

DOI: 10.3969/j.issn.1671-024x.2025.04.005

## 基于多色彩空间抗照度变化的心率检测方法

田会娟<sup>1,2,3</sup>, 张亚静<sup>1,2,3</sup>, 钱胜<sup>1,2,3</sup>, 黄玉彬<sup>1,2,3</sup>, 栾晨光<sup>1,2,3</sup>

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学 纺织未来技术研究中心, 天津 300387;  
3. 天津工业大学 天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387)

**摘要:** 针对基于非接触式的心率检测方法受光照变化干扰难以准确估计心率的问题, 提出一种抑制光照变化的远程心率估计方法。首先采用 YCbCr 颜色空间的肤色模型, 并建立皮肤掩膜, 将该皮肤掩膜与原图像相乘提取面部肤色图, 可以从复杂背景中过滤掉大部分非肤色区域, 得到稳定的面部感兴趣区域 (region of interest, ROI) 肤色图像, 减轻面部运动伪影干扰。其次, 为抑制光照变化影响, 将该区域的 RGB 颜色空间转换到 LAB 和 YCbCr 颜色空间, 选取描述血容量变化的 G、A、Cr 3 种颜色信号, 并将这 3 种颜色信号采用改进的完全自适应噪声集合经验模态分解方法 (ICEEMDAN) 进行去噪, 并使用主成分分析 (PCA) 分离出与血容量变化相关的脉搏波信号。最后, 对该脉搏波信号进行快速傅里叶变换 (FFT), 根据 0.7~3.0 Hz 频段内最高峰值所对应的频率来估计心率。实验结果表明: 该方法在不同光照条件下正常眨眼时计算出的心率与同时用指夹式脉搏血氧仪测出的心率之间的相关系数为 0.982 3, Bland-Altman 统计上下限分别为 3.178 8 次/min 和 -1.880 5 次/min, 证实了使用多色彩空间从面部视频进行准确和可靠的心率监测的潜力。

**关键词:** 非接触心率检测; 多色彩空间; 抗照度变化; 去噪; 主成分分析 (PCA)

**中图分类号:** TP391.41; R318.04 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-024X(2025)04-0028-08

## Heart rate detection method based on illuminance variation resistance in multiple color spaces

TIAN Huijuan<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Yajing<sup>1,2,3</sup>, QIAN Sheng<sup>1,2,3</sup>, HUANG Yubin<sup>1,2,3</sup>, LUAN Chengguang<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. Research Center for Future Textile Technology, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 3. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that non-contact heart rate detection method is difficult to accurately estimate heart rate due to the interference of light change, a remote heart rate estimation method which inhibits the effect of light change is proposed. In this method, the skin color model of YCbCr color space is first adopted, and a skin mask is established. By combining the skin mask with the original image and extracting the facial skin color image, most of the non-skin color regions can be filtered out from the complex background, and a stable skin color image of the facial region of interest (ROI) can be obtained. This reduces facial motion artifact interference. Secondly, in order to suppress the influence of light change, the RGB color space of this region is converted to LAB and YCbCr color space and three color signals, G, A, and Cr, which describe the change of blood volume, are selected. The pulse wave signals associated with blood volume changes were extracted through improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) for denoising, followed by principal component analysis (PCA) to isolate pulse wave signals associated with changes in blood volume. Finally, fast Fourier transform (FFT) is applied to the pulse wave signal to estimate the heart rate according to the frequency corresponding to the highest peak in the band of 0.7~3.0 Hz. The experimental results show that the correlation coefficient between the heart rate calculated during normal blinking under different lighting conditions and the heart rate measured by pulse oximeter at the same time is 0.982 3, and the statistical upper and lower

收稿日期: 2024-03-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(61504095)

通信作者: 田会娟(1979—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为光电检测与控制技术。E-mail: tianhuijuan@tiangong.edu.cn

limits of Bland-Altman are 3.178 8 bpm and -1.880 5 bpm, respectively. This results demonstrated the potential of multi-color space analysis for achieving accurate and reliable heart rate monitoring from facial video.

**Key words:** non-contact heart rate detection; multiple color space; illuminance variation resistance; denoising; principal component analysis (PCA)

心率是评估心脏功能和身体健康状况的关键生理参数,同时也是心血管疾病和其他慢性疾病治疗时的重要临床指标<sup>[1-3]</sup>。据相关数据统计,心脑血管疾病已成为人类死亡的首要原因。因此,能够准确、高效且便捷地测量心率,对于疾病的预防和诊断具有至关重要的意义。

