

基于自适应神经网络模糊推理系统的心电信号检测^{*}

盛维涛¹, 张文君¹, 袁宇鹏², 苏航²

(1. 四川工程职业技术学院, 四川 德阳 618000; 2. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044)

摘要:心电信号是心血管疾病的重要诊断依据,探索新方法来处理心电信号对于医学诊疗具有重要的理论意义与实用价值。阐述了一种包含输入节点层、规则节点层、平均节点层、结论节点层和输出节点层的五层结构网络的自适应神经网络模糊推理系统(Adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS),并提出了基于 Sugeno 模糊理论、最小二乘法 and 梯度下降法的混合自适应学习算法来训练 ANFIS 中的神经网络的参数,来提高 ANFIS 系统的收敛性能。为验证 ANFIS 系统在心电信号检测中的有效性,通过原始心电信号的实测数据中的第一路腹壁混合信号(CECG)和最后一路母体心电信号(MECG)进行了 ANFIS 的网络训练,基于训练结果对于腹壁混合信号进行了实验预测分析,实验结果表明自适应神经网络模糊推理系统在心电信号的分析与预测中十分有效。

关键词:自适应神经网络模糊推理系统;心电信号;Sugeno 模糊理论;最小二乘法;梯度下降法

中图分类号:TP399

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2015)06-0140-05

在现代医学诊疗以及生理研究中,心电信号的特征点检测显示出十分重要的应用价值^[1]。心电信号是临床诊断心血管疾病的重要依据。现有诊疗技术中,心电信号等生物医学信号中存在严重的干扰、非线性以及背景噪声难题,例如肌电噪声、谐波分量、仪器噪声以及射频干扰等,往往会对于从带噪声信号的心电信号中发现有医学应用价值的有用信号造成很大的困难。因此,研究提取带噪声心电信号中的有用信号对于医学诊疗而言,具有深远的理论意义与实际应用价值^[2]。

心电信号诊断过程中,数据量十分庞大,造成了医生繁杂的图形识别工作,不仅人员易疲劳,而且经常出错。因此探索新方法、新技术来处理心电信号,提高诊断的准确率在现代科技医疗心电诊疗技术中具有显著的意义。早期的研究中,刘秀玲等^[3]针对心电信号的室性早搏问题提出了一种基于混沌特性和 BP 神经网络的自动诊断方法。Yeh 等人^[4]提出采用聚类算法来处理心律不齐问题,具有较高的精度。自适应神经网络模糊推理系统是 Jang 提出的一类结合了模糊推理系统与神经网络特点的更具先进性的智能算法^[5]。ANFIS 系统具有建模精度高、自适应能力强、泛化能力强、网络结构简单以及实现方便等特点。目前,ANFIS 系统在机器学习^[6]、瓦斯浓度预测^[7]、天线性能预测^[8]、多传感器数据融合^[9]等信息领域的各个方面均表现出了十分优秀的性能。

为提高现代医学诊疗方法的智能性和先进性,本文针对医学诊疗领域中的心电信号的识别问题,设计了一种基于智能型自适应神经网络模糊系统的心电信号检测方法,并借助实测心电信号对于该方法的性能检验。

1 自适应神经网络模糊推理系统

本节主要阐述自适应神经网络模糊推理系统的系统结构以及对应的学习算法。

1.1 自适应神经网络模糊推理系统结构

自适应神经网络模糊推理系统是一类结合模糊推理系统、神经网络的智能系统,其中模糊推理系统具有融合经验知识和启发知识的功能,神经网络则能够充分发挥其自适应、自学习等能力,自适应神经网络模糊推理系统充分展示了二者共同的优势。因此,自适应神经网络模糊推理系统在处理非线性系统^[10]等方面有着十分广泛

的应用。自适应神经网络模糊推理系统能够通过任意精度逼近任意线性以及非线性的数据,同时具有精度高、误差小、收敛时间短和所需训练样本少等特点,在自适应信号处理方面有着卓有成效的应用^[7]。

典型的自适应神经网络模糊推理系统的结构如图 1 所示^[11]。该系统涵盖了二输入、一输出以及两条规则的五层结构网络。网络中方形表示的是带有参数属性的自适应节点,圆形表示的是不带参数属性的固定节点。该 ANFIS 网络中的规则库有两条 Takagi-Sugeno 模糊模型的 if-then 规则组成,同一层节点具有相同的函数属性。

