

基于肤色增强和分块 PCA 的人脸表情识别方法

谢 非, 龚 俊, 王元祥, 吴 茜, 杨建飞

(1. 南京师范大学江苏省三维打印装备与制造重点实验室, 江苏 南京 210042)

(2. 南京师范大学电气与自动化工程学院, 江苏 南京 210042)

[摘要] 人脸的表情识别在智能人机交互应用中具有重要意义. 本文提出了一种基于肤色增强和分块 PCA 的人脸检测及表情识别方法. 首先, 使用同态滤波增强肤色图像的亮度范围及对比度, 利用 YCbCr 色彩空间分量分离肤色背景区域, 再通过轮廓分析确定人脸目标, 最后对分割出的人脸进行均衡化处理, 并引入分块主成分分析(PCA)算法进行表情识别. 结果表明, 该方法在光线较弱以及背景较复杂的情况下均能有效地进行人脸检测与表情识别, 相对于传统的 LBP 方法可提高识别率约为 2.3%.

[关键词] 人脸检测, 表情识别, 主成分分析, 肤色模型

[中图分类号] TP312 [文献标志码] A [文章编号] 1672-1292(2017)02-0049-08

A Facial Expression Recognition Method Based on Skin Color Enhancement and Block PCA

Xie Fei, Gong Jun, Wang Yuanxiang, Wu Qian, Yang Jianfei

(1. Jiangsu Key Laboratory of 3D Printing Equipment and Manufacturing, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

(2. School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

Abstract: The facial expression recognition is of great significance in the application of intelligent man-machine interaction. This paper has proposed the face detection and expression recognition method based on the skin color enhancement and block PCA. Firstly, the skin color image luminance range is broadened and the contrast ratio is strengthened by the homomorphic filtering method. Secondly, the skin color background region is separated through YCbCr color space component. Thirdly, the face target is determined by the contour analysis. Finally, the equalization processing is made of the segmented face and the principal component analysis(PCA) is imported to accomplish the facial expression recognition. The experimental results show that in case of the weaker light and more complicated background, the face detection and facial expression recognition both can be achieved effectively through the method proposed in this paper, of which the recognition rate has improved 2.3% compared with the traditional LBP method.

Key words: face detection, facial expression recognition, principal component analysis, skin model

人脸检测是人脸信息处理中的一个关键环节, 是人脸自动识别技术的前提和基础, 目前, 人脸检测已广泛应用于生物特征识别、人机交互、视频监控等领域. 而人脸表情作为人类交流的重要途径之一, 包含着丰富的个人情感信息, 随着人工智能和人机交互技术的发展, 人脸表情识别技术已成为近年来一个重要的研究方向^[1-2]. 尽管人脸表情分析和识别技术有着广泛的研究基础, 但考虑到实际应用中背景环境的复杂性, 准确有效地识别表情特征仍是表情识别的主要难点^[3-5].

人脸表情识别过程一般主要分为 3 个步骤: 人脸检测、表情特征提取和分类识别. 目前, 具有代表性的表情识别方法主要有 Gabor 小波、主动外观模型(AAM)、LBP(Local Binary Pattern)等^[6-12]. Gabor 小波提取人脸图像在不同尺度和方向上的纹理信息, 应用在早期的表情识别中, 获得了较好性能, 但其时间和空间复杂度较高, 特征提取速度较慢^[6-8]. 主动外观模型用于提取形状特征, 虽可有效获得人脸特征点, 但

收稿日期: 2016-09-23.

基金项目: 国家自然科学基金(61601228, 51407095)、江苏省自然科学基金(BK20161021, BK20151548)、江苏省高校自然科学基金(15KJB510016)、江苏省三维打印装备与制造重点实验室项目(BM2013006)资助开放课题(3DL201607).

通讯联系人: 谢非, 博士, 讲师, 研究方向: 机器视觉与图像处理、人工智能与模式识别. E-mail: xiefei@njnu.edu.cn

其拟合算法存在线性非优化问题,计算较为复杂^[9-10]. LBP 具有旋转不变性和灰度不变性等优点,但其忽略了中心像素点的作用,对局部特征描述不够充分,抗噪能力不足^[11-12].

