

基于支持向量机的人体生理状态判别方法研究

陈星池 赵 海 襄圣昶 李思楠 李大舟

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

摘 要 针对人体生理状态判别问题,提出从时域中提取脉搏周期和主波高度这 2 个参数作为支持向量机的输入特征向量,通过有监督学习的训练方法构建二分类模型,从脉搏的角度将人的生理状态分为普通状态和事件状态。通过人体在运动、睡眠、喝酒 3 种状态下的实验,对 SVM 的分类性能进行了统计分析和评价,并验证了 SVM 对人体生理状态判别具有良好的效果。

关键词 脉搏,支持向量机,人体生理状态

中图分类号 TP242.6+2 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.008

Research of Discriminant Method for Human Body Physiological State Based on Support Vector Machine

CHEN Xing-chi ZHAO Hai DOU Sheng-chang LI Si-nan LI Da-zhou

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract Focusing on the discriminant for human body physiological state, this paper presented that the pulse period and height of systolic peak from the time domain are extracted as the input feature vectors of support vector machine (SVM). Through a binary classification model built by the method of supervised learning, the physiological state is judged as normal state or event state. Finally, we took three experiments: movement, sleep and drink. The statistical analysis and evaluation result show that the classification performance of SVM is excellent.

Keywords Pulse, Support vector machine, Physiological state

1 引言

近年来,随着生物传感器技术和可穿戴技术迅速发展,越来越多用于监测人的生命健康活动的可穿戴产品正不断进入人们的生活。在可穿戴设备上采集和记录人体生理健康数据,如脉搏、呼吸、体温等已经变得现实可行。然而,连续长时间采集人体的生理信号数据量过大,不利于用户分析、观察和提取有价值信息。因此,本文研究的目的是实现一种从连续而大量的人体生理数据中提取出简洁而有效的关于人体生理状态变化信息的判别技术。利用此技术可以将人体的生理状态大致分为 2 类,一类是普通状态,即人体处于静息下的状态;另一类是事件状态,即人体经历活动、外力刺激或情绪变化等状态。该方法利用支持向量机的理论从脉搏的角度对连续时间内的人体生理状态进行分类判别。

2 脉搏波信号时域特征的提取

经过医学临床研究证实,血流动力学参数的变化与脉搏波波形特征的变化紧密相连,而人体生理状态的改变所引起的心血管系统的显著变化,都能从脉搏波的时域波形中有所对应。因而,合理地提取脉搏波波形中的指标作为研究人体生理状态变化的特征参量,是做出人体状态变化判别的重要依据。

在总结前人经验的基础之上,筛选出一些常用的脉搏波分析的特征,包括脉搏波周期、主波高度、降中峡高度、重搏波高度、降中峡相对高度、反射指数。在这几个特征之中,考虑到需要利用其随人体生理状态改变而发生相应改变的特性进行分类判别,需要进一步选择出变化更为明显的参量。人的脉搏波因人而异,并且随着年龄和体质的改变,有些人的降中峡和重搏波消失,不能被准确地采集到,因而这两者失去了普遍的适用性。

脉搏周期在人体处于平稳状态时在一个值上下平稳浮动,一旦人的生理状态改变,如运动、睡眠等,在脉搏周期上会有明显的体现,由此脉搏周期可以作为判断人体状态的特征参量之一;主波高度反映了一个人的心室每次的最大射血量,由于人体内外界影响而造成生理状态改变后,心室的射血量会有相应变化,主波高度会有所升高或降低,因此主波高度可选作判断人体状态的另一特征参量。本文选择脉搏周期 T 和主波高度 H_1 作为时域提取的两大特征参数。

本文寻找时域特征点所采取的是差分阈值法^[1],它的思想就是:将去噪后的平滑的脉搏波信号进行一阶差分,通过在一阶差分后的信号中寻找极大值点和极小值点的方式来寻找脉搏波的起始点和主波峰点,但脉搏波中存在重搏波,会导致每一个脉搏周期内的极大和极小值点增加,为了能更准

到稿日期:2014-08-21 返修日期:2015-01-22 本文受国家科技支撑计划项目:舞美设计和舞台效果集成系统应用(2012BAH82F04)资助。

陈星池(1987-),男,博士生,主要研究领域为体域网与可穿戴计算、普适计算、机器视觉、能源互联网中储能供热问题等,E-mail:chenxingchi999@126.com;赵 海(1959-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为嵌入式技术、复杂网络、普适计算、信息融合和计算机网络等;襄圣昶(1988-),男,硕士,主要研究领域为复杂网络中脉搏波特征研究、无线传感器网络、嵌入式系统等;李思楠(1989-),男,硕士,主要研究领域为无线传感器网络、嵌入式系统等;李大舟(1982-),男,讲师,主要研究领域为无线传感器网络、嵌入式系统、普适计算等。

确地进行区分,采用设定阈值的方式,将不符合的点进行剔除,阈值的选择则需要根据经验确定。

利用差分阈值法寻找到的脉搏波信号的各个起始点和峰值点,如图1所示,起始点的横纵坐标分别存于数组 a 和 $a1$ 之中,峰值点的横纵坐标分别存于数组 b 和 $b1$ 之中。利用这几个特征点来依次计算各个脉搏周期内的特征参数 T 和 $H1$ 。

