

人工神经网络在 HRV 分析中的应用研究

尚宇, 张甜

(西安工业大学 电子信息工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)反映了心脏神经活动的紧张性和均衡性, 是一种检测自主神经性活动的非侵入性指标。近几十年来大量研究已充分肯定了自主神经活动与多种疾病有关系, 特别是与某些心血管疾病的死亡率, 尤其是猝死率有关。为此, 在应用人工神经网络进行 HRV 分析的基础上, 采用误差反向传播网络(Back Propagation, BP)及其改进算法, 实现了对 HRV 信号的初步识别。对不同算法神经网络进行了参数设置尝试和训练测试。测试结果表明, 隐层节点数为 10 及学习速率为 0.5 时, 采用附加动量法(动量学习率为 0.3)即可保证整个神经网络训练及检测识别的正确率为 93.96%, 且稳定性较好。应用人工神经网络算法分析 HRV, 为心电信号智能分析提供了新的研究领域和应用空间。

关键词: 心率变异性; 人工神经网络; 时域分析; 频域分析; BP 网络

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2017)09-0141-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.09.031

Research on Application of Artificial Neural Network in HRV Analysis

SHANG Yu, ZHANG Tian

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: HRV reflects the tension and balance of cardiac nerve activity, which is a non-invasive index to detect autonomic nervous activity. In recent years, a lot of research has fully affirmed the autonomic nervous activity correlated a variety of diseases, especially with some cardiovascular disease mortality, even the sudden death rate. Therefore, on the basis of application of the artificial neural network to HRV analysis, the error Back Propagation (BP) and its improved algorithm is utilized, in order to realize the preliminary identification of the HRV signals. The diverse neural network is conducted in parameters setting and training test. The test results show that when the number of hidden nodes is 10 and the learning rate is 0.5, the additional momentum (momentum learning rate is 0.3) is used to guarantee the correct rate of 93.96% and better stability in the neural network training and recognition. The artificial neural network algorithm is applied to the HRV analysis, which expands the new research field and space for the intelligent analysis of the ECG signal.

Key words: HRV; ANN; time-domain analysis; frequency domain analysis; BP networks

0 引言

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN), 是 20 世纪 80 年代以来人工智能领域兴起的研究热点, 是人工智能的重要分支。它从信息处理角度对大脑神经网络进行抽象, 建立某种简单模型, 按不同的连接方式组成不同的网络。神经网络的发展过程大致可以分为三个阶段: 第一阶段为启蒙时期, 神经网络理论研究的奠基阶段; 第二阶段为低潮时期。虽然在这一时期许多重要研究成果未得到应有的重视, 但其科学价值不可磨灭; 第三阶段为复兴时期, 这是神经网络理论研究的主要发展时期。神经网络研究可以分为理

论研究和应用研究两大方面。理论研究可分为以下两类: 利用神经生理与认知科学研究人类思维以及智能机理; 利用神经基础理论的研究成果, 用数理方法探索功能更加完善、性能更加优越的神经网络模型, 深入研究网络算法和性能; 开发新的网络数理理论。应用研究可分为以下两类: 神经网络的软件模拟和硬件实现的研究; 神经网络在各个领域中应用的研究。随着现在科技的发展, 相关技术的不断提升, 神经网络的应用将更加深入。

HRV 信号是由心电信号提取而来, 是心电信号的主要成分, 反映了心脏随时间跳动所发生的细微差异

收稿日期: 2016-11-02

修回日期: 2017-03-07

网络出版时间: 2017-07-11

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划(2014JM2-6093)

作者简介: 尚宇(1973-), 女, 教授, 研究方向为现代信号处理; 张甜(1992-), 女, 硕士, 研究方向为生物医学仪器、ECG 信号处理。

网络出版地址: <http://jns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170711.1456.080.html>