传统的接触式心率检测方法,如心电图(ECG)和脉搏血氧仪,主要通过皮肤接触式传感器来跟踪心脏的电活动以及心跳周期内血液体积的细微变化<sup>[4-5]</sup>来测量心率。尽管这些方法具有较高的准确性,但在特定情境下,如敏感皮肤、新生儿或烧伤等,接触式方法可能会给患者带来不便甚至不适。此外,在大流行期间(例如 COVID-19),基于接触式的方法还可能加速病原体的传播。因此,非接触式心率测量方法的研究和开发受到了广泛关注。非接触式心率测量方法通过捕捉人体表面的生理信号,如皮肤颜色变化、微振动等,来实现心率的测量。例如,远程光电容积描记法(remote photoplethysmography, rPPG),这种方法无需直接接触皮肤,具有更高的便捷性和舒适性,并且在远程医疗<sup>[6]</sup>、新生儿监护<sup>[7]</sup>、驾驶员疲劳评估<sup>[8]</sup>和长期癫痫监测<sup>[9]</sup>等无约束场景中展现出显著优势。近年来,随着电子设备性能的大幅提升,利用其本身配备的摄像头进行心率检测的智能软件也开始兴起。这些软件大多基于 Verkrusse 等<sup>[10]</sup>提出的原理,即通过分析 G 通道观测信号与血容量脉搏波(blood volume pulse, BVP)成分的相关性来估算心率。但在实际应用中,rPPG 视频数据常常受到测试者身体运动伪迹<sup>[11]</sup>、环境光变化<sup>[12]</sup>等多种因素的干扰,导致 G 通道观测信号中出现噪声或伪影,难以准确提取脉搏波信号。针对以上问题,众多研究者致力于探索各种有效的解决方案,其中常用的方法有盲源分离(blind source separation, BSS)<sup>[13]</sup>、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)<sup>[14]</sup>、小波变换<sup>[15]</sup>等。在 2010 年,Poh 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于盲源分离的视频图像、自动化和运动耐受的脉搏波测量方法。该方法应用人脸自动追踪,并将彩色通道信号分离成独立的分量,最终恢复出含有脉搏波信号的源信号。这是一种低成本的具有自动化和运动容忍的心率检测方法,在非接触式生理参数提取领域备受瞩目。但由于其对混合矩阵的依赖性和分离结果的不确定性导致该方法不能适用于每个场景。

Chen 等<sup>[17]</sup>分别运用 BSS 和 EEMD 方法对面部感兴趣区域的 G 通道观测信号进行去噪研究,进一步探索了提高信号质量的新途径。Bousefsaf 等<sup>[18]</sup>利用小波变换技术,去除了观测信号中的运动伪影,然而在光线较差的条件下该方法的性能指标会出现明显衰减。针对环境光变化而产生的低信噪比问题,研究人员曾提出采用基于色度信号(CHROM)<sup>[19]</sup>、基于投影的远程光电容积描记术(PBV)<sup>[20]</sup>、空间子空间旋转方法(2SR)<sup>[21]</sup>和皮肤正交平面法(POS)<sup>[22]</sup>等方法抑制噪声伪影的影响,这些方法的本质区别在于将 RGB 信号组合成脉冲信号的方式。近年来,基于深度学习的方法也被用于生命体征监测<sup>[23]</sup>,但由于个体之间生理条件差异很大,该类方法需要大量输入数据来训练模型以适应所有场景,这是非常具有挑战性的,并且计算成本很高。

现有的大多数 rPPG 方法仅研究标准 RGB 通道,少数研究侧重于探索从 RGB 颜色空间衍生的替代颜色空间<sup>[24-25]</sup>用于生命体征估计。例如为了解决驾驶条件下与照明和运动伪影相关的问题,Rahman 等<sup>[26]</sup>使用 LAB 颜色空间的 A 和 B 通道,然后利用改进的 LMS 算法测量心率和血氧饱和度。Zhang 等<sup>[27]</sup>将 RGB 颜色空间转换到 LAB 颜色空间用于心率检测,并观察到所得颜色空间可用于去除 rPPG 信号中的静态噪声和运动伪影。目前,针对多色彩空间的颜色通道组合进行心率检测的系统性研究较为缺乏。因此,本文通过多色彩空间优化颜色通道融合策略,旨在提高心率估计的准确性和可靠性。首先,将 RGB 颜色空间分别转换到 LAB 和 YCbCr 颜色空间,并选取能表征血容量脉搏波特性的颜色通道信号。其次,利用 ICEEMDAN 对通道信号进行分解,并通过 PCA 提取通道信号中的共同信息。最后,重构出与血容量变化高度相关的脉搏波信号,用于心率估计。

## 1 皮肤反射模型

当环境光源或调制光源照射到被测对象的面部皮肤上时,摄像机采集的反射光包括 2 个分量:镜面反射分量和漫反射分量。其中,镜面反射分量是没有任何脉动信息的皮肤表面反射;而漫反射分量穿过皮肤组织,被组织和发色团吸收和散射,表现出皮肤组织中心脏同步搏动血容量的变化。因此,基于 CHROM<sup>[19]</sup>

模型的理论, 可以将从视频中采集到的皮肤像素  $(x, y)$  在第  $t$  时刻图像的强度水平  $C(x, y, t)$  表示为:

$$C(x, y, t) = I(x, y, t) \cdot [V_s(x, y, t) + V_d(x, y, t)] + V_n(x, y, t) \quad (1)$$

式中:  $I(x, y, t)$  为像素  $(x, y)$  中  $t$  时刻的光照强度;  $V_s(x, y, t)$  为由于面部运动而与时间相关的镜面反射, 对于所有颜色通道都是相同的;  $V_d(x, y, t)$  为与心跳引起的脉冲信号成比例的漫反射, 在各颜色通道中是不同的<sup>[9]</sup>;  $V_n(x, y, t)$  为视频采集设备的量化噪声。

