

# 基于光流的非接触式呼吸频率检测算法研究

余嘉彬<sup>1</sup>, 胡国清<sup>1</sup>, 付西敏<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510000;

2. 广州寰宇智慧医疗科技有限公司, 广州 510000)

**摘要:** 针对传统接触式呼吸频率检测存在舒适性差、应用场景受限等问题, 对基于普通 RGB 视频的非接触式呼吸频率检测算法进行了研究; 采用图像梯度光流构建人体呼吸区域运动光流场, 通过累加张量与方向投影提取呼吸信号, 并结合 Savitzky-Golay 滤波和短时傅里叶变换实现呼吸频率估计; 为验证算法性能, 开展了人体多姿态实验以及衣物厚度、衣物纹理和视频时长等多场景稳定性实验, 并与两种典型非接触式呼吸频率检测算法进行了对比分析; 实验结果表明, 所提出算法在正卧、侧卧、正坐和侧坐等姿态下均实现了较高检测精度, 平均绝对误差小于 1 bpm, 检测准确率超过 95%, 在复杂场景及长时间连续监测条件下仍保持良好的稳定性和鲁棒性; 研究结果表明, 该算法可实现准确、稳定的非接触式呼吸频率检测, 能够满足日常环境下的呼吸频率检测需求。

**关键词:** 光流; 呼吸频率检测; 非接触式监测; 图像梯度; 短时傅里叶变换

## Research on a Non-Contact Respiratory Rate Detection Algorithm Based on Optical Flow

YU Jiabin<sup>1</sup>, HU Guoqing<sup>1</sup>, FU Ximin<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology,

Guangzhou 510000, China;

2. Guangdong Huanyu Smart Medical Technology Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

**Abstract:** To address the poor comfort and limited application scenarios in traditional contact-based respiratory rate detection methods, a non-contact respiratory rate detection algorithm based on ordinary RGB video is studied. An optical flow field of human respiratory regions is constructed using image gradient optical flow, and respiratory signals are extracted through optical flow accumulation tensors and directional projections, and respiratory rates are estimated by combining the Savitzky - Golay filter and short-time Fourier transform (STFT). To verify the performance of the proposed algorithm, multi-posture human experiments are conducted, along with stability tests under various scenarios such as clothing thickness, fabric texture, and video duration, and a comparative analysis is also made against two typical non-contact respiratory rate detection algorithms. Experimental results show that the proposed algorithm achieves high detection accuracy under different postures, including supine, lateral lying, upright sitting, and lateral sitting positions, with a mean absolute error of less than 1 bpm and a detection accuracy of over 95%. The algorithm maintains a good stability and robustness under complex scenarios and long-term continuous monitoring conditions. The results indicate that the proposed algorithm can achieve accurate and stable non-contact respiratory rate detection and meet the requirements of respiratory rate detection in daily environments.

**Keywords:** optical flow; respiratory rate detection; non-contact monitoring; image gradient; STFT

收稿日期:2026-06-01; 修回日期:2026-06-12。

作者简介:余嘉彬(1996-),男,硕士研究生。

胡国清(1964-),男,博士,教授。

引用格式:余嘉彬,胡国清,付西敏. 基于光流的非接触式呼吸频率检测算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(7): 83-90.

## 0 引言

呼吸是生物体通过呼吸系统与外部环境进行气体交换的生理过程,人体的呼吸过程伴随着胸腹的起伏,每一次的起伏构成一次呼吸,人体呼吸的主要外在表征是呼吸频率。呼吸频率作为人体的一项基本生理参数,是评价呼吸系统疾病的重要指标,呼吸频率的异常往往是很多呼吸系统疾病的早期征兆<sup>[1]</sup>。已有研究表明,呼吸频率信息可以作为慢性心力衰竭、心肺骤停和肺炎的预测指标<sup>[2]</sup>。此外,诸如睡眠呼吸暂停综合征、婴儿猝死综合征和癫痫猝死等常见疾病,也可通过呼吸频率检测来进行排查<sup>[3]</sup>。根据《中国卫生健康统计年鉴 2024》报告<sup>[4]</sup>,2021 年中国城乡居民主要疾病死因中呼吸疾病的占比超过了 8.5%,呼吸系统疾病已成为威胁中国居民健康的重要公共卫生问题。基于以上的现实情况,人体呼吸频率的检测受到越来越多的关注。

传统的呼吸频率检测方法通常是使用特定的传感器或设备直接接触受试者的身体表面,进行接触式的测量。如使用压电传感器捕捉呼吸运动中胸廓的扩张和收缩产生微弱的压力变化,进而从传感器输出的电信号中提取出准确的呼吸频率信息<sup>[5]</sup>;利用流量传感器测量呼吸时口鼻处气体的流动来检测呼吸频率<sup>[6]</sup>。这些接触式检测方法的优点是检测精度高,特别适用于需要连续和准确呼吸频率监测的情境,如重症监护、生命体征监测及睡眠研究中。但此类接触式方法也有其显著的弊端:(1)接触式的检测方法大多是侵入式的,通常会在人体的胸腹位置绑缚相关的传感器,会引起人体的不适。而且当人身上绑缚了相关设备后,通常会改变自己的呼吸模式,可能会影响检测结果的客观性和真实性。(2)此外对于皮肤损伤患者、烧伤患者、皮肤敏感的婴幼儿以及部分危重症患者,传感器的直接接触可能带来额外风险或不适,因此其应用受到一定限制<sup>[7]</sup>。