变化^[1]。为此,基于 BP 神经网络的原理,通过从采集到的心电数据中提取 RR 间期值,从而获得 HRV 样本信号。采用时域分析法和频域分析法,得到均值、总体标准差等六个时频指标参数,并采用 BP 神经网络算法及其改进的附加动量算法、自适应调节学习率算法,对其识别能力进行分析比较,从而实现了 HRV 样本信号的初步识别。采用较先进的技术原理进行多层人工神经网络的深度学习,以此为研究 HRV 提供更多的工具手段。

1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,其网络的主要特点是信号前向传递,误差反向传播。每一层的神经元状态只会影响下一层神经元状态。如果输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出^[2]。

2 HRV 分析原理

(1) 时域分析。

时域分析法是最早使用的测量 HRV 的方法,方便快捷,主要包括统计学方法和几何图形法。

统计学方法通过计算 RR 间期序列的统计指标来评价心率变异性,主要时域指标有:均值(MEAN)、总体标准差(SDNN)、相邻 RR 间期差值均方根(r-MSSD)、平均值标准差(SDANN)和相邻 RR 间期之差大于 50 ms 的个数占总的 RR 间期个数比(PNN50)。

几何图形法是对 RR 间期的分布进行分析,来给出 RR 间期的变异程度,主要方法有 RR 间期直方图和 RR 间期差值直方图。

时域分析首先读取第一部分所保存的 HRV 样本数据,之后直接对数据分别进行 MEAN、SDNN 和 r-MSSD、PNN50 的计算,并且保存这四个数据,为接下来的人工神经网络计算提供时域参数的支持^[3]。

(2) 频域分析。

频域分析方法的原理是将随机变化 RR 间期或瞬时心率信号分解成各种不同能量的频率成分,即将心率变化的曲线转换到频域进行分析,它提供了能量随频率变化的基本信息。

每组样本数据经过 FFT 运算处理后,对其进行运算得到功率谱,分别计算低频段功率与高频段功率之比(LF/HF)和 1-LF/HF,并且保存这两个数据。对下面的人工神经网络计算提供频域参数的支持^[4]。

(3) 总结。

时域分析不能反映心率的变化,而频域分析方法是建立在平稳数据的基础上,不能反映 HRV 的动态特

征和细节。这种心率波动的节律变化和其他的多种生理节律(如呼吸)相互作用及微小的干扰影响(如心室早收缩等),使得 RR 间期序列表现出较强的非平稳性,用线性方法不能完全解释,时频联合分析和人工神经网络的发展为 HRV 分析提供了新方法^[5]。

3 HRV 分析指标

(1) 时域分析指标。

基于人工神经网络的 HRV 分析,神经网络计算需要使用数据,而时域分析中的几何图形法不能直接用于人工神经网络计算,所以时域分析部分采用统计学方法。统计学分析中,SDNN 和 SDANN 数据的相关系数达到 0.98,r-MSSD 和 PNN50 数据的相关系数达到 0.93。所以时域分析部分只计算四个指标:MEAN、SDNN、r-MSSD 和 PNN50。

MEAN 反映了 RR 间期的平均水平,单位为 ms,计算公式如下:

$$\text{MEAN} = \overline{\text{RR}} = \sum_{i=1}^N \text{RR}_i / N \quad (1)$$

SDNN 反映了 HRV 的总体变化,单位为 ms,计算公式如下:

$$\text{SDNN} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{RR}_i - \overline{\text{RR}})^2} \quad (2)$$

r-MSSD 反映了 HRV 中的快变化成分,单位为 ms,计算公式如下:

$$\text{r-MSSD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (\text{RR}_{i+1} - \text{RR}_i)^2} \quad (3)$$

PNN50 反映了 RR 间期的突然变化,单位为%,计算公式如下:

$$\text{PNN50} = \frac{\text{NN50}}{\text{TotalNN}} \times 100\% \quad (4)$$

(2) 频域分析指标。

将正常的与异常的 HRV 样本数据分别进行基于 FFT 的经典谱估计,获得的功率谱密度可以作为定量指标用于描述信号的能量分布情况,它将各种生理因素作适当分离后进行分析,能够明确反映 HRV 信号的生理意义,因而有较大的临床应用价值^[6]。

