

基于图像梯度补偿的人脸快速识别算法^①



鄢丽娟, 张彦虎

(广东松山职业技术学院 计算机与信息工程学院, 韶关 512126)

通讯作者: 张彦虎, E-mail: forzyh@163.com

摘要: 针对传统人脸识别算法运行效率低的问题, 提出一种采用图像梯度补偿模式 (IGC) 的人脸快速识别算法。首先, 提取人脸图像四个方位的梯度; 其次, 将所获的四个梯度进行多方式融合, 产生两个梯度算子; 再次, 使用新产生的梯度算子对原图像进行适度补偿, 形成人脸图像的 IGC 特征图; 然后将所获 IGC 特征图分块统计直方图, 并将各个分块的直方图串联成用于人脸图像描述的特征向量; 最后使用 PCA 方式对特征向量进行降维处理, 利用 SVM 分类器进行识别。在 ORL 和 CMU_PIE 数据库上完成测试, 结果表明本文算法在具有较高识别率的同时, 其算法的运行效率具有卓越的表现。

关键词: 梯度; 补偿; 图像梯度补偿; 人脸识别; 主成分分析; 支持向量机

引用格式: 鄢丽娟, 张彦虎. 基于图像梯度补偿的人脸快速识别算法. 计算机系统应用, 2020, 29(12): 194-201. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7715.html>

Rapid Face Recognition Based on Image Gradient Compensation

YAN Li-Juan, ZHANG Yan-Hu

(School of Computer and Information Engineering, Guangdong Songshan Polytechnic, Shaoguan 512126, China)

Abstract: To overcome the limitations of low efficiency of traditional face recognition, a novel method of face recognition based on Image Gradient Compensation pattern (IGC) is proposed. Firstly, gradient magnitude maps of a face image in four directions are calculated. Secondly, two gradient operators are produced by fusing the four gradients magnitude maps of a face image in multiple ways. Thirdly, the new gradient operators are used to compensate the original image and generate the IGC of the face image. Next, IGC feature maps are divided into several blocks, and the concatenated histogram calculated over all blocks is utilized as the feature descriptor of face recognition. Finally, Principal Component Analysis (PCA) is used to reduce the dimension of high-dimensional features. The recognition is performed by using the Support Vector Machine (SVM) classifier. Experimental results on YALE and CMU_PIE face databases validate that the algorithm in this study not only achieves high recognition rate, but also has excellent performance in computational efficiency.

Key words: gradient compensation; image gradient compensation; face recognition; Principal Component Analysis (PCA); Support Vector Machine (SVM);

① 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)(2018SN041)

Foundation item: Distinctive Innovation Project for Ordinary Universities of Guangdong Province (2019GKTSCX041); Quality Course Construction Project for Higher Vocational Education of Guangdong Province ([2018]194.50); Science and Technology Program of Shaoguan Municipality (Social Development and Rural Science and Technology Projects) (2018SN041)

收稿时间: 2020-05-06; 修改时间: 2020-06-12; 采用时间: 2020-06-15; csa 在线出版时间: 2020-11-30

随着计算机图形图像处理能力的进步与发展,人脸识别成为近年科研人员研究的热点之一,人脸识别常用的技术方案有两种^[1],一种是基于人脸的全局特征进行识别,能够有效的反映脸部特征的整体概况,比较典型的方法有主成分分析(PCA)^[2]、线性判别分析(LDA)^[3]等.另一种是基于人脸的局部特征进行识别,侧重于体现脸部的细节信息,比较典型的有局部二值模式(LBP)^[4]、尺度不变特征变换(SIFT)^[5]、梯度方向直方图(HOG)^[6].

针对第二种方法,研究人员做了大量的探索与改进,文献[7,8]针对HOG算法进行了不同程度的改进,在光照、旋转等方面取得较好的效果;文献[9]将分块LBP应用于人脸识别中取得了良好的识别效果;文献[10]提出一种通过提取MSF-VQ特征进行人脸识别的算法;文献[11]提出一种通过改进加权稀疏进行人脸识别的算法;文献[12]提出一种基于分块CBP特征和稀疏表示进行人脸识别的算法;文献[13]提出完备局部二值模式(CLBP)人脸识别算法,在LBP原基础上增加了局部差异值和中心像素灰度值的分析进行分类识别;文献[14]提出基于最值平均人脸识别算法,利用模板方差的大小选择不同的阈值,提取更多细节信息;文献[15]提出一种加权核主成分分析(WKPCA)的人脸识别算法,通过将高、低分辨率人脸图像进行融合后,形成新的特征进行识别;文献[16]提出一种基于梯度脸(Gradient Faces, GF)的特征描述方法,使用人脸的梯度信息进行特征提取,对光照变化的人脸有较好的识别效果;文献[17]提出一种基于中心对称梯度幅值相位模式(Center-Symmetric Gradient Magnitude and Phase patterns, CSGMP)的人脸识别算法,该算法将人脸图像进行梯度变换后,用CS-LDP算法进行特征提取,取得了较好的识别效果.

