

集団型リカレントニューラルネットワークを用いた NIRS 信号解析

Analysis for NIRS signal using Recurrent Neural Network with Ensemble Learning.

中台光洋[†] 大枝真一[‡]

Mitsuhiro NAKADAI Shinichi OEDA

木更津工業高等専門学校 情報工学科[†] 木更津工業高等専門学校 情報工学科[‡]

Information Engineering Course, Kisarazu National College of Technology[†]

Department of Information Engineering, Kisarazu National College of Technology[‡]

1. まえがき

これまで神経難病患者とのコミュニケーションを目指し、患者の顔の運動機能を利用した装置の開発がなされてきた。しかしこれらの方法では症状が進行し、その運動機能すら失われるとコミュニケーションをとることが適わなくなる。

そこで、運動機能の低下後でも活動を続けている脳機能を近赤外光トポグラフィ (Near-Infrared Spectroscopy: 以下 NIRS) を用いて計測し、NIRS 信号の解析を行うことで意志疎通を図ろうとする研究に着目した。しかし NIRS 信号には本来得たいタスク成分と必要のないノイズ成分とが混在し、有効な識別手法が確立されていない。そこで本研究では時系列データを分類可能な集団学習型リカレントニューラルネットワークを用いて NIRS 信号の解析を試みる。

2. 集団型 RNN

2.1 階層型ニューラルネットワーク

脳の神経回路をモデル化したものをニューラルネットワーク (Neural Network: 以下 NN) といい、入力層、中間層、出力層の 3 種類の層から構成される。NN の性質は、ニューロン間の結合の仕方と結合の強さによって左右され、NN における学習とは結合の強さを修正することを指す。入力層と出力層は共に 1 つの層からなる。中間層は複数の層であっても構わないが、最低 1 層あれば非線形問題の学習が可能であることが知られている。

一般に、階層型 NN の学習では教師あり学習の 1 つである誤差逆伝播法を用いる。

2.2 リカレントニューラルネットワーク

本研究で用いる Elman 型リカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network: 以下 RNN) は階層型 NN に Context 層を追加し、中間層からの出力が Context 層への入力となり、これをフィードバックすることで時系列データを保持し、学習を可能とする。学習後、過去のデータを入力すると未来のデータを予測できる。図 1 に Elman 型 RNN を示す。

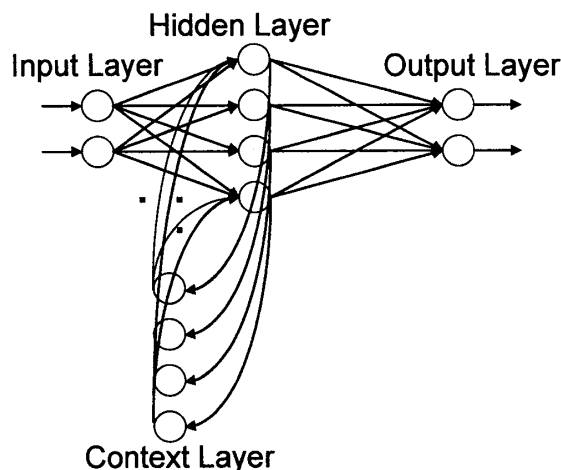


図 1. Elman 型リカレントニューラルネットワーク

2.3 集団型 RNN

本研究では複数の時系列データに対して同じ数の RNN を用意し、それぞれが時系列データを学習する。学習後の RNN では現在時刻 x_t から x_t までの時系列データをそれぞれ RNN に入力し、未来時刻 x_{t+1} の値を算出する。次に実際のデータを観測し予測したデータとの誤差 e を求め、最小誤差を保持する RNN がどれかによって時系列データを分類する。分類手法を図 2 に示す。

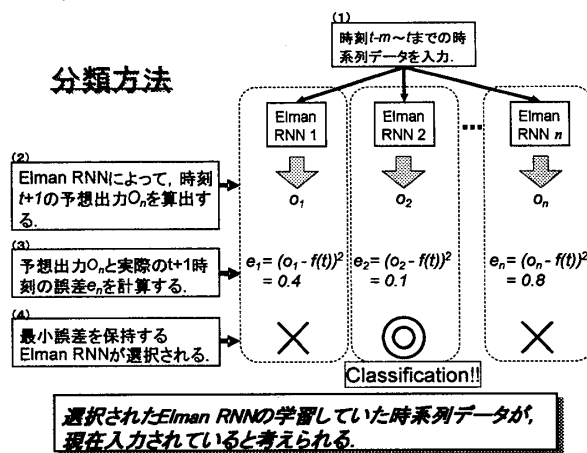


図 2. 集団型 RNN の分類方法

3. 時系列データの分類実験

3.1 sin波と対数関数の学習実験

集団型 RNN により、脈波のようなノイズを含む時系列データを分類できる事が先行研究により明らかになっている[2]. そこで分散 0.15 の正規乱数を乗せた sin 波を RNN に学習させた後、入力波形と出力波形を比較し、正しく学習が行われているかの検証を行った。また対数関数についても同様に実験し、sin 波の 7~8 割、対数関数の 9 割をそれぞれ学習することが可能である結果を得ることができた。この学習の様子を図 3、図 4 に示す。

