

基于超像素边缘检测的呼吸监测

方效林 杜森 宋爱波 唐雪婷 罗军舟

(东南大学计算机科学与工程学院 南京 211100)

(计算机网络与信息集成教育部重点实验室(东南大学) 南京 211100)

(xiaolin@seu.edu.cn)

摘要 本文展示了一种基于边缘检测的非接触式呼吸监测方法,该方法能够精准监测被测人体的呼吸率并有效识别异常呼吸模式,如屏住呼吸和呼吸暂停等。在视频监测过程中,呼吸动作比较微弱,易受到噪声干扰,直接从视频信号提取呼吸率较为困难。本文首先采用人脸检测算法,确定人脸位置并选定 ROI 区域。然后使用 SLIC 算法生成超像素,将超像素之间的邻接区域标记为边缘。最后通过计算边缘区域灰度均值,得到呼吸信号并提取呼吸率。实验表明,该信号经 IIR 滤波后,与被测人体的呼吸运动保持高度一致。本文采用的基于超像素进行边缘检测的方法具有较高的稳定性,对于视频中微弱的边缘振动不敏感,因此本文还构建了自适应的动态调整机制,解决呼吸监测过程中人体自然晃动对结果产生负面影响的问题。最终结合频谱分析,算法可以有效监测被测人体的呼吸状态。本文工作的源程序已经提交到开源网站 github 上,源程序链接为 <https://github.com/JingXian12138/Respiratory-monitoring>。

关键词 呼吸信号提取;边缘检测;SLIC;异常呼吸状态检测;自适应的动态调整

中图法分类号 TP391

Respiratory Monitoring Based on Super-pixel Edge Detection

Fang Xiaolin, Du Sen, Song Aibo, Tang Xueting and Luo Junzhou

¹ (College of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211100)

² (Key Laboratory of Computer Network and Information Integration (Southeast University), Ministry of Education, Nanjing 211100)

(xiaolin@seu.edu.cn)

Abstract In this paper, we present a non-contact respiratory monitoring method based on edge detection. The proposed method can accurately monitor the measured human body's respiratory rate and effectively identify abnormal respiratory patterns, such as holding breath and apnea. In video monitoring, breathing movement is relatively weak and easy to be disturbed by noise, so it is difficult to extract the respiratory rate from the video directly. This paper uses a face detection algorithm to locate the face and select the region of interest. Then the SLIC algorithm is used to generate the super-pixels and mark the adjacent areas between super-pixels as edges. Finally, extract the respiratory rate by calculating the gray mean of the edge area. The experimental results show that the signal is highly consistent with the human body's breathing movement after IIR filtering. The edge detection method based on super-pixel adopted in this paper has high stability and is insensitive to the weak edge vibration in the video. Therefore, an adaptive dynamic adjustment mechanism is also constructed in this paper to solve the problem that the natural shaking of the human body in breathing monitoring has a negative impact on the results. Finally, combined with the spectrum analysis, the algorithm can effectively monitor the breathing state of the human body. The source program for this article has been submitted to the open-source website GitHub. The source program is linked to <https://github.com/JingXian12138/Respiratory-monitoring>.

Key words respiratory signal extraction; edge detection; SLIC; abnormal respiratory status detection; adaptive dynamic adjustment mechanism

收稿日期: 2016-03-16; **修回日期:** 2016-04-26 六号

基金项目: 国家自然科学基金项目(60903098); 吉林省工业技术研究和开发项目(JF2012c016-2); 吉林大学研究生创新基金项目(2015040)

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (60903098), the Project of Jilin Provincial Industrial Technology Research and Development (JF2012c016-2), and the Graduate Innovation Fund of Jilin University (2015040).

六号, 核实准确完整的基金名称和英文翻译, 用官方版本

通信作者: 彭涛 (tpeng@jlu.edu.cn)

1 引言

呼吸率是人体健康重要指标之一,呼吸率的异常可能预示着某些健康问题,因此监测呼吸率是人体健康监测的重要组成部分^[1-3]。准确且及时的呼吸率监测结果对预防患者病情恶化具有重要意义。例如,严重的呼吸暂停可能危及生命,具体表现为患者短时间内缺失自主呼吸,必须实时进行监测,避免因救护不及时造成的严重后果。

传统的接触式呼吸监测方式不够便捷,只适用于医疗场所,应用场景比较有限。因此,基于视频的非接触式呼吸监测方法得到广泛研究^[4-12]。目前,基于视频的呼吸监测方法可分为两类,一类利用微小运动放大算法(如 EVM^[4]和 PVM^[5]),对视频中人体的呼吸动作进行放大,基于运动放大后的视频展开计算分析实现呼吸监测;另一类方法不对原视频进行重构操作,只关注 ROI 的灰度变化,直接在原视频中提取呼吸信号,可实现较小的时间代价对呼吸模式进行分析。第一类方法虽能较为准确地提取出人体的呼吸信号,但时间复杂度过高,严重制约了算法的实时应用^[6, 7, 9, 10]。第二类算法虽能实时进行监测,但对于 ROI 的选定要求较高,不好的 ROI 区域会导致算法性能下降^[8, 11]。

