

複数環境に適応するニューラルネットワーク†

6K-09

三枝 亮* 橋本周司**

*早稲田大学理工学研究科

**早稲田大学 理工学部応用物理学科

1. はじめに

観測される時系列信号が定常であるような環境が複数存在し、それらの環境が入れ替わる状況において、各環境の同定^[1]及び時系列予測を行なう問題がある。本論文では、環境の数と入れ替わる順序が未知である場合に、観測される時系列信号から環境同定と各環境に応じた時系列信号予測を行なう手法を提案する。

2. 時系列信号の環境同定

外部環境から信号を観測するとき、特定のダイナミクスに従う信号を環境信号と呼ぶことにする。この環境信号は、ダイナミクスを支配するパラメータの値が不連続に変化すると、定常信号を前提とした時系列予測および環境同定は困難になる。

例えば、医療において不整脈や不整呼吸の時系列信号により異常検出をする問題では、血圧や呼吸のリズムは個人によって異なるので、正常信号と異常信号を決定することは一意的にはできない。

ここでは、このような問題を解決するために、観測される各時系列信号を予め学習し、それらをラベル付けすることで現在どの環境下にあるかを同定するニューラルネットワークを提案する。

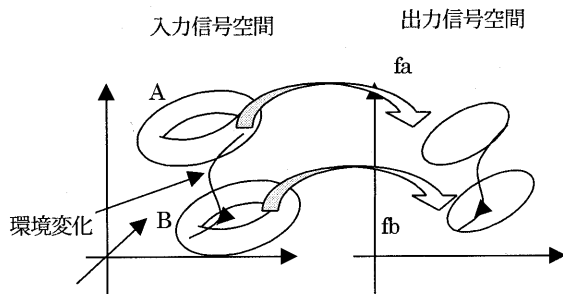


Fig.1 入力, 出力信号空間の概念図

3. ネットワーク構成

Fig.1では、環境信号Aと環境信号Bがある周期的なダイナミクスに従う場合において、入力信号空間上の環境信号と出力信号空間上の対応する予測信号を示している。環境変化がランダムに発生する場合(図では入力信号が環境信号Aから環境信号Bに変化する場合)、環境変化の際に環境Aに適応していた予測システムが環境Bに適応すると、既に環境Aに適応した状態を破壊することになる。従って、再び環境Bから環境Aに戻ることがあれば、再適応が必要となる。

このような場合に、以下のネットワークおよびアルゴリズムにより環境信号Aと環境信号Bを別々のモジュールに適応させ、ランダムな環境変化に対して適応するモジュールを切り替えるとよいと考えられる。各モジュールの学習は、環境に最適な勝者のみが学習を行なうWTA(Winner Takes All)学習法を採用する。

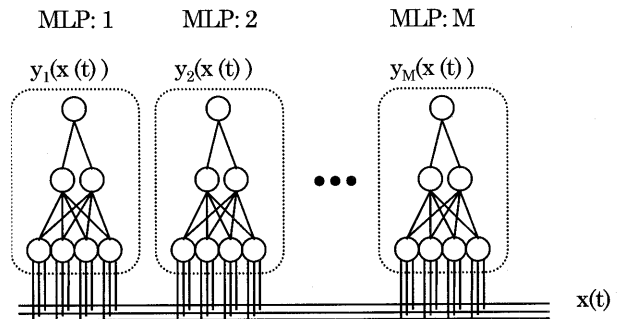


Fig.2 ネットワーク概念図

$$E = \{T(x(t)) - y(x(t))\}^2 / 2 \quad (1)$$

$$w_{ji}^l(t+1) = w_{ji}^l(t) - \eta \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial w} \quad (2)$$

E : 予測誤差, $x(t), y(t), T(x(t))$: 時刻 t での入力, 出力および教師信号, w_{ji}^l : 第 l 層 j 番目素子と第 $l-1$ 層 i 番目素子との結合係数, η : 学習率

(ネットワーク)

多層型パーセプトロン (MLP) を一次元的に並列に配置する (Fig.2). それぞれは誤差伝播学習法^[2] (バックプロパゲーション学習法) により信号を学習させる。

† Neural Networks that Adapt Switching Environments, *Ryo SAEGUSA, **Shuji HASHIMOTO, *Graduate School of Science and Engineering, Waseda University, **Department of Applied Physics, School of Science and Engineering, Waseda University

