

基于异值区域消除的遮挡人脸识别

李冬梅¹ 熊承义¹ 高志荣² 周 城¹ 汪汉新¹

(中南民族大学电子信息工程学院 智能无线通信湖北省重点实验室 武汉 430074)¹

(中南民族大学计算机科学学院 武汉 430074)²

摘要 针对存在部分遮挡的人脸的识别问题,提出了一种改进的基于异值区域消除的人脸识别方法。首先,由训练人脸图像得到平均脸图像,并将测试图像与平均脸图像作差值运算得到误差人脸图像;然后,对误差人脸图像进行分割得到测试人脸图像存在的遮挡区域,并将测试图像和训练图像的相应区域予以去除以形成新的测试图像和训练图像;最后,采用线性回归分类或稀疏编码分类方法实现人脸识别。与同类方法比较,本方法计算相对简单,展现了较好的识别性能提升。基于 Yale B 和 AR 标准人脸数据库的仿真测试结果验证了本方法的有效性。

关键词 人脸识别,部分遮挡,异值区域检测,图像分割

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.3.060

Face Recognition with Occlusion Based on Removing Outliers Area

LI Dong-mei¹ XIONG Cheng-yi¹ GAO Zhi-rong² ZHOU Cheng¹ WANG Han-xin¹

(College of Electronic and Information Engineering, Hubei Key Lab of Intelligent Wireless Communication,
South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)¹

(College of Computer Science, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)²

Abstract Aiming at the issue of face recognition with partial occlusion, an improved face recognition method based on removing the outlier area was proposed in this paper. A mean face image is firstly obtained from train images, which is subtracted by the test face to form an error face image. Then the error face image is used to obtain the occlusion area of the test image by image segmentation technique, and the train images and test image are tailored by removing the corresponding occlusion area. Finally, face recognition is performed by linear regression classifier or sparse coding classifier. Compared to the similar works, the proposed method has considerable recognition performance improvement with relatively sample computational complexity. Simulation results based on the standard extended Yale B and AR face databases show effectiveness of the proposed method.

Keywords Face recognition, Partial occlusion, Detection of outliers area, Image segmentation

1 引言

人脸识别是图像处理、模式识别和计算机视觉领域的研究热点,在罪犯缉拿、法庭举证、企事业单位人员考勤和视频监控等方面有着重要的应用^[1]。经过 30 多年的发展,在确定环境下的自动人脸识别已经得到较好的应用,但面向户外复杂场景的鲁棒性自动人脸识别技术还远未成熟,存在大量的问题亟待解决^[2],其中待识别人脸存在光照剧烈变化、遮挡等问题是影响识别性能的重要因素。

近年来,国内外许多研究者针对鲁棒性自动人脸识别问题展开了广泛研究,并取得了大量有效的结果。其中,以新近

提出的信号压缩感知理论^[3]为基础的人脸识别方法研究得到了国内外学者的密切关注。Wright 等人^[4]最早提出基于压缩感知理论的稀疏表示分类(Sparse Representation-based Classification, SRC)人脸识别算法,通过利用稀疏性表示模仿人的视觉机理,展示了其在解决鲁棒性人脸识别中的良好潜力,通过引入遮挡字典和分块投票识别,有效提升了存在噪声和局部遮挡干扰的人脸识别性能。在此之后,基于稀疏表示分类框架的人脸识别研究得到了该领域研究者的广泛关注并引起了极大兴趣^[5]。针对原始引入的遮挡字典原子规模过大的问题,Zhang 等人^[6]提出了基于 Gabor 特征的稀疏表示分类人脸识别,同时将 Gabor 特征引入到遮挡字典的设计,有效

到稿日期:2014-04-01 返修日期:2014-11-11 本文受国家自然科学基金(60972081, 61201268),湖北省自然科学基金(2013CFC118, 2013CFB448),中央高校基本科研业务费专项(CZW14018)资助。

李冬梅(1989-),女,硕士生,主要研究方向为模式识别、图像处理, E-mail: 1031110990@qq.com; 熊承义(1969-),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像压缩、小波变换、压缩感知、人脸识别, E-mail: xiongcy@mail.scuec.edu.cn; 高志荣(1972-),女,博士生,副教授,主要研究方向为模式识别、图像处理; 周 城(1979-),男,博士,讲师,主要研究方向为多媒体信号处理、视频压缩标准; 汪汉新(1966-),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为信息论与编码。

降低了计算复杂度。在文献[6]中,Zhang 等人在详细分析稀疏表示分类人脸识别的机理上,认为其成功之处主要来自于稀疏编码过程利用了包含多类的大量训练样本协作表示测试样本的事实;并指出稀疏表示分类过于强调基于利用 l_1 范数约束求解以实现表示系数稀疏的重要性,忽视了因为样本增加而形成协作表示的影响;并由此提出利用 l_2 范数约束求解将能达到类似的效果,由此可大大简化计算。在此基础上,文献[7]进一步提出了称为协作表示分类(Collaborative Representation-based Classification, CRC)的人脸识别方法。基于 SRC 和 CRC 人脸识别的本质在于通过全部的训练样本对测试图像首先进行稀疏编码,然后通过比较由各类训练样本的加权表示冗余来进行类别判别。另外,针对光照变化和遮挡问题,文献[8]提出了基于分块线性回归分类(Linear Regression Classification, LRC)的人脸识别方法,通过提取并比较基于类的线性回归表示冗余进行分类识别。

