

一种能实现免脱帽人脸识别系统算法

张彦虎^{1,2}, 鄢丽娟^{1,3}, 张彦军⁴

(1. 广东松山职业技术学院 计算机与信息工程学院, 广东 韶关 512126;

2. 国父大学, 菲律宾 曼达路尤 1550; 3. 中山大学 数据科学与计算机学院, 广州 510006;

4. 甘肃五环公路工程有限公司, 兰州 730000)

摘要: 针对人脸识别系统在人脸被遮挡情况下识别率低的问题, 为进一步提升人脸在遮挡情况下的识别率, 文章提出一种通过图像多方向梯度值, 使用融合、补偿等方式产生可以对原图像进行特征描述的特征图像, 通过对特征图进行一系列处理后实现人脸识别的算法; 算法首先计算图像四方位的梯度值; 其次对 4 个梯度值进行融合运算, 产生合融梯度、差融梯度; 再次以合融梯度、差融梯度作为补偿变量在原图像上进行适当系数的补偿, 形成人脸图像特征图; 然后对特征图依次进行直方图统计、主成分分析后, 使用 SVM 分类器进行分类识别; 使用 Matlab2016 试验仿真平台在 ORL、CMU_PIE 等多个人脸数据库上进行测试, 分别取得 100%、92.21% 的准确率, 结果表明推荐算法在人脸被遮挡情况下的识别率具有很好的表现。

关键词: 梯度; 图像梯度; 图像梯度补偿; 人脸识别; 身份识别

A System Algorithm for Face Recognition Without Taking off the Hat

ZHANG Yanhu^{1,2}, YAN Lijuan^{1,3}, ZHANG Yanjun⁴

(1. School of Computer and Information Engineering, Guangdong Songshan Polytechnic, Shaoguan 512126, China;

2. Jose Rizal University, Mandaluyong Metro Manila 1550, Philippines;

3. School of Computer Science and Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, China;

4. Gansu Wuhuan Highway Engineering Co., Ltd., Lanzhou 730000, China)

Abstract: Aimed at the face recognition system for lower recognition rate problem under the obscured condition, in order to further improve human face recognition rate under the condition, a kind of more direction from the image gradient values is put forward, the use of fusion, compensation and other way can describe the characteristics of the image characteristics of the original image, the characteristics of the figure are based on a series of processing to realize the algorithm of face recognition. Firstly, the gradient value of image quadrangle is calculated. Secondly, the fusion operation is performed on the four gradients to generate fusion gradient and differential fusion gradient. Thirdly, the fusion gradient and differential fusion gradient are used to compensate the proper coefficients on the original image to form the face image feature image. Then, after the histogram statistics and principal component are analysed, the SVM classifier is used for classification and recognition. Matlab 2016 experimental simulation platform is used to test on multiple face databases such as ORL and CMU_PIE, and the accuracy reaches 100% and 92.21% respectively. The results show that the recognition rate of the recommendation algorithm has a good per-

收稿日期:2021-08-08; 修回日期:2021-08-31。

基金项目:广东省普通高校特色创新项目(2019GKTSCX041);广东省高职教育精品课程建设项目(粤教职函[2018]194.50);韶关市科技计划(社会发展与农村科技专项)资金项目(2018SN041)。

作者简介:张彦虎(1981-),男,甘肃白银人,硕士,高级工程师,主要从事算法研究、物联网、图形图像方向的研究。

通讯作者:鄢丽娟(1983-),女,江西丰城人,硕士,讲师,主要从事算法研究、图形图像、无线网络方向的研究。

引用格式:张彦虎,鄢丽娟,张彦军.一种能实现免脱帽人脸识别系统算法[J].计算机测量与控制,2022,30(2):244-251.

formance in the case of blocked faces.

