ニューラルネットワークによる木質ほぞ接合部の履歴同定

履歴特性とネットワーク特性のばらつきを考慮した同定法

A NEURAL NETWORK APPROACH FOR IDENTIFICATION OF
HYSTERETIC BEHAVIOR OF WOODEN TENON JOINTS

Identification method considering variability of hysteresis and network characteristics

水野 啓示朗*, 松井 徹哉**

Keijiro MIZUNO and Tetsuya MATSUI

A neural network approach is proposed to predict the nonlinear hysteretic behavior and dynamic response of wooden tenon joints using measured static hysteresis loop data. A multi-layered back propagation neural network is employed to determine the restoring force at the next loading step as an output with the displacement responses and the corresponding restoring forces at the past few loading steps as inputs to the neural network. In the training stage of neural networks, measured hysteresis loop data are adjusted such that the hysteresis parameters of each joint become identical with each other. The prediction accuracy can be improved significantly by adjusting hysteresis loop data with different hysteresis parameters and by taking an average of restoring forces predicted by different neural networks.

Keywords : Multi-Layered Neural Network, Hysteresis Loop, Wooden Tenon Joint, Nonparametric System Identification

階層型ニューラルネットワーク, 履歴ループ, 木質ほぞ接合部, ノンパラメトリックシステム同定

1 序

構造物の弾塑性域における動的応答を予測する場合, 従来のパラメトリックな同定では, 静的繰返し載荷実験などで得られた変位-復元力曲線を数式で扱える単純なモデルで近似する必要があり, 理想弾塑性モデル, Bi-Linear モデル, Ramberg-Osgood モデル, Degrading Tri-Linear モデル, スリップ型モデルなど, 構造要素の特性に応じて種々の履歴復元力モデルが提案されている¹⁾。しかし, 数式モデルによる近似では, 履歴曲線が複雑な場合には対応が困難であり, 載荷の繰返し回数が増加するに伴って実際の構造物の挙動との間にずれが生じ, 構造物の履歴特性を精度良く再現できない場合が生ずる。特に, 木質部材の接合部のように, 履歴特性が強い非線形特性を持ち, かつ試験体ごとのばらつきが大きい場合には, 精度の良い同定が困難になる。

実構造要素の履歴特性を弾塑性応答解析に忠実に反映させる方法として, 実験と数値解析を有機的に結合する仮動的実験あるいはオンライン実験と呼ばれる手法が提案されている^{2)~5)}。この手法は振動台実験の代替手法として提案されたもので, 小規模な設備で大加力が可能であり, 構造物の破壊まで追跡できるという利点がある。また, 履歴特性が同定しにくい特定の構造要素のみに仮動的実験を行い, その他の構造要素を計算機内で処理するサブストラクチャ仮動的実験⁶⁾も提案されている。仮動的実験では, 実構造要素の履歴特性を忠実に反映させた解析が可能

であるが, 応答解析を行うたびに実験が必要であり, また個々の試験体ごとに特性がばらつく鉄筋コンクリート部材や木質部材などでは, 特性のばらつきまでもが忠実に反映されるため, 解析結果の再現ができないという難点がある。

仮動的実験に替わる方法として, ニューラルネットワーク (以下 NN と略記) を用いる方法が注目されている。この方法は, 構造要素の履歴特性が静的載荷試験などによって得られているとき, その情報を NN 内に構築し, 動的応答解析の履歴復元力モデルとして用いることにより, 実構造要素の履歴特性を忠実に反映した応答解析を可能とするものである。最近の計算機環境の目覚ましい発達を考えると, 実験を履歴特性の把握だけにとどめ, 応答解析を全て計算機内で行う本手法は簡便で再現が可能であり, 仮動的実験の代替手法として有望であると考えられる。

履歴特性同定に NN を応用した研究としては, プレーンコンクリートの応力-歪関係の同定に NN を用いた Ghaboussi ら⁷⁾の先駆的研究がある。山本⁸⁾は, Ramberg-Osgood 型の履歴特性を NN 内に構築し, 静的繰返し荷重および不規則加速度を作用させた場合の復元力を推定している。しかし, 動的応答解析に用いた不規則加速度の作用時間は 1 秒と短く, 地震動のように加振時間が長い場合でも適切に同定できるかは検討されていない。著者らは前報⁹⁾において, Ramberg-Osgood 型の履歴特性を NN に学習させ, 24 秒間継続する地震動を作用させ, 精度良く応答推定ができることを示した。また, 別報¹⁰⁾では, 最大変位

* 名古屋大学大学院工学研究科土木工学専攻
大学院研究生・博士(工学)

** 名城大学理工学部建築学科 教授・工博

Graduate Student, Dept. of Civil Engineering, Graduate School of Engineering,
Nagoya Univ., Dr. Eng.
Prof., Dept. of Architecture, Faculty of Science and Technology, Meijo Univ.,
Dr. Eng.