以往针对遮挡的人脸识别大多采用了基于图像分块的方法,即将一幅图像划分为多个不重叠的图像块,然后通过投票或是取极值的方式进行分类识别,以提高识别的鲁棒性。尽管基于分块的方法对提升遮挡人脸识别的性能表现了较好的效果,但是基于分块的遮挡人脸识别也存在明显的问题:一是分块模式的不同会导致识别性能有很大的差异,二是当遮挡占据整幅人脸的比例较大时,其对识别性能的改进变得十分微小。

由于遮挡人脸存在的遮挡区域图像与真实图像之间表现出很大差异性,因此基于全局人脸信息的识别一定会导致识别性能的不稳定、不可靠。寻找能够抑制或者消除遮挡区域在人脸识别中形成影响的方法是有效实现遮挡人脸识别的关键所在。为此,文献[9]提出了联合子空间恢复和稀疏表示的人脸识别,通过子空间聚类得到误差去除的训练图像,并将得到的误差图像视为增加的训练图像,以提高对遮挡人脸图像的识别性能。杜杏菁等^[10]提出基于自动多值掩膜主成分分析人脸重建方法对遮挡部分进行修复以减弱遮挡对识别准确率的影响。Zhou 等^[11]提出使用马尔可夫随机场检测和遮挡部分识别的遮挡人脸识别方法。Morelli 等^[12]提出利用压缩感知思想检测遮挡区域,并将测试样本和遮挡区域做差,然后利用剩余人脸为有用人脸进行识别的方法。Meng 等^[13]提出通过从训练样本中学习一个编码残差图谱,然后使用该图谱自适应地检测测试样本中的异值点,并将检测到的异值点从测试样本中予以去除的人脸识别方法。Luan 等^[14]针对遮挡人脸识别问题,提出了基于线性回归与水平集图像分割的人脸识别算法。

受以上研究工作的启发,本文探讨了一种基于平均脸的人脸异值区域检测与消除的遮挡人脸识别方法。首先,由训练人脸图像得到平均脸图像,并将测试图像与平均脸图像做差值运算得到误差人脸图像;然后,对误差人脸图像进行分割得到测试人脸图像存在的遮挡区域,并将测试图像和训练图像的相应区域予以去除以形成新的测试图像和训练图像;最后,采用线性回归分类或稀疏编码分类方法实现人脸识别。与同类方法比较,本文方法在计算相对更加简单的基础上展现了较好的识别性能提升。基于 AR 库和 Yale B 库的实验仿真结果验证了本文方法的有效性。

2 相关算法

2.1 稀疏表示分类人脸识别

稀疏表示分类(Sparse Representation-based Classification, SRC)^[4]算法的核心思想在于用整体训练样本构成字典,利用 l_1 范数求取测试样本在字典上的稀疏表示系数,即寻求测试样本在字典中最稀疏的原子表示。将第 i 类的 p_i 个训练图像转化为列向量并排列成矩阵 $A_i = [s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,p_i}]^T \in \mathbb{R}^{m \times p_i}$, 其中, $s_{i,j}$ 表示第 i 类的第 j 个人脸灰度图像的列向量, $j=1, 2, \dots, p_i$, 训练样本特征维数为 $m = w \times h$ 。给定属于某个类的测试样本 $y_0 \in \mathbb{R}^m$, 则 y_0 可以由 A_i 中的原子很好地线性表示, 即: $y_0 = \sum_{j=1}^{p_i} a_{i,j} s_{i,j} = A_i \alpha_i$, $\alpha_i = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,p_i}]^T$ 为表示系数。假设我们有 K 个类的训练样本, 并构成字典 $A = [A_1, A_2, \dots, A_K]$ 为所有 K 个类的 N 个训练样本的级联, 其中, $N = \sum_{i=1}^K p_i$ 为全部训练样本数目, 则对于干净测试样本 y_0 可通过训练字典编码为:

$$y_0 = A\alpha \quad (1)$$

其中, $\alpha = [\alpha_1; \dots; \alpha_i; \dots; \alpha_K] = [0, \dots, 0, \alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,p_i}, 0, \dots, 0]^T$ 。考虑存在遮挡或者噪声干扰, 可以将 y 表示为:

$$y = y_0 + e_0 = A\alpha + e_0 = [A, A_e] \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha_e \end{bmatrix} = B\omega \quad (2)$$

其中, $B = [A, A_e] \in \mathbb{R}^{m \times (N+n_e)}$, 干净人脸 y_0 和误差人脸 e_0 通过训练样本字典 A 和遮挡字典 $A_e \in \mathbb{R}^{m \times n_e}$ 中的原子稀疏编码。文献[3]给出可选取遮挡字典 A_e 为正交矩阵, 比如: 单位矩阵、傅立叶矩阵、哈尔小波基等。利用 l_1 范数最小化可求解稀疏表示系数 α 为:

$$\hat{\alpha}_1 = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - A\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (3)$$

或

$$\hat{\omega}_1 = \arg \min_{\omega} \{ \|y - B\omega\|_2^2 + \lambda \|\omega\|_1 \} \quad (4)$$