为了说明环境照明变化和面部运动是如何影响心率脉冲信号的, 将  $I(x, y, t)$ 、 $V_s(x, y, t)$  和  $V_d(x, y, t)$  分解成静止分量和时间相关分量, 其具体的表达式为:

$$\begin{cases} I(x, y, t) = I_0(x, y)[1 + i(x, y, t)] \\ V_s(x, y, t) = u_{s0}(x, y)[1 + u_s(x, y, t)] \\ V_d(x, y, t) = v_{d0}(x, y)[1 + v_d(x, y, t)] \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $I_0(x, y)$ 、 $u_{s0}(x, y)$  和  $v_{d0}(x, y)$  分别为光照强度、镜面反射和漫反射的固定部分, 它们对应的时间相关部分为  $i(x, y, t)$ 、 $u_s(x, y, t)$  和  $v_d(x, y, t)$ 。鉴于时间相关部分比它们的平稳部分小得多, 其中时间相关部分的乘积项可以被忽略<sup>[28]</sup>, 因此式(1)可以近似为:

$$C(x, y, t) = I_0(x, y)[1 + i(x, y, t)]\{u_{s0}(x, y)[1 + u_s(x, y, t)] + V_{d0}(x, y)[1 + V_d(x, y, t)]\} + V_n(x, y, t) \approx I_0(x, y)[\alpha_0(x, y) + u_{s0}(x, y)u_s(x, y, t) + v_{d0}(x, y)v_d(x, y, t) + \alpha_0(x, y)i(x, y, t) + V_n(x, y, t)] \quad (3)$$

式中:  $\alpha_0(x, y)$  为总平稳系数, 表示为:

$$\alpha_0(x, y) = u_{s0}(x, y) + v_{d0}(x, y) \quad (4)$$

式(3)为皮肤反射模型, 由心脏跳动引起的脉搏信号被合并到  $v_d(x, y, t)$  中。因此, 基于视频序列的心率估计可以转化为从  $C(x, y, t)$  中提取  $v_d(x, y, t)$  的问题。

## 2 非接触式心率检测方法

针对环境光照变化引起的远程心率检测不准确问题, 本文研究了一种多色彩空间融合的心率检测方法。首先, 对输入的视频序列进行人脸检测与跟踪, 随后对定位的每帧人脸区域进行肤色检测, 并将检测到的肤色区域进行颜色空间转换, 即从 RGB 颜色空间转换到 YCbCr 和 LAB 颜色空间。其次, 利用 ICEEMDAN 对颜色通道信号进行分解和模态筛选, 并通过 PCA 算法从颜色通道信号中提取出与心跳信号相关的脉搏波成分。最后, 基于 FFT 对脉搏波信号进行频谱分析, 以估计心率值。具体检测流程如图 1 所示。

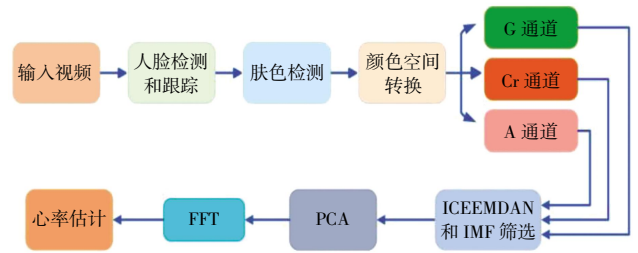


图 1 心率检测流程

Fig.1 Flowchart of heart rate detection

### 2.1 人脸跟踪和肤色检测

rPPG 技术主要依赖于对人体皮肤特别是面部区域的检测, 以确保对心率信号的精准测量。为了实现这一目标, 本文采用了多任务卷积神经网络 (multi-task convolutional neural network, MTCNN)<sup>[29]</sup> 作为本框架中的人脸检测工具。该算法运用三级卷积神经网络, 以由粗到细的方式来预测人脸及其特征点的位置, 即便在复杂多变的场景下, 也能展现出很高的准确度。然而, 由于每一帧中检测到的人脸包括大量的非皮肤部分, 如头发、眼睛、疤痕, 甚至背景的某些部分, 为了在分析中仅包含与心率信号相关的皮肤像素, 对检测到的人脸区域进行皮肤分割处理。具体来说, 基于 YCbCr 颜色空间的阈值检测方法<sup>[30]</sup>, 当像素的  $Cb$  值在  $77 < Cb < 122$  且  $Cr$  值在  $133 < Cr < 163$  范围内时, 该像素即被指定为皮肤像素。为了更直观地标识皮肤区域, 本文进一步设置了皮肤掩膜, 其中掩膜像素值为 1 表示皮肤区域, 像素值为 0 则表示非皮肤区域。将这个皮肤掩膜与 RGB 图像相乘, 得到如图 2 所示的皮肤检测图像。接着, 对每帧皮肤像素进行空间平均处理, 以获得原始的 RGB 信号。为了降低光源中静止分量对信号的影响, 采用将原始颜色信号与其均值相除的方法进行归一化。

