

基于深度图像的非接触式呼吸检测算法研究

陈永康¹, 侯振杰¹, 陈家², 梁久慎¹, 苏海明¹

(1. 常州大学 信息科学与工程学院, 江苏 常州 213164;

2. 佛罗里达大学计算机视觉研究中心, 佛罗里达 32118)

摘要: 呼吸是人的基本生命活动, 监测呼吸可以得知呼吸道和胸廓运动的生理、病理学状态, 对某些呼吸系统疾病的诊断有重要的参考价值; 提出了一种非接触式呼吸监测方法: 对红外视频流中的每帧胸腹部区域数据进行降维, 计算所有胸腹部区域数据的方差, 将一定时间段内的方差序列进行低通滤波; 最后根据方差序列可以获得该段时间内的呼吸频率和呼吸暂停时间; 提出的非接触式呼吸检测算法在不影响被监测者正常睡眠活动的情况下, 可以准确获取呼吸频率与其他相关参数, 为健康监测和相关疾病的诊断提供了数据支持; 日常家居场景的实验中, 检测到的呼吸次数与实际完全一致, 并且与实际胸腹部起伏变化基本同步, 较好的保证了结果的准确性。

关键词: 呼吸检测; 深度图像; 非接触

Research on a Non-contact Breathing Detection Algorithm Based on Depth

Chen Yongkang¹, Hou Zhenjie¹, Chen Chen², Liang Jiuzhen¹, Su Haiming¹

(1. College of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Center for Research in Computer Vision, University of Central Florida, Orlando 32118, USA)

Abstract: Breathing monitoring plays an important role in monitoring respiratory physiology of chest movement, pathological condition, and the diagnosis of certain diseases of the respiratory. Presents a method for non-contact monitoring of breathing. Dimensionality reduction is applied to the infrared region of the video stream data chest and abdomen. The standard deviation of the data in the chest and abdomen areas is then calculated within a time window. A sequence of standard deviations are generated and passed to a low-pass filter. The proposed non-contact monitoring of breathing method can get an accurate respiratory rate and other parameters for the monitoring and diagnosis of health related diseases without affecting normal sleep activity. Respiratory rate and breathing pause time can be obtained based on the filtered standard deviation data. We carried out experiments in a home-based environment. The experimental results show that our developed system can calculate the number of breaths that is consistent with the actual number of breaths.

Keywords: respiratory detecting; depth image; non-contact

0 引言

呼吸是人体的一项基本生命活动, 然而由于生理构造的原因, 呼吸系统易感染各种呼吸疾病。通过检测呼吸能发现并预防呼吸道、肺部以及心血管等部位的病变。呼吸频率是一项检测人呼吸的重要参数。医学上发现, 呼吸频率和血液的一些生化参数的变化有着密切的关系, 可能会影响到血氧饱和度、二氧化碳分压、血氧含量等。经研究发现, 阻塞性呼吸睡眠暂停(obstructive sleep apnea, 简称 OSA) 与呼吸频率及呼吸暂停时间有着密切的关系。维基百科中关于 OSA 有这样一段介绍: 阻塞性呼吸睡眠暂停多生于中年男性, 男性的发病率约为女性的 2 至 8 倍, 平均 20 个成年人就有一个患上, 老年人的发病率则为 10%。另外, 肥胖、扁桃腺过大、鼻骨移位、酗酒、吸烟及服用安眠药的人士较易患上睡眠呼吸暂停。近年医学研究发现原来儿童患有睡眠呼吸暂停的比例其实比想象中严重。

检查及诊断 OSA 常用手段是借助睡眠多维图 (Polysom-

nography, PSG)。PSG 提供了脑电图、眼动图、肌电图、口鼻气流、胸及腹部动态以及脉动式血氧计。PSG 能够监察人的睡眠时期、监察人的呼吸状态以及监察血氧浓度。然而使用 PSG 费用很高、并且 PSG 是接触式设备, 很容易打断人的正常睡眠, 影响最后诊断的结论。

近年来随着各种传感器技术的进步, 许多研究者希望通过各种传感器来监测人呼吸频率及呼吸暂停时间, 进而判断被监测者是否患有 OSA。例如有研究者用胸腹部运动监测带监测呼吸时引起的胸腹部运动, 用心电图的形式反映呼吸情况。这些非接触式方法仍然无法解决干扰被监测者正常睡眠活动的问题。