4 BP 算法的改进

虽然 BP 算法在理论上能以任意精度逼近各种复杂的非线性函数,但其在应用中存在一些内在的缺点:

- (1) 容易形成局部极小值而得不到全局最优解;
- (2) 隐层数和隐层节点数的选取缺乏理论依据;
- (3) 训练次数多,使得学习效率低,收敛速度慢;
- (4) 一些情况下,训练新样本时可能会出现遗忘旧样本的情况。

针对上述问题,专家学者提出了一种改进算法,尝试应用附加动量法和自适应调节学习速率法进行 BP 算法改进,并与标准 BP 算法进行结果比较^[7]。

4.1 附加动量法

BP 神经网络采用梯度修正法作为权值和阈值的学习算法,从网络预测误差的负梯度方向修正权值和阈值,没有考虑以前经验的积累,学习过程收敛缓慢^[8]。带附加动量的权值学习公式为:

$$w(k) = w(k-1) + \Delta w(k) + a[w(k-1) - w(k-2)]$$

(5)

其中, $w(k), w(k-1), w(k-2)$ 分别为 $k, k-1, k-2$ 时刻的权值; a 为动量学习率,取值在 $0 \sim 1$ 之间,一般情况下动量学习率的最大值在 0.9 左右。

BP 网络改进后,用训练样本对网络进行训练,网络初始值输入层节点数 $n = 6$ 、隐含层节点数 $l = 10$ 、输出层节点数 $m = 2$ 、学习速率 $xite = 0.5$,迭代次数 30 ,动量学习率取不同数值^[9]。表 1 是不同动量学习与网络识别正确率的关系。表中数据是动量学习率不同时 HRV 测试样本待网络稳定后进行连续 5 次测试的网络识别平均正确率。

表 1 改进 BP 神经网络识别正确率与不同动量学习率的关系

动量学习率	正确率/%
0.2	91.10
0.3	93.05
0.4	92.00
0.5	91.98
0.6	91.94
0.7	91.51
0.8	91.38

从表 1 可以得出:网络正确识别率有明显提高,动量学习率为 0.3 时,网络正确识别率最高,可达到 93.05% ,比标准 BP 网络算法的最高正确率 (92.25%) 提高 0.8% ,虽然提高的幅度不是很大,但在实际医学检测中却有重要意义^[10]。

4.2 自适应调节学习率

BP 神经网络学习率的取值在 $[0, 1]$ 之间,对权值的修改随着学习速率的增大而增大,网络学习速度也越快,但是过大的学习速率会在权值学习过程中产生震荡,过小的学习速率使得网络收敛变慢,权值难以趋于稳定。变学习率方法是指学习速率在 BP 网络进化初期较大,网络收敛速度随着学习过程的进行,学习率不断减小,网络趋于稳定^[11]。变学习率计算公式为:

$$xite(t) = xite_{\max} - t(xite_{\max} - xite_{\min})/t_{\max}$$

(6)

其中, $xite_{\max}$ 为最大学习率; $xite_{\min}$ 为最小学习

率; t_{\max} 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数。

虽然学习速率在理论上最大取值为 1 ,最小取值为 0 ,但在设计网络时,学习速率过大或者过小都不可取,因此,设计的自适应调节学习率的改进 BP 网络的最大学习速率取值为 0.9 ,最小学习速率取值为 0.1 。

表 2 是基于自适应调节学习率改进的 BP 网络正确识别率统计。

表 2 自适应调节学习率改进的 BP 网络正确识别率(xite[0.1 ~ 0.9])

测试次数	正确率/%
1	92.64
2	91.89
3	92.82
4	91.84
5	92.18
平均值	92.27

从表中可得出,正确率虽有提高,但幅度不大。

表 3 是基于自适应调节学习率改进的 BP 网络对学习速率的不同范围取值。

表 3 自适应调节学习率改进的 BP 网络正确识别率(xite[0.01 ~ 0.99])