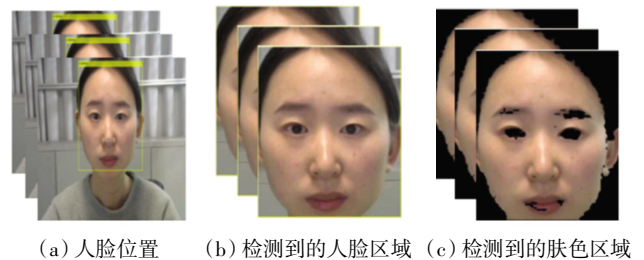


图 2 人脸和皮肤检测结果

Fig.2 Detection results of face and skin

### 2.2 颜色空间转换

在 RGB 颜色空间中, 不同颜色通道的信号中包含不同质量和强度的脉搏波信息。为了更有效地整合和增强这些分散在 RGB 通道中的脉搏波信息, 本文采取了将 RGB 颜色空间转换到替代颜色空间的方法, 这种

转换有助于将脉搏波信息合并或放大到新的颜色分量中,从而提高脉搏波信息的可检测性和准确性。因此,本文除了使用 RGB 颜色空间外,还进一步将肤色图像从 RGB 转换至 YCbCr 和 LAB 颜色空间,并从每个颜色空间中选择最适合的通道用于进一步分析和处理。

从 RGB 到 YCbCr 的色彩空间转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $Y$ 、 $Cb$  和  $Cr$  分别为 YCbCr 色彩空间的亮度、蓝色偏移量和红色偏移量。与蓝色波长相比,红色波长更适于捕获脉搏波相关的变化<sup>[10]</sup>,因此本文选择  $Cr$  颜色通道。

LAB 色彩空间由 XYZ 色彩空间衍生而来,表达式如下<sup>[25]</sup>:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4303 & 0.3416 & 0.1784 \\ 0.2291 & 0.7068 & 0.0713 \\ 0.0202 & 0.1296 & -0.9393 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{cases} L = 116f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - 16 \\ A = 500\left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right)\right] \\ B = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right)\right] \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  颜色分量通过  $3 \times 3$  线性变换矩阵与 RGB 色彩空间建立映射关系获得;  $X_0$ 、 $Y_0$  和  $Z_0$  表示 XYZ 颜色空间中的参考白点坐标; 函数  $f$  为关于颜色通道值和参考值之比  $q$  的分段函数。具体分段由式(8)表示。

$$f(q) = \begin{cases} \sqrt[3]{q} & q > \varepsilon \\ 7.787q + \frac{16}{116} & q \leq \varepsilon \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\varepsilon$  为一个判断阈值,在标准国际照明环境下,该值取 0.009。

在这里,  $L$ 、 $A$  和  $B$  分别代表图像中的亮度、红色到绿色的色调和黄色到蓝色的色调。已有研究表明,红色与绿色波段的光谱对血红蛋白的吸收特性具有更高一致性,且在皮肤组织中的穿透深度优于其他波段<sup>[10]</sup>。因此,LAB 颜色空间的 A 通道在这里被用作候选通道之一<sup>[31]</sup>。除了可选的颜色映射外,来自 RGB 色彩空间中的 G(绿色)通道也包含期望的 BVP 信息。因此,选择 G(RGB)、Cr(YCbCr)和 A(LAB)3 个不同的颜色通道在后续步骤中进行处理,来自不同颜色空间的颜色信号的示例如图 3 所示。

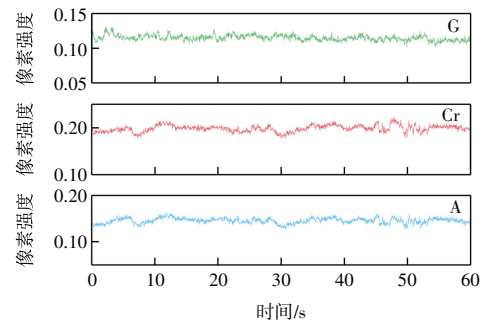


图3 不同颜色空间的颜色信号

Fig.3 Color signals for different color spaces

### 2.3 改进的完全自适应噪声集合经验模态分解

所选择的颜色信号(即 G、Cr 和 A 通道)不仅包含了脉搏波信息,同时还夹杂着一些不稳定分量。为了去除这些不稳定分量,本文引入了 ICEEMDAN 方法<sup>[32]</sup>。这是一种先进的信号分解算法,特别适用于非平稳和非线性信号的研究,并被证明在各种应用中具有出色的通用性,例如基于 PPG 的心率和呼吸率估计<sup>[32]</sup>、面部视频中的 rPPG 信号提取<sup>[33]</sup>以及信号去噪等。该方法是对经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法的改进,通过引入高斯白噪声来克服 EMD 在噪声敏感性和模态混合方面的问题。ICEEMDAN 方法<sup>[34]</sup>在分解过程中采用循环迭代的方式,能够自适应地将混合信号分解为多个本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF),从而更有效地提取和分析信号中的关键信息。对于每个模态分量,首先计算信号与噪声的局部均值之和,随后将 EMD 分解得到的 IMF 定义为这一局部均值与残差分量之差。ICEEMDAN 分解方法显著降低了 IMF 分量中的残余噪声,解决了传统方法在分解和重建初始阶段容易产生假分量和模式混叠的局限性。因此,通过应用 ICEEMDAN 方法能够自适应地将颜色信号分解成若干个 IMF 分量,实现脉搏波信号和噪声的分离。