其中, $\hat{\omega}_1 = [\hat{\alpha}_1; \hat{\alpha}_{e1}]$, λ 是平衡重构残差和稀疏系数的正则化参数。在获得稀疏编码系数 $\hat{\alpha}_1$ 或 $\hat{\omega}_1$ 后, 再计算每个类别的残差值, 并利用最小残差判决测试样本的类别, 其表示为:

$$\text{identity}(y_0) = \arg \min_i \|y_0 - A\delta_i(\hat{\alpha}_1)\|_2, i=1, \dots, k \quad (5)$$

或

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \|y - A_e \hat{\alpha}_{e1} - A\delta_i(\hat{\alpha}_1)\|_2, i=1, \dots, k \quad (6)$$

其中, $\delta_i: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ 为选择与第 i 类相关的系数的特征函数, 对于 $x \in \mathbb{R}^n$, 向量 $\delta_i(x) \in \mathbb{R}^n$ 的非零元素为 α 中与第 i 类相关的元素。基于式(5)的分类方法在后面称为 SRC 方法, 而基于式(6)的分类方法称为鲁棒性 SRC 方法(RSRC)。

Zhang 等^[5]在分析了稀疏表示分类人脸识别原理的基础上指出, 基于稀疏表示分类的人脸识别只注意到因为 l_1 范数约束优化导致的编码系数稀疏性对分类识别的作用, 而忽视了其编码表示中存在的样本的协作表示带来的好处, 从而进一步提出了协作表示分类算法(Collaborative Representation for Classification, CRC)的思想, 并提出可利用 l_2 范数代替 l_1 范数约束求解编码系数, 这样可以极大地减少计算时间, 降低系统复杂度, 即有:

$$(\hat{\rho}) = \arg \min_{\rho} \{ \|y - A \cdot \rho\|_2 + \lambda \|\rho\|_2 \} \quad (7)$$

其中, λ 为正则化参数, 能够使得最小二乘解稳定并使得编码系数 $\hat{\rho}$ 在一定程度上也具有稀疏性。基于正则化最小二乘法可解析求解式(7)得:

$$\hat{\rho} = (A^T A + \lambda A)^{-1} A^T y \quad (8)$$

令 $P = (A^T A + \lambda A)^{-1} A^T$, 其可视为投影矩阵, 因为独立于测试样本 y , 所以可进一步降低分类算法的时间复杂度。基于协作表示分类算法的人脸识别同样需比较测试图像与预测图像误差实现, 具体为:

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \|y - A_i \cdot \hat{\rho}_i\|_2 / \|\hat{\rho}_i\|_2 \quad (9)$$

为了提升对遮挡和噪声图像识别的性能, 文献[6]进一步提出了鲁棒性的协作表示分类算法 (Robust Collaborative Representation for Classification, RCRC), 即将式(7)中的编码冗余 l_2 范数测度修改为 l_1 范数测度, 如式(10)所示:

$$(\hat{\rho}) = \arg \min_{\rho} \{ \|y - A \cdot \rho\|_1 + \lambda \|\rho\|_2 \} \quad (10)$$

关于式(10)求解的具体细节可参见文献[7]。

2.2 线性回归分类人脸识别

基于线性回归分类 (Linear Regression-based Classification, LRC) 的人脸识别在于假设特定类的人脸图像是位于某一个线性子空间。如果假定测试样本 y 来自于第 i 类, 则该测试样本可以由第 i 类的训练样本线性表示为:

$$y = A_i \beta_i + e, i = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

其中, $\beta_i \in \mathbb{R}^{p_i \times 1}$ 为回归参数向量, e 表示均值为 0、方差为 σ^2 的独立随机分布的误差向量。回归算法的目标是找到 $\hat{\beta}_i$, 使得残差最小, 即:

$$\hat{\beta}_i = \arg \min_{\beta_i} \|A_i \beta_i - y\|_2, i = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

利用最小二乘法求回归系数解析解表示为:

$$\hat{\beta}_i = (A_i^T A_i)^{-1} A_i^T y, i = 1, 2, \dots, K \quad (13)$$

用上式求得的回归系数和预测字典 A_i 共同预测来自第 i 类的测试样本 \tilde{y}_i , 即:

$$\tilde{y}_i = A_i \hat{\beta}_i, i = 1, 2, \dots, K \quad (14)$$

将式(13)代入式(14), 得 $\tilde{y}_i = A_i (A_i^T A_i)^{-1} A_i^T y, i = 1, 2, \dots, K$ 。最后, 通过比较预测图像和原始测试图像的欧氏距离的大小实现识别, 如式(15)所示:

$$i^* = \arg \min_i \|\tilde{y}_i - y\|, i = 1, 2, \dots, K \quad (15)$$

3 提出的方法

基于前面分析可知, 人脸图像中的遮挡部分对正确识别形成了十分不利的影响, 如何去除遮挡像素对识别产生的不利影响是遮挡人脸识别研究关注的焦点。在识别之前检测出测试样本中存在的遮挡区域, 然后将测试图像和训练图像对应遮挡区域的部分预先去除, 最后利用遮挡区域去除预处理后的图像进行识别, 无疑能有效提升最终的识别性能。

3.1 基于异值区域消除的识别方法

基于遮挡区域消除的人脸识别的关键在于寻找有效的方法以准确知道测试人脸存在的遮挡区域。确定遮挡区域可以考虑通过人脸图像灰度值应有的分布特性展开, 但是这确实是一件困难的事情。文献[14]提出通过提取线性回归表示冗