本文给出了基于超像素边缘检测的呼吸监测方法,能够在夜间环境下实时监测被测人体的呼吸模式。由于呼吸运动极为微弱,因此通过在 ROI 整体区域提取呼吸信号的方法,呼吸信号极易被背景噪声所覆盖。本文认为,视频中微弱的运动主要表现为 ROI 的内容边缘运动,ROI 中大部分区域内容较为平坦且变化不明显,因此,从内容边缘更易提取出有效的呼吸信号。基于此思想,本文利用超像素生成算法 SLIC 标记 ROI 的内容边缘,得到呼吸信号,进而分析被测人体的呼吸模式。

本文主要有以下三点贡献:

第一,利用超像素边缘检测的方法给出了一种微弱呼吸信号提取方法,该方法可以获得视频中最为有效的呼吸监测点从而降低噪声干扰提高呼吸监测的准确性。

第二,相对现有工作,本文算法的时间复杂度更低,并在异常呼吸模式识别任务中取得了更好的效果。

第三,实现了夜间真实场景中的呼吸监测任务,能够快速准确地对人体呼吸运动进行监测,论文的源代码公布在开源社区。

本文结构如下,第二节详细介绍了相关工作,分析了现有呼吸监测方法的优点与不足。第三节详细描

述了算法的实现过程。第四节展示了本文方法的实验结果,并与现有的呼吸监测算法进行比较。第五节对全文进行总结。

2 相关工作

呼吸率是重要生命体征之一,监测呼吸率,对相关疾病的预防或治疗具有重要意义,如先天性通气不足综合征(CCHS)^[1], Biot 呼吸^[2]和 Kussmaul 呼吸^[3]等。传统的基于传感器或其他接触式设备的呼吸监测方法只适用于医院和诊所等医疗场所,且对体会有一定的侵入,可能会给被测人体带来一定身体和心理上的不适,而基于视频分析的非接触式呼吸监测可提供连续且自动化的呼吸监测,相比传统侵入式的方法更具优势。

基于视频处理的非接触式呼吸监测方法有两类,一类是利用 EVM^[4]或者 PVM^[5]进行微小运动放大,使呼吸运动变得更易监测,而另一类则对 ROI 区域的灰度变化进行分析,从原监测视频中提取呼吸信号。第一类方法中,文献[6]和[7]关注微小运动放大过程中的相位变化,利用相位变化表征呼吸信号。上述方法在被测人体正常呼吸状态下,确实可以取得令人满意的结果,但时间复杂度较高,尤其是当被测人体距离摄像头较近,ROI 区域较大时,无法做到实时监测。文献[9]将 EVM 与 DoF (difference of frames)结合,计算像素点相邻时域的灰度差,并将结果二值化,然后统计单位面积内二值化结果为正的像素点个数,以此为呼吸信号表征被测人体的呼吸运动。但正如文献[6]中所述,该方法的测量值易为真实值的两倍,精度较差。文献[10]在文献[9]的基础上,增加了 ROI 标记以及无关扰动检测机制,算法精度有了一定的提升,但没有从根本上解决精度问题。与第一类方法不同,第二类方法没有微小运动放大的过程,因而时间复杂度较低,一般能够实时监测被测人体的呼吸状态,但这类方法往往对噪声敏感,对实验环境的要求严格,鲁棒性较低。文献[8]直接以 ROI 的灰度平均值为呼吸信号,结合小波去噪以及峰值检测计算被测人体的呼吸率,实验表明该方法提取的呼吸信号局部均值波动较大,会给进一步分析被测人体的呼吸模式带来困难;不仅如此,当被测人体距离摄像头较远时,算法性能会发生明显的下降。文献[11]将邻近帧内灰度发生变化的像素个数作为呼吸信号,与文献[9]类似,该方法对被测人体呼吸率的统计结果易为真实值的两倍。文献[12]和[13]结合光流法以及主成分分析方法估计被测人体的呼吸率,实验环境比较严格,在现实生活中的应用场景有限。