为了确保噪声添加的合理性,本文将添加的噪声标准偏差与信号标准偏差的比率设定为 0.1,同时设定 ICEEMDAN 的集合数为 100。将 G、Cr 和 A 这 3 种颜色信号分解为若干个 IMF 分量,为了准确提取与脉搏波信号密切相关的信息,选取在 0.7~3.0 Hz 频率范围内的 IMF 分量来重建信号,并将重建后的颜色信号在 0~1 之间进行归一化,得到的信号即为候选脉搏波信号,如图 4 所示。

### 2.4 主成分分析和心率估计

候选脉搏波信号除了代表血液中的体积变化外,还含有一些噪声成分和时间伪影,这些干扰因素会反映在 IMF 分量中。值得注意的是,这些信号主要由与

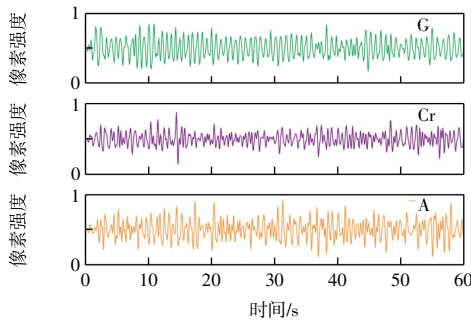


图 4 候选脉搏波信号

Fig.4 Candidate pulse wave signal

心跳引起的血容量变化相类似的信息组成,它们之间呈现出高度的相关性。因此,本文进一步采用了 PCA 方法提取出这些信号中的共同脉动分量,将多个颜色通道降至少数主成分 (principal components, PCs),按照其方差大小进行排序。由于候选脉搏波信号主要由搏动性心脏活动所驱动,类似于血容量脉搏的周期性变化会在第 1 个 PC 中得以凸显,因此将第 1 个 PC 视为估计的脉搏波信号,如图 5 所示。

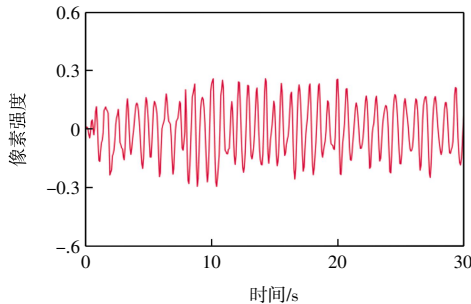


图 5 估计的脉搏波信号

Fig.5 Estimated pulse wave signal

然后,通过快速傅里叶变换 (fast fourier transformation, FFT) 和汉宁窗函数对估计的脉搏波信号进行处理来确定心率,结果如图 6 所示。

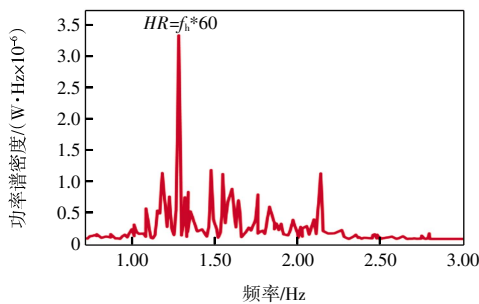


图 6 功率谱密度分析

Fig.6 Analysis of power spectral density

在频谱中,选择与 0.70~3.00 Hz 范围内的峰值相关的频率,表示为心率频率,并根据等式  $HR = f_h \times 60$  计算心率。图 6 中最高峰对应的频率为 1.27 Hz,则心率为 76.2 次/min。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 实验环境

为提高测试精度并减少杂散光的影响,本文在温度恒定为 25 °C 的暗室环境中进行心率数据采集。实验采用 LED 吸顶式灯具 (功率  $P = 36 \text{ W}$ ) 作为环境照明光源。图 7 为实验场景,被试者被安排在距计算机屏幕约 0.5 m 的位置静坐,并使用罗技 C720P 网络摄像机 (帧率为 30 fps,分辨率为  $640 \times 480$  像素) 来采集被试者的面部视频,整个记录过程持续 60 s。同时,记录过程中,被试者佩戴指夹式脉搏血氧仪 (Dr.O2, FS20I) 进行心率检测,以此作为参考标准,以便与非接触式检测结果进行对比。共有 6 名年龄在 23~26 岁之间的被试者 (包括 2 名女性和 4 名男性) 参与了此次研究。为了评估不同光照条件对心率测量结果的影响,在 3 种不同的光照场景下收集每个被试者视频,3 种场景的平均照度和色温分别为 171.5 lx 和 3 887 K、56.4 lx 和 3 288 K、22.8 lx 和 2 897 K;在每种光照条件下,还区分了正常眨眼和闭眼 2 种情况,因此共采集了 36 个视频样本。