Keywords: gradient image gradient; image gradient compensation; face recognition; identification

0 引言

近年来,随着计算机人脸识别技术的发展,人脸识别已逐步应用于各行各业的人员身份识别领域^[1],其中部分特殊行业员工在使用人脸识别系统进行身份识别时具有一定的特殊性,比如舰艇员工、矿工等,在该应用场景下,待识别人员大多带有不同类型容易遮挡脸部的穿戴设备,如帽子、头盔等,传统人脸识别技术为了达到一定准确率,多要求被识别者去除遮挡物,否则容易造成识别失败等问题,但是,强制性要求被识别者去除遮挡物可能会产生如下不良影响:1)部分情况下此举不人性化;2)容易导致系统效率低;3)可能会产生安全隐患等一系列问题。

目前人脸识别流行的技术方案两个方向^[1],其一是基于脸部全局特征进行识别,该方案可以很好地体现人脸特征的整体情况,其中较为经典的方法有PCA^[2]、LDA^[3]等方法;其二是基于脸部局部特征进行识别,该方案主要侧重于体现脸部的细节,其中较为典型的方法有LBP^[4]、SIFT^[5]、HOG^[6]等方法。

对于基于脸部局部特征进行识别的方法,研究人员进行了多角度的探索,文献[7-8]基于HOG算法做了改进,改进HOG算法在图像处于不同光照、旋转等情况下的识别率有所提高;文献[9]采用LBP分块方法进行图像识别,取得不错的效果;文献[10-12]基于LBP算法进行了适当改进,在识别率上有所提升;文献[13]提出CLBP算法,其主要改进点是在LBP基础上融合了局部差异值和中心像素灰度值分析等技术;文献[14]利用模块方差的大小选择不同的阈值,从而达到提取更多细节信息的目的;文献[15]提出一种WKPCA人脸识别算法,通过将高、低分辨率人脸图像融合后形成新的图像特征进行识别;文献[16]提出一种GF的特征描述方法,使用梯度信息值进行特征提取;文献[17]提出一种CSGMP的识别算法,该算法首先将图像进行梯度转换,然后采用CS-LDP方法提取特征值,在一定程度上提升了识别率,文献[18]给出了计算图像

梯度散度的、与坐标选取无关的简易近似公式,并应用到带噪数字图像中,利用梯度与散度的配合进行边缘提取。文献[19]针对人脸图像使用MCD算法,求出稳健的协方差矩阵估计,基于此协方差估计矩阵使用PCA技术提取重要的人脸特征用于识别。文献[20]对各类图形图像处理算法进行了总结与分析。文献[21-22]从提升算法抗噪性等方面着手优化了图像处理算法。

上述算法都能很好地解决人脸识别的问题,在识别率上有一定的改进与提升,但用于在脸部被遮挡情况下的识别时,上述算法在不同程度上存在耗时长常、识别不精确等缺陷;为了有效解决上述问题,本文提出一种可实现免脱帽人脸识别的身份识别算法,文中提出一种通过对图像偏移进行特征提取的算法,对一张图片的矩阵 A 分别向上、下、左、右方向偏移得到4个新的矩阵 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 ,采用邻近空补缺偿将4个新矩阵的维度调整到至 A 的维度,然后用 A 分别减去上述矩阵,得到4个差额矩阵 S_1 、 S_2 、 S_3 、 S_4 ,差额矩阵在不同方向上各自保留了图像的部分特征。对4个差额矩阵进行相关运算,可以得到描述更多特征信息的特征矩阵 S_n ,将矩阵 S_n 累加到图片 A ,产生新的对特征信息进行了强化的特征矩阵 S_m ,对矩阵 S_m 的亮点通过一定的算法进行调整,得到对图片 A 进行描述的特征矩阵 S_{fig} 。然后使用PCA技术对特征矩阵 S_{fig} 进行降维处理,获取到一定比例的有效信息,采用SVM向量机分类算法对各种不同条件下的人脸进行分类、识别,实验结果表明该算法在识别率提升的同时,其运行效率有非常卓越的表现。

经典LBP算法在人脸识别方向中的运行效率是学术界公认,而本文所述算法在确保识别率的情况下,其执行效率可以达到经典LBP算法执行效率的2倍以上。

1 本文算法

1.1 相关概念

1.1.1 图像梯度

一维函数的一阶微分定义为:

$$\frac{df}{dx} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{f(x+\epsilon) - f(x)}{\epsilon} \quad (1)$$

一个灰度图像，可以认为是一个二维函数 $f(x, y)$ ，分别对 x, y 求导即有：

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{f(x+\epsilon, y) - f(x, y)}{\epsilon} \quad (2)$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{f(x, y+\epsilon) - f(x, y)}{\epsilon} \quad (3)$$

因图像是离散的二维函数， ϵ 不能无限小，而图像是按照像素进行离散，最小的 ϵ 就是 1 个像素。因此，对公式 (2)、(3) 进行转化，产生式 (4)、(5) 的形式 ($\epsilon=1$)：

