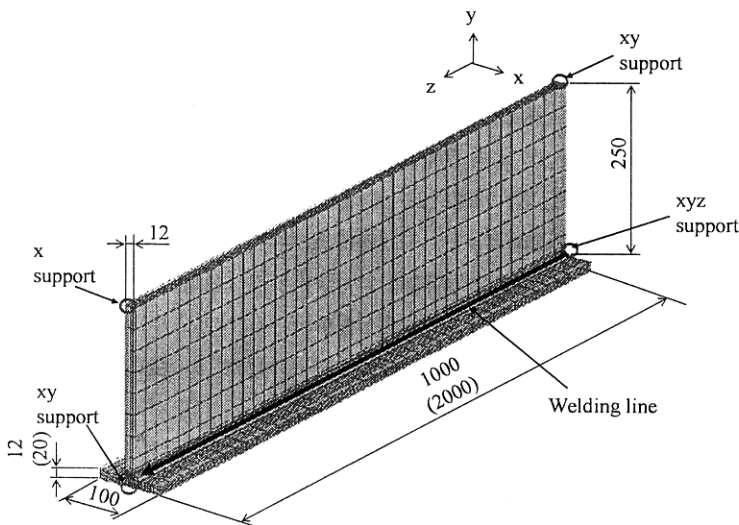
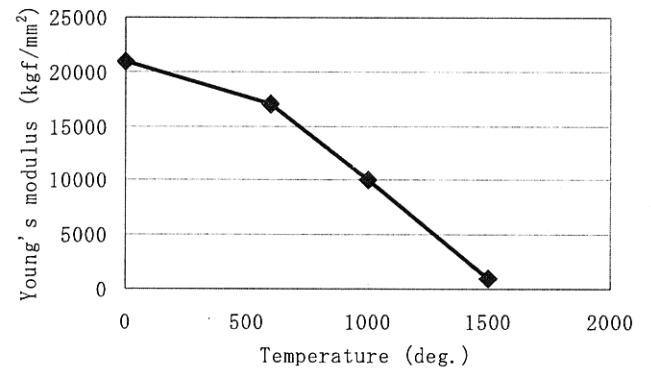


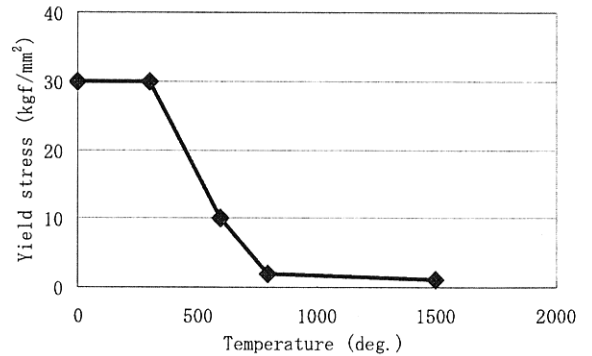
Fig.4 FEM model

Table 1 FEM analysis data

Case	Voltage (V)	Current (A)	Speed (mm/min)	Heat input (J/mm)	Length (mm)	Thickness (mm)
1	42	280	640	882	1000	12
2	32	280	424	1014.5	1000	12
3	44	320	630	1072.8	1000	12
4	40	300	520	1107.7	1000	12
5	34	280	409.7	1115.3	1000	12
6	34	260	346.4	1224.9	1000	12
7	42	280	640	882	2000	12
8	40	300	520	1107.7	2000	12
9	34	260	346.4	1224.9	2000	12
10	32	280	424	1014.5	1000	20
11	44	320	630	1072.8	1000	20
12	34	280	409.7	1115.3	1000	20



(a) Young's modulus



(b) Yield stress

Fig.5 Mechanical properties

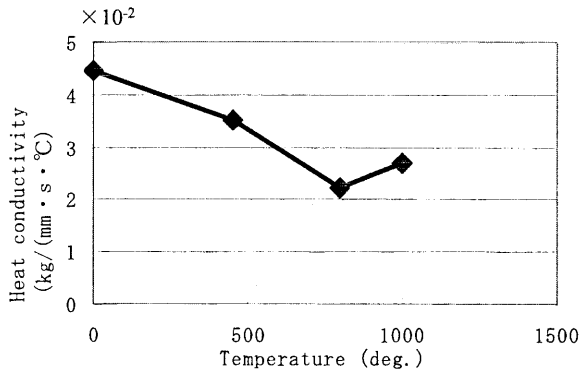


Fig. 6 Physical property

解析は、まず想定した熱入力に対し、非常熱伝導解析によって温度分布を求め、次に非線形構造解析を行った。

隅肉溶接による組立鋼の変形は縦収縮、横収縮および角変形の3種が代表的なもので、過去に実験的にも理論的にも多く研究がなされている。ここで、縦収縮はビルトアップロンジのような単一材の変形には重要であるが、スキン材同士の継ぎ手やロンジとスキン材を隅肉溶接するパネル材を考えると、縦収縮は溶接部近傍の局所に限定され、パネル全体の縦収縮には影響が少ないため、以下では考慮しないことにする。