于是有研究者采用记录睡眠时音频信息来分析睡眠情况^[1-2], 然而利用声音来检测呼吸, 易受到环境噪声干扰易影响到结果的准确性。利用热成像摄像头^[3-4]监测睡眠, 利用热成像摄像头监测最大的问题是易受摄像头的视野的限制。这些方法最大的优点是做到了非接触监测。

微软推出的 Kinect2 可以获得较为准确的三维深度图像且价格较低廉。有很多研究者利用 Kinect 监测呼吸。Flavia Benetazzo 通过 Kinect 实时采集人胸部深度数据, 将当前帧及前后几帧的胸部深度数据做加权平均, 通过做差得出人呼吸曲线^[5]。单禹皓通过 Kinect 计算胸部区域深度数据平均值测呼吸信号^[6-8]。然而经实际实验, 平均值对胸腹部变化不敏感。

文章所采用的是 Kinect2 红外视频流数据, 它基于主动红

收稿日期: 2016-12-26; 修回日期: 2017-02-06。

基金项目: 国家自然科学基金(61063021); 江苏省产学研前瞻性联合研究项目(BY2015027-12)。

作者简介: 陈永康(1993-), 男, 江苏常州人, 主要从事机器视觉方向的研究。

侯振杰(1973-), 男, 内蒙古呼和浩特市人, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事机器视觉方向的研究。

外追踪技术, 对光照无特殊要求。当人躺在 Kinect2 的视野范围内并且能够识别人的骨架时, 该算法便可开始监测人的呼吸。

1 方法

1.1 方法流程

该算法主要分为以下 5 个步骤: 获取红外图像中人胸腹部数据、快速 PCA 提取主要特征、对提取的特征计算方差、对方差序列进行低通滤波、统计呼吸暂停时间。该算法主要具体流程如图 1。

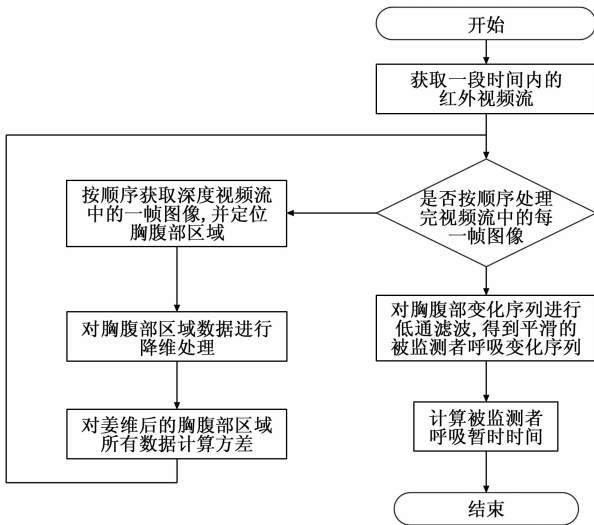


图 1 呼吸监测算法流程

1.2 获取人体胸腹部数据

文章利用 kinect2 提供的人体骨骼追踪功能, 大致确定人的胸部区域。具体做法是首先用肩部左顶点、肩部右顶点和脊椎中段顶点确定一个大致的矩形区域 (如图 2~3), 再根据实际情况调整胸腹部区域的大小。下面详细说明确定胸腹部区域方法。

首先, 当 kinect2 跟踪到躺着人的骨架时, 获取某时刻 (t) 的骨骼帧的 shoulderLeft、shoulderRight 和 SpineMid 的三维空间坐标, 并把三维空间坐标转化到对应红外视频流空间的二维图像坐标 A、B、E。

然后利用转化后的二维空间坐标 A、B、E 确定胸腹部所在当前红外图像帧的位置 ABCD。

最后获取时刻 (t) 红外图像帧中区域 ABCD 的数据, 即每帧红外图像中人胸腹部数据, 并将其灰度化。

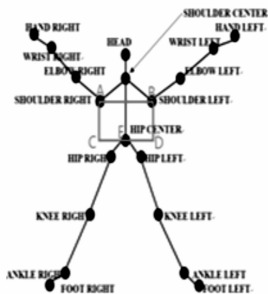


图 2 kinect 追踪的骨骼点

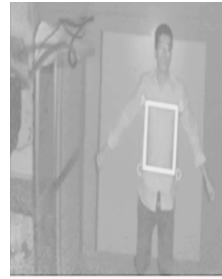


图 3 算法实时场景图

1.3 PCA 提取主要特征

截取某时刻 t 的红外图像的胸部区域的数据, 该区域数据是一二维数组, 将其定义为一个 $m \times n$ 的矩阵 A_{mm} 。

A_{mm} 包含了表征人体呼吸的特征数据。在实验中发现 A_{mm} 的 m, n 均大于 30, 那么 A_{mm} 便有多于 900 个特征分量来反映呼吸变化, 数据存在极大的冗余。例如截取的胸腹部区域中有些区域是一直是静止的, 那么表示这些区域的特征分量是多余的。因此有必要对 A_{mm} 进行降维以降低数据的冗余度。