レベル（塑性化レベル）が異なる複数の履歴データを同時に学習させる「並列学習法」を提案し、これにより推定精度が著しく改善されることを示した。しかし、既報ではNNの学習にはシミュレーションにより得られた履歴データを便宜的に用いており、実構造要素に適用した場合の同定の成否については検討されていない。一方、松田ら¹¹⁾は実験で得られた高減衰積層ゴムの履歴特性をNNに学習させ動的応答解析を行った結果が振動台実験結果と良く一致することを報告している。

NNによる履歴特性同定の実構造要素への適用を困難にしている要因の一つは特性のばらつきである。特に木質部材では、年輪の密度、節の位置、乾燥収縮による寸法の狂いなど、さまざまな原因によって特性にばらつきが生じる。特性にばらつきがあれば、並列学習に用いる履歴曲線の特性が一致せず、構築されるNNの特性もばらつくため、各NNによる動的応答解析結果が一致せず、結果が妥当なものであるかどうかの判断も困難となる。本手法を実用にするためには、履歴特性のばらつきに対応できる同定手法の構築が不可欠である。

本論文は、木質構造のほぞ接合部を対象として、履歴特性およびネットワーク特性のばらつきを考慮した履歴同定手法の提案を目的とするものである。NNに学習させる過程では復元力値を補正して特性のばらつきを小さくした履歴曲線を使用し、さらに動的応答解析時には複数のNNによる復元力の推定値を平均化することにより、特性にばらつきがある履歴データを用いても精度の良い応答推定が可能であることを示す。

2 ニューラルネットワークによる履歴特性の同定手法

2.1 同定の流れ

履歴ループを描く構造物の復元力は、構造物の過去の履歴経路と現在の変位に依存する。そこで、現在の変位と過去の履歴情報から現在の復元力を推定するNNを構築し、履歴特性をNNによってモデル化する。

図1：履歴特性の同定と動的応答解析の流れ

図2：ニューラルネットワークの構成

NNによる履歴特性の同定の流れを、数式モデルおよび仮動的実験による方法と比較して図1に示す。図中のハッチ部分がNNによる方法である。すなわち、まず、静的繰り返し載荷実験によって変位-復元力関係を得る。次に、得られたデータ中のある時点の変位およびその時点よりも過去の履歴情報をNNへの入力情報とし、同時点の復元力を出力情報として、学習データを構成する。この学習データをNNに学習させ、NN内に変位-復元力関係を構築する。構築したNNは復元力を求める関数としてNewmark β法による収斂計算に適用して、動的応答解析を行う。すなわち、次式のようなNewmark β法の収斂計算アルゴリズムにおいて、復元力 Q_n を求める関数としてNNを用いる。

$$\ddot{y}_n = -\frac{c}{m}\dot{y}_n - \frac{Q_n}{m} - \ddot{x}_n \quad (1)$$

$$\dot{y}_n = \dot{y}_{n-1} + \frac{1}{2}(\ddot{y}_{n-1} + \ddot{y}_n)\Delta t \quad (2)$$

$$y_n = y_{n-1} + \dot{y}_{n-1}\Delta t + \left(\frac{1}{2} - \beta\right)\ddot{y}_{n-1}\Delta t^2 + \beta\ddot{y}_n\Delta t^2 \quad (3)$$

ここに、 m は質量、 c は減衰、 $\ddot{x}_n$ および $\ddot{y}_n$ 、 $\dot{y}_n$ 、 y_n は時間ステップ n における入力加速度および応答加速度、速度、変位、 Δt は時間刻みである。

2.2 ニューラルネットワークの構成

本論文で用いるNNは、図2に示すような中間層を2層持つ多入力1出力の階層型である。NNへの入力情報として、載荷ステップ n での変位、載荷ステップ $n-1$ 以前の最大経験変位点座標値（変位および復元力）および最新変位折り返し点（最も新しく変位が折り返した点）座標値を、出力情報として載荷ステップ n での復元力を用いる。したがって必然的に、入力層ユニット数は5、出力層ユニット数は1となる。中間層は2層とし、中間層ユニット数は入力層側から順に15、10とする。NNの各ユニットの入出力関数には、中間層にシグモイド関数を、出力層に線形関数を用いる。なお、最適な中間層ユニット数については明確な設定基準がなく、ここでは試行錯誤により決定した。

