

ニューラルネットワークと剛体ーばねモデルによる 配管系の非線形繰り返し曲げ解析

NONLINEAR CYCLIC BENDING ANALYSIS OF PIPING SYSTEMS USING
NEURAL NETWORKS AND RIGID-BODY-SPRING-MODEL

山本広祐* 中村秀治** 角田與史雄***

Kohsuke YAMAMOTO, Hideharu NAKAMURA and Yoshio KAKUTA

*工修 (財)電力中央研究所 我孫子研究所構造部 (〒270-11 千葉県我孫子市我孫子1646)

**工博 (財)電力中央研究所 我孫子研究所構造部 (〒270-11 千葉県我孫子市我孫子1646)

***工博 北海道大学教授 工学部土木工学科 (〒060 札幌市北区北13条西8丁目)

This paper describes an asymmetric hysteretic modeling with neural networks and its application to simplified nonlinear structural analysis. The recognition targets with neural networks are bending moment - angle of rotation relations of elbow element obtained from elastic-plastic finite element analyses of thin-walled curved pipe. Since hysteretic behavior is path-dependent, it was decided that the network would be trained to predict bending moment at next step by using the next angle and two previous coordinate points on the moment - angle relations. In order to represent the asymmetric behavior, two networks divided into positive and negative of angle increments were used. After training, the networks were applied to rigid-body-spring-model (RBSM) which was developed for analyzing the limit state of structures. The results of present method was acceptable, therefore, it is pointed out that modeling with neural networks could be incorporated into limit state analysis.

Key Words : neural network, asymmetric hysteresis, rigid-body-spring-model, nonlinear structural analysis

1. はじめに

構造物の履歴挙動は、構造物の終局状態を把握し、予測する上で重要であり、限界状態を考慮した耐震設計への移行期にある今日、簡易で精度の高いモデリング手法の開発が望まれている。現在までに、各種の非線形挙動に関して多くの実験データや構造解析事例が蓄積されており¹⁾、これらを適切にモデリングする手法が開発されれば、解析・設計検討に役立つものと考えられる。

ニューラルネットワークは、あらかじめ与えられた多数の入出力関係（学習データ）から任意の写像関数を自動的に作成できる利点を有しており、関係式の形が明示できなくても簡易に近似関数を作成できる手法として構造解析分野においても応用事例が蓄積されつつある。例えば、材料あるいは構造強度特性のモデリングに関していえば、Ghaboussiらによるプレーンコンクリートを対象にした先駆的な研究²⁾をはじめ、Alamらによる合金材料モデルに関する研究³⁾、吉村ら、あるいは、奥田らによるChaboche粘弾性モデルに関する研究^{4),5)}、吉川による免震要素に関する研究⁶⁾などが上げられる。

著者らも、ニューラルネットワークの高い内挿能力に着目し、これを用いた履歴モデリングの有効性と数値解

析への応用を検討してきた⁷⁾⁻⁹⁾。その結果、対象とする履歴挙動の特性に応じてネットワークの入力項目が異なるものの、材料モデルとして多用されるRamberg-Osgood型履歴則や、繰り返し劣化型履歴則のモデリングが精度よく行えることを指摘した。しかしながら、著者らの研究を含めて一連の研究は、ニューラルネットワークを用いて履歴モデルの精度を向上させることに重点をおいたものが大半であり、実構造物の解析における有効性を検討した例は少ない。

そこで本論文では、まず、第2章で既報告のRamberg-Osgood型履歴則、繰り返し劣化型履歴則のモデリングについて、階層型ニューラルネットワーク¹⁰⁾による非対称履歴則のモデリングを検討する。非対称履歴は曲り管の面内曲げなどに見られる¹¹⁾が、この検討により鋼部材については殆どの場合をカバーできることになる。続いて、第3章では実際の構造物に広く活用するため、要素剛性マトリックスの計算過程へのニューラルネットワークの組み込みを検討する。具体的なアルゴリズムは要素によって異なるが、応力-ひずみ、あるいは、荷重-変位関係を表す材料物性マトリックスをニューラルネットワークの学習結果で置き換える点は共通しているため、ここでは剛体ーばねモデル¹²⁾⁻¹⁴⁾を活用することにした。第4章

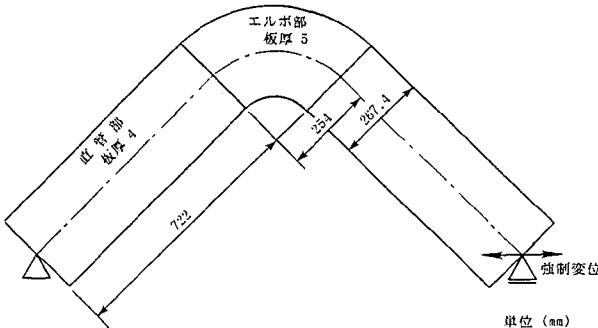


図-1 両端ピン支持曲り管の概要

では曲り管の履歴挙動を剛体一ばねモデルに組み込んだ非線形構造解析法を例示し、十分な精度を有していることを示す。

本論文を通して、構造物の限界状態を荷重一変位レベルでマクロにとらえ、地震時の非線形挙動を予測することが重要であることを指摘し、その際、履歴モデルの精度が現象把握の鍵となることから、一つの試みとしてニューラルネットワークのような事例学習によって履歴モデルの精度向上を図ることが有効であることを強調する。

2. 非対称履歴則のモデリング

2.1 ニューラルネットワークによるモデリングの対象

ここでは、図-1に示す両端ピン支持された曲り管の面内繰り返し曲げ解析結果をニューラルネットワークの認識対象とする。解析モデルは対称条件を考慮に入れて図-2に示す1/4モデルとし、解析には汎用構造解析コードABAQUS¹⁵⁾を用いた。解析条件は以下に示す通りである。

- ・要素種類：S8R5（8節点・次数低減・曲面シェル要素、節点あたり5自由度）

- ・要素数 : 216

- ・節点数 : 709（総自由度数は709節点×5自由度=3545）

- ・材料物性：図-3（ステンレスSUS304を想定）

弾性係数 $E = 2.06 \times 10^6 \text{ kgf/cm}^2$

ボアソン比 $\nu = 0.286$

等方硬化則

- ・解析法 : 接線剛性法に基づく変位増分解析

なお、強制変位を加える断面では円形を保持できるような拘束条件を導入し、円の中心に変位載荷用の仮想節点を設けた。

初期状態（変位0）から面内曲げの閉方向に強制変位を加え、最大荷重が生じた時の変位を δ_{cr} （この時生じた荷重を正）として以下に示す2ケースの解析を行った。

