

基于脉搏波的人体窦性心率过缓检测方法

赵海 李大舟 陈星池 李思楠

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

摘要 随着可穿戴技术的快速发展,可穿戴产品中对人体生理信号分析的需求日益强烈。光电容积脉搏波技术作为一种能够体现人体心血管健康状态的重要生理信号已经开始应用到医疗、老人监护和健康监测的众多可穿戴产品之中。采用支持向量机(SVM)的分类算法,设计了一个基于光电容积脉搏波的人体窦性心率过缓检测系统。通过对光电容积脉搏波数据的采集、存储以及特征向量的提取,并利用支持向量机的分类算法,提出了一个判别用户当前心率状态是否处于窦性心率过缓的检测方法。通过实验测试,确定了分类器的最佳设置参数为 $C=38, g=7$, 此时分类准确率达 94.44%, 测试集验证的正确判决率达 94.18%。该技术为基于光电容积脉搏波的可穿戴计算产品提供了一种新的应用领域。

关键词 可穿戴计算, 光电容积脉搏波, 窦性心律过缓检测, 支持向量机

中图分类号 TP399 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.006

Sinus Bradycardia Detection Method Based on Photoplethysmography for Wearable Computing

ZHAO Hai LI Da-zhou CHEN Xing-chi LI Si-nan

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

Abstract The growing interest in wearable computing during daily life has lead to many studies on unconstrained biological signal measurements. The photoplethysmography (PPG), as an extremely useful wearable sensing medical diagnostic tool, adequately creates a health care monitoring device since it can be easily measured in our bodies. In this paper, the SVM classification algorithm was used to design a sinus bradycardia detection method. The pulse wave data collection, storage and feature vectors extraction were controlled by software platform. The SVM classification algorithm was applied and a classifier was established to determine whether the current status of user's heart is in sinus bradycardia. The optimum setting parameters were evaluated through the experimental tests. The classifier optimal parameters were identified as $C=38$ and $g=7$, whose classification accuracy rate is 94.44%. The corrected judgment rate verified by the test set is 94.18%. The proposed method provides a new application field for the wearable computing products based on photoplethysmography signal.

Keywords Wearable computing, Photoplethysmography, Sinus bradycardia detection, Support vectors machine

1 引言

近10年可穿戴计算相关产品的发展非常迅速,每隔一个月就会有多款可穿戴计算产品面市。在众多可穿戴计算产品中,基于人体生理信号的可穿戴产品正在逐渐成为市场的焦点。因此,基于人体生理信号的可穿戴产品的研发将是未来可穿戴计算产品的主要竞争领域。光电容积脉搏波作为一种可靠的无创的生理信号采集技术已经出现在部分先进的可穿戴计算产品中,但是上述产品只是计算出血氧和心率,无法为用户提供更多的应用内容。因此不再单纯地提供某种生理参数指标,而是充分挖掘光电容积脉搏波的生理信息并为用户提供直接的健康结果,将是光电容积脉搏波信号在可穿戴

计算产品中研究的方向。

本文研究了如何通过光电容积脉搏波来实现人体窦性心率过缓检测。窦性心律过缓是现代常见的心血管类疾病的主要并发症之一,加强对此病症的预防和检测越来越符合人们现代健康生活的需要。窦性心动过缓可见于健康的成人,尤其是运动员、老年人和睡眠时。其他原因有颅内压增高、血钾过高、甲状腺机能减退、低温以及用洋地黄、 β 受体阻滞剂、利血平、胍乙啶、甲基多巴等药物影响。对于有症状的心动过缓患者,尤其是影响患者的生活质量,或心跳停搏在3秒以上,或伴一过性眼黑、晕厥者都有生命危险。

但是窦性心律过缓患者病情的不确定性和多发性,导致无法简单地通过心率大小进行有效判别,只能在医院等医疗

到稿日期:2014-08-19 返修日期:2014-12-22 本文受国家科技支撑计划项目(2012BAH82F04)资助。

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;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;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;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。

机构进行心电图监测来进行诊断。这样大大增加了用户的医疗成本,且不利于一些行动不便的老年患者。一种面向于大多数家庭用户的便捷化医疗检测方案将有效解决这一难题。特别是对于窦性心律过缓严重的患者,一旦出现症状很可能导致昏厥,无法自主求救,亟需一种自动检测和报警的设备实时监控患者的心率。

