

ソフトコンピューティング技術を用いた構造物の 予見振動制御に関する基礎的研究

Structural Vibration Control with Predicting Ability Using Soft Computing Technologies

古田 均*, 野村 泰稔**, 下野 宏章***
Hitoshi Furuta, Yasutoshi Nomura, Hiroaki Shimono

* 工博 関西大学 教授 総合情報学部 (〒569-1095 高槻市霊仙寺町 2-1-1)

** 情修 関西大学大学院 総合情報学研究科 (〒569-1095 高槻市霊仙寺町 2-1-1)

*** 元関西大学生 総合情報学部

In recent years, there is a growing for structures to become larger, longer, and wider. Because earthquakes and typhoons frequently occur in Japan, the structural design for wind and seismic loads is extremely important. In the present study, wind load on a structure is employed as its external force, and the accuracy of the fuzzy active control is improved by making the short-term prediction of wind load. The wind velocity at the next time step is predicted based on the time-series data by applying the deterministic nonlinear prediction method with fuzzy reasoning using neighborhood's difference. The control force is determined based on the predicted wind velocity. Then, the control force is applied to the structure so as to reduce its amplitude and acceleration. A numerical example is presented to demonstrate the efficiency of the proposed method.

Key Words: Vibration control, chaos theory, neural network, fuzzy active control

キーワード: 振動制御, カオス理論, ニューラルネットワーク, ファジィアクティブ制御

1. はじめに

近年の建設材料や施工技術などの土木技術の発達により, ランドマークタワー, 東京都庁などを代表として構造物の巨大化・高層化が著しい。しかし巨大構造物は, 従来の構造物に比べ, 減衰性が低く, 外力の影響も受けやすく, また海岸部を埋め立てた軟弱な地盤に建設された構造物も少なくない。その上, 我が国は世界有数の地震・台風などの自然災害の常襲地帯にあることから, 構造物の振動制御は重要な問題である。このような背景から, 構造物の破壊を防ぎ, また構造物内の様々な機械・装置などの安全性, あるいはその中で生活をする人々の居住性を確保するために, 地震や風などの自然災害などによって引き起こされる構造物の振動を抑制する必要がある。

構造物の振動を制御する方法として, 受動的制御と能動的制御がある。受動的に振動を抑制する免震構造に対して, 能動的に振動を制御するアクティブ振動制御¹⁾が構造物の制振能力をさらに向上させる方法として, 盛んに研究されており, 実際に利用されている。

アクティブ振動制御は, 構造物内に設置したセンサーが構造物の振動の大きさや外力を感知し, その値から最適制御力を導き, 構造物に設置された重錘などを共振させることで, 構造物の振動を制御する方法である。そのため, 対象となる構造物の立地条件に左右されることはない。

アクティブ振動制御では最適な制御力を決定することが非常に重要である。最適制御力を導く方法として, 最適制御理論, ロバスト制御理論, 適応制御理論等があるが, これらは適用する構造物ごとに膨大なコストをかけてシステムを構築する必要がある。しかも, 最大制御力を求めるためには, 非常に多くの複雑な計算が必要となってくる。

そこで本研究では, アクティブ振動制御に着目し, ファジィ理論, ニューラルネットワーク, カオス理論などの, 種々のソフトコンピューティング技術²⁾を用いることにより, より簡単で実用的なアクティブ振動制御システムの構築を試み, 数値計算によりその有効性について検討を加える。

本研究では, 外力として風荷重を考えている。風荷重による高層建築物の振動問題は重要である。すなわち, 風による振動に起因する構造物内の居住性, 使用性, 機能性の確保を目的としている。

2. ソフトコンピューティング技術を用いた予見振動制御の概要

構造物の振動要因である外力として風荷重を想定している。本研究で提案するアクティブ振動制御システムの手順について以下に簡単に説明する。

(1) 風荷重の観測とファジィ制御ルールの作成

本研究では, 無制御時の風荷重による構造物の応答と風荷重を観測し, ファジィ制御ルール³⁾をチューニングする。そして無制御時に観測された最大外力の数%を最大制御力とする。ファジィ制御ルールとしては, 前件部: 2 (風荷重, 相対応答速度), 後件部: 1 (制御力) を考える。前件部, 後件部メンバシップ関数のどちらも7つの三角形型メンバシップ関数とする。

ファジィアクティブ制御を用いる利点として, 入力から出力までの計算時間が短く, 信頼性が高く頑健性に富むなどをあげることができる。また必要とされる制振システムは, 故障が少なく, 非常時においても確実に作動し, また大きな力が加わっても壊れにくいものとなることが挙げ