近些年随着计算机视觉和人工智能的不断发展,呼吸频率检测技术从传统的接触式测量开始转向非接触式测量发展。根据提取呼吸信号传感器的不同,非接触式检测方法主要分为三大类:(1)生物雷达检测;(2)热传感器检测;(3)光学传感器检测。相关研究表明<sup>[8-10]</sup>,生物雷达技术可以有效提取出呼吸信号,且在一定程度上能够抵抗环境光照变化等外界干扰因素的影响。但高精度生物雷达系统通常需要微波发射模块、接收模块、信号处理单元以及高性能天线阵列。相比普通摄像头方案,其硬件成本更高,系统设计和调试难度也更大。

基于热传感器技术的研究结果显示<sup>[11-14]</sup>,热传感器检测技术在非接触式呼吸监测中具有一定应用价值,尤

其在光照不足甚至无光环境下仍能维持较稳定的信号获取能力。但此类方法设备成本较高,且对环境温度尤为敏感,限制了其应用场景。

相较于以上两种方法,基于普通 RGB 摄像头的光学传感器检测方法具有设备价格低廉,无电磁辐射风险,扩展性较好等优点,引起了国内外科研人员的广泛关注。Tan 等人<sup>[15]</sup>使用帧差法来检测相邻两帧之间的呼吸运动,通过前后两帧的像素差异确定阈值,最后将超出阈值部分的像素值累加,从而估算出呼吸信号,然而该方法高度依赖于服装的类型,对非呼吸运动和光照变化的鲁棒性不强。任国军等人<sup>[16]</sup>提出了一种适用于人体多种姿态的呼吸频率检测方法,该方法将视频每一帧中确定的呼吸区域输入到复可控金字塔中,进行详尽的多尺度、多方向空间分解。这一过程会产生大量的幅度谱和相位谱,每个都对应不同的尺度和方向。然后,采用幅度谱作为权重,对每一帧中各个尺度和方向的相位谱进行加权平均,从而得到一个综合的相位-时间信号。但基于相位信息的方法算法复杂度较高,实时性难以保证;并且相位信息通常无法反映呼吸的强度信息,而呼吸强度信息在判断受试人员呼吸模式等方面是很有必要的。

为此,针对现有非接触式呼吸频率检测方法存在的场景适应性不足和实时性受限等问题,本文提出一种基于图像光流特征的呼吸频率检测算法。该算法直接对普通 RGB 拍摄的呼吸图像进行处理,通过构建累加张量并将累加张量沿着呼吸主导方向进行投影有效提取出了各种呼吸模式下的呼吸信号。实验结果表明,本文算法在人体多姿态和多场景实验中表现出了良好的综合性能。

## 1 光流法基本原理

1981 年, Berthold Horn 和 Brian Schunck<sup>[17]</sup>提出了一种基于光流约束方程的光流计算方法。该方法通过最小化光流方程的误差来计算光流场,克服了早期光流法的一些缺陷,成为了现代光流计算的基础。该方法模型对于光流的计算需要满足以下两个假设条件:

1) 亮度稳定性假设。这一假设是指在连续的图像帧中,同一运动物体的亮度(即像素的灰度值)保持恒定,这是所有光流计算方法所依赖的一个基本条件。

2) “小运动”假设。“小运动”假设是指相邻帧之间目标的位移很小,时间的变化不会引起目标位置的剧烈变化。因为只有在目标运动比较小的情况下,才能够使用相邻帧之间的灰度信息来计算运动速度和方向,这也是计算光流的关键约束条件之一。

研究一个像素在相邻两帧的关系,根据亮度稳定性

假设, 可得:

$$I(x+dx,y+dy,t+dt)=I(x,y,t) \tag{1}$$

式中,  $I(x,y,t)$  表示在时间  $t$ , 图像中点  $x,y$  的灰度值,  $dt$  是相邻两帧的时间差,  $dx$  和  $dy$  表示点  $x,y$  在  $dt$  的时间内分别沿着  $x$  方向和  $y$  方向移动了  $dx$  和  $dy$  的距离。

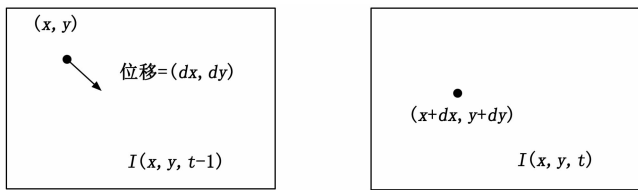


图 1 运动点在相邻两帧中的位置关系图

将等式左侧在  $(x,y,t)$  处进行一阶泰勒展开:

$$I(x,y,t)+\frac{\partial I}{\partial x}dx+\frac{\partial I}{\partial y}dy+\frac{\partial I}{\partial t}dt+o(\partial^2)=I(x,y,t) \tag{2}$$

式中,  $o(\partial^2)$  是二阶无穷小项, 可以忽略不计, 消去  $I(x,y,t)$  项并同时除于  $dt$  可得:

$$\frac{\partial I}{\partial x}\frac{dx}{dt}+\frac{\partial I}{\partial y}\frac{dy}{dt}+\frac{\partial I}{\partial t}=0 \tag{3}$$