3.2 NIRS 信号の学習と分類

被験者からトレーニングデータとテストデータの 2 種類の NIRS 信号を採取した後、トレーニングデータを 1 つ目の RNN に学習させ、被験者の 2 つ目のトレーニングデータを RNN に学習させる。テストデータは被験者の NIRS 信号を織り交ぜて作成し前述の学習済みの 2 つの RNN に入力し、誤差の小さい方の RNN を選択することによって信号の分類を行う。トレーニングデータとなる代表的な NIRS 信号を図 5 に示す。

4. まとめ及び今後の課題

現在、提案手法を用いて NIRS 信号の学習を行おうとしているが、学習精度に問題があることが予想される。NIRS 信号は図 5 からわかるように実験 3.1 で使った sin 波よりもノイズ成分が多量に含まれているため、タスク成分とノイズ成分と分類することが困難であろう。つまり分類を行うための計算量が増大し、その結果膨大な計算時間を要することが容易に推測される。

そこで、本研究ではグリッドコンピューティングシステムを用いて NIRS 信号に要する計算時間の短縮を図ることを考えている。

謝辞 本研究は双葉電子記念財団平成 19 年度自然科学研究助成金 No.7357 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1]坂和 正敏, 田中 雅博, “ニューロンコンピューティング入門”, 森北出版株式会社, 第 1 版, pp.25-39, 1999.
- [2]鈴木 友加里他, “リカレントニューラルネットワークの集団学習を用いた時系列データ分類手法”, 電子情報通信学会 2006 総合大会講演論文集, D-12-90, 2006.

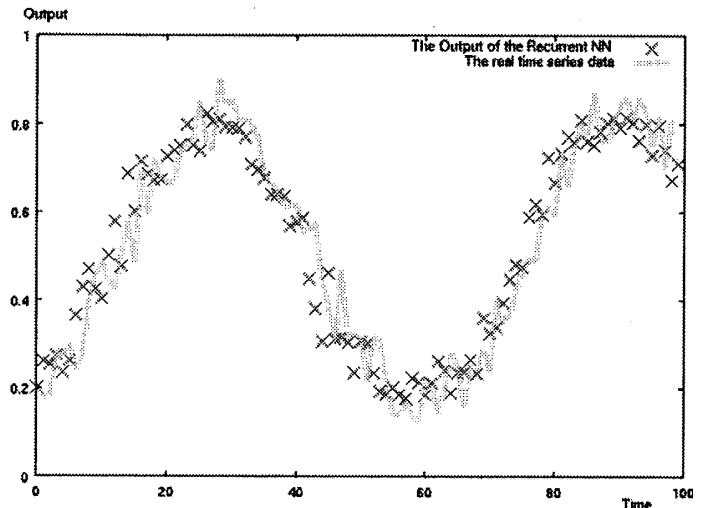


図 3. ノイズを含んだ sin 波の学習の様子

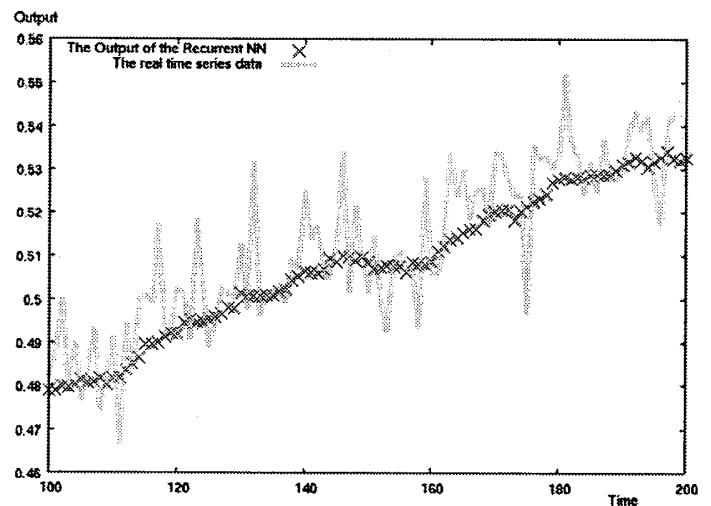


図 4. ノイズを含んだ対数関数の学習の様子

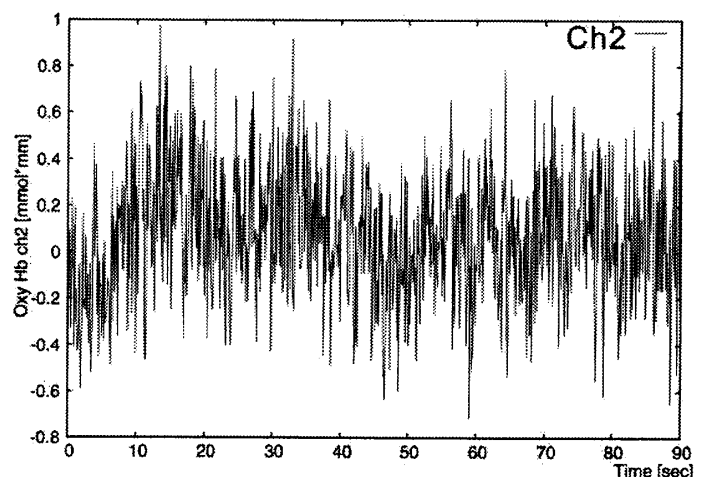


図 5. 代表的な NIRS 信号