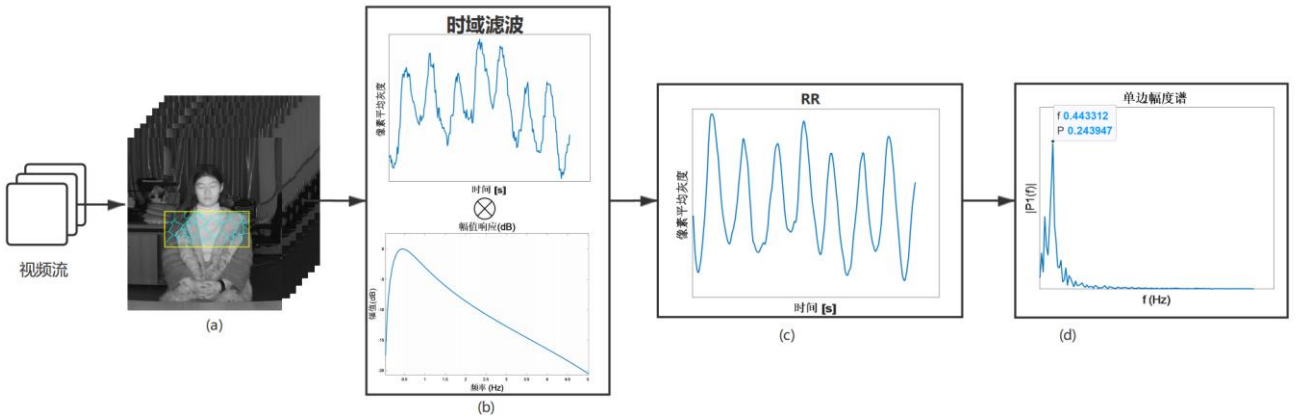


图1 基于超像素的呼吸监测流程图

3 基于边缘检测的呼吸信号提取

呼吸过程由人体特定部位的周期性起伏表征,由吸气和呼气两个不同的阶段组成。视频监测人体对象通常是静止的,因此呼吸动作十分微弱,只表现在人体胸部和腹部有轻微的起伏运动,消除背景噪声并最大化提取有效区域的呼吸信号才能实现呼吸运动监测。本文采用 KLT 算法定位人体并框选出合适胸部 ROI,通过标记 ROI 边缘区域,计算边缘像素灰度均值,并将此均值作为呼吸信号。该呼吸信号经二阶 IIR 滤波后,可有效表征被测人体的呼吸过程。将信号进行频域转换,结合频谱分析,便可得被测人体的呼吸率。本文呼吸监测的流程如图 1 所示。

图 1(a)表示呼吸区定位以及边缘区域标记,根据 KLT 人体检测算法的结果框选 ROI,运行 SLIC 算法,在 ROI 生成超像素,将超像素之间的邻接区域定义为图像的内容边缘,如图 1(a)中蓝色像素点。逐帧求取边缘像素灰度均值,得到图 1(b)所示的呼吸信号。对呼吸信号进行时域滤波,得到图 1(c)所示的滤波后结果。图 1(d)为图 1(c)曲线的频谱图,峰值点对应的频率即为呼吸频率。

3.1 生成超像素

超像素是指一系列位置相邻且颜色、亮度、纹理等特征相似的像素点组成的像素块。像素块大多保留进一步进行图像分割的有效信息,且一般不会破坏图像中物体的边界信息,如图 2 所示。



图2 超像素示例

本文采用由 Achanta, R 等人[14]提出的 SLIC (Simple Linear Iterative Clustering, 简单线性迭代聚类)算法生成超像素。该算法首先在图像中随机均匀初始化多个聚类中心,然后遍历每个聚类中心周围的像素点,根据像素点和邻近聚类中心的距离度量,为每个像素点打上聚类标签。以 RGB 图像为例,先将 RGB 图像转入 Lab 色域,分别计算像素点*i*和像素点*j*的颜色距离 d_c 和空间距离 d_s ,距离计算如公式(1)和公式(2)所示。

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

根据颜色距离 d_c 和空间距离 d_s ,计算像素点*i*和像素点*j*的距离度量,如公式(3)所示。

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2} \quad (3)$$

其中 m 为常数,一般取 10, $S = \sqrt{N/K}$, N 为图像中像素个数, K 为聚类中心的个数,是该算法唯一需要预设定的参数。若某个像素点被多个聚类中心搜索到,则直接选择距离度量最近的聚类中心作为该像素点对应的标签。

在夜间呼吸监测场景中,需要处理的图像为灰度图,这种情况下生成超像素,只需要将颜色距离 d_c 替换为像素点*i*和像素点*j*灰度值差值的绝对值即可。

如图 3 所示,生成的超像素相互之间紧密贴合,同一超像素内的像素点语义环境类似,不同超像素内的像素点语义环境较为不同。本文将超像素之间的邻接区域(如图 3 中蓝色标记的像素点)定义为图像的内容边缘区域,并着重关注内容边缘像素点的灰度均值是否与呼吸起伏存在一致性。

显然,ROI 内生成的超像素个数会影响到内容边

缘区域的大小。经实验,超像素的个数取 32 时可较好表征呼吸信号,数量过多对结果的提升并不明显。因此本文取 $K=32$,超像素内容边缘结果如图 3 所示。

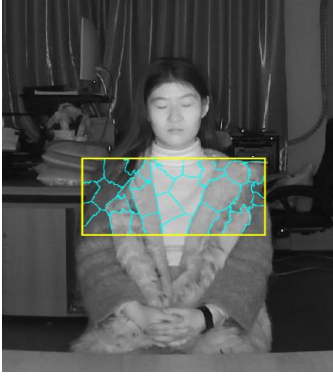


图 3 ROI 定位及超像素生成

图 3 中,黄色方框为通过 KLT 算法框选得到的 ROI 区域。通过在 ROI 中生成超像素,标记内容边缘区域,进而计算边缘像素的灰度均值,可以得到呼吸信号。

3.2 时域滤波

给定一段视频,其采样率为 T_s , 帧率为 $f_s = 1/T_s$, 视频第 n 帧表示为 X_n , P_n 表示第 n 帧 ROI 中内容边缘像素位置集合, $|P_n|$ 表示内容边缘像素个数,那么呼吸信号 $f(n)$ 可以表示为:

$$f(n) = \frac{f_s}{|P_n|} \sum_{p \in P_n} p \quad (4)$$

一些不可控的客观因素(如人体微小晃动等)会给呼吸信号带来噪声,具体表现为呼吸信号的局部区域会存在一些“毛刺”,如图 4 所示。

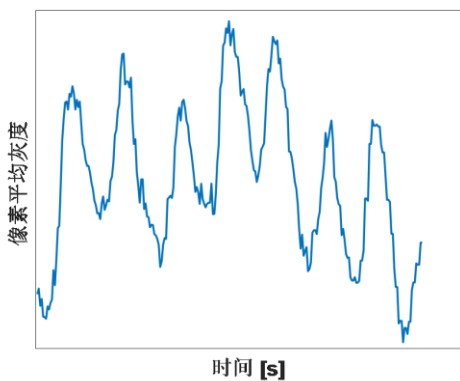


图 4 原始呼吸信号

提取原始呼吸信号后,还需结合频谱对被测人体的呼吸状态进行进一步分析,平滑信号中的毛刺,从而降低噪声对信号的影响。为降低计算复杂度,本文采用二阶 Butterworth IIR 滤波器对噪声进行抑制。该滤波器需要设置截止频率 f_L^{co} 和 f_H^{co} , 其中 $f_L^{co} < f_H^{co}$ 。Butterworth 滤波器的幅度响应在带通频段更大^[15], 截止频率处要比带通频段的最大值低 3dB。呼吸频率一般在 0.25Hz 至 1.05Hz 范围内,根

据视频帧率得到信号采样频率 $f_s = 16.43\text{Hz}$, 滤波器的参数由此确定^[15,16]。滤波器的幅度响应如图 5 所示。

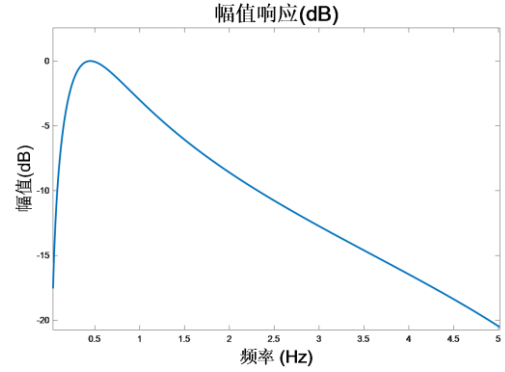


图 5 应用于呼吸监测的二阶带通 IIR 滤波器幅度响应

对滤波后的信号进行频域转换后,信号有明显的波峰,波峰对应的频率即为人体的呼吸频率,如图 6(b)所示。

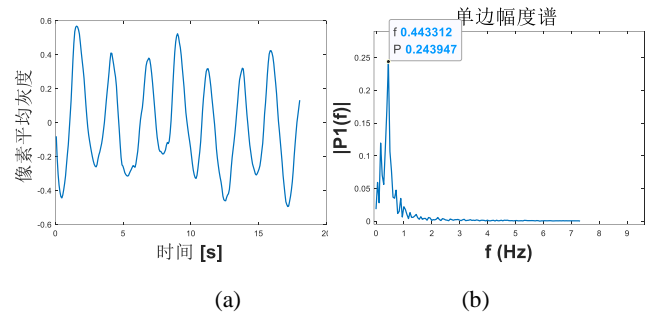


图 6 滤波后的呼吸信号及其频谱图

相较图 4 中的原始信号,图 6(a)滤波后的呼吸信号更加平滑,有着明显的周期变化。直接将信号进行频域转换,如图 6(b)所示,对信号的频谱特征进行分析,可得频谱的峰值点对应的频率即为呼吸频率。

4 实验及讨论

本节将具体介绍本文方法的实验设计和呼吸监测的结果。实验所用录像设备为萤石智能家居摄像机,型号为 CS-C6Wi-3E4WFR,以红外模式采集夜间红外视频。实验被测者上半身处于画面内,距离相机约 2 米至 5 米处。实验共拍摄两组不同距离的视频,每组分别在正常呼吸、屏住呼吸、呼吸暂停状态下进行拍摄。视频分辨率为 1440*2560 像素,帧率为 14.63 帧/秒,像素的值域为 0-255,视频保存为 MP4 格式。

4.1 一致性检验

本文方法提取的呼吸信号虽有明显的周期性,但仍需证明该信号与被测人体的呼吸动作具有一致性,才可用此信号表征呼吸过程。由于视频中呼吸动作极其微弱,肉眼无法将算法提取的呼吸信号与视频中的呼吸动作进行匹配。因此,本文将提取的呼吸信号与使用 PVM 方法^[5]增强后的视频对比进行一致性检验。PVM 方法关注相位与运动变化的关系,通过修改相