入力値として載荷ステップ $n-1$ 以前の情報が含まれるため、静的あるいは動的解析に適用する際には、NNが出力した復元力をフィードバックして再入力することになる。しかし、学習時にはNN自身が出力した値をフィードバックするのではなく、学習セットとしてあらかじめ準備した値を用いる。

2.3 履歴特性の学習

NNにおける学習は、種々の入力データの組に対して、NNから出力される出力値と正解値（教師データ）との差が最小になるように、内部パラメータを修正することにより行なわれる。まず、規則的なパターンの静的載荷試験により得られた変位および復元力のデータから学習セットを構成する。学習セットは入力層に同時に入力されるデータとそれに対応する教師データを一組とし、載荷開始から終了までの一連の履歴データから一つの学習セット群を構成し、異なる最大変位の複数の学習セット群によって学習を行う。

学習は、NN内のパラメータに初期値を乱数として与え、全ての学習セット群を一通り学習させる過程を1回の学習として、最急降下法と誤差逆伝播法¹²⁾によって行う。本論文では5000回を最大学習回数とし、5000回に達する前に誤差が最小となった場合にはその時点のNNを学習済NNとして採用する。

複数の履歴特性データを並列して学習に用いることから、これを本論文では並列学習¹⁰⁾と呼ぶ。なお、一つの学習セット群には履歴曲線の載荷ステップ数と同数の学習セットが含まれ、履歴情報は各学習セット群で完結し他の学習セット群の影響を受けない。また、並列学習に用いる学習セット群は、弾性限度や塑性化の要因などの履歴特性の物理的意味を考慮し、さまざまな領域に最大変位レベルを設定する必要がある。

静的載荷実験結果の履歴特性にばらつきがある場合には、学習精度を高めるため、復元力の値を履歴曲線ごとに定数倍して履歴曲線の形を合わせる。ここで、降伏点が明確に判別できる場合には変位値と復元力値を降伏点で除して正規化しても差し支えないが、明確に判別できない場合は復元力値だけを補正する。また、動的応答解析時にも特性のばらつきを考慮する必要がある。すなわち、工学的判断から弾性剛性を仮定し、仮定値の学習時弾性剛性に対する比を NN 出力値に乘ずる。ただし、過去の履歴データとして NN に再入力する値には乗じない。

2.4 推定平均値を用いた動的応答解析手法

学習済 NN は、同じ入力値に対してどれも同じ値を出力するわけではなく、それぞれの出力値は初期値の乱数の与え方によって微妙に異なったものとなる。特に、動的応答解析に適用する場合は、入力値として与える変位と復元力の両方が NN 自身が推定した値を使用するため、出力値のずれが蓄積される。そのため、学習済 NN を 1 つだけ用いて動的応答解析を行うのは推奨される方法ではない。本論文では、NN によって復元力を求める全段階において複数の NN の出力値を平均することによって、妥当な推定結果を得る方法を提案する。すなわち、式 (1) の復元力 Q_n を求める関数として NN を用いるのであるが、 Q_n はそれぞれの NN が出力した復元力 $Q_{k,n}$ の平均値を用い、静的載荷実験の履歴特性にばらつきがある場合には、さらに弾性剛性比 α (動的解析で仮定した弾性剛性/学習時の弾性剛性) を乗じた値

$$Q_n = \frac{\alpha}{N} \sum_{k=1}^N Q_{k,n} \quad (4)$$

を使用する。また、それぞれの NN に入力する過去の履歴点の情報についても、平均化によって得られた収斂値を用いる。

3 ほぞ接合部の履歴特性の同定

本論文では、図 3 に示す木質構造のほぞ接合部の履歴特性を NN 内に構築する。ほぞ接合部は、骨格曲線が Ramberg-Osgood 型に似た形状で、除荷時にスリップを伴う非線形性の強い履歴特性を有する¹³⁾。また、木質構造であるため、個々の部材の特性にばらつきがある。ほぞ接合部の履歴特性を含めて、木質構造の履歴特性の数式モデル化は近年活発に研究されているが、まだ確立されるには至っておらず、NN によるノンパラメトリックなモデル化手法に期待がかかるところである。

