

文章编号 1004-924X(2015)09-2698-10

由可见光谱视频中提取心率的对角累积量法

王蒙军^{1*}, 王楠¹, 王霞¹, 付晓静¹, 李刚²

(1. 河北工业大学 电子信息工程学院, 天津 300401;

2. 天津大学 精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072)

摘要: 由于使用经典的联合近似特征对角化(JADE)算法从视频中估计光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG)信号, 再经快速傅里叶变换转化成的心率值与真实心率值的误差较大, 本文提出使用基于对角累积量算法从视频中分离 PPG 信号, 再经过快速傅里叶变换转换成心率的方法来提高心率测量的准确性。进行了从 RGB 彩色可见光视频信号中恢复心率值的实验。对比实验表明, 基于对角累积量分离算法所得心率值与真实心率值差的绝对值的统计特征参数较 JADE 算法均有所降低, 均值、标准差、均方根误差平均分别下降 1.46, 4.98 和 4.49。通过 Bland-Altman 图的分析表明, 在 95% 的置信区间内, 对角累积量算法所得心率的浮动范围较 JADE 算法减小了 2 倍以上, 显示对角累积量算法具有更高的估计精度, 对肤色亮度和外界自然光的要求更低, 通过调整参数值, 可使运行时间控制在 1 s 之内, 基本满足实时提取心率的要求。

关键词: 光电容积脉搏波; 心率检测; 对角累积量算法; 联合近似特征对角化

中图分类号: TP391.41; R540.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152309.2698

Extracting heart rate from visible spectrum video based on diagonal cumulant algorithm

WANG Meng-jun^{1*}, WANG Nan¹, WANG Xia¹, FU Xiao-jing¹, LI Gang²

(1. School of Electronics and Information Engineering,
Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. College of Precision Instrument and Opto-electronic Engineering,
Tianjin University, Tianjin 300072, China)

* Corresponding author, E-mail: wangmengjun@hebut.edu.cn

Abstract: Photoplethysmography (PPG) signal is usually acquired from a video image by using the classic Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices (JADE) algorithm, and the heart rate is extracted from PPG signal using Fast Fourier Transform. However, the obtained value has larger deviation with the actual heart rate value. To improve the accuracy of measured results, a new blind source separation algorithm was proposed. The algorithm used diagonal cumulant to separate the PPG signal, and took the Fast Fourier Transform to extract the heart rate. Experiments were carried out by utilizing visible spectrum color video. Compared with the JADE algorithm, the results show that

收稿日期: 2015-04-10; **修订日期:** 2015-06-09.

基金项目: 河北省高等学校自然科学研究重点基金资助项目 (No. ZD20131043); 河北省高等学校高层次人才科学研究基金资助项目 (No. GCC2014011); 天津市自然科学基金 (No. 15JCYBJC17000)

statistical parameter values of the absolute difference between heart rate values extracted from the diagonal cumulant algorithm and the actual heart rate values are decreased. The mean value, standard deviation, and root-mean-square deviation has reduced by 1.46, 4.98 and 4.49, respectively. By analytical form of the Bland-Altman graph, the floating range of diagonal cumulant algorithm reduces more than twice as compared with the JADE method in a 95% confidence interval. It suggests that diagonal cumulant algorithm provides higher estimated accuracy, and relies less on intensity of skin and natural light. The calculation time can also be controlled less than 1 s after dramatically reducing the iterations by adjusting the parameter values in diagonal cumulant algorithm, which meets the demand of real-time electrocardiogram signal extraction.

Key words: Photoplethysmography(PPG); heart rate detection; diagonal cumulant algorithm; Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrice(JADE)

1 引言

传统的心率测量仪器要使用探针和传感器,长期佩戴会引起身体不适,也会增加感染的风险。近年来的研究表明,通过分析人脸视频信号中的肤色变化可以提取心率。这是一种无接触,低成本的方法,还可用于某些特殊场景,如皮肤受损,新生儿和需要不易察觉的监测情形^[1-3]。视频心率的获得需要提取光电容积脉搏波(PPG)信号,采集 PPG 信号依据朗伯-比尔光吸收基本定律:当一定波长的光束照射到皮肤表面时,将通过透射或反射的方式传送出去,在此过程中,由于光线受到皮肤、肌肉、组织和血液的吸收,光强度会减弱。其中静态组织对光的吸收在整个血液循环中保持恒定不变,而皮肤内的血液容积在心脏作用下呈脉动性和周期性变化。因此,接收到的光强度会随着心脏跳动呈现周期性脉动变化,而与心脏跳动同步变化的透射和反射光中就包含 PPG 信号基本信息。PPG 信号存在于皮肤表面,会引起肤色变化,而肤色的变化也就是反射光的间接反映,虽然人眼的分辨率高,但是对颜色的辨识能力不是很强,尤其对颜色的强弱变化不敏感,故人眼不能发现这一微小的颜色变化,而对细微颜色变化的检测可以依靠 CCD 光电传感器进行。这一理论依据为 PPG 信号的检测提供了可能。通过面部视频进行生理信号测量最早是由 Pavlidis^[1]等人假设提出,并通过面部热成像视频分析后证实的。2010年,Poh^[2]等人利用网络摄像头和联合近似特征矩阵对角化(Joint Approximate