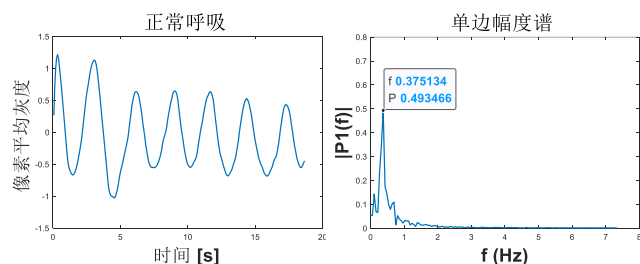
位实现运动放大,经过调参,可将呼吸起伏运动放大,使得肉眼能够清晰辨别人体呼吸的起伏变化。一致性检验示例如图(7)所示,其中波形图是本文算法提取的呼吸信号,波峰表示吸气过程,波谷表示呼气过程,将波形图与使用PVM方法放大后的视频进行对齐,结果表明,算法表征的呼吸信号与被测人体的呼吸动作具有高度一致性(参见源码网址)。



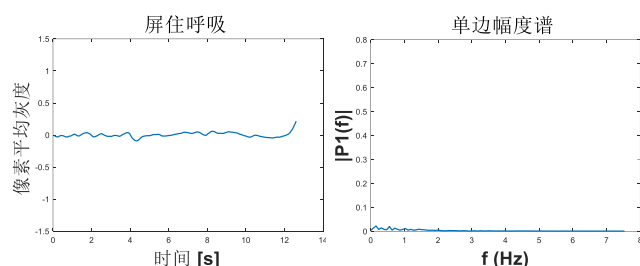
图7 呼吸信号一致性检验

4.2 异常场景下的算法性能检验

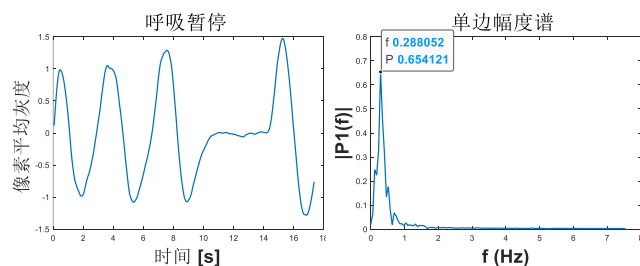
呼吸率监测的主要目的是及时发现异常情况,如呼吸率急速变化和呼吸暂停等,因此,呼吸监测算法应当可以实时识别被测人体不同的呼吸状态。为了模拟真实场景,本文进行了远近两组不同距离的实验,每组拍摄了三种呼吸状态下的视频,即正常呼吸、屏住呼吸以及呼吸暂停。首先对检测算法在近距离拍摄场景下(人体距离摄像头2米)的结果进行评估,实验结果如图8所示。



(a) 正常呼吸状态下呼吸信号及其频谱图



(b) 屏住呼吸状态下呼吸信号及其频谱图



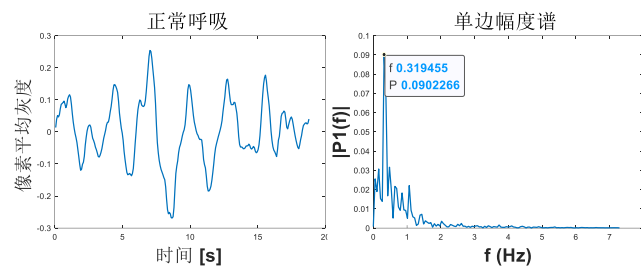
(c) 呼吸暂停状态下呼吸信号及其频谱图

图8 三种呼吸状态下的呼吸信号及其频谱(距离2米)

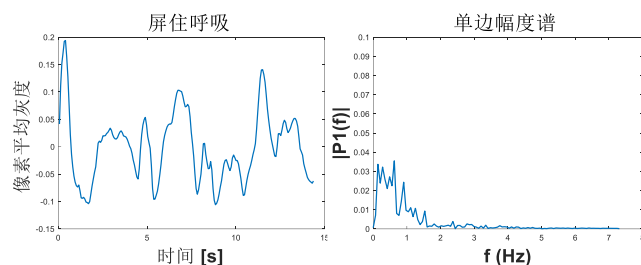
从图8可知,基于边缘检测的呼吸监测算法可以

有效区分正常呼吸、屏住呼吸和呼吸暂停三种呼吸状态。图8(a)左侧图中,正常呼吸状态下提取的呼吸信号曲线平滑,有着明显的周期性,图8(a)右侧频谱图中,峰值对应的频率即为人体呼吸率。图8(b)对应屏住呼吸状态下的呼吸信号,同图8(a)相比,该信号较为平缓,只有轻微的波动,且右侧频谱图中没有明显的峰值,与屏住呼吸的状态相一致。图8(c)对应呼吸暂停状态的实验结果,被测者正常呼吸后屏住呼吸,而后继续正常呼吸,从结果可知,图中第三个与第四个波峰之间的曲线平缓,与呼吸暂停的时刻保持一致。若要识别呼吸暂停异常事件,还需结合频谱进行分析。被测人体发生呼吸暂停时,频谱中的峰值会发生明显的偏移,如图8(a)和图8(c)所示,呼吸频率从0.375偏移到0.288。极端情况下,频谱会由图8(a)的状态变为图8(b)的状态,因而可通过设置阈值的方式进行判别。