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = f(x+1, y) - f(x, y) = gx \quad (4)$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = f(x, y+1) - f(x, y) = gy \quad (5)$$

式 (4)、(5) 为图像 $g(x, y)$ 点的水平梯度 (x 方向) 和垂直梯度 (y 方向)，从上面的表达式可以看出来，当 $\epsilon=1$ 时，图像的梯度相当于 2 个相邻像素的差值。

1.1.2 本文概念介绍

为演示偏移补偿法的基本操作，以中央为 ‘Z’ 型字母的 7×7 维矩阵 A 为例，演示偏移补偿算法的特征提取过程及最终效果图，过程如图 1 所示。

1) 对矩阵 A 分别向上、下、左、右 4 个方向偏移 1 位，位数不足时，使用近邻填补法填充空矩阵，使其与 A 的维度保持一致，形成 S_{11} 、 S_{12} 、 S_{13} 、 S_{14} 四个偏移矩阵，见图 1 (b) ~ (e)；

2) 用矩阵 A 分别减去 S_{11} 、 S_{12} 、 S_{13} 、 S_{14} ，产生 S_1 、 S_2 、 S_3 、 S_4 等 4 个差额矩阵，见图 1 (f) ~ (i)；

3) 整理差额矩阵，形成纵方向、横方向上的特征矩阵，即 $S_{z1} = S_1 + S_2$ 、 $S_{z2} = S_3 + S_4$ 、 $S_{f1} = S_1 - S_2$ 、 $S_{f2} = S_3 - S_4$ ，见图 1 (j) ~ (m)；

4) 组合差额矩阵， $S_n = S_{z1} + S_{z2}$ 、 $S_{rc} = S_{f1} + S_{f2}$ ；对 S_n 进行均值降噪处理，此时 S_n 矩阵为对图片 A 特征扩大后的矩阵，可实现图片 A 的轮廓强化；矩阵 S_{rc} 提取了图片 A 轮廓的细节特征，见图 1 (n)、(o)；

5) 将图片 A 矩阵与 S_n 矩阵相加，即 $S_m = A + S_n$ ，产生一个强化了图片 A 轮廓特征的新矩阵 S_m ，见图 1 (p)；

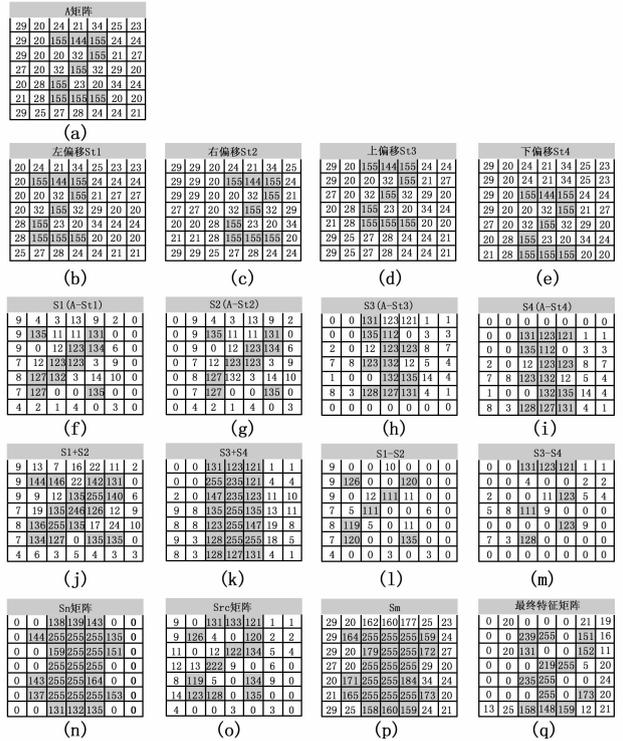


图 1 Z 形图像经过各种转化后的效果图

6) 用矩阵 S_m 减去若干倍的 S_{rc} ，即 $S_{fig} = S_m - S_{rc} * r$ ， S_{fig} 即为图片 A 的特征矩阵，见图 1 (q)。