余得到测试图像与每类训练图像的误差图像, 并由此提取出测试图像在基于不同类训练图像集条件下的遮挡区域的方法。由于文献[14]方法的遮挡区域提取是针对不同类训练图像集进行的, 经过遮挡区域去除后的测试图像对于不同类来说具有一定的差异, 其在空间域定义的范围表现有较大不同, 因此也限定了后续的分类方法的选用。本文基于人脸的无遮挡图像与有遮挡图像具有明显可分性的特性, 探讨了经由遮挡人脸图像与干净训练图像形成的平均脸图像产生差值图像, 并根据此差值图像进一步提取出测试图像的遮挡区域, 并以此实现识别系统性能提升的可行性和有效性。

基于以上考虑, 本文提出一种改进的基于异值区域检测消除的人脸识别框架 (见图 1)。本文提出的识别系统的实现分为两个阶段, 第一阶段是进行测试图像的遮挡区域检测, 并在此基础上执行对测试图像和训练图像对应遮挡区域的消除预处理; 第二阶段是选用相应的分类算法完成分类识别。具体步骤描述为: (1) 通过对训练人脸图像求平均运算得到表示标准无遮挡人脸的平均脸图像; (2) 将待测试人脸图像与平均脸图像作差值运算得到相应误差脸图像; (3) 采用图像分割技术对误差脸图像进行分割, 得到待测试人脸图像的遮挡区域描述; (4) 将待测试人脸图像及全部训练图像的对应视为遮挡区域的部分予以去除处理, 形成新的测试人脸图像和训练图像; (5) 采用线性回归分类或稀疏 (协作) 表示分类方法实现人脸识别。与以往同类方法^[12,14]相比, 本文方法的最大不同在于, 提出采用测试人脸与经由训练图像生成的平均脸作简单差值运算以形成误差人脸图像。这种误差人脸图像的提取方法不仅简单, 而且也能由此有效地提取出测试图像存在的遮挡区域, 并通过对图像遮挡区域的消除预处理达到有效提升识别性能的目的。另外, 利用本文方法预处理后的图像可以采用更多的分类算法完成分类识别。

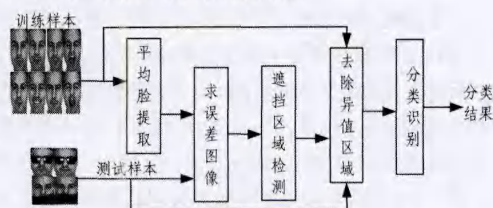


图 1 提出的算法框架

3.2 平均脸提取策略

对于平均脸生成, 本文采用了两种方法, 一种是基于全部训练图像的总平均脸 (Overall mean face, OMF) 生成, 一种是基于类的类平均脸 (Class mean face, CMF) 生成。总平均脸是由已有的所有已知类的全部训练图像通过求取全局平均得到, 最终得到的总平均脸为反映全部类所有训练图像平均的单幅图像。假设有 K 类共 N 幅训练图像, 其中每类包括 p_i 幅训练图像, 表示为 $\{s_{i,1}, \dots, s_{i,p_i}\}$, $N = \sum_{i=1}^K p_i$, 则生成的总平均脸表示为:

$$OMF = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{p_i} s_{i,j} \quad (16)$$

类平均脸生成是根据每类训练图像分别求平均得到, 最终得到的类平均脸为对应各类训练图像求平均的多幅图像。因此, 生成的类平均脸表示为:

$$CMF_i = \frac{1}{p_i} \sum_{j=1}^{p_i} s_{i,j}, i=1, \dots, K \quad (17)$$

基于不同的平均脸生成策略,使得后续得到的误差脸图像以及由此检测的遮挡区域的情形也会不同。如果采用总体平均脸,则我们在后续部分只需将测试图像与该单幅总体平均脸图像做一次差值运算,得到一幅反映测试图像遮挡的误差脸图像,再通过一次图像分割处理得到描述测试图像遮挡区域的估计。如果采用类平均脸,则在后续阶段将由测试图像与每一类对应的类平均脸图像做多次的差值运算,最终得到对应不同类的误差脸图像,并在多次利用图像分割处理后得到基于类的测试图像遮挡区域的估计。由此,我们如果采用基于总体平均脸的图像异值区域去除,则得到预处理后的测试图像和训练图像具有相同的图像尺寸和定义范围;而如果我们采用基于类平均脸的图像异值区域去除,则得到预处理后的测试图像和训练图像的图像尺寸和定义范围随类的不同而有一定差异。在基于整体平均脸的遮挡预测与图像预处理后,测试图像与所有训练图像具有相同尺寸和定义范围,因此可以方便进一步进行特征降维,以及更为灵活地选择合适的分类算法完成识别。