(アルゴリズム)

1. 環境から得られた信号長Mの連続した時系列信号を各モジュールに入力し、出力を計算する。
2. 次の時刻の時系列信号を教師信号とし、最も近い信号を出力したモジュールを最適モジュールとし、ネットワーク全体の出力をこのモジュールの出力とする。
3. 現在の時刻の環境に最適なモジュールにこの教師信号を学習させ、他のモジュールは学習を行わない。

4. 計算機シミュレーション

下のロジステック写像で生成される時系列信号を環境信号として、MLPモジュール数5のネットワークにより学習を行なった。ただし、パラメータ a は環境により定まる定数とする。

(信号生成規則)

$$x(t+1) = a \cdot x(t) \cdot (1 - x(t)) \quad (3)$$

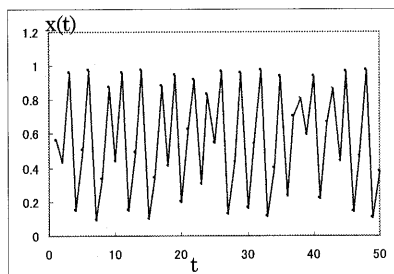


Fig.3 環境信号

(シミュレーションで用いた数値)

MLPモジュール: 3層, 入力層20, 中間層20, 出力層1の素子数. 初期結合係数は[-0.3,0.3] 区間内の一様乱数. 全モジュール数5.

学習回数: 1000回. 入力ベクトル長20

環境変化: 200回ごとに環境信号A($a=3.0$), B($a=3.8$)を入れ換える.

シミュレーション実験によると、MLPモジュール1は環境信号A, MLPモジュール2は環境信号Bに適応している。学習後各モジュールが適応した環境信号をラベルづけしておけば、ネットワークに入力される環境信号に対して最適なMLPモジュールを見ることが環境信号を同定することが可能である。

5. むすび

観測される時系列信号が定常であるような環境が複

数存在し、それらの環境が入れ替わる状況において、本論文では、観測される時系列信号から環境同定を行なう手法を提案した。

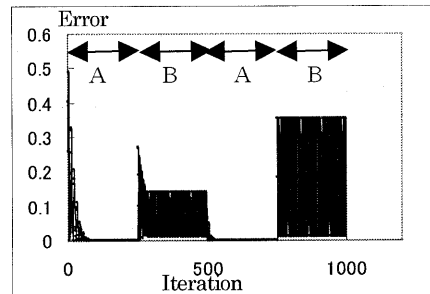


Fig.4 モジュール1の予測誤差

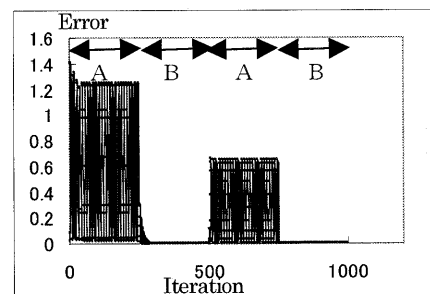


Fig.5 モジュール2の予測誤差

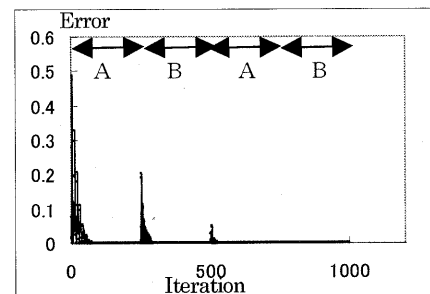


Fig.6 ネットワークの予測誤差

シミュレーション実験により、複数の環境信号から得られる時系列信号を、時系列予測により現在の環境がいずれであるかをラベル付けされたMLPモジュールを参照することにより、同定することができた。今後は、環境信号として音素データを用いた連続した音声からの音素の同定を考えている。

参考文献

- [1]. T Kohonen, S. Kaski, H.Lappalainen, Self-Organization formation of various invariant-features filters in the adaptive subspace SOM, Neural Computation, Vol.9, No.6, p.1321-44,(1994)
- [2].T Kohonen, 徳高平蔵 訳, 自己組織化マップ, シュプリンガーフェアラク,(1996)
- [3]. D.E.Rumelhart et al., Parallel Distributed Processing (P.D.P.), (1986)