文章中提到的胸部起伏特征属于高维特征并且每一帧红外图像胸部区域数据无明显的类别信息。所以对于 LDA 这种处理有类别信息的特征降维方法显然不是最合适的。PCA 比较适合处理没有类别信息的全局数据, 用来提取本文每一帧红外图像的胸部区域数据是比较合适的。因此本文采用 PCA 对 A_{mm} 进行特征降维。

将 A_{mm} 看成 n 维空间中 m 个样本, 用 PCA 降维的目的是寻找到一合理的、更低的维度 d , 在该维度下依然能很好的表示包含的主要信息。

A_{mm} 可以看做有 m 个样本和 n 个特征值的变量数据表, 即 $A_{mm} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 其中 $a_j = (A_{1j}, A_{2j}, \dots, A_{mj})^T$ 对应第 j 个变量。本文采用如下步骤进行主成分分析:

- 1) 对 A_{mm} 进行标准化处理, 即:

$$\tilde{x} = \frac{A_{ij} - \bar{a}_j}{s_j} \quad (1)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$

\bar{a}_j 为 a_j 的均值; s_j 为 a_j 的标准差。

- 2) 计算标准化数据矩阵 \tilde{x} 的协方差矩阵 V 。

3) 求 V 的前 n 个特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 及对应的特征向量 $U = (u_1, u_2 \dots u_d)$ 。

- 4) 取前 n 个主成分:

$$Y = U^T X \quad (2)$$

式中, $U = (u_1, u_2 \dots u_d); Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$

Y 就是经过降维后的呼吸矩阵。PCA 处理效果如图 4, 将经过 PCA 处理的呼吸曲线与未经过 PCA 处理的呼吸曲线对比可以发现, 经过 PCA 提取主成分能够降低原始数据的冗余度, 突出被监测者在呼吸过程中的胸腹部变化, 紧而使呼吸曲线变化程度更加明显。

1.4 对提取的特征计算方差

众所周知, 人呼吸伴随着胸腹部的扩张与收缩, 那么在一次正常呼吸过程中, 任意时刻的胸腹部变化程度和相邻时刻的变化程度应该有所差别。具体的表现就是某时刻采集的图像中人的胸腹部扩张或收缩程度应与前后相邻几帧图像中的变化程度有所不同。

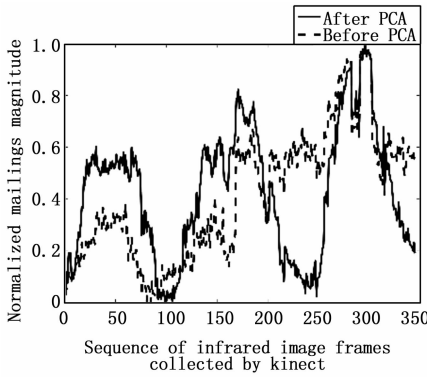


图 4 使用 PCA 前后效果对比

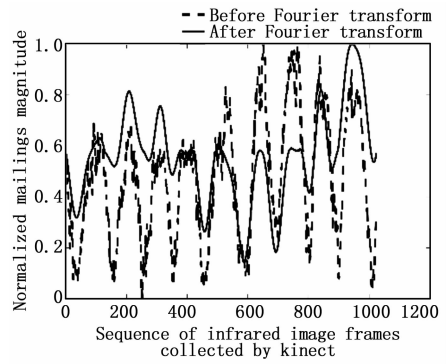


图 5 低通滤波效果

方差是用来反映一组数据的离散程度。呼吸幅度越大, 监测的 Y 中的数据之间差异将会越大, 数据的分布将相对分散; 而当呼吸越微弱, Y 中数据之间差异将会越小, 数据分布将会相对集中。所以每一时刻红外图像中 Y 的方差值便可描述当前人胸腹部变化的程度。