由于原始人脸图像含有高维信息和冗余,因此需要对高维图像信息进行降维. 然而人脸表情信息仅携带整个人脸信息中的一小部分,若直接利用主成分分析(PCA)或其他降维方法来减少原始人脸图像信息的维度,将导致许多表情信息的丢失. 本文提出一种基于肤色增强和分块 PCA 的人脸检测及表情识别方法,相比与传统的识别方法,具有以下优点:

(1)通过输入的彩色图像进行增强化处理,使得原图像对比度在一定程度上更加明显,提高了人脸检测的效率;

(2)利用差值积分投影提取出人脸的特征点,提高特征的可分性能,提出了一种基于分块 PCA 的表情识别方法.

实验结果表明,在利用上述方法对人脸表情进行识别后,平均识别成功率较传统的 LBP 方法提高 2.3%.

1 基于肤色增强的人脸检测方法

1.1 彩色图像的滤波处理

考虑到在实际条件下,由于人为及环境等因素,如图像的大小、光照及阻挡性等,使得输入图像存在诸多干扰,严重影响了人脸的识别度和处理效率. 本文引入一种肤色增强的方法,通过对原始图像进行预处理和滤波,可改进对人脸的检测效率.

人脸检测前需进行采集图像的预处理操作,通过使用同态滤波来调整图像上光照不均的情况,因一幅图像亮度的低频分量通常用缓慢变化来表征,而高频分量则倾向于急剧变化,因此,通过选择不同的滤波函数进行调整,使得图像的亮度动态范围和对比度得到增强.

设人脸彩色图像用 $w(x, y)$ 表示为:

$$w(x, y) = f_i(x, y) \cdot f_j(x, y), \tag{1}$$

式中, $f_i(x, y)$ 为入射分量 ($0 < f_i(x, y) < \infty$), $f_j(x, y)$ 为反射分量 ($0 < f_j(x, y) < 1$).

人脸采集彩色图像的预处理步骤如下:

(1)对 $w(x, y)$ 取对数,则有 $\ln w(x, y) = \ln f_i(x, y) + \ln f_j(x, y)$;

(2)对上式取傅里叶变换,对应的变换结果为

$$z(u, v) = I(u, v) + J(u, v); \tag{2}$$

(3)使用同态滤波函数 $H(u, v)$ 处理 $z(u, v)$,使得图像的低频段被压缩而高频段被扩展;

(4)经上述步骤之后,取傅里叶逆变换,做指数处理,便可得到增强后的图像;

(5)在经过同态滤波之后,使对比度得到增强,此时将增强后的图像进行一次低通滤波处理,使图像过渡较为平滑,消除后续处理中不必要的轮廓,使得图像的对比度进一步得到提高.

1.2 基于肤色模型的图像分割及人脸检测定位

统计表明不同人种的肤色受色度的影响较小,主要因素是亮度信息的影响,所以在色彩的空间变换后,主要考虑 YCbCr 色彩空间的 Cb 、 Cr 分量,如图 1 所示,统计分析出肤色在 Cb 、 Cr 空间分布有良好的聚类特性.

对图像的色彩空间进行转换,然后计算均值矢量 C_{be} 、 C_{re} 和协方差矩阵 C :

$$C_{be} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (C_{bij}), \tag{3}$$

$$C_{re} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (C_{rij}), \tag{4}$$

$$C = \begin{bmatrix} cov1 & cov3 \\ cov3 & cov2 \end{bmatrix}, \tag{5}$$

其中, C_{bij} 、 C_{rij} 分别为 YCbCr 色彩空间 Cb 、 Cr 分量提取所得图像的 (i, j) 点像素值, $cov1$ 、 $cov2$ 、 $cov3$ 的计算方式如下:

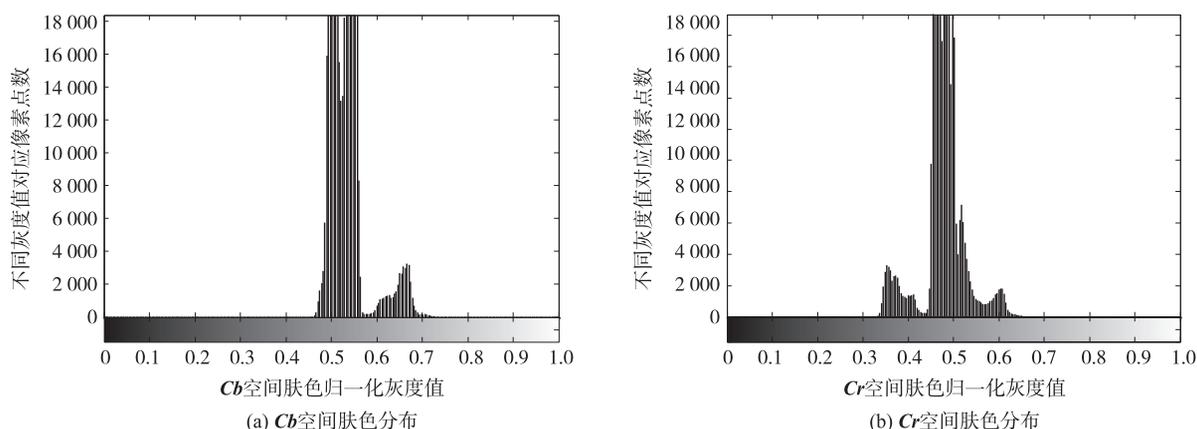


图 1 空间肤色分布图

Fig. 1 Spatial skin color distribution chart

$$cov1 = \frac{1}{m * n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (C_{bij} - C_{be})^2, \quad (6)$$

$$cov2 = \frac{1}{m * n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (C_{rij} - C_{re})^2, \quad (7)$$

$$cov3 = \frac{1}{m * n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (C_{bij} - C_{be})(C_{rij} - C_{re}). \quad (8)$$

得到上述统计数据后,使用高斯模型进行归一化处理,得到肤色的概率模型为:

$$P = e^{-0.5(x-k)^T C^{-1}(x-k)}, \quad (9)$$

$$x = (CbCr)^T. \quad (10)$$

其中, k 为所得图像均值. 利用上述肤色模型可得到基于肤色范围的预处理二值化图像,但因背景存在和人脸肤色相近的冗余部分,会对人脸目标的检测造成误差.因此,需进一步对人脸区域的检测方法进行优化处理:

首先,使用开闭操作,使得图像的无关区域得到去除并可完成相应的填充处理;

其次,进行边缘检测,在实验对比 Sobel 算子、Roberts 算子、Canny 算子之后发现,Canny 算子能使得图像细节保留较为平衡,因此决定使用 Canny 进行边缘提取;

最后,使用连通区域分析二值图像中符合人脸位置规则的像素点,本文采用八邻域像素标记法,再进一步通过原图标识出人脸区域.

另外,在上述优化处理过程中,所获得的连通区域图像中会存在一些较小的连通噪点,需通过设定矩形的长宽比,舍弃与人脸有较大差异的目标,便可得较为准确的人脸位置.

2 基于分块 PCA 的人脸表情识别

面部在表现不同心情时会有众多的肌肉参与协调运动,很多表情会有相似的特征,如何快速准确地分析面部的特征是识别的难点.一般而言,人脸表情的变化,主要集中在眼睛以及嘴唇这两个区域,故提取这两部分的特征用以进行表情识别.

2.1 基于水平差值灰度投影的特征定位

人脸的眼睛与嘴唇区域,因肤色的变化有着较为明显的特点:首先,该区域的灰度值比周围低;其次,该区域的灰度值变化较大.因此,可利用此特点来进行眼睛与嘴唇目标的定位.具体实现步骤如下:

(1)对图片进行直方图均衡化,增强其对比度.

(2)对非正规面部图像的矫正,主要作用于人的面部,可通俗地理解为将非正规的面部矫正化.在切割到人脸的区域后,通过局部的二值化,即可将面部固定位置的器官如眼睛与嘴唇定位出来.因人眼之间的距离是固定的,而嘴唇在基于肤色模型的情况下对应部分的值为零.即通过眼睛和嘴唇之间的关系将图像矫正,用于后续识别分类,其原理如图 2 所示.