Diagonalization of Eigenmatrice, JADE)算法成功得到血液脉搏波,再通过快速傅里叶(FFT)变换得到心率值。JADE 算法从某种程度上可以减少运动所带来的噪声影响。2011年,Poh^[4]又利用 IBI(Interbeat Interval)这一改进方法更精确地测量出心率值,并通过 Lomb 周期图算法从功率谱图中提取出心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)和呼吸值。2012年,Kwon^[5]等人利用智能手机的摄像头非接触地进行心率检测。2013年,法国的 Bousefsaf^[6]利用由网络摄像头获取的人脸图像,再通过小波变换实时检测心率值。2013年,Datcu^[7]等人详细分析了人脸各个区域(共划分为9个区域)对心率检测的影响。实验结果显示:左右外脸颊检测心率的结果准确性最好,其次是左右内脸颊,最差的是眼睛区域。2014年,文献[8]采用带约束的独立成分分析(ICA)方法和自适应滤波器提取 PPG 信号,实验证明 cICA-LMS (Constrained Independent Component Analysis-Least Mean Square)比 FFT-LMS (Fast Fourier Transform-Least Mean Square)和 MAF(Moving Average Filter)方法的效率和精度更高,可以有效地去除运动伪影。同年,Tarassenko^[9]等人分别建立了背景图像和人脸图像的 AR(Auto-Regressive)模型,通过极点对消消除了人工照明闪烁的干扰。

很多学者都使用经典的 JADE 算法^[2,4-5,10-12],从彩色人脸视频中提取出面部亮度随时间变化的 PPG 信号。Monkaresi^[10]等人使用 JADE 算法提取出原始 PPG 信号后,加入机器学习算法来提高心率检测结果的精度。

McDuff^[11]等人使用包含 5 种谱段的光电传感器采集视频,使用 JADE 算法从观察信号中估计原始信号。由于估计出的信号可能存在倒置问题,通过计算绝对峰值和谷值进行纠正可以提高结果的准确性。Sweeney^[12]等人总结了去除生理信号伪影影响的各种可能技术,比较了 ICA 技术中几种常见的算法,如 Fast ICA, Extended ICA 和 JADE 算法在去除不同类型伪影时得到生理参数的准确性。作为一种经典的盲源分离算法, JADE 还广泛应用于其它信号提取的研究中, Kuzilek^[13]等人在去除 ECG (Electrocardiograph) 噪声时比较了 JADE 和 CCA (Canonical Correlation Analysis) 两种算法的性能,结果表明 CCA 算法主要估计含非结构化噪声的 ECG 信号,而 JADE 算法可以估计含结构化噪声的 ECG 信号,两种方法相比, JADE 算法具有更大的时间复杂度。Yu-Jing W^[14]等人将 JADE 算法应用于语音识别,结合 WVD (Wigner-Ville Distribution) 算法,在信噪比低于 20dB 的真实外界环境下实现了语音信号的分离。

上述研究结果表明,经典 JADE 算法的处理结果虽然能够在信号混合结构未知的条件下估计出源信号,但估计结果不满足实际需求,需要设计补偿算法来弥补精度上的不足。JADE 算法通过四阶累积量矩阵的联合对角化来最大化概率密度函数峭度,由于累积量估计本身需要大样本,运算量较大。因此在样本数量相对较小的情况下,基于高阶统计的自适应算法效果更好。本文采用一种自适应盲源分离算法,即基于对角累积量的算法,从可见光谱段人脸视频信号中提取 PPG 信号,同样经过 FFT 变换得到心率值,从而进一步提高计算结果精度。实验采用均值、标准差和均方根误差等统计参数来分析对角累积量算法的性能,通过调整对角累积量算法参数 α 、 β 和 η 值,缩减迭代次数,控制运行时间,并通过与经典的 JADE 算法进行对比,分析算法性能。

2 实验系统描述

为了使研究结果具有更强的实用性,采用普通摄像头录制原始视频,即采用常见的 CCD (Charge Coupled Device) 光电图像传感器,这里使用 TOSHIBA Satellite M300 笔记本电脑的前

置摄像头录制长为 30 s 的 AVI 格式视频文件。视频光源为自然光,视频包含被测对象的正脸头像,录制期间除有小幅度的面部表情和正常眨眼动作外,头部基本保持不变。将 PHILIPS DB12 的脉搏血氧仪夹于右手食指上,同步记录下视频期间被测对象的心率值,作为对比数据。录制视频的具体方法和周围环境如图 1 所示。



图 1 视频录制场景

Fig. 1 Scenes of video recording

实验主要研究人脸区域的肤色变化情况,因此需首先进行人脸区域检测^[15]。人脸检测采用 Viola-Jones 算法。读入录制好的彩色视频后,基于 Viola-Jones 算法建立级联检测器,处理读入的每一帧图像。为了使人脸检测结果具有鲁棒性,对可能出现的以下两种情况分别进行处理:(1)如果某一帧图像没有检测出人脸,则沿用上一帧的检测结果。(2)如果某一帧图像同时检测出多张人脸,则选取与上一帧人脸检测结果更接近的矩形区域。图 2 给出了视频人脸检测结果。