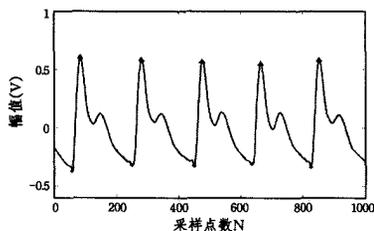


图1 脉搏波特征点标注

由于一个脉搏周期的大小等于相邻两个脉搏波起始点位置的差值,令其除以采样率 f_s ,以转换为时间单位,通过式(1)可求得每个脉搏周期的大小:

$$T(i) = [a(i+1) - a(i)] / f_s \quad (1)$$

脉搏波的主波高度由主波峰幅值减去起始点幅值获得:

$$H1(i) = b1(i) - a1(i) \quad (2)$$

通过此方法,可以获得脉搏周期和主波高度2个特征参数,形成二维的特征向量,这为之后的人体状态分类提供了前期准备。

3 支持向量的原理

支持向量机(SVM)的概念最早由 Vapnik 和他的团队在1992年提出,并在90年代中期逐渐发展起来,它是基于统计学习理论的一种机器学习方法,建立在 VC 维理论和结构风险最小化原理基础之上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,期望获得最好的泛化能力^[2-4]。它的基本思想是:若在原始特征空间中实现的分类器结构十分复杂,则通过定义适当的核函数导出某个非线性变换,用此变换将原始特征空间映射到一个高维空间,然后在新的特征空间中求得最优线性分类面,以降低分类器的复杂度。

支持向量机方法的关键是要寻找一个最优“超平面”,将所要区分的两类数据区分开。而这个最优“超平面”不但要能将两类样本无错误地分开,而且要使两类之间的距离最大。

对于线性可分的两类分类问题,如图2所示,图中的圆圈和方格代表了两类样本, H 为最优分类线, $H1$ 和 $H2$ 分别过各类中离分类线最近的样本点且平行于分类线,它们之间的距离叫做分类间隔(margin)。因此,本文采用SVM对脉搏数据进行分类。

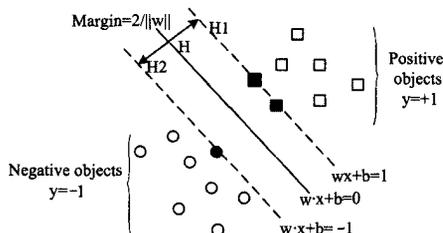


图2 最优超平面示意图

4 脉搏波的SVM训练、分类与分析

人体生理状态的变化一般都在脉搏波信号中有着相应的体现,本文从脉搏波的角度对人体的生理状态进行二类的区

分,利用SVM的方法对从脉搏波中提取的特征向量进行训练和测试,用以验证SVM方法进行人体生理状态二分类的效果好坏。

使用支持向量机来进行人体生理状态分类的预测流程如图3所示。在数据准备模块,使用经过去噪去基线后的平稳脉搏波信号,从中提取出脉搏周期和主波高度作为输入的特征向量,划定标签后,组成样本数据集。从中选取一半数据作为训练集数据,构建SVM分类器,另一半数据作为测试集数据,用以验证SVM分类的效果好坏。在算法标定模块,选择高斯径向基核函数,设定惩罚因子 $C^{[5]}$ 和径向基参数 $g^{[6]}$,利用SMO^[7]方法进行超平面求解,以获得决策函数,由此构建SVM的二分类模型。在分类预测模块,利用测试数据集进行分类效果的验证,以获得分类效果的评价指标。

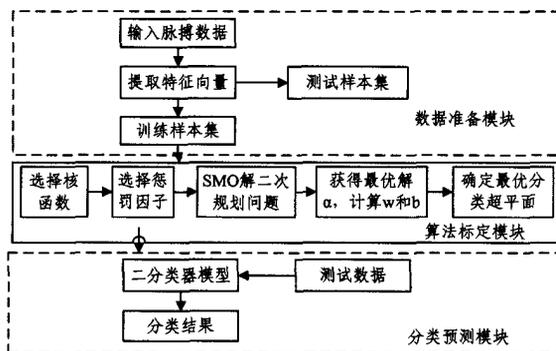


图3 支持向量机预测流程

4.1 评价指标建立

为了更好地评估分类器的性能,所有的可能分类结果如表1所列。一系列的评价指标被应用到状态判别体系中^[8]。它们主要有:

- (1) 正判率 ($TPR = TP / (TP + FN)$): 判别结果为普通类,而真实测试样本亦为普通类,占有普通类的比例;
- (2) 误判率 ($FPR = FP / (FP + TN)$): 判别结果为普通类,而真实测试样本为事件类,占有事件类的比例;
- (3) 误警率 ($FN / (FN + TN)$): 判决结果为事件类,而真实测试样本为普通类,占有被分类为事件类的比例;
- (4) 漏报率 ($FP / (FP + TP)$): 判决结果为普通类,而真实测试样本为事件类,占有被分类为普通类的比例;
- (5) 分类准确率 ($Accuracy = (TP + FN) / (TP + FP + TN + FN)$): 被正确分类的样本数量占总测试样本的比例。

表1 分类的可能结果汇总

真实类别	分类为普通	分类为事件
普通类	True Positive(TP)	False Negative(FN)
事件类	False Positive(FP)	True Negative(TN)

然而,以上这些评价指标仅仅体现了分类器的静态性能,缺乏对分类判决过程的评估。ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线则很好地提供了一种分类判别的动态性能观测,它分别以正判率和误判率为横纵坐标描绘出了这两个指标的动态博弈态势。AUC(Area under the ROC curve)是进一步度量分类器ROC性能的一种指标,它的值为ROC曲线下的面积,可通过式(3)进行近似计算:

$$AUC = \sum_{i=1}^N \frac{(TPR_i + TPR_{i+1})(FPR_{i+1} - FPR_i)}{2} \quad (3)$$

其中, N 为测试点总个数, TPR_i 为第*i*个测试点的正判率, FPR_i 为第*i*个测试点的误判率。AUC数值分布在0~1之间,它反映了测试样本点能被正确分类的能力的大小,大量实