上述算法都能很好的解决人脸识别的问题,在识别率上有较好的改进与提升,但在不同程度上存在算法复杂、耗时长等缺陷.本文提出一种使用图像偏移产生多图像梯度,对图像梯度进行变换产生若干个梯度算子,使用梯度算子对原图像进行补偿融合,然后进行特征提取的IGC(Image Gradient Compensation)算法,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.

1 基础理论

1.1 图像的梯度

一维函数的一阶微分定义为:

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

一张灰度图像,将其认为成一个二维函数 $f(x,y)$,分别对 x 、 y 求导即有:

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

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

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,对式(2)、式(3)化简,产生式(4)、式(5)($\varepsilon=1$):

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

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

式(4)、式(5)分别为图像中 $g(x,y)$ 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 $\varepsilon=1$ 时,图像的梯度相当于2个相邻像素之间的差值^[18].

1.2 本文所涉及梯度概念的定义

对于图像的一个像素点,它在水平方向上有两个不同方向的梯度,即左梯度、右梯度,令 G_{rx} 为水平方向的右梯度、 G_{lx} 为水平方向的左梯度,其计算公式分别为:

$$G_{rx} = |f(x+1,y) - f(x,y)| \quad (6)$$

$$G_{lx} = |f(x,y) - f(x-1,y)| \quad (7)$$

同理,垂直方向上也有两个方向的梯度,即上梯度、下梯度,令 G_{uy} 为垂直方向的上梯度、 G_{dy} 为垂直方向的下梯度,其计算公式分别为:

$$G_{uy} = |f(x,y-1) - f(x,y)| \quad (8)$$

$$G_{dy} = |f(x,y) - f(x,y-1)| \quad (9)$$

水平方向上的左梯度与右梯度之和定义为图像 A 的水平合成梯度,记做:

$$G_{hor} = G_{rx} + G_{lx} \quad (10)$$

垂直方向上的上梯度与下梯度之和定义为图像的垂直合成梯度,记做:

$$G_{ver} = G_{uy} + G_{dy} \quad (11)$$

水平方向上右梯度减左梯度的值定义为图像水平方向的差额梯度,记做:

$$G_{hs}=G_{rx}-G_{lx} \quad (12)$$

垂直方向上的上梯度减下梯度的值定义为图像垂直方向的差额梯度,记做:

$$G_{vs}=G_{uy}-G_{dy} \quad (13)$$

图像 A 的水平合成梯度与垂直合成梯度之和定义为图像 A 的合融梯度,记做:

$$G_{fusion}=G_{hor}+G_{ver} \quad (14)$$

水平方向的差额梯度与垂直方向的差额梯度之和定义为图像 A 的差融梯度,记做:

$$G_{subfus}=G_{hs}+G_{vs} \quad (15)$$

1.3 IGC 算法模型

为了获得可以更好描述图片的特征,我们通过以下步骤逐步提取图片的特征信息:

- (1) 将图片转换为灰度图 img ;
- (2) 计算图片 img 上下左右 4 个方向上的偏移矩阵,分别求出 img 在水平方向的左梯度、右梯度,垂直方向的上梯度、下梯度,填充对应矩阵,使上述梯度矩阵与图片 img 的维度相同;为了验证上述上、下、左、右梯度提取的图像信息,对如图 1(a) 所示的包含正方形等形状的图片进行检测,分别对其提取 4 个方向的梯度,如图 1(b)~图 1(e) 所示,分析发现,图像垂直方向的上、下梯度可以提取图片横向特征信息,水平方向的左、右梯度可以提取纵向特征信息;

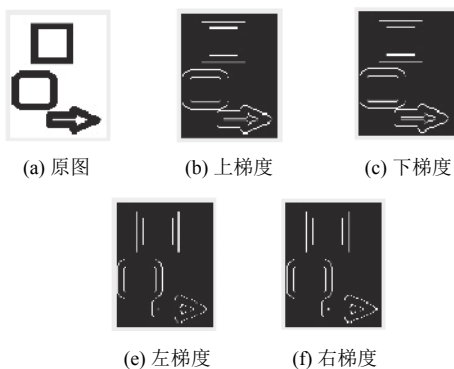


图 1 图形图像在各方向上的梯度图像

- (3) 获取图片 img 的水平合成梯度、垂直合成梯度;
- (4) 合成图片的合融梯度 G_{fusion} 、差融梯度 G_{subfus} ;
- (5) 将合融梯度累加到图片 img ,完成对 img 图像的补偿,得到强化了图片轮廓信息的 $img2$;
- (6) 在 $img2$ 的基础上,减去若干次差融梯度 G_{subfus} ,完成对 img 图像的负补偿,得到新的特征图片