られる。

(2) 構造物の振動同定のための学習データの蓄積

チューニングされたファジィ制御ルールを用いて、対象となる構造物に対してファジィアクティブ制御を試みる。そして、その制御結果を蓄積し、階層型ニューラルネットワークの学習データとして用いる。

(3) 構造物の振動特性の同定

多入力多出力の非線形関数系の同定が可能な階層型ニューラルネットワーク⁴⁾を用いて構造物の振動特性を同定する。

学習データは外力 $F(t)$ 、相対応答変位 $u(t)$ 、構造物の相対応答速度 $u(t)'$ 、と制御力 $P(t)$ である。教師データは次ステップの相対応答速度 $u(t+1)'$ である。

(4) 予見制御システム

・外力予測

カオス理論を用いて、外力である風荷重の短期予測を行う。短期予測とは、1 ステップ先、0.05 秒後の風速の予測を行うことである。本研究では、坂和氏が提案した近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法⁵⁾を利用する。

・構造物の応答予測

階層型ニューラルネットワークで同定された入出力ネットワークに風荷重の予測値 $\hat{F}(t)$ 、1 ステップ前の構造物の相対応答変位 $u(t-1)$ 、速度 $u(t-1)'$ と、1 ステップ前の制御力 $P(t-1)$ を入力することで、次ステップの構造物の応答速度の予測値 $\hat{u}(t)'$ を推定する。

・ファジィアクティブ制御

カオス理論により算出された風荷重の予測値と階層型ニューラルネットワークにより推定された次ステップの構造物の応答速度を用いて、ファジィ制御ルールに基づき、アクティブ制御を試みる。

上記の手順で制御を行うことにより、従来の制振システムより、1 ステップ早く、制御力を構造物に対して、作用させることができる。

現在までに、ファジィ理論、遺伝的アルゴリズム、ニューラルネットワークなどのソフトコンピューティング技術を用いた振動制御研究が盛んに行われている。しかしこれらの研究は制御力を決定するファジィ制御ルールのチューニングに重点をおいている⁶⁾。

本研究で提案する予見制御システムは外力と構造物の応答を予測することにより、従来の制振システムよりも1 ステップ早く、制御力を発生させ、構造物の振動を軽減させることを目的としている。

3. 構造物モデルと風荷重モデル

本研究で用いる構造物モデルは、1 自由度振動モデルである。振動方程式を式 (1) に、構造物のパラメータを表-1 に示す。また、風荷重モデルとそのパラメータを表-2 に示す。

$$M \cdot u(t)'' + C \cdot u(t)' + K \cdot u(t) = F(t) + P(t) \quad (1)$$

表-1 構造物モデルの構造特性

要素	パラメータ
質量: M	3.06tf
剛性: K	483.2tf/m
減衰係数: C	0.678tf·sec/m

ここで、 $u(t)$ は時刻 t の構造物の相対応答変位である。この変位の1階微分 $u(t)'$ が振動の速度、2階微分 $u(t)''$ が加速度を示している。 $P(t)$ は制御力、 $F(t)$ は風荷重を示す。この式 (1) を用いて4次のルンゲ・クッタ法により応答解析を行う。

$$F = \frac{1}{2} WC \cdot \rho \cdot A \cdot U^2 \cdot \sin^2 \alpha \quad (2)$$

表-2 風荷重パラメータ

要素	パラメータ
空気密度: ρ	0.125kgf·sec ² /m ⁴
風力係数: WC	2
作用角度: α	90°
表面積: A	200m ²

ここで、 F は風荷重、 A は風荷重が作用する構造物の表面積、 U は風速、 α は風向と構造物の作用面との角度を表している。

4. ファジィ制御ルールの設定

本研究では、ファジィ制御ルールとして表-3 に示すように、IF (前件部) - THEN (後件部) 型の前件部に相対応答速度と風荷重の2つを考慮した、最も一般的なルールを用いている。

表-3 ファジィ制御ルール

	V						
	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
NB	PB	PM	NB	ZR	NB	NM	NB
NM	PB	PM	NM	ZR	NM	NM	NB
NS	PB	PM	NS	ZR	NS	NM	NB
F	ZR	PB	PM	PS	ZR	NS	NM
PS	PB	PM	PS	ZR	PS	NM	NB
PM	PB	PM	PM	ZR	PM	NM	NB
PB	PB	PM	PB	ZR	PB	NM	NB

V : 構造物の相対応答速度

F : 風荷重

NB: Negative Big, NM: Negative Medium, NS: Negative Small, ZR: Zero, PS: Positive Big, PM: Positive Medium, PB: Positive Big