图 2 Viola-Jones 算法人脸检测结果

Fig. 2 Results of face detection based on Viola-Jones

然后在人脸检测的基础上提取肤色像素,在 YCbCr 颜色空间,通过对每个分量如式(1)所示设定阈值,提取出皮肤像素。

$$\begin{cases} Y > 0.31 \\ 0.30 < Cb < 0.50. \\ 0.52 < Cr < 0.68 \end{cases} \quad (1)$$

检测出的肤色区域即为图 3 中的白色区域,

这一区域就是在 RGB 可见光谱段提取 PPG 信号的图像区域。



图 3 肤色区域检测结果

Fig. 3 Results of skin color detection

将得到的肤色像素进行 R(665 nm)、G(535 nm)、B(445 nm)彩色通道分离,分别求得各个通道的亮度平均值,得到原始的观察信号,即肤色亮度随时间的变化曲线,观察信号如图 4 所示。然后对所得观察信号分别采用 JADE 算法和对角累积量进行盲源分离,进而采用 FFT 算法提取心率信号。

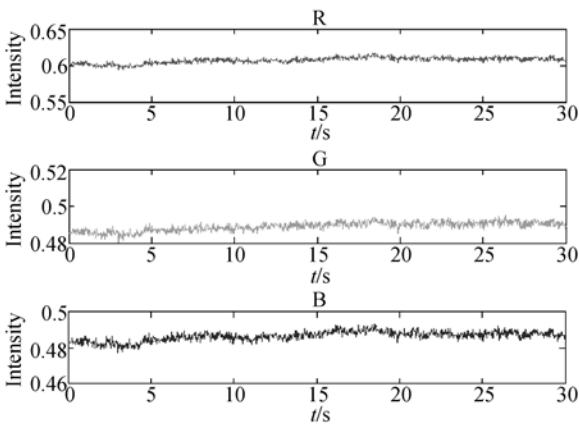


图 4 观察信号的 R、G、B 分量

Fig. 4 R, G, B components of observed signals

3 JADE 算法

采用 JADE 算法对所得观察信号进行盲源分离,求取成分,提取 PPG 信号的过程如图 5 所示。

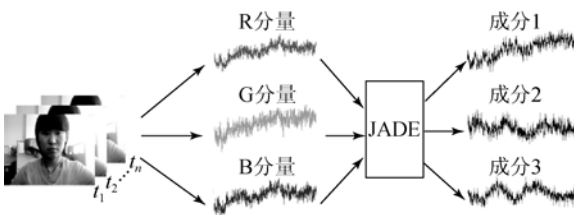


图 5 采用 JADE 算法的盲源分离过程

Fig. 5 Processing of blind source separation based on JADE algorithm

在 JADE 算法中,如果一个零均值随机矢量的协方差矩阵是单位阵,那么就可称其是白的,设其白化矩阵为 \mathbf{W} ,进行预白化时,使协方差矩阵 $\mathbf{E}\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}(k)^T\}$ 变成单位矩阵 \mathbf{I}_n 。因此预白化后随机矢量的各分量是互不相关的,并且具有单位方差。预白化算法是假设对估计的无噪数据进行白化。

预白化的步骤如下:

(1) 计算样本的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 。

(2) 将 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 进行特征值分解。 $\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{V}_x \mathbf{\Lambda}_x \mathbf{V}_x^T$ 。其中 \mathbf{V}_x 是一个正交矩阵, $\mathbf{\Lambda}_x = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 是一个具有正特征值的对角矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \lambda_n > 0$ 。

(3) 定义白化矩阵: $\mathbf{W} = \hat{\mathbf{\Lambda}}_x^{-1/2} \mathbf{V}_x^T$ 。

JADE 算法联合对角化一组四阶协方差矩阵。JADE 算法的概要如下:

(1) 对观察信号应用预白化算法,得到白化后的信号 $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{W}\mathbf{x}$ 。

(2) 对式(2)定义的样本四阶协方差矩阵进行特征值分解。

$$\mathbf{C}_{\bar{\mathbf{x}}}(4) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [\bar{\mathbf{x}}^T(k) \bar{\mathbf{x}}(k) \bar{\mathbf{x}}(k) \bar{\mathbf{x}}^T(k)] - \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) - \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0)) \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) = \hat{\mathbf{U}} \mathbf{\Lambda}_4 \hat{\mathbf{U}}^T \quad (2)$$

其中白化信号的相关矩阵估计为:

$$\hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [\bar{\mathbf{x}}(k) \bar{\mathbf{x}}(k)^T],$$

$$\hat{\mathbf{U}} = [\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2, \dots, \hat{\mathbf{u}}_n].$$

$\hat{\mathbf{u}}_p$ 是正交特征向量矩阵 \mathbf{U} 的第 p 列。

$$\mathbf{\Lambda}_4 = \text{diag}\{\kappa_1(s_1), \kappa_1(s_2), \dots, \kappa_1(s_n)\},$$

$$\kappa_1(s_i) = \mathbf{E}\{s_i^4\} - 3\mathbf{E}^2\{s_i^2\}$$

是零均值的第 i 个源的峭度。

(3) 估计 n 个如式(3)所示的样本四阶协方差矩阵:

$$\mathbf{C}_{\bar{\mathbf{x}}}(\mathbf{E}_p) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [\bar{\mathbf{x}}^T(k) \mathbf{E}_p \bar{\mathbf{x}}(k) \bar{\mathbf{x}}(k) \bar{\mathbf{x}}^T(k)] - \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) \mathbf{E}_p \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) - \text{tr}(\mathbf{E}_p \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0)) \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}(0) - \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}} \mathbf{E}_p^T \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\mathbf{x}}}, \quad (3)$$

