

眼镜遮挡下的正面人脸识别

林庆^{1,2} 马伟阳¹ 单平平¹ 詹永照¹ 梁军¹

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)¹

(南京大学计算机科学与技术学院 南京 210094)²

摘要 针对眼镜遮挡对人脸识别影响较大这一问题,提出一种从正面人脸图像中提取并摘除眼镜的方法。首先利用主成分分析和独立成分分析法对输入的戴眼镜人脸进行重建,对比重建人脸和输入人脸,从而提取眼镜遮挡区域;然后经过迭代误差补偿合成相应的无眼镜人脸;最后考虑到合成图像的特殊性,使用改进的特征加权方法实现人脸识别。实验结果表明,利用提出的人脸重建和特征加权方法进行戴眼镜人脸识别,正确率可以达到91%,优于传统方法。

关键词 人脸识别,眼镜摘除,特征加权,主成分分析,独立成分分析

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Frontal Face Recognition under Glasses Occlusion

LIN Qing^{1,2} MA Wei-yang¹ SHAN Ping-ping¹ ZHAN Yong-zhao¹ LIANG Jun¹

(School of Computer Science and Telecommunications Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)¹

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210094, China)²

Abstract Aiming at the problem that eyeglasses occlusion severely affected the recognition rate, this paper described a method to remove eyeglasses from the frontal facial image. Firstly, the input facial image was reconstructed by PCA+ICA and then the region occluded by the eyeglasses was obtained by comparing the reconstructed facial image and the input facial image. Secondly, an eyeglasses facial image was synthesized by recursive error compensation. Finally, considering to the specialty of synthetic image, the improved feature weighted method was used to realize the face recognition. The experimental results show the method is simple and easy to realize, can generate natural looking facial images without eyeglasses. The average accuracy of face recognizing is 91%, and this method outperforms traditional methods.

Keywords Face recognition, Eyeglasses removal, Feature weighted, Principle component analysis (PCA), Independent component analysis (ICA)

1 引言

人脸图像中的遮挡物会对人脸识别造成一定的干扰,其中眼镜就是一种常见的遮挡物。目前,人们对眼镜提取和摘除已经有了一定的研究,但是仍存在很多问题。WU等人^[1]提出戴眼镜人脸图像和它对应的无眼镜人脸图像的联合概率分布模型,根据最大后验概率准则来估计15个眼镜特征点的位置,并合成无眼镜的人脸图像,但精确定位这15个特征点非常难并且对无框眼镜难以精确定位。Saito等人^[2]最早将PCA技术用于人脸图像的眼镜摘除,虽然利用PCA重建的人脸图像是无眼镜的,但实际上眼镜所带来的重建误差被分散到整幅人脸图像,不利于识别。杜成等人^[3]在Saito研究的基础上利用PCA迭代误差补偿算法重建眼镜遮挡区域的图像,但PCA提取的特征只呈现出人脸形状而对人脸细节表现不够,而ICA提取的特征能够很好地体现人脸部件的特殊性。

本文结合PCA与ICA的优点,提出PCA-ICA-W方法。

该方法可以实现正面人脸图像的眼镜提取和摘除,同时考虑到合成图像的特殊性,在识别前对人脸使用改进的特征加权方法,并将特征输入到两种分类器进行识别。实验结果表明,本文方法优于传统方法,具有合成人脸自然、识别率高的特点。

2 基于PCA+ICA的人脸重建

PCA(Principle Component Analysis)方法^[4]只基于数据的二阶统计信息进行分析,所提取的特征向量只呈现出人脸形状等大致特征而对细节表现不够。而在基于ICA^[5](Independent Component Analysis)的独立分量分析中,数据的二阶和高阶统计信息都能得到利用,提取的特征具有局域性和高阶不相关性,体现了人脸几何特征及人脸部件的特殊性,正好能够弥补PCA方法提取特征的不足。因此,本文结合PCA和ICA方法的优势,提出一种新的基于PCA+ICA的人脸特征提取方法。基于PCA+ICA的人脸特征提取方法

到稿日期:2010-09-27 返修日期:2010-12-24 本文受国家自然科学基金项目(60673190),江苏省自然科学基金项目(BK2009199),江苏省自然科学基金(BK2010339)资助。

林庆(1962—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、模式识别与人工智能、数据库技术, E-mail: milam0479@126.com; 马伟阳(1987—),男,硕士生,主要研究方向为计算机应用、模式识别; 单平平(1985—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别、数据挖掘; 詹永照(1962—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式系统、多媒体技术、模式识别; 梁军(1976—),男,讲师,主要研究方向为模式识别。