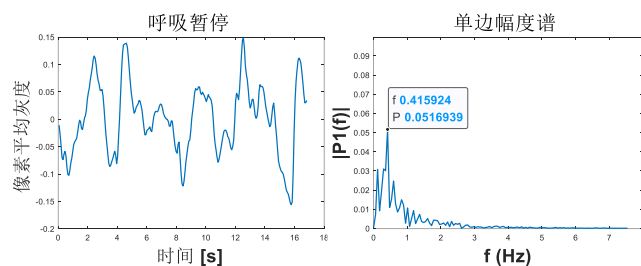
综上,算法在近景状态(人体距离摄像头2米)下,可以很好地完成呼吸监测任务。下面评估算法在远景状态下(人体距离摄像头4.5米)的表现。



(a) 正常呼吸状态下呼吸信号及其频谱图



(b) 屏住呼吸状态下呼吸信号及其频谱图



(c) 呼吸暂停状态下呼吸信号及其频谱图

图9 三种呼吸状态下的呼吸信号及其频谱(距离4.5米)

从图9可知,当被测人体距离摄像头较远时,三种呼吸状态下的呼吸信号形态较差,周期变化不明显,尤其是屏住呼吸和呼吸暂停状态下。从波形上看,

正常呼吸和屏住呼吸状态对应的呼吸曲线的区分度不高,这时就需要结合频谱进行分析。图 9(a)的频谱有着明显的峰值,峰值点的信号强度要远高于平均水平,对应正常呼吸状态的呼吸率。图 9(b)是屏住呼吸状态的结果,与图 9(a)相比,频谱没有明显的波峰,完全可以通过设置阈值的方式进行区分。图 9(c)可见,在呼吸暂停状态下,呼吸信号的曲线形态变得与图 9(b)的呼吸信号曲线更为相似,信号中噪声变多,与正常呼吸状态下的曲线有一定的区分度。

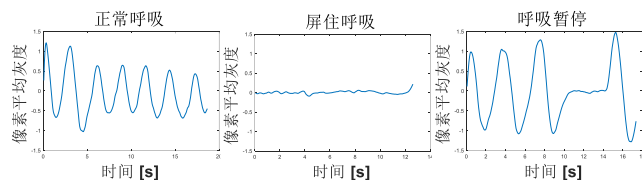
综上,基于边缘检测的呼吸监测算法在近距离场景下表现优异,能够及时且准确地检测出被测人体的呼吸异常情况。而在远距离场景中,算法提取的呼吸信号会有一定的变形,信号的周期性不如近景状态下的明显。但结合频谱分析方法,设置恰当的阈值,依然能够有效区别三种不同的呼吸状态。

4.3 对比实验

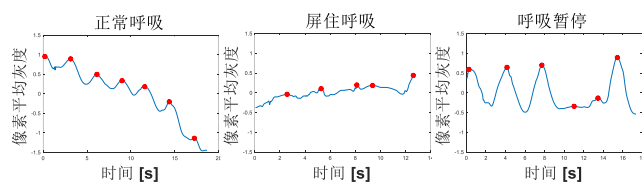
现有基于视频分析的呼吸监测算法大致有三种,分别为基于小波去噪的方法^[8],基于 EVM 的方法^[9]以及基于 PVM 的方法^[6]。本文复现了文献[6,8,9]中的呼吸监测算法,并将复现算法的结果与本文算法进行比较。四种方法在正常呼吸、屏住呼吸以及呼吸暂停三种情况下的实验结果如图 10 所示。

为了使复现的算法更加适合本实验环境下的呼吸监测问题,本文对复现算法进行了参数调整,使其得到的呼吸曲线满足一致性检验。需要强调的是,基于 PVM 的呼吸监测算法有两类,第一类利用 PVM 对视频进行微小运动放大,关注运动放大后视频的灰度变化,但这类算法的时间复杂度过高,无法做到实时监测。而第二类算法仅考虑视频序列的相位变化,时间复杂度更低,可以做到实时监测,本文复现的基于 PVM 的算法即属于这一类。

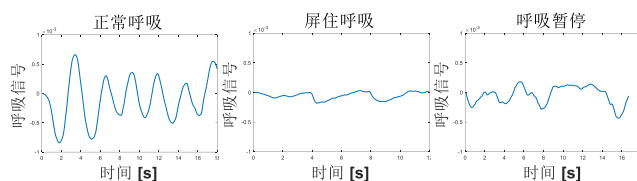
考虑到实验场景存在正常呼吸,屏住呼吸和呼吸暂停三种呼吸模式,仅仅计算呼吸率无法有效区别上述三种呼吸模式,因此本文选择直接比较四种方法的呼吸信号曲线。



