

面向智能移动设备的血氧饱和度检测方法分析*

陈毅能^{1,2}, 邓小明¹, 贺悦^{1,2}, 路璐^{1,2}, 田丰¹, 王锋³, 戴国忠¹, 王宏安¹

¹(人机交互北京市重点实验室(中国科学院 软件研究所),北京 100190)

²(中国科学院大学 计算机与控制学院,北京 100049)

³(昆明理工大学 信息工程与自动化学院,云南 昆明 650093)

通讯作者: 田丰, E-mail: tianfeng@iscas.ac.cn, http://iel.iscas.ac.cn/~fengt/

摘要: 由于智能移动设备的蓬勃发展和人们对于自身健康状况的高度关注,通过智能移动设备监测身体指标和健康状况正逐渐成为一个研究热点.血氧饱和度是指血液中氧合血红蛋白在所有血红蛋白中的比例,它是呼吸系统和循环系统的重要生理参数之一,可以反映相关人群的病情变化及身体健康情况等.一般传统血氧饱和度的检测方法需要红外光的支持,而目前的智能移动设备没有红外光发射和接收模块,鉴于此,研究了面向仅具有摄像头和可见光源的移动设备血氧饱和度检测方法.通过分析传统光学模型直接应用于移动设备后存在的问题,提出全新的面向移动设备的血氧饱和度检测模型,并研究其中必备的摄像头成像基线漂移问题的修正算法.提出的模型和方法可以支持许多与血氧饱和度检测相关的应用,并启发相关的人机交互研究.

关键词: 移动设备;健康监护;血氧饱和度;基线漂移;生理计算

中文引用格式: 陈毅能,邓小明,贺悦,路璐,田丰,王锋,戴国忠,王宏安.面向智能移动设备的血氧饱和度检测方法分析.软件学报,2015,26(Suppl.(2)):165-176. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15027.htm>

英文引用格式: Chen YN, Deng XM, He Y, Lu L, Tian F, Wang F, Dai GZ, Wang HA. Analysis of oxygen saturation detection method on intelligent mobile devices. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015,26(Suppl.(2)):165-176 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15027.htm>

Analysis of Oxygen Saturation Detection Method on Intelligent Mobile Devices

CHEN Yi-Neng^{1,2}, DENG Xiao-Ming¹, HE Yue^{1,2}, LU Lu^{1,2}, TIAN Feng¹, WANG Feng³, DAI Guo-Zhong¹, WANG Hong-An¹

¹(Beijing Key Laboratory of Human-Computer Interaction (Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190, China)

²(School of Computer and Control Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

³(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: With the fast development of mobile devices and great concern on health surveillance, it is becoming increasingly popular to collect, analyze, and interpret people's health-related data by using intelligent mobile devices in their daily life. Oxygen saturation is an important physiological parameter referring to the concentration of oxygen in the blood, and prolonged low oxygen levels may lead to respiratory or cardiac arrest. Previous oxygen saturation detection methods require infrared light, however most of the off-the-shelf mobile devices lack such infrared light transmitter and receiver modules. This paper presents a novel oxygen saturation estimation method employing a RGB camera and visible light in most of mobile devices. By applying of traditional optical oxygen saturation estimation model to mobile devices, and analyzing its problem for those devices, this study proposes a new oxygen saturation estimation model on intelligent mobile devices and offers an approach to solve the baseline drift problem in mobile cameras. Experiments demonstrate the effectiveness of the proposed method and its potentials in many oxygen saturation based researches such as daily-activity based healthcare with mobile devices.

* 基金项目: 国家自然科学基金(61422212, 61232013, 61170182, 61303162); 国家高技术研究发展计划(863)(2015AA020506)

收稿时间: 2014-06-20; 定稿时间: 2014-08-20

Key words: mobile device; healthcare; oxygen saturation; baseline drift; physiological computing

随着嵌入式硬件技术、智能移动操作系统和移动应用技术的发展,智能手机、平板电脑和智能手表等智能移动设备在近几年快速普及.人们的日常生活、学习和工作越来越离不开这些智能移动设备的支持,与此同时,人们更希望可以随时监测到自己的身体健康状况,长期记录并形成个人专属的健康方案,而不必总去医院检查即时的身体健康变化情况.正是因为智能移动设备具有小型化、多传感器、有一定计算性能等特性,如何利用智能移动设备的便携特性和集成的传感器对用户的生理数据进行监测,从而对用户的健康状况做出初步评估并给予用户适当的交互反馈,成为研究和技术发展的新热点和挑战.

在国内外,有大量研究人员研究如何利用智能移动设备辅助健康监测.一方面,医生和病人可以使用智能移动设备更好地沟通交流,使用网络传输相关数据和提高沟通频率,达到长时监测和看护的医疗效果.另一方面,在用户使用过程中,智能移动设备作为数据采集和计算终端,监测到用户的一些动作和状态信息,比如拿手机时手的震颤情况、按键的准确度、打电话时语音特征等,并且对这些用户相关信息进行深入分析和识别,对用户的身体状态做出预估并进行适当反馈.

因此,需要探索使用智能移动设备内置的传感器对用户的生理信息进行非侵入的捕获的技术,对用户身体情况进行评估的方法.基于该技术,用户可以对自身健康状况有一个初步的了解,同时,如果和人机交互技术或网络技术等其他技术结合起来,可以有更多的研究和应用前景.

血氧饱和度是指血液中氧合血红蛋白在所有血红蛋白中的比例,它是呼吸系统和循环系统的重要生理参数之一,可以反映相关人群的病情变化及身体健康情况等.正常人的血氧饱和度一般在 98%左右,如果低于 94%则属于缺氧症状.缺氧会对人体造成极大的伤害,对内脏器官、心脑血管等都有严重影响.

