

鋼 I 断面部材の曲げ終局強度の算定ニューラルネットワークシステム

A NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING BENDING ULTIMATE STRENGTH OF STEEL I MEMBERS

丹羽 量久*, 三上 市藏**

Kazuhisa NIWA and Ichizou MIKAMI

*日本電子計算(株) 大阪支店 (〒532-0011 大阪市淀川区西中島 2 丁目 12 番 11 号)

**工博 関西大学教授 工学部土木工学科 (〒564-8680 吹田市山手町 3 丁目 3 番 35 号)

A neural network system has been constructed for predicting the ultimate strength of steel I-members, I beams and plate girders, under bending. This system learned 364 experimental results collected throughout the world. The system has the hierarchical network of four layers including two hidden layers. The input parameters were selected in order to reflect the ultimate behavior of various I-members. The number of units on each hidden layer, and the values of learning coefficients were examined in order to complete the optimum system. Thus the system was constructed; this system was evaluated as concerns the precision of deducing ultimate strength of rolled and welded members. It was found that the system is able to obtain the sufficient deduced-results. The system can be applied to prediction of the ultimate strength of various I steel members. This system has the ability to virtually experiment.

Key Words : steel I-member, I-beam, plate girder, bending ultimate strength, neural network

1. まえがき

プレートガーダーや I 断面梁の限界状態設計を行うには、腹板やフランジの局部座屈強度を把握するとともに、部材としての終局強度をできるだけ簡易な方法で精度よく推定する必要がある。

プレートガーダーの終局強度に関する研究は、Baslar¹⁾に始まり数多くの理論的研究がなされてきた²⁾。その後、三上³⁾によって高精度で終局強度を予測できる^{4) 5)}ようになった。一方、I 断面梁の終局強度に関しても多くの研究がなされている²⁾。プレートガーダーと I 断面梁に対しては、それぞれ別の立場で耐荷力モデルが考案されているが、両者の明確な区分は定義されていない。

西村ら⁶⁾は、板要素の幅厚比と部材の細長比によって区分することで、プレートガーダーと I 断面梁の曲げ終局強度を包括的に表現することを試みている。断面強度の算定には、補剛腹板を有する上下非対称断面プレートガーダーにも対応できる三上理論³⁾を準用した方法を用いているが、適用は上下対称断面の部材に制限されている。また、理論的強度に対する実験データによる検証は行われていない。

さらに、文献 3) のプレートガーダーに対する曲げ終局強度算定法は、腹板が塑性化したのちに崩壊するようなずんぐりした I 断面梁に適用できるように拡張が試みられた⁷⁾。

一方、ニューラルネットワークは、学習した入力値と

出力値との高次の非線形関係を忠実に表現できるという特徴があるので、理論的に表現し難い非線形問題の定式化には有効な手段である。

Mukherjee ら⁸⁾はこのニューラルネットワークに柱の圧縮強度実験の結果を学習させて、終局強度算定システムを構築した。このシステムは従来の耐荷力モデルに使われている細長比を入力パラメータに採用し、終局強度曲線を推定する。

本研究では、ニューラルネットワークを用いて、プレートガーダーにも I 断面梁にも適用できる曲げ終局強度算定モデルを構築する。学習データには、過去に世界中で実施された鋼 I 断面部材（プレートガーダーや梁）の曲げ耐荷力実験の結果⁹⁾を用いた。

ニューラルネットワークの適用にあたっては、学習データの分布範囲を明確にしたのち、中間ユニット数、学習係数などのパラメータの値や学習回数について検討し、推論結果の精度向上に努める。また、構築したニューラルネットワークシステムの推論結果に対しては精度の分析を行う。さらにこのシステムの適用範囲を明確にする。

本ニューラルネットワークシステムは、今まで提案されている種々の耐荷力モデルとは違って、実際の耐荷力実験データをそのまま学習して構築される。このシステムを用いれば、適用範囲内であれば、これまで実験が行われていないような寸法特性、材料特性をもつ供試体に対して仮想実験を行って、曲げ終局強度を予測すること