第一层(输入节点层):本层作用是用于模糊化输入变量 α_1 和 α_2 。每个节点均为拥有特定节点函数的自适应节点,本文选择广义钟型函数作为隶属度函数:

$$\mu_{A_i}(\alpha_1) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{\alpha_1 - c_{i,1}}{a_{i,1}} \right)^2 \right]^{b_{i,1}}}, i=1,2, \quad (1)$$

$$\mu_{B_j}(\alpha_2) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{\alpha_2 - c_{j,2}}{a_{j,2}} \right)^2 \right]^{b_{j,2}}}, j=1,2, \quad (2)$$

其中, α_1 和 α_2 是 ANFIS 网络的节点输入, $a_{i,1}, b_{i,1}, c_{i,1}$ 和 $a_{j,2}, b_{j,2}, c_{j,2}$ 分别是隶属度函数的前件参数的参数集,能够反映模糊集合中的不同隶属度函数。本层的节点输出函数可表示为:

$$O_i^1(\alpha_1) = \mu_{A_i}(\alpha_1), i=1,2, \quad (3)$$

$$O_j^1(\alpha_2) = \mu_{B_j}(\alpha_2), j=1,2, \quad (4)$$

其中, O_i^1 和 O_j^1 为节点输出,是模糊变量 A_i 和 B_j 的隶属度函数值,表示了的节点输入 α_1 和 α_2 对于 A_i 和 B_j 的隶属程度。

第二层(规则节点层):本层的节点是通过标以累乘符号(Π)表示的固定节点,本层的输入是本层所有输入信号的乘积:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(\alpha_1) \cdot \mu_{B_i}(\alpha_2), i=1,2. \quad (5)$$

第三层(平均节点层):本层的节点是以标以 N 的固定节点,节点的输出是激励强度与规则库中的激励强度之和的比值,

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i=1,2, \quad (6)$$

该比值标示将规则强度归一化。

第四层(结论节点层):本层的节点为带有节点函数的自适应节点,本层的节点输出可表示为:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i \alpha_1 + q_i \alpha_2 + r_i), i=1,2, \quad (7)$$

其中, p_i, q_i 和 r_i 为 ANFIS 的后件参数, f_i 是表示后件参数与系统输入乘积的符号。

第五层(输出节点层):本层的节点为带有节点函数的自适应节点,本文的节点输出可表示为:

$$O_i^5 = f = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1}^2 w_i f_i}{\sum_{i=1}^2 w_i}, i=1,2. \quad (8)$$

1.2 自适应学习算法

本文考虑一种基于 Sugeno 模糊理论^[12]、最小二乘法 and 梯度下降法的混合自适应学习算法来训练 ANFIS 中的神经网络的参数^[11]。基于 Sugeno 模糊理论的网络模型的推理结论中,系统输出同参数存在线性关系,本文利用最小二乘法 and 梯度下降法来递归计算网络线性参数。Sugeno 模糊理论的结构如图 2 所示。联合 (1)~(8)

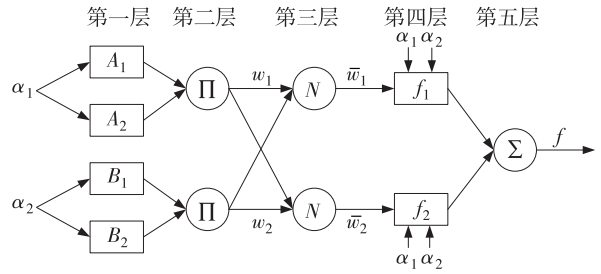


图 1 自适应神经网络模糊推理系统的典型结构

式,基于给定前件参数的情形下,ANFIS 网络输出可以表示为后件参数的线性组合关系:

$$f=\frac{w_1}{w_1+w_2}f_1+\frac{w_2}{w_1+w_2}f_2=\overline{w}_1f_1+\overline{w}_2f_2=$$
$$(\overline{w}_1\alpha_1)p_1+(\overline{w}_1\alpha_2)q_1+(\overline{w}_1)r_1+(\overline{w}_2\alpha_1)p_2+(\overline{w}_2\alpha_2)q_2+(\overline{w}_2)r_2。$$

(9)

2 基于自适应神经网络模糊推理系统的心电信号实验

本文取实测心电信号数据中的第一路腹壁混合信号(CECG)和最后一路母体心电信号(MECG)为自适应神经网络模糊推理系统的原始数据,2 500 组心电信号数据如图 2 所示。