其中特征矩阵 $\mathbf{E}_p = \hat{\mathbf{u}}_p \hat{\mathbf{u}}_p^T, p = 1, 2, \dots, n$ 。

(4) 对第 3 步中的 n 个协方差矩阵进行近似对角化,求出一个联合对角化的正交矩阵 \mathbf{U} 。

(5) 估计混合矩阵: $\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{W} + \mathbf{U}$ 。

4 对角累积量分离算法

采用对角累积量算法对所得观察信号进行盲源分离,求取成分,提取 PPG 信号的过程如图 6 所示。

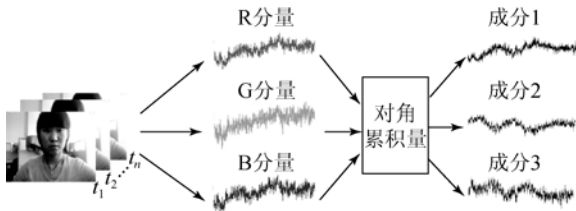


图 6 采用对角累积量算法的盲源分离过程

Fig. 6 Processing of blind source separation based on diagonal cumulant algorithm

对角累积量算法的分离网络由两层组成,如图 7 所示。前一层去相关,称为 PCA 网络,后一层由权系数构成,输出独立分量,两层合起来称为独立成分分析网络^[16]。 \mathbf{U} 为白化矩阵, \mathbf{W} 是权系数构成的正交矩阵,此时 $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{U}$, \mathbf{B} 即为分离矩阵。

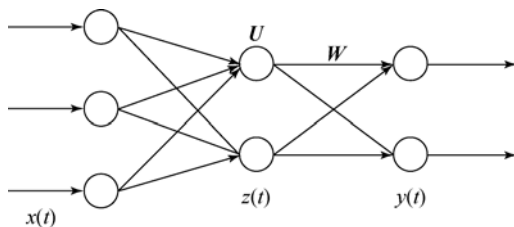


图 7 二层分离网络

Fig. 7 Separated network with two layers

当按时间顺序观测数据时,可以用以下自适应方法求白化矩阵:设输出矩阵的自相关矩阵为 $\mathbf{R}_z = \mathbf{E}[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}^T(t)] = \mathbf{I}$, 其中 $\mathbf{z}(t)$ 为输出矩阵,定义代价函数 $\mathbf{E}_0(\mathbf{U}) = \frac{1}{4} \|\mathbf{R}_z - \mathbf{I}\|^2$, 最小化代价函数使相关矩阵 \mathbf{R}_z 趋于单位阵,使用随机梯度法得到白化矩阵的更新公式,如公式(4)所示:

$$\mathbf{U}(t+1) = \mathbf{U}(t) - \mu(t)[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}^T(t)]\mathbf{U}(t), \quad (4)$$

式中 μ 为步长系数。采用以上自适应方法求白化矩阵,预白化是一个实时过程。

假设第二层网络和源信号是非高斯性的,且各分量相互统计独立,则存在累积量定理:如果分离矩阵 \mathbf{W} 为正交矩阵, $\mathbf{y}(t) = [\mathbf{y}_1(t), \mathbf{y}_2(t), \dots, \mathbf{y}_N(t)]^T$ 为零均值,则 r 阶累积量平方和,即 $\text{Sum}_4 = \sum_{i_1 i_2 i_3 i_4} \text{cum}_4^2(\mathbf{y}_{i_1}, \mathbf{y}_{i_2}, \mathbf{y}_{i_3}, \mathbf{y}_{i_4})$ 将保持不变。 $\text{cum}_4(\mathbf{y}_{i_1}, \mathbf{y}_{i_2}, \mathbf{y}_{i_3}, \mathbf{y}_{i_4})$ 是 $\mathbf{y}_{i_1}, \mathbf{y}_{i_2}, \mathbf{y}_{i_3}, \mathbf{y}_{i_4}$ 的四阶累积量。

上述定理意味着最小化非对角元素累积量的平方和等价于最大化对角元素累积量的平方和。如果分离矩阵 \mathbf{W} 为正交阵,就可将互累积量的优化转化为对角累积量的优化。

基于对角累积量的准则函数如公式(5):

$$\varphi_1(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \text{cum}_4^2(\mathbf{y}_i^4). \quad (5)$$

以上准则函数是在正交变换约束下,即: $\mathbf{W}^T = \mathbf{W}^{-1}$, \mathbf{W} 为正交阵,满足 $\mathbf{W}\mathbf{W}^T = \mathbf{I}$ 。为使 \mathbf{W} 符合正交阵要求,定义目标函数如公式(6)所示:

$$\varphi_2(\mathbf{W}) = \frac{1}{4} \|\mathbf{W}\mathbf{W}^T - \mathbf{I}\|^2. \quad (6)$$