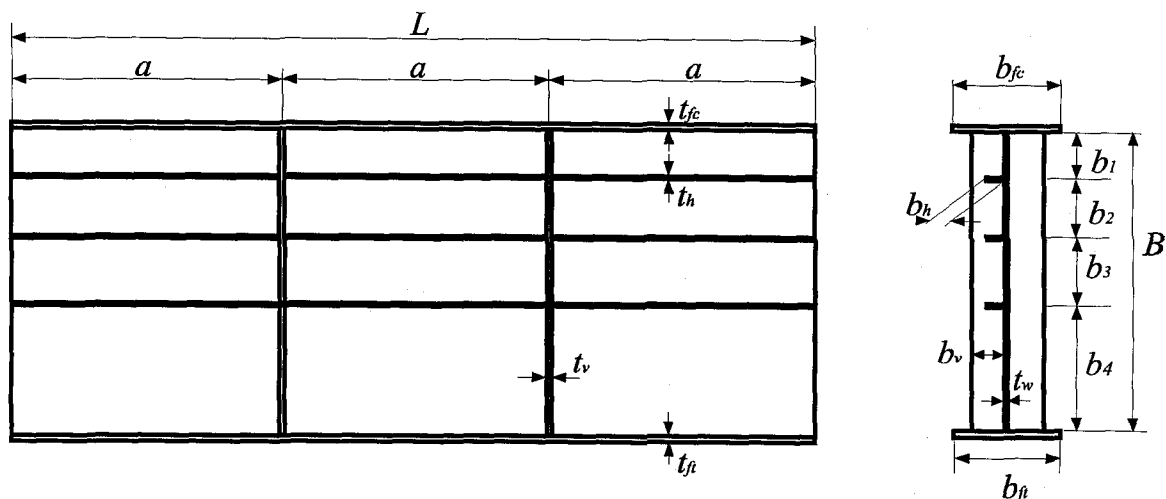


図-1 I断面部材

ができる。

2. ニューラルネットワークシステム

本研究では、入力パラメータと出力パラメータとの関係が明確に記述し難いような問題に対して有効なニューラルネットワークを利用して、鋼 I 断面部材の曲げ終局強度を予測するシステムを構築する。

(1) ハードウェアとソフトウェア

システム構築にあたっては、IBM コンパチブルのパーソナルコンピュータと Windows 95 上で稼働する富士通製ニューラルネットワークシミュレータ NEUROSIM™/L light¹⁰⁾ を利用する。

(2) 学習方法

学習方法としてはバックプロパゲーション法を拡張した仮想インピーダンス法¹⁰⁾を用いた。この方法では3つの学習係数 ε , α , β が用いられる。 ε は重みの大きさを調節し、学習速度を制御する係数、 α は学習に際して振動を止める働きをする係数、 β は学習に強制振動を与えて誤差の極小値から脱出させる働きをする係数である。これらの学習係数を適切な値に設定することによって、最適な学習アルゴリズムを得ることができる。

(3) 入力パラメータ

対象とする鋼 I 断面部材の断面図と側面図の典型を図-1に示す。圧縮フランジと引張フランジが異なった断面をもつ上下非対称断面部材でもよい。腹板は水平補剛材と、等間隔に配置された垂直補剛材とで補剛されている。ここでは、水平・垂直補剛材で囲まれた腹板部分を単一パネル、垂直補剛材間の水平補剛腹板を部分パネル、水平・垂直補剛材を含めた直交補剛腹板を全体パネルとよぶ。

従来の耐荷力モデルでは、強度に大きな影響を与えると思われるパラメータで終局強度を推定する。この方法では、算定誤差が存在しても解決策がなく、強度に影響があるにもかかわらず究明されていないパラメータを見逃している可能性がある。たとえば、梁の曲げ耐荷力モデルは、曲げ弾性座屈強度 M_{cr} と降伏モーメント M_Y に

表-1 入力パラメータ(寸法)

パラメータ		範囲
全体パネルの縦横比	L/B	0.1 ~ 60
部分パネルの縦横比	a/B	0.1 ~ 60
有効座屈長と腹板高の比	L_e/B	0.1 ~ 60
単一パネルの縦横比	a/b_1	0.1 ~ 60
	a/b_2	0 ~ 10
	a/b_3	0 ~ 10
	a/b_4	0 ~ 2
腹板の幅厚比	B/t_w	10 ~ 1200
圧縮フランジの幅厚比	b_{fc}/t_{fc}	3 ~ 70
引張フランジの幅厚比	b_{ft}/t_{ft}	3 ~ 70
垂直補剛材の幅厚比	b_v/t_v	0 ~ 25
水平補剛材の幅厚比	b_h/t_h	0 ~ 25
圧縮フランジと腹板の断面積比	A_{fc}/A_w	0.01 ~ 5
引張フランジと腹板の断面積比	A_{ft}/A_w	0.01 ~ 5
垂直補剛材と腹板の断面積比	A_v/A_w	0 ~ 1
水平補剛材と腹板の断面積比	A_h/A_w	0 ~ 1

表-2 入力パラメータ(材料特性)

パラメータ		範囲
腹板のポアソン比	μ_w	0.2 ~ 0.35
圧縮フランジのポアソン比	μ_{fc}	0.2 ~ 0.35
引張フランジのポアソン比	μ_{ft}	0.2 ~ 0.35
垂直補剛材のポアソン比	μ_v	0 ~ 0.35
水平補剛材のポアソン比	μ_h	0 ~ 0.35
腹板の降伏応力比	E_w/σ_w	200 ~ 1300
圧縮フランジの降伏応力比	E_{fc}/σ_{fc}	200 ~ 1300
引張フランジの降伏応力比	E_{ft}/σ_{ft}	200 ~ 1300
垂直補剛材の降伏応力比	E_v/σ_v	0 ~ 1300
水平補剛材の降伏応力比	E_h/σ_h	0 ~ 1300

基づくパラメータ $\lambda = \sqrt{M_Y/M_{cr}}$ を用い、実験的・解析的研究の成果を加味して、曲げ終局強度曲線をパラメータ λ の関数として与えている。しかし、パラメータ λ は弾性座屈に基づく値であるので、非線形領域の終局強度

を的確にかつ精度よく表現するには限界がある。

本研究では、あらゆる寸法特性をもつ I 断面部材の強度特性を正確に表現できるように、寸法と材料特性と製作条件を入力パラメータに選ぶことにした。このうち寸法と材料特性は無次元量で扱う。