验证了 AUC 的值与分类准确率在统计上一致,并且它是更具有判别能力的评价标准。对 16 位实验者的训练集进行测试,得出的 SVM 分类效果统计指标如表 2 所列。

表 2 16 位实验者分类效果统计

序号	正判率	误判率	误警率	漏报率	准确率	AUC
实验者 1	0.9772	0	0.0193	0	0.9894	0.9886
实验者 2	0.9966	0.0015	0.0015	0.0034	0.9979	0.9975
实验者 3	0.9968	0.1409	0.0313	0.1482	0.9082	0.9130
实验者 4	1	0	0	0	1	1
实验者 5	0.9125	0.0564	0.0773	0.0641	0.9288	0.9280
实验者 6	0.8968	0.0421	0.0876	0.0501	0.9291	0.9273
实验者 7	0.9944	0	0.0033	0	0.9979	0.9972
实验者 8	0.9816	0.0092	0.0092	0.0184	0.9877	0.9862
实验者 9	0.9891	0.0018	0.0089	0.0022	0.9941	0.9937
实验者 10	1	0.0054	0	0.0074	0.9969	0.9973
实验者 11	1	0	0	0	1	1
实验者 12	0.9970	0	0.0022	0	0.9987	0.9985
实验者 13	1	0	0	0	1	1
实验者 14	0.9599	0.0217	0.0310	0.0281	0.9702	0.9691
实验者 15	1	0.0034	0	0.0058	0.9979	0.9983
实验者 16	0.9610	0.0023	0.0097	0.0134	0.9645	0.9615

正判率越高,误判率、误警率和漏报率越低,则分类准确率越高,AUC 的值也越高,从表 2 中可以看出,这 16 个实验者的 SVM 分类模型从上述指标上取得了良好的效果。SVM 能将普通状态和运动这一事件状态进行准确区分,且分类准确率均达到了 90%以上,有 3 名实验者的分类准确率甚至达到了 100%,可见利用 SVM 的方法对人体普通状态和运动事件状态的分类效果良好。

对分类效果的另一评价指标是 ROC 曲线,其中一名实验者的 SVM 分类 ROC 性能曲线如图 4 所示。横轴代表误判率,纵轴代表正判率,从图中可以看到,在整个 SVM 分类的动态过程中,正判率一直处于 90%以上,接近 100%,表明了整个分类过程的分类准确率一直处于较高的水平,分类效果良好。

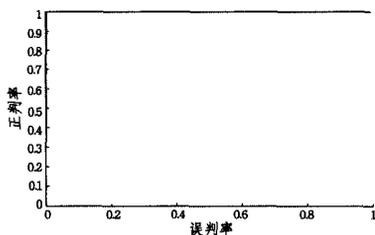


图 4 ROC 性能曲线

4.2 SVM 事件训练与分类

利用 SVM 的目的是将人体的生理状态从脉搏波的角度进行分类:一类为普通状态,代表人体处于静息平稳的状态下;另一类为事件状态,表示人体处于运动、外力施加或情绪变化等日常明显的事件活动之中。SVM 是一个有监督学习的过程,为了能够对人体的生理状态进行分类,必须要有对人体生理状态变化的先验数据,构建分类器模型。而每个人所经历的人体的生理状态又各不相同,所以为了使 SVM 的分类方法更具说服力,本文进行了 3 种人体日常所经历的较为普遍的生理状态改变实验,以此获得 SVM 训练所需的样本数据。

首先,对 16 名实验者(9 男 7 女,年龄 23~27),进行了一种事件状态实验——运动,分别采集这些实验者在普通静息状态下和运动过程中各 10 分钟的脉搏信号。对每个人的脉搏数据都进行滤波、去基线等预处理,提取时域特征向量脉搏周期和主波高度,标记其中普通状态下标签 $y = -1$,运动事件状态下标签 $y = +1$ 。选择其中一半作为训练集,另一半留作测试集。其次,通过 SVM 进行样本训练,构建二分类器,

其中一个实验者的 SVM 训练效果图如图 5 所示。其中,横轴表示脉搏周期,纵轴表示主波高度,超平面右下方米字标记为人体处于普通模式下的特征向量所处区域,超平面左上方十字标记为人体处于运动事件状态下特征向量所处的区域,显然,此种情况为线性不可分的情况,有少量样本点不容易被区分,不过分类器建立的最优分类线为一条曲线,可以准确将绝大部分特征向量进行区分。这样,利用建立好的二分类模型对剩余的测试集数据进行分类验证,来检验该分类器的分类性能好坏。

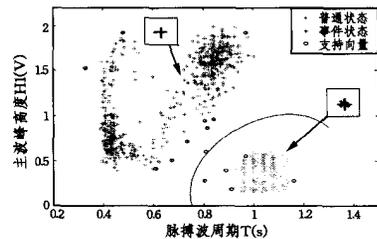


图 5 SVM 训练效果图

SVM 的测试集分类效果如图 6 所示,其中超平面右下方米字标记为用于测试的被分类为普通状态的特征点,超平面左上方十字标记为测试数据中的被分类为事件状态的特征点。

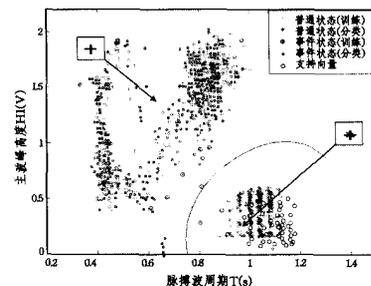


图 6 SVM 分类效果图

4.3 验证与数据分析

为了准确地评价 SVM 的分类效果,对 3 名实验者的 SVM 分类指标进行了统计,如表 3 所列。3 位实验者的分类准确率分别达到了 94.75%、91.14%、95.78%,能够将绝大部分的两类数据进行准确分类,取得了良好的分类效果。