前件部で用いる相対応答速度 V 、風荷重 F のメンバシップ関数には三角形型を使用する。メンバシップ関数の中心値は、無制御時において1件目から5000件目までの5000件の風速データにより構造物の相対応答速度の絶対値の最大値 $V_{\max}$ をあらかじめ数値シミュレーションで求めておく。そしてその最大値に係数 VC ($0 < VC < 1.0$) を掛け、 $VC \cdot V_{\max}$ を Positive Big の中心値とする。Positive Medium の中心値は $(2/3) \cdot VC \cdot V_{\max}$ 、Positive Small の中

心値は $(1/3) \cdot VC \cdot V_{\max}$ とする。Negative Big, Negative Medium, Negative Small の中心値は Positive の場合と原点に関して対称とする。またそれぞれの前件部メンバシップ関数の幅の設定に関しては、幅 $= (2/3) \cdot VC \cdot V_{\max}$ とする。また係数 VC に関して 0.1 から 1.0 までの間を 0.1 刻みでチューニングしたところ、 VC の値が小さい時、Big の制御力を作用させる回数が多くなる。つまりメンバシップ関数の Big の網羅する部分が大きくなると、良い制御結果を行える⁷⁾。また 0.01 から 0.1 までの間、0.01 刻みで変化させても、制御結果にほとんど差は見受けられなかった。もう 1 つの前件部メンバシップ関数である風荷重に対しても同様の方法でメンバシップ関数のチューニングをする。本研究ではファジィ制御法として、min-max 高さ法を用いている。非ファジィ化法として重心法が現在最も一般的とされているが、後件部をファジィ集合ではなくクリスプ集合で表した min-max 高さ法を用いた方が良好な結果を与えるという研究結果⁸⁾も報告されているので、本研究では高さ法を用いる。

5. 階層型ニューラルネットワークによる振動特性同定

ニューラルネットワークまたはニューロコンピューティングの分野では、関数近似、音声の情報圧縮およびパターン認識など様々な研究が行われている⁴⁾。本研究では、設定されたファジィ制御ルールによりアクティブ制御を実行し、その制御結果を蓄積し、階層型ニューラルネットワークを用いて、構造物モデルの振動特性を同定する。ここでは、構造物の振動特性の同定を非線形関数近似⁹⁾として捉え、風速 5001 件目～10000 件目までの 5000 件の風速により、計算された振動状態および風荷重、制御力を学習させる。具体的には、入力部は外力である風荷重、構造物の相対応答速度、相対応答変位、制御力として、出力部は次ステップの相対応答速度とする。この入出力関係の学習を行う。また学習法としてはバックプロパゲーションを用いる。学習パラメータを表-4 に、学習時の平均自乗誤差の変動を図-1 に、振動特性の同定結果を図-2 に示す。なお学習回数は 15000 回である。

表-4 学習パラメータ

入力層	4
中間層	5
出力層	1
学習係数	0.7
慣性係数	0.3
シグモイド関数の傾き	1.0

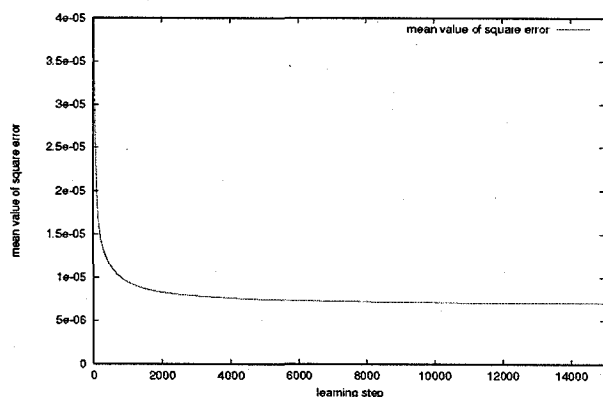


図-1 振動特性の学習時の誤差変動 (平均自乗誤差)

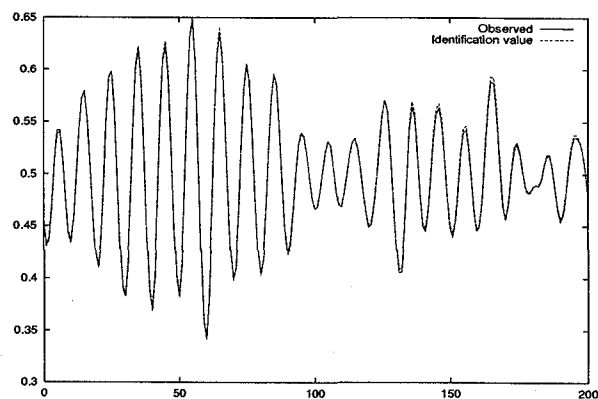


図-2 振動特性の同定結果 (相対応答速度の正規化値)

