

一种基于多层感知器的房颤心电图检测方法

蔚文婧¹, 王寻¹, 张鹏远¹, 颜永红^{1,2,3}

1. 中国科学院声学研究所语言声学与内容理解重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院新疆理化技术研究所新疆民族语音语言信息处理实验室, 新疆 乌鲁木齐 830011; 3. 中国科学院大学, 北京 100049

【摘要】目的:提出一种基于多层感知器(MLP)的新型房颤识别算法。**方法:**首先设计一种新型自适应的R波阈值检测算法,然后以R波位置和幅度为特征,MLP为分类器进行正常/房颤心电图识别。MLP的网络参数采用深层置信网络预训练算法进行初始化,最后用误差反向传播算法对MLP网络权重进行调整。**结果:**在单通道心电图数据集上对正常、房颤心电信号进行分类,本研究方法的灵敏度达96.00%,特异性为84.18%,平均识别率为90.09%。**结论:**这种基于MLP的心电识别算法准确率高、计算复杂度较低,可为房颤的智能诊断提供一种新方法。

【关键词】房颤;心电图;多层感知器;R波检测;深层置信网络

【中图分类号】R318;TP183

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)03-0332-05

Multilayer perceptron-based method for atrial fibrillation ECG detection

WEI Wenjing¹, WANG Xun¹, ZHANG Pengyuan¹, YAN Yonghong^{1,2,3}

1. Key Laboratory of Speech Acoustics and Content Understanding, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. Xinjiang Laboratory of Minority Speech and Language Information Processing, Xinjiang Technical Institute of Physics and Chemistry, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Objective To propose an atrial fibrillation (AF) recognition method based on multilayer perceptron (MLP). **Methods** Firstly, a novel R-wave detection algorithm based on adaptive threshold was designed, and then with the location and amplitude of R-wave as features, MLP was used as classifier to recognize the normal/AF electrocardiogram (ECG). The network parameters of MLP were initialized by deep belief network pre-training algorithm. Finally, the weights of MLP network were tuned by error back-propagation (BP) algorithm. **Results** The sensitivity, specificity and average recognition rate of the proposed method for the classification of normal and AF ECG signals on a single-channel ECG database were 96.00%, 84.18% and 90.09%, respectively. **Conclusion** The proposed algorithm based on MLP which has high accuracy and lower computation complexity can be a new method for the intelligent diagnosis of AF.

Keywords: atrial fibrillation; electrocardiogram; multilayer perceptron; R-wave detection; deep belief network

前言

房颤是最常见的心律失常,发生在1%~2%的普通人群中,可引起中风、心力衰竭、冠状动脉等疾病,有很高的发病率和死亡率^[1-2]。心电图(Electrocardiogram, ECG)检查是临床上医生诊断心

血管疾病的重要依据^[3-4]。但是房颤现象有时是突发性的,需要长时监测ECG才能确诊,因此,有必要利用人工智能技术对ECG信号进行深入分析,从而实现智能的房颤监测诊断。目前单导联的便携式ECG设备可随时随地进行操作^[5],结合智能识别技术,可在家庭、社区以及农村推广使用,实现房颤的智能筛查。

ECG自动诊断算法一般包含两个步骤:提取有效病理信号特征以及利用分类器进行正常/疾病的判别。在ECG波形中,QRS复合波特征最为明显,可作为后续特征查找的基准点,是ECG自动分析的关键环节^[6],也是可用于房颤识别的有效特征^[7-8]。R波检

【收稿日期】2019-10-03

【基金项目】国家自然科学基金(11590770-4, 31600868, 11774380)