作为基于生理计算的人机交互领域的重要参数,本文研究了面向智能移动设备基于摄像头和可见光的血氧饱和度检测方法.传统脉搏血氧仪使用红光和红外光的相应参数及光学模型来计算血氧饱和度,但智能移动设备没有红外光发射源,并且摄像头也无法捕获红外光,如果使用可见光通道去计算,就带来了计算模型的变化,需要对使用红光和蓝光计算血氧饱和度的方法重新进行模型计算,并标定相应的检测参数.在已有的基于移动摄像头的脉搏计算方法中,只需要提取一定区域的波峰波谷数据进行计算即可,但与脉搏的计算方法不同,血氧饱和度的计算需要统计滑动窗口内数据的方差和平均值等统计数据,对于多数智能移动设备中的摄像头存在的基线漂移比较敏感,必须将基线漂移从波形中去除.所以,本文首先分析了传统光学模型直接应用到智能移动设备上的问题,然后提出了解决摄像头成像基线漂移问题的修正算法,最后提出新的面向智能移动设备的血氧饱和度检测模型.本文作为研究基于生理计算的人机交互的基础,为围绕智能移动设备和用户生理信息的相关应用扫清了技术障碍,提供了理论和应用储备.

1 相关工作

1.1 智能移动设备用于医疗

已有一些研究将智能移动设备用于医疗和监护,比如利用手机进行慢性肺部疾病的检测等. SpiroSmart^[1]使用手机内置的麦克风进行呼吸量测量,帮助诊断慢性肺部疾病,有效地解决了检查成本和家庭推广的问题.手机的加速度传感器也被用来评估呼吸质量^[2],实验结果表明,传感器数据可以区分正常呼吸、慢呼吸、快呼吸和不规律呼吸,准确率达 95%~100%.mCOPD^[3]不仅使用手机进行肺功能诊断,还设计了一款手机游戏来指导呼吸训练,并与远程医疗和康复相结合.同时,手机也被应用于其他医疗的辅助诊断中,GaitTrack^[4]使用手机上的传感器检测用户的步态信息(如行走速度等),用于指示一些慢性疾病,例如慢性阻塞性肺病(chronic obstructive pulmonary disease,简称 COPD)等,该研究区分 COPD 患者和健康人的准确率大于 84%.SleepMiner^[5]利用手机传感器捕获的日常生活数据和通信数据来分析用户和环境上下文信息,建立评估睡眠质量的关联模型,可以实时评估用户的睡眠质量.Fontecha^[6]等人利用手机内置的加速度传感器收集运动数据并计算一系列参数,与临床信息记录相结合,进行老年人虚弱程度的评估.手机也被应用于心理疾病的监测中,Osmani^[7]等人在医学实验中,对

躁郁症患者使用手机进行监测,研究手机获得数据与患者所处疾病时期的对应关系。

1.2 移动摄像头用于血氧饱和度等相关检查

在文献[8,9]中利用手机自带的摄像头根据光电容积脉搏波描记图(photoplethysmogram,简称 PPG)对脉搏进行测量,通过处理视频流数据,估计了脉搏的数值,并采取了相关算法和技术对数据的鲁棒性进行了改进。Selvaraj 等人^[10]通过分析耳、手指、前额的 PPG 来检测进行性血容量减少,从理论层面分析了检测量在疾病早期检测和预警方面的应用。在文献[11]中,Scully 等人进一步将测量和计算的范围扩大到了呼吸率和血氧饱和度上,他们对脉搏、呼吸率和血氧饱和度计算的概念进行了明确,并且初步实验了使用移动设备摄像头捕获的视频数据计算呼吸率和血氧饱和度的可能性。对于心率、血样浓度的监测,还可以应用于对一些疾病的早期诊断中。另外,Karle 等人^[12]探讨了利用商业手机的摄像头作为脉搏血氧仪的传感器时所面临的技术限制和实现挑战,从概念上明确了设计和实现该项技术和工具需要解决的问题。

但是,上述大多用于医疗用途的工作使用了惯性传感器或用户日常使用数据对与运动功能、呼吸和用户行为相关的生理数据进行测量和分析,并没有涉及到与用户血液相关的检查,而这种检查可以方便地通过摄像头进行初步分析。在使用智能移动设备摄像头的工作中,很多工作只是对脉搏数据进行了计算,对血氧饱和度的计算和分析仍然还处于模型和设计阶段,对于面向智能移动设备基于摄像头和可见光的血氧饱和度检测中遇到的实际问题并不能非常明确地加以把握,所以,本文将深入分析基于传统光学模型的血氧饱和度检测,并研究和讨论其在智能移动设备上的应用。

2 面向智能移动设备的血氧饱和度检测方式及分析框架

在面向智能移动设备的血氧饱和度检测和分析中,需要以下几个步骤:(1) 使用智能移动设备摄像头拍摄手指,获取光电容积脉搏波视频流。(2) 选取图像中的感兴趣区域(ROI),使得此区域图像均值对脉搏搏动以及需要的光强变化敏感,以获得清晰的脉搏搏动波形和稳定的光强变化信号。(3) 计算 ROI 各个颜色通道的均值,生成脉搏波信号。(4) 消除因移动设备摄像头原因带来的基线漂移问题,并且保留脉搏搏动信息,这些信息将用于计算脉搏搏动过程中透光度的变化。(5) 从信号中提取基于移动设备摄像头的血氧饱和度检测模型的特征。(6) 使用光学检测模型或机器学习方法进行血氧饱和度的估计。(7) 对结果进行平滑处理,输出血氧饱和度数值。处理管线如图 1 所示。