令

$$B = \{b_i \mid b_i \in Y \text{ 且 } Y \in B\} \quad (3)$$

集合 B 中包含 Y 中所有元素, 设集合 B 中所有元素的平均值为 \bar{b} , 记 $\varphi(t)$ 为集合 B 中所有元素的方差值。

$$\varphi(t) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (B(i) - \bar{b})^2$$

k 为 B 中元素个数 (4)

$\varphi(t)$ 含义为对某一时刻 t 获取的深度图像帧中胸腹部区域数据 Y 所有元素的方差值。根据前文所述, 将 $\varphi(t)$ 的大小来衡量胸腹部区域变化程度, $\varphi(t)$ 越大说明胸腹部区域正在扩张, 反之表示胸腹部区域正在收缩。

1.5 对方差序列进行低通滤波

人体呼吸频率因年龄、性别和生理状态而异, 一般来说成年人的呼吸频率约为 12—20 次/每分; 儿童的呼吸频率约为 20 次/每分。因此时域信号 $\{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n\}$ 中的高频成分均可以看成是噪声。

对某一段时间内的方差序列进行傅里叶变换, $F(u)$ 表示傅里叶变换结果。该文将频域信号中的不合理高频成分置零, 经反复试验, 从 $F(u)$ 第 6 项开始均置零, 记修正后的 $F(u)$ 为 $FF(u)$:

$$FF(u) = \begin{cases} F(u) & 1 \leq u \leq 5 \\ 0 & u \geq 6 \end{cases} \quad (5)$$

然后对 $FF(u)$ 做逆傅里叶变换, 将 $FF(u)$ 转化为时域信号。如图 5, 经过低通滤波后噪声被极大消除, 呼吸曲线更趋光滑, 更清晰地反映出呼吸变化过程。

1.6 统计呼吸暂停时间

呼吸暂停在呼吸曲线中一般表现为在特定的区域内曲线波动的程度较小, 如图 6 所示。

记 $C(n)$ 为经过低通滤波的呼吸时间序列 ($C(n) = \varphi(t)$), $C(n)$ 的最大值 $\max(C(n)) = p$, 最小值为 $\min(C(n)) = q$ 。 p 在 $C(n)$ 中的位置为 α , q 在 $C(n)$ 中的位置为 β 。下面定义描述一段序列 $C(n)$ 的波动程度量 $\sigma(C)$:

$$\sigma(C) = \frac{p-q}{\alpha-\beta} \quad (6)$$

$\sigma(C)$ 的含义是在一段时间内, 平均每点的波动程度。通常在相同一段时间内, 呼吸序列变化越频繁则 $\sigma(C)$ 越大; 呼吸序列中的最大值与最小值之差越大则 $\sigma(C)$ 越大。

当 $\sigma(C)$ 小于某个阈值 m 时认为 $C(n)$ 序列波动程度不大, 近而认为这段时间呼吸暂停。下面给出阈值 m 的计算方法。 $\varphi(t)$ 为一段时内的呼吸序列, 其中 $C(n) \in \varphi(t), \max(\varphi(t)) = g, \min(\varphi(t)) = h$

$$m = \frac{(g-h)}{2 \times 60} \quad (7)$$

$\frac{g-h}{2}$ 的含义是阈值允许一段呼吸时间序列内最大的波动变化程度。因为 kinect 一秒最多允许采集 30 帧数据, 所以 $\frac{g-h}{2}$ 除以 60 的含义是允许 $\geq 2s$ 内平均每帧呼吸序列的最大波动程度。根据实际人呼吸特点一般人最快是 2s 呼吸一次。所以该文设定的阈值相对正常呼吸的一段时间内的呼吸序列的平均变化波动程度是偏小的。

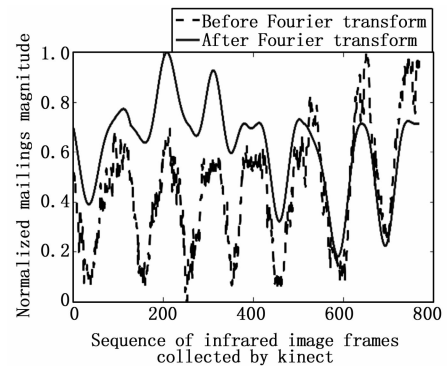


图 6 正常呼吸曲线

2 实验结果与分析

2.1 不同呼吸速率的呼吸曲线

为了测试该算法是否能在不同呼吸状态下真实地反映人呼吸变化, 设计了实验一, 实验一为在 33s 内, 测试者躺着以不同的方式呼吸。本实验共测试了 10 个体型不同的个体, 以正常呼吸 3 各次、呼吸急促及呼吸中有暂停各一次。

