

誤差収束型ニューロンネットワークシステムを用いた心電図予測

小早川 俊祐[†] 横井 博一[†]

九州工業大学大学院生命体工学研究科[†]

1. まえがき

ニューロンネットワーク (NN) は、入力信号と教師信号の間に相関関係がなければ、学習できない。したがって、入力信号と教師信号との間に相関と無相関の成分が混在する場合、無相関成分は学習できない。さらに、NN の学習能力が低い場合、入力信号と教師信号との間の相関成分は、完全に学習できない。そこで、この相関成分を完全に学習するための唯一の手法である NN システムの誤差収束法とそれを適用した誤差収束型 NN システム (ECNNS) ^[1]がある。

ECNNS の応用が期待されるものとして、予測符号化に用いる予測器や非線形プラントシミュレータなどがある。筆者らは、これらの予測精度を改善するために、ECNNS 予測器 (ECNNSP) ^[2]を提案してきた。本研究では、以前、予測誤差が全くない正常洞調律心電図信号の完全学習によって得られた心電図信号予測システム用の 2 段の 2 次ボルテラ NN (2VNN) から構成される端数処理付誤差収束型 2VNN システム予測器 (EC2VNNSPR) の諸元を基に構成した別の EC2VNNSPR の学習汎用能力を評価する。ここでは、それと異なる被験者、標本周波数、量子化幅、信号データ長、最大振幅の正常洞調律心電図信号を用いて、EC2VNNSPR の計算機シミュレーションを行った。その結果、良好な完全学習が得られ、正常洞調律心電図信号に対する EC2VNNSPR の学習汎用能力が示された。

2. 計算機シミュレーション

2.1. 方法

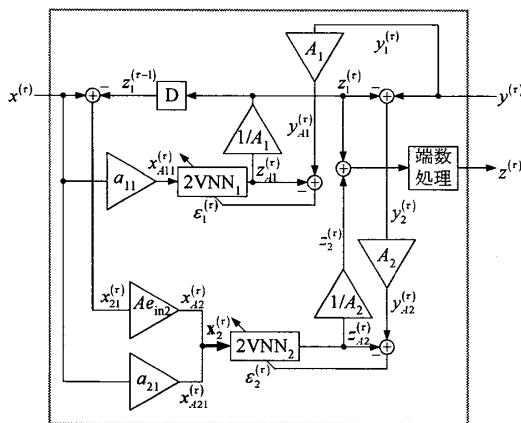


図 1. EC2VNNSPR

Electrocardiogram Prediction Using Error Convergence-type Neuron Network System

[†] Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

計算機シミュレーションでは、図 1 に示す 2 段の 3 層 2VNN から構成される EC2VNNSPR へ空間方向が 1 次元の時系列パターンを入力信号 $x^{(r)}$ と教師信号 $y^{(r)}=x^{(r+1)}$ の組合せを与え学習させる。ここで、 τ は離散時間、 $2VNN_i$ は i 段目の 2VNN、 x, y, z は EC2VNNSPR の入力信号と教師信号と出力信号、 y_i, z_i, ε_i は $2VNN_i$ の教師信号と出力信号と誤差信号、 x_{A1}, y_{A1} は $2VNN_i$ の増幅後の入力信号 x と教師信号、 x_{21} は $y_2^{(r-1)}$ 、 x_{A2} は $2VNN_2$ の増幅後の入力信号 x_{21} 、 x_2 は $2VNN_2$ の入力信号ベクトル、 z_{A1} は $2VNN_i$ の復元前の出力信号、 a_{i1} は $2VNN_i$ の入力信号 x の増幅率、 Ae_{in2} は $2VNN_2$ の入力信号 x_{21} の増幅率、 A_i は $2VNN_i$ の教師信号の増幅率、 D は遅延素子を示す。