其中前 2 000 组数据作为 ANFIS 的训练数据(图 3),后 500 组数据作为验证数据。仿真验证程序是在 Matlab(R2011b)上进行,自适应神经网络模糊推理系统进行心电信号检测的程序流程如图 4 所示。

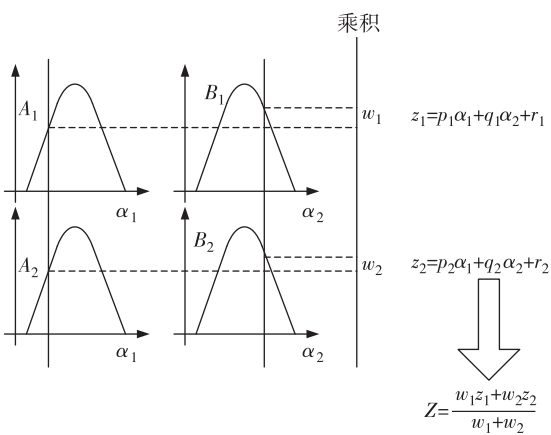


图 2 Sugeno 模糊模型结构示意图

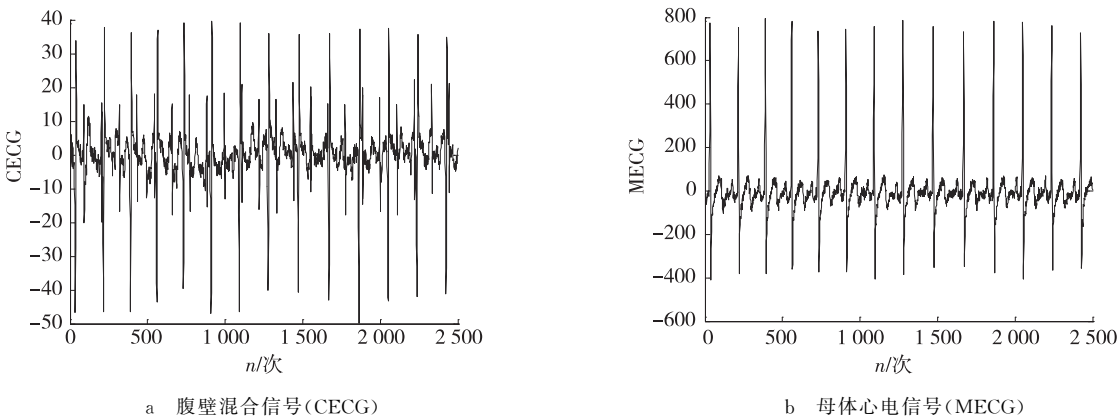


图 3 原始心电信号数据(2 500 组)

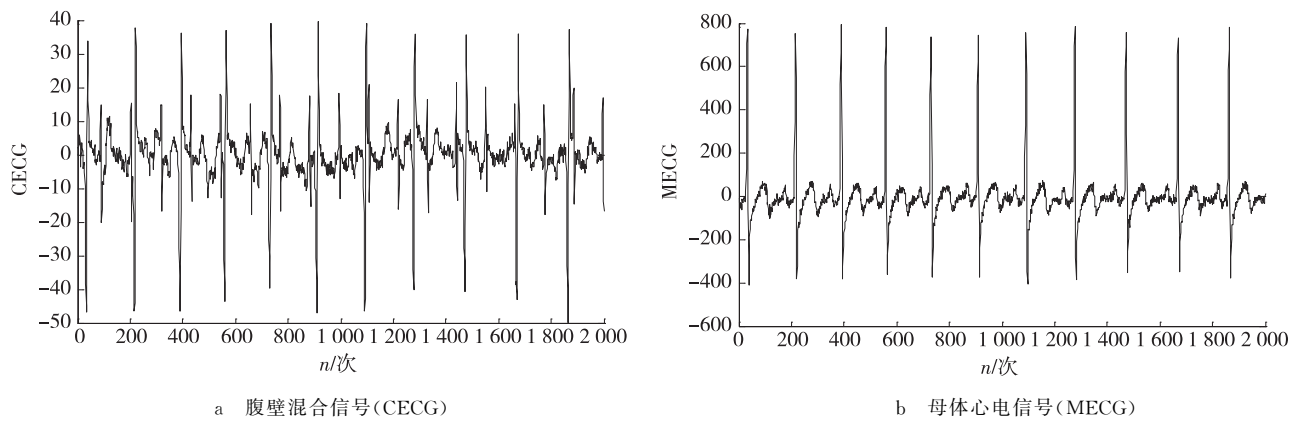


图 4 ANFIS 输入信号(2 000 组)

