

ソフトコンピューティングを用いた構造物の振動制御

関西大学大学院総合情報学研究科
 関西大学総合情報学部
 日立ソフトウェアエンジニアリング株式会社

学生会員
 正会員
 正会員

石田 省吾
 古田 均
 白石 博和

1. はじめに

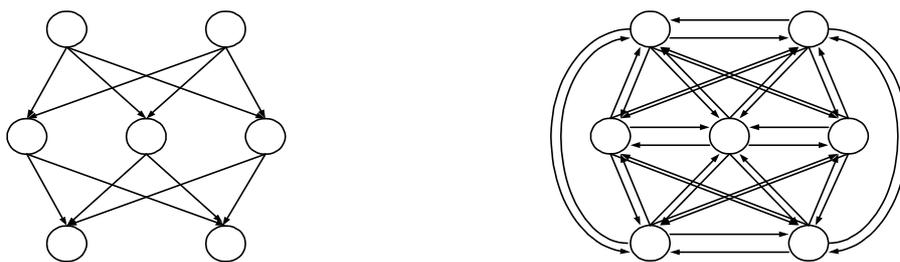
建設中の構造物は足場が悪く、その上、その構造物が大規模である場合、風などの外力の影響を受けやすくなるため、構造物内での作業には危険が伴う。風などの外力により構造物に発生する振動を制御することは構造物の建設工事を安全で円滑に進める上で重要である。

しかし、建設中の構造物は、建設段階によって質量、ばね定数、減衰係数など様々な特性が変化する。このような状況において、構造物の振動を抑制するためには、建設の各段階ごとに制御ルールを更新する必要がある。しかし、従来の振動制御システムは、構造物の建設後に適用することを前提に構築されたものであり、建設途中の構造物の振動制御に適用することは困難である。

本研究では、構造物の振動制御に、逐次学習の可能なリカレントニューラルネットワークを用いて、建設中の構造物のように制御対象となる物体の特性が時間的に変動する場合においても、自動的に制御ルールを更新することが出来る振動制御システムの構築を試みた。リカレントニューラルネットワークは時系列データの学習が可能であり、学習法としてリアルタイムに結合係数の修正も可能である。このような理由から、本研究へのリカレントニューラルネットワークの適用は有効である。

2. リカレントニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの中で、現在最も広く利用されている形態は、Fig 1 (a) に示すフィードフォワードのみの結合を持つ階層型ニューラルネットワークである。その形態にフィードバック結合を拡張させたものが Fig 1 (b) に示すリカレントニューラルネットワークである。実際の生物の神経細胞は網の目のように非対称な並列結合をしており、多くの記憶容量をもつ。リカレントニューラルネットワークは、生物本来の神経細胞に近いものであり、情報を多くの結合係数に分割できるために記憶容量が多い。



(a) Layered neural network

(b) Recurrent neural network

Fig.1 Neural network

時系列データの処理においてリカレントニューラルネットワークは特に有効である。リカレントニューラルネットワークは、時間 t の入力値に対する出力値が時間 $t + 1$ の入力値になる。リカレントニューラルネットワークは各入力データが互いにつながりのあるデータとして取り扱われるため、入出力パターンだけで

Key Words: リカレントニューラルネットワーク, 振動制御

連絡先: 〒564-1095 大阪府高槻市霊仙寺 2-1-1

なく、各入出力間の時間的変動パターンも同時に学習することが出来る。仮に、フィードフォワードのみの結合を持つ階層型ニューラルネットワークでこのような機能を実現させるためには、記憶すべきデータに比例する層が必要となり効率が悪い。

3. リカレントニューラルネットワークの振動制御システムへの応用

入力値は、構造物から検出された現在の風速、振動の変位、振動の速度、1ステップ前で出力された制御力、1ステップ前の各入力値であった風速、振動の変位、振動の速度である。出力値は構造物の振動に対する制御力とする。

まず、学習について説明する。時間 t_0 における入力値は構造物の周辺の風速と振動変位と振動速度である。このときの1ステップ前の各入力値は0とする。そして、ネットワーク内の情報を初期設定するために、学習はせず出力値のみを算出する。時間 $t + 1$ において時間 t_0 で入力したデータを1ステップ前のデータとして入力し新たなデータを現在の入力値として設定する。そして、同じように出力値を算出し、ここから出力値と教師データとの二乗誤差で学習を始める。

実時間リアルタイム学習においても同様の処理を数値計算によって行なう。しかし、実際の構造物に適用した場合、教師データと同様のものが存在しないため、学習を行なうことができない。そこで、本研究では、運動方程式から導き出された、制御された振動変位から簡単な関数により導き出された理想となる制御力を仮想教師データとして学習を行なう。例えば、そのときの制御力が正であり、制御の結果の振動変位が正であったとき、制御力が理想的な制御力よりも小さいということであり、このときの仮想教師データは制御力より正の方向に大きな値とする。

4. 適用例

適用する地点の外力の影響や無制御時の振動速度や無制御時の構造物の振動速度や振動変位などは測定されていると仮定し、入力値は観測された最大振動変位、最大振動速度、最大風速の5%で正規化して適用する。この際、用いた構造物のモデルと外力のモデルはそれぞれ Table. 1, Table. 2 に示す通りである。

乱数により求めた結合係数を使用するため、最初に、同じ外力のデータを用いて試行を10回行ない、結合係数の初期値の影響が少ないことが確認された。そこで、学習データと異なる外力のデータを用いて実時間リカレント学習による結果と、学習無しの結果の比較検討を試みた。その結果、振動変位の変化、振動速度の変化はともにリカレントニューラルネットワークの有効性が示された。

Table.1 Structure's parameter

Parameter (unit)	Value
Mass (tf)	3.06
Stiffness (tf/m)	483.2
Damping coefficient (tf·sec/m)	0.678

Table.2 External force parameter

Parameter (unit)	Value
Air density (kgf·sec ² /m ⁴)	0.125
Wind velocity coefficient	2
Effect angle (degrees)	90
Surface area (m ²)	200

5. おわりに

今後、実際に模型実験を行ない、数値計算により示された、構造物の振動制御におけるリカレントニューラルネットワークの有効性の実証を試みる。

参考文献

- 1) 山口 宏樹 : 構造振動・制御 , 共立出版 , 1996