正常呼吸每个被测试者测试三次的目的是, 确定该个体平均正常呼吸的频率; 而呼吸暂停、呼吸急促均只做一次实验, 是为了确定参数 $\mu = 5$ 下的呼吸曲线, 能否很好描述人在不同情况下的呼吸状况。

图 6~8 分别是测试者 1 的正常呼吸、呼吸急促、呼吸有暂停的呼吸曲线。

通过表 1 发现被试的呼吸频率范围与资料给出的呼吸频率范围大致相同。通过 30 次实验发现在 33s 被试呼吸次数都集中在 7~10 次，这一结果与上文提到的呼吸频率范围相符。

通过表 2 的被试者实际呼吸次数与计算出的呼吸次数做对比可以发现，当被试者的呼吸频率过快时，采用本算法的低通滤波参数会导致计算出的呼吸频率与实际有一定的偏差，然而本算法的应用场景为监测普通家居环境下人的睡眠呼吸情况，众所周知，一般人在睡眠时呼吸频率不会太高。

通过表 3 的数据可以发现，人在单位时间内的呼吸频率与呼吸暂停次数呈现负相关的特点，这与实际情况相符。

2.2 对比实验

为了进一步地测试该算法的正确性，又实现了 Flavia Benetazzo 提出的呼吸检测算法。该文设计了实验二用于对比该

表 1 正常呼吸测试

	第 1 次	第 2 次	第 3 次	平均值
测试者 A	7	6	7	6.7
测试者 B	7	6	7	6.7
测试者 C	6	6	6	6.0
测试者 D	10	8	11	9.7
测试者 E	7	7	7	7.0
测试者 F	8	7	11	8.7
测试者 G	12	12	10	11.3
测试者 H	7	8	7	7.3
测试者 I	11	9	8	9.3
测试者 J	8	8	9	8.3

表 2 急促呼吸测试

	呼吸次数	实际呼吸次数	频率
测试者 A	15	15	27.3
测试者 B	18	18	32.7
测试者 C	16	16	29.1
测试者 D	14	14	25.5
测试者 E	20	20	36.4
测试者 F	16	16	29.1
测试者 G	18	18	32.7
测试者 H	16	16	29.1
测试者 I	25	22	45.5
测试者 J	21	20	38.2

表 3 呼吸暂停测试

	呼吸次数	起始帧	结束帧	频率
测试者 A	4	344	701	7.3
测试者 B	3	269	644	5.5
测试者 C	4	170	377	7.3
测试者 D	6	334	402	10.9
测试者 E	4	226	550	7.3
测试者 F	5	505	611	9.1
测试者 G	5	169	256	9.1
测试者 H	3	334	739	5.5
测试者 I	6	658	725	10.9
测试者 J	4	321	689	7.3

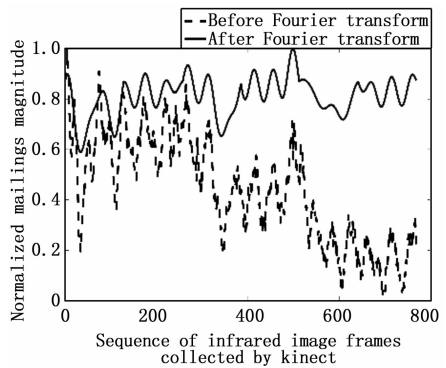


图 7 呼吸急促曲线

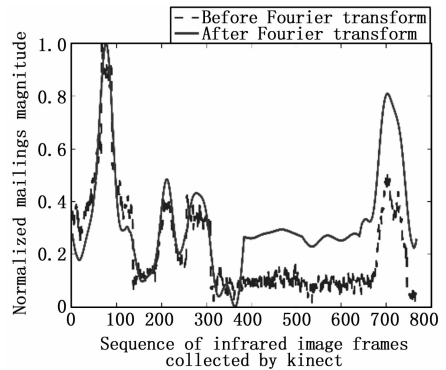


图 8 呼吸暂停曲线

算法统计出的呼吸频率与 Flavia Benetazzo 方法的差异。该实验中收集了 10 个被试各自在 33s 内呼吸的深度视频流，然后分别用两种方法处理并计算出呼吸频率，结果如表 4。由表 4 可知两种算法所统计出的呼吸频率几乎没有任何差别。鉴于 Flavia Benetazzo 将其算法得出的结果与专业的 spirometer 作对比并且误差不太大，所以文章提出的检测呼吸算法可靠性较高。