表 3 3 位实验者分类效果统计

序号	正判率	误判率	误警率	漏报率	准确率	AUC
实验者 1	0.9701	0.0563	0.0053	0.2546	0.9475	0.9569
实验者 2	0.9635	0.0982	0.0074	0.3565	0.9114	0.9326
实验者 3	0.9836	0.1056	0.0097	0.3175	0.9578	0.9636

其中,实验者 3 的 ROC 性能曲线如图 7 所示,在整个动态的分类过程中,正判率始终保持在 90%以上,并不断上升,最终达到 98.36%,表明整个动态分类过程中 SVM 能够将绝大部分测试数据正确分类,计算 ROC 曲线下的面积,可以得到 AUC 的值为 0.9636,十分接近于 1,充分体现了 SVM 分类器的良好分类性能。

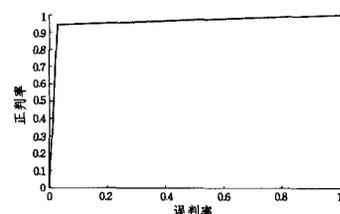


图 7 ROC 性能曲线

表 5 分类器评价指标

评价指标	正判率	误判率	误警率	漏报率	准确率	AUC
比率大小	0.9693	0.0742	0.0218	0.1020	0.9433	0.9476

为了进一步体现 SVM 分类器的推广能力和统计学意义,显示其分类状态的普遍适用性,本文再次增加了事件状态的类型,进行了第 3 组实验,采集了一名实验者分别处于普通状态、运动状态、睡眠状态和喝酒刺激状态下的脉搏波信号,时间长度分别为 40 分钟、10 分钟、80 分钟和 40 分钟。对这些脉搏波数据依次进行滤波、去基线处理,然后提取时域特征向量,按照表 4 进行标签划定。

表 4 SVM 分类标签

状态种类	实验类型	标签
普通状态	静止坐立	-1
事件状态	运动、睡眠、喝酒	+1

SVM 训练集样本构建的训练效果如图 8 所示,同样,米字标记代表训练集中的普通状态下对应数据,十字标记代表训练集中事件状态下(运动、睡眠、喝酒)对应的数据,两类数据的界限并不明显,不过通过 SVM 训练可以找到最优分类线和最终决策函数,对测试样本进行分类。

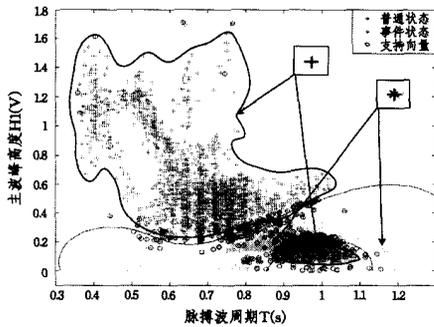


图 8 SVM 训练效果图

图 9 显示的是测试集数据的分类效果,同样,米字标记点代表了被正确分类的普通状态数据,十字带方框标记表示被正确分类的事件状态下的数据。对该实验者的 SVM 分类效果进行了统计评价,其分类器指标如表 5 所列,正判率达到 96.93%,分类准确率达到 94.33%,取得了良好的分类效果。图 10 为其分类的 ROC 动态性能曲线,从曲线中可以看出,在整个动态分类过程中,分类器保持着 90% 以上的正判率,并不断提升,计算 ROC 曲线下的面积,得出 AUC 值为 0.9476,它反映了测试数据被分开的能力较高,分类器取得了良好的分类效果。

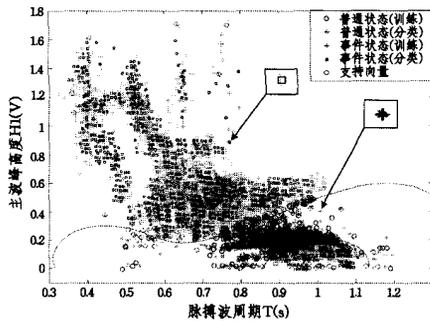


图 9 SVM 分类效果图

由此,本文通过了 3 组人体生理状态改变的实验,获得了人体在普通状态下和事件状态下的脉搏信号,利用 SVM 的方法从脉搏波的角度将人体的生理状态进行了二类区分,并验证了 SVM 能够取得良好的分类效果。

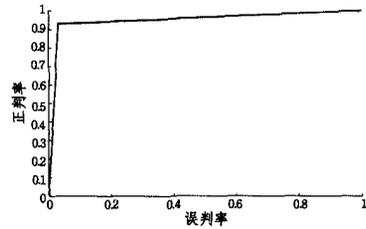


图 10 ROC 性能曲线

结束语 本文使用了机器学习领域的支持向量机算法对人体连续时间段内的脉搏波数据进行了训练和分类,以完成对人体生理状态的二分类判别。首先采用了差分阈值的方法来寻找脉搏的主要特征点,并根据寻找的特征点计算脉搏周期和主波高度这两组特征向量,将其作为 SVM 的训练和分类样本。其次,介绍了支持向量机的主要原理以及进行训练和分类的流程。分别进行了 3 组人体生理状态改变实验,分别获得了人体处于普通状态下和事件状态下的脉搏波数据,利用 SVM 进行了训练和分类评估,并根据分类准确率、ROC 曲线、AUC 等指数对分类效果进行评价,实验者的生理状态分类准确率均保持在 90% 以上,表明利用 SVM 从脉搏波的角度对人体生理状态的分类判别能取得良好的效果。