本研究では、階層型ニューラルネットワークを用いて構造物の振動特性の同定を試みた。本研究で用いた構造モデルが単純な一自由度モデルであることから、ほぼ完璧に同定できたと言える。振動特性の同定結果が良いほど、次ステップの構造物の振動状態を精度よく推定することが可能になる。

6. カオス理論を用いた風速予測

従来は時系列の短期予測を行う際、統計的解析法が用いられてきた。これは、その変動を表現する時系列モデルを推定し、時系列の確率的構造を解析するモデル解析を行い、そして時系列自身が互いに相関を持つことを利用して、現在までに得られた情報から近未来の予測を行うものである。しかし、対象とする時系列の挙動の複雑さが確率的要因によるものではなく時系列を生成する系の非線形性に起因する場合は、その系に内在する変数の数、非線形性が不明であるので、必ずしも線形モデルが精度の高い予測結果を与えるとは限らない。さらに、さまざまなパラメータを決定しなければならず、パラメータ解析結果が予測精度に大きく影響する。

そこで、近年、時系列予測の分野で、研究が盛んであるカオス時系列解析に注目し、風速の短期予測を行う。カオス時系列解析は複雑に振舞う時系列を非線形システムにより何らかの決定論に支配されたものとしてとらえる。これはある時系列の挙動がカオス性を有するならば、その挙動は決定論的な法則に従っていると考えることができる。そしてその非線形な決定論的法則性を推定することができれば、ある時点の観測データからカオスの「初期値に対する鋭敏な依存性」¹⁰⁾により決定論的因果性を失う時間内までの、短期的な時間内のデータを予測することが可能であるという考えに基づいている。

そこで、本研究では現在までに提案されている近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法を用いて風速時系列の短期予測を行う。

6. 1 風速時系列

本研究で想定する外力は風荷重である。適用する時系列は、中島大橋(大阪市)において観測された平成 9 年 7 月 26 日の台風 9 号による瞬間風速であり、0.05 秒間隔で観測された時系列を用いている。どちらも 15 分間継続して観測された 30000 件のデータである。図-3 に 10000 件のデータを示す。

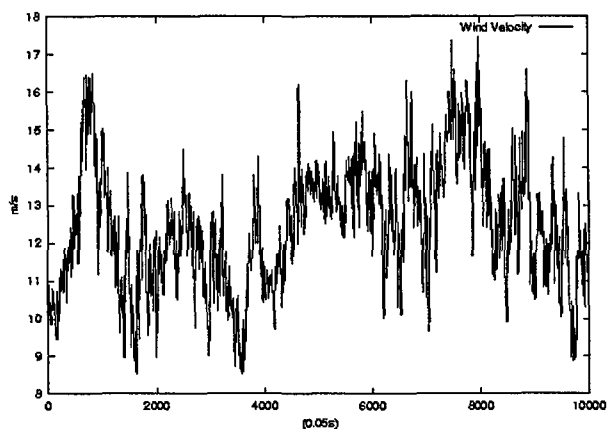
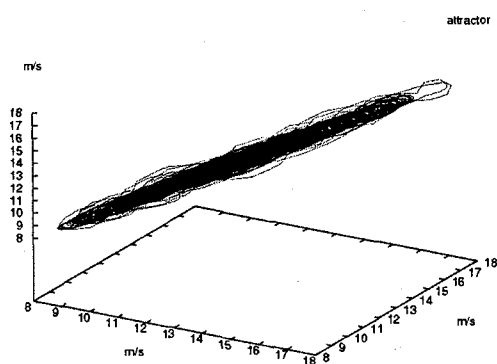


図-3 風速時系列

(1) 再構成状態空間への埋め込み結果

本研究では元の力学系の次元と視覚的な分かり易さを考慮して、3次元状態空間上に埋め込みを行った。図-3に示した風速時系列の10000件目までを用いてタケンスの埋め込み定理に基づき、アトラクタを再構成した。遅れ時間 τ を0.05秒(図中 $\tau=1$)、0.10秒(図中 $\tau=2$)、0.15秒(図中 $\tau=3$)、0.5秒(図中 $\tau=10$)の4ケースについて検討した。ここでは、遅れ時間 τ を0.05秒と設定した際の埋め込みを行った結果を図-4に示す。自己相関性が高い時系列ということもあり、遅れ時間を短く設定すると、再構成されたアトラクタは45度の傾きを持った直線近傍のみに分布し、各ベクトルの要素間の相関が極端に高くなってしまう。しかし遅れ時間を長く設定すると、再構成状態空間上にプロットされた点が3次元再構成状態空間上に点在してしまい、雑音とも読み取れる状態が伺える。