在实验二中涵盖了正常、暂停及呼吸急促的情况，分别如图 9~11 所示。

图 9 是两种算法检测正常呼吸效果的对比图，由图可知在本文算法产生的呼吸曲线的波峰对应 Flavia Benetazzo 算法产生的呼吸曲线的波谷。这是由于本文是基于胸腹部变化程度来反映被试呼吸变化，而 Flavia Benetazzo 提出的算法是基于胸部距离与 Kinect 摄像头的距离来反映被试的呼吸变化。一般地，当胸腹部扩张到最大时（即完成吸气过程）本文算法取得极大值，而 Flavia Benetazzo 方法正好取得极小值，反之则表现正好相反。结合图 10、图 11 可知这种变化规律仅仅在被试正常呼吸时才会满足。

图 10 是两种算法检测呼吸暂停效果地对比图，由图可知本文算法描述呼吸暂停时波动程度比 Flavia Benetazzo 算法的更小，更易于统计呼吸暂停时间。更进一步地，在图 9 (b) 的 AB 区间内，出现了两者波峰重合的情况，这是由于被试由正常呼吸状态突变成呼吸暂停状态导致的。

图 11 是两种算法检测急促呼吸效果的对比图，由图可知，在呼吸急促的情况下，两种呼吸检测算法得出的呼吸曲线没有任何对应关系，但都能反映出呼吸急促的特点。

虽然国内外已经有一些学者研究从图像中提取被监测者的呼吸状况，但是大多没有详细研究被监测者在各种呼吸状态下

的呼吸曲线。鉴于此, 本文研究了本呼吸检测算法在各种呼吸情况下的呼吸曲线, 发现很好的反映了被检测者实际呼吸情况。并且通过对比试验可知本算法的正确性能得到保证。

由于深度图像的性质, 该呼吸检测算法可以 24 持续小时检测被监测者的呼吸状态, 进一步提高了通过图像检测人呼吸算法的实用性。

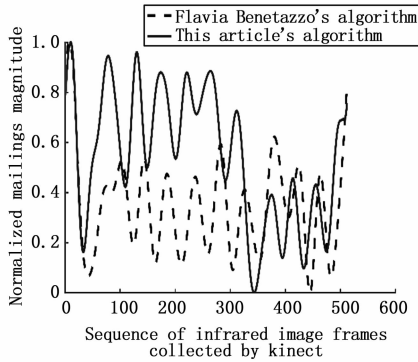


图 9 不同算法正常呼吸对比图

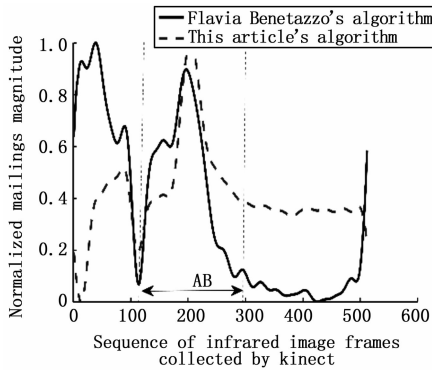


图 10 不同算法呼吸暂停对比图

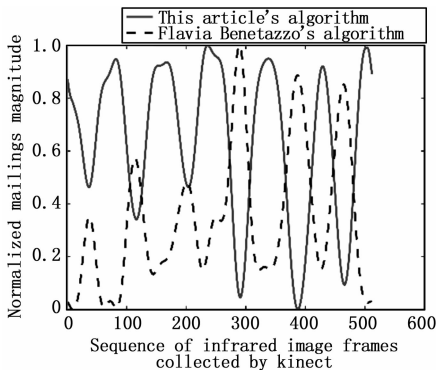


图 11 不同算法呼吸急促对比图

3 结论

该文提出的算法主体思路是采用方差来衡量呼吸变化程度, 通过 PCA 降维、快速傅里叶变换进行低通滤波来减少信号中的噪声。通过与 Flavia Benetazzo 提出的算法做对比实验, 验证了该文提出算法的正确性。同时该文也全面地分析了低通滤波地参数取值对信号的影响。