- ・解析ケース1：閉方向より開始

強制変位経路 $0 \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr}$

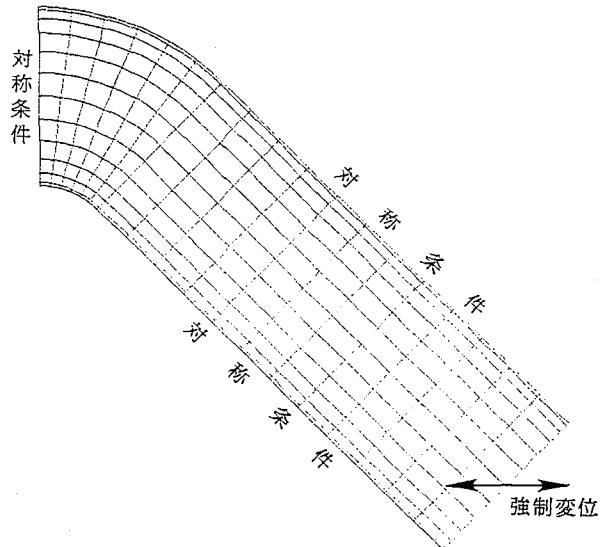


図-2 有限要素解析モデルの概要

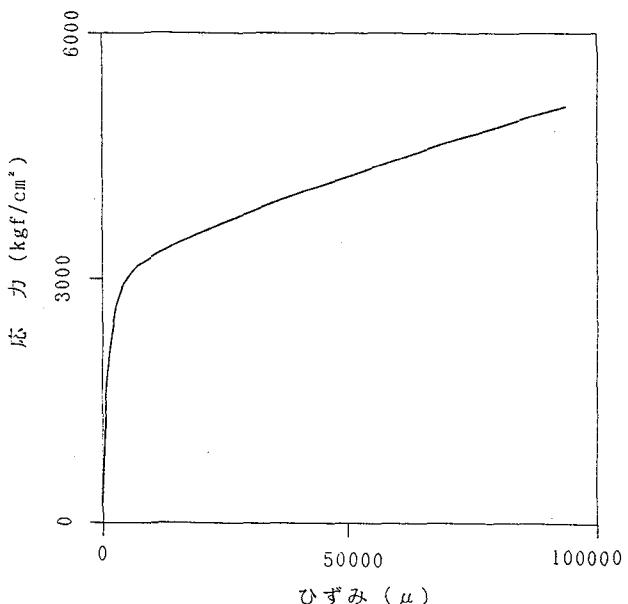


図-3 解析に用いた応力-ひずみ関係

・解析ケース2：開方向より開始

強制変位経路 $0 \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow \delta_{cr}$

得られた荷重一変位関係を図-4に示す。図中の曲げ荷重および強制変位は図-1に示した全体系での値とした（解析に用いた1/4モデルの荷重および変位をそれぞれ2倍にして示した）。

一般にプラント配管の耐震性検討にあたっては、配管支持部および曲り管（エルボ部）の評価が重要である。特に曲り管においては、断面変形を生じやすいエルボ部の曲げモーメント-回転角関係の把握が重要なことから、解析ケース1および解析ケース2についてもその関係を求める。ここで、図-5に示す記号を用いれば、回転角 γ は以下のように表すことができる。

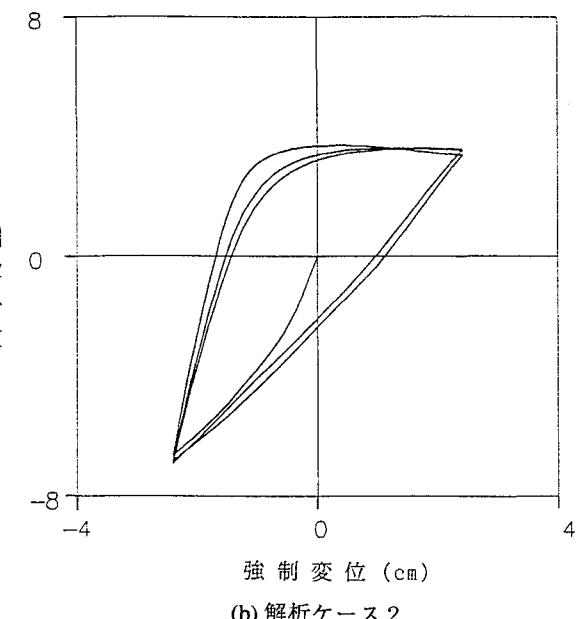
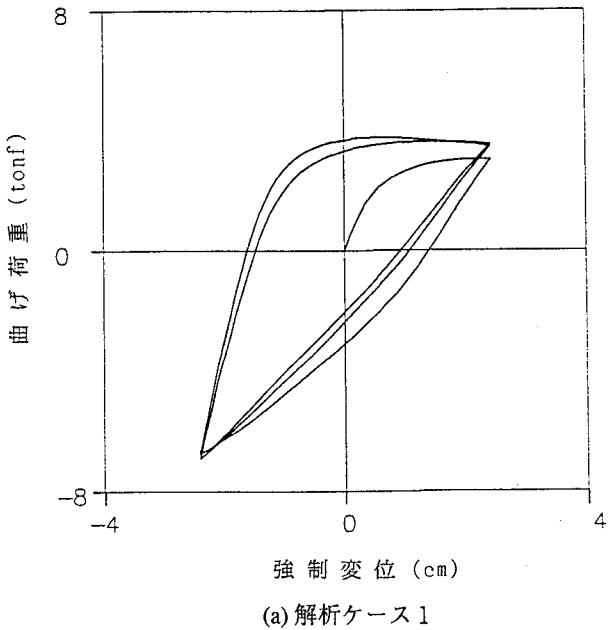