寸法は、全体パネル長 L 、腹板の幅 B と厚さ t_w 、部分パネル長（垂直補剛材間隔） a 、有効座屈長 L_e 、圧縮フランジの幅 b_{fc} と厚さ t_{fc} 、引張フランジの幅 b_{ft} と厚さ t_{ft} 、垂直補剛材の幅 b_v と厚さ t_v 、水平補剛材の幅 b_h と厚さ t_h を考えて、水平補剛材は 3 段までを対象として、単一パネルの幅を b_1, b_2, b_3, b_4 とし、計 17 個を考える。入力パラメータは比で表現することにして、表-1 に示す 16 個をとり上げる。

材料特性は、腹板、圧縮フランジ、引張フランジ、垂直補剛材、水平補剛材のポアソン比 $\mu_w, \mu_{fc}, \mu_{ft}, \mu_v, \mu_h$ 、弾性係数 $E_w, E_{fc}, E_{ft}, E_v, E_h$ 、降伏応力 $\sigma_{Yw}, \sigma_{Yfc}, \sigma_{Yft}, \sigma_{Yv}, \sigma_{Yh}$ の計 15 個である。入力パラメータは、ポアソン比と、弾性係数と降伏応力との比を考え、表-2 に示す 10 個とした。

製作条件に関する入力パラメータは、表-3 に示すように、製作方法（圧延、溶接）、垂直補剛材および水平補剛材の配置（なし、片側、両側）、垂直補剛材の引張フランジに対する取付け方（離す、メタルタッチ、溶接）、水平補剛材の垂直補剛材に対する取付け方（離す、メタルタッチ、溶接）の 5 個を選んだ。このうち、部材の製作方法（圧延、溶接）は残留応力分布に影響を与える²⁾ので、入力パラメータに採用した。

以上のように、入力パラメータは合計 31 個になる。

(4) 出力パラメータ

出力パラメータとしては、曲げ終局強度を考え、表-4 に示すように圧縮フランジ降伏モーメント M_{Yfc} との比 M/M_{Yfc} を用いる。学習データには実験値 M_{max} を用いるので、出力パラメータは M_{max}/M_{Yfc} である。構築したシステムの出力は M_{nn} で表し、このときの出力パラメータは M_{nn}/M_{Yfc} である。

3. 学習データ

著者ら⁹⁾が作成した実験データベースには、1124 体の I 断面部材に対する実験データが集められている。その中から、焼鈍された供試体と、現行の橋梁では見られない特殊な断面をもつ供試体を除いた純曲げ実験の 364 体を取り出して、それらすべてを学習データに用いた。多くのニューラルネットワークに関する研究では、収集したデータを学習用と検証用に二つに分ける方法が採用されているが、本研究では、世界中から収集した貴重な実験データの情報を無駄にせず、ニューラルネットワークがもつ多次元空間上のフィッティング機能を最大限に活用することにした。

学習に用いた供試体を、断面の上下対称性、補剛形式、製作方法によって分類すると表-5 のようになる。梁と

表-3 入力パラメータ(製作方法)

パラメータ			値
製作方法			圧延, 溶接
垂直補剛材	配置	なし, 片側, 両側	0, 1, 2
	取付け方	離す, メタルタッチ, 溶接	0, 1, 2
水平補剛材	配置	なし, 片側, 両側	0, 1, 2
	取付け方	離す, メタルタッチ, 溶接	0, 1, 2

表-4 出力パラメータ

パラメータ		範囲
曲げ終局強度	M_{max}/M_{Yfc}	0 ~ 2.5

表-5 学習データ

	上下対称断面				上下非対称断面				計
	無補剛	垂直補剛	水平補剛	直交補剛	無補剛	垂直補剛	水平補剛	直交補剛	
圧延梁	159	-	-	-	-	-	-	-	159
溶接梁	75	-	-	-	6	-	-	-	81
プレートガーダー	62	19	14	10	5	2	8	4	124
計	296	19	14	10	11	2	8	4	364

プレートガーダーの分類は実験報告者の分類にしたがった。

364 体の寸法、材料特性に関する入力パラメータの値を調べて、寸法特性パラメータの値の範囲を表-1 のように、材料特性パラメータの値の範囲を表-2 のように決めた。製作条件パラメータの値は、製作方法については圧延のとき 0、溶接のとき 1、補剛材の配置については、補剛材がないとき 0、片側配置のとき 1、両側配置のとき 2、補剛材の取付け方については、離すとき 0、メタルタッチのとき 1、溶接のとき 2 とした。出力パラメータの値は表-4 に示す範囲を考えた。表-1, 2, 4 の入出力パラメータの値の範囲は、学習データの分布範囲の両側に若干の余裕をみたものである。以上の入・出力パラメータは [0, 1] に正規化して入力する。ただし、この範囲であれば実橋に適用できると考えられる¹¹⁾。

4. ネットワーク構造の決定

ネットワーク構造は、入力層と 2 層の中間層と出力層の計 4 層の階層型とした。入力層のユニットには表-1、表-2、表-3 に示したパラメータ (31 個) を割りあてた。出力層には表-4 のパラメータ (1 個) を割りあてた。

次に、学習データを使って、中間層のユニット数と学習係数 ($\varepsilon, \alpha, \beta$) の最適値をパラメトリック解析を行って検討した。その際、中間層のユニット数は入力層と出力層のユニット数を線形補間するように決めればよい¹²⁾ので、第 1 中間層 21 ユニット、第 2 中間層 11 ユニットの最低限必要なユニット数とした。

