ニューラルネットワークを用いた網目ドームの弾塑性解析結果の知識処理

KNOWLEDGE BASED CASE STUDY ON CREATING AN EXPERT SYSTEM TO PREDICT BUCKLING BEHAVIORS OF RETICULAR DOMES USING NEURAL NETWORK TECHNIQS

高島 英幸*

Hideyuki TAKASHIMA

Soft computing technics have often been used in various engineering fields. A neural network, one of them, has also been noticed as one of powerful approaches that can solve complicated problems.

The present research deals with that how to utilize accumulated results being yielded from structural numerical simulations or experimental tests. The neural network has a potentiality to store them without a huge space in the knowledge base system. The neural network can also interpolate the discrete results with respect to given data, linearly or non-linearly. Furthermore, the availability for a reasoning engine in the expert system is also investigated. The system would be so available for all designers, when the method to extract easily the digitized certain knowledges was established.

As the example, the elastio-plastic buckling behaviors of single layered reticular domes whose behaviors have to be estimated with many structural parameters, are treated.

Through several case studies, the performances of the neural network are discussed.

Keywords : *soft computing, neural network, artificial life algorithm, expert system, reticular dome, elasto-plastic analysis*

ソフトコンピューティング, ニューラルネットワーク, 人工生命的アルゴリズム,
エキスパートシステム, 単層ラチスドーム, 弾塑性解析

1. 序

ニューラルネットワーク(NN), 遺伝的アルゴリズム(GA)を始めとする人工生命を模したアルゴリズム(Soft Computing)の利用は建築分野でも構造部材の復元力・振動同定から最適構造形態の模索, 都市計画, 防災計画など多岐に渡って研究されている(例えば文献1)などを参照されたい)。NNに関しては, その適用範囲, 新たな計算手法の模索が連綿と行われており(文献2)~4)など), 研究分野も比較的幅広い。建築構造分野に関わる具体例は下に挙げるが, その多岐に渡る適用性を更に追求する目的で, 構造設計支援システム内の推論エンジンへNNを応用することを本論文では試みる。具体的には, その適用性を建築構造に関わる単純な例題から検討し, 網目状単層ラチスドームの解析結果をSoft Computingの手法を用いることで, より複雑な解析過程を踏むことなく, 専門家が判断するように構造挙動を提示できないかという点を検討していく。尚, GA等を用いた戦略の提案, サーベイは本論文に続くNNのパラメータ選択問題を取り上げる中で行う予定である。

NNの研究は1958年のRosenblattによるパーセプトロンの提案⁵⁾が最初期と考えられ, その後, Minsky, Papertによってパーセプトロンの能力を詳細検討し限界を示した研究⁶⁾がまとめられた。ネットワークとしての学習機能を確立させたのは1986年のRumel-

hartらによる研究⁷⁾であり, その後,

- パーセプトロンの拡張
- 相互結合型ネットワーク
- 生理学的知見の神経回路モデルによる表現
- 神経回路理論の展開

と研究の流れは多岐に渡っている⁸⁾。

構造工学の分野へのNNの応用は, Ghaboussiら⁹⁾あるいは吉村らの構造部材の履歴モデルのシミュレートに関する研究¹⁰⁾から始まり, 建築構造分野における適用例も現在ではある程度の蓄積が進んでいる。建築分野では, 堤, 河村, 谷の構造計画支援に関する研究¹¹⁾, 谷, 河村の構造物の地震時制御に関する研究¹²⁾が先駆と言える。更に, 地震応答の推定に適用した水野ら¹³⁾, 楊ら¹⁴⁾の研究, 地震検知システムの応用を試みた神田の研究¹⁵⁾, そして, 堤らにより地震応答の予測システム, あるいは骨組構造物の設計システムとして適用された成果¹⁶⁾⁻¹⁸⁾によって更に応用分野の開拓が行われてきた。最近では原点回帰的に構造システムの履歴モデルへの応用^{19),20)}も展開されている。

本研究の最終的な目的は, 鉄骨単層状スペースフレームの弾塑性挙動の知識整理を行ない, それを元に設計支援システムを構築し, 専門家知識が活用できる環境を提供することにある。それに際し,

※本論文の一部は文献22), 23)において発表されている。

* 関東学院大学工学部建築学科 教授・工博

Prof., Dept. of Architecture, Kanto Gakuin University, Dr. Eng.