图 7 实验场景

Fig.7 Experimental scene

#### 3.2 实验结果

为验证本文方法的可行性,将其与基于 CHROM、绿色通道 (GREEN)<sup>[35]</sup> 和 EEMD<sup>[27]</sup> 的方法所获得的心率检测结果进行对比分析。在此,定义  $HR_{\text{es}}$  为非接触式方法测量的心率值,而  $HR_{\text{inc}}$  则为指夹式血氧仪测量的真实心率值。为了全面评估本方法的性能,参考相关文献中的比较方法,选取了以下几个具有代表性的评价指标:平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)。此外,本文还利用显著性水平为 0.01 的 Pearson 相关性分析<sup>[36]</sup>、95% 置信区间内的回归分析以及 Bland-Altman 图<sup>[37]</sup> 来进一步验证 2 种测量方法之间的一致性,其中 Bland-Altman 图的统计上下限为  $\pm 1.96 \times$  标准差 (SD)。以上评价指标的具体计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |HR_n^{true} - HR_n^{est}| \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (HR_n^{true} - HR_n^{est})^2} \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|HR_n^{true} - HR_n^{est}|}{HR_n^{true}} \times 100\% \quad (11)$$

$$R^* = \frac{\sum_{n=1}^N (HR_n^{true} - \overline{HR_n^{true}})(HR_n^{est} - \overline{HR_n^{est}})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (HR_n^{true} - \overline{HR_n^{true}})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (HR_n^{est} - \overline{HR_n^{est}})^2}} \quad (12)$$

表 1 和表 2 分别列出了不同光照条件下正常眨眼和闭眼时的心率检测结果。

表 1 不同光照条件下正常眨眼时的心率检测结果评估

Tab.1 Evaluation of heart rate detection results during normal blinking under different illumination conditions

光照条件	方法	评价指标		
		MAE/(次·min <sup>-1</sup> )	RMSE/(次·min <sup>-1</sup> )	MAPE/%
照度:171.5 lx 色温:3 887 K	GREEN	1.838 7	2.078 7	2.750 1
	CHROM	1.741 6	1.932 7	2.601 4
	EEMD	1.316 1	1.500 4	1.988 4
	本文算法	0.983 3	1.086 9	1.464 9
照度:56.4 lx 色温:3 288 K	GREEN	2.833 9	3.111 8	4.004 9
	CHROM	2.161 2	2.308 9	3.060 9
	EEMD	1.679 2	1.845 6	2.424 0
	本文算法	1.162 9	1.289 5	1.656 6
照度:22.8 lx 色温:2 897 K	GREEN	3.461 5	3.790 7	4.874 8
	CHROM	2.952 8	3.239 5	4.061 7
	EEMD	2.092 2	2.234 7	2.848 3
	本文算法	1.700 0	1.761 8	2.377 8

表 2 不同光照条件下闭眼时的心率检测结果评估

Tab.2 Evaluation of heart rate detection results with eyes closed under different illumination conditions

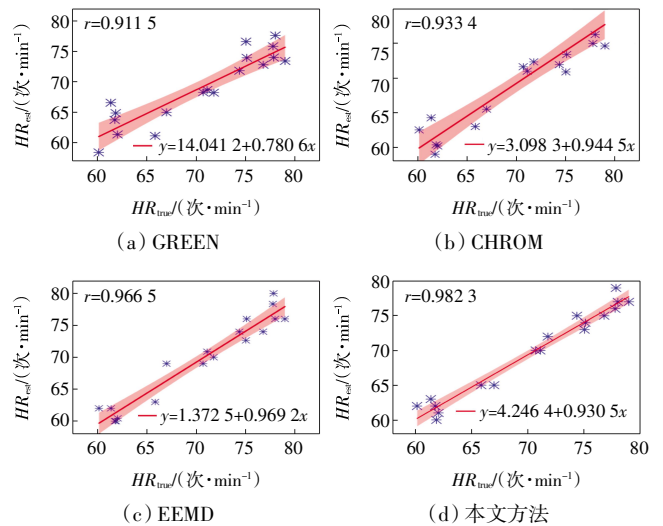
光照条件	方法	评价指标		
		MAE/(次·min <sup>-1</sup> )	RMSE/(次·min <sup>-1</sup> )	MAPE/%
照度:171.5 lx 色温:3 887 K	GREEN	2.658 8	2.948 1	3.780 3
	CHROM	2.278 5	2.556 0	3.192 9
	EEMD	2.008 5	2.232 7	2.802 7
	本文算法	1.327 8	1.465 2	1.969 9
照度:56.4 lx 色温:3 288 K	GREEN	3.641 3	3.831 1	4.976 2
	CHROM	2.930 5	3.327 2	4.018 5
	EEMD	2.602 8	2.727 4	3.557 0
	本文算法	1.552 8	1.708 7	2.117 3
照度:22.8 lx 色温:2 897 K	GREEN	4.785 8	5.341 0	6.397 4
	CHROM	4.171 0	5.246 7	5.425 3
	EEMD	3.191 7	3.393 3	4.308 9
	本文算法	2.241 7	2.325 7	3.044 5

由表 1 可以看出,随着光照强度的逐渐减弱,检测准确率总体呈下降趋势。具体来说,在照度为 171.5 lx、色温为 3 887 K 的光照条件下,4 种方法的性能达到最佳,其中 MAE 均小于 2 次/min, RMSE 和 MAPE 也都低于 3 次/min;与另外 3 种方法相比,本文方法对心率信号进行了更加细致的去噪处理,显著提升了检测方法的准确度。此外,本文算法对眨眼情况产生的运动伪影也表现出了良好的鲁棒性。

由表 2 可以看出,同样在低照度状态下,其 MAE 和 RMSE 均较大,检测准确度降低,原因是光线不足,导致皮肤血管的显现度下降,造成提取到的 rPPG 信号质量较差。但与其他 3 种方法相比,本文方法在不同光照条件下的误差值均较小。