【作者简介】蔚文婧,博士后,研究方向:医学信号智能诊断, E-mail: weiwenjing@hcl.ioa.ac.cn

【通信作者】张鹏远,博士,研究员,研究方向:语音识别、人工智能, E-mail: zhangpengyuan@hcl.ioa.ac.cn

测算法的研究至今已有几十年,识别R波的主要方法有:(1)信号变换法,一般有滤波器组法、差分法^[9]、小波变换法^[10]、香农能量(Shannon Energy)法^[11]、经验模态分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[12]、希尔伯特变换(Hilbert Transform)^[13]等。主要是根据ECG信号的特点进行相应变换,放大R波特征。其中,差分法是根据R波的高幅值、大斜率特点^[14],对ECG做差分滤波后用阈值判定R波位置,这种方法简单但抗噪性差;小波变换法主要根据小波系数中的模极大值过零点与信号中的奇异点相对应的关系来确定R波位置,对于工频干扰、一些低频干扰都可以得到较好的检测结果,检测率较高,但是计算量较大,时间代价较高;其他变换方法也有计算量较大,时间代价较高的问题。(2)数学形态学^[15],这是一种基于集合运算的非线性信号处理方法。基于信号的局部形状特征,可以保持信号的几何信息。这种方法计算过程简单,仅需做形态运算(开/闭)与比较(最大、最小运算)。该方法的检测精确性与结构元素的大小以及信号采样率等因素有关。(3)模板匹配法,即用一个标准的ECG信号建立一个模板,然后将模板信号与待检测信号对齐比较,并且每一步都必须计算整幅搜索子图和模板信号的相关系数^[16]。该算法运算量较大,实时性较差,难以对病理性的畸变R波进行检测。

对于房颤分类器,以往研究中的数据集偏小,一般使用二维点图线性分类^[17]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[18]等方法进行分类。随着便携ECG功能设备的普及,大量医学信号将开源发布,这些方法已不适用大数据集的分析。人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)作为一种通过模仿生物神经网络建立起来的计算模型,具有较好的自学习、建模能力和较强的鲁棒性能等,目前已有广泛的应用^[19-20]。

本研究针对单导联的ECG信号进行房颤研究,并从应用的角度出发,基于差分阈值法设计一种新型自适应的R波阈值检测方法,可直接对高通滤波后的ECG信号进行阈值判定,提取ECG中的R波位置和幅度做为特征。对于正常和房颤ECG的分类器将选择多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP),这是一种结构简单的ANN,其网络参数采用深层置信网络(Deep Belief Networks, DBN)预训练算法进行初始化,之后再用误差反向传播(Back-Propagation, BP)算法对MLP网络权重的参数进行精细调整。

1 自适应阈值R波检测算法

正常的标准ECG信号的每个周期是由P波、QRS波群、T波和U波构成,如图1所示。对于一个标准的ECG信号周期,R波是变化最剧烈的部分,而且蕴含着丰富的病理信息,R波的正确识别对病理ECG信号的识别有关键作用。

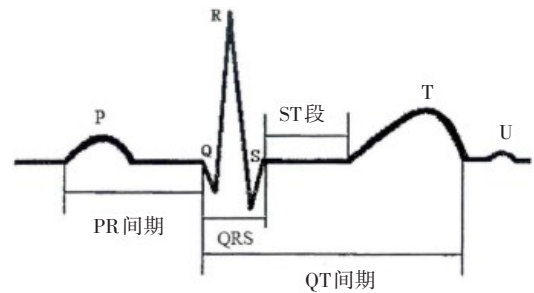


图1 标准ECG的一个心动周期

Fig.1 A cardiac cycle of the normal electrocardiogram (ECG)

本研究设计了一种自适应阈值检测R波位置的方法,计算量小,可有效检测R波位置以及负向规律极值点,如S波。具体流程为:(1)对ECG信号进行降采样,采样率降为50 Hz。ECG信号变换较慢,50 Hz采样率可满足R波的特征表现,低采样可以去除快速振动干扰并减少后续阈值判断次数。(2)对ECG信号进行5 Hz高通滤波。ECG信号比较微弱,仅为毫伏级,极易受环境的影响。在动态ECG信号的记录过程中,可能会伴随有电极接触噪声、工频噪声,以及人体自身呼吸、肌肉收缩引起的基线漂移和肌电干扰。高通滤波可去除肌点噪声干扰,得到平整的ECG基线;同时滤波有差分作用,可提高R波位置的幅度值。(3)在滤波后的ECG信号中找出正负极点。不同的导联方法和心脏异常都有可能引起QRS波的主波向下,因此要考虑负向的R波情况。(4)分别寻找针对正向和负向极值点的阈值。逐步增大阈值门限,大于阈值的极值点逐渐减少,选定阈值的条件为大于此阈值的极值点个数不再改变;同时考虑RR间期范围为0.5~2.0 s。