学習に用いた実験値 M_{max}/M_{Yfc} と出力値 M_{nn}/M_{Yfc}

の二乗誤差の総和を使って、中間層のユニット数ごとに最も精度よく推論できる学習パラメータの値を調べた。検討の結果、第1中間層25ユニット、第2中間層13ユニットとし、学習係数は $(\varepsilon, \alpha, \beta) = (10, 0.8, 0)$ とした。

5. システムの構築

4. で決定したネットワーク構造と学習パラメータを用いてニューラルネットワークシステムを学習させる。

ニューラルネットワークシステムに、学習データとして用いた実験データを入力すると推論値 M_{nn}/M_{Yfc} が出力される。この推論値の実験結果 M_{max}/M_{Yfc} に対する差 e は次式で定義できる。

$$e = \left| \frac{M_{nn}/M_{Yfc} - M_{max}/M_{Yfc}}{M_{max}/M_{Yfc}} \right| \quad (1)$$

学習過程における収束状況を調べるために各学習段階における差 e を調べると図-2が得られた。図中、縦軸は差 e が3%、5%、10%、20%に収まる供試体数の割合を表す。図から、学習を重ねると推論値の精度が向上することがわかる。学習回数が20万回に達するとほとんど収束していることがわかるが、まだ若干の変動が見られる。しかし、70万回を越えると、さらなる精度の向上は見込めない。したがって、本研究では65万回学習させたシステムを採用する。

採用したシステムの妥当性を調べるために、140万回学習させた検証用システムを構築した。学習データからシリーズで実験された2軸対称I断面をもつ無補剛圧延梁4体を取り出す。このシリーズでは入力パラメータは $B/t_w = 33.5$, $b_{fc}/t_{fc} = b_{ft}/t_{ft} = 12.5$, $A_{fc}/A_w = A_{ft}/A_w = 0.79$, $v_w = v_{fc} = v_{ft} = 0.30$, $E_w/\sigma_{Yw} = E_{fc}/\sigma_{Yfc} = E_{ft}/\sigma_{Yft} = 705$ である。採用したシステムと検証用システムを使って推論させると図-3が得られる。縦軸は実験結果 M_{max}/M_{Yfc} または推論値 M_{nn}/M_{Yfc} 、横軸は $\lambda = \sqrt{M_{Yfc}/M_{cr}}$ である。図中、実線は本システムによる推論値、破線は検証用システムによる推論値、●印は学習データの実験値を示す。

採用したシステムは、4体のばらついた実験データに対して平均的な終局強度を推論している。一方、検証用システムは4体の学習データに対するフィッティング精度は向上しているが、 $M_{nn}/M_{Yfc} - \lambda$ 曲線は好ましいものではない。ばらつきを含む実験データに対しては、ニューラルネットワークをあまりにも高精度でフィッティングさせることは望ましくないことがわかる。

採用したモデルの推論精度を検討するために、推論値を実験結果と比較すると図-4が得られる。相関係数は0.991で、 M_{max}/M_{nn} の平均値は0.996、標準偏差は0.0386となった。 $M_{nn}/M_{Yfc} = 0.75$ 付近に差23%を越える供試体が2体あるが、これらを除くと、差18%以内の精度で推論できることがわかり、十分に満足できる。