1.2 算法流程

首先采用文章所推荐算法获取图像特征，然后使用 3×3 模板将第一步所得图像分解为若干子图，第三步对第二步所得的所有子图统计其直方图，得到特征向量，第四步使用 PCA 对所得进行降维，最后用 SVM 方法分类训练图像并完成识别^[11]，本文图像处理流程采用如图 2 所示。

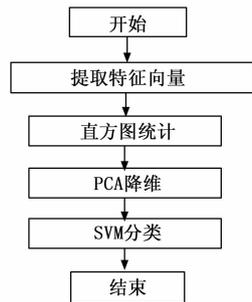


图 2 本文算法流程图

1.3 实施过程

将图片转化为灰度图，获得 $m \times n$ 阶矩阵 A 。

Step1: 提取偏移矩阵

矩阵 A 的上偏移矩阵 S_{t1} :

$$S_1 = |A - S_{t1}| \quad (10)$$

令 $i < m$ 时, $S_{t1}(i, j)$ 等于矩阵 A 的第 $i + 1$ 行, 第 j 列数值, 即 $A(i + 1, j)$; 令 $i = m$ 时, $S_{t1}(i, j)$ 的值等于 $S_{t1}(i - 1, j)$, 得到一个与 A 同阶的 $m * n$ 矩阵。其实现公式为:

$$S_2 = |A - S_{t2}| \quad (11)$$

$$S_3 = |A - S_{t3}| \quad (12)$$

$$S_4 = |A - S_{t4}| \quad (13)$$

$$S_{t1}(i, j) = \begin{cases} A(i + 1, j) & i \geq 1 \& i < m \\ S_{t1}(i - 1, j) & i = m \end{cases} \quad (6)$$

对 $200 * 200$ 像素的 lena 图像进行 4 个方向的转换, 其结果如图 4 所示。

重复上述的方法, 分别取得下偏移矩阵 S_{t2} 、左偏移矩阵 S_{t3} 、右偏移矩阵 S_{t4} , 其实现过程分别为:

S_{t2} 的实现公式:

$$S_{t2}(i, j) = \begin{cases} A(i - 1, j) & i > 1 \& i \leq m \\ S_{t2}(i + 1, j) & i = 1 \end{cases} \quad (7)$$

S_{t3} 的实现公式:

$$S_{t3}(i, j) = \begin{cases} A(i, j - 1) & j > 1 \& j \leq n \\ S_{t3}(i, j + 1) & j = 1 \end{cases} \quad (8)$$

S_{t4} 的实现公式:

$$S_{t4}(i, j) = \begin{cases} A(i, j + 1) & j \geq 1 \& j < n \\ S_{t4}(i, j - 1) & j = n \end{cases} \quad (9)$$

Step2: 获取差额矩阵

此时 S_{t1} 、 S_{t2} 、 S_{t3} 、 S_{t4} 为矩阵 A 分别向上、下、左、右移动一位之后的矩阵, 其显示的结果几乎与原图相同, 为了提取图形中的轮廓信息, 我们令 $S_1 = |A - S_{t1}|$, 此时, 如果矩阵 A 中的像素点 $a(i, j)$ 与其上一行同列像素的值相同或者相近, 运算后 $S_1(i, j)$ 的值为 0 或者一个非常小的数值, 如果 $a(i, j)$ 与其上一行同列像素的值存在较大差距, 表明该像素点很有可能是图像的轮廓, 该值经过绝对值运算之后为正数, 能体现图像轮廓信息。通过对正方形等图形进行检测验证, 我们发现, 上、下偏移取差可以提取横向特征信息, 如图 3 所示。同理, 左右偏移取差可以提取纵向特征信息。



图 3 图形在各方向上的梯度图像

用同样的方法分别获取 S_2 、 S_3 、 S_4 几个方位的偏移差额图。其计算公式分别为:

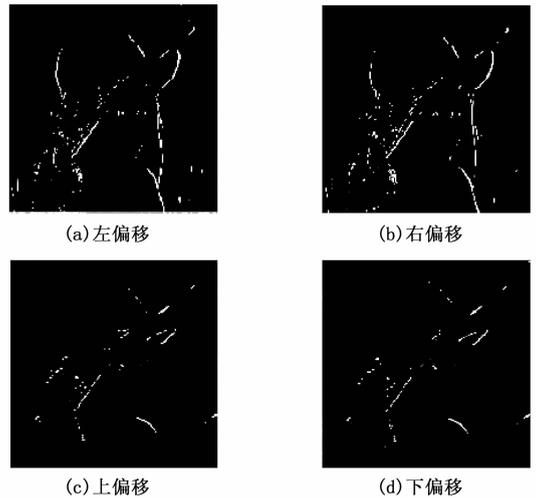


图 4 Lena 图片各方向的梯度图

Step3: 合成 S_n 特征矩阵图像

为了得到图片更全面的轮廓信息, 将上述 4 个矩阵进行累加, 得到矩阵 S_n 。

$$S_n = S_1 + S_2 + S_3 + S_4 \quad (14)$$

lena 头像的 S_n 矩阵图像如图 5 所示。



图 5 Lena 的 S_n 矩阵图像

从图 4 可以看到, S_n 图像的轮廓加宽的同时, 亮度也增强了很多, 将图片 A 的轮廓特征很好地显现了出来, 对上述矩阵分析, 对比结果如表 1 所示, 其中 B_1 、 B_2 的最大灰度值为 216, B_3 、 B_4 的最大灰度值为 177, 经过累加后 S_n 的最大值为 255, 且 255 灰度值的总数量从 0 增长到 326, 同样, 其他相同位

置的像素值也在增加，可以解释亮度增强的原因；60~255 像素点的统计数从 0 增加到了 8 154，可以解释图形轮廓变宽的原因；同时因图片累加使用 uint8 数值进行运算，累加后超过 255 像素值的像素点，系统默认转换为 255。

表 1 S_n 图像运算后像素值

灰度值/各图像	S_1	S_2	S_3	S_4	S_n
最大值	216	216	177	177	255
255 的点数统计/个	0	0	0	0	326
0~10 的点数统计/个	26 968	26 979	31 336	31 349	11 820
60~255 的点数统计/个	1 176	1 176	537	537	8 154

Step3: 对 S_n 矩阵进行降噪处理

仔细观察 S_n 图片及矩阵发现， S_n 中存在较多的散点，这些散点大多并非图片轮廓相关的特征信息，为了剔除散点的影响，我们使用适当算法对该矩阵进行降噪处理。本文采用均值法，其算法为：

$$S_n(i, j) = \begin{cases} S_n(i, j) & S_n(i, j) \geq mean \\ 0 & S_n(i, j) < mean \end{cases} \quad (15)$$

其中： $mean$ 为矩阵 S_n 的灰度值均值。

通过上述算法，去除部分散点，能更好地凸显图像的轮廓及纹理特征。

Step4: 将 S_n 矩阵与原灰度图矩阵 A 进行累加

S_n 矩阵较好地提取了图片 A 的轮廓等特征信息，以图像 lena 为例，对 S_n 矩阵分析发现，灰度值为 0 的像素点统计数为 27 357，占比达到 68.4%，远大于等于均值的像素点数为 12 643 个，因为像素点分布不均匀，不太适合直接用做图片特征值。我们将 S_n 矩阵与原灰度图矩阵 A 进行累加，获得新的矩阵 S_m 。

$$S_m = A + S_n \quad (16)$$

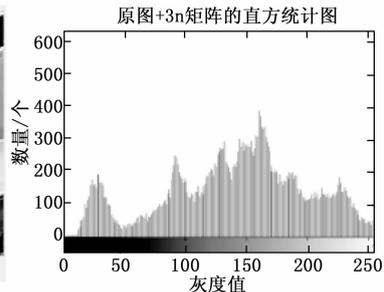
其图形显示及直方图分别如图 6 所示。

矩阵 S_m 有以下几个特点：1) 像素点相对均衡；2) 强化了图片中能代表图片特性的轮廓特征；3) 255 像素点附近的数量增多，这是因为在原矩阵 A 上增加了 S_n 矩阵，导致图片轮廓附近的像素值达到最大值 255，从图片中的亮点也可以看到。

因为对图片的训练、识别要用到直方图特性，而 255 像素点附近的像素点数量增多，会在一定程度上会降低图像的认识率，为了进一步提高图片识别率，需要通过一定途径进一步降低图片中 255 像素点的