データベース,あるいはエキスパートシステムの推論エンジンの確立にあたって,データの再現能力とデータ補間能力を有し,適用範囲の柔軟性に注目し,NNを手法として取り上げた。研究目的遂行にあたり,本論では,その初期段階として,著者が行ってきたFEMによる単層状ラチスドームを構成するユニットパネル(後出の図-4のドーム内太実線部参照)の弾塑性座屈解析結果²¹⁾を元に,耐荷力,崩壊モードなどを知識ベースとして整理し,設計時エキスパートシステムの推論エンジンの基礎を築くことを試行する。具体的には,その構造挙動を模擬する方法あるいは知識データベースとしての,NNのデータ再現性や補間性能を検討することになる。このようなNNの構築は,例えば,IF~THENで表記されるプロダクションルールの知識表現と同等であり,且つ補間的なルールまで含有するものとなり得よう。

2. NNによる単柱の座屈曲線の模擬

2.1 目的

NNの特性・限界を把握しておくために,比較的単純な事象をどの程度まで模擬出来るのかを検討しておく。階層型NNの典型的な構成を図-1に示す。対象は単柱の座屈曲線関数で,限界細長比を境にJohnson式とEuler式が共存するものを考える。従来は2つの式で表現されることになるが,NNであれば1つの単純なシステムとして表現できる。模擬する座屈応力度 σ_{cr} は,

$$\sigma_{cr} = \begin{cases} \pi^2 E / \lambda^2 & (\lambda > \Lambda) \\ (1 - 0.4(\lambda/\Lambda)^2) \sigma_y & (\lambda \leq \Lambda) \end{cases} \quad (1)$$

で表され,ここで,Eは部材のヤング係数, λ は細長比, Λ は限界細長比, σ_y は降伏応力度である。

図-1 ノード間の連結係数とネットワークの典型的構成

図-2 単材の座屈曲線に対して採用されたネットワーク

2.2 採用したネットワークと基礎式

NNは図-2にあるように,入力層に1ノード,中間層に8ノード,出力層に1ノードを配置した。最も単純な構成として,入力に細長比を出力に座屈応力度を当てはめ,中間層は仮に1層のみとして試行を行った。中間層の数とそれを構成する節点数はシステムの複雑性に依存する部分があり,試行錯誤的に変化させ,模擬対象を表せるか否かを検討していく必要がある。

教師データは細長比10~200迄を等間隔にして,座屈応力度と組にして合計10,15,20個を与えた。教師データ数Nに対するシステムの敏感度を検討するためである。

j節点への入力 x_j は,その1つ前の層のi節点からの出力 y_i ,j,i節点間の結合強さ(係数) w_{ji} ,オフセット θ_j により,

$$x_j = \sum_i y_i \cdot w_{ji} + \theta_j \quad (2)$$

と表される。入力 x_j と,その節点からの出力 y_j の関係は次式で示すsigmoid関数で仮定した。

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-x_j \mu_0}} \quad (3)$$

システムに比較的大きな影響を与えるパラメータとしては,ネットワークの形もさることながら,各節点で入出力される数値を産み出す関数も重要視される。式(3)に示すsigmoid関数の傾きを表すパラメータ μ_0 がその代表的なもので,式(2),(3)にNNの基礎式として提示した。収束性能に影響を与えるものとしては節点間の結合係数を変化させていく際の増分も考えられよう。レスポンス層のj節点のエラー値はj節点の教師データを T_j とすれば,