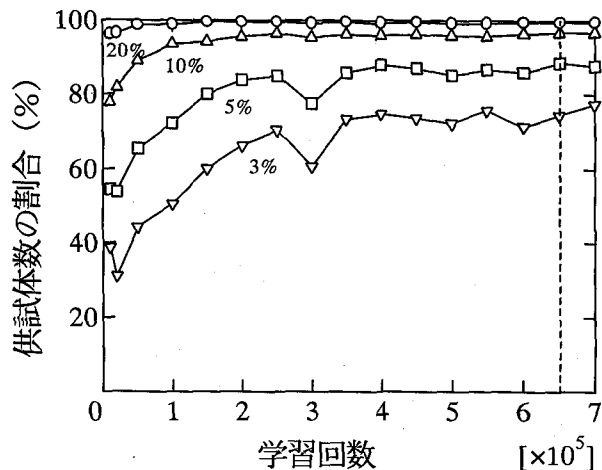


図-2 学習課程における収束状況

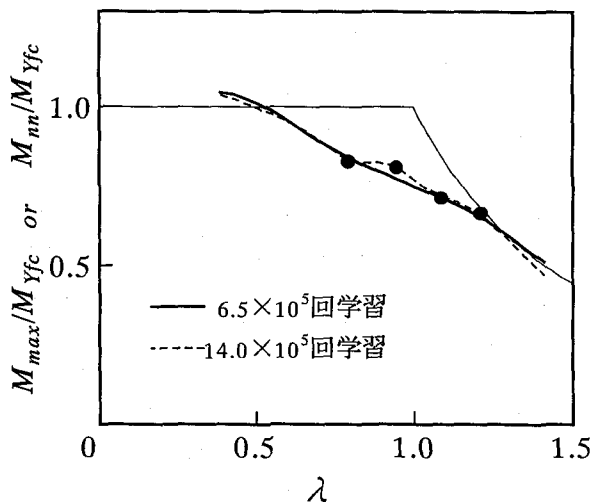


図-3 推論値と実験値

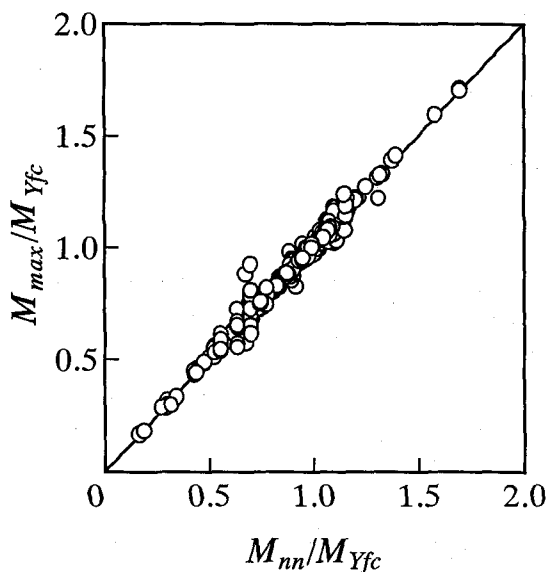


図-4 推論値と実験値の関係

特筆すべきは、 $M_{\max} > M_{yfc}$ となる供試体に対しても、このシステムは誤差 8% 以内で曲げ終局強度を予測している点である。 $M_{\max} > M_{yfc}$ の場合に対する耐力力モデルの検討は若干なされているが明確に定式化されているとはいえない。 $M_{\max} > M_{yfc}$ の場合に注目するとき、圧縮フランジ降伏曲げモーメント M_{yfc} ではなく、塑性モーメント M_p を用いることがある。横軸を推論値 M_{nn}/M_p 、縦軸を実験値 $M_{\max}/M_p$ として、図-4 を描き直すと、図-5 が得られる。相関係数は 0.990 である。システムは、 $M_{\max} > M_p$ である供試体 85 体に対して差 7% 以下で曲げ終局強度を推論できる。

6. システムの評価

ここでは、構築したニューラルネットワークシステムを評価する。

(1) 製作条件

残留応力分布の違いを考慮できるように、製作方法の違いを入力パラメータに採用している。学習データに用いた圧延部材と溶接部材に分けて評価を行う。

圧延部材の供試体 159 体を取り出して、推論値を実験値と比較すると図-6 が得られる。相関係数は 0.990、 $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.997、標準偏差は 0.0476 である。それぞれの供試体に対して差 e を調べると、0~5% の範囲に 132 体、6~9% の範囲に 19 体、10% 以上に 8 体ある。圧延部材には差 e が 23% を越える供試体が 1 体 (▲印) 含まれているので、検討を加える。この供試体は、△印の 17 体とまったく同じ寸法・材料で製作されたにもかかわらず、実験結果がかけ離れている。本ニューラルネットワークシステムは、それら 18 体に対する平均値を推論するので、かけ離れた実験結果が影響したことになる。この 1 体を除くと、圧延部材に対して、相関係数は 0.992、 $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.998、標準偏差は 0.0437 となり、すべての供試体の曲げ終局強度が差 14% 以内で推論できる。本研究では、製作上のばらつきも加味できるようにシステムを構築する方針であるので、このデータを除かずにそのまま学習データとして採用する。

溶接部材 (溶接梁とプレートガーダー) の供試体 205 体を取り出して、推論値を実験値と比較すると図-7 が得られる。相関係数は 0.990、 $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.996、標準偏差は 0.0230 である。それぞれの供試体に対して差 e を調べると、0~5% の範囲に 198 体、6~9% の範囲に 3 体、10% 以上に 4 体ある。図中、誤差が 23% を越える供試体が 1 体 (▼印) 含まれているので、検討を加える。この供試体は、▽印の 2 供試体とまったく同じ寸法・材料で製作されたにもかかわらず、実験結果がかけ離れている。前述の圧延部材の場合と同じく、本ニューラルネットワークシステムは、それら 3 体に対する平均値を推論している。差の大きい 1 体を除くと、溶接部材に対して、相関係数は 0.993、 $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.997、標準偏差は 0.0255 となり、差 18% 以内で曲げ終局強度を推論