(a) 矩阵 S_m 图形显示



(b) 矩阵 S_m 的直方图

图 6 S_m 图及对应直方图

数量。

Step5: 提取纵、横方向上的细微特征

对上、下方向上的两个差额矩阵 S_1 、 S_2 进行相减，得到矩阵 S_r ，可以保留纵向 (Y 轴) 上更细微的局部特征。

$$S_r = S_1 - S_2 \quad (17)$$

对左、右方向上的两个差额矩阵 S_3 、 S_4 相减，得到矩阵 S_c ，保留横向 (X 轴) 上细微的局部特征。

$$S_c = S_3 - S_4 \quad (18)$$

将 $S_{rc} = S_r + S_c$ ，可以得到图片水平、垂直方向上的综合细微特征图，lena 图像的 S_{rc} 图像显示如图 7 所示。 S_{rc} 相对 S_m 而言，提取的信息更加细腻，而 S_m 的特征信息更加粗犷。



(左偏-右偏) + (上偏-下偏)

图 7 S_{rc} 矩阵的图形

Step6: 获得取图片的特征

对比 step4 的结果 S_m 和 step5 的结果 S_{rc} ，在 S_m 图像中，有部分亮点的像素值超过 255，使用 S_{rc} 对 S_m 图像亮点部分的像素值进行适当的减弱，增强图片的特征。因 S_m 是由原图 A 叠加 S_n 而来， S_n 体现的是图片粗犷的轮廓信息，而 S_{rc} 能体现图片更细微的轮廓特征，用 S_{rc} 对应位置的像素值来减弱 S_m 的亮

点,可以有效降低亮点的数量,增强图片的可识别性。我们令 $S_{\text{fig}} = S_m - S_{rc} * r$, 即对 S_m 矩阵减若干次 S_{rc} , r 可取实数。实验证明 r 取 4~10 范围内的数字时,识别效果较好,图 8 是 $r=5$ 时对应的图片效果。



图 8 本文算法特征图

S_{fig} 矩阵即为图片 lena 的最终特征值,该图保留了原图更多的细节特征,有利于图片的识别。

Step7: 将所获取的特征图片进行均等分块,对每个分块的图片进行直方图统计,然后按照一定的次序将各个分块的直方图进行链接,形成特征向量,本文对特征图的分块方式采用 3×3 模式。

2 实验与结果分析

2.1 实验设置

2.1.1 实验环境

本文试验操作平台硬件配置为:CPU 四核 i3-2370M,主频 2.4 GHz,内存 8 G (其中显存分配 1 G),Win7 旗舰版 64 位操作系统,仿真软件选用 Matlab 2016a,实验数据使用 ORL 人脸数据库完成测试。

2.1.2 参数设置

图像分块模板采用 3×3 的模板,分类器使用台湾学者林智仁教授团队开发的 LibSVM 分类器,其对应参数设置为 ‘-s0-t2-c16-g0.0009765625’。

2.1.3 图像遮挡处理方法

为了对比算法在有遮挡物情况下的识别率,采用一款如图 9 (a) 所示规格为 92×35 的遮挡图对原图的面部上部做遮挡处理,如图 9 所示,图 2 (c) 为遮挡完毕后的图像。

2.2 实验结果

为了验证本文所述算法的有效性,分别在 ORL、

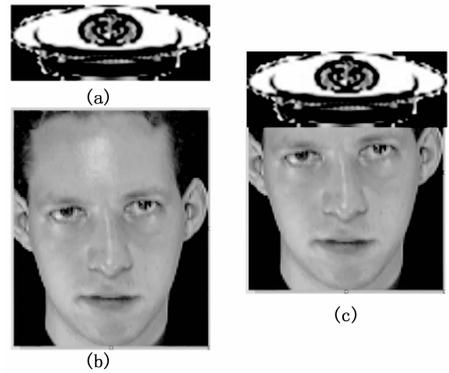


图 9 采用遮挡图对人脸进行遮挡的处理

CMU_PIE 人脸集上与经典 LBP、文献 [15] 所述的 KPCA、文献 [14] 所述等优秀算法进行识别率结果的对比分析。

2.2.1 识别率分析

为验证本文算法在识别率方面的表现,对所参考的算法,若原文献中提供实验参数,使用原文参数,原文未提供实验参数的,使用与本文相同的参数进行设置,为更充分地比较各算法,研究者分析了所测数据库上每个人训练图像数占个人图像总数的 30%~80% 之间的所有情况,以便更全面地分析各算法识别效果。