综合表 1 和表 2 的数据可以得出,本文方法在正常眨眼状态下能够有效识别并排除眨眼时产生的噪声数据,从而提供更为准确的心率测量结果。

为了更直观地比较本文测量方法与指夹式血氧仪获取的参考心率之间的一致性,对正常眨眼时在 3 种光照情况下记录的视频进行了整体评估,并绘制了线性回归分析图和 Bland-Altman 图,如图 8 和图 9 所示。



注: \* 数据 — 95%置信区间

图 8 不同方法估计的 HR<sub>est</sub> 与 HR<sub>true</sub> 之间的回归

Fig.8 Regression graph between HR<sub>est</sub> and HR<sub>true</sub> estimated by different methods

由图 8 可以看出,本文方法计算出的心率与参考心率之间相关系数达到 0.982 3,这说明与其他 3 种方法相比,本文方法具有更强的相关性。由图 9 可以看出,本文方法与参考值之间的差值更接近于 0,并且这些差值主要集中分布在平均值 ± 1.96SD(即 2 倍标准差)的范围内。这一结果表明,本文方法与真实值之间

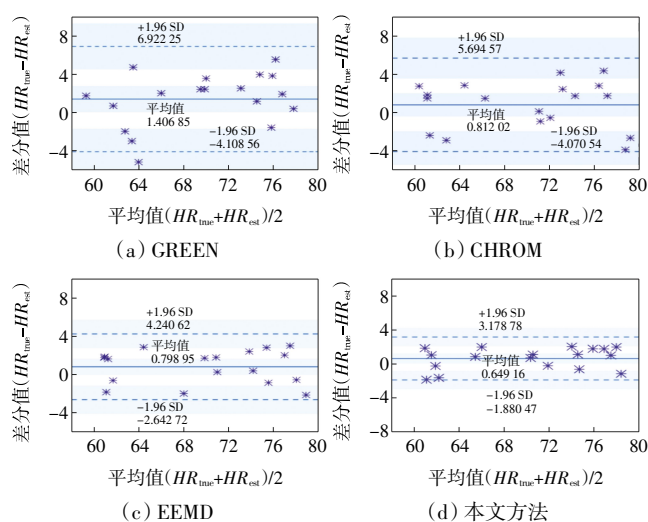


图 9 不同方法估计的  $HR_{est}$  与  $HR_{true}$  之间的 Bland-Altman 图  
 Fig.9 Bland-Altman plot between  $HR_{est}$  and  $HR_{true}$  estimated by different methods

的差异非常小,且这种差异在统计学上被认为是可以接受的。

综上所述,本文方法在心率计算上表现出与真实值高度一致的性能。

#### 4 结束语

针对非接触式心率测量方法中存在的光照变化和运动伪影的问题,本文研究了一种基于多色彩空间融合的非接触式心率测量方法。首先使用 MTCNN 人脸检测模型识别出人脸区域,其次借助 YCbCr 算法对检测到的人脸区域进行皮肤检测,有效去除了背景噪声以及由眨眼、说话等动作产生的干扰。同时,考虑了 3 种不同的颜色空间,并从每个颜色空间中选择最合适的颜色分量,以缓解光照变化等因素的影响。将所得到的颜色信号使用 ICEEMDAN 方法去除残余噪声,并筛选出心率频段范围内的 IMF 分量,重构候选脉搏波信号。然后将重构后的信号利用 PCA 分析得到能够反映血容量变化的脉搏波信号用于心率计算。为了验证这一方法的准确性和有效性,在 3 种不同的光照环境下进行了实验。相较于其他 3 种方法,本文方法在不同光照条件下正常眨眼时测得的心率与真实值之间的相关系数为 0.982 3, Bland-Altman 统计上下限分别为 3.178 8 次/min 和 -1.880 5 次/min,表明该非接触式心率测量方法与指甲式血氧仪的测量结果具有较高的相关性和一致性,能够达到较好的检测效果。

#### 参考文献:

[1] BRUSER C, ANTINK C H, WARTZEK T, et al. Ambient and

unobtrusive cardiorespiratory monitoring techniques[J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2015, 8: 30-43.