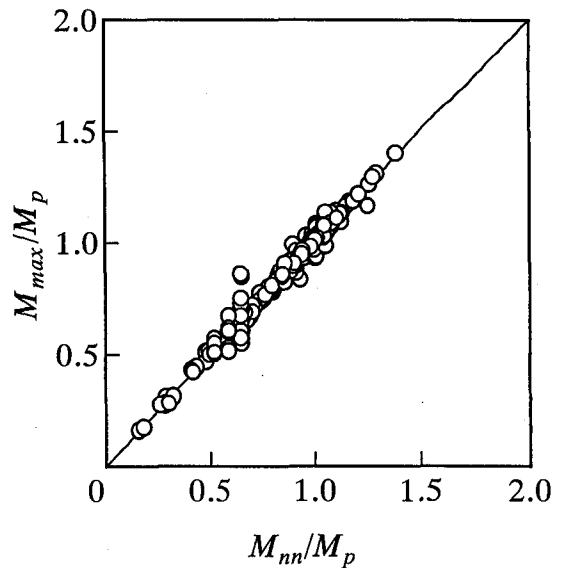


図-5 推論値と実験値の関係

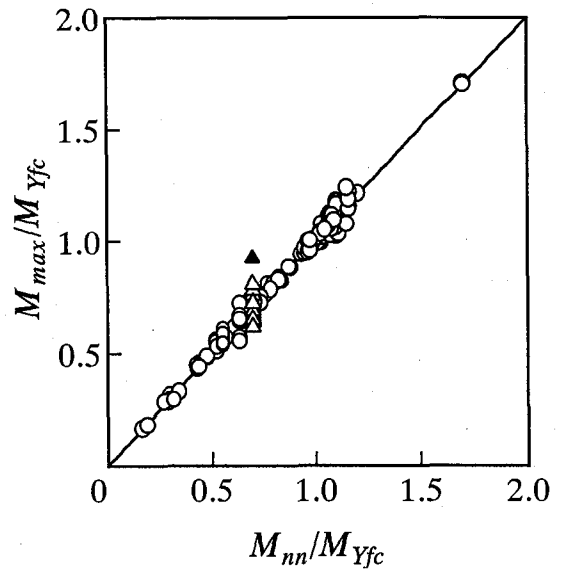


図-6 推論値と実験値の関係 (圧延部材)

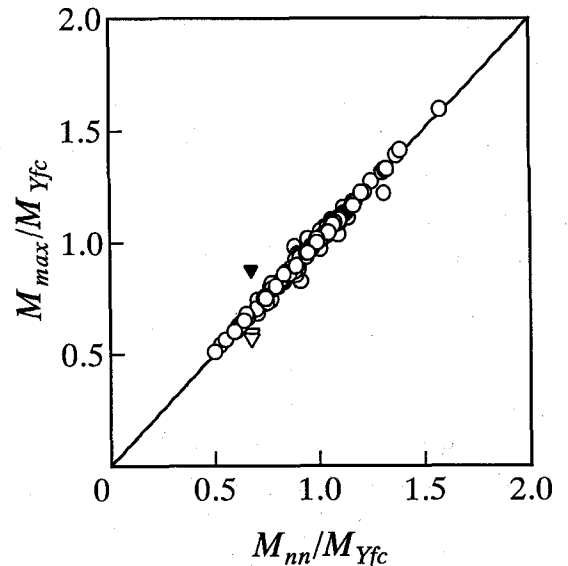


図-7 推論値と実験値の関係 (溶接部材)

表-6 入力パラメータの範囲

	圧延部材	溶接部材
L/B	2 ~ 44	0.5 ~ 22
a/B	2 ~ 44	0.5 ~ 22
a/b_1	2 ~ 44	0.5 ~ 22
a/b_2	—	0.76 ~ 2.42
a/b_3	—	0.41 ~ 1.24
a/b_4	—	0.41 ~ 0.70
L_e/B	2 ~ 40	0.5 ~ 22
B/t_w	14 ~ 60	18 ~ 710
b_{fc}/t_{fc}	8 ~ 24	3 ~ 36
b_{ft}/t_{ft}	8 ~ 24	3 ~ 36
b_v/t_v	—	4.3 ~ 16.6
b_h/t_h	—	4.3 ~ 20
A_{fc}/A_w	0.5 ~ 1.9	0.2 ~ 1.7
A_{ft}/A_w	0.5 ~ 1.9	0.2 ~ 1.7
A_v/A_w	—	0.05 ~ 0.88
A_h/A_w	—	0.02 ~ 0.16
μ_w	0.25 ~ 0.3	0.23 ~ 0.3
μ_{fc}	0.23 ~ 0.309	0.25 ~ 0.3
μ_{ft}	0.23 ~ 0.309	0.25 ~ 0.3
μ_v	—	0.25 ~ 0.3
μ_h	—	0.27 ~ 0.3
E_w/σ_w	225 ~ 940	243 ~ 1118
E_{fc}/σ_{fc}	225 ~ 940	227 ~ 930
E_{ft}/σ_{ft}	225 ~ 940	227 ~ 930
E_v/σ_v	—	395 ~ 1033
E_h/σ_h	—	395 ~ 1033

できる。

以上のように、本ニューラルネットワークシステムは、圧延部材であろうと溶接部材であろうと、曲げ終局強度を精度よく推論できることがわかる。

(2) 学習データの範囲と分布

本システムを構築する際、収集した実験データをすべて学習データとして用いた。このシステムの信頼性を検証するためには、学習データをいろいろな観点から分析する必要がある。ここでは、システムの適用範囲を明確にするために、学習した入力パラメータの範囲と分布について検討する。学習データがまんべんなく分布している範囲内では、システムは曲げ終局強度を的確に、かつ精度よく推論できる。

本システムに入力可能なパラメータの値の範囲は、すでに表-1, 2に示したが、学習範囲についてさらに詳細に検討してみる。寸法と材料特性に関する入力パラメータについて製作方法ごとに学習データの値の範囲を調べると、表-6のようになる。全体パネルの縦横比 L/B に注目してみる。圧延部材における L/B の学習範囲 $2 \leq L/B \leq 44$ は全供試体に対する値の範囲に一致するが、溶接部材における学習範囲はその一部分 $0.5 \leq L/B \leq 22$