図-4 曲り管の荷重-変位関係

$$(D+d) \sin\left(\frac{\alpha}{2} + \frac{\gamma}{2}\right) - D \sin\frac{\alpha}{2} = \Delta g \quad (1)$$

$$\Delta g = g_2 - g_1 \quad (2)$$

ここで、 $\frac{\alpha}{2} = \frac{\pi}{4}$ を用い、 γ について解けば以下の式が得られる。

$$\frac{\gamma}{2} = \sin^{-1}\left(\frac{1+e-\sqrt{1-2e-e^2}}{2}\right) \quad (3)$$

$$e = \frac{\sqrt{2} \Delta g - d}{D+d} \quad (4)$$

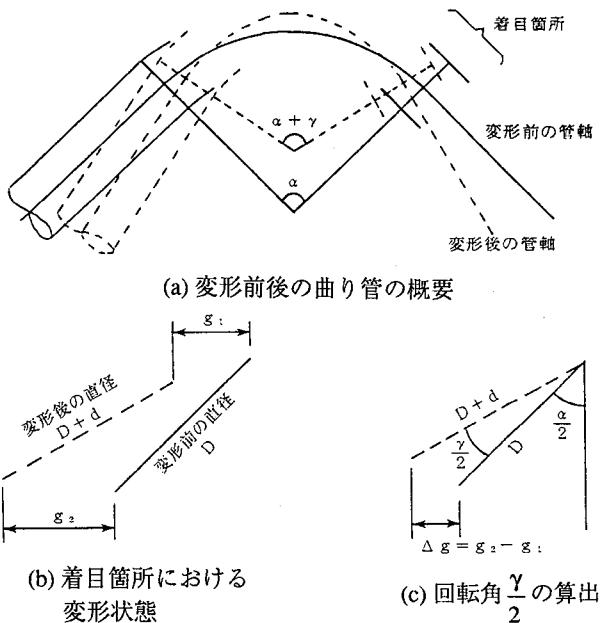


図-5 エルボ部の回転角の算出

一方、エルボ部の回転変形に比べて、直管部の変形が極端に小さいことから曲げモーメント M は簡易的に以下の式で表すことができる。

$$M = L \cdot P \sin\left(\frac{\pi}{4} - \frac{\gamma}{2}\right) \quad (5)$$

ここで、 P ：曲げ荷重
 L ：直管部の長さ

γ は有限要素解析の各変位増分において容易に計算することができ、図-6に示す曲げモーメント (M) 一回転角 $(\frac{\gamma}{2})$ 関係が得られる。本論文では、この曲げモーメント一回転角関係をニューラルネットワークの認識対象とする。

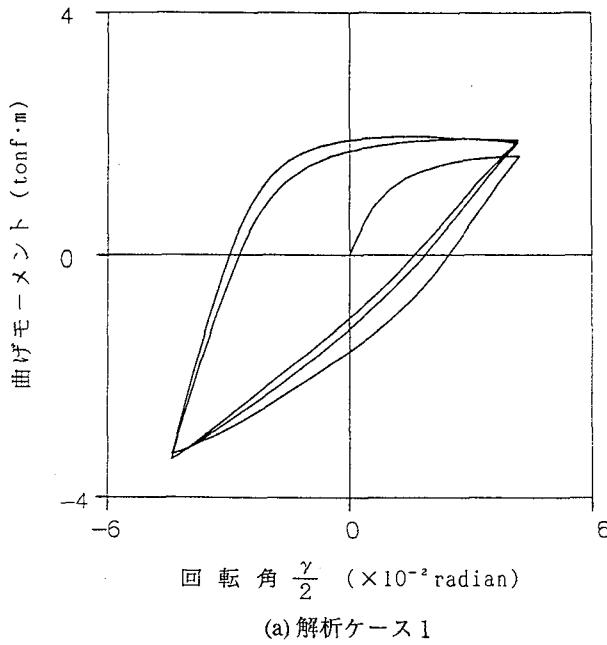
2.2 エルボ部の履歴挙動のモデリング

(1) エルボ部の履歴特性

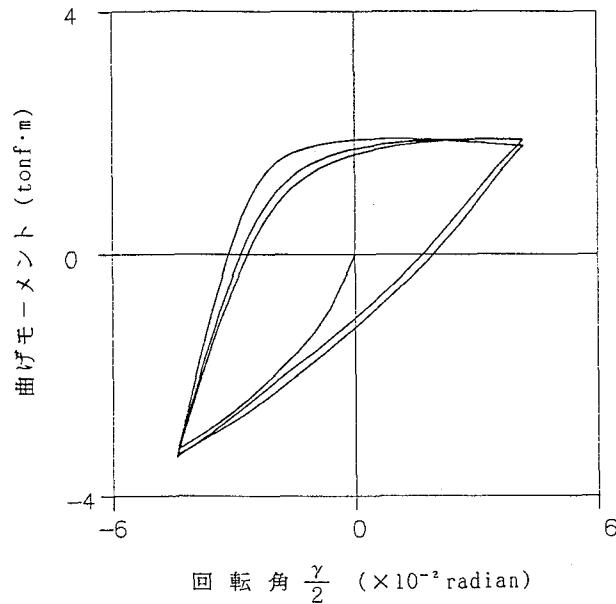
図-6から抽出できる履歴特性を列挙する。

- ・ 特性 1：正負非対称の履歴則を有する。
- ・ 特性 2：正の荷重領域では、加工硬化の影響で繰り返しの 2 回目以降に耐荷力の増加が生じる。
- ・ 特性 3：履歴曲線の出発点および指向点の座標が殆ど同じでも、繰り返し回数により途中経路が異なる（繰り返しにより紡錘形状が徐々にやせていく）。
- ・ 特性 4：除荷経路はほぼ直線に近く、繰り返し回数により除荷剛性が低下していく。

特性 1 に関してはネットワークを正の変位方向、負の変



(a) 解析ケース 1



(b) 解析ケース 2

図-6 エルボ部の曲げモーメント-回転角関係

位方向に分けることにより対処する。また、特性2および特性3より、著者らが検討してきた履歴曲線の出発点と指向点およびそれら両点間の回転角(変位)をネットワークの入力に与え、曲げモーメント(荷重)を出力する方法^{7,9)}の適用が難しいものと判断し、履歴経路データをstep-by-stepに与える方法^{2,3,5)}(図-7)を用いることにした。特性4に関して図-8に除荷剛性と繰り返し回数の関係を示す。ここで、載荷点変位が $0 \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow 0$ の経路をたどった時を1回の繰り返しと定義し、 $0 \rightarrow \delta_{cr}$ なら1/4回(この時の除荷は負の変位方向)、 $0 \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr}$ なら3/4回(この時の除荷は正の変位方向)として扱った。逆経路についても同様であり、 $0 \rightarrow -\delta_{cr}$ なら1/4回(この