横収縮と角変形については文献<sup>7)</sup>が代表的なものである。日本造船研究協会第 237 研究部会ではこれら一連の研究について検討し、各種溶接法や高張力鋼および長さ影響などを盛り込んだ計算式を提案している<sup>8)</sup>。ここでは計算精度を比較するため、FEM 解析結果を文献<sup>7)</sup>の図の上に重ね Fig.7 (a)(b)に示した。ここで Q (J/mm) は入熱量のネット値、h (mm) は板厚、S (mm) は横収縮量を表す。ただし、文献<sup>7)</sup>の図では溶接長さを 200mm としているので、解析によって得られた値を (7)、(8) 式<sup>8)</sup>で修正しプロットしている。これらの式中 S と θ に付けたサフィクスは、200 が 200mm に対する値、L が任意の長さに相当する量である。

溶接長さ影響 (横収縮)

$$S_L = aS_{200}$$

$$a = [4 \tan^{-1}(L/200) + (L/100) \log(1 + 40000/L^2)] / 3.74 \quad (7)$$

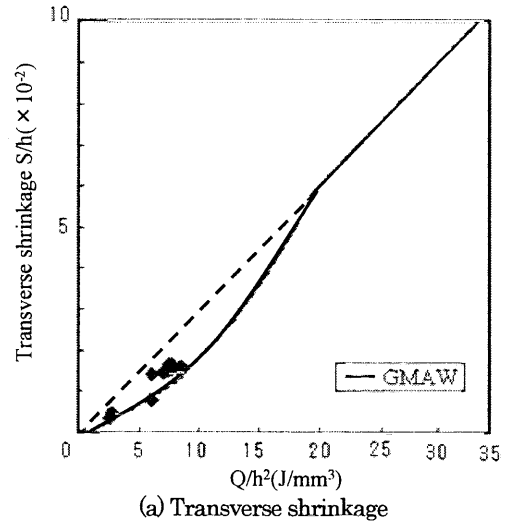
溶接長さの影響 (角変形)

$$\theta_L = b\theta_{200}$$

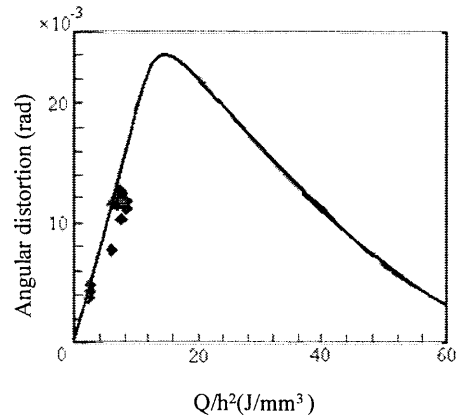
$$b = [8 \tan^{-1}(L/120) + (1 + \nu)(L/60) \log(1 + 14400/L^2)] / 8.82 \quad (8)$$

ν : ポアソン比

解析結果 (図中の◆) は、ほぼよい精度で計算されていることが分かる。



(a) Transverse shrinkage



(b) Angular distortion

Fig.7 Comparison between experiments and calculations

#### 4. ニューラルネットワークによる解析

FEM 解析により求められた 12 ケース (Table 1) の計算値を、ニューラルネットワークの教師データとした。また、ニューラルネットワークでは、教師データとして 0~1 の数値を扱うのが一般的なので、解析データを 0~1 の間で各項目の最大値を 0.8、最小値を 0.2 として無次元化した。

横収縮 S、角変形 δ をそれぞれ出力する BP ネットワークモデルを Fig.8 に示す。入力は電圧 E、電流 I、溶接速度 V および溶接長さ L、板厚 h の 5 ユニット、中間層は 20 ユニットとし、出力は 1 ユニットである。当初出力層を 2 ユニットとし、横収縮と角変形を同時に出力するプログラムを作成したが、別個にする方が精度が向上するため 2 個のプログラムとした。中間層は数が多い程良い結果が得られるので出来るだけ多くとっている。

ニューラルネットワークの出力結果を Fig.9 (a)(b) に示す。これは、12 個の教師データを順に誤差修正計算 (ユニット間結合の重みを修正) して得られた最終プログラムに、12 個のデータを再度入力して得られた出力 (Learning data) と、実際の FEM で解析した変形