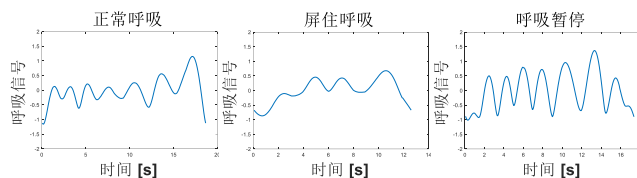
(a) 本文算法



(b) 基于小波去噪的算法



(c) 基于 EVM 的算法



(d) 基于 PVM 的算法

图 10 三种呼吸状态下的呼吸信号及其频谱 (距离 2 米)

图 10(b)为基于小波去噪的算法,以 ROI 区域的灰度平均值为原始呼吸信号,对原始呼吸信号进行小波去噪得到结果。从图 10(b)可知,正常呼吸状态的信号局部均值波动较大,信号不够平稳,这种“不平稳性”会使频谱图的低频段出现一个较高的波峰,对呼吸率的测量造成不利影响,如图 11 所示。因此,基于小波去噪的方法只能采用波峰检测的方法估计呼吸率,如图 10(b)红点所示。这样的估计方法会大大影响屏住呼吸和呼吸暂停状态下呼吸率估计的精度,因此,这类方法的鲁棒性较低,无法应用于现实场景。

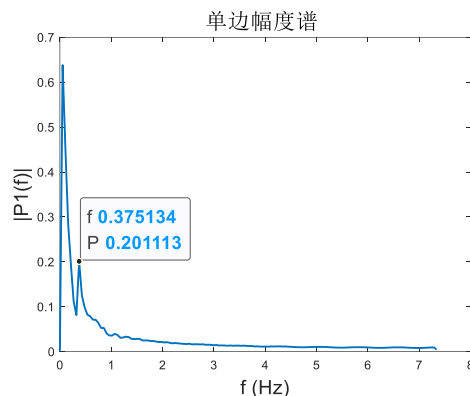


图 11 基于小波去噪的方法近景正常呼吸状态下的频谱

基于 EVM 和基于 PVM 的方法虽然在正常呼吸状态下有着较好的表现,但在呼吸暂停状态下的表现不尽如人意,尤其是基于 PVM 的方法,在无先验知识的情况下,甚至无法区分这三类呼吸状态。

为比较四种算法的时间复杂度,多次运行算法并记录算法提取呼吸信号所需要的时长 (不包含选定 ROI 区域,呼吸信号可视化等操作的时间开销),与原视频时长对比,结果如图 12 所示。

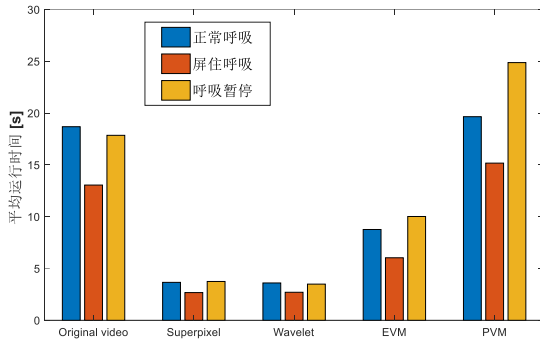


图 12 比较算法的时间开销

图 12 可见, 本文所提算法的时间开销与基于小波去噪的方法处于同一水平, 约为基于 EVM 方法的一半并远小于基于 PVM 方法的时间开销。

4.4 动态调整机制

本文认为, 若人体在视频监测过程中保持静止, 那么呼吸区域的振动也是相对固定的, ROI 区域的内容边缘也应当在相对固定的区域进行周期移动。为充分利用呼吸运动的周期性质, 整合视频每一帧的边缘检测结果对边缘像素的判定进行动态调整, 而不是以视频中静止阶段前期的边缘检测结果为基准提取呼吸信号, 从而降低人体扰动对算法的影响, 增强算法的鲁棒性。

理想状态下, 若单个像素在呼吸监测过程中被判定为边缘像素, 那么一段时间内, 该像素应该随呼吸运动周期性地判定为边缘像素。若该像素在时序上十分突兀地被判定为边缘像素, 并不具备周期性质, 则可认为该像素受到噪声影响, 发生了误判。因此, 以第一帧的边缘检测结果生成基准边缘像素集合, 设置时间阈值, 若单个像素 t 秒内没有再次成为边缘像素, 即认为该像素为无效像素, 将其移出边缘像素集合。当移出的像素个数占整体边缘像素的比例超过 p , 则认为被测人体发生了轻微移动, 重新运行算法, 在当前视频帧重新生成边缘像素, 更新基准边缘像素集合。需要注意的是, 去除无效像素的过程中, 依然以基准边缘像素集合内像素的灰度均值为呼吸信号。本文实验中 t 简单设置为 5 秒, p 设置为 40% 即可在人体发生移位的情况时十分灵敏地检测出呼吸信号。



(a)

(b)

(c)