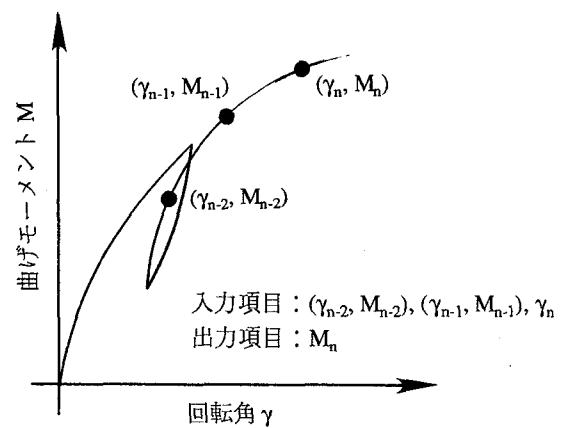


図-7 ネットワークの入出力項目

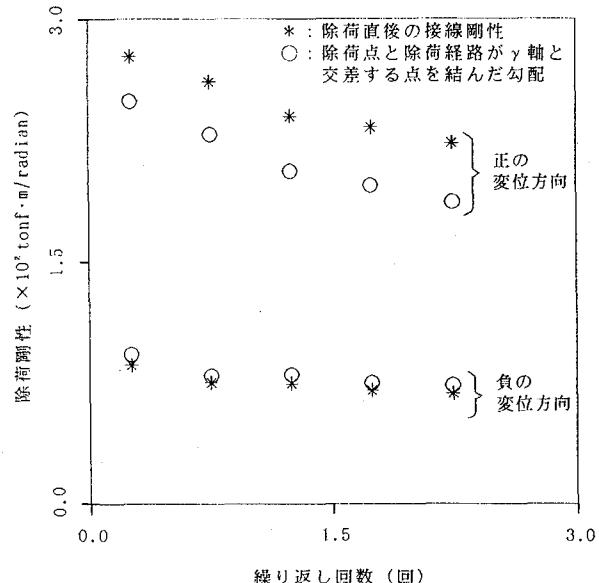


図-8 繰り返し曲げに伴う除荷剛性の推移

時の除荷は正の変位方向)、 $0 \rightarrow \delta_{cr} \rightarrow -\delta_{cr} \rightarrow 0$ なら3/4回(この時の除荷は負の変位方向)とした。 $*$ 印は除荷直後の接線剛性、○印は除荷点と除荷経路が γ 軸と交差する点を結んだ勾配である。負の変位方向に関しては $*$ 印と○印がほぼ一致し、特性4の有効性が推察できる。一方、正の変位方向に関しては 0.35×10^2 tonf·m/radian程度の違いがみられるが、この差は除荷直後にみられるだけで平均的には○印の勾配にはほぼ等しいと考えて差し支えない。

(2) ネットワークの入出力項目の設定

図-7に基づき入出力項目として以下に示すユニットを設定する。

- ・ 入力層5ユニット: (γ_{n-2}, M_{n-2}) , (γ_{n-1}, M_{n-1})
次のステップの回転角 γ_n
- ・ 出力層1ユニット: γ_n に対する曲げモーメント M_n
但し、特性4を考慮して除荷経路を直線とする場合、特性4を無視して除荷経路もニューラルネットワークの認

識対象とする場合に分けて学習を行った。なお、特性4を無視する場合には、変位方向折り返し時における認識経路の連續性を保つため図-9に示すデータの読み換えを行い、除荷剛性には図-8の*印の値を用いるものとする。ネットワークは特性1に基づき、正の変位方向および負の変位方向に分けて2種類作成した。

(3) 履歴曲線の学習

階層型ニューラルネットワーク¹⁰⁾を利用し、学習データには有限要素解析の各変位増分ステップにおける結果を用いた。内訳は以下に示す通りである。

・特性4を考慮する場合

正の変位方向：図-6の(a)および(b)より178組

負の変位方向：図-6の(a)および(b)より46組

・特性4を無視する場合

正の変位方向：図-6の(a)および(b)より218組

負の変位方向：図-6の(a)および(b)より82組

ここで、正の変位方向に関するデータ組数が負方向に比べて極端に多いのは、正方向で履歴曲線がピークを有するため変位増分を小さくとったことに起因する。また、特性4を考慮する場合のデータは、特性4を無視する場合から除荷経路上のデータを除いたものに相当している。

ネットワークは簡単な構造学習を経て、入力層5ユニット、中間層5ユニット、出力層1ユニットの構成とし、出力層ユニットの応答には線形関数を用いた。ネットワークの収束過程にはネットワーク結合（結合係数やしきい値）の初期値が影響を及ぼすため、これを回避できるよう学習中に意図的にネットワークに揺らぎを与え、誤差最小となる収束点を求めるように配慮した。従って、大きめの学習回数を設定した。

一例として50,000回学習時のネットワークを用いて学習経路を認識させた結果を図-10（特性4を考慮）および図-11（特性4を無視）に示す。特性4を考慮した場合には良好な認識結果が得られたが、特性4を無視した場合には明らかに誤認が生じた。最大の原因は、除荷直後の経路が繰り返し回数により顕著に違わないため除荷経路の微妙な差異をニューラルネットワークで学習できなかつたためと考えられる。一方、特性4を考慮した場合、繰り返しに伴う除荷直後の剛性変化は小さくても、除荷経路がγ軸と交差する時点では履歴経路に顕著な違いが生じており、繰り返しに伴う経路の違いを十分認識できたものと考えられる。

3. ニューラルネットワークと剛体一ばねモデルによる非線形構造解析法

3.1 本解析法の有効性

(1) 再解析での利用

構造設計では、構造が同じでも負荷変位（荷重）経路を変えて再解析を行ったり、あるいは若干の構造変更を加えて再解析を行うことが多い。この場合、特に詳細な解析モデルを用いた弾塑性大変形解析などでは、1回の解析に膨大な計算量・計算時間を費やすことから、解析結果を何らかの形で有効活用できる形に整理しておくことが望ましい。有限要素解析で得られた構造要素の履歴挙動をニューラルネットワークでモデリングする利点はここにある。例えば、数回の解析結果に基づき履歴特性を一般化しておけば、応力-ひずみレベルの議論はできなくても任意の変位経路に関する履歴挙動の概略把握が可能になるであろう。第2章では曲り管全体の荷重-変位関係をモデル化することもできたが、エルボ部を抽出してニューラルネットワークによるモデリングを行った。主な理由は、曲り管においてはエルボ部の非線形挙動が支配的であること、ほぼ線形挙動を示す直管部とエルボ部を分離しておけば直管部の長さが変わった場合の再解析などに対処しやすいためである。この際、ニューラルネットワークによらないモデリング手法を用いることも想定できるが、図-6に示したような複雑な履歴挙動の式による提示は一般に容易ではない。

(2) 動的限界状態解析での利用

本解析法は、本来、複雑な構造物の応力分布を正確に評価するためのものではなく、多自由度系の非線形動的挙動を簡易に予測するためのものである。一般に典型的な非線形動的挙動として、非線形域での履歴減衰により線形解析で予測するよりも小さな応答しか生じないことや、地震力のような繰り返し荷重に対する動的限界状態は、構造物の吸収し得る限界を越えてエネルギーが投入された時、変位応答が発散的に増大して生じることなどが知られている。