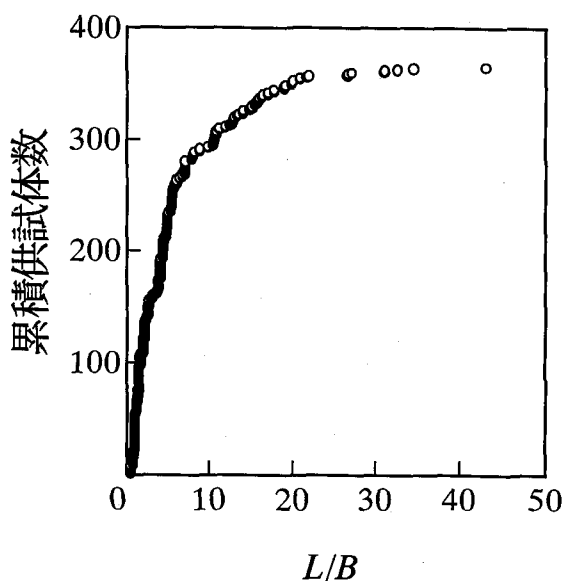


図-8 パラメータの分布

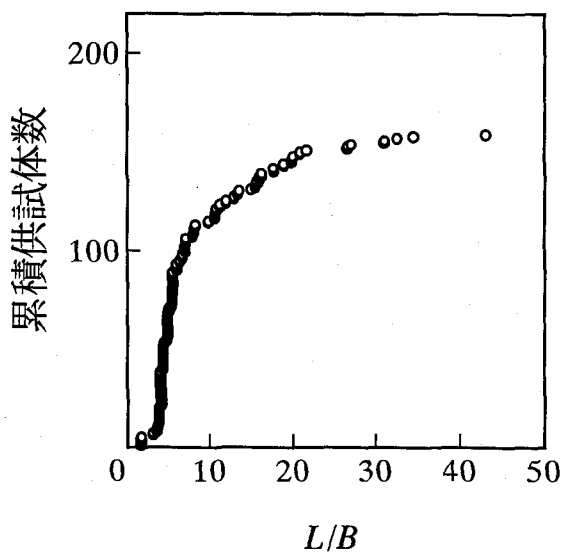


図-9 パラメータの分布 (圧延部材)

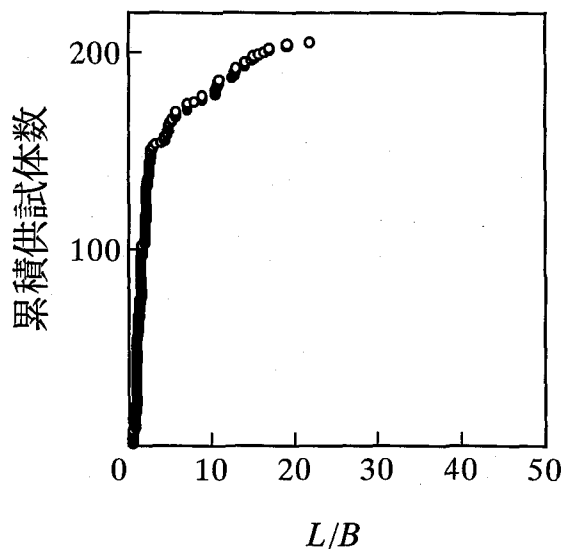


図-10 パラメータの分布 (溶接部材)

に限られることがわかる。同様に、入力パラメータ a/B , a/b_1 , L_e/B , B/t_w については、圧延部材と溶接部材とで学習範囲が異なることがわかる。

一方、 L/B の学習データの分布を調べると、全供試体に対しては図-8のようになる。同様に、圧延部材については図-9、溶接部材については図-10が得られる。これらの図を見る限り学習データの範囲、すなわち、圧延部材に対しては $2 \leq L/B \leq 44$, 溶接部材に対しては $0.5 \leq L/B \leq 22$ がそのままシステムの適用範囲とみなすことができる。他の入力パラメータに対しても同様の検討を行ったが、表-6の範囲内で学習データが広く欠落しているものは見あたらなかった。

本ニューラルネットワークシステムは、入力パラメータが表-6の範囲内であれば、圧延部材に対しても溶接部材に対しても、曲げ終局強度を的確に、かつ精度よく推論できることになる。

(3) 崩壊形式

三上の終局強度算定法³⁷⁾によるとプレートガーダーの崩壊形式は6つに大別される。

圧縮フランジの横座屈が先行して崩壊するケース(FL)に属する供試体 230 体を取り出して、推論値を実験値と比較すると図-11が得られる。相関係数は 0.990, $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.996, 標準偏差は 0.0459 である。前述の差 e が 23% を越える供試体 2 体を除けば、相関係数は 0.993, $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.996, 標準偏差は 0.0346 になり、差 18% 以内で曲げ終局強度を推論できることがわかる。

一方、FL 以外のケースに属する供試体 134 体を取り出して、推論値を実験値と比較すると図-12が得られる。相関係数は 0.992, $M_{\max}/M_{nn}$ の平均値は 0.996, 標準偏差は 0.021 である。この場合は、差 11% 以内で曲げ終局強度が推論できることがわかる。

本ニューラルネットワークシステムは、崩壊形式の違い³⁷⁾にかかわらず、実験値に含まれるばらつきを加味して曲げ終局強度を的確に、かつ精度よく推論できることがわかる。