设  $u=\frac{dx}{dt}$ ,  $v=\frac{dy}{dt}$ , 它们分别是光流沿着  $x$  轴和  $y$  轴方向的速度矢量。

又令  $I_x=\frac{\partial I}{\partial x}$ ,  $I_y=\frac{\partial I}{\partial y}$ ,  $I_t=\frac{\partial I}{\partial t}$  分别表示图像中点  $(x,y)$  的像素灰度沿着  $x,y,t$  的偏导数, 整理式 (3) 可得:

$$I_xu+I_yv+I_t=0 \tag{4}$$

这就是光流约束方程, 它反映了像素灰度与速度的一个对应关系。在实际计算中, 为了避免方程的不确定性和噪声的干扰, 通常还需要加上正则化项或约束条件, 以限制光流场的平滑度或速度范围。

在摄像机固定的情况下, 重点进行前景和背景的分离, 以解决运动目标检测问题。对于背景, 在理想状况下, 光流的亮度 (即灰度变化) 应该为 0, 只有产生运动的前景中有光流。所以在固定摄像机的情况下不需要解关于  $u$  和  $v$  的光流约束方程, 唯一需要做的是计算出亮度在梯度方向上的速率:

已知  $u=\frac{dx}{dt}=\frac{dx/dG}{dt/dG}=\frac{G_x}{G_t}$ ,  $v=\frac{dy}{dt}=\frac{dy/dG}{dt/dG}=\frac{G_y}{G_t}$ ,  $G_x$  和  $G_y$  分别为图像沿着水平和垂直方向的梯度值,  $G_t$  是图像在时间方向的梯度值, 也可以表示为图像灰度在时间方向上的导数。可得:

$$V(x,y)=\frac{|G_t|}{\sqrt{G_x^2+G_y^2}} \tag{5}$$

在运动目标检测中, 设定阈值  $T$ , 如果  $V(x,y)$

$>T$ , 则点  $A(x,y)$  属于前景, 反之则属于背景。式 (5) 是在固定摄像机情况下的一种简化光流计算方法, 因为在这种情况下, 背景不会发生移动, 只有前景会导致图像的变化, 因此只需要关注前景像素点的光流, 而且只需计算沿着梯度方向的光流大小。

2 呼吸频率检测算法

2.1 算法流程

本文提出的基于光流的呼吸频率检测算法流程如图 2 所示, 主要包括图像预处理, 光流建模, 呼吸信号提取, 呼吸信号后处理, 输出呼吸频率估计五个步骤。首先, 对采集的 RGB 视频进行灰度化处理, 以降低数据维度和计算复杂度; 随后采用多帧融合降噪和高斯滤波方法抑制随机噪声, 并通过下采样减少后续运算量, 提高算法实时性。

在完成图像预处理后, 利用相邻视频帧之间的亮度变化计算光流场, 并构建光流张量来描述人体呼吸区域的运动信息。针对不同位置光流方向不一致的问题, 本文引入累加张量 (tFlow) 和方向张量 (dFlow), 通过时间累积和方向投影实现呼吸信号的提取, 将高维光流场映射为一维呼吸信号序列。

为提高呼吸信号的平滑性和稳定性, 采用 Savitzky-Golay 滤波器对提取的呼吸信号进行去噪和平滑处理, 得到清晰的呼吸波形。最后, 利用短时傅里叶变换 (STFT, short-time fourier transform) 对呼吸波形进行频谱分析, 提取呼吸信号主频, 并将其转换为呼吸频率值, 从而实现非接触式呼吸频率检测。

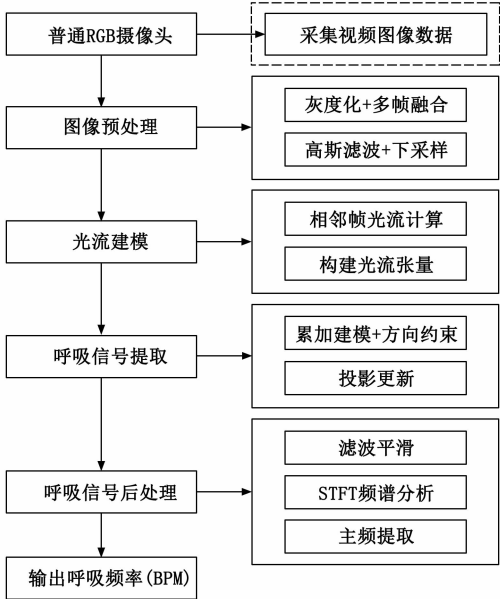


图 2 呼吸频率检测算法流程图

2.2 视频图像预处理

由于摄像机采集的视频图像不可避免地受到传感器

噪声、量化误差以及环境光照变化等因素的影响,直接进行光流计算容易产生误差。因此,在光流分析之前需要对视频图像进行预处理,以提高后续呼吸信号提取的稳定性和准确性。

需要说明的是,本文算法无需进行人工框选或基于人体关键点检测的 ROI 区域定位。传统基于视觉的呼吸检测方法通常需要预先确定人体胸腹区域,以减少背景运动对呼吸信号提取的影响,但这类方法增加了算法复杂度,并限制了实际应用中的自动化程度。本文利用光流信息描述视频序列中的整体运动变化,并结合后续呼吸运动特征提取过程,从连续帧变化中获取呼吸相关运动信号,因此无需额外的 ROI 标定步骤,能够直接对输入视频进行处理。