实现盲源分离的过程就是同时使准则函数 $\varphi_1(\mathbf{W})$ 和 $\varphi_2(\mathbf{W})$ 达到最小。

将式(5)和式(6)相加,便得到无约束的代价函数式(7):

$$\varphi(\mathbf{W}) = \varphi_1(\mathbf{W}) + \rho \times \varphi_2(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \text{cum}_4^2(\mathbf{y}_i^4) + \frac{\rho}{4} \|\mathbf{W}\mathbf{W}^T - \mathbf{I}\|^2. \quad (7)$$

对公式(7)求关于 \mathbf{W} 的梯度,得到公式(8)和公式(9):

$$\frac{\partial \varphi_1(\mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} = g(\mathbf{y}(t))\mathbf{z}^T(t), \quad (8)$$

$$\frac{\partial \varphi_2(\mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} = -\mu(\mathbf{I} - \mathbf{W}\mathbf{W}^T)\mathbf{W}, \quad (9)$$

其中: $g(\mathbf{y}(t)) = [g_1(\mathbf{y}_1(t)), g_2(\mathbf{y}_2(t)), \dots, g_N(\mathbf{y}_N(t))]$, $g_i(\mathbf{y}_i(t)) = 8[\mathbf{y}_i^4(t) - 3]\mathbf{y}_i^3(t)$, $\mathbf{z}(t) = \mathbf{U}(t)\mathbf{x}(t)$, 按公式(4)更新 $\mathbf{U}(t)$, 累积量可用公式(10)进行递归估计:

$$\mathbf{G}_0 = \mathbf{y}_i^4(t),$$

$$\mathbf{D}_0 = 3\text{cum}_2^2(\mathbf{y}_i^2(t-1)) - 6\text{cum}_2(\mathbf{y}_i^2(t-1))\mathbf{y}_i^2(t),$$

$$\text{cum}_4(\mathbf{y}_i^4(t)) = \text{cum}_4(\mathbf{y}_i^4(t-1)) + \alpha(t) \cdot$$

$$(\mathbf{G}_0 + \mathbf{D}_0 - \text{cum}_4(\mathbf{y}_i^4(t-1))),$$

$$\text{cum}_2(\mathbf{y}_i^2(t)) = \text{cum}_2(\mathbf{y}_i^2(t-1)) + \alpha(t) \cdot$$

$$(\mathbf{y}_i^2(t) - \text{cum}_2(\mathbf{y}_i^2(t-1))). \quad (10)$$

α 为调整参数,至此,便得到分离矩阵 \mathbf{W} 的更新公式,如式(11)所示:

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) - \beta(t) g(\mathbf{y}(t)) \mathbf{z}^T(t) + \eta(t) (\mathbf{I} - \mathbf{W}(t)\mathbf{W}(t)^T) \mathbf{W}(t), \quad (11)$$

其中 β, η 为步长系数。

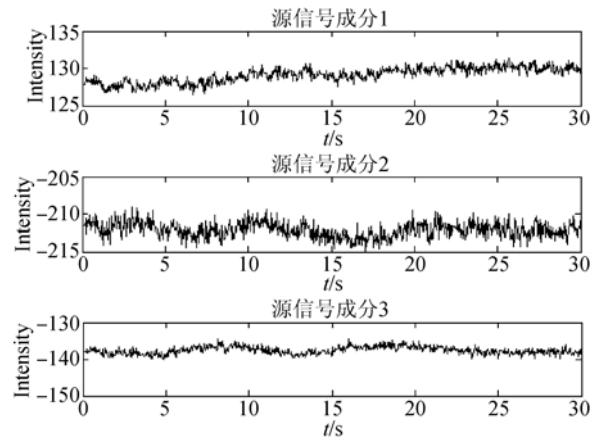
对角累积量算法是一种自适应盲源分离算法,它的准则函数或训练算法中含有高阶累积量。它以简单的高阶统计峭度作为代价函数,利用随机梯度算法自适应计算得到分离矩阵 \mathbf{W} 。该方法使累积量矩阵对角化,由于累积量估计本身需要大样本,运算量较大,另外,对角累积量算法采用自适应方法求解白化矩阵,而 JADE 的预白化是直接求得的,当按时间顺序观测数据时,使用自适应方法求白化矩阵的效果会更好。

对角累积量算法使用递归方法估计四阶累积量,在四阶累积量中引入前一个样本值可以得到更好的估计结果。JADE 算法预白化中,求高阶累积量和联合对角化是分步完成的,而对角累积量算法的去相关和信号分离是同时进行的,其可以进行实时分离,故算法本身的复杂度低。

对角累积量算法通过监控分离矩阵变化,明确控制分离是否成功,成功分离时,分离矩阵每次迭代的变化值小于预先设定的 ϵ 值。通过自适应迭代在正交变化约束下基于对角累积量的盲源分离的准则函数,使估计的源信号尽可能去高斯化,尽可能实现统计独立。因此估计出的源信号较 JADE 算法有更高的精度。由于假设模型中观测信号的个数等于源信号个数,因此 JADE 算法和对角累积量算法都属于盲源信号处理中的独立分量分析方法,不同于高维数据提取和线性降维的主成分分析法^[17]。