7. あとがき

本研究では、富士通(株)製のニューラルネットワークシミュレータ NEUROSIM™/L light を用いて、鋼 I 断面部材の曲げ終局強度算定のためのニューラルネットワークシステムを構築した。このシステムは、プレートガーダーにも I 断面梁にも適用できる。また、上下非対称断面をもっているもよいし、縦横に補剛されているもよい。非線形領域の曲げ終局強度特性を的確に表現できるように、入力パラメータを選んだ。学習データには、世界中で行われた曲げの耐力力実験 364 体を用いた。このシステムは、広範囲の実橋に対して適用できる。

圧延部材と溶接部材に分けて、また、種々の崩壊形式に対して、このシステムの推論精度を評価した。入力パ

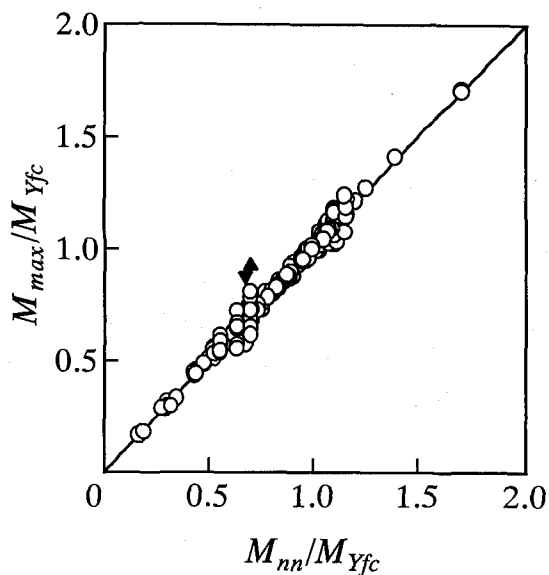


図-11 推論値と実験値の関係 (FL)

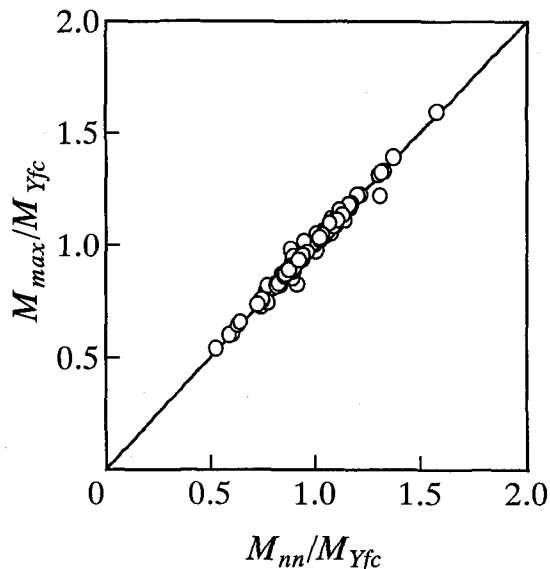


図-12 推論値と実験値の関係 (FL 以外)

ラメータの値が学習データの範囲内であれば、どんな場合でも、曲げ終局強度を非常に精度よく推論できることがわかった。

参考文献

- 1) Basler, K., and Thrülimann, B.: Strength of Plate Girders in Bending, Journal of the Structural Division, ASCE, Vol.87, No.ST6, pp.153-181, Aug., 1961.
- 2) 土木学会：座屈設計ガイドライン, 技報堂, 1987.
- 3) 三上市蔵：プレートガーダーおよびボックスガーダーの終局限界状態設計に関する研究, 平成3年度科学研究費補助金(一般研究(B))研究成果報告書, No.01460172, 1992.3.

- 4) 塩見弘幸, 伊藤義人, 福本嘯士: プレートガーダーの耐荷力実験データの調査, 構造工学論文集, 土木学会, Vol.33A, pp.127-139, 1987.3.
- 5) 塩見弘幸, 福本嘯士: 実験データによるプレートガーダーの終局限界強度の検討, 構造工学論文集, 土木学会, Vol.34A, pp.171-180, 1988.3.
- 6) 西村宜男, 秋山寿行, 松村達夫: 曲げを受ける I 形断面はりおよびプレートガーダーの強度設計法の一提案, 構造工学論文集, 土木学会, Vol.39A, pp.165-174, 1993.3.
- 7) 三上市蔵, 丹羽量久, 有若友章: 鋼 I 断面部材に対する終局曲げ強度算定法, 土木学会第 51 回年次学術講演会講演概要集, I-A37, 1996.9.
- 8) Mukherjee, A., Deshpande, J. M., and Anmala, J. : Prediction of Buckling Load of Columns using Artificial Neural Network System, Journal of Structural Engineering, ASCE, Vol.122, No.11, pp.1385-1387, Nov., 1996.
- 9) 三上市蔵, 丹羽量久, 宇高輝彦, 山根健嗣, 有若友章: 鋼構造部材の耐荷力実験のマルチメディアデータベースの構築, 土木学会関西支部年次学術講演概要集, I-58, 1996.5.
- 10) NEUROSIM/L 使用者の手引, 富士通, 1990.
- 11) 三上市蔵: 薄板構造の強度と設計に関する調査研究, 土木学会関西支部共同研究グループ報告書, 1989.6.
- 12) 船橋誠壽: ニューロコンピューティング入門, オーム社, 1992.6.

(1997 年 9 月 26 日受付)