Fig.1 Analysis processing of oxygen saturation detection

图1 血氧饱和度检测分析流程

视频数据的采集.在数据采集,使用智能移动设备的常亮闪光灯照射用户手指,并利用摄像头拍摄手指明暗程度的变化情况,记录视频流,为血氧饱和度的检测和分析提供数据。数据的采集方式如图 2 所示。

感兴趣区域的选取及预处理.由于需要使用红光和蓝光两种可见光作为光源对血氧饱和度进行估计,所以在此步骤中计算切割后的 ROI 图像的红色和蓝色通道的平均值。每秒 30 帧的数据形成了图像均值信号。根据基线漂移修正算法,获得基线漂移的特征,利用此特征对信号进行修正,除去基线漂移对处理结果的影响,最终得到脉搏搏动信号。

波形特征提取与分析.通过分析光线在人体组织和血液中传播的模型,从脉搏搏动信号波形中提取与血氧饱和度计算相关的波形信息,并对这些信息进行综合分析,便于选择合适的方式去计算血氧饱和度。

血氧饱和度的计算.使用氧合血红蛋白 HbO_2 及脱氧血红蛋白 Hb 对光吸收程度不同的光学模型根据不同波长光线强度波动情况不同,使用相应模型算法计算血氧饱和度。



Fig.2 Setup of video data collection

图2 视频数据采集方式

3 血氧饱和度检测模型

3.1 光学检测模型

Lambert-Beer 定律是物质对光吸收的定量定律,表征了光在物质中传播,物质对光的吸收程度与吸光物质的浓度和光传播距离的关系,其表达式^[12]为

$$I = I_0 e^{-\sum_{i=1}^n \epsilon_i c_i d_i} \quad (1)$$

式中, I_0 和 I 表示入射光强和出射光强, ϵ 为吸光物质的吸光系数,它与物质类别 i 及入射光波长 λ 有关, c 为物质的浓度, d 为光在物质中传播的距离(光程).那么根据 Lambert-Beer 定律,物质的吸光度 A 可表示为(α 为带常数系数的吸光系数)

$$A = \lg \frac{I_0}{I} = \sum_{i=1}^n \alpha_{i,\lambda} c_i d_i \quad (2)$$

在某一波长光处,光线被血液中的氧合血红蛋白 HbO_2 及脱氧血红蛋白 Hb 吸收的吸光度为

$$A = \alpha_1 c_1 d + \alpha_2 c_2 d \quad (3)$$

其中, α_1, c_1 为 HbO_2 部分的吸光系数和浓度, α_2, c_2 为 Hb 部分的吸光系数和浓度,并且 HbO_2 和 Hb 的总浓度 c 为二者之和.

$$c = c_1 + c_2 \quad (4)$$

由于心脏收缩人体动脉搏动会导致血液容量变化,进而引起吸光度的变化.由动脉搏动引起的吸光度变化 ΔA 为

$$\Delta A = (\alpha_1 c_1 + \alpha_2 c_2) \Delta d \quad (5)$$

血氧饱和度 SpO_2 为氧合血红蛋白占总血红蛋白的比例.

$$\text{SpO}_2 = \frac{c_1}{c} \quad (6)$$

结合式(4)、式(5)和式(6),可得:

$$\text{SpO}_2 = \frac{\Delta A - \alpha_2 c \Delta d}{(\alpha_1 - \alpha_2) c \Delta d} \quad (7)$$

由于总血红蛋白浓度 c 和光程 Δd 未知,需要使用两种不同波长的光 λ_1 和 λ_2 入射以消除总血红蛋白浓度和光程参数,可得:

$$\text{SpO}_2 = \frac{\Delta A^{\lambda_1} - \alpha_2^{\lambda_1} c \Delta d}{(\alpha_1^{\lambda_1} - \alpha_2^{\lambda_1}) c \Delta d} \quad (8)$$

和

$$\text{SpO}_2 = \frac{\Delta A^{\lambda_2} - \alpha_2^{\lambda_2} c \Delta d}{(\alpha_1^{\lambda_2} - \alpha_2^{\lambda_2}) c \Delta d} \quad (9)$$

由式(8)和式(9)可得:

$$\text{SpO}_2 = \frac{Q \alpha_2^{\lambda_2} - \alpha_2^{\lambda_1}}{Q(\alpha_2^{\lambda_2} - \alpha_1^{\lambda_2}) - (\alpha_2^{\lambda_1} - \alpha_1^{\lambda_1})} \quad (10)$$

其中,参数 Q 为

$$Q = \frac{\Delta A^{\lambda_1}}{\Delta A^{\lambda_2}} \quad (11)$$

在式(11)中,吸光度的变化取决于两方面因素,一方面是心脏收缩舒张引起的人体动脉搏动带来的变化 ΔA_{AC} ,另一方面是皮肤、组织和静脉血液带来的变化 ΔA_{DC} . 由于皮肤、组织和静脉血液几乎没有发生变化,所以 $\Delta A_{DC} \approx 0$, 即:

$$\Delta A = \Delta A_{AC} + \Delta A_{DC} \approx \Delta A_{AC} \quad (12)$$

由于入射光强未知,所以利用动脉血液紧缩和充盈时的出射光强作为动脉搏动的入射光和出射光,即 $I = I_{\min}$, $I_0 = I_{\max}$. 所以,

$$\Delta A = \lg \frac{I_{\max}}{I_{\min}} = \lg \left(1 + \frac{\Delta I}{I_{\min}} \right) \quad (13)$$