3.3 遮挡区域检测

遮挡区域的检测是算法后续部分执行遮挡区域去除的重要基础。如何根据误差人脸图像得到有效反映测试图像对应遮挡区域的描述非常关键。如果考虑遮挡区域对应的误差值应该相对较大,则可以直接设定一个恰当阈值后,通过比较差值图像每一像素的幅度值与阈值的区别来最终确定其遮挡部分。但是,寻找一个通用而有效的阈值选取方法可能非常困难。本文采用了基于图像分割理论的遮挡区域检测与定位方法。根据图像分割理论可知,当背景和目标的像素相差较为明显,且区域内像素相差较小、区域连通时,则可通过图像分割区分出图像背景和区域。由于遮挡区域与非遮挡区域相比具有很强的异值特性,在平均脸近似视为测试图像的无遮挡表示时,由测试图像与平均脸图像求差得到的误差图像,将能显性地表现出测试图像的遮挡与无遮挡部分。同一区域内的像素值相差不会太大且基本连通,区域间两者像素值相差会很明显,因此具备较好的可分割性。由于误差人脸图像的遮挡区域与非遮挡区域较原始含遮挡的测试图像具有更加明显的区别,因此能够利用分割的方法更好地估计出遮挡区域。

在本文中,我们采用了基于水平集结合活动轮廓模型的图像分割方法^[16]进行遮挡区域检测,该算法具有选择性的局部或全局分割特性。基于文献^[16]的图像分割方法简单描述如下,有关细节可参考原文献。给定图像 $I: \Omega \in \mathbb{R}$, 其中 Ω 表示图像区域。假设图像 I 由像素接近分段常数强度的两部分组成,本文中即对应遮挡区域和非遮挡区域;两个区域的像素值相差比较明显,区域内像素相差小,且区域连通。假设 C 是一条封闭曲线(活动轮廓),将图像域分为曲线内部和外部,在该分割模型中,由 Lipschitz 函数 $\phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 刻画的零水平集函数代替未知曲线 $C(t)$,如果点 (x, y) 在曲线内部,即为我们所需的目标区域,则 $\phi(x, y) = -1$;如果在曲线外部,表示非遮挡区域,此时 $\phi(x, y) = 1$;在曲线上,则 $\phi(x, y) = 0$,得到的是将目标和背景分开的曲线,如图 2 和图 3 中的白色曲线。该算法根据水平集函数为 -1 或 $+1$ 来判断遮挡和非遮挡区域。算法中定义的水平集函数 $\phi(x, y)$ 为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf(I(x)) \cdot \alpha |\nabla \phi|, x \in \Omega \quad (18)$$

其中, α 为正的常数, spf 代表符号压力函数, $spf(I(x)) =$

$$\frac{I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}}{\max(|I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}|)}, x \in \Omega, c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot H(\phi) dx}{\int_{\Omega} H(\phi) dx}, c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot (1 - H(\phi)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx}, H(\phi)$$

$H(\phi)$ 表示单位阶跃函数。通过求

解式(18)可得到检测目标的轮廓曲线,然后找到轮廓曲线内部的点即为检测的目标区域。同时,由于该算法中参数满足 $\min(I(x)) < \frac{c_1 + c_2}{2} < \max(I(x)), x \in \Omega$,使得不管轮廓出现在哪里,都不可能同时得到相同的符号,从而能有效实现背景和目标的区分。

图 2 给出了不同测试人脸基于整体平均脸的误差人脸生成结果,以及由此提取到相应遮挡区域的情形示例;图 3 给出了同一测试人脸基于类平均脸的误差人脸生成结果,以及利用上述分割方法提取到相应遮挡区域的情形示例。由此示例可以看出利用上述分割方法定位遮挡区域的有效性。当然,从图中发现,当测试图像中的某些特征和平均脸相差比较明显时可能存在误分,如图 2 中的第 2 幅人脸,其原因主要是由于该测试图像的头发的特征比较明显,所以导致最终得到的分割图像将此两部分也视为遮挡部分。不过,尽管该部分信息在图像遮挡区域消除预处理中会被去除掉,但是根据后面的实验结果我们认为,此等误分的出现对最终的识别结果不会造成太大影响。根据图 3 结果发现,当基于类平均脸的误差人脸图像在测试图像与训练图像属于同类时,提取的误差图像相对更加准确,因此可得到更好的分割结果。



(a)测试样本 (b)整体平均脸 (c)误差图像 (d)分割图像

图 2 基于整体平均脸的误差图像提取与分割



(a)测试样本 (b)类样本平均脸 (c)误差图像 (d)分割图像

图 3 基于类平均脸的误差图像提取与分割

图 4 为直接基于原始图像的遮挡区域分割结果。由结果

可见,基于原始图像的分割存在相对较多的非遮挡部分被错误分割的情况,这主要是因为原始图像的结构和纹理对于识别特定区域太过复杂,由此也表明了由误差图像进行分割定位遮挡区域更加有效。图5为测试图像同时存在光照变化时,基于整体平均脸生成的误差图像的分割结果。对比图2(d)的无光照变化同时存在的分割结果表明,误差图像的非遮挡区域相对均匀时的分割效果更好。而在图5中,测试图像同时存在光照变化的影响,误差图像左右两侧的灰度值相差较大,造成此时更加明显的误分割,从而导致后续识别的性能降低。根据本文后面的实验结果也验证,本文算法在测试图像存在剧烈光照变化时效果将减弱,因此探索一种能有效消除光照变化对误差图像造成影响的方法是有待进一步开展的工作。



图4 部分原始图像的分割结果



图5 有光照影响误差图像分割结果

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,基于Yale B人脸库^[17]和AR人脸库^[18]进行如下相关实验。具体包括用Yale B库中的Subset1子集作为训练样本,Subset2和Subset3子集加入人为生成的遮挡图像后作为测试样本,以及基于AR人脸库部分无遮挡的正面人脸图像作为训练样本,而将其包含的戴眼镜遮挡人脸和戴围巾遮挡人脸图像作为测试图像进行仿真实验。