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - T_j)^2 \quad (4)$$

で評価できる。各層における結合係数 w_{ji} に関する勾配は,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = (y_j - T_j) \cdot y_j (1 - y_j) \cdot y_i \quad (5)$$

であるから, w_{ji} の修正量 Δw_{ji} は加速度法を採用することによって次式で求められる。

$$\Delta w_{ji} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}(t) + \Delta m \cdot \Delta w_{ji}(t-1) \quad (6)$$

ここで, α が収束計算用の増分, t は収束ステップを表す。修正された w_{ji} を用いてEを計算し,規定値以下になるまで収束ステップを繰り返す。本NNでは節点にオフセット θ_j が組み込まれているが,上述と同様の方法で収束計算を行なうことが可能であり,式(6)中の α を β に書き換え, w_{ji} を θ_j と読み替える。

本例題を通して得られた,これらのパラメータと構築したネットワークの挙動の関係を次節に纏めておく。

2.3 シミュレート結果と考察

結果については一部を文献²³⁾において示しているが,改めて纏めておくと,

- (1) NNの各種パラメータは図-3にあるように結合係数の増分 α ,オフセットの増分 β ,sigmoid関数の傾き μ_0 を決定した。各量を変化させる試行錯誤が必要となる。
- (2) 補間性能は今回設定した教師データの数で優劣を認められる程の差は確認できなかった。

図-3 Euler/Johnson座屈曲線の模擬

図-4 外挿の精度 $\lambda > 200$ の範囲の検討

(3) 図-4は学習データ数 N と外挿性能の変化を呈示している。

外挿性能については教師データ間を最終的にsigmoid関数が補間していることからその形態がそのまま反映されてしまうので、補間精度をあげることで若干性能の向上が認められるものの、信頼性は十分とは判断出来ず、システムに十分な外挿性能を要求することは困難と思われる^{注1)}。

3. 単層ラチスドームの座屈荷重、パターンの知識化

著者が解析してきた六角形平面3方向格子単層ラチスドーム(図-4)の弾塑性解析結果を知識として、NNを利用した推論システムの構築可能性を検討する。対象としたラチスドームは著者が既報²¹⁾で取り上げたものでボール接合を想定した部材モデル化まで行われている。コンピュータの急速なCPU速度の向上により計算効率は飛躍的に高くなったが、弾塑性座屈モードを試行錯誤的に選定し非線形解析を進める場合も多く、挙動追跡と結果の分析には依然として時間を要する。従って、一度シミュレーションを実行し得られた結果は適時再閲覧、あるいはそれらを用いた比較的精度良い予測ができるようシステム化して置くことで、新たなシミュレーションを実行する際、または類似構造物の設計時に有用であると考えられる。

3.1 単位ドームに対する試行

3.1.1 対象

まず図-4において太い実線で示される部材を周辺に持つ単位ドームの頂点の鉛直方向座屈荷重と座屈タイプを対象にNNによる知識化を試みた。座屈タイプは単位ドームの場合、部材座屈と、頂点節点の鉛直変位が卓越するディンプル座屈の2種類に大別できるため、前者を0とし、後者を1とバイナリ表現して教師データを作成した。境界条件はドーム周辺節点がピン支持となるか、ドーム中央から放射状ローラー支持されるかの2種類としている。一方、NNの構成は入出力データと共に図-5に示している。尚、入出力データには表-1のように正規化を施している。表中、output 2にある座屈タイプの出力が2も取り得るようであるが、これはドーム全体が鉛直下方へ変形する全体座屈を分類したもので $n=4$ のケースで用いられ、単位ドームには用いない。

入力データはドームの形状、境界条件に関するものと構成する部材の材料特性に関するものとしているが、その他、荷重状態、初期不整などの情報もシステムの充実化には必要になろう。

slenderness ratio λ	60, 96.21
ϕ_0	2, 2.5, 3, 3.5, 4°
connection	pin, semi-rigid, rigid
I_p, I_c	395.47, 11.46 cm^4
σ_y^p, σ_y^c	2.4, 2.7 tf/cm^2
support	pin, roller
number of spans:n	2,4