代入式(11)并且进行 Maclaurin 展开,得到:

$$Q = \frac{\lg \left(1 + \frac{\Delta I^{\lambda_1}}{I_{\min}^{\lambda_1}} \right)}{\lg \left(1 + \frac{\Delta I^{\lambda_2}}{I_{\min}^{\lambda_2}} \right)} \approx \frac{I_{AC}^{\lambda_1} / I_{DC}^{\lambda_1}}{I_{AC}^{\lambda_2} / I_{DC}^{\lambda_2}} \quad (14)$$

其中, I_{AC} 表示光线通过手指后光强周期变化的部分, I_{DC} 表示光线通过手指后光强变化相对恒定的部分. $\Delta I = I_{AC}$ 和 $I_{\min} = I_{DC}$ 是因为光吸收来自于两方面. 一方面是动脉血液的吸收,心脏收缩舒张引起的人体动脉搏动会导致动脉血液光吸收量发生变化,而且总的光吸收量变化主要来自动脉搏动,所以 $\Delta I = I_{AC}$. 另一方面是皮肤、组织和静脉血液对光的吸收,这部分比较恒定,不会随着人体血液循环发生特别大的变化,并且等效认为这部分光出射后进入动脉血液,所以 $I_{\min} = I_{DC}$.

在传统的血氧饱和度监测方法中,由于选择了波长 940nm 的红外光作为第 2 种波长(λ_2)的入射光,而 HbO_2 和 Hb 对波长为 805nm 的红外光吸收程度相同,所以 $\alpha_2^{\lambda_2} = \alpha_2^{\lambda_1}$, 血氧饱和度的计算公式(10)可简化为 $\text{SpO}_2 = kQ + b$ 的形式,大大简化了血氧饱和度的计算. 但是,针对新型的基于移动设备摄像头的可见光检查方式,由于只有红、绿和蓝 3 种可见光颜色通道,上述简化方式并不完全适用,仍然需要使用原始公式(10)去计算血氧饱和度或研究适用新型检测方式的计算方法.

3.2 面向智能移动设备的检测模型

由于使用基于可见光的智能移动设备检测血氧饱和度方式的特殊性,可以在传统光学检测模型上,有针对性地调整模型计算方式.

根据式(10)和式(14),提取了 5 个特征,分别是:从红光和蓝光中提取的脉搏搏动信号方差 I_{AC} ,从平滑及消除基线漂移后的红光和蓝光信号中提取的信号均值 I_{DC} ,以及通过式(14)计算得到的 Q 值. 脉搏搏动信号的方差反映了光吸收量的变化情况,即 ΔI ,可以表示心脏收缩和舒张作用下动脉血的变化情况. 在计算脉搏搏动信号的方差时,使用了 180 个点,即 6s 的时间窗口进行计算. 平滑后的基线漂移特征信号反映了光吸收的平均值,可以表示皮肤、组织和静脉血等对光的吸收情况. Q 值作为光学理论模型中的一个重要变量,在我们的模型中,也将其作为其中一个特征. 以上 5 个特征的选取充分考虑了现代医学检测方法的计算属性,有较为充分的理论依据,可将它们组成以下的特征向量.

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{AC}^{Red} \\ I_{AC}^{Blue} \\ I_{DC}^{Red} \\ I_{DC}^{Blue} \\ Q \end{array} \right\} \rightarrow SpO_2 \quad (15)$$

随后,使用机器学习方法中的支持向量机(SVM)对数据进行训练和建模,对结果进行预测.SVM 将输入的一系列特征向量映射到高维空间,并用一些超平面按照标记值将样本分开.在训练阶段,将一些用标准脉搏血氧仪输出的血氧饱和度值标记好的训练数据输入到 SVM 里面,学习产生一个模型,用来预测未标记数据的类别或数值.我们尝试着建立分类(SVC)和回归(SVR)两种不同的模型,因为一般的脉搏血氧仪给出的血氧饱和度都只精确到个位,不保留小数点后面的数值,所以可以使用分类方式建立模型.同时,为了实验更好的效果,也尝试使用回归方式,并尝试得出更精确的结果.

3.3 感兴趣区域的选取

由于智能移动设备摄像头拍摄的图像一般都比较小,从优化图像质量和降低运算成本方面考虑,只选取图像中的一部分区域运算,即感兴趣区域(region of interest,简称 ROI).

在 ROI 的选取阶段,进行了预实验,采集了测试视频.将每一帧图像切分成大小相同的小块(90 像素×60 像素),分别计算每个小块的各颜色通道的平均值,并处理整个视频序列绘制成平均值的变化曲线,计算曲线的波峰波谷、时间窗口内的平均值和方差.因为 ROI 的选取原则是从 ROI 中获取尽可能多而准确的数据,所以选取原则有:(1) 波峰波谷不呈现天花板或地板效应,保证波形的完整性;(2) 方差较大,保证脉搏搏动信息在该区域表现得较为明显;(3) 区域相连,并较为集中,减少计算复杂度.根据上述原则,选定了如图 3 所示的 ROI,作为信息和特征分析的区域.

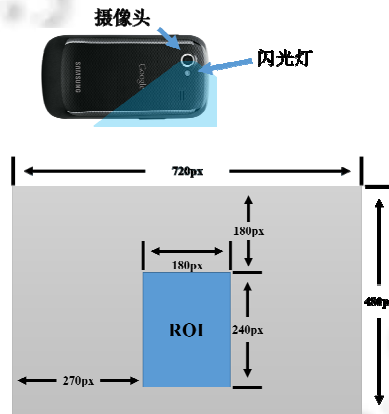


Fig.3 Imaging direction and selected ROI base on experiments

图3 成像方向和通过实验选取的 ROI 区域

在检测中,将根据这个结果对摄像头拍摄的图像进行分割,获取 ROI 区域,一方面去除了无关干扰,获得了更加优质、包含更多有用信息的图像,增加了计算准确率;另一方面也减少了移动设备的计算成本,节约了计算资源.