首先对彩色图像进行灰度化处理。呼吸检测主要依赖于人体呼吸区域的运动特征,而颜色信息对呼吸频率估计贡献有限,因此采用加权平均法将 RGB 图像转换为灰度图像:

$$\text{Gray}(i, j) = 0.299 \times R(i, j) + 0.587 \times G(i, j) + 0.144 \times B(i, j) \quad (6)$$

其中  $\text{Gray}(i, j)$  表示灰度化后像素点  $(i, j)$  的像素值,  $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$  和  $B(i, j)$  分别为原始彩色图像中红、绿、蓝三个通道的像素值。

为了抑制随机噪声,本文采用多帧融合方法进行视频降噪。考虑到实验过程中摄像机位置固定、光照条件基本稳定,相邻视频帧之间具有较强相关性,因此选取连续 3 帧图像进行等权平均融合:

$$I_f(x, y) = \sum_{i=1}^N w_i \cdot I_i(x, y) \quad (7)$$

式中,  $I_f(x, y)$  是融合后的图像的像素值,  $w_i$  是第  $i$  个图像的权重。多帧融合能够利用相邻帧之间的时间相关性抑制随机噪声,同时保留呼吸引起的周期性运动信息<sup>[18]</sup>。与三维块匹配(BM3D, block-matching 3D)算法<sup>[19]</sup>等复杂降噪算法相比,该方法实现简单、计算效率高,更适用于实时呼吸监测场景。

在完成多帧融合后,进一步采用高斯滤波去除图像中的高频噪声。高斯滤波器利用邻域像素的加权平均实现图像平滑,其高斯核尺寸设置为  $25 \times 25$ , 标准差  $\sigma$  设置为 2。

最后,为降低后续光流计算的时间复杂度,将原始  $640 \times 480$  分辨率图像下采样至  $128 \times 96$ 。实验表明,该分辨率仍能够保留完整的呼吸运动信息,同时显著提高算法运行速度。

## 2.3 光流场构建

呼吸过程本质上是人体胸腹区域周期性的扩张与收缩运动,因此可以利用光流场描述人体表面的微小位移

变化。图 3 为人体吸气过程中光流场示意图(呼气过程刚好相反)。

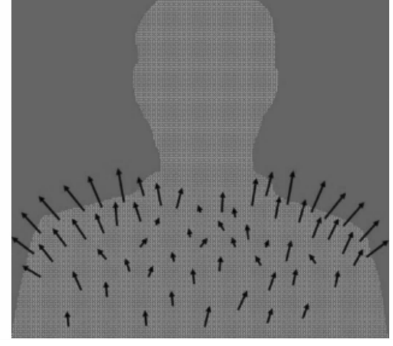


图 3 吸气时光流场示意图

在摄像机固定条件下,本文采用基于光流约束方程的梯度法进行运动估计。首先计算相邻视频帧之间的时间梯度:

$$D_n(x, y) = I_n(x, y) - I_{n-1}(x, y) \quad (8)$$

其中,  $I_n(x, y)$  表示在视频帧  $n$  中像素  $(x, y)$  处的像素强度值。

随后采用 Sobel 算子计算图像在水平和垂直两个方向上的空间梯度:

$$G_n(x, y) = \begin{bmatrix} G_x(x, y) \\ G_y(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_n(x, y) * S_x \\ I_n(x, y) * S_y \end{bmatrix} \quad (9)$$

结合时间梯度和空间梯度,根据光流约束方程计算像素点沿梯度方向的运动速度:

$$V_n(x, y) = -\frac{D_n(x, y)G_n(x, y)}{\|G_n(x, y)\|^2} \quad (10)$$

由于呼吸引起的运动幅度较小,而低纹理区域容易产生噪声光流,因此引入梯度阈值约束:

$$\|G_n(x, y)\| = \begin{cases} \|G_n(x, y)\|, & \|G_n(x, y)\| \geq T \\ \infty, & \|G_n(x, y)\| < T \end{cases} \quad (11)$$

仅保留梯度幅值高于阈值  $T$  的有效像素参与光流计算,从而提高光流场质量。

## 2.4 基于 tFlow-dFlow 的呼吸信号提取

### 2.4.1 累加张量构建

人体呼吸过程中,胸腹区域运动具有明显的周期性特征。在同一呼吸阶段内,相邻视频帧产生的光流方向基本一致;而在吸气与呼气转换过程中,光流方向则会发生反转。为了充分利用这种时间连续性,本文提出累加张量  $tFlow$ , 并采用指数加权方式进行递推更新:

$$tFlow_n = (1 - \lambda) \cdot tFlow_{n-1} + \lambda \cdot F_n \quad (12)$$

其中,  $tFlow_n$  是当前帧的累加张量,  $tFlow_{n-1}$  是前一帧的累加张量,  $F_n$  是由第  $n$  帧计算得到的光流张量, 形状为  $(64, 48, 2)$ ,  $\lambda < 1$  是一个平滑系数。通过不

断累加光流张量, 同方向运动信息得到增强, 而反方向运动信息相互抵消, 从而形成与呼吸周期同步变化的运动特征。

2.4.2 方向张量构建

从吸气时的光流场原理图中可以看出, 尽管各运动点的光流方向各异, 但沿着竖直方向的运动占主导地位 (即沿着 Y 轴正方向, 呼气时则沿着 Y 轴负方向)。因此构建方向张量  $dFlow$ :  $dFlow = [0, 1]$ , 其作用是提取光流场在 Y 轴方向上的主导运动信息。方向张量尺寸与累加张量保持一致, 为  $64 \times 48 \times 2$ 。