4.1 参数选择

在设置的不同人脸库条件下,分别采用SRC^[4]、CRC^[6]和LRC^[8]分类方法进行了3组实验。为了避免特征选择对分类器的影响,对于SRC、CRC、LRC和本文算法,均不采用PCA算法进行特征选择和降维,直接用空域图像像素进行分类。实验中的稀疏表示分类(SRC)算法中的正则化参数设置为 $\lambda=0.001$,协作表示分类(CRC)算法中的正则化参数设置为 $\lambda=0.005$,鲁棒性协作表示分类(RCRC)算法的正则化参数设置为 $\lambda=0.5$;分割算法中参数 α 设置为 $\alpha=30$ 。在本文实验中,分割次数均设置为100次,由实验可知一般在分割次数为50次左右分割收敛,且本文使用的分割算法无需水平集重新初始化,所以,时间复杂度相对较低。

4.2 基于Yale B库的实验

Yale B人脸库包含在实验光照变化可控情况下38个人的2414张正面图像。Yale B人脸库根据光照强度分为5个子集,Subset1为在正常光照下采集的图像,Subset2和Subset3分别为轻微和中度光照影响图像,Subset4和Subset5为强光影响图像。由于本文算法讨论的核心是对遮挡图像的识别效果,因此选择Subset1作为训练子集,将Subset2和Subset3子集图像的眼睛、鼻子和嘴巴分别引入人造遮挡图像后

作为测试子集。实验所用的Yale B图像尺寸均为 64×56 。图6为眼睛、鼻子和嘴巴引入人造遮挡图像的测试样本示例。



图6 引入人造遮挡图像的测试样本示例

表1给出了对应两个测试子集在分别采用协作表示分类(CRC)^[7]和鲁棒性协作表示分类(RCRC)^[7]时的识别性能比较结果。其中OMF_CRC代表基于整体平均脸遮挡区域消除的人脸识别,分类方法采用了CRC方法,而OMF_RCRC的分类方法为RCRC。表2给出了对应两个测试子集采用稀疏表示分类(SRC)^[4]与鲁棒性稀疏表示分类(RSRC)^[4]的识别性能比较结果。其中OMF_SRC代表基于整体平均脸遮挡区域消除的人脸识别,分类方法采用了SRC方法,而OMF_RSRC的分类方法为RSRC。实验结果表明,针对Subset2光照变化不是很明显的情况,本文算法可以实现100%的识别,相对原始算法的识别率最高可以提高10%。其原因可能在于,在光照变化不是很剧烈的情况下,由本文方法提取的误差图像能够较好地实现遮挡区域检测分割,因此能够较好地实现识别性能提升;而当光照影响比较明显时,由本文方法提取的误差图像不能正确地检测出相应的遮挡区域,从而导致识别性能的下降。

表1 采用协作表示分类的识别性能比较

识别方法	Subset2 测试			Subset3 测试		
	眼睛	鼻子	嘴巴	眼睛	鼻子	嘴巴
CRC ^[6]	91.89	88.38	96.49	93.85	84.47	92.31
RCRC ^[7]	99.34	100	100	99.34	100	100
OM_CRC	100	99.78	100	100	100	100
OM_RCRC	100	100	100	100	100	100

表2 采用稀疏表示分类的识别性能比较

识别方法	Subset2 测试			Subset3 测试		
	眼睛	鼻子	嘴巴	眼睛	鼻子	嘴巴
SRC ^[4]	89.12	92.54	94.52	98.90	99.12	99.78
RSRC ^[4]	100	100	99.34	97.58	99.56	89.67
OM_SRC	100	100	100	98.90	99.12	98.90
OM_RSRC	100	100	100	93.19	94.29	93.63

表3给出了对应两个测试子集采用线性回归分类(LRC)^[8]的识别性能比较结果。实验结果表明,OM_LRC识别性能较文献^[8,14]方法具有明显的改进,本文方法在Subset2和Subset3测试库上都能达到100%的识别率,而LRC^[8]除了对鼻子遮挡条件下的识别性能效果尚可外,对存在眼睛和嘴巴遮挡时的识别性能表现明显很低。虽然LRC_LRC方法是基于每类图像求取误差图像,但是其识别性能却仍差于OM_LRC方法。

表3 采用线性回归分类的识别性能比较

识别方法	Subset2 测试			Subset3 测试		
	眼睛	鼻子	嘴巴	眼睛	鼻子	嘴巴
LRC ^[8]	69.73	95.61	71.49	74.29	94.73	77.36
LRC_LRC ^[14]	98.03	95.40	98.25	100	81.32	100
OM_LRC	100	100	100	100	100	100
CM_LRC*	98.47	98.90	98.68	98.02	98.24	99.12