I_c :moment of inertia of connector, I_p :moment of inertia of pipe
 σ_y^p :yield stress of pipe, σ_y^c :yield stress of connector

図-4 対象としたドームと構造パラメータ

表-1 入出力データの正規化

unit	1	2	3	4
input	$\lambda/200$	$\phi_0/10$	$\sigma_y^p/10$	$\sigma_y^c/10$
unit	5	6		7
input	I_c/I_p	pin sup.: 1/rol. sup.: 0		$n/20$

output 1	$Pcr(tf)/20$	output 2	buckling type(0,1,2)/2
----------	--------------	----------	------------------------

図-5 単層ラチスドームの弾塑性挙動表現用に構築したニューラルネットワーク

図-6 ピン支持・ピン接合ドームの $P_{cr}-\phi_0$ 関係 図-7 ローラー支持・剛接合ドームの $P_{cr}-\phi_0$ 関係

NNに模擬させたデータ以外の入力に対する予測精度はNNの構成上の各種パラメータとノードの出力関数に依存することは前章でも述べた。取り扱うデータが増加した場合、それらの性質がどのように変化するのかを本章では分析することとする。

3.1.2 作成したNNの精度

あらかじめ教師データとして与える、ドームの形状パターンの組合せを図-4内に合わせて掲載する。これらを精度良く再現できればデータベースシステムとして利用可能なNNを構築できたこととなる。しかしながら、NNでは滑らかな多変数高次関数で内挿が可能となることから、その能力も発揮できるよう、与えら

れたデータに対して座屈荷重、タイプを応答するだけでなく、2章同様、ある程度の補間能力を持つネットワーク作成を目指した。NNの層数、節点数、収束パラメータを試行錯誤的に変化させ、中間層が2層で各々に入力層のノード数と同じ6個のノードを持つ形状が最も小さな誤差に収束することを確認した。しかしながら、他のパラメータ、形状の組合せてより適切なものが見られる可能性は残る。尚、単位ドームに対するNNにはスパン数(図-5内の上から7番目に示している入力データ)は与えていない。そのシステムの精度を確認するために、ドームの部材半交角と座屈荷重の関係をグラフ化したものが図-6、7である。

図-8 境界条件に伴うFEMとニューロンの符合 (■:ピン, □:ローラー)

表-2 内挿性の検討(FEMとNNの結果比較)

ϕ_0°	method	$P_{cr}(tf)$	buckling type
3.2	analysis	7.35	1.0
	neural network	7.44	0.6214
3.4	analysis	8.85	0.0
	neural network	8.87	0.0294
3.6	analysis	10.27	0.0
	neural network	10.33	0.0014
3.8	analysis	11.49	0.0
	neural network	11.64	0.0002

ここで、 $2.0 \leq \phi_0 < 4.0$ の範囲における○あるいは□が教師データを表し、 $\phi_0 < 2.0$ 、 $\phi_0 > 4.0$ の範囲におけるそれらは教師データとして採用されていない弾塑性解析結果のプロットである。一方、●、■はNNの排出したデータを表す。

図-6、7を見ることで多パラメータの入力にも係わらず、内挿については精度良い関数あるいはシステムを実現出来ている。入力パラメータがピン支持、ローラー支持と変化しても、内挿式の形が柔軟に変化できていることが双方の図の比較から理解できる。また、表-2で部材半交角が3.2~3.8度に対する教師データが存在しない範囲での内挿性を検討している。弾塑性解析結果と比較すると座屈荷重はNNの予測値が1~2%程度大きめとなるが、問題視すべき量ではないと考えられる。また、座屈タイプも適切に対応出来ていることが判る。

