

CS-106

リカレントニューラルネットワークを用いた 構造物の振動制御に関する研究

関西大学大学院 学生会員 白石 博和
関西大学総合情報学部 正会員 古田 均
関西大学総合情報学部 宮原 由紀

1. まえがき

近年、構造物が巨大化・高層化していく傾向がある。さらに、我が国は台風や地震など自然災害が多く、人々の安全性を確保するために、構造物のアクティブ振動制御が注目されている。これは、パッシブ振動制御とは違い、最適制御ルールを基に制御力を導き、そしてその制御力を直接構造物に作用して制御を行なうものである¹⁾。しかし、一般的に構造物の振動の原因となる外力は地震や風など時間的変化をする動的な外力であるため、制御ルールを最適化することは非常に困難である。

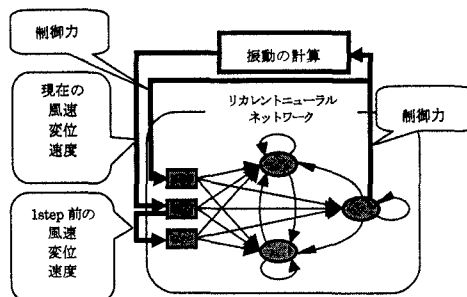
本研究では、リカレントニューラルネットワークを適用することで、制御ルールをリアルタイムに学習できるシステムの構築を試みた。学習方法としては、実時間リカレント学習 (Real Time Recurrent Learning : RTRL) 法を用いた。さらに、構築したシステムを使い簡単な数値シミュレーションを行い、有効性について検討した²⁾。

2. リカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network) ²⁾

ニューラルネットワークとは、生物の神経回路網をコンピュータ上で模擬したものであり、複数のニューロン（神経細胞）を結合させることにより実現するものである。特徴としては以下のことがあげられる。第一に、ネットワークの構造が単純であり学習が容易に行えること、第二に並列的処理であること、第三に、学習機能を持つため、例から学習することができること、第四に、柔軟性があり、パターン認識、予測、最適化問題などの分野への応用展開が活発化していることである。しかし、精密な計画・設計や制御、深い再帰を必要とする記号処理に対しては不向きである。さらに、内挿型であるため、範囲外の値に対しては、望ましい出力を求める正確性に欠けるという欠点もある。

本研究で適用するリカレントニューラルネットワークは、フィードフォワードの階層型ネットワークにフィードバックを取り入れたものである。つまり、これまでの階層型ネットワークの時空間への一般化とみなされ、時空間情報の取り扱いを可能にすることができるため、時系列予測等に適しているといわれている。

また、代表的な学習方法として誤差逆伝播法を適用するBPTT (Back Propagation Through Time) と誤差の逆伝播を行わないで実時間で結合荷重の更新を行うRTRL (Real Time Recurrent Learning) の2つがある。RTRLはBPTTに比べて学習機能は劣るが、学習時間が短いことから本研究では後者を適用した。



3. 振動制御への適用 ^{3), 4)}

図-1は本研究の振動制御システムの概要である。出力層のユニット数は1であり、構造物の振動に対する制

図-1 振動制御システムの概要

キーワード：振動制御、リカレントニューラルネットワーク、RTRL

連絡先：〒569-1095 高槻市豊仙寺町 2-1-1 TEL0726-90-2483 FAX0726-90-2483

御値とする。入力層のユニット数は7つであり、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、前ステップの出力された制御力、そして前ステップの入力値であった風速、振動の変位、振動の速度である。本研究の数値シミュレーションでは、構造物は振動運動方程式をルンゲクッタ法で解析した結果を用いた。逐次学習のための教師データは、運動方程式から導いた振動の変位と制御力を簡単な関数により処理したものを仮想教師データとして利用し学習をした。

学習は、0.05 秒ごとの 1 万件の風速データを入力値として 1 万回繰り返し、振動制御に最適なユニットの重みと閾値を構築する。実行は学習時に構築した重みと閾値を基にネットワークを構築し、学習時の風速のデータとは異なる 0.05 秒ごとの 1 万件の風速データを基に解析する。

数値シミュレーションに用いたパラメータを表 - 1 に示す。図 - 2 は台風時の風速データを用いた実行結果である。非制御時の変位が比較的大きいが、制御時の振幅がより減少していることがわかる。図 - 3 は季節風の風速データを用いた実行結果である。常時の風速においても、制御時の振幅がより減少していることがわかる。

表 - 1 数値シミュレーションにおけるパラメータ

設定項目	パラメータ
構造物の質量	3.06(tf)
表面積	10×20(m)
剛性	483.2(tf/cm)
減衰定数	0.768(tf・sec/m)
空気密度	0.125(kgf/sec ² /m ⁴)

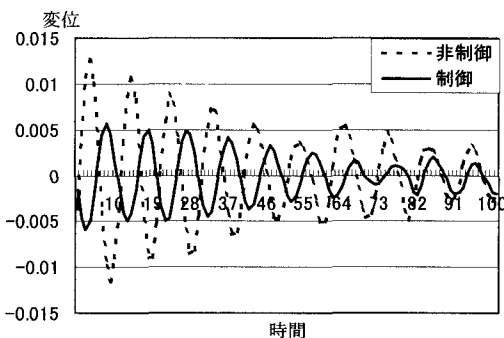


図 - 2 台風時のデータを用いたの実行結果

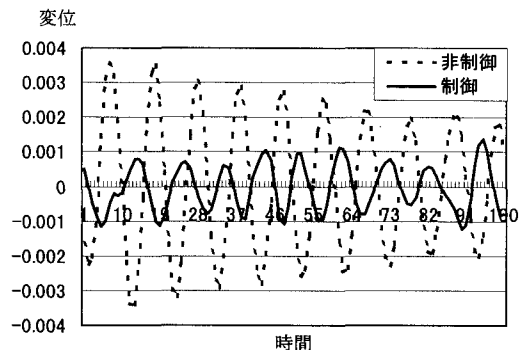


図 - 3 季節風のデータを用いたの実行結果

4. あとがき

本研究は、一般に制御など時間変化する問題に対しては不向きであるニューラルネットワークを適用し、数値シミュレーションにより有効性を検討した。非制御時と比べ、リカレントニューラルネットワークによって制御されている時のほうが、振動が減少した。このことは、リカレントニューラルネットワークが、制御に適用可能であることを示している。

また、今後の課題としては、学習にかかる時間の短縮、より制御の精度をあげることが考えられる。さらに、今回は数値シミュレーションによる解析であるが、今後、実験による解析を行う予定である。

参考文献

- 1) 山口宏樹：構造振動・制御，共立出版株式会社，1996
- 2) 坂和正敏，田中雅博：ニューロコンピューティング入門，森北印刷株式会社，1997
- 3) 黒江康明：リカレントニューラルネットワークの学習法，システム／制御／情報，Vol. 36, NO. 10, pp. 634～643，1992
- 4) 内山匡，下原勝憲：リカレントニューラルネットワークのための実時間学習アルゴリズム，電子情報通信学会論文誌 D-II Vol. J73-D-II No. 8 pp. 1158～1163 1990，