如图 1 所示。

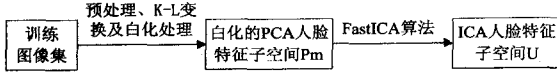


图 1 基于 PCA+ICA 的人脸特征提取方法示意图

设有 N 幅人脸图像, 每幅人脸图像由 $p \times q$ 个像素组成, 将每幅图像按行排列成 $p \times q$ 维列向量 b_i , 则 N 幅用于训练的样本集图像则可以用 $B = (b_1, b_2, \dots, b_N)$ 来表示。特征提取方法过程如下:

(1) 根据公式

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (b_i - \psi)(b_i - \psi)^T, \psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i \quad (1)$$

来计算样本集 B 的协方差矩阵 C 。

(2) 计算协方差矩阵 C 的特征值 λ 和特征向量 ϕ , 选取前 M 个最大的特征值所对应的特征向量 $\Phi_M = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M]$ 。

(3) 根据公式

$$P_m = \lambda_M^{-1/2} \Phi_M^T B \quad (2)$$

来对 Φ_M 进行白化操作, 得到白化后的 PCA 特征脸 P_m 。

(4) 选择待求的独立分量个数 r 。

(5) 选择初始随机正交矩阵 $K = [k_1, k_2, \dots, k_r]$ 。

(6) 令 $j=1$, 依据公式

$$k_j = E\{P_m f(k_j^T P_m)\} - E\{f'(k_j^T P_m)\} k_j \quad (3)$$

来更新 k_j , 其中对比函数 $F(x) = \log \cosh(x)$ 。

(7) 若 $j>1$, 依据公式

$$k_j = k_j - \sum_{k=1}^{j-1} (k_j^T k_k) k_k \quad (4)$$

对 k_j 做正交化处理。

(8) 根据下列公式对 k_j 进行单位化处理。

$$k_j = k_j / \|k_j\| \quad (5)$$

(9) 若 k_j 不收敛, 则直接转到第 6 步。

(10) 令 $j=j+1$, 若 $j>r-1$, 算法结束, 否则转到第 5 步。

由此可得分离矩阵 $V = K \lambda_M^{-1/2} \Phi_M^T$, 则对应的 ICA 特征脸为 $U = VP_m^T$ 。在合成阶段, 根据特征提取阶段所得到的系数由特征脸线性组合得到重建人脸。

3 眼镜摘除方法

本文的眼镜摘除方法由眼镜遮挡区域的提取和重建图像的误差补偿两部分组成。眼镜摘除方法的系统流程图如图 2 所示。

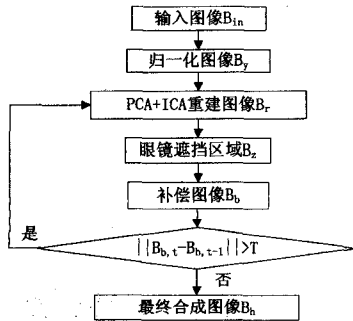


图 2 眼镜摘除方法的系统流程图

首先, 对输入的人脸图像 B_m 进行归一化得到图像 B_y , 利用 PCA+ICA 方法对 B_y 进行重建得到重建图像 B_r ; 其次, 通过比较归一化图像 B_y 和重建图像 B_r 来提取眼镜遮挡区域 B_z , 将 B_z 中眼镜遮挡区域 B_z 和 B_y 中非眼镜遮挡区域作为

误差补偿图像 B_b ; 最后, 利用 PCA+ICA 方法对误差补偿图像 B_b 进行重建。重建过程一直迭代, 直到相邻误差补偿图像之间的差异小于给定阈值为止, 最终得到合成图像 B_h 。

3.1 眼镜遮挡区域提取

眼镜遮挡区域提取的优劣对于人脸识别至关重要, 它直接关系到能否合成无镜框、较自然的人脸。眼镜遮挡区域提取过程如下:

(1) 将归一化图像 B_y (见图 3(a)) 和重建图像 B_r (见图 3(b)) 做差运算, 得到差图像 B_c (见图 3(c))。

(2) 对 B_c 采用迭代阈值法^[6]求出合适阈值, 二值化 B_c 得到二值化图像 B_d (见图 3(d))。

(3) 对 B_d 做闭运算, 得到图像 B_m (见图 3(e))。

(4) 对图像 B_m 中的所有候选眼镜区域进行一一标记, 除去那些面积较小和不属于眼镜遮挡的干扰区域, 并利用人脸的对称性完善镜框, 从而提取比较完整的眼镜框图像 B_g (见图 3(f))。由 B_g 可以看出该眼镜框区域并不是特别完整, 主因是眉毛的遮挡及镜片的反光, 但其对实验结果影响不大。