本研究では、パラメータ解析として、タケンスの埋め込み定理¹¹⁾、リアプノフ指数解析¹²⁾を使用するが、最適なパラメータを探索するために、近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法において、埋め込み次元=3~15、遅れ時間=1~50、近傍ベクトル数=3~15の計8450のパターンで予測を行う。



($\tau=1$)

図-4 風速時系列のタケンスの埋め込み結果

(2) リアプノフ指数解析結果

風速時系列のカオス性の判定としてリアプノフ指数解析を行う。タケンスの埋め込み定理により、アトラクタを可視化するために3次元再構成状態空間上に再構成した。遅れ時間を長く設定すると、3次元再構成状態空間におい

て、プロットした点が散在する傾向が伺え、カオス的振る舞いから雑音へと変化していく傾向にある。そこでリアプノフ指数解析では、遅れ時間 $\tau=1$ (0.05秒)と設定し、2次元から10次元までの最大リアプノフ指数を算出する。図-5に最大リアプノフ指数の推移を示す。同図より、すべての次元で正の値となることがわかる。ゆえに、本研究で適用した風速時系列のカオス性が明らかになった。また4次元の時、最大リアプノフ指数が最大となった。このリアプノフ指数解析結果では、正の最大値をもつ埋め込み次元で予測を行う場合、経験的に高精度な予測結果を与えることが知られている。

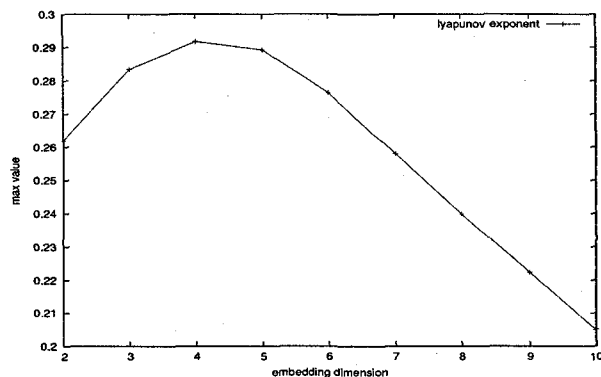


図-5 リアプノフ指数解析結果

6. 2 カオス理論を用いた風速予測結果

上述のパラメータ解析結果に基づき、近傍差分を用いたファジィ推論による決定論的非線形予測手法を用いて、再構成状態空間=4、遅れ時間 $\tau=1$ (0.05秒)、近傍点3~10で予測を行った。10000件のデータを最新の観測データとして、10001件目以降のデータを1ステップ毎、すなわち0.05秒刻みで2000回の予測を行った。図-5に瞬間風速の最も大きいピーク時(風速時系列の11801件目~12000件目)の予測結果200件を示す。表-5に相関係数、平均自乗誤差を示す。

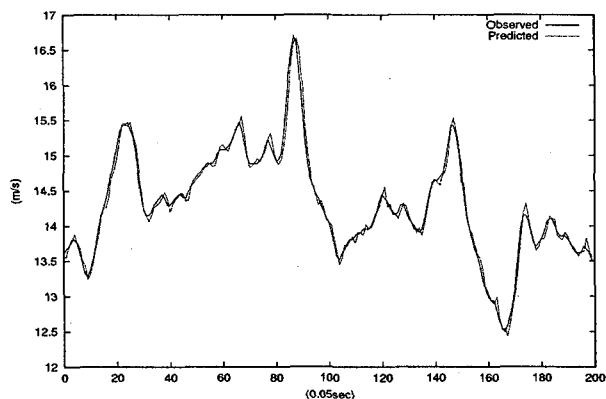


図-6 風速時系列のピーク時の予測結果

表-5 風速時系列の予測結果

	相関係数	平均自乗誤差
統計的手法	0.928143568	0.017974638
近傍差分法	0.992675030	0.004346951

カオス時系列解析の精度を検討するために、統計的手法と近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法の比較を行った。ここで、統計的手法としてはARモデルとカルマン

フィルタを用いた自己回帰モデル¹³⁾を用いた。相関係数、平均自乗誤差によって予測結果を比較したところ、表一5から明らかなように、近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法の方が、統計的手法より精度の高い予測結果を与えていることがわかる。