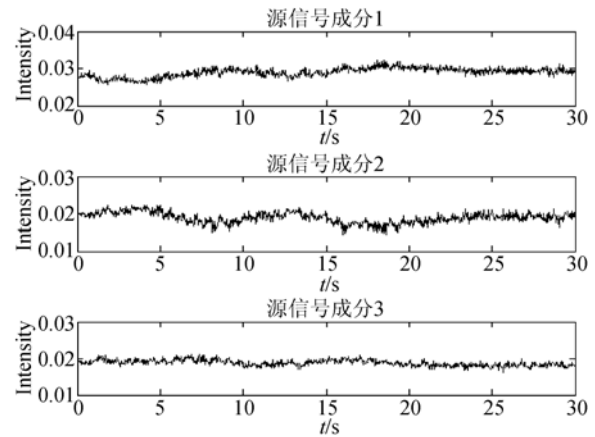
5 心率信号提取实验结果

将视频信号的 R、G、B 分量分别作为 JADE 算法和对角累积量分离算法的输入混合信号,盲源分离后得到估计源信号的 3 组成分,两种算法估计得到的源信号成分分别如图 8(a) 和图 8(b) 所示。然后采用 15 s 的滑动窗口,1 s 的增量,对 3 组源信号成分进行 FFT 变换得到其功率谱,在此频率范围内最大功率谱所对应的频率即为估计的心率。



(a) JADE 算法估计出的源信号成分

(a) Components of source signal estimated from JADE algorithm



(b) 对角累积量算法估计出的源信号成分

(b) Components of source signal estimated from diagonal cumulant algorithm

图 8 两种盲源分离算法估计出的源信号成分

Fig. 8 Source signal components estimated by JADE and diagonal cumulant algorithms

对同一视频分别使用 JADE 算法和对角累积量算法估计源信号成分,然后均采用 FFT 变换从 3 组成分中恢复出心率值,同时将 PHILIPS DB12 的脉搏血氧仪夹于右手食指,以记录视频录制期间被测对象的心率值,作为参考数据。JADE 算法 3 组成分经过 FFT 变换得到的心率值与参考心率值的对比结果如图 9 所示。对角累积量算法 3 组成分转化得到的心率值与参考心率值的对比结果如图 10 所示。在图 9,图 10 中, data1, data2 和 data3 分别对应估计信号 3 组成分转化得到的 3 组心率值,在图中分别用符号“+”,“△”和“*”标出,PHILIPS DB12 的脉搏血氧仪记录的参考心率值用“○”标出。

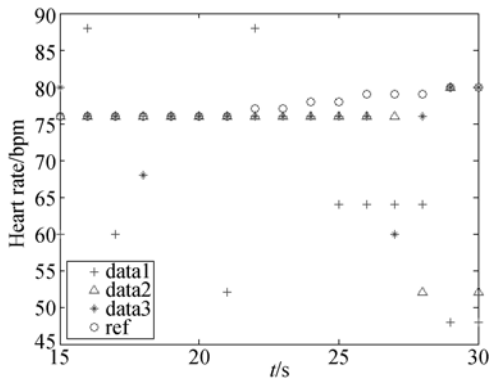


图 9 JADE 算法心率值对比

Fig. 9 Comparison of heart rate values based on JADE algorithm

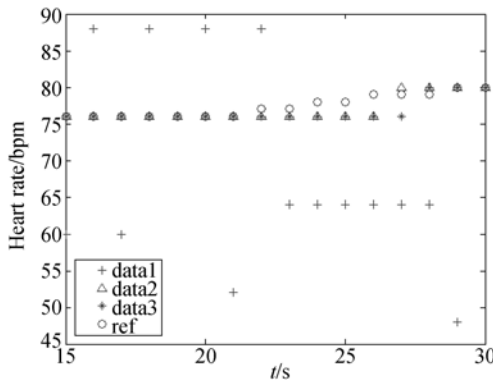


图 10 对角累积量算法心率值对比

Fig. 10 Comparison of heart rate values based on diagonal cumulants algorithm

从图 9 和图 10 的心率值对比结果可以直观看出,两种方法中,用估计出的源信号成分 1 恢复得到的心率值严重偏离参考心率值,考虑到源信号成分 1 受噪声干扰较大,不具有分析价值,所以重点分析由两种方法估计出的源信号成分 2 和源信号成分 3 转化所得的心率值,利用 JADE 算法估计出的源信号成分 2 和源信号成分 3 恢复出的心率值与参考心率值重合的点为 15 个,与参考心率差值在 ± 3 外的点为 5 个,而利用对角累积量算法估计出的成分 2 和成分 3 恢复出的心率值与参考心率值重合的点为 18 个,与参考心率差值在 ± 3 外的点为 0 个。可以看出,利用对角累积量恢复出的心率值更接近实际心率值,波动更小,更稳定。

采用统计的方法分析使用 JADE 算法和对角累积量算法得到的心率值的统计特征,统计心率值与脉搏血氧仪测得的参考心率值差的绝对值,

计算出均值 (Mean, M), 标准方差 (Standard Deviation, SD) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, $RMSE$), 各个统计参数的计算公式如下:

$$h_M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i, \quad (12)$$

$$h_{SD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - h_M)^2}, \quad (13)$$

$$h_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i^2}. \quad (14)$$

其中: d 为通过其中一种方法恢复出的心率值与脉搏血氧仪测得的参考心率值差的绝对值集合, 即 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 。 N 代表心率值的个数, h_M, h_{SD} 和 h_{RMSE} 分别代表 d 的均值, 标准差和均方根误差。这里用 d_j 表示 JADE 算法求得的心率值与参考心率值的绝对误差, 用 d_c 表示对角累积量算法求得的心率值与参考心率值的绝对误差。两种方法的统计参数取值如表 1 所示。从表 1 中可以看出, 与 d_j 相比, d_c 的统计参数值在总体上均变小。