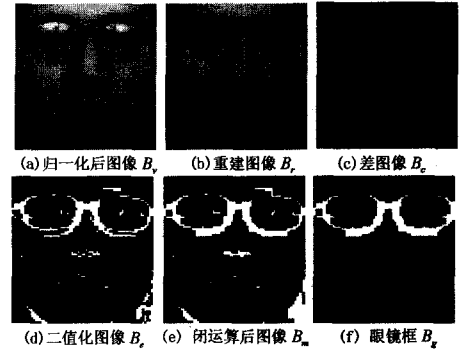


图 3 眼镜遮挡区域提取流程图像

3.2 眼镜摘除

利用 2.1 节中的方法提取眼镜遮挡区域, 以重建图像中眼镜遮挡区域和归一化图像中非眼镜遮挡区域作为误差补偿图像。

$$B_{b,t} = w B_{r,t} + (1-w) B_y \quad (6)$$

式中, B_y 是归一化后的戴眼镜人脸图像, $B_{r,t}$ 是第 t 次迭代中的重建图像, $B_{b,t}$ 是第 t 次迭代中的误差补偿图像, w 是加权因子。对于眼镜遮挡区域, $w=1$, 对于非遮挡区域, $w=0$ 。因得到的误差补偿图像在眼镜周围存在灰度差, 故本文采用选择式掩模^[6]对补偿图像进行平滑。

用 PCA+ICA 重建的误差补偿图像作为下一次重建的输入图像, 当相邻两次迭代的误差补偿图像的差小于给定阈值时, 迭代结束, 此时的误差补偿图像即为本文所需的合成图像 B_h 。

4 改进的特征加权方法

4.1 传统的特征加权方法

主元分析是一种基于均方差意义上的重建误差和最小的线性分析方法, 它提供一个高维和低维的线性变换矩阵, 可以通过求协方差矩阵的特征向量来获得。它以各维特征欧式距离上的重建误差和最小为目标, 平均对待每一维特征。但事实上, 不同人脸面部特征或像素对识别的影响是不同的, 眼睛和嘴巴在识别中影响较大, 而额头、脸颊影响较小。所以文献[7]中将加权中心放在两只眼睛和嘴巴上, 该加权函数为:

$$wv(i, j) = e^{-\sqrt{\frac{[(i-x_1)^2 + (j-y_1)^2][(i-x_2)^2 + (j-y_2)^2][(i-x_3)^2 + (j-y_3)^2]}{(\sigma_1^2 \sigma_2^2 \sigma_3^2)}}} \quad (7)$$

式中, (i, j) 表示该维特征在图像中的位置; $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ 表示 3 个加权中心的位置, 加权函数显示如图 4 所示。

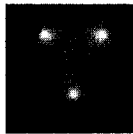


图 4 加权函数显示图

4.2 改进的特征加权方法

将加权中心定位在两个眼睛和嘴巴中心, 符合人脸不同特征在识别中的影响不同的规律, 但是考虑到本文用于识别的人脸图像是合成图像, 眼镜遮挡区域经过不断重建会有误差, 区分度较小, 所以过度强调这个区域将不利于人脸识别。因此本文在强调眼睛和嘴巴对识别的重要性的同时, 减小眼睛周围眼镜遮挡区域的权值, 改进的加权函数为:

$$wv(i, j) = [1 - w(i, j)]wv(i, j) + w(i, j)wv_{median} \quad (8)$$

式中, wv_{median} 为加权函数 $wv(i, j)$ 的中值, 改进的加权函数显示如图 5 所示。

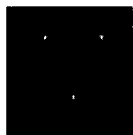


图 5 改进的显示图

5 实验结果

5.1 实验方法

本文的实验对象取自 CAS_PEAL 大规模中国人脸图像数据库^[8]。先从数据库中选取 200 个人的 400 张人脸图像作为训练集, 每个人的人脸图像中, 一张图像从标准库中选取, 另一张从表情库(表情变化较小)里选取。然后再从数据库中选取与 200 个标准人脸相对应的 200 张戴眼镜人脸图像作为测试集。在实验之前, 所有的人脸都通过 3 个特征点(双眼中心、嘴巴中心)被归一化到 71×67 像素, 并且对所有人脸的灰度均值和方差进行归一化。