参考文献

- [1] Angius G, Barcellona D, Cauli E, et al. Myocardial infarction and Antiphospholipid Syndrome: A first study on finger PPG waveforms effects [C]//Computing in Cardiology. 2012;517-520
- [2] 李国正,王猛,曾华军. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2000:3-6
Li Guo-zheng, Wang Meng, Zeng Hua-jun. An Introduction to Support Vector Machines[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000;3-6
- [3] Przemysław J, Tadeusz L. Automated Classification of Power-Quality Disturbances Using SVM and RBF Networks [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(3):1663-1669
- [4] Liu De-hua, Qian Hui, Dai Guang, et al. An iterative SVM approach to feature selection and classification in high-dimensional datasets [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(9):2531-2537
- [5] Ghoggali N, Melgani F, Bazi Y. A Multiobjective Genetic SVM Approach for Classification Problems with Limited Training Samples [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(6):1707-1711
- [6] Cheng Cao, Tutwiler R L, Slobounov S. Automatic Classification of Athletes With Residual Functional Deficits Following Concussion by Means of EEG Signal Using Support Vector Machine [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2008, 16(4):327-335
- [7] Lopez J, Dorronsoro J R. Simple Proof of Convergence of the SMO Algorithm for Different SVM Variants [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2012, 23(7):1142-1147
- [8] Zhou S, Wang Ke. Localization site prediction for membrane proteins by integrating rule and SVM classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(12):1694-1705

可穿戴心电信号采集与分析系统的设计与实现

孟妍 郑刚 戴敏 赵瑞

(天津理工大学天津市智能计算与软件新技术重点实验室 天津 300384)

(天津理工大学计算机视觉与系统教育部重点实验室 天津 300384)

摘要 针对传统心电采集设备的移动限制性以及佩戴的不舒适性,根据可穿戴计算特点,设计并实现了穿戴式心电采集与分析系统。系统采用自主研发的 12/单导联心电采集模块进行心电信号采集,数据可存于采集设备或经 3G 网络传输到服务器端,同时所开发的软件可对心电图进行辅助病情分析,实现对佩戴人的心电监护。还研究并制作了插入式电极和织物电极,并通过二者的结合提高了采集心电信号的质量。实际佩戴和使用结果表明,使用插入式织物电极的可穿戴式心电采集设备具有良好的舒适性,心电信号波形的质量能够达到临床监控的要求。

关键词 心电信号采集,可穿戴计算,3G 网络,织物电极,插入式电极

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.009

Design and Implementation of Wearable ECG Signal Acquisition and Analysis System

MENG Yan ZHENG Gang DAI Min ZHAO Rui

(Key Laboratory of Intelligent Computing and Novel Software Technology, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

(Key Laboratory of Computer Vision and System, Ministry of Education, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract In traditional electrocardiogram (ECG) measurement, patient with limited activity and uncomfortable wearing is still a practical problem. The paper proposed a wearable ECG acquisition and analysis system based on the features of wearable computing. The system samples ECG signals by own designed Synchrony 12/single lead ECG acquisition device. ECG data can be saved on the device or be transmitted to server by 3G network. And ECG data can be analyzed by own designed software which can provide auxiliary information on clinical heart diagnosis, and perform ECG monitoring. Furthermore, after carefully studying interposer electrode and fabric electrode, the paper proposed a strategy to combine interposer and fabric electrode together. This was done to improve the quality of ECG signal. The experiment data of wearing the ECG acquisition device with interposer fabric electrode show that the ECG measurement procedure is comfortable, and the ECG signal quality can reach the requirement of clinical ECG monitoring.

Keywords ECG signal acquisition, Wearable computing, 3G network, Fabric electrode, Interposer electrode

1 引言

随着科技的不断发展,现如今可以由患者在家庭环境中使用的穿戴式心电监测系统(Wearable ECG Monitoring Systems)已经成为国内外研究人员关注的热点。穿戴式心电监测设备可以方便地穿在用户身上,而不影响其正常的生活,能够对用户的心脏进行长时间的连续监测,有效地在用户的疾病危险期中提供重要的心电信号依据,为医务人员快速、准确地诊断心脏病症带来诸多便利之处。近几年,国内外在穿戴式心电监测方法及应用仪器的研究方面取得了很大进展,其中国外具有代表性的研究成果有:AMON^[1]腕式健康与预警网络监护仪器、MyHeart 心血管疾病监测智能穿戴系统^[2],以及 LifeShirt 生命衫^[3]等。

AMON 的创新性主要体现在对多传感器的腕式集成化设计和对生理参数的实时处理上。但是,由于对于老弱病人

士来说,该设备过于笨重,且它的费用也比较昂贵,因此对于大多数用户来说,它的设计和本身并不是物有所值。LifeShirt 在心电测量中使用的是传统的 Ag/AgCl 电极,Ag/AgCl 电极属于一次性使用的产品,不可重复使用,并且电极内置电解液对皮肤有刺激作用,长时间使用会造成皮肤过敏等症状,用户的佩戴时间有很大限制,一般在 24 小时以内,即使更换新的电极,用户的皮肤也很难忍受更长时间的过敏性刺激,因此 LifeShirt 并不适合患者长期穿戴使用。

目前,国内生产便携式心电监护设备的厂家有很多,但是大多数是以 OEM(Original Equipment Manufacturer)方式进行组装的。这些设备采集的心电数据存储完整性不够,而且纸质记录的心电信息极其有限,医生从中难以得到患者全面的心电信息,得不到数字化的数据也不利于科学研究。大多数的便携式心电监护设备没有设计成一整套的监护系统,并且目前的心电监护设备费用较为昂贵,动辄几千乃至上万元,