以分量 2 为例, d_c 的均值是 4.19 bpm (beats per minute) d_j 的均值为 0.69 bpm, 较 d_c 减小了 3.5 bpm, d_c 的标准差是 9.17 bpm, d_j 的标准差是 0.95 bpm, 较 d_c 减小了 8.22 bpm, 而 d_j 均方根误差是 9.81, d_c 的均方根误差是 1.15, d_c 较 d_j 减小了 8.66。

对 3 组数据做统计平均, 总体恢复效果的对比结果表明, 利用对角累积量算法恢复的 3 组数据相对于 JADE 算法在均值, 标准差, 均方根误差的统计平均值分别下降了 1.46, 4.98 和 4.49。这些数据表明了采用对角累积量算法可有效提高心率值精度。

表 1 估计心率值的统计参数结果

Tab. 1 Statistical parameters of heart rates

		均值/bpm	标准差/bpm	均方根误差
JADE	data1	12.81	10.5	16.35
	data2	4.19	9.17	9.81
	data3	2.69	4.85	5.41
对角累积量	data1	13.81	7.52	15.61
	data2	0.69	0.95	1.15
	data3	0.81	1.11	1.35

利用 Bland-Altman 图的差值法^[18]分析 4 段视频的心率测量结果,4 段视频分别是在上午,中午,下午时间段录制,视频人物为 3 个不同的人,每段视频测量出 3 组心率值,每组包含 16 个心率值,加上脉搏血氧仪测得的参考心率值,4 段视频一共有 192 对结果,如图 11,图 12 所示。

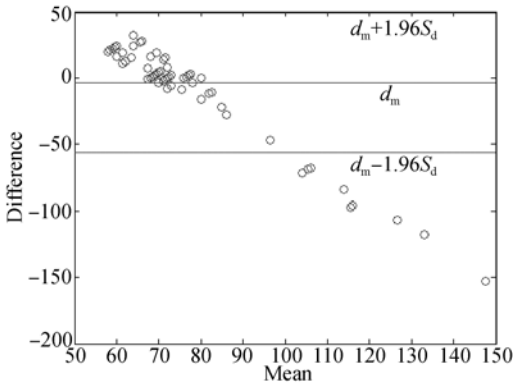


图 11 JADE 算法所计算心率信号的 Bland-Altman 一致性分析

Fig. 11 Consistency analysis of heart rate signals for JADE algorithm based on Bland-Altman

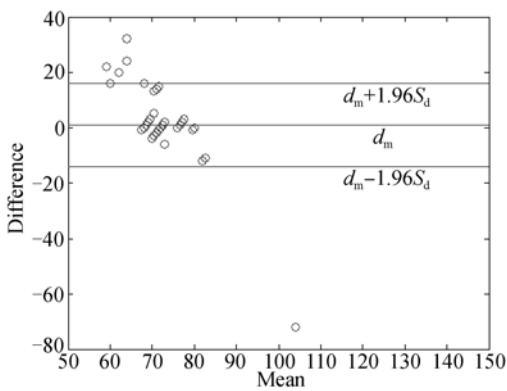


图 12 对角累积量算法计算心率信号的 Bland-Altman 一致性分析

Fig. 12 Consistency analysis of heart rate signals for diagonal cumulant algorithm based on Bland-Altman

JADE 算法或对角累积量算法与参考心率值的差值用 d_m 表示, d_m 的变化情况用差值标准差 S_d 表示,假设差值服从正态分布,则 95% 的差值应该位于 $[d_m - 1.96S_d, d_m + 1.96S_d]$ 之间,这个区间称为 95% 的一致性界限,大多数差值应该位于该区间。从图 11,图 12 的分析可以看出,在 95% 的置信区间内,JADE 算法恢复出的心率值与参考心率值的差值浮动范围是 $-50 \sim 50$ bpm,

而对角累积量算法对应差值的浮动范围是 $-20 \sim 20$ bpm,其浮动范围较 JADE 算法明显减小。由此可以看出,对角累积量算法恢复出的心率值表现出与参考心率值更好的一致性。

从以上的数据分析中可以看出,与 JADE 算法相比,对角累积量提取的心率精度得到有效提高。

在处理 4 段视频的过程中,对角累积量算法采用的参数值和运行时间如表 2 所示。

表 2 对角累积量方法所得到的参数值和运行时间

Tab. 2 Parameter values and calculation time of diagonal cumulant algorithm

	α	β	η	迭代次数	运行时间/s	JADE 运行时间/s
视频 1	0.001	0.001	0.01	612	0.81	0.21
视频 2	0.001	0.001	0.01	675	0.80	0.20
视频 3	0.001	0.001	0.01	710	0.93	0.20
视频 4	0.01	0.001	0.1	226	0.28	0.19