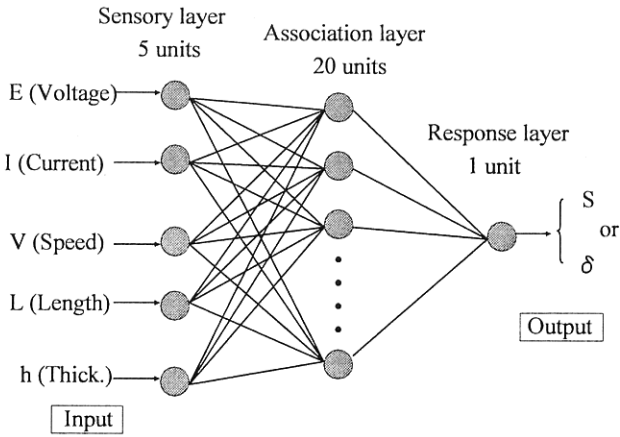
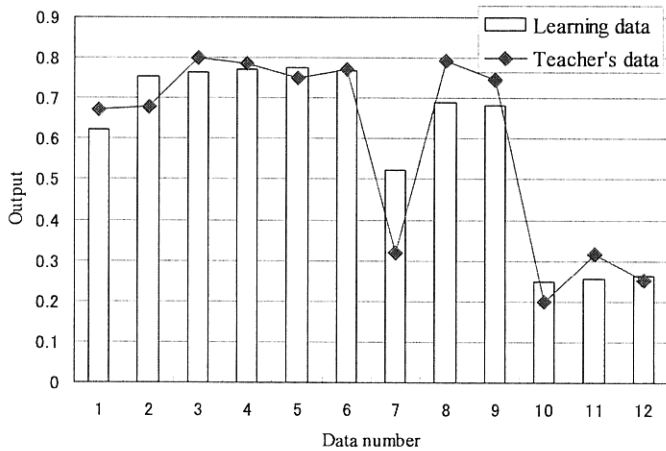
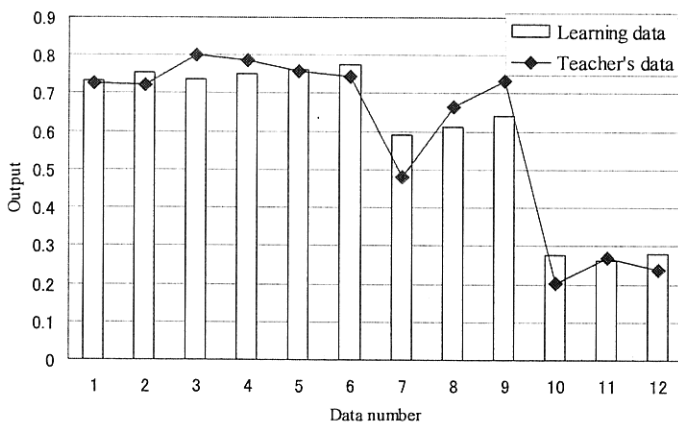


Fig.8 Model of back propagation network



(a) Transverse shrinkage



(b) Angular distortion

Fig.9 Calculation results

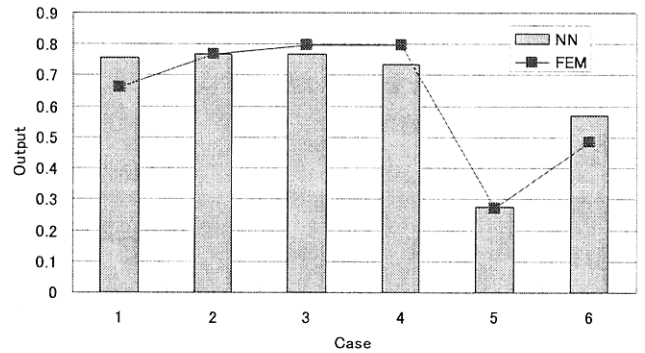
量 (Teacher's data) とを比較したものである。最終プログラムは12個のデータに合うように、学習を繰り返して得られたものであるが、全体的に教師データと計算値の差は小さくなっていることが分かる。横収縮、角変形はいずれもほぼ満足できる値で計算されている。次に、ここで得られたニューラルネットワークプログラムを使っ

て、入力異なる任意のデータに対して得られる横収縮、角変形の精度を確認するため、前記の12ケース以外の任意の入力に対する変形量を同じプログラムで計算し、これと再度FEM解析した変形量とを比較した。計算データをTable 2に、計算結果をFig.10に示す。両者を比較すると、横収縮、角変形ともに良い精度であり、実用可能であることが分かる。