传统的心率过缓的识别主要是通过 ECG 心电传感器和专业的医生对心电图进行解读。这种方法虽然准确但是成本太高并且无法长时间实时地监护患者。随着可穿戴技术的发展和成熟,可穿戴产品已经可以在日常生活中被长时间的佩戴,并且不会影响正常的工作和生活。因此,通过可穿戴计算产品来实现对心率过缓的判断将对心率过缓患者有巨大的实际帮助。

在可穿戴计算产品中选择哪一种传感器来判断心率过缓是首先需要解决的问题。不同于传统的采用 ECG 心电信号来判断心率过缓的方法,本文提出了采用脉搏波来判断心率过缓的方法和实现手段。通过脉搏波判断心率过缓主要有以下几点优点:

1)反射式光电容积脉搏波传感器体积小于现有的心电传感设备,更易于集成到日常生活中佩戴和穿戴的用品之中。此外,脉搏波可以通过特定波长的反色光从人体皮肤表面非接触地采集出来,而心电 ECG 传感器必须和人体紧密接触而且有时需要涂抹导电油液,脉搏波传感器方便使用者长时间佩戴。

2)脉搏波传感器对放置的人体位置没有要求,人体任何表层动脉流经的地方都可以采集到脉搏波信号,而且只需要一个采集点。心电 ECG 传感器需要人体多个部位放置,并且为了测量人体不同位置处相对电压必须通过导线连接全部传感器,需要大量的导线和复杂的布线,没有脉搏波传感器使用方便和简洁。

3)人在日常生活中很少有时间会处于静止状态,大部分时间人都处于运动状态之中,多种肌电信号会对心电信号造成严重的干扰,这也是采集心电信号时人必须处于静止状态的主要原因。脉搏波通过反色光采集,只要传感器与人体不发生相对移动,就不会产生过大的干扰,而且还能够采集到心电采集不到的运动状态下的心率信息。

通过搜索 PubMed 数据库的全部有关窦性心率过缓的相关论文,尚未发现采用脉搏波实现心率过缓的判别的相关研究。在该领域的研究中,本文设计并实现了一种基于脉搏波的窦性心律过缓的检测系统,利用以支持向量机(SVM)为核心的算法构建一个二分类模型,可以准确区分出用户当前状态是否处于窦性心率过缓。SVM 是一种用于解决分类和判别问题的全新的数据挖掘技术^[1-3],它不仅结构简单,而且分类性能明显,计算复杂度低,能够较好地解决好小样本数据的分类判别问题,为人体心率的异常状态检测提供了权威的理論依据。

2 系统框架

系统的总体构架图如图 1 所示,分为硬件和软件 2 个方面。硬件方面采用 NELLCOR 血氧指夹传感器和 NI 的数据采集卡,软件方面则是用 PC 机上面的 LabVIEW 软件平台。

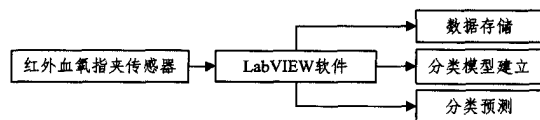


图 1 系统总体结构流程图

通过便携式的红外血氧传感器可直接测得指尖脉搏波^[6]并通过 LabVIEW^[7,8]控制数据采集卡对脉搏数据进行采集并存储到 PC 机上。随后,LabVIEW 通过建立好的模型可对新输入的脉搏数据进行分类判别,若结果诊断为异常,则产生报警反馈信息,用户可根据反馈第一时间进行医疗防护准备。

3 方法原理

人体的脉搏波信号和人体的心血管系统有着紧密的联系,其中蕴含着大量的人体的生理参数信息,受到医学界越来越多的关注与重视,可以作为疾病诊断和治疗的依据。我们采用光电传感的方法在皮下组织中检测血液容积的变化^[9],而描记出心脏搏动性的变化,此种方法采集的波形称为光电容积脉搏波。它受到神经系统和呼吸系统的影响,幅度变化可以反映血流量的大小,脉搏周期等于心脏搏动周期,反映心脏跳动频率的大小。

3.1 特征参数

脉搏波反射指数 RI 定义为脉搏波的重搏波幅值与主波幅值的比率^[10],如图 2 所示,窦性心律过缓情况下由于迷走神经活动加强导致血管收缩,使两峰的幅度变动有下降的趋势,导致 RI 比率升高,这使得它可以成为一个识别窦性心率过缓的特征参数。脉搏传导时间 PPT ^[11] 定义为主波峰和重搏波峰之间的时间间隔,相关研究已表明 PPT 和脉搏波传播速度有正比关系,可以反映动脉管弹性的强弱,是反映心脏搏动状态的另一重要参数。窦性过缓心率状况下,动脉管弹性变弱,导致 PPT 变长。因此, RI 和 PPT 成为本系统进行分类判别所需要提取的两大特征参数。