图 2 中, a 为左眼位置, b 为右眼位置, c 为 ab 的中点, l_1 是嘴唇所在水平位置, 过 c 的中垂线与 l_1 相交, l_2 为法线, θ 所对应的角度则是面部的倾斜角, 通过旋转对应的角度即可使图像成为可使用的标准图.

(3) 使用灰度投影方法进行眉毛、眼睛以及嘴唇等特征区域的定位.

积分投影函数是较早出现的一种投影函数, $I(x, y)$ 表示数字图像 I 在 (x, y) 处的像素值, 则沿投影线 $y = y_0$ 在区间 $[x_1, x_2]$ 上的水平积分投影 I_h 定义为:

$$I_h = \sum_{x=x_1}^{x_2} I(x, y_0). \tag{11}$$

水平积分投影可反映水平方向上图像灰度的总体情况.

由于水平积分投影曲线差异不大, 很难确定眉眼以及嘴唇的位置. 因此采用水平差值积分投影方法进行眼部及嘴部区域的定位.

水平差值积分投影是一种利用灰度值跃变确定特征位置的方法. $I(x, y)$ 在区间 $[x_1, x_2]$ 上的水平差值积分投影定义为:

$$I_h = \sum_{x=x_1}^{x_2} |I(x, y) - I(x, y-1)|. \tag{12}$$

水平差值积分投影可表示图像内容发生较大跃变的区域. 投影结果如图 3 所示.

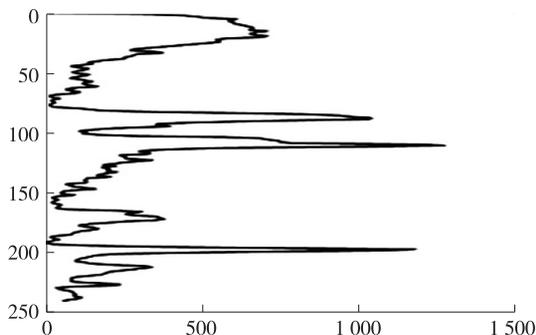
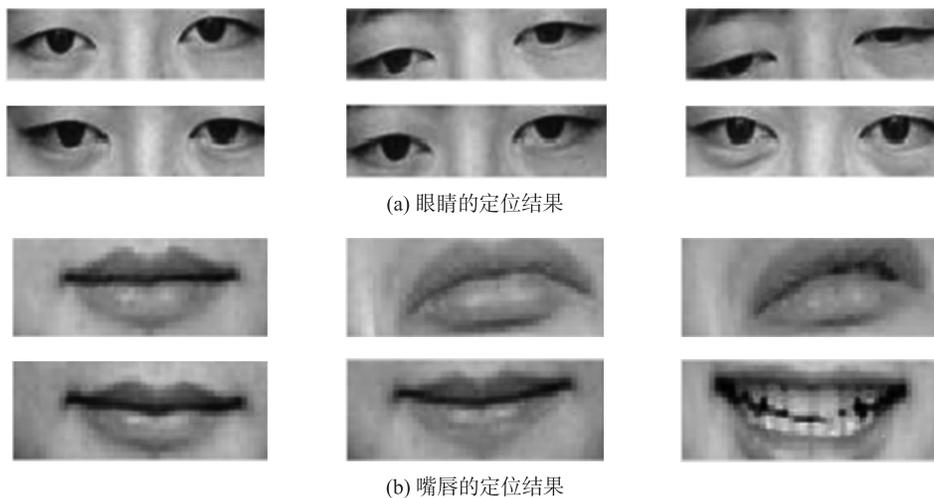


图 3 水平差值积分投影结果

Fig. 3 The result of horizontal differential integral projection

从结果可看出, 投影曲线有 3 个明显高于其他点的波峰, 分别对应着眉毛、眼睛和嘴唇的区域.