2.5 呼吸信号估计

将累加张量沿方向张量进行投影:

$$r_n = \frac{tFlow_n \cdot dFlow_n}{\|dFlow_n\|} \tag{13}$$

投影结果  $r_n$  即为从视频帧  $n$  中估计的呼吸信号值, 与传统光流矢量直接求和方法相比, 该方法能够有效避免不同方向运动矢量之间的相互抵消, 同时增强呼吸相关运动信息的表达能力。随着视频帧不断输入, 可以获得连续变化的呼吸信号序列:

$$r = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$$

由光流场提取得到的原始呼吸信号仍然包含一定噪声, 本文采用 Savitzky-Golay 滤波器进行平滑处理。该方法通过局部多项式拟合实现信号去噪, 在保留波形细节的同时有效抑制高频扰动。最后通过算法编程绘制出波形图, 图 4 为几种不同呼吸模式下的呼吸波形图, 图 4 (d) 的呼吸暂停曲线通过人为闭气实现。

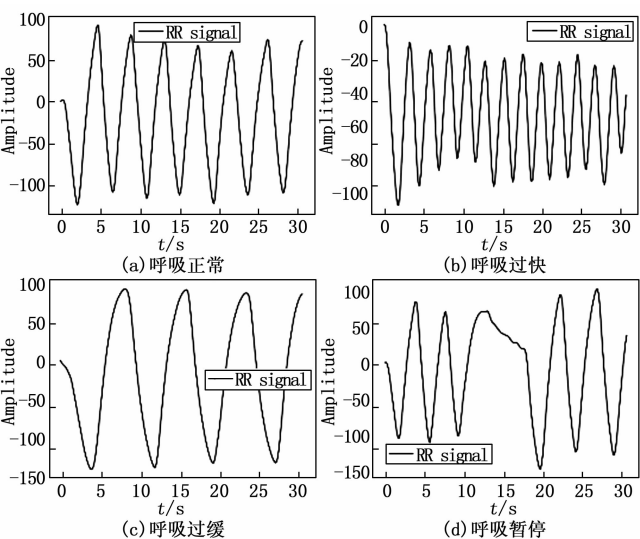


图 4 四种模式的呼吸波形

2.6 呼吸频率检测

为了尽可能获得更准确的呼吸频率估计, 本文采用一种基于短时傅里叶变换 (STFT, short-time Fourier transform) 的方法进行呼吸频率检测。该方法通过滑

动窗口对信号分段并进行傅里叶变换, 从而获取时频信息, 相比时域方法具有更好的抗噪性能。STFT 的数学表达式为:

$$X(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \cdot \omega(\tau - t) \cdot e^{-j\omega\tau} d\tau \tag{14}$$

式中,  $\omega(\tau - t)$  是窗函数, 用于提取局部时间信息。

首先对呼吸信号进行 0.1~1 Hz 带通滤波, 对应人体呼吸频率为次/分钟, 去除低频漂移与高频噪声。

综合考虑呼吸信号周期特征及实验视频采样率, 本文选取 180 点作为滑动窗口长度, 以保证在有限时间内包含多个呼吸周期, 同时获得稳定的频率估计结果。窗口重叠率设置为 0.8, 以增加相邻时间窗口之间的信息连续性, 提高呼吸频率估计的平滑性。窗函数采用汉宁窗 (Hanning window), 通过降低频谱泄漏对主频提取的影响, 提高 STFT 分析过程中频率估计的可靠性。并在每个窗口中提取最大能量对应的频率作为主频。将所有窗口的主频取平均后得到最终频率估计, 并转换为呼吸频率:

$$RR = Freq \times 60 \tag{15}$$

式中, RR 是指呼吸频率值, 单位为次/分钟 (bpm, breaths per minute); Freq 是主频, 单位为赫兹 Hz。

3 实验结果与分析

为验证本文提出的基于图像梯度光流的呼吸频率检测算法的有效性与鲁棒性, 本文从多姿态实验对比、多方法性能分析以及多场景稳定性实验三个层面开展验证, 并以 HKH-11C 呼吸波传感器测量结果作为真实值基准, 选取两种主流非接触式呼吸检测算法作为对照, 对算法性能进行定量评估。

3.1 人体多姿态呼吸实验

3.1.1 实验设置

实验采用罗技 C920 PRO 摄像头采集呼吸视频数据, 视频分辨率为  $640 \times 480$ , 帧率为 30 FPS, 单组视频时长 30 s。受试者为 10 名健康志愿者 (7 名男性, 3 名女性), 无已知呼吸系统疾病。受试者分别处于正卧、侧卧、正坐及侧坐四种姿态, 每种姿态采集 20 组数据。实验环境为室内常规日光灯光照明, 摄像头距离受试者约 1 m, 实验过程中同步采集 HKH-11C 呼吸波信号作为真实呼吸频率参考值。选取文献 [20] 刘今越算法、文献 [21] Alinovi 算法作为对照算法, 对比三类算法在不同体态下的检测性能。四种姿态实验场景如图 5 所示。

3.1.2 算法评价指标

为定量衡量算法检测精度, 本文选取平均绝对误差 ( $M_e$ , Mean Absolute Error)、平均准确率 ( $R_a$ , Average accuracy)、均方根误差 (RMSE, Root Mean