*注:此处所用分类方法为文献^[14]中提出的改进LRC

4.3 基于 AR 库的实验

AR 人脸库为含不同表情、光照及不同特征变化(太阳眼镜、围巾)的共 116 个人正面图像,其中包括 63 位男性、53 位女性,分为 Session1 和 Session2 两个子集,两个阶段的图像采集相隔 14 天。在 AR 人脸库中 01 为正面中性图像,02-04 分别为微笑、生气、尖叫表情变化图像,05-07 为左边、右边、两边光照变化图像,08-10 为戴太阳眼镜、戴太阳镜及左边光照变化、戴太阳镜以及右边光照变化约 20% 眼镜遮挡的图像。11-13 为与眼镜情况相同条件的约 40% 围巾遮挡的图像。本实验选取 AR 人脸库的 50 名男性和 50 名女性,图像尺寸为 84×60 ,并在以下两种情形下进行实验:

(1) 无光照变化影响的理想人脸库

选择两个阶段图像的 01-04 共 800 幅图像作为训练图像,选择两个阶段人脸图像的 08 和 11 分别作为眼镜测试库和围巾测试库,每个库都为 200 幅图像。图 7 给出了选用的无光照变换影响的部分测试样本和训练样本。



(a) 部分训练样本



(b) 部分测试样本

图 7 理想人脸库

(2) 含光照变化影响的人脸库

选择 Session1 中 01-07 无遮挡图像,共 700 幅作为训练样本,Session1 和 Session2 中 08-10 眼镜遮挡,每人 6 幅,共 600 幅作为眼镜遮挡测试库。选择 Session1 和 Session2 中 11-13 围巾遮挡,每人 6 幅,共 600 幅作为围巾遮挡测试库。选用的有光照变化影响的部分测试样本和训练样本如图 8 所示。



(a) 部分训练样本



(b) 部分测试样本

图 8 光照影响人脸库

表 4 给出了在两类人脸库条件下,分别采用协作表示分类(CRC)和鲁棒性协作表示分类(RCRC)^[7]的识别性能比较结果。由表 4 结果表明,本文算法较原有分类识别方法的识别性能有明显提升。虽然 RCRC 对于无光照影响连续遮挡已经有良好的鲁棒性,但 OMF_RCRC 比 RCRC 算法整体提高了约 6% 的识别率;同时,由于异值区域去除预处理使得剩余人脸的特征维数得到一定的降低,因此也在一定程度上降低了识别阶段的计算复杂度。对于有光照影响的人脸库,本文算法比原始识别算法,其识别率的提升更加明显,OMF_

RCRC 在具有眼镜遮挡的分类识别中比原有 RCRC 方法提升了超过 20% 的识别率。

表 4 采用协作表示分类的识别性能比较

识别方法	无光照影响人脸库		有光照影响人脸库	
	眼镜遮挡	围巾遮挡	眼镜遮挡	围巾遮挡
CRC ^[6]	64.00	89.50	56.50	71.33
RCRC ^[7]	90.50	91.00	65.67	74.00
OMF_CRC	79.50	97.00	67.67	88.16
OMF_RCRC	96.50	97.00	86.00	91.17

表 5 给出了在两类人脸库条件下,分别采用稀疏表示分类(SRC)^[4]与鲁棒性稀疏表示分类(RSRC)^[4]的识别性能比较结果。稀疏表示算法对于连续遮挡分类效果不是特别好,即使在引入单位字典牺牲计算时间的情况下,围巾遮挡识别性能并没有改善多少。但是,在无光照影响的围巾遮挡人脸识别中,本文提出的 OMF_SRC 相比原有 RSRC 提高了 7% 的识别率;在无光照变化影响的眼镜遮挡人脸识别中,OMF_RSRC 相比 RSRC 提高了 10.5% 的识别率,虽然此时的 OMF_SRC 比 RSRC 只提高了 2.5% 的识别率,但是由于 RSRC 引入了正交单位字典,因此计算复杂度远高于 OMF_SRC。对于有光照影响人脸库的识别, SRC 以及 RSRC 识别性能都很差,但是在此异值区域不能准确检测的情况下,本文方法也能将识别率提高到接近 85%。

表 5 采用稀疏表示分类的识别性能比较

识别方法	无光照影响人脸库		有光照影响人脸库	
	眼镜遮挡	围巾遮挡	眼镜遮挡	围巾遮挡
SRC ^[4]	64.00	84.00	52.83	69.67
RSRC ^[4]	86.50	89.00	69.33	42.67
OMF_SRC	89.00	96.00	84.69	84.33
OMF_RSRC	97.00	99.5	84.67	84.83

表 6 给出了在两类人脸库条件下,采用线性回归分类(LRC)^[8]的识别性能比较结果。表 6 结果表明,原始的 LRC 方法对于连续遮挡人脸图像具有极低的识别能力,特别是针对围巾遮挡的人脸图像识别,其识别率才 12.5%。由实验结果可见:相对于原始的基于 LRC 的人脸识别算法,本文方法对无光照影响的遮挡人脸的识别性能有大幅提升,但是对光照变化影响的遮挡人脸识别,本文方法识别性能仍较低。我们认为,造成上述结果的原因在于:本文方法的基于简单取平均脸生成的误差人脸图像相对粗糙,由此导致遮挡区域提取不准确,而采用 LRC 进行最后的识别对这种分割的不准确较为敏感。但是,在此分割不是特别好的情形下,如果采用好的分类器,如采用 RSRC 或是 RCRC 进行分类却能够得到相对较高的识别率,如表 4 和表 5 所给出的结果。