3.4 摄像头成像基线漂移的修正算法

由于智能移动设备体积和重量的限制,其摄像头不会是很高端的摄像头,所以存在一定的不稳定性,尤其是连续成像时存在的基线漂移问题,像素值的漂移少则 0.5 个单位,多则十几个单位,会严重影响实验结果.将捕获的视频流生成 ROI 的像素均值波形,如图 4 所示,从图中可以看出,波形图的基线有连续和突变的漂移.

这种漂移对于普通计算心率和心率变异性的算法而言不会有太大影响,计算心率的算法只需要准确获取

波峰波谷的位置,再通过波峰发生的周期时间间隔计算心率等参数即可.但是对于血氧饱和度的计算而言,由前面建立的模型可知,需要计算滑动窗口内波形的标准差和均值等统计信息,如果出现这种漂移,对于标准差和均值的计算都会出现致命的误差,最终导致无法检测血氧饱和度.经过实验分析,在不去除摄像头成像基线漂移时所计算的血氧饱和度与真实值存在极大的差异.所以必须设计波形处理算法对基线漂移进行处理.

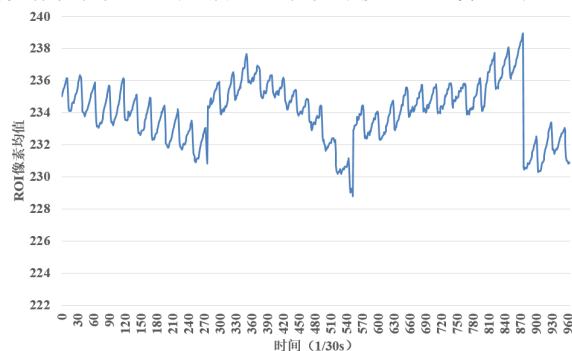


Fig.4 ROI pixels' mean value signal in video stream

图4 视频流 ROI 像素均值信号

通过预实验,我们发现摄像头的基线漂移普遍存在于各种类型和系统的手机中,包括 iPhone、搭载 Android 系统的高低端手机等,并且这种基线漂移没有一致的规律.要对这种基线漂移进行消除,还需要保留脉搏搏动的波形信息,不能将脉搏搏动信息一并消除.

首先考虑的是通过滤波的方式进行基线漂移的修正.将整个波形放到一个滤波器中,滤去一定频率的波,保留脉搏频率的波.通过实验,发现这种方法并不能很好地反映基线漂移的特征,并且对脉搏搏动波形有一定的衰减.另外,由于计算血氧饱和度的特殊性,需要获取 I_{DC} ,这是从低频直流信号中获得的,所以需要另寻方法处理基线漂移的修正问题.

我们从图像处理中的边缘提取获得启发,波形的基线漂移其实就是波形的边缘,而脉搏搏动信息就对应于图像的细节信息.如何将波形/图像的细节信息保留,而将跳变/边缘的信息提取出来,正是修正基线漂移/边缘提取需要考虑的问题.基线漂移的修正过程首先需要从波形中将跳变信息提取出来,再将原波形和漂移特征波形相减,就能得到真实的波形信息(细节信息).为此,我们参考了文献[13]关于图像平滑处理的工作.基于其平滑图像中的细节信息,保留图像边缘的思路,我们提出使用 L_0 算法进行基线漂移的修正方法.

首先我们对本文中涉及的信号给出定义.

定义 1(图像均值信号 f). 摄像头拍摄的图像序列中每帧图像提取感兴趣区域(ROI)后,ROI 各颜色通道平均值形成的信号.

定义 2(脉搏搏动信号 h). 由心脏收缩和舒张引起动脉血液全身流动,并通过摄像头捕获的脉搏跳动的信号,为周期信号,正常人频率约在 1Hz 左右.

定义 3(基线漂移特征信号 g). 对图像均值信号应用 L_0 算法后,对细节信息进行平滑并生成的可表征信号漂移信息的信号.此信号中脉搏搏动信息被剔除,保留了摄像头成像的基线漂移信息.

以上 3 个信号的关系如下:

$$f=g+h \quad (16)$$

可以定义信号 g 中数值跳变数为

$$c(g) = COUNT\{p \mid |g_p - g_{p+1}| \neq 0\} \quad (17)$$

其中, p 和 $p+1$ 表示信号中相邻的两点, $|g_p - g_{p+1}|$ 表示两点数值之差的绝对值,所以,结果 $c(g)$ 表示了信号 g 中跳变的个数.在设定的跳变数量下,信号 g 的求解过程即为信号 g 对信号 f 的逼近过程,即当 $c(g)=k$ 时与信号 f 最匹配的信号, k 为设定的跳变数.

$$\min_g \sum_p (g_p - f_p)^2 \tag{18}$$

只用设定的常数个跳变数来约束和求解信号 g 显然是不合适的,因为各个输入波形的漂移信息和细节信息是有差别的.所以需要将跳变个数也加入到式(18)中进行约束.

$$\min_g \sum_p (g_p - f_p)^2 + \lambda c(g) \tag{19}$$

其中, λ 作为权重系数控制了跳变个数对整个约束条件的贡献.如果 λ 设置得较大,则基线漂移特征信号 g 包含较少的跳变信息.对式(19)进行迭代求解,找到最满足条件的 g 即可.