2 房颤检测MLP建模

ANN是一种区分性分类模型,通过学习可找到数据不同类的分类面。MLP是多个单层感知器的叠加,前一层神经元的输出组成后一层神经元的输入。由于输入特征简洁,研究样本数量有限,本研究采用3层MLP,只包含一个隐含层。采用全连接的网络,即网络中每层的神经元与前一层所有的神经元都互相连接。MLP输入层为R波检测算法得到的ECG正负向极值点信息,具体输入特征的计算方法为:(1)

对于得到的正向极值点的位置,求出每个RR间期,归一化正向极值点的RR间期,使其分布在 $[-1, 1]$ 范围;(2)归一化正向极值点的幅值,使幅值分布在 $[0, 1]$ 范围;(3)对于负向极值点的位置,求出每个RR间期并归一化,使其分布在 $[-1, 1]$ 范围;(4)归一化负向极值点的幅值,使幅值分布在 $[-1, 0]$ 范围;(5)按照30个正向RR间期、30个正向极值点幅值、30个负向RR间期、30个负向极值点幅值的顺序形成一帧特征,共120维,因此输入层为120个神经元。

隐含层的神经元个数为20,输出层是两个神经元,分别表示正常、房颤的概率。确定MLP的网络结构后,MLP的网络参数用DBN预训练算法进行初始化。预训练算法将每个相邻两层神经网络当作受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)进行无监督特征学习,并逐层学习每层的权重。网络参数初始化之后,再用误差BP算法对MLP网络权重的参数进行精细调整。图2为房颤检测MLP网络结构示意图。

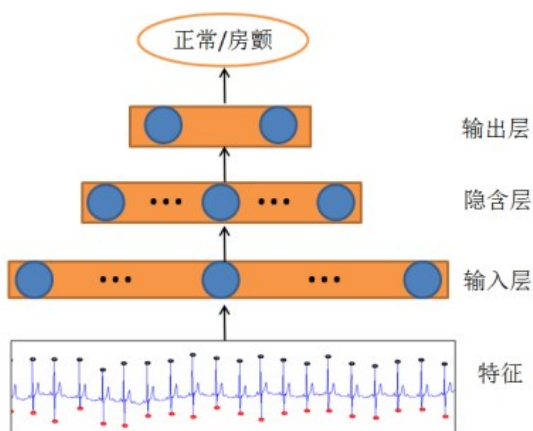


图2 房颤检测MLP网络结构示意图
Fig.2 Multilayer perceptron (MLP) architecture used for atrial fibrillation recognition

3 实验结果与讨论

3.1 R波定位实验结果与讨论

MIT-BIH心率失常数据库是目前全球通用的开源ECG数据集^[21-22],含有丰富的病理ECG数据并且对每个R波位置都有医学专家标注。本研究运用MIT-BIH心率失常数据对R波检测算法进行验证。图3是对数据库中含有强烈的噪声和基线漂移的ECG数据106的V1通道检测R波的结果。图3a中红色圈为数据库原始人工标注R波位置,图3b中黑色圈为本算法测得的R波位置。从图3可知,此段数据受到严重干扰,部分数据的R波特征点不明显,但是