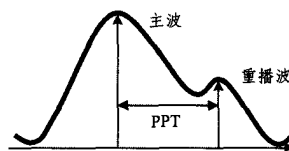


图 2 脉搏波特征图

3.2 支持向量机

由 Vapnik 提出的这种 SVM 的机器学习方法^[12],在分类判别领域为我们提供了一种很好的选择,在分类研究工作中越来越受到人们的信任与支持。

在本系统构建的二分类模型中,SVM 从训练和测试两个阶段来进行最简单的二类区分,判别出用户当前是处于正常状态还是窦性心率过缓。训练由训练的样本数据集来完成,数据集由 N 对提取特征量后的样本数据构成,其形式为: $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N, x_i \in \mathbb{R}^N, y_i \in \{-1, 1\}$ 。每一个样本由特征向量和对应标签组成。

3.3 核函数选取

核函数的正确选取意味着支持向量机向量能否表现出最佳的效果。本系统需要完成的是非线性脉搏数据的二分类情况,样本点分布不均,既有离散于边缘位置的,也有密集于分界区域内的。因此核函数既应具备映射局部数据的能力,也应具备统筹全局的水平^[14]。高斯径向基核方程在 $x=0.2$ 的

测试点附近的映射能力如图 3 所示, $g=1, 2, 3, 5, 7$ 时, 核方程的值在 $x=0.2$ 附近基本相同, 径向基内核对局部点的作用很强, 但对边界点的控制力很弱。

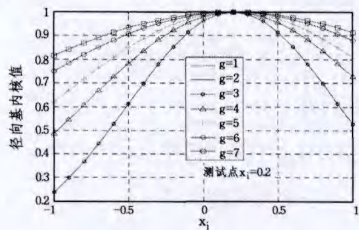


图 3 高斯核方程测试曲线

线性内核用于线性分类, 受全局点的影响较大, 能弥补径向基内核的劣势。综合两者优势, 采用双内核^[15]的方程进行映射, 能更好地增强核函数作用能力和提高分离效果。由此, 引入新的核方程:

$$K(x_i, x_j) = \lambda K_{RBF}(x_i, x_j) + (1-\lambda) K_{linear}(x_i, x_j) \quad (1)$$

其中, $\lambda (0 < \lambda < 1)$ 是控制系数, 代表两种函数占的比例。双内核方程在测试点 $x=0.2$ 附近的核方程值对照图如图 4 所示, $\lambda=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9$, 从图 4 可以看到, 双核方程的值在相对于 $x=0.2$ 的图中边界处收敛, 达到了控制全局点的目的。

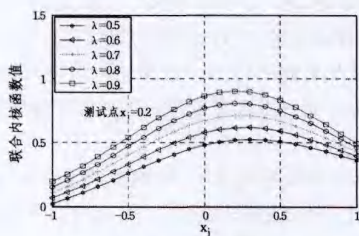


图 4 双核方程测试曲线

4 SVM 分类器的实现方法

本系统设计的目的是要根据采集的用户脉搏波数据判断该用户当前心率状态正常还是窦性心率过缓, 来感知用户进行心脏病发病的提前防护与治疗, 尤其适用于患有该病史的患者。这里使用一个二分类的 SVM 分类器, 以确定一个曾经或现在患有窦性心率过缓症状的用户的心率健康状况, 输出结果为正常或异常。

正常或异常状态的定义要依据系统输入的样本数据。样本数据中包含正常状态和窦性心率过缓的脉搏波特征向量。样本中的 x_i 表征脉搏波中的反射指数 RI 和脉搏传导时间 PPT , y_i 表征这些特征向量的属性标签, 1 表示心率正常状态, -1 表示窦性心率过缓。通过存储好的 (x_i, y_i) 训练数据集, SVM 分类器经过训练建立正确的分类模型。模型建立完成后, 即可对输入数据进行判别。该方法步骤可以总结如下:

- 1) 采集人体的脉搏波并进行数据存储。
- 2) 确定正常状态和窦性心率过缓的状态。
- 3) 确定训练数据特征向量和标签, 准备训练数据集。
- 4) 训练和调整 SVM 分类器。
- 5) 对输入的新数据进行结果分类判断。