3.1 同定実験

3.1.1 静的載荷実験

工場ではぞ加工した 90mm 角のヒノキ材を試験体として使用し、図 4 に示す架構に設置して、アクチュエータによって柱部材の頂部から 5cm すなわち土台部材の上部から 60cm の位置を水平に静的加力した。加力は変位制御とし、変位パターンを図 5 のように与えた。最大変位を 4cm、5cm、7cm の 3 通りとし、それぞれについて正側から加力を開始した場合 (A) と、負側から開始した場合 (B) の計 6 通りの静的載荷実験を

図 3：試験体

図 4：静的載荷実験装置

写真 1：7cm 変位時のほぞ接合部

行い、図6に示すような計測値を得た。ここで、計測値の記号は最大変位と加力方向を表す記号(A, B)によって構成されており、例えば最大変位が4cmで正側から加力を開始した試験体の履歴曲線は「計測値4A」である。

図6の履歴特性には以下のような特徴が見られる。弾性剛性は試験体によって異なり(表1)、除荷時にはスリップしているが、スリップ時の荷重も試験体によって異なる。計測値5Aおよび計測値7Aは荷重がほぼ0の状態のスリップしているが、その他の履歴曲線は変位が減少するのを妨げる向きに荷重がかかりながらスリップしている。このように、弾性剛性やスリップ時の荷重といった履歴特性が試験体ごとに異なり、特に計測値5Aと計測値5B、計測値7Aと計測値7Bの差が大きい、これは加力の方向に原因があるのではなく、材料自体の特性のばら

図5：静的荷重実験における変位パターン

図6：静的荷重実験結果

表1：静的荷重試験体の弾性剛性 (kN/cm)

履歴曲線	4A	4B	5A	5B	7A	7B
弾性剛性	0.701	0.555	0.457	0.692	0.344	0.638

つきや接合部の工作精度によるものと考えられ、木材の性質上止むを得ないことであると考えられる。

3.1.2 振動台実験

NNによる動的応答解析の妥当性を検証するための履歴曲線を得るため、図7に示す架構を用いて振動台実験を行った。図7の架構は図4の架構の一部に可動質量を取り付けたものであり、試験体への荷重条件が両実験で変わらないように配慮した。可動質量は244.75kgとし、El-Centro 1940 NS波およびJMA-Kobe 1995 NS波をそれぞれ400galに規格化した波形を目標波として、振動台の加振力を制御した。計測は、振動台上と可動質量上で歪ゲージ式加速度計を用いて加速度を計測し、振動台と可動質量の相対変位をレーザー変位計を用いて計測し、架構上部と可動質量との連結部に設置した歪ゲージ式荷重計によって試験体の復元力を計測した。図8に振動台上で計測された加速度波形を示し、図9に得られた履歴曲線を示す。ここで、El-Centro 1940 NS波(400gal)を目標波とした図8.aを「波形E」、JMA-Kobe 1995 NS波(400gal)を目標波とした図8.bを「波形K」とし、波形Eおよび波形Kによる加

図7：振動台実験装置

8.a: 波形E

8.b: 波形K

図8：入力加速度

9.a: 計測値E

9.b: 計測値K

図9：振動台実験によって得られた履歴曲線

表2：振動台実験試験体の弾性剛性 (kN/cm)

履歴曲線	E	K
弾性剛性	0.490	0.385

振で得られた履歴曲線をそれぞれ「計測値 E」、「計測値 K」とする。図 9 より、計測値 E の弾性剛性は $0.490(\text{kN}/\text{cm})$ 、計測値 K の弾性剛性は $0.385(\text{kN}/\text{cm})$ であった。

3.2 NN の構築と動的応答解析

図 6 の履歴曲線を NN に学習させ、図 8 の波形 E および波形 K を入力加速度として動的応答解析を行った。履歴特性の補正と NN の平均化の有効性について検討するため、表 3 のように、図 6 の履歴曲線を補正せずに学習させた場合と弾性剛性を補正して履歴特性を揃えた場合、および、個々のネットワーク出力値を用いた場合とネットワーク出力値の平均化を行った場合の組み合わせについてそれぞれ検討を行った。