到稿日期:2014-09-11 返修日期:2015-01-09 本文受天津市科委科技支撑重点项目(10ZCKFSF00800)资助。

孟妍(1989-),女,硕士生,主要研究领域为生物信号处理, E-mail: m_dream1989@126.com; 郑刚(1970-),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为生物信号、智能信息处理; 戴敏(1972-),博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为智能信息处理; 赵瑞(1987-),男,硕士生,CCF 会员,主要研究领域为嵌入式系统。

一般的患者难以承受。

可穿戴心电采集需要满足可穿戴计算的一些基本要求：非限制性(可移动)、非独占性和可观性^[4]。因此,实现心电信号采集的可穿戴性旨在能够让用户以舒适的方式进行信号采集,而且不影响用户的各种日常运动状态;同时还能实现心电信号的连续监测,时长可达到 24 小时至 1 周左右;并且可以实现无线传输,随时随地传输数据,更方便用户活动。另外,更重要的是要能够采集到高质量的心电信号,达到临床医疗的要求,并且能够做出实时的诊断。

本文通过对可穿戴心电采集的深入研究,使用自主制作的心电采集电路、改进的心电电极进行心电采集,使用 3G 无线传输数据,并对心脏病病情用软件判断,整体实现了基于物联网的穿戴式心电采集与分析系统。本文解决了可穿戴心电采集系统的可移动性以及舒适性。通过改进电极、制作插入式电极来提高可穿戴式心电采集信号的质量,能够达到临床监控的要求。

2 基于物联网的可穿戴式心电采集与分析系统设计方案

根据现今可穿戴心电采集的种种不足,本文设计制作了基于物联网的一套穿戴式心电采集与分析系统,如图 1 所示,它使用我们自主开发的 12/单导联采集设备以穿戴式背心的方式进行数据采集,用 3G 网络等方式将数据传输到监控终端,在监控终端使用诊断软件进行病情诊断,解决了心电信号的采集、传输、诊断的问题。其中穿戴式心电采集、无线数据传输是最主要的环节,接下来将详细说明心电采集电路的设计、3G 无线传输的实现、可穿戴心电采集的实现中的主要问题和解决方案。

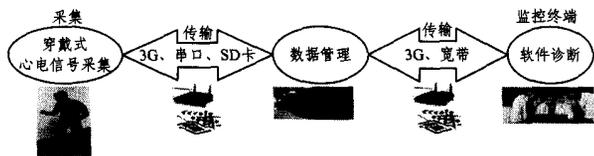


图 1 穿戴式心电采集系统设计

3 心电采集电路设计

基于现今可穿戴心电监护设备的不足,我们自主开发了 12/单导联心电采集终端来采集心电信号,它既可以采集 12 导联的心电信号,又可以采集单导联心电信号。

我们设计的采集终端的硬件架构模型如图 2 所示,MCU 嵌入式平台(包含电源模块)、AD 采集模块和传输单元是重要构成部分,显示器和存储单元是辅助组成部分。

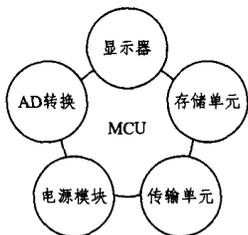


图 2 嵌入式平台模块关系示意图

本文采用 STM32 单片机作为处理器、ADS1298 芯片作为采集芯片实现采集信号以及 AD 转换功能。STM32 系列

基于专为要求高性能、低成本、低功耗的嵌入式应用设计的 ARM Cortex-M3 内核,ADS1298 是美国著名半导体厂商 TI 公司新近推出的一款专用 12 导联心电信号采集芯片,它具有 8 个采集通道,信号放大倍数可编程,它不仅提供了基本的放大和 AD 转换功能,还为 RLD 提供右腿驱动,为胸前 6 导联提供威尔逊中心电压、实时监测电极脱落功能、可编程的 AD 采样基准电压等。

图 3 是嵌入式平台硬件结构图,原始信号先经过硬件低通滤波滤除 137Hz 以上的高频噪声,再经过 ADS1298 芯片对信号进行放大以及各通道差分计算,可得到 12 导联的心电数据,在对信号进行 A/D 转换后通过 SPI 总线传输到单片机;单片机可以把得到的数据通过串口或通过 3G 网络传至上位机,也可以将数据存入 SD 卡中。

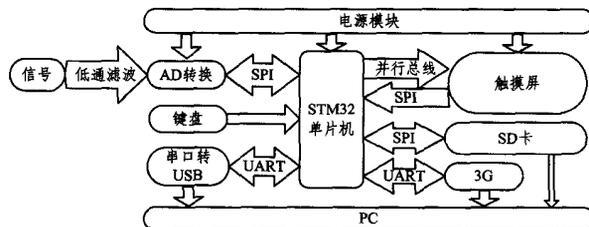


图 3 嵌入式平台硬件结构框图

4 3G 无线传输设计

一套基于物联网的可穿戴心电信号采集设备需要具有一定的可移动性,这就需要有稳定、可靠、覆盖广的无线数据传输网络,能够将在用户身上采集的数据无线传输到上位机上进行分析,构成一个动态心电图采集与分析网络。由于现在无线网络覆盖比较广的是 3G 网络,因此我们选择基于 3G 的数据传输方案,利用市场上现有的 3G 调制解调模块,把它嵌入到采集设备中,实现心电信号的远程传输。

本文选用华为 CDMA2000 模块,如图 4 所示,3G 模块与单片机之间通过串口建立链接,单片机通过 AT 指令初始化 3G 模块,命令模块与远程服务器建立 TCP/UDP 链接,以便发送和接收数据包。