用户用来进行状态判别的脉搏采集的设备可使用 NELLCOR 脉搏血氧指夹以及 NI 公司的 USB-6210 数据采集卡, 如图 5 所示。



图 5 脉搏采集设备

用户通过血氧指夹直接采集指尖的脉搏信号, 并通过调理电路后由数据采集卡将数据送到 PC 端, 这样在电脑上用 LabVIEW 上层软件平台可实时控制数据的采集、显示并存储数据。本系统的软件平台如图 6 所示。

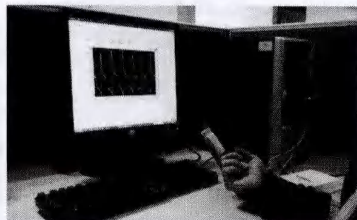


图 6 LabVIEW 软件平台

5 SVM 分类器在 LabVIEW 上的实现

用户在电脑上通过 LabVIEW 调用 DAQ 驱动接口直接接收由数据采集卡传输来的数据, 实时控制数据采集卡进行脉搏数据采集, 不仅可以设定采样率和采样点数, 还可以利用软件自带的滤波器函数进行滤波处理, 消除信号中的噪声, 将平滑的脉搏信号实时地显示出来并存储。数据存储好之后, 可进行特征向量的提取, 其提取流程图如图 7 所示。

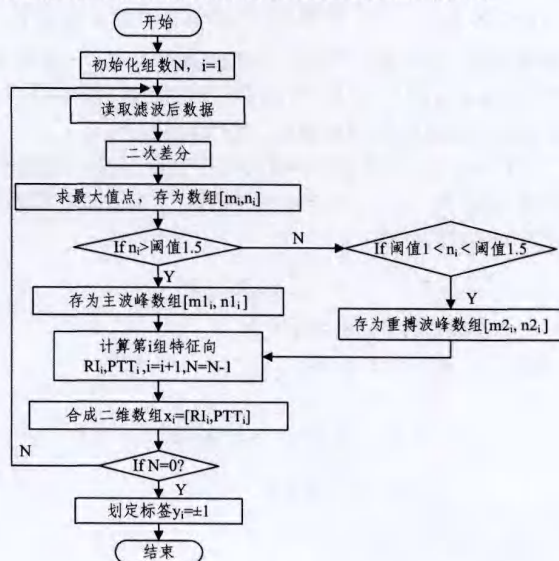


图 7 特征向量提取程序

滤波后的每一组脉搏波数据通过二次差分求最大值点的方式求得全部峰值, 再根据设定阈值来区分出主波峰和重搏波峰, 进而根据式 (2) 来计算出二维特征向量 $x_i = [RI_i, PPT_i]$:

$$RI_i = \frac{\sum_{j=1}^w \frac{n_{2j}}{n_{1j}}}{w}, PPT_i = \frac{\sum_{j=1}^w (m_{2j} - m_{1j})}{w} \quad (2)$$

再根据输入脉搏波取自于患者还是正常人来加注标签 y_i , 构建一维列向量, 从而构建成了训练样本集, 随后可进入 SVM 分类训练环节。

SVM 的建立过程可以看作是求解以下二次规划问题的最大值问题:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (3)$$

其中, C 和 g 为 SVM 需要设定的参数, 会在实验分析阶段进行优化选取。这样, 该问题就转化为一个带约束的凸优化问题, 本文采用 John Platt 提出的序列最小优化算法 (SMO) [16] 来解决此问题。其解决流程及 SVM 建立过程如图 8 所示。

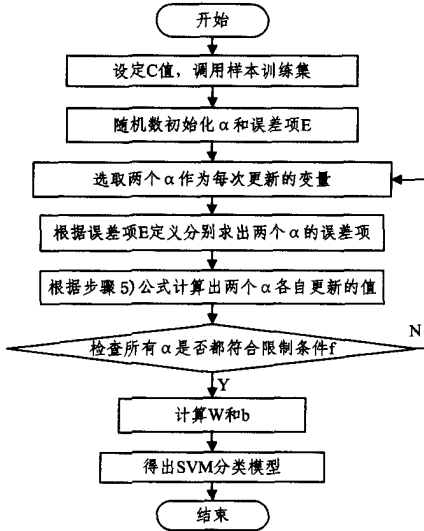


图 8 SVM 训练过程

由于等式 $\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0$ 的限制, SMO 算法并没有将这个问题转化成求一系列最小可能的子问题, 而是采用了一次更新 2 个变量 α 的方法 [17], 直到所有 α 乘子都达到所规定的条件, 目标函数即达到最优, 算法结束。其具体过程为:

1) 选取 α_1, α_2 为首次更新时的两个变量, 而其它变量视为常量, 规定 $K_{ij} = x_i x_j$ (K_{ij} 为所用核函数, 本系统选择了双内核的控制函数), 再令:

$$u_i = \sum_{j=1}^N y_j \alpha_j K_{ij}, v_i = u_i - \sum_{j=1}^2 y_i \alpha_j K_{ij} - b$$

2) 二次规划的目标函数改写为:

$$\begin{aligned} W(\alpha_2) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K_{ij} \\ &= \alpha_1 + \alpha_2 - \frac{1}{2} K_{11} \alpha_1^2 - \frac{1}{2} K_{22} \alpha_2^2 - y_1 y_2 K_{12} \alpha_1 \alpha_2 - \\ &\quad y_1 \alpha_1 v_1 - y_2 \alpha_2 v_2 + \beta \end{aligned}$$

其中 β 代表常数。

3) 问题转化为:

$y_1 \alpha_1 + y_2 \alpha_2 = L$ (L 为常数), 由于 $y_i \in \{1, -1\}$, 因此 $\alpha_2 = \gamma - s \alpha_1$ (γ 为常数, $s = y_1 y_2$)。

4) 取 α_2 作为所要优化的变量, 步骤 2) 公式变为:

$$\begin{aligned} W(\alpha_2) &= \gamma - s \alpha_2 + \alpha_2 - \frac{1}{2} K_{11} (\gamma - s \alpha_2)^2 - \frac{1}{2} K_{22} \alpha_2^2 - s K_{12} \\ &\quad (\gamma - s \alpha_2) \alpha_2 - y_1 (\gamma - s \alpha_2) v_1 - y_2 \alpha_2 v_2 + \beta \end{aligned}$$

其中, β 为常数。

5) 对 α_2 求偏导以求得最大值, 得到:

$$\frac{\partial W(\alpha_2)}{\partial \alpha_2} = -s + 1 + s K_{11} \gamma - K_{11} \alpha_2 + 2 K_{12} \alpha_2 - s K_{12} \gamma -$$

$$y_2 v_1 - y_2 v_2 = 0$$

由此, 可以得到:

$$\alpha_2^{new} = \frac{y_2 (y_2 - y_1) + y_2 \gamma (K_{11} - K_{12}) + v_1 - v_2}{K_{11} + K_{22} - 2 K_{12}}$$

规定误差项 $E_i = u_i - y_i$, 取 $\gamma = \alpha_1^{old} + s \alpha_2^{old}$, 并规定 $K = K_{11} + K_{22} - 2 K_{12}$, 则上述结果可简化为: $\alpha_2^{new} = \alpha_2^{old} + \frac{y_2 (E_1 - E_2)}{K}$ 。

6) 由于 α 乘子的变化范围是 $0 \leq \alpha_1, \alpha_2 \leq C$, (α_1, α_2) 的值将是直线 $\alpha_1 y_1 + \alpha_2 y_2 = \gamma$ 上的点在 $[0, C] \times [0, C]$ 矩形范围内的取值, 因此要不断检查 α_2^{new} 的值是否始终在此区域内。

由于 C 和 λ 是事先设定好的值, 根据检验完毕得出的 α_i 值, 可以通过公式 $w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i$ 以及公式 $b = y_i - (w^T x_i)$ 计算出 w 和 b 的值, 这样样本训练完成, 建立好 SVM 分类器, 当有新的脉搏数据输入时, 即可按流程进行分类判决。

6 实验结果与分析

心率过缓患者心率在处于正常范围时, 生理上不会出现异常的感觉, 此时心率过缓的患者的心率变化程度与正常健康人的心率变化程度基本一致; 当心动过缓出现时, 患者出现头晕、一过性眼黑、乏力、心悸、胸闷、气短、有时胸前区有冲击感, 还有些患者以头晕、乏力、晕厥的症状, 就诊检查时可发现心脏间断出现长时间的停搏。根据患者自述和医生诊断, 可以分时段采集出同一患者在健康时期和非健康时期的脉搏波信号。