将 CECG 信号和 MECG 信号的原始数据作为 2 000 组训练样本来进行心电信号检测的 ANFIS 训练模型建模。Matlab 的 ANFIS 训练时长仅为 40.391 8 s。建模完成后,进行 ANFIS 的模型验证。模型验证过程中,仍然使用原始输入信号中的 MECG 信号作为输入信号来预测 CECG 信号值,预测结果及其误差图如图 5 所示。图中大部分误差绝对值在 5 以内,只有极少点的预测误差较大,但预测误差绝对值也仍小于 25。

由图 5(b)可以看出,在 CECG 处于峰值时,对于 MECG 信号的估计能力较好,此时的误差较小。为进一步分析和评价估计性能,本文采用 3 个性能评价指标进行说明,误差分析如表 1 所示。表中 MSE(Meansquareerror)为均

方误差, RMSE(Root mean square error)为均方根误差, MAE(Mean absolute error)为绝对平均误差。

利用本文阐述的自适应学习算法,对于 500 组心电信号的学习时长仅为 40.391 8 s, 具有较快速的学习能力。而学习算法的均方误差仅为 85.182 3,均方根误差仅为 9.229 4,绝对平均误差仅为 5.240 2。综上可得,本文采用的自适应神经网络模糊系统对于心电信号的学习能力较好,采用的混合自适应学习算法具有快速的收敛速度。

表 1 ANFIS 性能分析

训练时长	40.391 8/s
RMSE	9.229 4
MSE	85.182 3
MAE	5.240 2

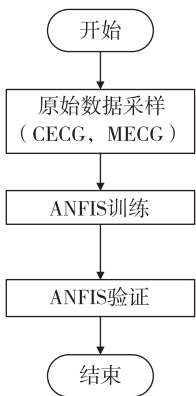


图 5 心电信号的 ANFIS 建模流程

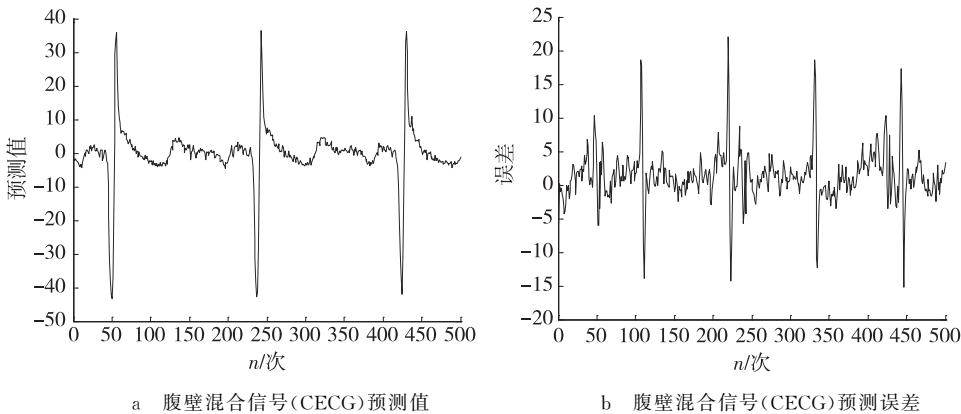


图 6 ANFIS 输出信号

3 总结与展望

本文针对医疗领域的心电信号的识别问题,提出了一种二输入、一输出的五层结构网络自适应神经网络模糊推理方法。基于 Matlab 平台,以实测心电信号中的 CECG 信号和 MECG 信号的原始数据作为 ANFIS 网络的输入,来进行网络建模训练。利用训练结果对 CECG 信号进行预测仿真,通过预测结果可以看出,本方法针对心电信号具有良好的预测效果。今后的研究中,将采用附加动量法等对于 ANFIS 网络中的前件参数进行优化改进,进一步提高网络的收敛速度。

参考文献:

[1] 段靖芳,郝莹. 基于小波变换和神经网络的心电信号 P 波检测[J]. 生物医学工程研究,2005,24(4): 209-211.
Duan J F, Hao Y. ECG P wave based on wavelet transform and neural network[J]. Journal of Biomedical Engineering Research,2005, 24(4):209-211.