本文提出的方法在 MATLAB 7.0 上进行实验。首先, 采用 400 张无眼镜人脸图像作为训练集, 利用 PCA+ICA 方法获得 PCA 特征脸和分离矩阵, 并且保存能量最大的前 40 维特征脸; 其次, 利用已知的 PCA 特征脸和分离矩阵将测试集中的 200 张戴眼镜人脸图像重建成相应的无眼镜人脸图像; 再次, 以输入图像中的非眼镜遮挡区域和重建图像中的眼睛遮挡区域作为误差补偿图像, 采用选择式掩模对其进行平滑, 重建平滑后的误差补偿图像, 直到相邻两次误差补偿图像的差小于某一阈值为止, 此时的误差补偿图像即为所需合成图像; 最后对合成图像使用改进的特征加权方法, 并将特征输入到两种分类器中进行识别, 得到最终的识别结果。

5.2 实验结果

戴眼镜人脸图像及相应合成图像的比较如图 6 所示: 图 6(a) 是归一化图像, 图 6(b) 是由 Saito 提出的 PCA 方法的重建结果, 图 6(c) 是由杜成提出的 PCA 方法的合成结果, 图 6(d) 是由本文提出的 PCA-ICA-W 方法的合成结果。由图 6

可以看出, 利用本文所提出的 PCA-ICA-W 方法合成的图像更加接近无眼镜人脸图像, 更加容易被识别。

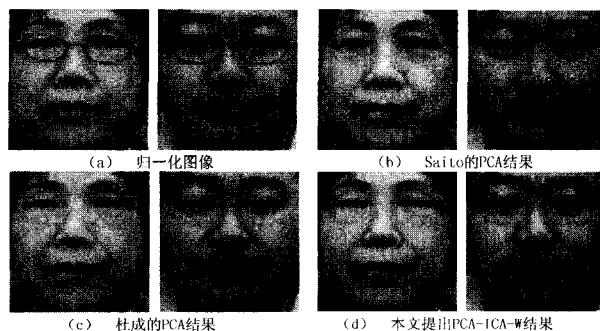


图 6 戴眼镜人脸图像以及合成图像的比较

200 张戴眼镜人脸图像及相应合成图像识别结果的数据统计如表 1 所列。从实验结果可以看出, 眼镜摘除后的人脸图像识别率比摘除前都有所提高, 但是单纯使用 PCA 方法得到的人脸图像(即用 Saito 和杜成提出方法得到的人脸图像)识别率并不是很高, 而使用本文提出的 PCA-ICA-W 方法进行人脸识别, 使识别率提升了近 30%。

表 1 识别结果的数据统计

		最近邻分类器		余弦分类器	
		识别个数	识别率 %	识别个数	识别率 %
原始戴眼镜人脸图像	识别个数	96	48	99	49.5
	识别率 %				
Saito 提出的 PCA 方法	识别个数	125	62.5	132	66
	重建图像				
杜成提出的 PCA	识别个数	146	73	153	76.5
	方法合成图像				
本文提出的 PCA-ICA-W	识别个数	182	91	176	88
	法合成图像				

结束语 本文利用 PCA-ICA-W 方法进行戴眼镜人脸识别, 不仅充分利用了 PCA+ICA 进行人脸重建, 合成了一个无眼镜人脸图像, 而且考虑到合成人脸图像的特殊性对其使用了改进的加权特征方法。实验结果表明, 利用本文提出的 PCA-ICA-W 方法进行戴眼镜人脸的识别是有效的, 能够较大提高戴眼镜人脸图像的识别率。

参考文献

- [1] Wu Chen-yu, Liu Ce, Shun H Y. Automatic eyeglasses removal from face images [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(30): 322-336
- [2] Saito Y, Kenmochi Y, Kotani K. Estimation of eyeglassless facial images using principal component analysis [C] // Proceedings of IEEE ICIP'99. Piscataway, NJ: IEEE Computer Society, 1999: 197-201
- [3] 杜成, 苏光大. 用于人脸识别的正面人脸图像眼镜摘除 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2005, 45 (7): 928-934
- [4] Matthew T, Alex P. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86
- [5] 穆志纯, 敦文杰. 人耳人脸特征融合在身份鉴别中的研究 [J]. 计算机科学, 2009, 36(5): 251-253, 261
- [6] 杨淑莹. VC++ 图像处理程序 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 北方交通大学出版社, 2005: 92-97, 149-152
- [7] 白小曼. 改进的加权主成分分析算法实现人脸识别 [D]. 北京: 北京交通大学, 2006
- [8] 张晓华, 山世光, 曹波, 等. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(1): 10-16