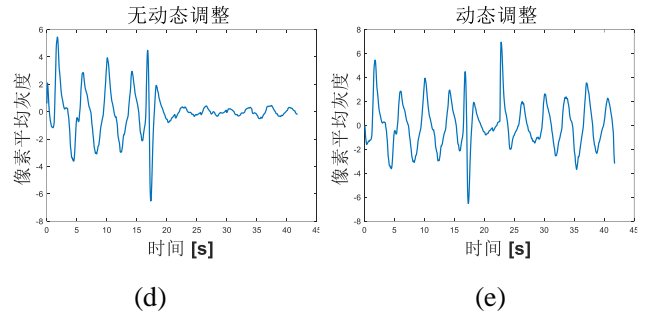


图 14 动态调整机制的有效性检测

图 14 是使用动态调整机制的结果示例。图中拍摄的视频中, 人体发生轻微移动, 如图 14(a), (b), (c) 所示。在无动态调整机制的情况下, 即使呼吸区域的位移不大, 呼吸信号的曲线形态仍会有较大的变质, 如图 14(d) 所示。但使用动态调整机制, 经过短暂的调整后, 便可以从呼吸信号中看出明显的呼吸起伏, 如图 14(e) 所示。因此动态调整机制十分必要。

综上, 结合自适应动态调整机制的呼吸监测算法在视频监测过程中人体发生移动也能取得很好的检测效果, 使得基于超像素边缘检测的呼吸监测算法更具鲁棒性。

5 结论

本文提出了一种基于边缘检测的呼吸监测方法, 该方法基于人体检测方法确定 ROI 呼吸检测区域, 使用超像素生成方法, 找出 ROI 内容边缘像素, 以边缘像素的灰度均值作为呼吸信号, 经 IIR 滤波后生成频谱图, 得到呼吸频率。结合频谱分析, 本文算法可以有效识别正常呼吸、屏住呼吸以及呼吸暂停三种呼吸状态, 与以往的呼吸监测算法相比, 鲁棒性和实时性更高, 检测效果更好, 有着更广泛的应用场景。

参考文献

- [1] Healy F, Marcus C L. Congenital Central Hypoventilation Syndrome in Children[J]. Paediatric Respiratory Reviews, 2011, 12(4):253-263.
- [2] Mosby. Mosby's Medical Dictionary[J]. 2009.
- [3] Bai Y W, Li W T, Chen Y W. Design and implementation of an embedded monitor system for detection of a patient's breath by double Webcams in the dark[C]// IEEE International Workshop on Medical Measurements & Applications. IEEE, 2010.
- [4] Hao-Yu, Wu, Michael, et al. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG) - SIGGRAPH 2012 Conference Proceedings, 2012, 31(4):1-8.
- [5] Wadhwa N, Rubinstein M, Frédo Durand, et al. Phase-based video motion processing[J]. ACM Transactions on Graphics

(TOG), 2013.

[6] Alinovi D , Ferrari G , Pisani F , et al. Respiratory Rate Monitoring by Video Processing Using Local Motion Magnification[C]// 2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). 2018.

[7] 霍亮, 杨学志, 李江山, 等. 适用于昼夜环境的呼吸率视频检测[J]. 2018.

[8] 张言飞, 欧阳健飞, 姚丽峰. 基于快速人脸检测的实时呼吸测量系统的设计[J]. 计算机工程与应用, 2016 (2016 年 02): 256-261.

[9] 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. IEEE, 2015: 12-17.

[10] Alinovi D, Ferrari G, Pisani F, et al. Respiratory rate monitoring by maximum likelihood video processing[C]//2016 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). IEEE, 2016: 172-177.

[11] Jakkaew P, Onoye T. An approach to non-contact monitoring of respiratory rate and breathing pattern based on slow motion images[C]//2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia). IEEE, 2019: 47-51.

[12] Wiede C, Richter J, Manuel M, et al. Remote respiration rate determination in video data-vital parameter extraction based on optical flow and principal component analysis[C]//International Conference on Computer Vision Theory and Applications. SCITEPRESS, 2017, 5: 326-333.

[13] Janssen R, Wang W, Moço A, et al. Video-based respiration monitoring with automatic region of interest detection[J]. Physiological measurement, 2015, 37(1): 100.

[14] Achanta R , Shaji A , Smith K , et al. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11):2274-2282.

[15] Oppenheim A V , Schafer R W , Buck J R . Discrete-time signal processing (2nd ed.)[M]. Prentice-Hall, Inc. 1999.

[16] Jackson L B . Digital Filters and Signal Processing by L. B. Jackson[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1987, 81(1):1-3.



Du Sen, born in 1998, received the B.S. degree from Southeast university, Nanjing, China, in 2020. He is studying a postgraduate degree at Southeast University, Nanjing, China. His research interests include computer vision, target tracking, data mining, and knowledge graph.

杜森, 1998 年生, 2020 年毕业于东南大学并获得学士学位。目前正在东南大学攻读硕士学位。他的研究兴趣包括计算机视觉、目标跟踪、数据挖掘和知识图谱。