从东北大学医院获得来自 86 名窦性心率过缓症状患者的每人 300 组脉搏波数据 (男性 51 人, 女性 35 人, 年龄 18~57 岁, 其中 46 人的脉搏数据在发病状态下采集, 40 人的数据为正常状态下采集), 将其进行格式转换后放入系统存储, 这里选取其中 50 人 (正常状态和异常状态下各 25 人) 的数据, 提取特征向量后, 构建训练数据集, 对数据集训练, 建立 SVM 分类器模型。选择剩下 36 人的数据作为测试集数据, 对构建好的模型分类效果进行检验。

由于系统的输入变量为 C , 径向基函数的调节因子 g 和核函数的比例系数 λ 都直接影响着系统的分类准确性高低, 因此, 需要选择合适的 C 、 g 和 λ 值来构建 SVM 分类模型。本系统选择 $\lambda = 0.9$ 以加强径向基内核对局部点的控制力, 分别以 C 和 g 为控制变量, 取值 $[0, 100]$, 采用网格搜索的方法交叉验证, 得出分类准确率为输出结果, 建立空间三维坐标系, 如图 9 所示, 它是由 C 、 g 和分类准确率构成的空间三维曲面图, 由计算求得曲面最高点的值, 找到分类准确率的最大值, 而此时的 C 和 g 即是系统的最佳输入参数。

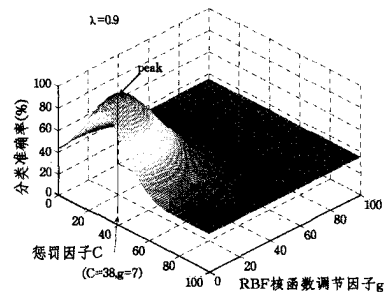


图 9 分类准确率效果

由图 9 可知,当 $C>50$ 且 $g>50$ 时,分类准确率一直低于 50%且保持不变,参数的变化不会带来分类准确率的提升,只有当 C 和 g 都小于 50 时,分类准确率才会逐渐升高,曲面达到最高点时,分类准确率达到最高,为 94.44%,此时的输入参数值为 $C=38, g=7$ 。由此确定了系统的最佳输入控制参数。

选定好参数 C 和 g 后,系统的训练和分类效果如图 10 所示,图中曲线为分类超平面,十字标记和米字标记分别代表正常状态和窦性心率过缓的训练集,实心正方形和实心圆形代表被正确分类的测试集数据。由图中可以看出,两类点能被清晰地进行了区分,分类效果良好。

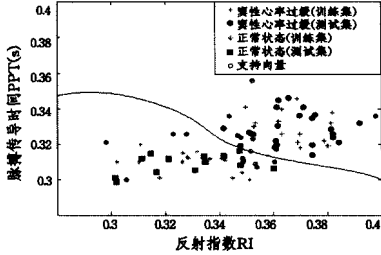


图 10 训练和分类效果

用 86 组测试集进行测试的结果如表 1 所列,该模型经测试后,判决准确率达 90%以上,分类效果良好。

表 1 测试集的区分效率

测试者(共 46 人)	判为正常	判为异常	正判率	误判率
窦性心率过缓状态患者(46 人)	3 人	44 人	94.18%	5.81%
正常状态下患者(40 人)	39 人	2 人		

同时,为了分析判断出现错误的原因,对将处于心率过缓时的脉搏波误判为心率正常的脉搏波的判断误差进行了人工分析,发现主要原因是患者的心率过缓的症状出现的时间较短,在出现之后很快又恢复到正常状态,这种短期间歇性症状导致采集数据中正常脉搏波的成分较大,而心率变缓时脉搏波的成分较少。

此外,对将处于心率正常时的脉搏波误判为心率过缓的脉搏波的判断误差也进行了人工分析,有些患者虽然没有感觉到症状并且医生也认为心率处于正常范围,但是此时患者心率处于正常范围内的最下限,对应的脉搏传导时间和反射指数都在支持向量附近出现,很容易受到外界测量噪声的干扰,使其越过 SVM 的分类间隔,导致一些正常状态下的脉搏波被误判为心率过缓。

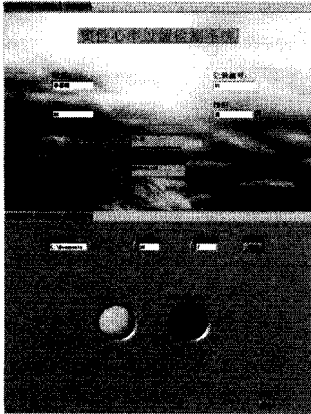


图 11 系统演示

每当采集好脉搏数据后,将数据实时传输到电脑端,即可进行心率健康状态的判断。图 11 所示为系统的演示图,系统在登陆界面可以输入用户的姓名、性别、年龄和采集编号,同时系统会显示出操作运行的实时时间;在状态判断界面,可以手动调整参数 C 和 g 的值,点击开始按钮,即可判断此人的心率属于正常状态还是窦性心率过缓,通过布尔类型的指示灯来感知用户;状态判断完毕,点击“退出”按钮可以自动退出系统。