2.2.1.1 ORL 数据库测试结果

ORL 人脸数据库是由英国剑桥大学的 Olivetti 研究实验室创建,该数据集包含 40 个人,每人 10 张照片,其中包括了表情变化,微小姿态变化,20% 以内的尺度变化,其规格为 92×112 。本实验中,所有图片都使用 2.1.3 所示的方法进行遮挡处理,分别使用数据库中每人的前 3 幅图像至前 8 幅图像进行训练,其他剩余图像用于测试,其测试结果如图 10 和表 2 所示。

从表 2 可以得到,在 ORL 人脸数据库中,文献 [14] 算法、KPCA 算法及本文算法都有较好的表现,但本文算法相对而言表现更优;文献 [14] 算法在使用 6 张以上的训练图时,取得超过 92% 的识别率。KPCA 算法在使用 8 张训练图时取得 95% 左右的识别率,在使用 7 张及以下的训练图时,其识别率效果欠佳。本文算法展示的识别率在使用各个不同训练图片时,其识别率均高于文献 [14] 等对比算法。

表 2 ORL 库中各算法在不同数量训练图片下的识别率 %

Algorithms	Number of samples					
	3	4	5	6	7	8
Classic LBP	64.28	77.5	85	87.5	91.67	90.00
Ref[14]	70.41	82.86	89.00	92.50	91.66	91.25
KPCA	24.17	40.95	75.56	69.33	90.00	95.56
Proposed Algorithm	71.43	84.17	94.5	97.5	99.17	100.00

2.2.1.2 CMU_PIE 数据库测试结果

CMU_PIE 人脸数据库是由卡耐基梅隆大学创建, 该数据集原始数据库包含 68 个人, 原数据库包含每人的 13 种姿态条件, 43 种光照条件和 4 种表情下的照片, 总计 40 000 张照片, 因原数据库图像较大, 本文使用其中每人 24 幅不同光照、不同角度状态下的图片, 共计 1 632 张人脸图进行测试, 其图片采用 64×64 规格的灰度图像。本实验中, 分别使用数据库中每人的前 10 副图像到前 18 幅图像进行训练, 其他剩余图像用于测试, 其测试结果如表 3 所示。

表 3 CUM_PIE 库中各算法在不同数量训练图片下的识别率 %

Number of samples	Algorithms				
	Classic LBP	CLBP	Ref[14]	KPCA	Proposed Algorithm
10	45.43	32.19	41.12	22.95	42.91
11	49.71	45.53	52.54	29.57	51.86
12	46.86	40.49	48.95	27.26	49.68
13	45.77	37.88	46.04	26.92	48.18
14	44.46	36.23	46.23	30.79	49.02
15	56.10	44.66	62.30	36.98	66.88
16	57.22	57.40	66.96	38.65	74.31
17	72.32	66.86	77.99	47.11	79.88
18	88.53	78.97	91.72	54.22	92.21

由表 3 分析得到, 在 CMU_PIE 人脸数据库中, LBP 算法在训练数为 10 时, 文献 [14] 算法在训练数为 11 时, 识别率略高于本文算法, 除此之外, 本文算法的识别率均优于其他被参照算法, 在训练图片的数量为 18 时, 本文算法的识别率可以达到 92.21%。

综上所述, 对本文所述算法分别在 ORL 人脸识

别库、CMU_PIE 人脸识别库上与经典 LBP 算法、CLBP 算法、KPCA 算法、文献 [14] 算法等进行对比, 本文算法在识别率上的综合表现, 优于其他算法。

2.2.2 时间复杂度分析

为了对比不同算法的计算效率, 记录了经典 LBP 算法、KPCA 算法、文献 [14] 算法及本文算法在同等软硬件条件下提取 ORL 数据库、CMU_PIE 数据库所有图像特征图所消耗的总时长, 其结果如表 4 所示。

表 4 各算法运行效率分析

Face database (Time consuming/s)	Classic LBP	KPCA	Ref[14]	Proposed Algorithm
ORL	14.503	5.956	242	4.07
CMU_PIE	21.885	32.55	394.38	6.374
Comprehensive	13.1157	12.372	237.38	4.772

分析表 4 可知, 在在 ORL 人脸识别库中, 运行效率相对较好的算法依然是 KPCA 算法, 其提取 ORL 数据库 400 张 92 * 112 规格图像的特征信息, 使用了 5.956 s, 他们的运行效率是经典 LBP 算法的 2.44 倍, 是文献 [14] 算法运行效率的 40.6 倍, 但相对本文算法耗时 4.07 s 而言, KPCA 算法的运行效率还是相对较低;