(4) 找到各区域的大致中心坐标 y_0 之后, 选择适当的 δ , 则要寻找的区域为 $[y_0 - \delta, y_0 + \delta]$, 并对图像进行分割, 分割后的眼睛、嘴唇效果如图 4(a) 和图 4(b) 所示.



(a) 眼睛的定位结果

(b) 嘴唇的定位结果

图 4 人脸眼睛及嘴唇定位结果

Fig. 4 Location results of human eyes and lips

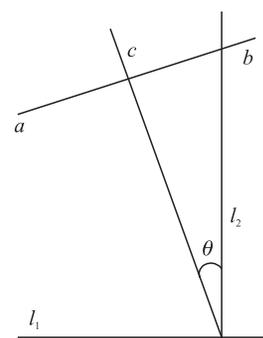


图 2 图像矫正原理图

Fig. 2 Imate correction schematic diagram

2.2 基于分块 PCA 的人脸表情分类识别方法

主成分分析是一种掌握事物主要特征的统计分析方法. 它可从多元事物中解析出主要影响因素,揭示事物的本质,简化复杂的问题,是一种常用的基于变量协方差矩阵对信息进行处理、压缩和抽提的有效方法. PCA 方法由于其在降维和特征提取方面的有效性,在人脸识别及人脸表情识别等领域得到了广泛的应用.

本文采用图像分块 PCA 方法,对人脸表情最主要的特征区域眼部和嘴唇进行特征提取,由于眉毛是人脸表情变化过程中人眼区域的重要特征,如图 5 所示,因此保留有效的眼部表情信息,可以增强对人脸表情特征的提取及多类表情的识别.



图 5 人脸表情眼部区域变化

Fig. 5 Human eyes regional variation for facial expression detection

使用 PCA 对训练图像进行降维和特征提取,步骤如下:

(1) 设提取的眼部及嘴唇灰度图像共有 Q 个 $M \cdot N$ 矩阵,构建结构体,即 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n, \dots, \mathbf{x}_Q)$, \mathbf{x} 大小为 $M \cdot N \cdot Q$,其中 \mathbf{x}_i 是第 i 个图像的 $M \cdot N$ 维矩阵;

(2) 对给定的一组人脸表情图像计算“平均脸”^[13],并用每个图像分别减去“平均脸”,得到差值图像的矩阵数据 ϕ 后,计算其协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \phi \phi^T; \quad (13)$$

(3) 对差值图像矩阵 ϕ 进行特征值分解,构造矩阵 $\mathbf{L} = \phi^T \phi$,并利用分块 PCA 得到眼部及嘴部对应的特征向量 $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p)$:

$$\mathbf{u}_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \phi \mathbf{L}_i, \quad (14)$$

其中, λ_i 为 \mathbf{C} 的特征值;

(4) 将每一幅训练图像与“平均脸”的差值矢量投影到由特征向量 \mathbf{U} 构成的“特征脸”空间:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}^T \phi; \quad (15)$$

(5) 为进一步对人脸表情特征进行分类识别,采用欧几里得距离构建特征空间. 首先将待测图像 P 与“平均脸”的差值图像 ϕ^P 投影至“特征脸”空间:

$$\mathbf{A}^P = \mathbf{U}^T \phi^P; \quad (16)$$

然后计算测试图像特征矢量 \mathbf{A}^P 与每个训练图像特征矢量 \mathbf{A}_i 的欧式距离 ψ_i :

$$\psi_i^2 = |\mathbf{A}_i - \mathbf{A}^P|^2; \quad (17)$$

最后,识别过程中利用测试样本与各种表情训练样本特征的最小欧几里德距离原则,将测试表情识别为正常、高兴、生气、厌恶、惊奇、悲伤 6 种基本情感^[14].

3 实验与分析

本文采用的是 Yale 样本库和 JAFF 样本库作为训练的样本库,如图 6 所示,使用实验人员自己搜集的数据和样本库的部分样本作为测试集,进行相应的人脸检测与表情识别.