检测结果在可穿戴计算中的应用:可穿戴系统可以分为两部分,一部分是嵌入到日常穿戴和佩戴物品总的光电容积脉搏波传感器,用来采集佩戴者长时间范围实时的脉搏波信号;另一部分是在佩戴者的手机或者电脑等其它智能终端的数据分析和系统配置终端,以存储、分析和传输脉搏波传感器采集到的脉搏波信号。现阶段反射式光电容积脉搏波传感器体积很小,已经有很多厂商推出了含有反射式光电容积脉搏波传感器的耳机、手表和手环的可穿戴产品,上述产品已经可以采集到长时间范围内的大量脉搏波。可穿戴计算环境下的脉搏波采集问题已经有现成的解决方案可供选择。

佩戴时一旦出现心率过缓的情况,脉搏波传感器可以将心率过缓时的脉搏波传送到手机上的数据分析和系统配置终端。手机上的数据分析和系统配置终端通过本文提出的 SVM 算法能够及时发现佩戴者出现了心率过缓现象,可以及时报警并根据用户设置的内容决定是否向其他人员或专业机构报警求助。

结束语 本文设计了一个人体的窦性心律过缓检测系统,通过建立 SVM 分类模型,检测患有该病症用户的当前心率状况是否正常,为疾病的预防和治疗提供准备。以 SVM 优化分类算法为基础的判别系统具有很高的分类准确率,通过调节惩罚因子 C 和核函数调节因子 g 来使分类效果达到最佳。

未来的研究中,将本文的 SVM 分类算法在移动手机平台和基于嵌入式 Linux 平台的嵌入式系统中实现。最终为使其在可穿戴设备中能够运行,正在构建相关的软硬件平台。

参 考 文 献

- [1] Koley C, Purkait P, Chakravorti S. SVM Classifier for Impulse Fault Identification in Transformers using Fractal Features[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2007, 14(6): 1538-1547
- [2] Khandoker A H, Palaniswami M, Karmakar C K. Support Vector Machines for Automated Recognition of Obstructive Sleep Apnea Syndrome From ECG Recordings[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(1): 37-48
- [3] Sahni M, Lee W J. Classification of severity of low-voltage motor coil arcing fault using statistical techniques[J]. Generation, Transmission & Distribution, IET, 2009, 3(1): 75-85
- [4] Wei ying-chieh, Chang Kai-hsiung, Ming-Shing Young. A three-lead, programmable, and microcontroller based electrocardiogram generator with frequency domain characteristics of heart rate variability [J]. Review of Scientific Instruments, 2012, 83(4): 045109-045109-7
- [5] Benitez D S, Zaidi A, Fitchet A, et al. Virtual instrumentation for clinical assessment of cardiovascular and autonomic function [J]. IEE Proceedings of Science, Measurement and Technology,

- [6] 章伟,高博,龚敏. 基于 LabVIEW 的光电容脉搏波信号采集系统[J]. 测控技术,2011,30(12):16-19
Zhang Wei,Gao Bo,Gong Min. A photoplethysmography signal acquisition system based on LabVIEW [J]. Measurement and Control Technology,2011,30(12):16-19
- [7] 王玲玲,张辉. 基于 LabVIEW 的计算机辅助水泵测控实验系统[J]. 仪器仪表学报,2007,28(4):230-232
Wang Ling-ling,Zhang Hui. Computer measurement and control system for the pump based on LabVIEW[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2007,28(4):230-232
- [8] 马宏伟,王华玲,李海宁. 基于 LabVIEW 的超声检测虚拟仪器开发[J]. 仪器仪表学报,2006,27(6):1785-1787
Ma Hong-wei,Wang Hua-ling,Li Hai-ning. Developed of ultrasonic-testing virtual instrument based on LabVIEW[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2006,27(6):1785-1787
- [9] Reyes I,Nazeran H,Franco M. Wireless photoplethysmographic device or heart rate variability signal acquisition and analysis[C]// Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC),2012 Annual International Conference of the IEEE, San Diego,CA. IEEE Engineering,2012:2092-2095
- [10] Pradhapan P,Swaminathan M,Sriraam N,et al. Identification of apnea during respiratory monitoring using support vector machine classifier;a pilot study [J]. Journal of Clinical Monitoring and Computing,2013,27(2):179-185
- [11] Gil E,Bailon R,Laguna P,et al. PTT Variability for Discrimination of Sleep Apnea Related Decreases in the Amplitude Fluctuations of PPG Signal in Children [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2010,57(5):1079-1088
- [12] Avci E. A new intelligent diagnosis system for the heart valve diseases by using genetic-SVM classifier [J]. Expert Systems with Applications,2009,36(7):10618-10626
- [13] 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
- [14] Chen Fa-fa,Tang Bao-ping,Song Tao,et al. Multi-fault diagnosis study on roller bearing based on multi-kernel support vector machine with chaotic particle swarm optimization[J]. Measurement,2014,47(2):576-590
- [15] Yuan Sheng-fa, Chu Fu-lei. Fault diagnosis based on support vector machines with parameter optimisation by artificial immunisation algorithm [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2007,21(3):1318-1330
- [16] Feng Cai,Cherkassky V. Generalized SMO Algorithm for SVM-Based Multitask Learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2012,23(6):997-1003
- [17] 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