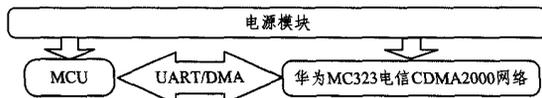
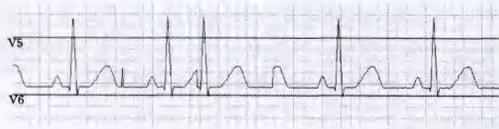


图 4 MC323 与 MCU 接口示意图

TCP 能够提供可靠的传输,但是它是以足量带宽为前提、牺牲速度为代价的,在 3G 带宽有限的情况下,TCP 传输不仅不会提供可靠传输,反而会因为它的控制机制而大量浪费带宽资源,从而造成严重的拥塞。在本设计中经过大量的实验也证明了这一点。UDP 正是因为没有 TCP 那样复杂的控制机制,所以才高效高速。虽然 UDP 传输速度快,基本能满足心电信号的实时传输,但是它所带来的丢包现象严重,由于 3G 带宽是无法改变的瓶颈,而 UDP 的丢包可以在应用层加以控制,因此我们采用 UDP 作为心电信号实时传输的方案。

最简单的丢包处理就是每个数据包发送多次,通过增加冗余来降低数据丢失的概率,每个数据包都有 ID 号,在服务器端,把重复的数据包滤掉。服务器端接收到的波形如图 5 所示。



(a)未使用冗余算法情况下服务器端波形



(b)使用冗余算法情况下服务器端波形

图5 服务器端波形

5 可穿戴心电背心设计

5.1 心电电极材料

目前临床应用的动态心电监护仪大部分使用粘性电极。粘性电极由 Ag/AgCl 制成,电极表面的粘性导电胶会引起皮肤刺激症状,并且在长时间使用过程中,导电胶遇到汗水稀释或脱水干化等现象均会影响心电信号的测量质量。所以需要选择合适的电极材料制作成心电电极来提高心电采集过程中的舒适性,而且能够保证采集信号的质量。

织物电极使用镀银涤纶材料作为导电媒介,该材料的性能如表 1 所列。

表 1 镀银涤纶的主要性能指标

项目	规格值	单位
表面阻抗(50mm×50mm)	≤0.05	Ω
耐热温度	115~125	℃
熔点指数	8~12g/10Min	g/Min
抗磨损测试	10000	次

从表 1 中可以看到,镀银织物材料有较好的传导能力、自身阻抗较低、对皮肤刺激小、皮肤湿度对电极与皮肤之间的阻抗影响较小、感觉舒适。因此,本文采用镀银织物电极来做采集心电信号用的心电电极。

通常边长越长的织物电极与皮肤之间的接触面积越大因而接触阻抗越小。然而,经过对实际穿戴者的大量调查发现,作为穿戴式心电采集的电极越小越方便,越小舒适度越高。因此本文选取 5cm×5cm 规格的织物电极效果较好,既不会太影响电位差,又能使皮肤与电极充分接触。

5.2 电极放置位置

可穿戴式的心电采集信号需要能够满足临床的监控要求,然而使用单导联的心电采集即可满足简单的临床监控作用,并且采集过程舒适便捷。V5 导联信号比较强,波形特征清晰、R 波突出便于识别。所以本文选择了传统的 V5 导联位置作为可穿戴式心电采集的电极放置位置。V5 导联电位点如图 6 所示。黄色电极位置为胸骨柄右缘,红色电极位置为左侧腋前线与第 6 肋的交点,黑色电极位置为胸廓右侧下缘,约在第 9 肋与第 10 肋软骨的交点。

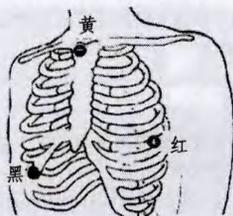


图6 V5 单导联电极位置

5.3 采集电极的改进

为了加强信号强度、提高信号采集质量,本文尝试使用插入式电极^[5]来提高采集的心电信号的质量。

本文使用镀银织物电极并且在织物电极上连接一个小的运算放大电路,构成一个简单的插入式织物电极。图 7 是插入式电极上的运算放大电路图。其中运算放大器采用 OPA333 芯片,它具有零漂移的特性,且可在 1.8V~5.5V 的电压下正常工作,特别适合作为电极上的运算放大器使用。

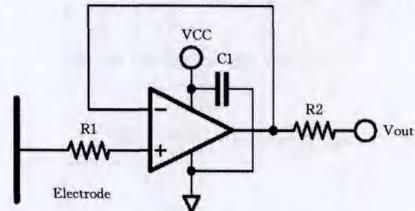


图7 插入式电极上运算放大电路

5.4 穿戴形式

实现可穿戴心电信号采集关键是要解决可穿戴性,目前实现可穿戴心电采集的形式有布带式、背心式等,背心式较舒适而且穿脱方便、外形得体,所以本文选择紧身背心作为穿戴介质。

穿戴衣的材质会影响穿戴者的舒适度,应该选择紧身、弹性大、不容易变形的材质来制作。含有 66% 聚酯、29% 聚酰胺、5% 氨纶成分的运动紧身衣在腰部胸部都加强了紧身弹性,弹性大、不易变形并且易清洗,适合用来制作穿戴衣。使用化纤材料的运动紧身衣制作的穿戴衣以及心电采集设备如图 8 所示。