为验证本文人脸检测算法的鲁棒性,分别利用单一背景、复杂背景及灰暗背景 3 组场景进行实验验证与分析. 采用提出的基于肤色增强模型的人脸检测方法进行人脸区域检测,检测结果如图 7 所示. 从图中可以看出,基于肤色增强的人脸检测方法可较好地完成单一背景的人脸目标检测功能,由于纯色背景容易区分,因此人脸区域的定位精度也较高. 而考虑到复杂背景仍为目前人脸检测研究的技术难点,特选取了两幅背景较为复杂的图像进行测试,如图 7(b)、(c) 所示,可看出利用本文人脸肤色模型仍能较为准确地检测定位出人的脸部区域;而当背景环境光线较弱时,如图 7(d)、(e) 所示,对人脸区域的误检率达到了 7% 及 29%,出现了较大偏差,经分析后发现由于人脸肤色的 YCbCr 色彩空间中 \mathbf{Cb} 、 \mathbf{Cr} 分量主要受亮度信息影响,因此昏暗背景环境对于此检测方法干扰较大. 为解决这一问题,利用人的双眼位置与人脸区域左右边界距离相近的特征来进行人脸定位区域的约束矫正,同时利用人脸下颌特征点进行人脸区域

下边界的修正^[15-16],最后优化结果如图 8 所示.