表 3：検討したケース

	履歴特性	ネットワーク出力
ケース A	未補正	単独
ケース B	未補正	平均
ケース C	補正	単独
ケース D	補正	平均

10.a: ネットワーク a 10.b: ネットワーク b

図 10：静的載荷シミュレーション（ケース A）

11.a: 5A の推定 11.b: 5B の推定

図 11：静的載荷シミュレーション（ケース B）

12.a: ネットワーク c 12.b: ネットワーク d

図 12：動的応答推定（ケース A）

3.2.1 計測された履歴データによる学習

乱数で初期値を与えた 10 個の NN に、図 6 の各履歴曲線から作成した学習セットを学習させた。各学習済 NN が単独で推定を行うケース A では、計測値 5A の変位データを静的に作用させた場合、図 10.a のように履歴特性が計測値 5A に近いものと、図 10.b のように計測値 5B に近いものが見られた。両者の平均的な特性ではなく、どちらかに近い特性を持った NN が構築されていることが分かる。また、10 個の NN を平均化したケース B では、計測値 5A の変位データを静的に作用させると図 11.a のように計測値 5A に近い特性となり、計測値 5B の変位データを静的に作用させると図 11.b のように計測値 5A と計測値 5B の中間的な特性となった。

これらの NN を動的応答解析に適用すると、ケース A では図 12 の

13.a: 波形 E 13.b: 波形 K

図 13：動的応答推定（ケース B）

14.a: 波形 E

14.b: 波形 K

図 14：動的応答推定波形（ケース B）

ように明らかに異常な履歴曲線を推定する NN が見られた。またケース B においても、図 13 および図 14 に示すように十分な精度では推定できず、特に波形 K に対する推定値が異常な形になった。ケース A およびケース B では学習時にも動的応答解析時にも弾性剛性の補正を行っておらず、推定した履歴曲線の最大変位あるいは最大復元力が計測値と異なるのは、試験体の履歴特性がばらついているため止むを得ないことである。しかし、推定した履歴曲線の形が異常になっており、特性がばらついている履歴曲線をそのまま学習に用いることは不適切であると言える。

以上のように、特性のばらつきが大きい履歴曲線を補正せずに学習させた場合には、学習済 NN の特性にはネットワークごとのばらつきが大きく、動的応答解析で平均化の手法を用いても精度良く推定できないことが明らかになった。

3.2.2 特性を補正した履歴データによる学習

図 6 の履歴曲線をそのまま学習させた NN は推定精度が低いため、2.3 節で述べたように、弾性剛性を補正して履歴特性のばらつきを小さくした履歴曲線を学習させる。復元力の倍率化の際に弾性剛性だけを一致させると塑性化後の特性が合わないため、ここでは計測値 4A (弾性剛性 0.70kN/cm) を基準として、塑性化後も含めた骨格曲線を一致させるように表 4 のように復元力を倍率化して図 15 の履歴曲線を作成し、乱数

表 4: 補正する復元力の倍率

履歴曲線	4A	4B	5A	5B	7A	7B
倍率	1.00	1.39	1.54	0.91	2.24	1.00

図 15: 計測値の復元力を補正した履歴曲線

で初期値を与えた 10 個の NN に学習させた。図 6 の各履歴曲線を補正した履歴曲線を、それぞれ「補正值 4A」、「補正值 4B」などとする。

各学習済 NN が単独で推定を行うケース C では、補正值 5A の変位データを静的に作用させると、図 16.a のように補正值 5A を精度良く推定しているものと、図 16.b のように復元力を実際よりも大きく推定する NN が見られた。推定精度はケース A に比べて高く、ネットワークごとのばらつきも小さい。また、10 個の NN を平均化したケース D では、図 17 のようにさらに精度良く推定できた。

次に、動的応答解析を行った。ケース C およびケース D の NN は計測値 4A (弾性剛性 0.70kN/cm) を基準として補正した履歴曲線を用いて学習させているため、そのまま動的応答解析を行うと、計測値 E (弾性剛性 0.490kN/cm) と計測値 K (弾性剛性 0.385kN/cm) に対して最大変位が異なるのは明らかである。ここでは、式 (4) における剛性比 α をそれぞれ 0.70 (波形 E)、0.55 (波形 K) として弾性剛性を補正して解析を行った。実用段階においては、剛性比を工学的判断によって決定するか、幅を持たせて数通りの解析を行って結果を検討することになる。

各 NN を動的応答解析に単独で用いるケース C では、図 18 のように

図 16: 静的載荷シミュレーション (ケース C)

図 17: 静的載荷シミュレーション (ケース D)

図 18: 動的応答推定 (ケース C)