このような現象に対する解析的検討には、従来、簡易な1自由度系の非線形動的応答解析が用いられており、多自由度系による検討が容易でなかったが、本解析法により、配管系など、複雑な構造物が簡便に解析できるものと考えられる。

3.2 剛体一ばねモデルの概要

構造物の崩壊挙動をマクロにとらえる手法として、川井らにより提案された剛体一ばねモデルに基づく離散化極限解析¹²⁾⁻¹⁴⁾があり、近年、鋼構造、コンクリート構造、岩盤・地盤解析などに応用されつつある。以下にその概要を述べる。

(1) 梁要素の剛性方程式¹³⁾

剛体一ばねモデルに基づく解析では、構造体を有限個の剛体ブロックに分割し、剛体要素間の非線形ばねを介

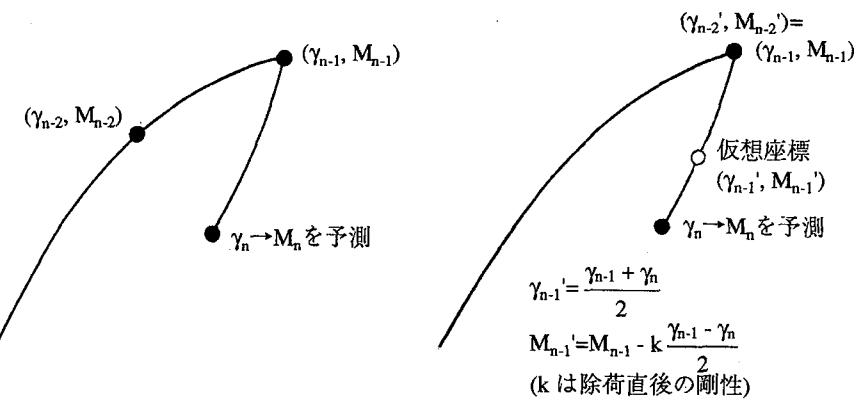


図-9 変位方向折り返し時の取り扱い

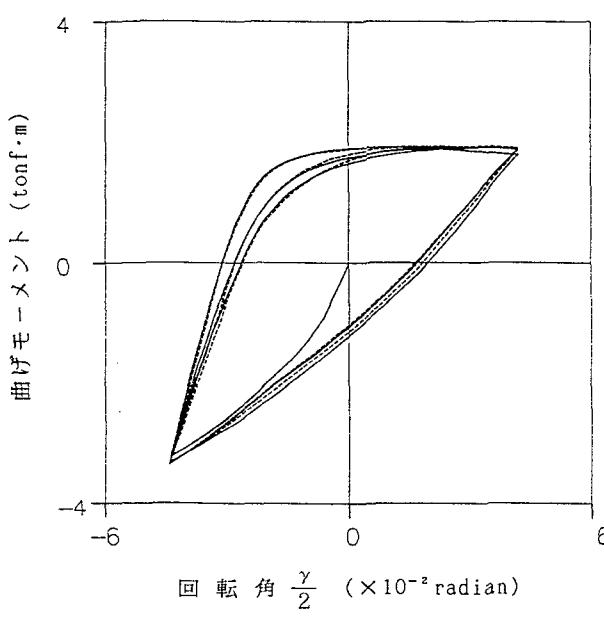
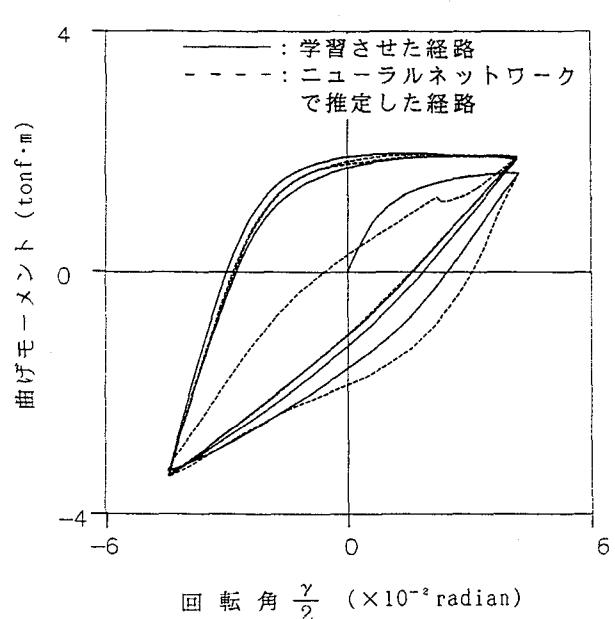
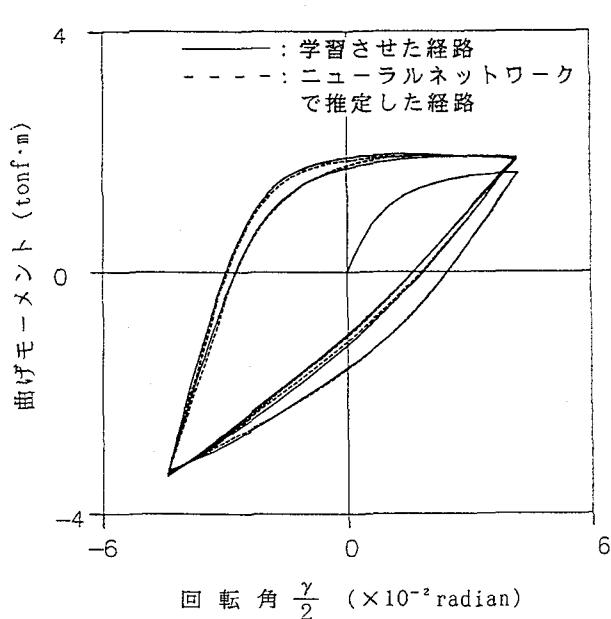