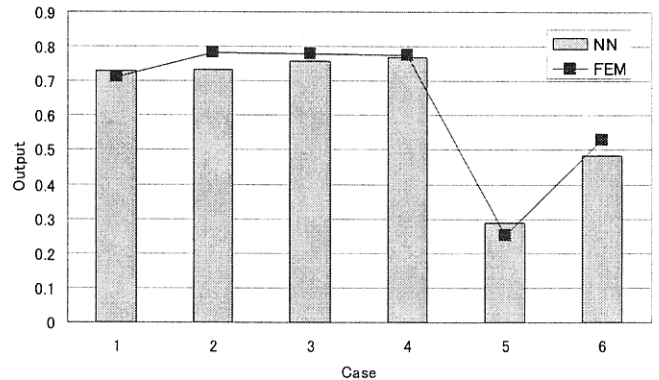
以上の結果は、単一材の構造要素 (T型隅肉溶接材) での解析であるが、今後は本結果をさらに発展させ、単板構造<sup>9)</sup>の溶接変形についても検討を加える予定である。このモデルをFig.11に示す。単板の幅 (B)、長さ (L)、ロンジスペース (s)、ロンジ本数 (N) および溶接条件 (Q) を入力層とし、全体の横収縮 (S)、端部の各変形量 (a) および中間部の瘦馬量 (b) を求めるものである。これを進めると単板を結合したパネル、およびトランスも含めた中組ブロックの変形も同様の手法で予測することができる。

Table 2 Data for additional calculations

Case	Voltage (V)	Current (A)	Speed (mm/min)	Heat input (J/mm)	Length (mm)	Thickness (mm)
1	33	315	550	907.2	1000	12
2	40	320	600	1024	1000	12
3	41	290	500	1141.44	1000	12
4	43	270	480	1161	1000	12
5	33	270	350	1221.943	1000	20
6	43	320	560	1179.429	1500	15



(a) Transverse shrinkage



(b) Angular distortion

Fig.10 Calculation results

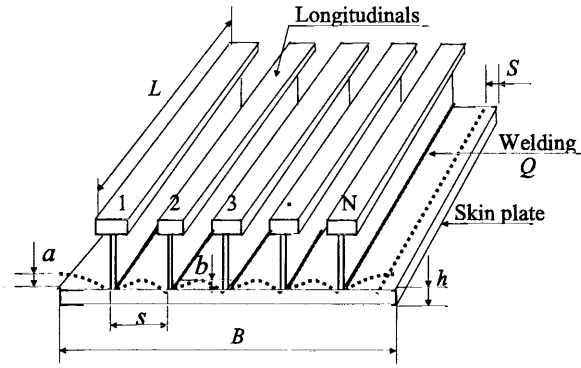


Fig.11 Unit panel

## 5. 結 言

船殻部材の溶接変形予測は、組立工程を円滑にするため必要不可欠な技術であり、これまでも多くの研究が行われている。詳細なものは熱弾塑性 FEM 解析で、簡便なものは近似式やチャートが用いられている。本稿は、前者に近い精度を持ち後者に近い簡便さをもつ予測法を T 型ビルトアップ材の隅肉溶接を対象に検討した。

- (1) 熱弾塑性 FEM 計算法を用い溶接変形の解析を行った結果、横収縮、角変形ともにより精度となることを確認した。
- (2) 上記データを教師データとしニューラルネットワークでプログラム作成したところ、よい精度で出力値が得られた。
- (3) 本プログラムに、教師データ以外の任意の溶接条件や部材寸法を入力して得られた溶接変形と、別途に実施した熱弾塑性 FEM 計算結果とを比較すると、両者は良く一致しプログラムの精度が確認できた。

- (4) これにより、FEM 計算を都度実行しなくてもこのニューラルネットワークプログラムを使えば容易に変形を予測できることが分かった。したがって、これまで専門家によって行われていた変形予測を、未経験者でも容易に実行できる。

この手順を拡大することによって、単板構造や中組ブロックの溶接変形を簡便に推定することが可能となる。

## 参 考 文 献

- 1) 甘利, 向殿: ニューロとファジィ, 培風館, (1994), pp.55-58
- 2) 溝口, 石田: 人工知能, オーム社, (2000), pp.80-84
- 3) 平野: C でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア社, (1991), pp.15-32
- 4) 清島: パソコンを用いた溶接シミュレーション, 溶接学会 溶接構造研究資料, (2002.1)
- 5) 奥本, 清島, 江口: 線状加熱による T 型組立鋼のねじり変形について, 近畿大学工学部研究報告 No.37, (2003), pp.145-150
- 6) 計算力学研究センター: Quick Welder で計算する溶接変形, (2000.7), pp.2-15~19
- 7) 佐藤, 寺崎: 構造用材料の溶接残留応力・溶接変形におよぼす溶接諸条件の影響, 溶接学会誌 45 号 第 1 巻, (1976), pp.42-53
- 8) (社) 日本造船研究協会 第 237 研究部会: 高度工作精度管理技術に関する研究, 平成 11 年度 報告書, (2000.3), pp.5-329
- 9) 奥本, 松崎, 柿元, 遠藤, 椎野: 船殻の高精度加工・組立システム, 石川島播磨技報 第 32 巻 第 6 号, (1992.11), pp.446-452