一方、外挿性については、図-6、7に示すようにピン支持・ピン接合、ローラー支持・剛接合で実際の解析結果との差異が確認でき、十分な能力は得られていない範囲がある。入出力データの正規化をsigmoid関数のどの位置をNNに反映させるかという点まで念頭に入れて初期からNN構築を行う必要があると考えられる。しかしながら、学習範囲のパラメータを越える部分を目標値なしに予め形を想定しておくことは、通常困難と考えられる。今回目的としているエキスパートシステム内の推論エンジンへの適用を考える際には、内挿性能が確保できれば実用上問題はないと考えるが、外挿部分についてはその性能が要求される問題である場合、再度分析・検討を要するものと思われる。

図-8には、境界条件を変化させた場合のネットワークの内挿性

能を確認した結果を示す。Bは全節点がピン支持なら1、ローラー支持なら0となる拘束パラメータである。中間的な境界条件であっても比較的精度良く座屈荷重が表現できている。図中、NNの出力は1つになっているが、支持点の挿入場所に関する情報をNNに与えていないため、あるパラメータBに対して1つの応答を返すシステムが採用されているためである。更にきめ細かな入力パラメータを想定し検討を進めることも今後の課題の一つである。

3.2 4 スパンドームのデータを付加した場合

3.2.1 対象と目的

この種のシステムでは学習させたい事項の増加が予想され、それに柔軟に対応できるかどうかシステム構築上の重要な要素と言える。学習するデータが増加し、更に入力データにスパン数を加え、入力パラメータ数も増加した場合のネットワークの再構成を行う。

そこで、図-4の太い破線部分が周辺部材となるような、ドームの稜線が4本の部材で構成される、4スパンドームのデータを加えたNN構築を試みる。ドームの載荷重は各節点に鉛直方向等分布に作用している。単位ドームのみの場合、中間層を2層用意することで、データの再現性、補間能力共に確保できたが、4スパンドームのデータを含めた場合も試行的に中間層数は2とした(各パラメータの試行錯誤的な決定方法は例として、付録に示している)。

ノード数を変化させ、50,000回の後方伝播のステップを踏ませ、得られたエラー値から、図-5のような出力ノードに向かって中間層のノード数が減少していく形状のネットワークを採用した。これは、更にスパン数、平面形状の異なるドームのデータを学習していく上で、ネットワークの形態の変化を余儀なくされることを示唆し、知識ベース作成において、ネットワークの形状発見問題は重要課題の一つとなる。

3.2.2 データ再現性と補間能力

図-9 a)、b)では、各々、ピン支持剛接合ドームとローラー支持ピン接合ドームを取り上げた場合の教師データとNNから得られた値の対比を、部材半交角 ϕ_0 、ならびにスパン数 n を平面軸に、縦軸に弾塑性座屈荷重 P_{cr} を取って表現している。図中白抜きマークが与データであり、塗り潰しマークがNNから得られた結果である。また、座屈形式に対する記号表現において、()内に示される数値は形式分類のために実際にNNに与えた値である。いずれの図からも、NNが教師データを比較的精度良く再現していることが判る。

図-9 $n=2$ が加わった場合のデータの再現性表-3 内挿性の検討(b.t.=buckling type)
ピン接合ピン支持単位ドームを対象とした例

analysis			neural network		
ϕ_0°	$P_{cr}(tf)$	b.t.	$P_{cr}(tf)$	b.t.	given/not
3.0	6.01	1	6.09	1.00	given
3.2	7.35	1	7.32	0.95	not
3.4	8.85	0	8.69	0.07	not
3.5	9.46	0	9.35	0.02	given
3.6	10.27	0	9.85	0.44	not
3.8	11.49	0	11.03	0.32	not
4.0	12.64	0	12.41	0.00	given

表-3にはNNの補間能力を更に精細に検証するために、ピン支持ピン接合単位ドームの座屈荷重と座屈形式を対象に、弾塑性解析結果とNNの出力の比較を纏めている。座屈形式の数値の意味は図-9にあるように、0が部材座屈を、1がディンプル座屈を表わす。ほぼ、内挿性も確保できていると判断できる結果ではあるが、単位ドームのみを対象としたNNにおける再現性・内挿性に較べるといっても精度はやや劣化している。これは、単位ドームを対象としたNNが5万回程度の収束計算を行ったのに対して、その10倍程度の収束計算を許容したにも係わらず、エラー値が収束基準を十分にクリアできなかった点にも依存していると考えられる。しかしながら、学習データが増えることによって、排出エラー量が増加傾向に入ることやむを得ないこともと言える。