図-10 特性4を考慮した場合の認識結果

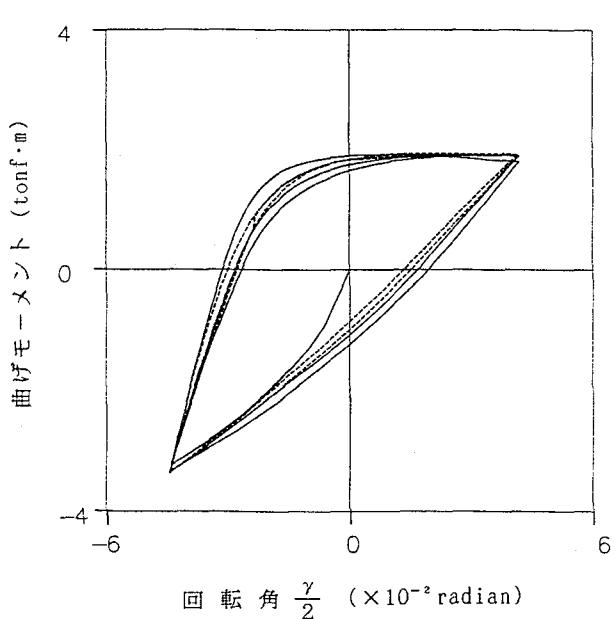


図-11 特性4を無視した場合の認識結果

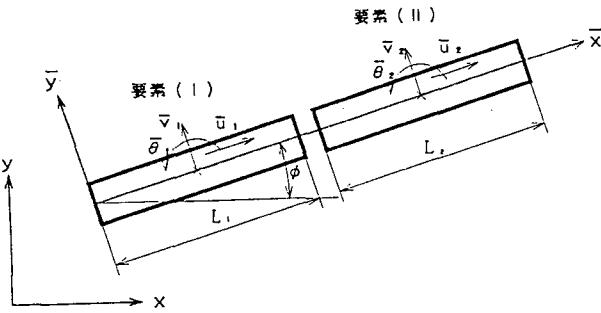


図-12 剛体ーばねモデルの設定

して構造物の状態を定義する。ここで、面内荷重を受けける2次元梁要素に関して、要素の重心に図-12に示す剛体変位 $(\bar{\theta}, \bar{u}, \bar{v})$ を考える。上付きの $\bar{}$ は局所座標系の成分であることを意味する。

剛体ーばねとしては、曲げモーメントに抵抗するばね k_M 、軸力に抵抗するばね k_N 、せん断力に抵抗するばね k_S を設定することができる。

$$[\mathbf{D}] = \begin{bmatrix} k_M & 0 & 0 \\ 0 & k_N & 0 \\ 0 & 0 & k_S \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$k_M = \frac{2EI}{L_1 + L_2} \quad (6a)$$

$$k_N = \frac{2EA}{L_1 + L_2} \quad (6b)$$

$$k_S = \frac{2\alpha GA}{L_1 + L_2} \quad (6c)$$

ここで、 $[\mathbf{D}]$ ：材料物性マトリックス

EI ：曲げ剛性

EA ：軸剛性

GA ：せん断剛性

α ：有効せん断係数

これらのばねに貯えられるひずみエネルギー V は以下のように表され、有限要素法における通常の剛性マトリックスの誘導手順で荷重ー変位関係式が導かれる。

$$V = V_M + V_N + V_S \quad (7)$$

$$V_M = \frac{k_M(\bar{\theta}_2 - \bar{\theta}_1)^2}{2} = \frac{k_M\phi^2}{2} \quad (7a)$$

$$V_N = \frac{k_N(\bar{u}_2 - \bar{u}_1)^2}{2} = \frac{k_N\delta_N^2}{2} \quad (7b)$$

$$V_S = \frac{k_S \left(\left(\bar{v}_2 - \frac{L_2 \bar{\theta}_2}{2} \right) - \left(\bar{v}_1 + \frac{L_1 \bar{\theta}_1}{2} \right) \right)^2}{2} = \frac{k_S \delta_S^2}{2} \quad (7c)$$

ここで、 ϕ, δ_N, δ_S ：相対回転角または相対変位

(2) 不連続部の処理方法^{13),14)}

一般に、梁要素は図-12に示したように直線的に結合されている場合だけではなく、角度を持って結合されたり、直線であっても材料物性や断面形状の異なる部材が結合されている場合がある。また、荷重が作用する点や変位が拘束される点の処理についても検討する必要がある。そこで、不連続部に質量および長さを持たない仮想的なピン要素（接合要素）を導入する。仮想ピン要素は、構造・材料の不連続箇所や荷重・変位の拘束箇所に用いられるものである。

(3) 非線形解析

非線形ばね要素の接線剛性に基づく変位増分解析を行う。

$$[\mathbf{B}]^T [\mathbf{D}] [\mathbf{B}] \{ \Delta \mathbf{u}_i \} = \{ \Delta \mathbf{R} \} \quad (8)$$

ここで、 $[\mathbf{B}]^T [\mathbf{D}] [\mathbf{B}]$ ：各増分ステップにおける剛性マトリックス

$[\mathbf{B}]$ ：剛体要素間の相対変位と剛体変位を結びつけるマトリックス

$\{ \Delta \mathbf{u}_i \}$ ：変位増分

$\{ \Delta \mathbf{R} \}$ ：荷重増分

(4) ニューラルネットワークによる学習結果の組み込み

式(8)における $[\mathbf{D}]$ マトリックスにニューラルネットワークの学習結果を用いる。例えば、回転ばね k_M に関する接線剛性を図-10の作成に用いたニューラルネットワークで算出し、非線形解析に用いる場合、以下の手順でばね定数を設定できる。

- ① n解析ステップにおいて $(\gamma_{n-2}, M_{n-2}), (\gamma_{n-1}, M_{n-1}), \gamma_n$ （暫定値）をニューラルネットワークの入力に与え、 M_n を出力する。
- ② ばね定数 $k_M = \frac{M_n - M_{n-1}}{\gamma_n - \gamma_{n-1}}$ を算出する。
- ③ この k_M を $[\mathbf{D}]$ マトリックスに代入し、強制変位増分に関する解析を行う。
- ④ 解析結果から得られた $\gamma_n (= \gamma_{n-1} + \Delta \gamma_n)$ を①の暫定値と比較し、許容範囲内なら次のステップに進む。許容範囲外なら解析で求めた γ_n をもとに、再度、①～④の過程を繰り返す。

4. 解析例

4.1 曲り管の面内曲げ解析の概要

図-13に剛体ーばねモデルによる曲り管の要素分割を示す。図-13では、図-2に示した3次元有限要素解析モデル

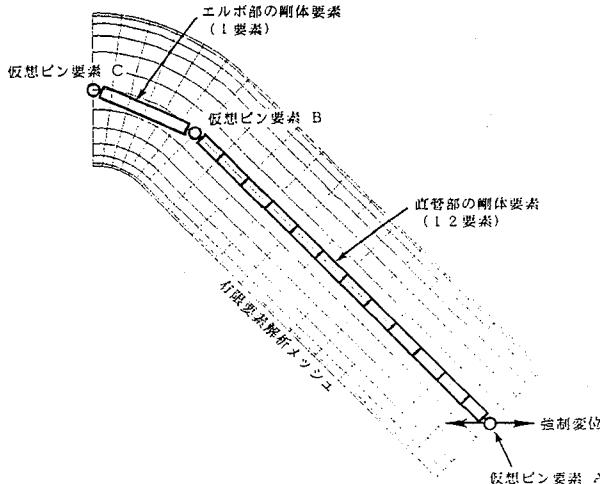


図-13 剛体一ばねモデルによる曲り管の要素分割

に剛体一ばねモデルを重ね書きしている。剛体一ばねモデルに基づく非線形解析では、構造物の状態を荷重一変位レベルで定義し、構造物の弾塑性大変形挙動をマクロにシミュレートすることに主眼をおくため、解析モデルは2次元梁要素を用いて設定した。解析条件は以下に示す通りである。