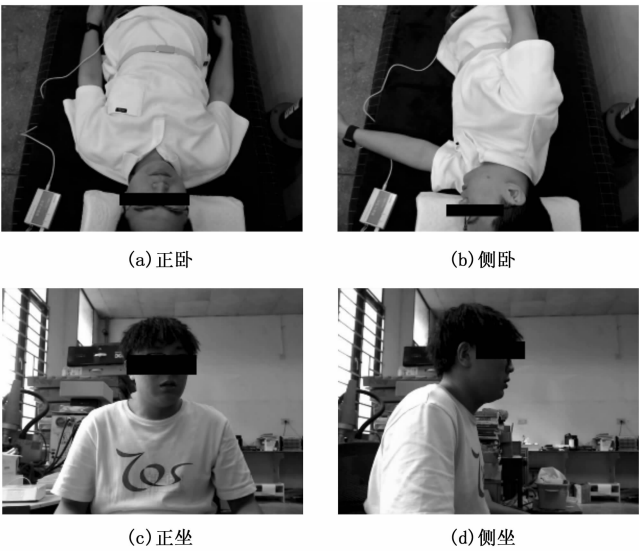


图 5 四种人体姿势实验场景

Square Error) 三项通用评价指标进行算法性能评估。其中  $M_e$  与  $RMSE$  用于反映检测值与真实值的偏差大小, 数值越小代表检测误差越低;  $R_a$  为相对精度指标, 数值越高代表算法检测准确性越好。三项指标计算公式如下:

$$M_e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |R_{cal} - R_{real}| \tag{16}$$

$$R_a = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|R_{cal} - R_{real}|}{R_{real}} \times 100\% \tag{17}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{cal} - R_{real})^2} \tag{18}$$

式中,  $n$  为实验样本总数,  $R_{cal}$  为实验样本通过本文检测算法检测得到的呼吸频率值,  $R_{real}$  是通过 HKH-11C 呼吸波传感器测量得到的呼吸频率值, 本文将将其作为呼吸频率真实值。

3.1.3 多姿态实验结果分析

多姿态对照实验结果如表 1 所示。由实验结果可知, 3 种算法均可实现多姿态下呼吸频率有效检测, 整体检测误差均低于 1 bpm。但在侧卧与侧坐姿态下, 由于人体胸腹区域在成像中可观测运动幅度减小, 三种算法的误差均有所增加。但相较于两类对照算法, 本文算法精度衰减幅度更小, 全程保持最高检测准确率与最低 RMSE 误差。

分析原因, 两种对比算法均以像素灰度亮度变化作为呼吸信号提取依据, 并且依靠运动放大算法增强微弱胸腹起伏信号。该类处理方式存在固有缺陷, 在放大有效呼吸运动信号的同时, 也会同步放大画面内环境噪声; 当受试者处于侧卧、侧坐姿态, 人体呼吸运动幅度减弱、有效生理信号变弱时, 噪声带来的检测误差会被进一步放大。而本文基于图像梯度光流捕捉像素全域运

表 1 人体多姿态呼吸频率检测实验结果对比

| 人体姿态 | 实验方法       | 性能指标        |        |              |
|------|------------|-------------|--------|--------------|
|      |            | $M_e$ (bpm) | $R_a$  | $RMSE$ (bpm) |
| 正卧姿态 | Alinovi 算法 | 0.71        | 94.00% | 0.72         |
|      | 刘今越算法      | 0.65        | 94.53% | 0.65         |
|      | 本文算法       | 0.47        | 96.10% | 0.47         |
| 侧卧姿态 | Alinovi 算法 | 0.87        | 92.75% | 0.91         |
|      | 刘今越算法      | 0.79        | 93.65% | 0.82         |
|      | 本文算法       | 0.53        | 95.73% | 0.53         |
| 正坐姿态 | Alinovi 算法 | 0.69        | 94.69% | 0.71         |
|      | 刘今越算法      | 0.61        | 95.34% | 0.63         |
|      | 本文算法       | 0.48        | 96.35% | 0.49         |
| 侧坐姿态 | Alinovi 算法 | 0.84        | 92.63% | 0.90         |
|      | 刘今越算法      | 0.76        | 93.50% | 0.82         |
|      | 本文算法       | 0.51        | 95.64% | 0.54         |

动信息, 信号采集密度更高、信号幅值更强, 无需过度放大运动信号即可精准提取微弱呼吸运动, 因此其对低可见呼吸信号具有更强的鲁棒性。

3.2 多场景稳定性实验

为贴合家庭日常监护真实复杂场景, 分别从衣物厚度、衣物纹理、视频采集时长三个外界干扰变量, 结合长时间连续监测实验, 验证算法实际应用鲁棒性。

3.2.1 衣物厚度干扰实验

受试者分别穿着薄款 T 恤、厚款卫衣开展正坐姿态检测实验, 实验场景如图 6 所示。控制其余实验变量与前文实验一致, 测试衣物遮挡对算法精度的影响, 实验以平均准确率进行评价, 实验结果如表 2 所示。随着衣物厚度增加, 三类算法检测精度均有所下降, 但本文算法准确率仅下降 1.90%, 远低于 Alinovi 算法 (3.65%) 与刘今越算法 (4.04%)。本文梯度光流算法聚焦像素运动变化, 受衣物厚度遮挡带来的运动衰减影响更小, 抗遮挡稳定性更优。