表-4には4スパンドームのデータを加えた場合のNNのエラー総量と再現座屈荷重の関係を示している。 n はスパン数の半分で1が単位ドームを、2が4スパンドームを表す。ここで、エラー総量は、出力ノードの出力値 y_j と教師データ T_j の差で式(4)のように計算できる。同表では例として $E=0.01$ と $E=0.001$ の場合を比較し

表-4 エラー総量と再現座屈荷重(tf)の関係
剛接合ピン支持ドームを対象とした例

ϕ_0°	n	analysis	$E=0.01$	$E=0.001$
2.0	1	5.86	6.15	5.83
	2	5.45	5.36	5.49
2.5	1	6.96	7.16	6.99
	2	7.66	7.85	7.70
3.0	1	8.89	8.70	8.88
	2	10.38	10.21	10.40
3.5	1	10.63	10.60	10.71
	2	13.13	13.30	13.17
4.0	1	12.91	12.81	12.91
	2	15.53	15.56	15.54

ている。 E の値が10倍の差を持つことで、最大5%程度の内挿性能の差異が生じる。この数値の開き自体を重要視しなくて良い対象問題については排出されるエラー値に厳しく敏感である必要はないとも言える。また、スパン数 n は20によって正規化されているが、これは最大 $n=20$ 程度のドーム迄を学習対象として想定しているためである。正規化の分母を10.20と変化した場合、50,000回の収束計算後の E の値は 10^{-4} 程度の差異しかなく、出力にも殆ど変化が現れなかった。今回扱った $n=2\sim4$ の範囲では n が正規化に敏感ではなかったと言えるが、 n の範囲を更に広げた上で他の正規化パラメータと共に検討した結果は次報に取り上げる予定である。

さて、推論エンジン化に向けては、

- (1) 推論の適用範囲を明示した上でエキスパートシステム内に組み込む場合はその内挿能力を更に慎重に検討していくことが必要であり、

(2) 外挿能力を見出せるNNを模索することで、エキスパートシステムの汎用性を上げることが可能になり、NNの更に多様な問題への適用性を見出すことにもつながる、と考える。しかしながら、項目(1)を重視したシステムの方が実用上安定するであろうことをここで付記しておく。

4. 纏めと今後の問題点

単材の座屈曲線、及び、単層ラチスドームの弾塑性座屈荷重、座屈タイプを対象として、多パラメータ下におけるそれらのデータベース化、あるいは推論エンジン化にNNを用いた試行から、以下に挙げる項目を確認できた。

- (1) 目的となるデータ並びが入力パラメータに対して比較的起伏の小さな非線形関係である場合、精度良くデータを再現出来る。
- (2) 例えば入力パラメータ1つに対して、出力が1つに対応するような入出力の関係に複雑性が少ない問題に対しては、NN構築の試行計算過程のコストも小さく、また適切なNNが比較的簡易に得られる。
- (3) 単層ラチスドームを対象とした入力パラメータ7個、出力が2個になるような多パラメータの組合せが存在するシステムにも教師データ群を補間できる能力を有するNNが発見できた。これにより、エキスパートシステムの推論エンジンへのNNの適用可能性を確認できた。
- (4) 教師データを補間する能力は適切なNNの計算パラメータ、形状を決定することに依存する。