7. ソフトコンピューティング技術を用いた構造物の予見振動制御の計算結果

本研究では、階層型ニューラルネットワークを用いて構造物のファジィアクティブ制御時の振動特性を同定し、カオス時系列解析法である近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法により次ステップの風速の予測を行う。その予測値と、1ステップ前の構造物の振動状態と制御力を階層型ニューラルネットワークにより同定された関数系に入力することにより、次ステップの構造物の振動状態の推定を行う。そしてその推定値により、最適な制御力をファジィ制御ルールを用いて決定する。こうすることにより、従来のファジィアクティブ制御よりも1ステップ早く制御力を発生させることが可能となり、より精度高く柔軟に振動を抑制することができた。図-7~12に風速10001件目~12000件目までの2000件による構造物の無制御時、ファジィアクティブ制御時、カオス理論・ニューラルネットワーク・ファジィアクティブ制御などのソフトコンピューティング技術を用いた際の相対応答変位、速度の推移を示す。

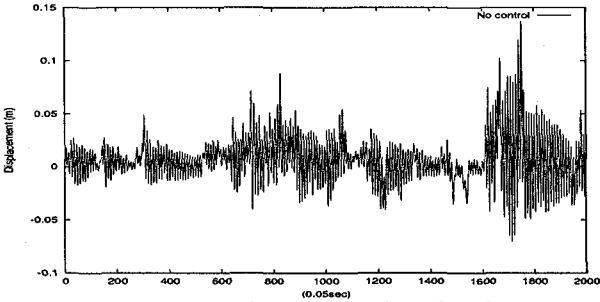


図-7 無制御時の構造物の相対応答変位

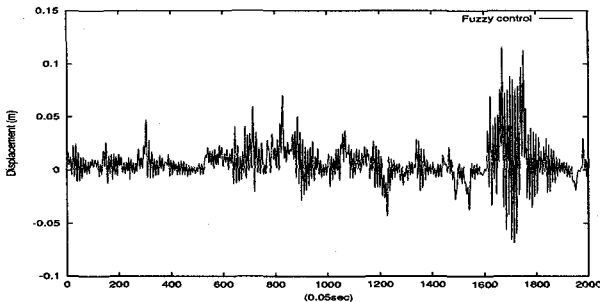


図-8 ファジィ制御時の構造物の相対応答変位

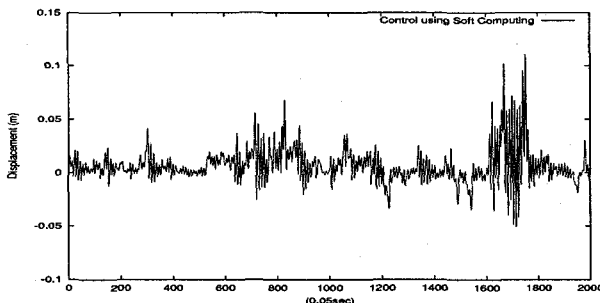


図-9 ソフトコンピューティング技術を用いた制御時の構造物の相対応答変位

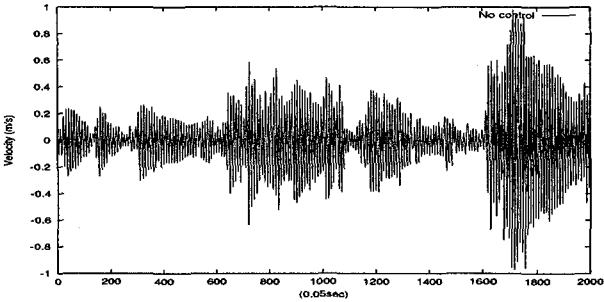


図-10 無制御時の構造物の相対応答速度

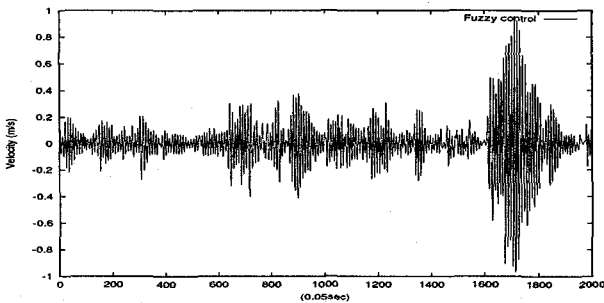


図-11 ファジィ制御時の構造物の相対応答速度

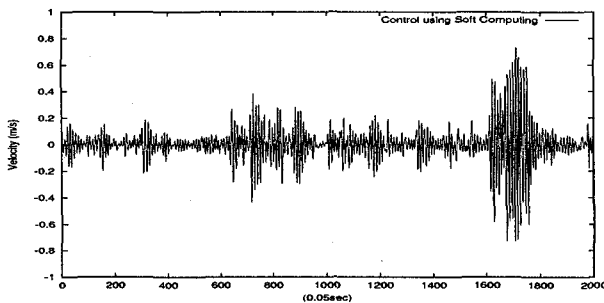


図-12 ソフトコンピューティング技術を用いた制御時の構造物の相対応答速度

表-6 相対応答速度と変位の絶対値の平均値

	平均相対応答速度	平均相対応答変位
無制御時	0.223471994 (m/s)	0.020577888 (m)
ファジィ	0.130212509 (m/s)	0.014334733 (m)
Soft Com	0.081830852 (m/s)	0.010928599 (m)