- [2] JAIN P K, TIWARI A K. Heart monitoring systems: A review[J]. Computers in Biology and Medicine, 2014, 54: 1-13.
- [3] BAL U. Non-contact estimation of heart rate and oxygen saturation using ambient light[J]. Biomed Opt Express, 2015, 6 (1): 86-97.
- [4] NEMATI E, DEEN M J, MONDAL T. A wireless wearable ECG sensor for long-term applications[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(1): 36-43.
- [5] NEMATI E, DEEN M J, MONDAL T. A wireless wearable ECG sensor for long-term applications[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(1): 36-43.
- [6] MALASINGHE L P, RAMZAN N, DAHAL K. Remote patient monitoring: A comprehensive study[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(1): 57-76.
- [7] ROUAST P V, ADAM M T P, CHIONG R, et al. Remote heart rate measurement using low-cost RGB face video: A technical literature review[J]. Frontiers of Computer Science, 2018, 12 (5): 858-872.
- [8] WU B F, CHU Y W, HUANG P W, et al. A motion robust remote-PPG approach to driver's health state monitoring[J]. Springer, 2016, 10116: 463-476.
- [9] LU H P, PAN Y Z, MANDAL B, et al. Quantifying limb movements in epileptic seizures through color-based video analysis[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2013, 60(2): 461-469.
- [10] VERKRUYSSSE W, SVAASAND L O, NELSON J S. Remote plethysmographic imaging using ambient light[J]. Optics Express, 2008, 16(26): 21434.
- [11] ROUAST P V, ADAM M T P, CHIONG R, et al. Remote heart rate measurement using low-cost RGB face video: A technical literature review[J]. Frontiers of Computer Science, 2018, 12 (5): 858-872.
- [12] KAMSHILIN A A, MARGARYANTS N B. Origin of photoplethysmographic waveform at green light[J]. Physics Procedia, 2017, 86: 72-80.
- [13] SONG R C, ZHANG S L, CHENG J, et al. New insights on super-high resolution for video-based heart rate estimation with a semi-blind source separation method[J]. Computers in Biology and Medicine, 2020, 116: 103535.
- [14] YIN R N, JIA R S, CUI Z, et al. Heart rate estimation based on face video under unstable illumination[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(8): 5388-5404.
- [15] SUN Y, HU S, AZORIN-PERIS V, et al. Motion-compensated noncontact imaging photoplethysmography to monitor cardiorespiratory status during exercise[J]. Journal of Biomedical Optics, 2011, 16(7): 077010.
- [16] POH M Z, MCDUFF D J, PICARD R W. Non-contact, auto-

- mated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation[J]. *Optics Express*, 2010, 18(10): 10762.
- [17] CHEN D Y, WANG J J, LIN K Y, et al. Image sensor-based heart rate evaluation from face reflectance using Hilbert-Huang transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(1): 618-627.
- [18] BOUSEFSAF F, MAAOUI C, PRUSKI A. Continuous wavelet filtering on webcam photoplethysmographic signals to remotely assess the instantaneous heart rate[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(6): 568-574.
- [19] DE HAAN G, JEANNE V. Robust pulse rate from chrominance-based rPPG[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2013, 60(10): 2878-2886.
- [20] DE HAAN G, VAN LEEST A. Improved motion robustness of remote-PPG by using the blood volume pulse signature [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35(9): 1913-1926.
- [21] WANG W J, STUIJK S, DE HAAN G. A novel algorithm for remote photoplethysmography: Spatial subspace rotation[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2016, 63(9): 1974-1984.
- [22] WANG W J, DEN BRINKER A C, STUIJK S, et al. Algorithmic principles of remote PPG[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2017, 64(7): 1479-1491.
- [23] LOKENDRA B, PUNEET G. AND-rPPG: A novel denoising-rPPG network for improving remote heart rate estimation[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 141: 105146.
- [24] TSOURI G R, LI Z. On the benefits of alternative color spaces for noncontact heart rate measurements using standard red-green-blue cameras[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2015, 20(4): 048002.
- [25] YANG Y T, LIU C B, YU H, et al. Motion robust remote photoplethysmography in CIELab color space[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2016, 21(11): 117001.
- [26] RAHMAN H, AHMED M U, BEGUM S. Non-contact physiological parameters extraction using facial video considering illumination, motion, movement and vibration[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2020, 67(1): 88-98.
- [27] ZHANG Y Z, DONG Z, ZHANG K Z, et al. Illumination variation-resistant video-based heart rate monitoring using LAB color space[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 136: 106328.
- [28] CHEN X, CHENG J, SONG R C, et al. Video-based heart rate measurement: Recent advances and future prospects[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(10): 3600-3615.
- [29] ZHANG K P, ZHANG Z P, LI Z F, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [30] PANIGRAHI A, SHARMA H. Non-contact HR extraction from different color spaces using RGB camera[C]//2022 National Conference on Communications (NCC). Mumbai, India:IEEE, 2022: 332-337.
- [31] MEHTA A D, SHARMA H. CPulse: Heart rate estimation from RGB videos under realistic conditions[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 5023312.
- [32] SHARMA H. Heart rate extraction from PPG signals using variational mode decomposition[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2019, 39(1): 75-86.
- [33] SONG R C, LI J J, WANG M D, et al. Remote photoplethysmography with an EEMD-MCCA method robust against spatially uneven illuminations[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(12): 13484-13494.
- [34] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14: 19-29.
- [35] VERKRUYSSE W, SVAASAND L O, STUART NELSON J. Remote plethysmographic imaging using ambient light[J]. *Optics Express*, 2008, 16(26): 21434-21445.
- [36] ARTUSI R, VERDERIO P, MARUBINI E. Bravais-Pearson and Spearman correlation coefficients: Meaning, test of hypothesis and confidence interval[J]. *The International Journal of Biological Markers*, 2002, 17(2): 148-151.
- [37] GIAVARINA D. Understanding bland Altman analysis[J]. *Biochemia Medica*, 2015, 25(2): 141-151.

#### 本文引文格式:

田会娟,张亚静,钱胜,等. 基于多色彩空间抗照度变化的心率检测方法[J]. *天津工业大学学报*, 2025, 44(4): 28-35.

TIAN H J, ZHANG Y J, QIAN S, et al. Heart rate detection method based on illuminance variation resistance in multiple color spaces[J]. *Journal of Tiangong University*, 2025, 44(4): 28-35(in Chinese).