また、問題点と今後の展望として、箇条書きにすると、

- (1) NNのパラメータを試行錯誤的に決めていては複雑な問題を対象とする場合に適切なNNに辿り着けない可能性がある。それを解消する手法を模索する必要がある。既にAIC²⁴⁾ (Akaike Information Criterion)を用いたネットワークサイズの最適化を図る手法が報告されている²⁵⁾が、最終的にはNNの挙動を再確認する必要がある。これらに加えて、既に実行中であるGAによる最適値探索によって解決出来るかを別機会に纏める予定である。
- (2) より早く適切に教師データを反映出来、学習する方法(例えば文献26)のアンサンブル学習等)を模索することも必要となろう。
- (3) NN自体の持っている特性、あるいは新たなアルゴリズム(例えば文献4)等による最新情報)を更に精査・分析し、データベースだけでなくエキスパートシステムの推論エンジンとしての信頼性を獲得する背景を築く。

謝 辞

本研究を開始する段階で、有益な示唆を戴いた豊橋技術科学大学・加藤史郎博士へ深く感謝の意を表します。また、数値計算データの蓄積には飯田稔氏(元豊橋技術科学大学・工学専攻科)の多大な協力を戴いた。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 日本建築学会情報システム技術委員会、第26回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集、2003.12
- 2) Hassoun,M.H.: Fundamentals of ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, The MIT Press, 1995
- 3) Anderson,J.A.: An Introduction to Neural Networks, The MIT Press, 1995
- 4) Jordan,M., Kearns, M. and Solla,S.: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS 14, The MIT Press, 2001
- 5) Rosenblatt,F.: Principles of Neurodynamics, Spartan, Washington, DC, 1961
- 6) Minsky,M., Papert,S.: Perceptrons, Cambridge, MA: MIT Press., 1969
- 7) Rumelhart,D.E., Hinton,G.E., Williams,R.J.: Learning representations by back-propagating errors NATURE, No.9, Vol.323, pp.533-536, 1986.10
- 8) 麻生英樹: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書, pp.14-37, 1988
- 9) Ghaboussi,J., Garrett,J.H., Wu,X.: Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks J. Engrg. Mech. Div., ASCE No.117-1, pp.132-153, 1991
- 10) Yoshimura,S., Yagawa,G., Toyonaga,K., Ohishi,T., Mochizuki,Y.: Structural Identification by means of the Combination of Neural Network and Computational Mechanics -Its Application to One-Dimensional Beam- TRANSACTIONS OF THE JAPAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS Vol.58, No.550, pp.1689-1695, 1992.6
- 11) 堤和敏, 河村廣, 谷明勲: ニューラルネットワークを利用した平均建物重量推定システムの研究, 日本建築学会構造系論文集, No.458, pp.171-177, 1994.4
- 12) 谷明勲, 河村廣: 階層型ニューラルネットワークおよびファジィ理論を用いた建築構造物の最適適応予測制御システム, 日本建築学会構造系論文集, No.458, pp.179-189, 1994.4
- 13) 水野啓示朗, 松井徹哉: ニューラルネットワークによる構造物の振動応答推定, 日本建築学会構造系論文集, No.503, pp. 53-60, 1998.1
- 14) 楊元植, 中楚良昭, 楠浩一: ニューラルネットワークによる履歴推定手法を用いたオンライン地震応答実験に関する研究一その2, 日本建築学会学術講演梗概集(中国), 構造 I (B-1), pp.411-412, 1999.9
- 15) 神田克久: ニューラルネットワークによる自己学習機能を持った地震早期検知システムの研究, 日本建築学会構造系論文集, No.498, pp.59-66, 1997.8
- 16) 堤和敏, 南川吉孝: ニューラルネットワークを利用した鉄骨造弾性骨組の層間変形角制約設計, 日本建築学会構造系論文集, No.472, pp.193-199, 1995.6
- 17) 堤和敏, 河村廣, 谷明勲: ニューラルネットワークを利用した「設計ノウハウ」のシステム化に関する研究, 日本建築学会構造系論文集, No.473, pp.207-215, 1995.7
- 18) 堤和敏: ニューラルネットワークを利用した鉄骨造弾性立体骨組の性能指定最小重量設計法, 日本建築学会構造系論文集, No.496, pp.137-141, 1997.6
- 19) 井原孝志, 水野啓示朗, 福田隆介, 松井徹哉: 構造物の履歴挙動のモデリングに用いるニューラルネットワークの学習方法に関する研究, 日本建築学会学術講演梗概集(九州), 構造 I (B-1), pp.445-448, 1998.9
- 20) 堤和敏, 薦野和彦, 加藤泰夫, 安藤欽也, 倉島重夫, 赤星靖, 吉田聡: S系一質点系弾塑性モデルの履歴エネルギー係数同定による応答変形推定法, 第22回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集, pp.31-36, 1999.12
- 21) 加藤史郎, 高島英幸: 6角形平面の剛接単層ラチスドームの弾塑性座屈解析-形状初期不整合が存在しない完全形状ドームについて-, 日本建築学会構造系論文報告集, No.408, pp.77-87, 1990.2
- 22) Takashima,H. & Kato,S.: CONCEPTS TO CREATE DATA-BASE/REASONING SYSTEM FOR SPACE DOME BUCKLING BASED ON NEURAL NETWORK, Spatial Structures: Heritage, Present and Future, IASS International Symposium 1995 - Milano, vol.1, pp.119-126, 1995.6
- 23) 高島英幸: ニューラルネットワークを用いた単層ラチスドームのシステム同定とエキスパートシステムへの適用性, 第18回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集, pp.409-414, 1995.12
- 24) H. Akaike: A new look at the statistical model identification, IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723, 1974.
- 25) N. Murata, S. Yoshizawa, and S. Amari.: Network information criterions -- determining the number of parameters for an artificial neural network model, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, pp. 865-872, 1994.
- 26) 内海金太郎, 堤和敏: アンサンブル学習を適用した街並み評価システムの学習データ選定に関する研究, 日本建築学会学術講演梗概集(東海), 防火・海洋・情報システム技術(A-2), pp.547-548, 2003.9