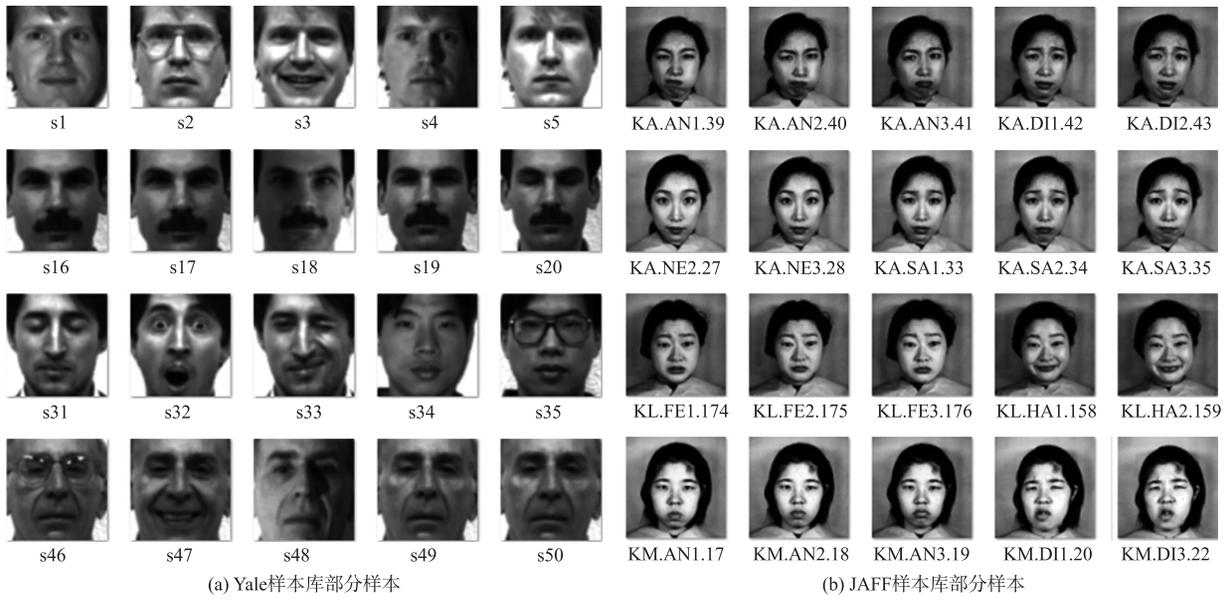


图 6 Yale 及 JAFF 样本库部分图像
Fig. 6 Part images of Yale and JAFF samples libraries

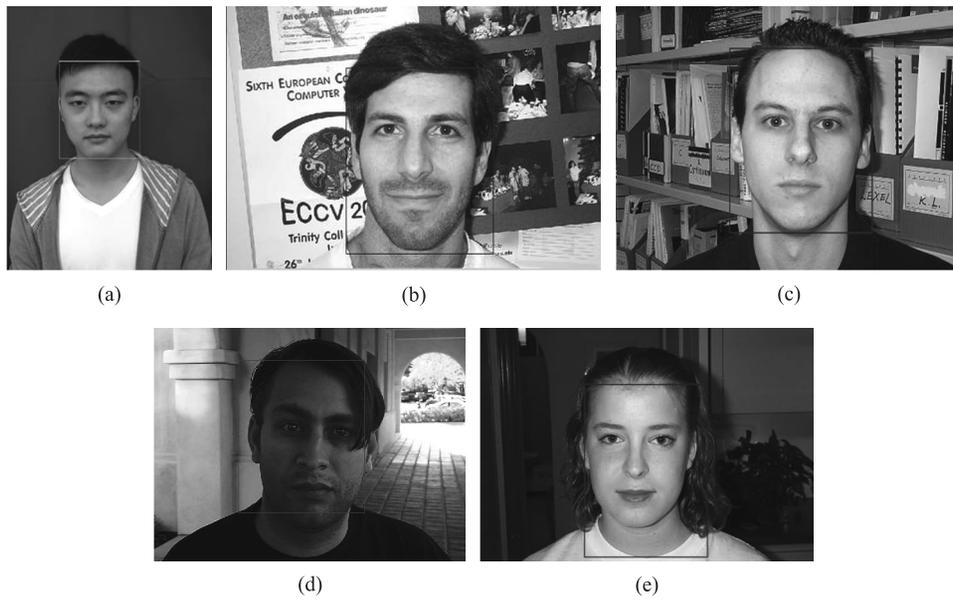


图 7 多种环境下的人脸区域检测结果
Fig. 7 Face detection results under multiple backgrounds



图 8 昏暗环境下优化人脸检测结果
Fig. 8 Face detection results using the optimization method under dim backgrounds

最后,在完成人脸区域检测后,对人脸的表情识别进行了测试,部分结果如图 9 所示.



图 9 典型人脸表情识别结果

Fig.9 Typical facial expression recognition results

为进一步比较识别方法的性能效果,利用 Yale 样本库、JAFF 样本库及采集的人脸样本库抽取部分样本,分别使用不同的识别方法进行测试对比,测试结果如表 1 所示. 由表 1 可见,本文设计的人脸识别方法虽然在部分表情的识别效果上存在一些识别率略低的问题,但总体的平均识别率相对 AAM 与 LBP 方法仍有一定的改进,其中相对识别率略高的 LBP 方法提高了 2.3%. 另外,本文识别方法在平均漏检率及误检率方面均优于其他两种方法,由于测试样本中小部分面部图像因为光线极暗而无法识别出人脸区域,因而出现漏识别的情况. 最后,在平均识别速率性能上 LBP 方法耗时最少,本文方法相较于 AAM 方法耗时减少一半.

表 1 JAFFE 库实验结果

Table 1 Experimental results of facial expression recognition using JAFFE library

表情	训练样本数			测试样本数/识别数		
	Yale	JAFFE	采集	AAM	LBP	本文方法
正常	50	50	50	60/51	60/52	60/55
高兴	50	50	50	60/52	60/52	60/53
生气	50	50	50	60/53	60/54	60/55
厌恶	50	50	50	60/52	60/53	60/54
惊奇	50	50	50	60/53	60/53	60/54
悲伤	50	50	50	60/51	60/52	60/53
平均识别率		Non		86.6%	87.7%	90.0%
平均漏检率		Non		3.3%	3.6%	2.7%
平均误检率		Non		10.1%	8.7%	7.3%
平均识别速率		Non		3.2 s	0.8 s	1.6 s

4 结论

针对实际应用中人脸检测背景环境的复杂性问题,提出了一种基于肤色增强和分块 PCA 的人脸检测及表情识别方法. 首先将图像进行彩色图像的增强化处理,改善其背景因素影响,建立肤色二值图,然后采用改进的分块 PCA 方法进行表情识别. 实验结果表明,本文研究的人脸检测方法可完成复杂背景下的人脸检测功能,设计的表情识别方法相比于传统 LBP 方法可提高约 2.3% 的平均识别率,进一步为人机交互系统中的表情交互研究奠定了基础.