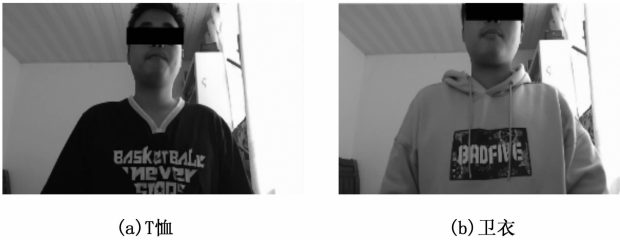


图 6 衣物厚度干扰实验

表 2 不同衣服厚度检测平均准确率比较

| 衣服厚度       | T 恤    | 卫衣     |
|------------|--------|--------|
| Alinovi 算法 | 94.30% | 90.65% |
| 刘今越算法      | 95.20% | 91.16% |
| 本文算法       | 96.41% | 94.51% |

3.2.2 衣物纹理干扰实验

受试者分别穿着条纹 T 恤、纯色 T 恤两种纹理差异极大的衣物开展对照实验, 实验场景如图 7 所示。控制其余实验变量与前文实验一致, 测试衣物纹理对算法准确度的影响, 实验以平均准确率进行评价, 结果如表 3 所示。纯色衣物缺少图像特征, 会大幅降低像素强度类算法的信号提取能力, 两类对照算法准确率分别大幅下降 10.05%、8.93%; 而本文算法依托光流运动信息而非像素灰度特征, 受衣物纹理影响极小, 精度仅下降 4.19%, 面对低纹理检测场景具备明显优势。



图 7 衣物纹理干扰实验

表 3 不同衣服纹理检测平均准确率比较

| 衣服纹理       | 条纹 T 恤 | 纯色 T 恤 |
|------------|--------|--------|
| Alinovi 算法 | 94.43% | 84.38% |
| 刘今越算法      | 95.24% | 86.31% |
| 本文算法       | 96.63% | 92.44% |

3.2.3 视频时长适应性实验

本小节以实验视频时长为自变量, 进行算法的性能验证。选定实验视频的时长分别为 60 s、30 s 和 15 s, 受试者在人体正坐的姿态下进行实验, 其他实验参数与前文实验设置相同。同样采用平均准确率作为算法评价指标, 表 4 是具体的实验结果:

表 4 不同时长下的呼吸频率检测平均准确率比较

| 时长/s         | 60    | 30    | 15    |
|--------------|-------|-------|-------|
| Alinovi 算法/% | 95.12 | 94.60 | 90.88 |
| 刘今越算法/%      | 95.88 | 95.34 | 91.52 |
| 本文算法/%       | 96.80 | 96.37 | 91.25 |

随着视频时长缩短、有效呼吸周期减少, 三类算法精度均同步降低; 30 s 及以上时长下本文算法检测精度最优, 仅在 15 s 超短视频场景下, 受摄像头启动无效帧与短时傅里叶变换窗口影响, 精度略低于刘今越对照算法。总体而言, 本文算法在不同时长下的呼吸频率检测还是保持了良好的稳定性。

3.2.4 长时间连续检测实验

呼吸节律的变化能够在一定程度上反映人体生理状态的波动, 当其出现异常时, 往往可能与潜在的健康问题相关。因此, 连续稳定的呼吸频率监测对于评估算法

在真实应用场景中的可靠性具有重要意义。同时, 不同算法在短时间内可能取得较好的检测效果, 但在长时间运行过程中, 其稳定性和环境适应性往往会出现差异, 从而影响实际应用表现。

因此, 为了验证本文算法在长时间测试下的性能, 本小节设计了连续 30 分钟的呼吸频率检测实验。实验过程中, 受试者保持正坐姿态, 其他实验参数与前文实验保持一致。算法每 1 分钟输出一个呼吸频率, 并与 HKH-11C 呼吸波传感器记录的真实值进行折线图对比分析。实验结果如图 8 所示, 为了进一步检验算法的动态性能, 本次实验的 13~14 分钟进行了人为闭气处理。

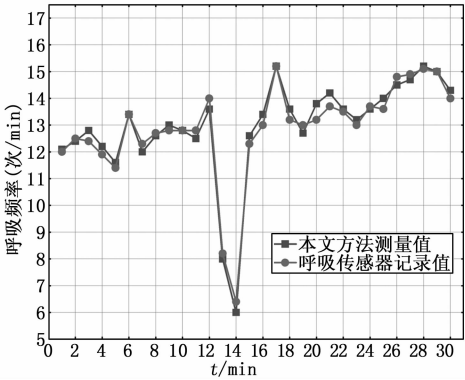


图 8 呼吸频率连续检测对比图

折线图对比结果表明, 本文算法的检测曲线与传感器测量结果整体变化趋势基本一致, 在整个测试过程中最大误差控制在 1 bpm 以内。面对呼吸节律发生突变的情况, 算法能够较快跟随真实呼吸变化趋势, 未出现明显的滞后或漂移现象。综合来看, 该方法在长时间连续监测条件下具有较好的稳定性, 能够满足日常环境下的呼吸频率检测需求。