测试次数	正确率/%
1	92.54
2	93.57
3	92.32
4	92.46
5	92.07
平均值	92.59

从表中可以得出,学习速率取值范围为 $[0.01 \sim 0.99]$ 时,网络的正确识别率比较稳定,而且比学习速率取值范围在 $[0.1 \sim 0.9]$ 时高。与标准 BP 算法相比较,改进后的网络正确识别率有所提高^[12]。

表 4 是应用三种不同神经网络算法实现对 HRV 信号检测识别的正确率比较。

表 4 不同算法网络正确识别率 %

测试次数	标准 BP 算法	附加动量法	自适应调节学习率
1	92.04	93.64	92.54
2	92.46	93.46	93.57
3	91.79	92.39	92.32
4	92.75	93.54	92.46
5	92.21	92.25	92.07
6	92.64	92.86	87.39
7	88.89	90.86	92.75
8	90.00	93.96	90.46

续表 4 %

测试次数	标准 BP 算法	附加动量法	自适应调节学习率
9	91.82	92.39	91.46
10	90.11	91.71	91.21
11	92.46	92.00	91.64
12	86.86	92.96	91.54
13	90.36	93.54	91.75
14	91.75	93.43	89.32
15	91.11	92.36	90.93
16	87.32	93.29	91.57
17	90.82	93.50	90.68
18	86.79	92.54	91.25
19	89.67	93.08	89.43
20	90.68	90.61	91.61

在学习速率 $xite=0.5$ 、迭代次数 $ii=30$ 、隐层节点数 $l=10$ 这三个变量相同的情况下,对标准 BP 算法、附加动量法改进的 BP 算法(动量学习率为 0.3)、自适应调节学习率改进的 BP 算法($xite[0.01 \sim 0.99]$)进行 20 次 HRV 信号测试,结果表明,标准 BP 算法平均正确率为 90.62%,附加动量法平均正确率为 92.71%,自适应调节学习率的平均正确率为 91.29%。不同算法的网络正确识别率如图 1 所示^[13]。

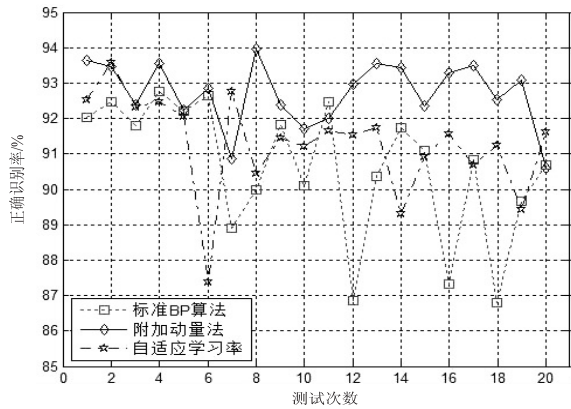


图 1 不同算法的网络正确识别率

从图 1 可以更直观地看出,采用附加动量法时神经网络对 HRV 样本信号的正确识别率比较高且稳定,正确识别率在 90% 以上。平均正确识别率为 92.71%,但是与预期还有差距,通过分析,是因为在提取 HRV 信号样本时,异常样本共有 9 733 个,正常样本共有 4 277 个,在神经网络训练时,异常训练样本(7 200 个)多于正常训练样本(3 600 个),使得网络对异常样本的特征容量比正常样本的特征容量多^[14]。

图 2 是采用附加动量法时神经网络对 HRV 测试样本的总体正确识别率、异常 HRV 样本的正确识别率、正常 HRV 样本的正确识别率统计^[15]。

神经网络对总体测试样本的正确识别率最高为

92.36%,最低为 91.50%,对异常测试样本的正确识别率最高为 99.38%,最低为 95.53%,对正常测试样本的正确识别率最高为 70.75%,最低为 52.50%。