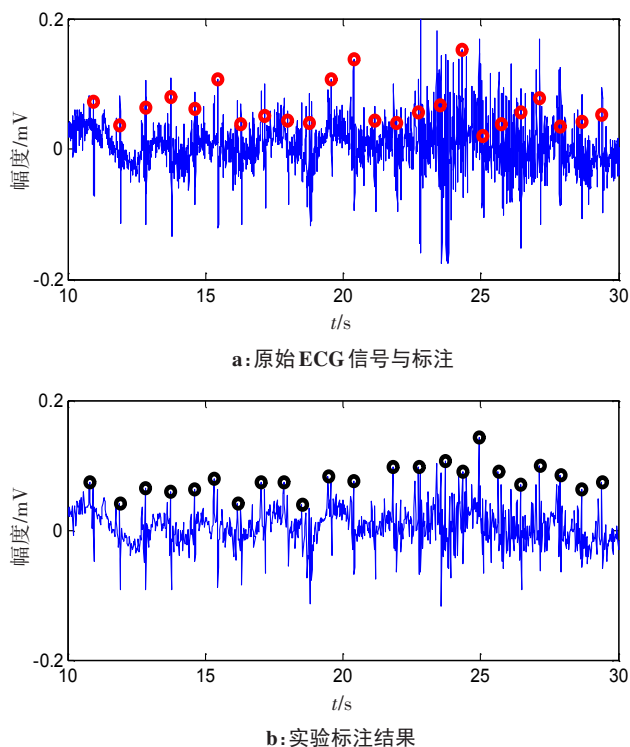


图3 106信号V1通道ECG波形
Fig.3 ECG wave of 106 signals in V1 channel

本算法通过降采样、高通滤波等简单步骤进行去噪后,运用自适应的幅度阈值可得到准确的R波位置。

此外,选取多组来自MIT-BIH心率失常数据库的ECG数据,把本算法的检测结果与数据库提供的R波的位置进行逐次比较。根据美国关于动态ECG分析算法标准ANSI/AAMI EC38,若由算法得到的QRS复合波检出点在标注时刻的150 ms范围内,则认为算法检测到的QRS复合波是正确的。本研究得出的检测结果如表1所示,平均检出准确率达98.59%,而且只有漏检,没有误检。部分漏检是由于病变导致R波严重失真,这样检出的RR间期就会增大,代表一定的病理信息。该算法实现简便,可为后续房颤识别提供快速准确的特征。

3.2 房颤识别实验结果与讨论

为了研究单通道ECG数据的房颤现象,本研究选择开源的PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2017训练集数据库^[6]。数据采集仪器是AliveCor单通道ECG记录仪,数据平均长度约30 s,采样率300 Hz,对每个信号都有专业病理标注,无R波位置标注。本研究选取正常集和房颤集作为研究,正常集包含5 076个ECG信号,房颤集有758个ECG信号,随机选取90%的房颤信号(682个)、并取相同数量的正常信号作为本研究的训练集,剩余的76个房颤信号、4 394个正常数据为测试集,用于验证识别算法的性能。经过训练学习后,MLP对房颤ECG信号的识别灵敏度为96.00%,特

表 1 MIT-BIH 心率失常数据库 R 波检测结果
Tab.1 R-wave detection results on MIT-BIH
arrhythmia database

文件	心博数	检出数	漏检数	误检数	准确率
100	2 272	2 269	3	0	0.998 7
101	1 864	1 854	10	0	0.994 6
103	2 083	2 076	7	0	0.996 6
107	2 136	2 120	16	0	0.992 5
109	2 531	2 526	5	0	0.998 0
111	2 123	2 112	11	0	0.994 8
112	2 538	2 528	10	0	0.996 0
113	1 794	1 790	4	0	0.997 8
115	1 952	1 946	6	0	0.996 9
117	1 534	1 531	3	0	0.998 0
122	2 475	2 473	2	0	0.999 2
123	1 517	1 516	1	0	0.999 3
124	1 618	1 569	49	0	0.969 7
205	2 655	2 594	61	0	0.977 0
212	2 747	2 733	14	0	0.994 9
213	3 250	3 154	96	0	0.970 5
217	2 207	2 117	90	0	0.959 2
219	2 153	1 991	162	0	0.924 7
220	2 047	2 000	47	0	0.977 0
232	1 779	1 742	37	0	0.979 2
234	2 752	2 721	31	0	0.988 7
平均	-	-	-	-	0.985 9