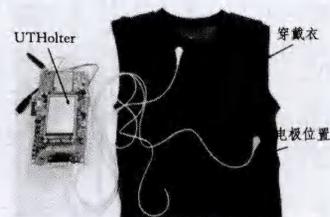


图8 采集设备和穿戴衣

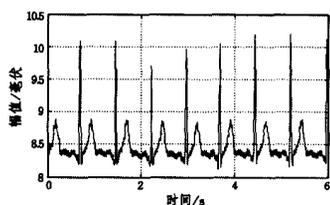
6 采集实验

使用上述制作的穿戴式心电采集设备进行实际的采集实验,对 20 个年龄在 23~25 之间的男性志愿者进行心电采集实验,分别使用成品心电图仪、粘性电极、织物电极、插入式织物电极各采集一次,每次采集 5 分钟的实验数据。采集到的一位志愿者的心电波形图如图 9 所示。

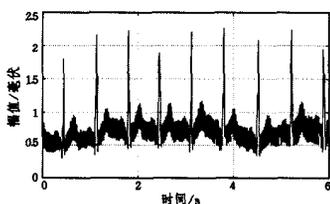
从图 9 中可以看出,使用插入式电极采集到的心电信号与原始织物电极相比明显加强,R 波幅值增大,QRS 波群更加突出,这说明插入式织物电极有放大微弱的心电信号的作用,并且与粘性电极采集到的信号的波形形态相似,能够起到提高采集质量的作用。图 9(e)中的黑色波形是利用传统心电图机获得的纸质心电波形,红色波形为使用自制同步 12 导联心电采集设备和插入式织物电极获得的心电波形,从吻合度来看,2 个波形基本重合,误差在一个小格(纸质心电图背景中的标准格)以内,但符合临床诊断要求。同时,也可以看出心电信号中基线漂移较重,信号里有高频噪声、肌电干扰、电极接触噪声等^[6]。



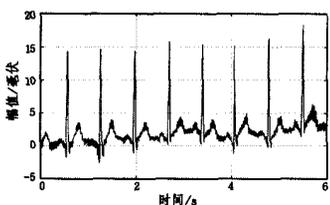
(a)心电图仪采集的波形图



(b)使用粘性电极采集的心电信号



(c)使用原始织物电极采集的心电信号

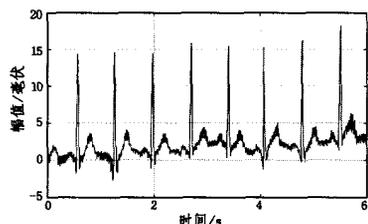


(d)使用插入式织物电极采集的心电信号

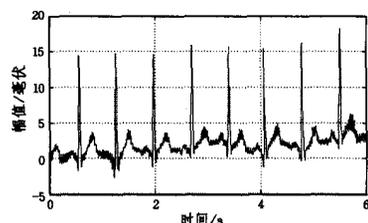


(e)纸质心电图波形与使用插入式织物电极获得的心电波形对比

图9 志愿者(男,26岁,170cm,62kg)



(a)原始波形



(b)去噪处理后的波形

图10 心电信号去噪

本文用低通滤波器滤除高频噪声,用中值滤波法滤除基线漂移,用小波变换法去除肌电干扰^[7,8]。如图10所示,QRS波群清晰,噪声基本已滤除,满足临床监控的需要。

7 病情分析

上位机接收到采集的心电数据之后,使用开发的病情分析软件可以对数据进行简单的病情分析。

软件先对数据进行预处理,再进行特征点识别,识别出Q、R、S、ST、T、P之后进行波形分类,首先按照诊断分析要求和波形参数特征对波形进行分类,分为正常(N)、室上早(S)、室早(V)、伪差(X)4大类,再使用聚类算法对各大类中的小类进行聚类分析。分出波形后对各个波形进行参数计算,之后展现数据并生成分析报告。

结束语 为了实现基于物联网的可穿戴式心电采集系统,保证穿戴衣和电极的舒适度、信号采集质量以及采集设备的可移动性,本文提出了基于单片机、3G网络以及插入式织物电极的可穿戴式心电信号采集系统设计方案。大量采集实验表明,穿戴式心电采集设备采集到的波形与粘性电极采集到的波形形态相似,而且试用者普遍反映采集过程比使用粘性电极采集过程舒适。对采集到的信号进行了去噪处理,得到的波形可达到临床监控的要求,并且制作出了简单的病情分析软件,真正地做到了一个完整的可穿戴心电信号采集与分析系统。

参考文献

- [1] Anliker U, Ward J A, Lukowicz P, et al. AMON: a wearable multiparameter medical monitoring and alert system[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2004, 8(4):415-427
- [2] Giorgino T, Tormene P, et al. Wireless support to poststroke rehabilitation; MyHeart's neurological rehabilitation concept[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(6):1012-1018
- [3] Heilman K J, Porges S W. Accuracy of the Lifeshirt® (Vivometrics) in the detection of cardiac rhythms[J]. Biological psychology, 2007, 75(3):300-305
- [4] 陈东义, McIntyre B. 可穿戴计算与系统仿真[J]. 系统仿真学报, 2014, 16(2):210-213
Chen Dong-yi, McIntyre B. Wearable Computing and System Simulation [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(2):210-213
- [5] Merritt C R, Nagle H T, Grant E. Fabric-based active electrode design and fabrication for health monitoring clothing[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(2):274-280
- [6] 涂岳文. Holter系统中运动伪差自动识别的关键技术及算法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013
Tu Yue-wen. Research on key technologies and algorithms of automatic identification of motion artifact in holter system [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013
- [7] 孙佳新. 基于信号质量评估的可穿戴运动心电监护系统[D]. 上海:东华大学, 2011
Sun Jia-xin. Wearable dynamic ECG monitoring system based on the signal quality evaluation[D]. Shanghai: Donghua University, 2011
- [8] 李肃义. 可穿戴生理参数监测系统的动态心电信号处理方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2009
Li Su-yi. Study on dynamic electrocardiograph signal processing method of a wearable physiological parameters monitoring system[D]. Changchun: Jilin University, 2009