图 5展示了信号 f 、迭代求解得到的信号 g 以及进行基线漂移修正后的波形,从波形图中可以看出,这种方法可以很好地提取出信号 f 的基线漂移特征.通过两个信号相减得到的信号 h 将作为估计 I_{AC} 的重要参数.同时,将信号 g 进一步平滑,消去大跳变点,可以近似得到信号 f 的均值信息以及 I_{DC} .

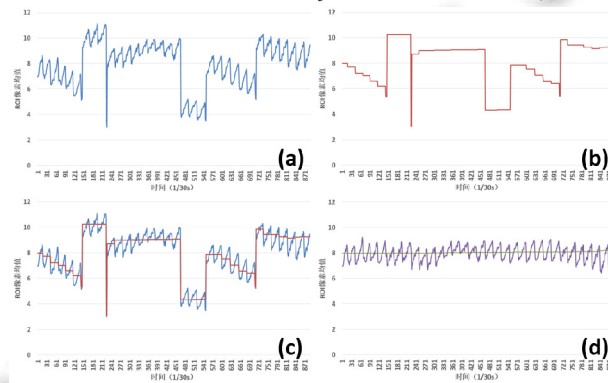


Fig.5 (a) Image pixels' mean value signal f , (b) Baseline drift feature signal g , (c) The cooperation of signal f and g , (d) Signal after the removal of baseline drift

图5 (a)为图像均值信号 f , (b)为基线漂移特征信号 g , (c)为两信号 f 和 g 波形的对比, (d)为修正后的波形

综上所述,面向智能移动设备的血氧饱和度检测方法流程如图 6所示.预处理阶段首先对输入的图像流提取感兴趣区域,然后计算各颜色通道均值,提取漂移特征,最后生成脉搏搏动信号.在特征提取阶段,通过分析脉搏搏动信号的均值、方差等信息,从信号中提取血氧计算模型所需特征.最后根据面向智能移动设备的血氧饱和度检测模型进行分类或者回归,输出血氧饱和度数值.

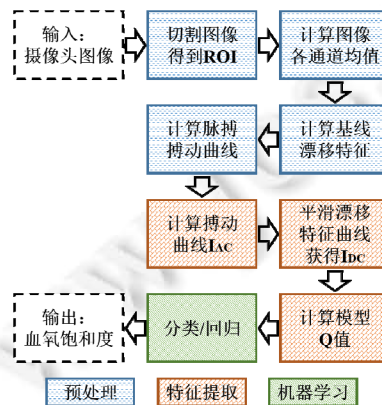


Fig.6 Analysis processing of oxygen saturation detection on mobile devices

图6 面向智能移动设备的血氧饱和度监测处理管线

4 实验分析与验证

4.1 光学检测模型

本节将通过实验讨论使用传统光学理论模型计算血氧饱和度的可能性.由于移动设备检测环境下 HbO_2 和 Hb 对红光和蓝光的吸光系数未知,故将式(10)变形为

$$\text{SpO}_2 = \frac{k_1 Q - b_1}{k_2 Q - b_2} \quad (20)$$

用 S 代表 SpO_2 ,展开:

$$SQk_2 - Sb_2 - Qk_1 + b_1 = 0 \quad (21)$$

对于采集到的一系列测试数据,写成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} S_1 Q_1 & -S_1 & -Q_1 & 1 \\ S_2 Q_2 & -S_2 & -Q_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_n Q_n & -S_n & -Q_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_2 \\ b_2 \\ k_1 \\ b_1 \end{bmatrix} = 0 \quad (22)$$

将数据代入,进行奇异值分解(singular value decomposition,简称 SVD),求得 k_1 、 b_1 、 k_2 和 b_2 ,并通过式(10)进行计算,与真实值的对比如图 7 所示.

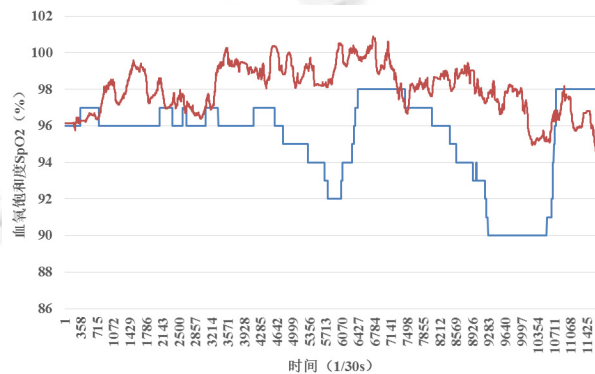


Fig.7 Oxygen saturation estimation base on optical model only
(Blue line: standard SpO_2 , red line: calculated SpO_2 on optical model)

图7 基于光学模型的血氧饱和度估计(蓝线为标准血氧值,红线为光学模型计算值)

从图中可以看出,完全基于光学模型的方法估计出的血氧饱和度与真实值有一定的差距,可见基于移动设备和可见光的血氧饱和度检测并不能完全使用传统的纯光学模型来计算,其原因可以从一些光学、生物医学领域研究中得到印证.首先,传统光学模型是基于透射式血氧饱和度检测,与智能移动设备的反射式检测有所差别.其次,由于使用蓝光替代红外光,血红蛋白对于蓝光的吸收过多,导致 I_{AC} 和 I_{DC} 的值都偏小,如果有噪声,会对结果造成比较大的影响.所以,从上述实验可知,使用传统光学模型来估计基于摄像头和可见光的血氧饱和度有一定的问题,后面我们将讨论新的血氧饱和度检测和分析模型的实验结果.