[2] 张泾周,梁佳明,王艳芳,等. 基于自适应线性神经网络的心电信号滤波[J]. 陕西科技大学学报,2005,23(3):48-52.
Zhang J Z,Liang Jia M,Wang Y F,et al. Filtering of ECG signals based on adaptive linear neural network[J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology,2005, 23(3):48-52.

[3] 刘秀玲,杜海曼,吕方飞,等. 基于混沌特性和 BP 神经网络的室性早搏的自动诊断[J]. 河北大学学报:自然科学版,2014,34(4): 427-433.
Liu X L, Du H M, Lü F F,et al. Automatic diagnosis of premature ventricular contraction based on chaotic characteristics and BP neural network[J]. Journal of Hebei University, Natural Science Edition,2014,34(4):427-433.

[4] Yeh Y C,Chiou C W,Lin H J. Analyzing ECG for cardiac arrhythmia using cluster analysis[J]. Expert Systems with Applications,2012,39(1):1000-1010.

[5] Jang J R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. IEEE Transactions on System,1993, 23(3): 665-685.

[6] Al-hmouz A, Shen J, Member S,et al. Modeling and simulation of an adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS) for mobile learning [J]. IEEE Transactions on Learning Technologies,2012,5(3):226- 237.

[7] 张剑英,程健,侯玉华,等. 煤矿瓦斯浓度预测的 ANFIS 方法研究[J]. 中国矿业大学学报,2007,36(4):494-498.
Zhang J Y,Cheng J,Hou Y H,et al. Forecasting coalmine gas concentration based on adaptive Neuro-Fuzzy Inference

- System[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2007, 36(4): 494-498.
- [8] Pujara D, Modi A, Pisharody N, et al. Predicting the performance of pyramidal and corrugated horn antennas using ANFIS [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2014, 13: 293-296.
- [9] Depari A, Flammini A, Marioli D, et al. Application of an ANFIS algorithm to sensor data processing [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 1(2): 56-61.
- [10] Zhang Y, Chai T, Wang H, et al. An adaptive generalized predictive control method for nonlinear systems based on ANFIS and multiple models [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2010, 18(6): 1070-1082.
- [11] 王艳永, 邓方, 孙健. 改进的自适应神经模糊推理系统的角度传感器误差补偿方法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(10): 1342-1346.
- Wang Y Y, Deng F, Sun J. Improved adaptive neural-network-based fuzzy inference system angular sensor error compensation method [J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(10): 1342-1346.
- [12] 吕佳. 污水处理过程的模糊参数自校正控制器设计[J]. 重庆师范大学学报: 自然科学版, 2007, 24(1): 44-47.
- Lü J. Design of fuzzy parameter self-revised controller in municipal wastewater biology treatment process [J]. Journal of Chongqing Normal University: Natural Science, 2007, 24(1): 44-47.

Electrocardiograph Signal Identification Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

SHENG Weitao¹, ZHANG Wenjun¹, YUAN Yupeng², SU Hang²

(1. Sichuan Engineering Technical College, Deyang, Sichuan 618000;

2. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Electrocardiograph (ECG) signal is significant for the judgment of cardiovascular disease. It is great importance in studying the novel approach to deal with the electrocardiograph signals. An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) is presented in this paper to process the electrocardiograph signal, which consists of five network layers: input node layer, rule layer, average node layer, conclusion node layer and output node layer. An intelligent hybrid learning algorithm is proposed to identify the parameters of the ANFIS, which is mixed with the Sugeno fuzzy theory, least squares and gradient descent method. The effectiveness and convergence of the ANFIS can be improved by the hybrid algorithm. Experiment is carried out to test the estimation performance of ANFIS. Two channels of electrocardiograph signal are utilized as the system inputs of the ANFIS, which are the abdominal composite signal (CECG) and maternal electrocardiograph signal (MECG). ANFIS is applied to predict the CECG by the primary training. Experimental results demonstrate that the ANFIS has good performance in predicting the electrocardiograph signal.

Key words: adaptive neuro-fuzzy inference system; electrocardiograph signal; sugeno fuzzy theory; least squares method; gradient descent method

(责任编辑 游中胜)