该方法最大的优点是对胸腹部变化敏感。算法在实际实现中可采用 PCA 降维、利用快速傅里叶变换进行低通滤波, 因此算法能保证实时性, 具有实际应用价值。算法在被监测者做

翻身、起床等动作时, 无法做到自适应监测胸腹部区域。这一问题将在后续工作中解决。

参考文献:

- [1] Denissova S I, Yewondwossen M H, Andrew J W, et al. A gated deep inspiration breath—hold radiation therapy technique using a linear position transducer. [J]. Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2005, 6 (1): 61—70.
- [2] Cheng C M, Hsu Y L, Young C M, et al. Development of a portable device for telemonitoring of snoring and obstructive sleep apnea syndrome symptoms. [J]. Telemedicine journal and e—health: the official journal of the American Telemedicine Association, 2008, 14 (1): 55—68.
- [3] Ng A K, Tong S K, Abeyratne U R, et al. Investigation of Obstructive Sleep Apnea Using Nonlinear Mode Interactions in Nonstationary Snore Signals [J]. Annals of Biomedical Engineering, 2009, 37 (9): 1796—806.
- [4] Varith J, Hyde G M, Baritelle A L, et al. Non—contact bruise detection in apples by thermal imaging [J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2003, 4 (2): 211—218.
- [5] Zhu Z, Fei J, Pavlidis I. Tracking human breath in infrared imaging [A]. Bioinformatics and Bioengineering, 2005. BIBE 2005. Fifth IEEE Symposium on [C]. 2005: 227—231.
- [6] Benetazzo F, Freddi A, Monteriù A, et al. Respiratory rate detection algorithm based on RGB—D camera: theoretical background and experimental results. [J]. Healthcare Technology Letters, 2014, 1 (3): 81—86.
- [7] Noonan P J, Howard J, Hallett W A, et al. Repurposing the Microsoft Kinect for Windows v2 for external head motion tracking for brain PET. [J]. Physics in Medicine & Biology, 2015, 60 (22): 8753—66.
- [8] 单禹皓, 陈通, 温万惠等. 呼吸信号的非接触式测量 [J]. 计算机科学, 2015, 42 (10): 43—44.
- [9] 张鹏飞, 张华, 拜军等. 呼吸信号检测技术研究现状 [J]. 国际生物医学工程杂志, 2012, 35 (6): 365—368.
- [10] 田芳洁, 孙建军, 陈实. 从文献计量学看近 10 年 OSA 研究的发展 [J]. 医学综述, 2010, 16 (17): 2690—2694.
- [11] 戴鹏, 曹忠丽, 陈飞鸣等. 一种非接触式人体生理信号监测方法 [J]. 传感器与微系统, 2013, 32 (3): 49—52.
- [12] 李烈熊, 苏两河. 基于 Gabor 小波+PCA+LDA 特征提取方法的人脸表情识别 [J]. 机电技术, 2011, 34 (6): 18—20.
- [13] 文斌, 徐顺来, 罗爱民. 基于 SVM 二叉树的猪呼吸系统疾病诊断方法的研究 (摘要) (英文) [J]. Agricultural Science & Technology, 2011, 39 (3): 7839—7841.
- [14] 张政波, 俞梦孙, 李若新等. 背心式呼吸感应体积描记系统设计 [J]. 航天医学与医学工程, 2006, 19 (5): 377—381.
- [15] 刘宝华. 一种新的阻抗式呼吸检测系统的设计 [J]. 生物医学工程杂志, 2003, 20 (3): 527—530.
- [16] 吴丹, 徐效文, 王磊等. 穿戴式动态睡眠呼吸监测系统的设计 [J]. 传感技术学报, 2010, 23 (3): 322—325.
- [17] 欧阳顺林, 郑佩霞, 褚玉敏等. 便携式多导睡眠呼吸监测在成人阻塞性睡眠呼吸暂停低通气综合征诊断中的应用 [J]. 中国耳鼻咽喉颅底外科杂志, 2012, 18 (2): 111—113.
- [18] 王芳. 六导睡眠呼吸监测仪的使用和护理 [J]. 中华全科医学, 2005, 3 (5): 378—378.
- [19] 宋江雪, 王波涛. 基于图像的树木测量方法 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (10): 9—12.