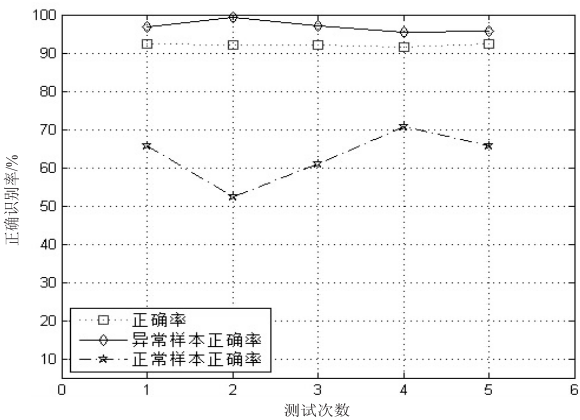


图 2 HRV 样本正确率

5 结束语

为能较早地发现病人的一些心血管疾病并及早进行诊断,采用了误差反向传播网络及其改进算法,实现了对 HRV 信号的初步识别,为今后的神经网络研究打下了良好的基础。经过多次仿真训练,BP 神经网络的正确识别率达到 92.75%,附加动量法的正确识别率为 93.96%,自适应调节学习率算法的正确识别率为 93.57%。针对不同算法的神经网络,更改参数和训练测试,在隐层节点数为 10 且学习速率为 0.5 的条件下,采用附加动量法(动量学习率为 0.3)时的神经网络训练及检测识别的正确率为 93.96%,稳定性较好。

近年来,随着人工神经网络研究的深入和发展,其在智能机器人、模式识别、生物、自动控制、医学、预测估计、经济等领域均已成功解决了许多现代计算机难以解决的实际问题,表现出了良好的智能特性,为今后神经网络的发展提供了空间。

参考文献:

[1] 徐效文,曾超,崔松野,等. MIT-BIH 数据库心电数据重采样研究[J]. 计算机工程与应用,2011,47(8):245-248.

[2] 武美先,张学良,温淑花,等. BP 神经网络及其改进[J]. 太原科技大学学报,2005,26(2):120-125.

[3] 刘晓芳,叶志前. 心率变异性的分析方法和应用[J]. 国外医学:生物医学工程分册,2001,24(1):42-45.

[4] Wolf M M, Varigos G A, Hunt D, et al. Sinus arrhythmia in acute myocardial infarction[J]. Medical Journal of Australia, 1978,2(2):52-53.

[5] 王步青,王卫东. 心率变异性分析方法的研究进展[J]. 北京生物医学工程,2007,26(5):551-554.

[6] 陈天华. 基于现代信号处理技术的心音与心电信号分析方法[M]. 北京:机械工业出版社,2011:165-189.

置,自主实时监控组态软件自动接入遥测实时监控系
统,便可完成试飞课题所关心机载测试参数的实时监
控,极大简化了实时监控任务准备流程,有效降低了任
务准备压力和复杂度。目前,该软件已成功应用于运
输机、ARJ21 支线客机等型号的多架飞机试飞实时监
控当中,在确保试飞安全和保障试飞任务高质量完成
中发挥着重要作用。

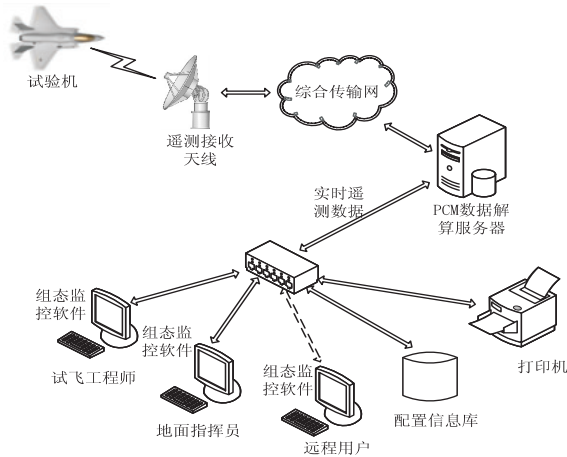


图6 自主实时监控组态软件应用场景图

4 结束语

为解决试飞实时监控软件设计时间紧、修改频繁
的问题,提出了基于组件的试飞自主实时监控平台软
件设计方法,并构建了试飞自主实时监控平台。该自
主实时监控组态软件平台在 Visual Studio 平台下,采
用组态软件设计思想和模块化方法开发完成。通过该
平台,数据处理工程师根据监控参数的表现形式选择
相应的监控组件进行参数配置和运算配置,即可完成
监控画面的编辑任务;试飞工程师在监控过程中可以
灵活调整监控参数和画面布局;软件根据配置参数接
收网络数据并根据定义的运算进行相应解算,驱动整
个监控画面图形元素的运行,为指挥人员和地面试飞