- ・剛体要素数：16（仮想ピン要素3を含む）
- ・剛体重心数：16（総自由度数は重心数16×3自由度=48）

・断面諸定数：EI、EAおよびGAは2.1節と同条件

有限要素解析モデルに対して総自由度数を約1/75に低減している。

非線形ばねは、曲り管の非線形挙動に支配的な影響を及ぼすエルボ部で考慮するものとし、回転ばねのみに導入した。強制変位は、仮想ピン要素Aに与え、解析ステップ（変位増分ステップ）は2.1節で示した有限要素解析と全く同一とした。総ステップ数は解析ケース1が158、解析ケース2が170である。

4.2 解析結果

図-14にニューラルネットワークを用いた非線形解析結果を示す。また、解析ステップを2.1節に示した有限要素解析と全く同一にした前提に立てば、有限要素解析結果からニューラルネットワークの学習用に算出した図-6の曲げモーメント一回転角関係を多直線で近似し、接線剛性の設定に利用することも可能である。但し、厳密には強制変位の増分ステップが同一でも、エルボ部の回転角増分が有限要素解析と剛体一ばねモデルで一致するとは限らないが、多直線近似モデルの利用にあたり、両者が一致するものと仮定して接線剛性を算出した。図-15に多直線近似モデルを用いた非線形解析結果を示す。ニューラルネットワークによる曲げモーメント一回転角関係の認識精度が高かったため、図-14と図-15はほぼ一致している。解析ケース1、解析ケース2とも正の変位方向で

は剛体一ばねモデル（破線）が有限要素解析（実線）の傾向を良好にとらえていたが、負の変位方向では載荷側において最大15%程度の差異が生じた。この一因として、実際には（有限要素解析では）エルボ頂部に生じる顕著な断面変形が直管との接合部を越えるところまで波及し、直管部の断面二次モーメントを変化させたことが上げられるが、あくまで剛体一ばねモデルを用いた解析は自由度を大幅に低減した簡易解析であることを考慮に入れれば容認できる解析精度であると考えられる。なお、エルボ頂部では、閉方向曲げ時に横方向の梢円化、開方向曲げ時に縦方向の梢円化を生じる。

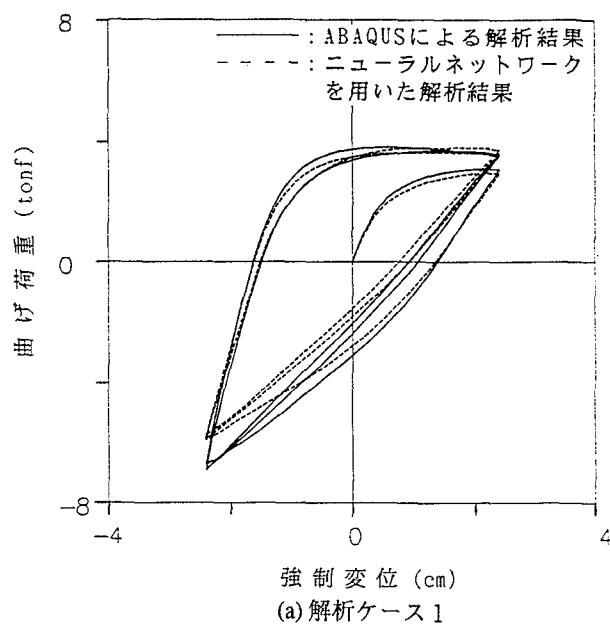
4.3 未学習経路に関する拡張性

前項(2)では、2.1節で取り扱った有限要素解析と全く同一の解析ステップを用いたため、曲げモーメント一回転角関係に多直線近似モデルを利用することができたが、過去に解析事例のない変位経路に関して多直線近似モデルを利用することは不可能である。一方、ニューラルネットワークには履歴挙動にみられる一般的な特性がモデル化されており、未学習（未解析）の変位経路に適用された時、更に有効性が発揮されるものと考えられる。

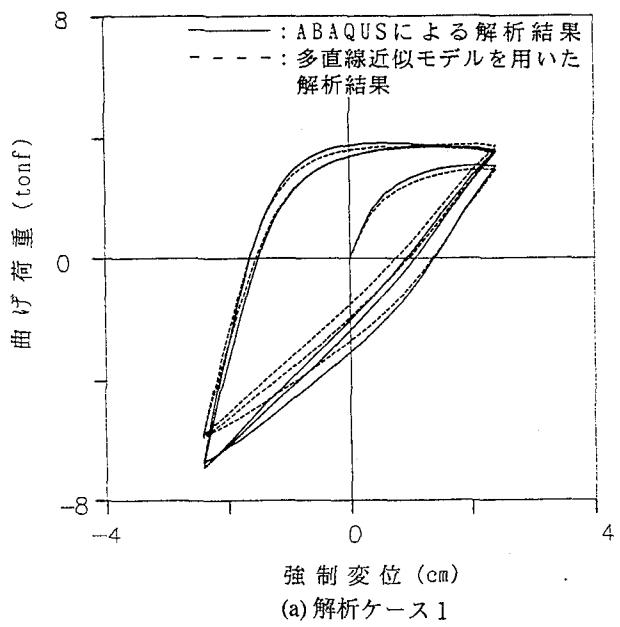
5. まとめ

本論文では、ニューラルネットワークを用いて精度の向上を図った履歴モデルが非線形解析に容易に活用できることを示した。取り上げた例題は、配管系の非線形繰り返し曲げ解析である。得られた成果を以下に要約する。