异性为 84.18%, 平均识别率为 90.09%。表 2 是本研究与其他相似研究的结果比较。

在 Solikhah 等^[7]的研究中, 数据库包含准确的 R 波位置信息, 采用 R 波的标准偏差、平均值、模、范围、最小值、最大值做特征, 采用 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System 做分类器进行房颤识别。在求特征时, 用于统计特征量的 ECG 长度不同, 得到最终的识别结果也不同, 使用的 ECG 越长, 对 R 波信息的统计越准确, 识别结果也更好。最优灵敏度和特异性分别为 81.45%、90.81%。本研究中的特征使用 30 个 R 波位置, 所用 ECG 长度约 30 s, 得到的结果也很有可比性, 说明本研究的特征方法性能可靠。

Kruger 等^[17]提出 Spectral Frequency Dispersion Metric(FDM)和 RR 间期的二维特征。最终的测试数据包含 8 个房颤信号以及 21 个正常信号, 数据量较小, 将二维特征画成二维点图, 直接在特征点图上划线性分割线进行区分。Boon 等^[18]采用 SVM 方法进行正常/房颤分类, 特征是心率变异性, 识别灵敏度和特异性分别为 86.8%、88.7%。通过分析对比, 说明本研究提出的特征算法和分类算法具有良好的性能。在其他研究者的前期研究中, 小数据样本是大多数 ECG 研究者遇到的问题。但是随着单通道便携 ECG 功能设备的普及, 会出现越来越多的 ECG 信号等医学信号用于研究, 应借鉴大数据方法来分析医学信息。

4 结 语

本研究针对日益增加的 ECG 自动识别需求, 提出一种基于 MLP 的新型房颤 ECG 识别算法。首先

表 2 本文与其他相似研究的比较
Tab.3 Comparison of the study with other similar studies

参考文献	数据集	计算特征使用 ECG 长度	灵敏度/%	特异性/%	平均识别率/%
Solikhah 等 ^[7]	MIT-BIH AtrialFibrillation database	30 s	75.20	88.05	81.63
		60 s	79.74	90.64	85.19
		90 s	81.45	90.81	86.13
Kruger 等 ^[17]	MIT-BIH Arrythmia Database	整个 ECG 信号	100.00	86.00	94.00
Boon 等 ^[18]	Atrial FibrillationPrediction Database	30 min	86.80	88.70	87.75
本研究	PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2017	约 30 s	96.00	84.18	90.09

设计一种新型自适应的 R 波阈值检测算法, 计算量小, 可有效检测出噪声、畸变情况下的 R 波位置。然后以 R 波位置和幅度为特征、以 MLP 为分类器进行正常/房颤 ECG 识别。MLP 的网络参数采用 DBN 预训练算法进行初始化, 然后再用误差 BP 算法对 MLP

网络权重的参数进行精细调整。在开源数据集的验证结果表明本算法的 R 波检测功能和房颤识别功能都有较高的准确率, 结果与其他工作有可比性。该算法能针对单通道的 ECG 信号进行分析, 计算量小, 可结合 ECG 便携设备使用。