学習用信号として、MIT-BIH No.16786 の正常洞調律心電図信号の開始から 2,220 個を用いる。この心電図信号は、標本周波数 128Hz、量子化幅 5×10^{-3} mV で記録されている。この心電図信号を図 2 に示す。各段の 2VNN は、過去の研究結果 ^[3] から得られた EC2VNNSPR の緒元を基に、中間層数、素子数、フィルタ長を決定する。フィルタ長は、標本周波数の倍率に従って、1.28 倍する。ここでの EC2VNNSPR の学習は、1 段ごとと独立して仕上げる逐次学習とする。

一般的な逐次学習は、 $2VNN_1$ へ空間方向が 1 次元の時系列パターンを入力信号 $x^{(r)}$ と教師信号 $y_1^{(r)}=x^{(r+1)}$ の組合せを与え学習させる。次に $2VNN_1$ の出力信号を EC2VNNSPR へ与えた教師信号のレベルへ復元した信号と EC2VNNSPR の教師信号から得られた誤差信号を $2VNN_2$ の教師信号とする。そして、 $2VNN_2$ へ空間方向が 2 次元の時系列パターンを入力信号 $x^{(r)}, x_{21}^{(r)}$ と空間方向が 1 次元の時系列パターンの教師信号 $y_2^{(r)}=x_{21}^{(r+1)}$ の組合せを与え学習させる。

実際学習では、先頭から 300 個のデータを初期入力後、入力信号と教師信号の対を 1 回提示する。この過程を 1 学習サイクルとし、これを繰り返す。表 1 に各段の 2VNN の学習条件を示す。ここで、予測係数の初期値は、指数平滑法を用い、その他の初期値は、試行 1 回ごとに擬似乱数で決定される。学習は、異なる 6 個の勾配法項の学習強化係数を用いて 3 回行い、その結果得られた平均 RMSE を比較する。ここで、 $2VNN_2$ の教師信号は、最小平均 RMSE を実現した $2VNN_1$ の出力を用いて得る。そして、最小平均 RMSE を実現した $2VNN_2$ の出力とそれと同時刻の $2VNN_1$ の出力を EC2VNNSPR へ与えた教師信号のレベルへ復元して加算する。最後に、この加算後の出力の小数点以下 4 桁目を四

表1. 各段の2VNNの学習条件

段数		1段目	2段目
学習則		2VNNの学習則	
初期値	結合荷重	-0.3~0.3	
	しきい値	-0.3~0.3	
	予測係数 σ_1	0.7×0.3 ²	
	予測係数 σ_2	0.7×0.3 ² ×0.7×0.3 ²	
中間層素子数		4	10
フィルタ長		69	64
学習強化係数	勾配範囲	10 ⁻⁵ ~1	
	法項間隔	10倍	
慣性項		0	
出力係数		1	
学習サイクル		30,000	
試行回数		3	