在 CMU_PIE 数据库上, 表现相对较好的算法是 CLBP 算法, 他们在提取 CMU_PIE 数据库 1 632 张 64×64 规格图像的特征信息, 分别使用了 21.885 s, 在 ORL 数据库中表现较佳的 KPCA 算法, 在提取 CMU_PIE 数据库特征信息时, 表现的并没之前展现的那么优秀, 提取特征信息总耗时 32.55 s, 研究者多次运行验证, 未能得到之前展现的效果; 而本文算法总耗时为 6.374 s。综合提取 3 个数据库图像特征的平均耗时, 本文算法为 4.772 s, 远远高于其他算法的运行时间。

从实验结果可以看到, 所述算法的识别率表现优于其他对比算法, 说明本文所提供算法在被识别人员带帽或部分面部被遮挡情况下进行身份识别时具有很高的识别率, 能够满足免脱帽进行身份识别的需求。

3 结束语

为了解决面部被遮挡情况下人脸识别系统识别率

低,在识别时强行需要被识别人员去除帽子、头盔等操作所带来的不便及安全隐患,本文提出一种使用图像多方位梯度,通过融合、补偿方式产生可以对原图像进行特征描述的特征图,通过对该特征图进行分块统计、主成分分析,采用SVM分类器进行分类并进行识别的算法,算法可以实现在免脱帽情况下的高识别率,通过大量仿真实验表明,本文所述算法在ORL等人脸数据库中,取得优秀识别率的同时,在识别效率上同样具有非常卓越的表现。

参考文献:

- [1] 万源,李欢欢,吴克凤,等. LBP和HOG的分层特征融合的人脸识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(4): 640-650.
- [2] BARTLETT M S, MOVELLAN JR, SEJNOWSKI T J. Face recognition by independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464.
- [3] BELHUMEUR P N, HESAPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfacesvsfisherfaces; recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [4] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on featured tributions[J]. Pattern Reco, 1996, 29(1): 51-59.
- [5] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, LosAlamitos; IEEE Computer Society Press, 2005: 1886-893.
- [7] ALBIOL A, MONZO D, MARTIN A, et al. Face recognition using HOG-EBGM[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(10): 1537-1543.
- [8] PANG Y W, YUAN Y, LI X L, et al. Efficient HOG human detection[J]. Signal Processing, 2011, 91(4): 773-781.
- [9] AHONEN T, HADID A, PIETIKINEN M. Face description with local binary patterns; application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [10] 卢建云,何中市,余磊. 基于多级CS-LBP特征融合的人别方法[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(6): 48-51.
- [11] 王玮,黄非非,李见为,等. 使用多尺度LBP特征描述与识别人脸门[J]. 光学精密工程, 2008, 16(4): 696-705.
- [12] 赵建民,朱信忠,江小辉. 基于改进型LBP特征的人脸识别方法研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(8): 276-280.
- [13] 王宪,张彦,慕鑫,等. 基于改进的LBP人脸识别算法[J]. 光电工程, 2012, 39(7): 109-114.
- [14] 付波,徐超,赵熙临,等. 基于最值平均的人脸识别LBP算法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(9): 209-213.
- [15] 李魁英,赖惠成. 基于加权KPCA和融合极限学习机的人脸识别[J]. 现代电子技术, 2019, 42(11): 36-39, 44.
- [16] ZHANG T P, TANG Y Y, FANG B, et al. Face recognition under varying illumination using gradientfaces[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2599-2606.
- [17] 杨恢先,翟云龙,蔡勇勇,等. 基于中心对称梯度幅值相位模式的单样本人脸识别[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 969-977.
- [18] 杨朝霞,逯峰,李岳生. 图像梯度与散度计算及在边缘提取中的应用[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2002, 41(6): 6-9.
- [19] 张蓓,王顺芳. 基于MCD稳健估计的PCA人脸识别算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(3): 778-782.
- [20] 梁路宏,艾海舟,徐光,等. 人脸检测研究综述[J]. 计算机学报, 2002, 25(5): 449-458.
- [21] 高攀. 基于改进LBP算子的图像纹理分类研究[D]. 成都:西南交通大学, 2018.
- [22] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.