【参考文献】

- [1] LIP G H, FAUCHIER L, FREEDMAN S B, et al. Atrial fibrillation[J]. Nat Rev Dis Primers, 2016, 2(2): 16016.
- [2] CAMM A J, KIRCHHOF P, LIP G Y, et al. Guidelines for the management of atrial fibrillation: the task force for the management of atrial fibrillation of the European Society of Cardiology (ESC)[J]. Europace, 2010, 12(10): 1360-1420.
- [3] CHANG P C, LIN J J, HSIEH J C, et al. Myocardial infarction classification with multi-lead ECG using hidden Markov models and Gaussian mixture models[J]. Appl Soft Comput, 2012, 12(10): 3165-3175.
- [4] PLAWIAK P. Novel methodology of cardiac health recognition based on ECG signals and evolutionary-neural system[J]. Expert Syst Appl, 2018, 92: 334-349.
- [5] 刘恒, 吴朝阳, 徐佳祺. 一种实时心电监测系统[J]. 现代电子技术, 2018, 41(22): 98-102.
LIU H, WU Z Y, XU J Q. Design of a real-time ECG monitoring system[J]. Modern Electronic Technique, 2018, 41(22): 98-102.
- [6] CLIFFORD G D, LIU C Y, MOODY B, et al. AF classification from a short single lead ECG recording: the PhysioNet/computing in cardiology challenge 2017 [C]. 2017 Computing in Cardiology (CINC), 2017.
- [7] SOLIKHAH M, NURYANI N, NUGROHO A S. Identification of atrial fibrillation using descriptive statistic features and adaptive neuro-fuzzy inference system[C]. the 9th International Conference on Physics and its Applications, Journal of Physics Conference Series, 2019, 1153(1): 012043.
- [8] PARK J, LEE S, JEON M. Atrial fibrillation detection by heart rate variability in Poincare plot[J]. Biomed Eng Online, 2009, 8(38): 38.
- [9] KIM Y N, KIM M, SEO S T, et al. Auto-detection of R wave in ECG (electrocardiography) for patch-type ECG remote monitoring system [J]. Biomed Eng Lett, 2011, 1(3): 180-187.
- [10] 田学隆, 闫春红, 俞亚青, 等. 基于小波变换的R波检测算法[J]. 生物医学工程学杂志, 2006, 23(2): 257-261.
TIAN X L, YAN C H, YU Y Q, et al. R-wave detection of ECG signal by using wavelet transform[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2006, 23(2): 257-261.
- [11] 王超. ECG去噪和R波检测的算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
WANG C. Algorithm research on ECG denoising and R wave detection [D]. Hefei: Anhui University, 2018.
- [12] ZHONG Y E, XU L S, YAN L, et al. Adaptive R-wave detection method in dynamic ECG with heavy EMG artifact[C]//Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation, 2012.
- [13] KHARABIAN S, SHAMSOLLAHI M B, SAMENI R, et al. Fetal R-wave detection from multichannel abdominal ECG recordings in low SNR[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2009.
- [14] PANOULAS K I, HADJILEONTIADIS L J, PANAS S M, et al. Enhancement of R-wave detection in ECG data analysis using higher-order statistics [C]//Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2001.
- [15] 陈永利. 动态心电自动分析中QRS复合波检测算法研究[J]. 杭州: 浙江大学, 2006.
CHEN Y L. Research on QRS complex wave detection algorithm in dynamic ECG automatic analysis[J]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006.
- [16] 吴建, 李康, 庞宇, 等. 基于差分阈值与模板匹配的心电R波提取算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 27(3): 372-376.
WU J, LI K, PANG Y, et al. Algorithm of ECG R-wave extraction based on differential threshold and template matching[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 27(3): 372-376.
- [17] KRUGER G H, LATCHAMSETTY R, LANGHALS N B, et al. Bimodal classification algorithm for atrial fibrillation detection from m-health ECG recordings[J]. Comput Biol Med, 2019, 104: 310-318.
- [18] BOON K H, KHALIL-HANI M, MALARVILI M B. Paroxysmal atrial fibrillation prediction based on HRV analysis and non-dominated sorting genetic algorithm III[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2018, 153: 171-184.
- [19] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [20] NODA K, YAMAGUCHI Y, NAKADAI K, et al. Audio-visual speech recognition using deep learning[J]. Appl Intell, 2015, 42(4): 722-737.
- [21] MOODY G A, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. IEEE Eng Med Biol Mag, 2001, 20(3): 45-50.
- [22] GOLDBERGER A L, AMARAL L A, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. Circulation, 2000, 101(23): E215-E220.

(编辑:谭斯允)