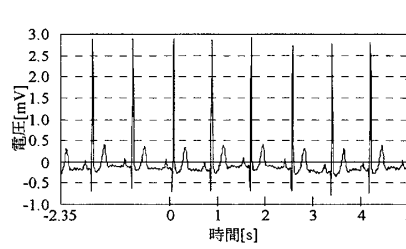


図2. 学習用心電図信号

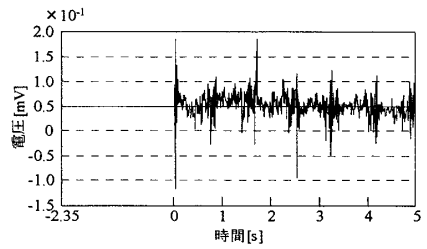


図3. 2段目の学習用誤差信号

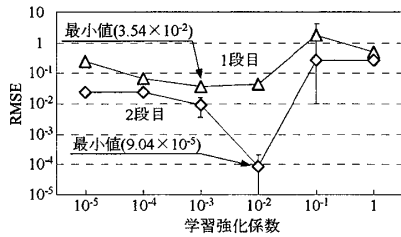


図4. 勾配法項学習強化係数に対する平均RMSEと標準偏差

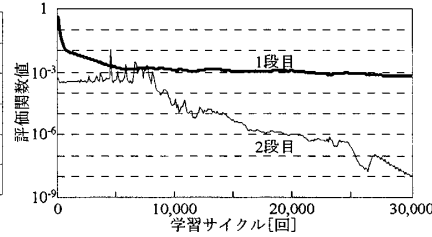


図5. 学習サイクルと平均評価関数値との関係

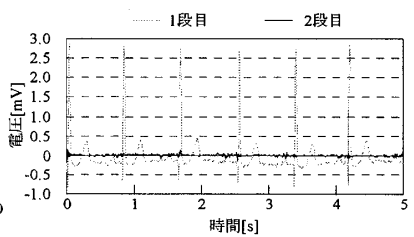


図6. 1段目と2段目の出力信号

捨五入する端数処理を行う。その結果得られる出力を EC2VNNSPR の出力とし、予測精度を評価する。

2.2. 結果

図 3~6 に計算機シミュレーションの結果を示す。図 3 は、2VNN₁ の学習後、最小平均 RMSE を実現したときの出力信号を基に得た 2VNN₂ の学習用誤差信号である。図 4 より、最小平均 RMSE を実現したときの各段の 2VNN の勾配法項の学習強化係数が得られる。図 5 は、2VNN₁ の学習が飽和したときの予測誤差を、2VNN₂ を用いることで、さらに小さくすることができることを示している。また、学習サイクルが 3 万回での 2VNN₂ の平均評価関数値の勾配は、さらに学習が可能であるかのように推測できる。図 6 の 2VNN₁ と 2VNN₂ の出力信号の和を端数処理することで、誤差がない EC2VNNSPR の教師信号が得られる。以上より、EC2VNNSPR の予測誤差がない完全学習が得られ、正常洞調律心電図信号に対する良好な学習汎用能力の確認ができた。

3. 考察

完全学習済みの EC2VNNSPR の学習汎用能力について考える。正常洞調律心電図信号は、被験者が異なっても、類似性が高く、一つの時系列信号パターンとしてとらえることができる。このため、異なる被験者の心電図信号予測システムを用いても、完全学習ができると予想されていた。今回、異なる被験者と標本周波数に対しても EC2VNNSPR は、良好な完全学習を実現した。これより、EC2VNNSPR は、正常洞調律心電図信号に対して学習汎用能力に優れていると考えられる。長時間の心電図信号に関し

て、完全学習が得られるならば、EC2VNNSPR だけで、その情報の保存機能を実現できる可能性がある。また、学習能力が高いと期待されている時間遅れ 2VNN(TD2VNN)などを用いた端数処理付 ECNNSP(ECNNSPR)1 台だけで、多数の被験者の心電図信号を多重保存する機能を実現できる可能性もある。

4. むすび

予測誤差が全くない正常洞調律心電図信号の完全学習によって得られた 2 段の 2VNN から構成される EC2VNNSPR の諸元を基に構成した別の EC2VNNSPR をそのときと異なる被験者と標本周波数と信号データ長の正常洞調律心電図信号を用いて学習を行った結果、良好な完全学習が得られた。これより、正常洞調律心電図信号に対する EC2VNNSPR の学習汎用能力が示された。今後の課題は、長時間の心電図予測を TD2VNN などを用いた ECNNSPR で完全学習を行い、その情報保存機能に関する有用性を示すことである。

参考文献

- [1] S. Kobayakawa and H. Yokoi, "Proposal of Error Convergence-type Neuron Network System," Presented Proc. to 2008 International Symp. on Intelligent Informatics, Kumamoto, Japan, pp.1-10, 2008.
- [2] S. Kobayakawa and H. Yokoi, "Proposal of Predictive Coding Using Error Convergence-type Neuron Network System," The Proc. of the ISCA 22nd International Conf. on Computers and Their Applications in Industry and Engineering, San Francisco, USA, pp.169-174, 2009.
- [3] S. Kobayakawa and H. Yokoi, "Predictor Using Error Convergence-type Neuron Network System and Its Application to Electrocardiogram," Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Contributing, pp.1-13, 2010.