次に、ファジィアクティブ制御時とソフトコンピューティング技術を用いた制御時の構造物の相対応答変位と相対応答速度の比較を行う。1件目~2000件目(風速時系列の10001件目~12000件目)の内、300件(1601件目~1900件目)のファジィアクティブ制御、ソフトコンピューティング技術を用いた制御法での相対応答変位と速度を図-13、14に示す。

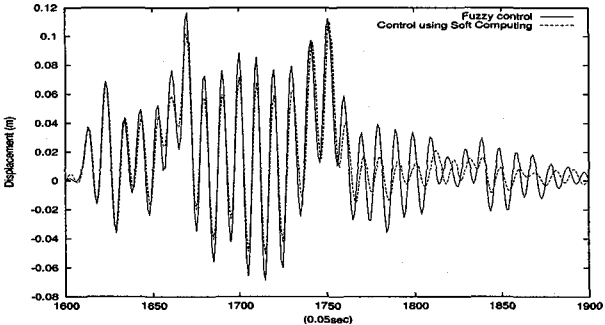


図-13 相対応答変位の比較結果

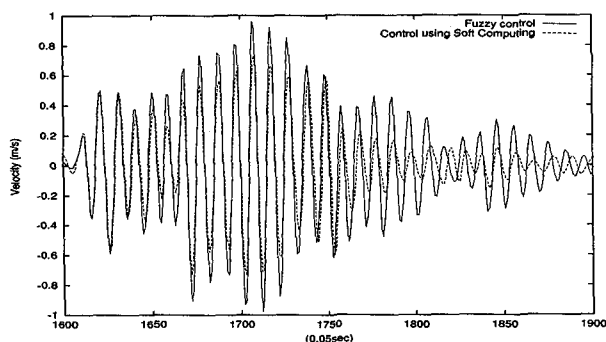


図-14 相対応答速度の比較結果

全体 2000 件の無制御時の絶対値の平均相対応答変位は 0.0206 (m), 絶対値の平均相対応答速度は 0.2235 (m/s) であり, 外力である風荷重からの構造物の応答を観測した後, 制御力を決定し, 発生させる従来のファジィアクティブ制御は絶対値の平均相対応答速度は 0.1302 (m/s), 平均相対応答変位=0.0143 (m) であった. そしてソフトコンピューティング技術を用いた振動制御法は平均相対応答速度=0.0818 (m/s), 平均相対応答変位=0.0109 (m) と最も制振効果が大きかった. 理由としては, 階層型ニューラルネットワークにより構造物の振動特性をほぼ完全に同定できたこと, またカオス時系列解析法による外力予測が高精度で行うことができたことがあげられる. ゆえに 1 ステップ早く最適な制御力を発生させることができたことが最大の理由として考えられる. 瞬間風速があまり強くない時刻では, 従来のファジィアクティブ制御法とソフトコンピューティング技術を用いた振動制御法では, あまり顕著な違いを見出すことはできなかった. しかし瞬間風速が最も大きいピーク時における構造物の相対応答速度, 変位はソフトコンピューティング技術を用いた振動制御法の方が, 従来のファジィアクティブ制御法よりも, さらに良好な制振効果をあげることができた. このことは, 振動制御の目的を考えると, 本方法の実用性, 有効性を示していると考えられる.

8. おわりに

本研究では, ソフトコンピューティング技術を用いて, 構造物の予見振動制御法を提案した. 従来のファジィアクティブ制御法より, ソフトコンピューティング技術を用いた振動制御法の方が数値計算上, より効率的な制御を行うことができたといえる. その理由として,

- ・ 階層型ニューラルネットワークにより構造物の振動特性が同定できたこと
- ・ カオス理論を用いて外力である風速の予測が行えたこと

があげられる. これらのことにより, 次ステップの構造物の応答予測が行えた. そして構造物の応答予測値から, 最適な制御力を従来のファジィアクティブ制御法より 1 ステップ早く, 構造物に作用させることができたことが最大の理由と考えられる.

以下にそれぞれのソフトコンピューティング技術に対する検討結果をまとめて示す.