4.2 面向智能移动设备的检测模型

通过同时使用手机摄像头和标准脉搏血氧仪对被试进行采集,采集的方式如图 8 所示.实验中使用的智能移动设备是三星 Nexus S 手机,使用手机背部的摄像头,设置闪光灯常亮,关闭自动对焦,拍摄的图像大小为 720 像素×480 像素,帧率为 30 帧/s,使用 WiFi 与计算机进行通信.脉搏血氧仪使用了 Contec 公司的 CMS60D,采样频率为 60Hz,使用 USB 线和计算机进行通信.中指夹着标准血氧探头并连接脉搏血氧仪,食指按在摄像头和闪光灯上,二者数据分别使用 WiFi 和 USB 线与计算机进行同步.



Fig.8 Collecting data using mobile device and pulse oximeter

图8 同时使用移动设备和脉搏血氧仪采集

共有 5 名被试者参加实验,被试者被要求在测试前不要剧烈运动,并且不要吸烟和饮酒.在被试者的测试过程中,每位被试者进行 4 组测试,第 1、3 组测试持续 2 分钟,只要求被试者在测试过程中不要移动手指,并且将食指轻贴在摄像头上不要按压,第 2、4 组持续 3 分钟,除上述要求外,要求被试者适当降低呼吸频率并适当憋气,以人为干预血氧饱和度,获得更多的血氧饱和度数值.

根据前文讨论的数据处理流程和检测模型,对数据进行预处理,切割图像获取 ROI,计算图像均值获取图像均值信号 f ,对摄像头基线漂移进行修正,随后通过波形分析,提取滑动窗口的特征向量,使用机器学习的方法对训练数据进行建模,并对测试数据进行预测.

在实现中,使用了 LibSVM 实现的机器学习算法.在分类方式下,使用了 RBF 核函数,通过参数寻优,设置参数 C 为 8 192、参数 γ 为 8.使用了 5 折交叉验证进行模型训练,在每折中,80%的数据用来作训练数据,20%的数据作为测试数据.进行了 5 组单人测试,用被试者自己的训练模型对其血氧饱和度进行分类预测,平均准确率为 94.27%,标准差为 0.63%,每组的准确率如图 9(a)所示.另外,也进行了被试者之间的交叉实验,准确率较单人实验有所降低,平均准确率为 80.49%,标准差为 1.42%,如图 9(b)所示.可见,对于普适模型,在未来工作中还需要更加深入地研究特征提取以及参数寻优.

在回归方式中,选用了 LibSVM 默认的 RBF 核函数,在单人样本中均方误差为 1.42,相关系数为 0.65,多人样本中均方误差为 0.42,相关系数为 0.68.通过查看预测结果我们发现,导致误差偏大的原因是存在奇异值出现.在实际血氧饱和度的检测过程中,对回归结果消除奇异值点,并再使用一次本文第 3.4 节所述的波形处理算法,消除细微波动噪音,即可获得正确、稳定的血氧饱和度数值.

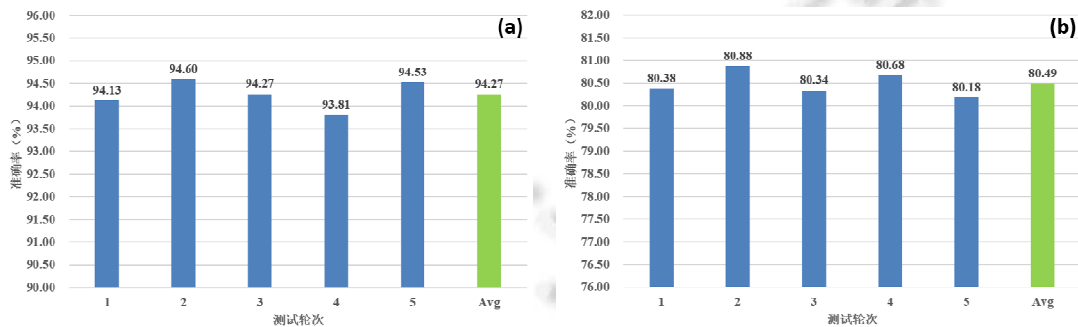


Fig.9 Accuracy of classification experiments (1~5: Accuracy in each test, Avg: Overall average accuracy)

(a) Result of single subject's model, (b) Result of multiple subjects' model

图9 分类方式下实验的准确率(1~5 表示每轮测试的准确率,Avg 为平均准确率)

(a)为单人模型实验结果,(b)为多被试交叉模型实验结果

5 总 结

本文从利用智能移动设备检测血氧饱和度出发,分析了血氧饱和度检查的传统光学模型,对传统光学模型在基于智能移动设备摄像头和可见光方式检测血氧饱和度上的应用进行了论证.利用线性方法对传统光学模型的参数进行了求解,并对血氧饱和度估计结果进行了分析,找出了传统光学模型直接应用的问题,并分析了其中原因.

由于血氧饱和度计算的特殊性,智能移动设备摄像头成像的基线漂移问题严重影响了血氧饱和度估计的准确性.针对此问题,提出了修正的算法.从图像均值信号中提取基线漂移特征信号,其中包含了全部的基线漂移特征.利用基线漂移特征信号,可以计算脉搏搏动信号以及用于血氧饱和度估计训练的特征.

针对智能移动设备和可见光检测血氧饱和度的特殊性,提出基于智能移动设备和可见光的血氧饱和度检测模型.以传统光学模型计算方法为指导,从信号中提取 5 个特征,并通过分类和回归两种方式建立新型血氧饱和度检测模型,达到较高的准确率.