それぞれが妥当な履歴曲線となった。このように、弾性剛性を補正して学習用の履歴特性のばらつきを小さくすると、学習済 NN はそれぞれ単独でも妥当な推定を行うことができる。しかし、最大変位は NN によって異なり、どの NN の結果を採用すべきであるかの判断が困難である。一方、ケース D によって波形 E および波形 K に対する応答を推定すると、図 19 および図 20 のように計測値と良い一致が見られる。特に、図 20 の時刻歴波形では、図 14 のケース B と比較して推定精度の改善が明確に確認できる。

以上の結果から、弾性剛性を補正して履歴特性を描え、動的応答解析に複数の NN からの出力値を平均化して用いることにより、今回のように特性にばらつきのある履歴データを用いた場合でも、精度の良い応答推定が可能であることが示された。

19.a: 波形 E 19.b: 波形 K
図 19: 動的応答推定 (ケース D)

20.a: 波形 E

20.b: 波形 K

図 20: 動的応答推定波形 (ケース D)

4 結語

実構造要素の履歴特性を NN によって同定する場合、試験体ごとの特性のばらつきをいかに処理するかが重要である。特に、木質構造のほぞ接合部の履歴特性は、除荷時にスリップを伴う非線形性の強い履歴特性であるとともに、木材個々の特性のばらつきなどによって、弾性剛性や骨格曲線の接線勾配の変化率、スリップ荷重などが試験体ごとに異なる。本論文では、このように特性にばらつきがある履歴データを NN に学習させて動的応答解析を行う場合の効果的な手法を提案した。すなわち、第 1 段階である NN の学習では、履歴特性のばらつきを小さくするため復元力を補正して骨格曲線の形を合わせること、第 2 段階である動的応答解析では、復元力を求める全過程で複数の学習済 NN の平均値を用いることを提案し、これらの有効性を実証した。これにより、試験体ごとの特性のばらつきが避けられない実構造物への適用が可能となり、本手法の実用化に向けて大きく前進したと言える。

参考文献

- [1] 日本建築学会：地震荷重—その現状と将来の展望，1987
- [2] 伯野元彦，四俣正俊，原司：計算機により制御された梁の動的破壊実験，土木学会論文報告集 第 171 号，pp.1-8，1969.11
- [3] 高梨晃一，宇田川邦明，岡田恒男，田中尚：電算機試験機オンラインシステムによる構造物の非線形地震応答解析（その 1），日本建築学会論文報告集 第 229 号，pp.77-83，1975.3
- [4] 金多深，西澤英和：ハイブリッド方式のオンライン地震応答載荷実験法の開発と若干の動的実験 第 1 報，日本建築学会論文報告集 第 323 号，pp.42-49，1983.1
- [5] Nakashima, M.: Part1: Relationship Between Integration Time Interval and Response Stability in Pseudo Dynamic Testing, (Stability and Accuracy Behavior of Pseudo Dynamic Response), *Journal of Structural and Construction Engineering*, (Transactions of AIJ) No.353, pp.29-36, 1985.7
- [6] 中島正愛，石田雅利，安藤和博：サブストラクチャ仮動的実験のための数値積分法，サブストラクチャ法を用いた仮動的実験の開発，日本建築学会構造系論文報告集 第 417 号，pp.107-117，1990.11
- [7] J. Ghaboussi, J. H. Garrett Jr., X. Wu: Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.177, No.1, pp.132-153, January 1991.1
- [8] 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，土木学会，pp.85-94，1992.3
- [9] 水野啓示朗，松井徹哉，福田隆介：ニューラルネットワークによる構造物の塑性履歴挙動のモデリング，日本建築学会構造系論文集，510 号，pp.61-66，1998.8
- [10] 水野啓示朗，井原孝志，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，第 48 回理論応用力学講演会講演予稿集，pp.327-328，1999.1
- [11] 松田泰治，大塚久哲，桃山義規，矢野直：ニューラルネットワークによる高減衰積層ゴムの非線形履歴挙動の認識と動的解析への適用，土木学会論文集 No.605/I-45，pp.29-36，1998.10
- [12] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Wikkams, R.J.: Learning Representations, by Back-Propagating Errors, *Nature*, 323-9, pp.533-536, 1986.10
- [13] 平坂雄臣：木造仕口部の終局耐力に関する実験的研究，日本建築学会構造系論文集 第 548 号，pp.89-94，2001.10

(2002年12月10日原稿受理，2003年2月28日採用決定)