表 6 采用线性回归分类的识别性能比较

识别方法	无光照影响人脸库		有光照影响人脸库	
	眼镜遮挡	围巾遮挡	眼镜遮挡	围巾遮挡
LRC ^[8]	66.00	12.50	51.00	11.17
CMF_LRC*	100.00	95.00	59.83	71.00
OMF_LRC	85.20	95.00	65.67	73.18

*注:此处所用分类方法为文献[14]中提出的改进 LRC

表 7 给出了本文算法与其它同类算法^[14,15]的性能比较结果。由实验结果可见:当测试图像为无光照影响的眼镜遮挡时,采用类平均脸得到误差图像,由于避免了将头发、胡须等误判为遮挡区域,使得分割具有较好的准确性,因此使得

CMF_LRC 算法针对眼镜遮挡识别率最高,达到 100% 的识别率,比之文献[14]的方法有更进一步的提高;而且本文方法因为误差图像的求取过程十分简单,因此其计算复杂度比文献[14]的方法也低。OMF_RSRC 算法针对围巾遮挡情况,识别率达到 99.50%,相比于同类算法,识别率提升较为显著。尽管当测试图像存在光照影响时,本文采用的水平集分割方法得到的分割准确性受到影响,但是本文算法仍表现出较好的识别性能提升表现。但是,这时的识别性能改善效果还不够显著。究其原因可能在于,在存在单侧光照影响时人脸的左右像素相差较大,从而使得背景区域内像素相差较大、区域连通性欠佳,最终导致图像遮挡区域和非遮挡区域不能有效分割。针对既有遮挡又有光照影响的人脸识别,探求一种更具鲁棒性的遮挡区域检测方法,是我们下一步继续努力的方向。

表 7 与其它同类算法的识别性能比较

识别方法	无光照影响人脸库		有光照影响人脸库	
	眼镜遮挡	围巾遮挡	眼镜遮挡	围巾遮挡
CMF_LRC	100.00	95.00	65.67	73.18
OMF_RSRC	97.00	99.5	84.67	84.83
OMF_RCRC	96.50	97.00	86.00	91.17
LRC_LRC ^[14]	99.00	95.00	84.50	76.67
RPCA_RAT ^[15]	93.00	15.5	72.70	13.70
RPCA_WE ^[15]	94.00	40.00	73.30	58.00

结束语 针对实际人脸识别中的待识别图像可能存在眼镜、围巾等连续遮挡这一问题,提出了一种改进的基于异值区域检测消除的连续遮挡人脸识别方法。首先采用整体样本平均脸或是类平均脸与测试图像进行差值运算得到误差人脸图像,然后利用选择性局部或全局分割方法对误差人脸图像进行分割得到人脸图像存在的遮挡区域,最后利用遮挡区域消除后的样本进行识别,其识别性能能够得到有效提高。基于 AR 和 Yale B 人脸库的实验仿真结果证明了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A, et al. Face Recognition: A Literature Survey[J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458
- [2] Hua G, Yang M H, et al. Introduction to the special section on real-world face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(10): 1921-1924
- [3] 彭义刚, 索津莉, 戴琼海, 等. 从压缩传感到低秩矩阵恢复: 理论与应用[J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 981-994
- [4] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227
- [5] Meng Y, Zhang L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary[C]//Proceeding of Computer Vision on European Conference on Computer Vision, 2010: 448-461
- [6] Zhang L, Meng Y, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 471-478
- [7] Zhang L, Yang M, Feng X, et al. Collaborative representation based classification for face recognition[OL]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.363.8790>
- [8] Naseem I, Togneri R, Bennamoun M. Linear regression for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(11): 2106-2112
- [9] 胡正平, 李静. 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸识别算法[J]. 电子学报, 2013, 41(5): 987-991
- [10] 杜杏菁, 郭明雄. 人脸识别中遮挡区域恢复算法研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(5): 307-310
- [11] Zhou Z, Wagner A, Mobahi H, et al. Face recognition with contiguous occlusion using markov random fields[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision, 2009: 1050-1057
- [12] Morelli Andrés A, Padovani S, Tepper M, et al. Face recognition on partially occluded images using compressed sensing[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 36: 235-242
- [13] Meng Y, Zhi Zhao-Feng, Shiu S C K, et al. Fast and robust face recognition via coding residual map learning based adaptive masking[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(2): 535-543
- [14] Luan X, Fang B, Liu L, et al. Face recognition with contiguous occlusion using linear regression and level set method[J]. Neurocomputing, 2013, 12(2): 386-397
- [15] Luan X, Fang B, Liu L H, et al. Extracting sparse error of robust PCA for face recognition in the presence of varying illumination and occlusion[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(2): 495-508
- [16] Zhang K, Zhang L, Song H, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set Method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676
- [17] Lee K C, Ho J, Kriegman D. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27: 684-698
- [18] Aleix M, Robert B. The AR face database[R]. CVC Technical Report 24. 1998
- [9] Wu J, Wang C F. Fast computation of cylindrical Green's functions with graphic processing unit[C]//Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI). 2013: 1884-1885
- [10] Mirollo A C, Guerrero J J, Sagues C. SURF features for efficient robot localization with omnidirectional image[C]//2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2007: 3901-3907
- [11] Szczuko P. Influence of image transformations and quality degradations on SURF detector efficiency[C]//Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), 2013. IEEE, 2013: 285-290

(上接第 270 页)