(上接第 15 页)

参 考 文 献

- [1] 孙晓鹏,李华. 三维网格模型的分割及应用技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005,17(8):1647-1655
Sun Xiao-peng,Li Hua. A survey of 3D mesh model segmentation and application[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2005,17(8):1647-1655
- [2] Attene M,Katz S,Mortara M,et al. Mesh segmentation-a comparative study[C]// Proceedings of Shape Modeling International,2006. Washington:IEEE Computer Society Press,2006:14-25
- [3] Agathos A,Pratikakis I,Perantonis S,et al. 3D mesh segmentation methodologies for CAD applications [J]. Computer-Aided Design&Applications,2007,4(6):827-841
- [4] 董洪伟. 三角网格分割综述[J]. 中国图象图形学报,2010,15(2):181-193
Dong Hong-wei. A review of mesh segmentation[J]. Journal of Image and Graphics,2010,15(2):181-193
- [5] Zhang Y,Paik J K,Koschan A,et al. A simple and efficient algorithm for part decomposition of 3-D triangulated models based on curvature analysis[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing,2002. Washington: IEEE Computer Society Press,2002:273-276
- [6] 马元魁,张树生,白晓亮,等. 基于球面图像的三角网格模型分割[J]. 西南交通大学学报,2012,47(3):458-464
Ma Yuan-kui,Zhang Shu-sheng,Bai Xiao-liang,et al. Triangular mesh segmentation based on spherical images [J]. Journal of Southwest Jiaotong University,2012,47(3):458-464
- [7] Ma Yuan-kui, Zhang Shu-sheng, Bai Xiao-liang, et al. The Spherical Images of Triangular Mesh Surfaces[C]// The 12th International Conference on CAD/Graphics,2011. Washington: IEEE Computer Society Press,2011:119-123
- [8] 刘雪梅,张树生,崔卫卫,等. 逆向工程中基于属性邻接图的加工特征识别[J]. 计算机集成制造系统,2008,14(6):1162-1167
Liu Xue-mei,Zhang Shu-sheng,Cui Wei-wei,et al. Machined features recognition based on attributed adjacency graph in reverse engineering[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2008,14(6):1162-1167
- [9] 马元魁,张树生,白晓亮,等. 基于形状分布的圆台体识别[J]. 中国机械工程,2009,20(9):1102-1106
Ma Yuan-kui,Zhang Shu-sheng,Bai Xiao-liang,et al. Frustum of cone recognition based on shape distributions [J]. China Mechanical Engineering,2009,20(9):1102-1106
- [10] Benko P, Martin R P, Varaty T. Algorithms for reverse engineering boundary representation models [J]. Computer Aided Design,2001,33(11):839-851
- [11] 白晓亮. 逆向工程中混合 CSG/B-rep 模型重构技术研究[D]. 西安:西北工业大学,2005
Bai Xiao-liang. Research on hybrid CSG/B-rep model reconstruction in reverse engineering [D]. Xi'an:Northwestern Polytechnical University,2005
- [12] 王飞,张树生,白晓亮,等. 基于子图同构的三维 CAD 模型局部匹配[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(8):1078-1084
Wang Fei,Zhang Shu-sheng,Bai Xiao-liang,et al. Local matching of 3D CAD models based on subgraph isomorphism[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics,2008,20(8):1078-1084