[参考文献] (References)

[1] TAN X, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting condition[J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(6): 1 635-1 650.

- [2] MAALEJ A, AMOR B, DAOUDI M, et al. Shape analysis of local facial patches for 3D facial expression recognition[J]. *Pattern recognition*, 2011, 44(8): 1 581-1 589.
- [3] 谢尔曼, 罗森林, 潘丽敏. 基于 Haar 特征的 Turbo-Boost 表情识别算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(8): 1 442-1 446.
XIE E M, LUO S L, PAN L M. Turbo-Boost facial expression recognition using Haar-Like features[J]. *Journal of computer-aided design and computer graphics*, 2011, 23(8): 1 442-1 446. (in Chinese)
- [4] 邹璘. 人脸检测混合算法研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2008.
ZOU L. Research for face detection based on a combination algorithm[D]. Guiyang: Guizhou university, 2008. (in Chinese)
- [5] 喻富. 复杂背景下基于全景图像拼接的人脸检测算法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2013.
YU F. Study for face detection based on panoramic image mosaics in complex background[D]. Changsha: Hunan university, 2013. (in Chinese)
- [6] MARKUS A, ANDREAS W, CLIFFORD R, et al. An automatic 3D facial landmarking algorithm using 2D Gabor Wavelets[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2016, 25(2): 580-588.
- [7] MOEINI A, KARIM F, HOSSEIN M. Real-world gender classification via local Gabor binary pattern and three-dimensional face reconstruction by generic elastic model[J]. *IET image processing*, 2015, 9(8): 690-698.
- [8] 刘帅师, 田彦涛, 万川. 基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1 455-1 463.
LIU S S, TIAN Y T, WAN C. Facial expression recognition method based on Gabor multi-orientation features fusion and block histogram[J]. *Acta automation sinica*, 2011, 37(12): 1 455-1 463. (in Chinese)
- [9] LEE H S, KIM D J. Tensor-based AAM with continuous variation estimation; application to variation-robust face recognition[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2009, 31(6): 1 102-1 116.
- [10] XUE T F, XIAO L S. Robust facial expression tracking based on composite constraints AAM [C]//IEEE International Conference on Image Processing. USA: IEEE, 2011: 3 045-3 048.
- [11] NAOUFEL W, CLAUDIO T, STEFANO B, et al. Boosting 3D LBP-based face recognition by fusing shape and texture descriptors on the mesh[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2016, 11(5): 964-979.
- [12] 谢志华, 伍世虔, 方志军. LBP 与鉴别模式结合的热红外人脸识别[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(6): 708-711.
XIE Z H, WU S Q, FANG Z J. Infrared face recognition using LBP and discrimination patterns[J]. *Journal of image and graphics*, 2012, 17(6): 708-711. (in Chinese)
- [13] 王晓辉, 黄伟, 秦传波, 等. 使用稀疏加权平均脸及对称脸解决单样本问题[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(5): 1 527-1 531.
WANG X H, HUANG W, QIN C B, et al. Using weighted average face and symmetrical face to solve problem of single sample per person based on sparse representation[J]. *Application research of computers*, 2015, 32(5): 1 527-1 531. (in Chinese)
- [14] 张静. 基于面部图像分块处理和 PCA 算法的表情识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
ZHANG J. Research on facial expression recognition based on face-image-divided processing and PCA algorithm[D]. Xi'an: Xidian university, 2013. (in Chinese)
- [15] 陈鹏飞, 王靖. 基于形状识别的人脸轮廓线提取[J]. *计算机工程与设计*, 2014, 35(3): 890-894.
CHEN P F, WANG J. Contour extraction of human face based on shape recognition[J]. *Computer engineering and design*, 2014, 35(3): 890-894. (in Chinese)
- [16] WISSAM J B, JISOO S, DAE H K, et al. A deep facial landmarks detection with facial contour and facial components constraint[C]//IEEE international conference on image processing. USA: IEEE, 2016: 3 209-3 213.

[责任编辑: 严海琳]