(1) 階層型ニューラルネットワーク

本研究では, 階層型ニューラルネットワークを用いて構造物の振動特性の同定を試みた. 学習データとしては構造

物のファジィアクティブ制御結果を学習した. 具体的には, 風荷重, 構造物の振動状態(相対応答速度, 相対応答変位), 制御力を学習データとして, 教師データとしては次ステップの構造物の相対応答速度を用いた. 学習結果から, 十分な精度で同定ができたといえる. 理由としては, 構造モデルが単純であったことが最大の理由である.

(2) カオス理論

本研究では, 構造物の振動要因である外力を風荷重と考えた. まず, タケンスの埋め込み定理により, 様々な遅れ時間で, 可視化するために 3 次元再構成状態空間上にアトラクタを再構成した. 遅れ時間を長く設定していくと雑音とも読み取れる状態になったので, 遅れ時間を $\tau=1$ (0.05 秒) と短く設定した. 次にリアプノフ指数解析により, 風速のカオス性の判定を試みた. 遅れ時間を $\tau=1$ (0.05 秒) とし, 埋め込み次元を 2 次元~10 次元に変化させ, 最大リアプノフ指数を計算した. すると埋め込み次元=4 の時, 最もリアプノフ指数が大きくなった. また全ての埋め込み次元で最大リアプノフ指数が正となり, 風速のカオス性の存在が明らかになった.

よって, 埋め込み次元=4, 遅れ時間 $\tau=1$ (0.05 秒) で, カオス時系列解析法の一つである近傍差分を用いた決定論的非線形予測手法を適用して, 風速の短期予測を行った. 相関係数=0.99267, 平均自乗誤差=0.0043 となり, 統計的手法よりも高精度の予測結果を与えることができた.

今後の課題としては, 本研究で用いた構造モデルは 1 自由度の単純なモデルであり, 構造物の振動特性同定についても, ほぼ完全に同定できた. 今後, 非線形な応答を示す複雑なモデルへの適用が必要である. また入力から出力までの計算時間が短く, 信頼性が高く頑健性に富むという理由で, ファジィアクティブ制御法を使用した. 本研究ではファジィ制御ルールのメンバシップ関数のチューニングに最も簡単な方法を使用した. 今後, メンバシップ関数のチューニングを遺伝的アルゴリズムを用いて行うことなどが挙げられる. そして最後に, 階層型ニューラルネットワークの学習については未学習データの適応度を向上させるために, 現在までに提案されている, 学習中断法, 減衰荷重法などを用いて, さらに汎化能力を考慮したシステムを構築する必要がある.

謝辞

本研究で用いた風速の時系列データは, 大阪市建設局, 日立造船株式会社から提供されたものである. ここに記して, 感謝の意を表する.

参考文献

- 1) 吉田和夫: アクティブ振動制御の基礎理論, 計測自動制御学会学会誌, Vol.31, No.4, pp.485-490, 1992.
- 2) 田中雅博: ソフトコンピューティング入門, 科学技術出版, 1998.
- 3) 水本晴晴: わかりやすいファジィ理論—ファジィ推論とファジィ制御—, コンピュートロール, pp.32-45, コロナ社, 1989.
- 4) 熊沢逸夫: 学習とニューラルネットワーク, 電子情報通信工学シリーズ, 森北出版, 1998.
- 5) 坂和正敏, 加藤浩介, 大浦啓一郎: 近傍差分を用いたファジィ推論による決定論的非線形予測手法の実時系列データへの適用, 日本ファジィ学会誌, Vol.10, No.2, pp.381-386, 1998.
- 6) 古田均, 杉本博之: 遺伝的アルゴリズムの構造工学

- への応用, 森北出版, 1997.
- 7) 岡南博夫, 古田均, 金吉正勝, 田中洋: 構造振動制御問題へのファジィアクティブコントロールの応用, 第2回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, 1991.
 - 8) 古田均, 小尻利治, 宮本文穂, 秋山孝正, 大野研, 背野康英: ファジィ理論の土木工学への応用, 森北出版, pp.83-92, 1992.
 - 9) 田中英夫, 石渕久生: ソフトデータ解析, 日本ファジィ学会編, ソフトコンピューティングシリーズ, 朝倉書店, 1995
 - 10) 合原一幸: カオスの数理と技術, 放送大学教育振興会, 1997.
 - 11) Takens, F.: Detecting Strange Attractors in Turbulence, in Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics, Vol.898, pp.366-381, Springer, 1981.
 - 12) Sano, M. and Sawada, Y.: Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series, Phys. Rev. Lett., Vol.55, No.10, pp.1082-1085, 1985.
 - 13) Sugiura, N.: Further analysis of the data by Akaike's information criterion and the finite corrections, Comm. In Statist., Vol.A 7, pp.13-16, 1978

(2001年9月14日受付)