从表 2 可以看出,对角累积量恢复估计信号的速度不及 JADE,但通过调整参数 α, β 和 η 的值,可以使迭代快速收敛,迭代次数可从几千次下降到几十次,而且结果准确性变化不大,通过选择合适的参数,可使对角累积量算法的时间复杂度控制在 1 s 之内,基本满足快速实时提取心率的要求。

6 结 论

从普通可见光谱段成像的 CCD 光电传感器得到的视频信号中提取心率数值时,PPG 信号估算是至关重要的一步。为了提高估算精度,本文采用对角累积量方法来估算 PPG 信号。从实验结果可以看出,由对角累积量盲源分离算法估计所得的 PPG 信号中提取的心率数值结果与参考心率值的误差较小,其均值,标准误差和均方根误差都要优于 JADE 算法的结果。对比 Bland-Altman 图的分析结果可以看出,对角累积量方法提取的心率值与参考心率值有更好的一致性,在 95% 的置信区间内波动范围减小了 2 倍以上,表明在提取视频心率数值时,对角累积量分离算法

提取的结果比经典 JADE 算法具有更高的准确性。在时间复杂度上, JADE 算法拥有一定优势, 但是通过调整对角累积量算法的参数值, 可使迭

代快速收敛, 运行时间可达到与 JADE 算法相同的数量级, 基本满足从视频中快速提取心率的要求。

参考文献:

- [1] PAVLIDIS I, DOWDALL J, SUN N, *et al.*. Interacting with human physiology [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 108(1-2):150-170.
- [2] POH M Z, MCDUFF D J, PICARD R W. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation [J]. *Optics Express*, 2010, 18(10):10762-10774.
- [3] de H G, JEANNE V. Robust pulse-rate from chrominance-based rPPG [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(10):2878-2886.
- [4] Poh M Z, MCDUFF D J, PICARD R W. Advancements in noncontact, multi-parameter physiological measurements using a webcam [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, 58(1):7-11.
- [5] KWON S J, HYUNSEOK K, PARK K S. Validation of heart rate extraction using video imaging on a built-in camera system of a smartphone [C]. *Proceedings of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2012:2174-2177.
- [6] 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.
- [7] DATCU D, CIDOTA M, LUKOSCH S, *et al.*. Noncontact automatic heart rate analysis in visible spectrum by specific face regions [C]. *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Computer Systems and Technologies*, 2013:120-127.
- [8] PENG F L, ZHANG Z B, GOU X M, *et al.*. Motion artifact removal from photoplethysmographic signals by combining temporally constrained independent component analysis and adaptive filter [J]. *Biomedical Engineering Online*, 2014, 13(6):694-694.
- [9] TARASSENKO L, VILLARROEL M, GUAZZI A, *et al.*. Non-contact video-based vital sign monitoring using ambient light and auto-regressive models [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35(5):807-831.
- [10] MONKARESI H, CALVO R A, YAN H. A machine learning approach to improve contactless heart rate monitoring using a webcam [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2014, 18(4):1153-1160.
- [11] MCDUFF D, GONTAREK S, PICARD R W. Improvements in remote cardiopulmonary measurement using a five band digital camera [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(10):2593-2601.
- [12] SWEENEY K T, WARD T E, MCLOONE S F. Artifact removal in physiological signals-practices and possibilities [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16(3):488-500.
- [13] KUZILEK J, KREMEN V, LHOTSKA L. Comparison of JADE and canonical correlation analysis for ECG denoising [C]. *Proceedings of the 36th Engineering in Medicine and Biology Society Annual International Conference*, 2014:3857-3860.
- [14] YU J W, FENG Q Y. A blind separation algorithm based on WVD and JADE for speech signal [C]. *Proceedings of 4th International Conference on Image and Signal Processing*, 2011:6-9.
- [15] 杨利平, 辜小花. 用于人脸识别的相对梯度直方图特征描述[J]. *光学 精密工程*, 2014, 22(1):152-159.
- [16] 刘璐, 孙建德, 许宏吉. 盲信号处理理论与应用[M]. 北京:科学出版社, 2013.
- [17] LIU J, SUN J D, XU H J. *Theory and Application of Blind Signal Processing* [M]. Beijing: Science Press, 2013 (in Chinese)
- [17] 李海森, 张艳宁, 姚睿, 等. 基于主成分分析的直线运动模糊参数估计[J]. *光学 精密工程*, 2013, 21(10):2656-2662.

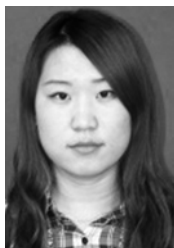
LI H S, ZHANG Y N, YAO R, *et al.*. Parameter estimation of linear motion blur based on principal component analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10):2656-2662. (in Chinese)

[18] BLAND J M, ALTMAN D G. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement [J]. *International Journal of Nursing Studies*, 2010, 47(8):931-936.

作者简介:



王蒙军(1978—),男,河北清苑人,博士,副教授,硕士生导师,1999年,2005年于河北工业大学分别获得学士、硕士学位,2008年于天津大学获得博士学位,主要从事光电信息检测与处理、生物电磁学等方面的研究。E-mail: wangmengjun@hebut.edu.cn



王楠(1988—),女,天津人,硕士研究生,2011年于天津工业大学获得学士学位,主要从事计算机视觉,光电信息检测与处理领域的研究。E-mail: wangnantj@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)