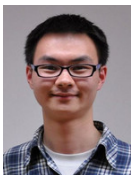
最后,本文还明确了基于智能移动设备的血氧饱和度检测和处理流程,对数据进行预处理、特征提取以及分类和回归的流程.

基于智能移动设备和可见光的血氧饱和度检测模型提供了利用智能移动设备方便检测血氧饱和度的方式和途径,用户可以方便地利用自己已有的手机、平板等设备检测自己的血氧饱和度,并对其进行长期和实时的检测.基于此模型,可以开发出很多很有价值的交互应用,这些应用可以准确记录用户长期的血氧饱和度、心率和心率变异性等参数,利用这些数据,病人可以和医生高效沟通自己的身体状况,方便医生有针对性地制定调理和治疗计划,这些计划通过智能移动设备进行分发,病人可以根据分发的计划实时调整自己的饮食和用药.同时,应用也可以作为电子医生为用户提供自我身体数据的监测,并在适当的时候给用户反馈,比如运动一定时间后检测生理状况,可以对运动效能进行评分,对身体健康状况进行预判,方便用户形成适合自身生理条件的运动方式和频度.研究人员可以基于提出的模型和方法,深入研究其中的交互问题,设计更多的与健康监护相关的新交互逻辑,比如根据检测到的用户生理状况改变我们的工作生活环境(光线强度,噪音情况,音乐节奏,香水气味,空气温度湿度等),进而调整用户的情绪和心态.

References:

- [1] Larson EC, Goel M, Boriello G, Heltshe S, Rosenfeld M, Patel SN. SpiroSmart: Using a microphone to measure lung function on a mobile phone. In: Proc. of the 2012 ACM Conf. on Ubiquitous Computing. Pittsburgh: ACM, 2012. 280–289.
- [2] Gupta NK, Dantu R. Evaluation of respiration quality using smart phone. In: Proc. of the 6th Int'l Conf. on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments. Rhodes: ACM, 2013. 1–5.
- [3] Xu W, Huang M-C, Liu JJ, Ren F, Shen X, Liu X, *et al.* mCOPD: Mobile phone based lung function diagnosis and exercise system for COPD. In: Proc. of the 6th Int'l Conf. on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments. Rhodes: ACM, 2013. 1–8.
- [4] Cheng Q, Juen J, Li Y, Prieto-Centurion V, Krishnan JA, Schatz BR. GaitTrack: Health monitoring of body motion from spatio-temporal parameters of simple smart phones. In: Proc. of the Int'l Conf. on Bioinformatics, Computational Biology and Biomedical Informatics. Washington: ACM, 2013. 897–906.
- [5] Bai Y, Xu B, Ma Y, Sun G, Zhao Y. Will you have a good sleep tonight: Sleep quality prediction with mobile phone. In: Proc. of the 7th Int'l Conf. on Body Area Networks. Oslo: Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, 2012. 124–130.
- [6] Fontecha J, Navarro FJ, Hervas R, Bravo J. Elderly frailty detection by using accelerometer-enabled smartphones and clinical information records. *Personal Ubiquitous Computing*, 2013,17(6):1073–1083.
- [7] Osmani V, Maxhuni A, Grunerbl A, Lukowicz P, Haring C, Mayora O. Monitoring activity of patients with bipolar disorder using smart phones. In: Proc. of the Int'l Conf. on Advances in Mobile Computing, Multimedia. Vienna: ACM, 2013. 85–92.

- [8] Pelegris P, Banitsas K, Orbach T, Marias K. A novel method to detect Heart Beat Rate using a mobile phone. In: Proc. of the 2010 Annual Int'l Conf. of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2010.
- [9] Pal A, Sinha A, Choudhury AD, Chattopadhyay T, Visvanathan A. A robust heart rate detection using smart-phone video. In: Proc. of the 3rd ACM MobiHoc Workshop on Pervasive Wireless Healthcare. Bangalore: ACM, 2013. 43–48.
- [10] Selvaraj N, Shelley KH, Silverman DG, Stachenfeld N, Galante N, Florian JP, *et al.* A novel approach using time-frequency analysis of pulse-oximeter data to detect progressive hypovolemia in spontaneously breathing healthy subjects. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2011,58(8):2272–2279.
- [11] Scully C, Jinseok L, Meyer J, Gorbach AM, Granquist-Fraser D, Mendelson Y. Physiological parameter monitoring from optical recordings with a mobile phone. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2012,59(2):303–306.
- [12] Karlen W, Lim J, Ansermino JM, Dumont G, Scheffer C. Design challenges for camera oximetry on a mobile phone. In: Proc. of the 2012 Annual Int'l Conf. of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2012.
- [13] Xu L, Lu C, Xu Y, Jia J. Image smoothing via L_0 gradient minimization. In: Proc. of the 2011 SIGGRAPH Asia Conf. Hong Kong: ACM, 2011. 1–12.



陈毅能(1989—),男,安徽芜湖人,博士生,CCF 学生会会员,主要研究领域为生理计算,可穿戴计算,新型人机交互设备和技术.



田丰(1976—),男,博士,研究员,CCF 高级会员,主要研究领域为人机交互,虚拟现实.



邓小明(1980—),男,博士,副研究员,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机视觉,人机交互.



王锋(1972—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为人机交互.



贺悦(1990—),女,硕士生,主要研究领域为人机交互.



戴国忠(1944—),男,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人机交互,计算机图形学.



路璐(1983—),女,博士生,主要研究领域为人机交互,数字表演,仿真技术.



王宏安(1963—),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为实时智能,用户界面.