注

注1) 補間関数をsigmoid関数からリニア、バイリニア関数等へ変更することも可能だが、今回対象とした問題では却って内挿性を損なうことになり、実際に適用し、検討を行った結果、このような考察とした。

付録

3.2節で提示した4スパンドームに対するNNを作成するあたり、NNを構成するための適切と思われるパラメータを試行錯誤的に求めている。その一部をここに提示し、本研究で対象とした事象が各パラメータに対してどのような敏感度を有しているのかを述べておく。

各図内のEは式(4)で示したエラー総量で50,000回の収束計算を行った後の値である。また、注目しているパラメータ以外のものも同様に変動させていく必要があるが、ここでは、中間層数を2、その各々の中間層の節点数を6, 4, $\alpha = \beta = 0.4$, $\Delta m = 0.4$, $\mu_0 = 0.75$ を基本パターンとして、注目していないパラメータを設定している。

図-Aは、NNの中間層の数とその節点数を変化させた場合のEの変動を表している。2層分設定した方が収束性能が良いことが判る。2層分の節点数を各々6, 4としたところで収束性能に頭打ちが観察されたので、本論文内では、中間層を2、各々の節点数を6, 4と設定した。図-Bを観ると、sigmoid関数の傾き μ_0 に関しては0.75~0.80辺りでエラー総量が最小となっている。

収束計算時の結合係数、あるいはオフセットに関する増分量、 α , β は、図-Cから、双方とも0.2~0.4の値を取ることでエラー総量の収束性能が良いと判断できた。また、図-Dには、加速度係数 Δm を変化させた場合のエラー総量の差異が示されているが、Eの絶対量自体が左程大きくなく、他のパラメータに較べれば敏感度がやや劣化しているが、本システムではギャップの見られた $\Delta m = 0.4$ を採用した。

図-A 中間層のノード数とEの関係

図-B sigmoid関数の傾きとEの関係

図-C 収束計算時増分係数とEの関係

図-D 収束計算時加速度係数とEの関係

(2004年2月10日原稿受理, 2004年8月26日採用決定)