工程师提供及时、准确的飞机状态信息。与传统的基
于 LabVIEW 和 C++ Builder 监控画面相比,能够有效
提高画面准备效率,提高画面编辑的灵活性。

参考文献:

[1] 王亚民,陈青,刘畅生,等. 组态软件设计与开发[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2003.

[2] 赵民正. 面向监控的组态软件—技术分析和设计[D]. 杭州:浙江大学,2002.

[3] 余志文,申辉军. 基于 ActiveX 的 WebGIS 实现技术[J]. 测绘通报,2003(2):53-56.

[4] 查卫翔,谭南林. ActiveX 控件在基于 B/S 结构的远程监控中的应用[J]. 北方交通大学学报,2002,26(1):58-62.

[5] 谢东亮,侯朝桢,杨国胜,等. 无线局域网中异步数据传输模式分析及其应用[J]. 计算机工程与应用,2002,38(11):149-151.

[6] 韩立,尹爱军. 基于组态技术的测控软件开发及测试[J]. 中国测试,2010,36(4):66-69.

[7] Baldwin D R. System and method using double-buffer preview mode;US,US5329630[P]. 1994.

[8] 宋政斌,张国旺. 基于 IRIG106 固态记录器记录标准的 PCM 数据处理技术研究[J]. 计算机测量与控制,2014,22(2):531-533.

[9] 卫卫国,蔡伟,郝志浪,等. 航电 ARINC429 总线监测系统的设计与实现[J]. 电子设计工程,2014,22(3):37-41.

[10] 郑致力. 算术表达式解析引擎的设计及实现[D]. 北京:北京邮电大学,2012.

[11] 邓绪斌. 基于最优树联配的正则表达式学习算法[J]. 复旦学报:自然科学版,2011,50(6):797-802.

[12] 莫正波,宋玲,吕强,等. XML 文档语义检索方法研究[J]. 计算机工程与应用,2013,49(11):121-125.

[13] 董欣,陈晓鸥. XML 文件的显示与浏览[J]. 计算机应用,2000,20(8):29-32.

[14] 王茹,宋瀚涛. XML 文档结构定义规范—XML Schema[J]. 计算机应用研究,2002,19(1):127-129.

(上接第 144 页)

[7] 马锐. 神经网络原理[M]. 北京:机械工业出版社,2010:1-13.

[8] 胡桃红. 心率变异性[J]. 临床心电学杂志,1995,4(1):23-28.

[9] Akselrod S, Gordon D, Ubel F A, et al. Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control[J]. Science, 1981, 213(4504):220-222.

[10] Rohmert W, Laurig W, Philipp U, et al. Heart rate variability and work-load measurement[J]. Ergonomics, 1973, 16(1):33-44.

[11] Kleiger R J, Bigger J P, Bigger J T, et al. Decreased heart rate

variability and its association with increased mortality after acute myocardial infarction[J]. American Journal of Cardiology, 1987, 59(4):256-262.

[12] 闻新,李新,张兴旺,等. 应用 MATLAB 实现神经网络[M]. 北京:国防工业出版社,2015.

[13] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2014:1-10.

[14] 柳小桐. BP 神经网络输入层数据归一化研究[J]. 机械工程与自动化,2010(3):122-123.

[15] Gupta R, Joshi P, Mohan V, et al. Epidemiology and causation of coronary heart disease and stroke in India[J]. Heart, 2008, 94(1):16-26.