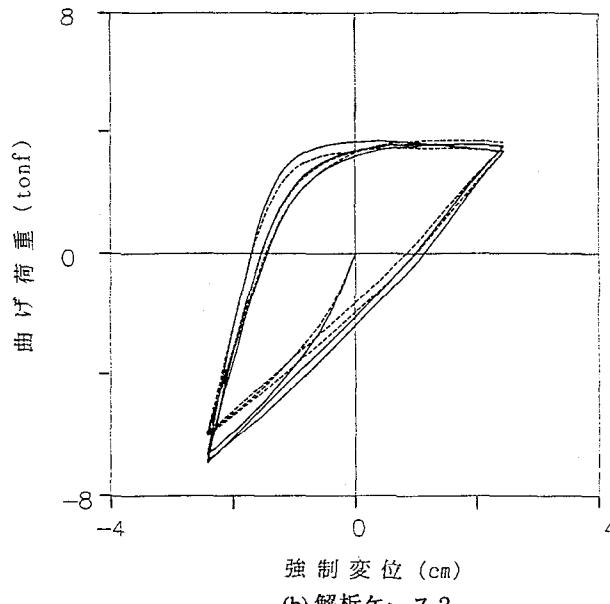
- ①曲り管・エルボ部の曲げモーメント一回転角関係に見られる顕著な非対称履歴則のモデリングを取り扱った。変位方向別に2つのネットワークを作成し、入力データとして過去の履歴データをstep-by-stepに与える方法を適用した。その結果、繰り返しによる加工硬化と除荷剛性の低下を伴う複雑な非対称履歴則のモデリングが可能となり、既報告^{7,9)}のモデリング対象を含めてニューラルネットワークによる履歴モデリングが鋼部材に広く適用できることが明らかとなった。
- ②曲り管・エルボ部の曲げモーメント一回転角関係を学習させたニューラルネットワークを剛体一ばねモデルに組み込み、非線形繰り返し曲げ解析を行った。その結果、ニューラルネットワークによる履歴モデルの精度さえ十分であれば、良好な解析結果が得られることを明らかにした。また、実験や構造解析事例が蓄積された構造要素に関してニューラルネットワークで非線形挙動を一般化しておけば、自由度を大幅に低減した簡易構造解析が可能になることを指摘した。



(a) 解析ケース 1



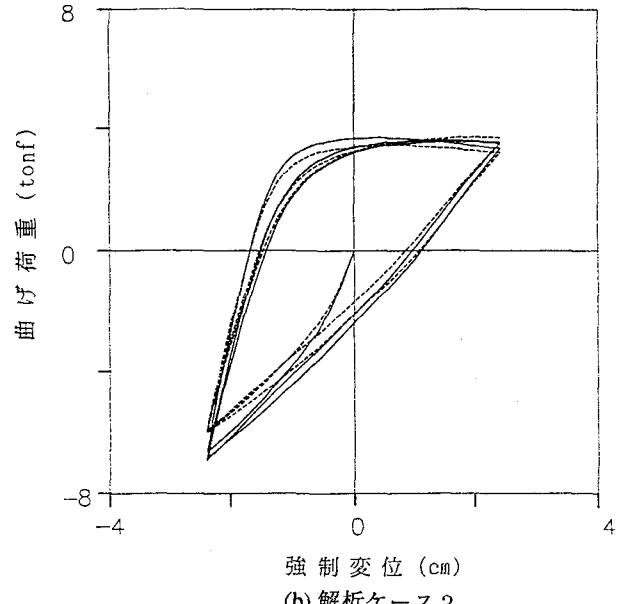
(a) 解析ケース 1



(b) 解析ケース 2

図-14 解析結果（ニューラルネットワークを使用）

通常、発電施設など、重要度の高い構造物の設計においては詳細な耐震検討が行われるが、大規模な有限要素解析モデルを用いた非線形動的応答解析や実規模模型を用いた耐震実験の実施は現実的でない場合が多い。そのため、構造物の非線形挙動をマクロに追跡できる手法を開発する必要性が今後高まるものと考えられる。この際、構造物を簡略化する過程で、できる限り精度の高い履歴モデルを作成して耐震余裕度などを把握する必要性が生じるため、本論文で述べたようなニューラルネットワークによる履歴モデルの高度化と非線形解析への応用が有効性を発揮するものと考えられる。



(b) 解析ケース 2

図-15 解析結果（多直線近似モデルを使用）

参考文献

- 1) 鋼構造委員会鋼構造動的極限性状研究小委員会：鋼構造物の弾塑性性状と耐震設計法，土木学会論文集，No.489/I-27, pp.1-16, 1994.4
- 2) Ghaboussi,J., Garrett Jr.,J.H. and Wu,X. : Knowledge-based Modeling of Material Behavior with Neural Networks, Jour. of Engineering Mechanics, ASCE, Vol.117, No.1, pp.132-153, 1991.1
- 3) Alam,J., Berke,L. and Murthy,P.L.N. : Use of Artificial Neural Networks in Non-linear Material Modeling, Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks, ASME Press, pp.607-612, 1991.11

- 4) 吉村 忍, 菊田博俊, 矢川元基: ニューラルネットワークによる非弾性構成方程式のパラメータ決定法, 日本機械学会論文集(A編), Vol.59, No.559, pp.518-525, 1993.3
- 5) Okuda,H., Miyazaki,H. and Yagawa,G. : A Neural Network Approach for Modeling of Viscoplastic Material Behaviors, ASME, PVP-Vol.274, pp.141-145, 1994.6
- 6) 吉川和秀: ニューラルネットワークによる復元力モデルの作成, 日本建築学会第16回情報システム利用技術シンポジウム論文集, pp.73-78, 1993.12
- 7) 山本広祐: ニューラルネットワークによる履歴挙動のモデリングと数値解析への応用, 構造工学論文集, Vol.38A, pp.85-94, 1992.3
- 8) 山本広祐, 酒井理哉: ニューラルネットワークによる実験履歴挙動の認識とネットワーク構築過程の考察, 構造工学論文集, Vol.39A, pp.71-84, 1993.3
- 9) 山本広祐, 酒井理哉, 萩原 豊: ニューラルネットワークによる繰り返し劣化型履歴則のモデリング, 構造工学論文集, Vol.40A, pp.143-152, 1994.3
- 10) Rumelhart,D.E., Hinton,G.E. and Williams,R.J. : Learning Representations by Back-propagating Errors, Nature, Vol.323, pp.533-536, 1986.10
- 11) 酒井理哉, 萩原 豊, 山本広祐: 地震荷重下における薄肉エルボの限界耐力について, 電力中央研究所報告, 研究報告U94012, 1994.8
- 12) Kawai,T. : New Element Models in Discrete Structural Analysis, 日本造船学会論文集, Vol.141, pp.174-180, 1977.6
- 13) 竹内則雄, 神尾洋一, 川井忠彦: 新しい梁モデルによる弹性床上の梁の解析, 生産研究, Vol.33, No.1, pp.18-21, 1981.1
- 14) 川井忠彦, 椎名章二: 骨組構造離散化極限解析用プログラム"FRAME-1"の概要, 生産研究, Vol.35, No.4, pp.186-189, 1983.4
- 15) ABAQUS USER'S MANUAL - Version 4.9, Hibbit, Karlsson & Sorensen, Inc., Vol.I & Vol.II, 1990.

(1994年9月14日受付)