4 结束语

本文针对传统接触式呼吸频率检测方法存在佩戴不便、舒适性差以及应用场景受限等问题, 提出了一种基于图像梯度光流的非接触式呼吸频率检测算法。该算法利用普通 RGB 摄像头采集人体呼吸视频, 通过构建光流场提取呼吸运动区域微弱运动信息, 并结合累加张量与方向投影方法实现呼吸信号提取, 最终采用短时傅里叶变换完成呼吸频率估计。本文算法的核心在于将高维光流场通过累加建模与方向投影机制映射为一维稳定呼吸信号, 从而在保证实时性的同时提高了信噪比与鲁棒性。

实验结果表明, 本文算法在正卧、侧卧、正坐和侧坐等多种人体姿态下均能够实现准确的呼吸频率检测, 其平均绝对误差均小于 1 bpm, 检测准确率均超过 95%。同时, 在不同衣物厚度、不同衣物纹理以及不同

时长视频等多场景条件下,本文方法均表现出良好的稳定性和鲁棒性。在 30 min 连续检测实验中,算法输出结果与呼吸传感器测量值保持较高一致性,验证了其在长时间监测场景中的可行性。

本文所提算法在各类对照实验中综合性能表现良好,但算法本身仍存在一定不足之处有待优化。例如,本文实验样本规模相对有限,受试者主要集中于青年健康人群,对于不同年龄、体型及特殊生理状态人群的适用性仍需通过更大规模实验进行评估。并且本文算法针对的是日间或有照明的场景,无法实现诸如夜间睡眠期间的呼吸频率检测,仍然存在一定局限性。针对上述问题,未来研究将重点围绕复杂环境下运动伪影抑制、自适应呼吸区域定位以及多特征融合等方向展开,以提高算法在不同应用场景中的稳定性。同时,可进一步探索光流特征与深度学习方法的结合,提高呼吸信号提取与特征分析能力。

#### 参考文献:

- [1] LEE Y C, SYAKURA A, KHALIL M A, et al. A real-time camera-based adaptive breathing monitoring system [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2021, 59 (6): 1285–1298.
- [2] GOLDHILL D R, MCNARRY A F, MANDERSLOOT G, et al. A physiologically-based early warning score for ward patients: the association between score and outcome \* [J]. *Anaesthesia*, 2005, 60 (6): 547–553.
- [3] AMADDEO A, KHRAICHE D, KHIRANI S, et al. Continuous positive airway pressure improves work of breathing in pediatric chronic heart failure [J]. *Sleep Medicine*, 2021, 83: 99–105.
- [4] 国家卫生健康委员会. 2024 中国卫生健康统计年鉴 [M]. 北京: 中国协和医科大学出版社, 2025.
- [5] SURESH KUMAR V, KRISHNAMOORTHY C. Development of electrical transduction based wearable tactile sensors for human vital signs monitor: Fundamentals, methodologies and applications [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2021, 321: 112582.
- [6] 蒋浪平. 呼吸机流量传感器种类、特点及未来发展 [J]. *医疗装备*, 2010, 23 (6): 22–23.
- [7] JANSSEN R, WANG W, MOCO A, et al. Video-based respiration monitoring with automatic region of interest detection [J]. *Physiological Measurement*, 2016, 37 (1): 100–114.
- [8] LEE Y S, PATHIRANA P N, STEINFORT C L, et al. Monitoring and analysis of respiratory patterns using microwave doppler radar [J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2014, 2: 1–12.
- [9] FAROOQ M, HAMEED H, TAHA A, et al. Contactless respiration variability detection and accuracy test using UWB radar [C] //2024 18th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). 2024: 1–4.
- [10] 胡 巍. 基于多普勒雷达的非接触式生命体征检测技术研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
- [11] BASU A, ROUTRAY A, MUKHERJEE R, et al. Infrared imaging based hyperventilation monitoring through respiration rate estimation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 77: 382–390.
- [12] MAURYA L, ZWIGGELAAR R, CHAWLA D, et al. Non-contact respiratory rate monitoring using thermal and visible imaging: a pilot study on neonates [J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2023, 37 (3): 815–828.
- [13] 李晨曦, 司芳芳, 刘柏男, 等. 基于红外热成像的在体呼吸监测方法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2020, 39 (6): 796–801.
- [14] 陈永康, 侯振杰, 陈 宸, 等. 基于深度图像的非接触式呼吸检测算法研究 [J]. *计算机测量与控制*, 2017, 25 (7): 213–217.
- [15] TAN K S, SAATCHI R, ELPHICK H, et al. Real-time vision based respiration monitoring system [C] //2010 7th International Symposium on Communication Systems, Networks & Digital Signal Processing (CSNDSP 2010). 2010: 770–774.
- [16] 任国军, 杨学志, 臧宗迪, 等. 多种姿态下的人体呼吸率视觉检测 [J]. *计算机系统应用*, 2022, 31 (8): 252–258.
- [17] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17 (1): 185–203.
- [18] 马艳娥, 陈 思, 陈 娟, 等. 基于多幅图像平均法对数字图像降噪的研究 [J]. *电子测试*, 2011 (6): 1–3.
- [19] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16 (8): 2080–2095.
- [20] 刘今越, 刘 浩, 贾晓辉, 等. 基于视觉的非接触呼吸频率自动检测方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40 (2): 51–58.
- [21] ALINOVI D, CATTANI L, FERRARI G, et al. Spatio-temporal video processing for respiratory rate estimation [C] //2015 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA) Proceedings, 2015: 12–17.