$imgNew$,该图即为本文所述用于 img 图像特征提取的特征图像。

2 图像梯度补偿 IGC 算法

2.1 算法流程

首先通过 IGC 算法提取图片的特征,其次,参照文献 [14] 将图片按照 3×3 的模板分解为多个子图,再次分别统计各子图的直方图,形成特征向量,然后用 PCA 进行降维,最后使用 SVM 分类法对图片进行分类训练并做出识别,本文算法所采用的流程如图 2、图 3 所示。

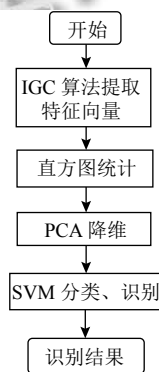


图 2 IGC 算法流程图

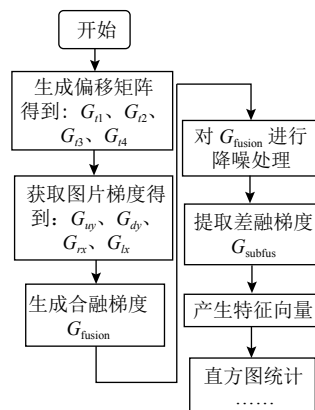


图 3 Lena 图像的特征向量提取流程图

2.2 梯度补偿算法的实施

读取图片,并将其转换为灰度图,获得图片的 $m \times n$ 阶矩阵 A 。

Step 1. 生成偏移矩阵

将矩阵 A 的所有元素向 Y 轴正方向上移 1 位,产生矩阵 G_{t1} ,实现过程为:

令 $i < m, j \leq n$ 时, $G_{t1}(i, j)$ 等于矩阵 A 的第 $i+1$ 行、第 j 列的数值,即 $A(i+1, j)$; 令 $i = m, j \leq n$ 时,

$G_{t1}(i,j)$ 的值等于 $G_{t1}(i-1,j)$, 得到一个与 A 同阶的 $m \times n$ 矩阵. 其实现公式为:

$$G_{t1}(i,j) = \begin{cases} A(i+1,j), & i \geq 1 \& i < m \& j \leq n \\ G_{t1}(i-1,j), & i = m \& j \leq n \end{cases} \quad (16)$$

参照上述的方法, 分别取得 Y 轴负方向下移 1 位矩阵 G_{t2} 、X 轴正方向左移 1 位矩阵 G_{t3} 、X 轴负方向右移 1 位矩阵 G_{t4} , 其实现公式分别为:

G_{t2} 的实现公式:

$$G_{t2}(i,j) = \begin{cases} A(i-1,j), & i > 1 \& i \leq m \& j \leq n \\ G_{t2}(i+1,j), & i = 1 \& j \leq n \end{cases} \quad (17)$$

G_{t3} 的实现公式:

$$G_{t3}(i,j) = \begin{cases} A(i,j-1), & j > 1 \& j \leq n \& i \leq m \\ G_{t3}(i,j+1), & j = 1 \& i \leq m \end{cases} \quad (18)$$

G_{t4} 的实现公式:

$$G_{t4}(i,j) = \begin{cases} A(i,j+1), & j \geq 1 \& j < n \& i \leq m \\ G_{t4}(i,j-1), & j = n \& i \leq m \end{cases} \quad (19)$$

Step 2. 获取图片梯度

为了提取图像中的轮廓信息, 我们令垂直方向上梯度 $G_{uy} = |A - G_{t1}|$, 此时, 如果矩阵 A 中的像素点 $g(i,j)$ 与其上一行同列像素的值相同或者相近, 运算后 $G_{uy}(i,j)$ 的值为 0 或者一个非常小的数值, 如果 $g(i,j)$ 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.

用上述方法获取 G_{uy} 、 G_{dy} 、 G_{rx} 、 G_{lx} 几个方位的偏移差线图, 其计算公式分别为:

$$G_{uy} = |A - G_{t1}| \quad (20)$$

$$G_{dy} = |A - G_{t2}| \quad (21)$$

$$G_{rx} = |A - G_{t3}| \quad (22)$$

$$G_{lx} = |A - G_{t4}| \quad (23)$$

对 Lena 图像提取上述 4 个方向的梯度后, 其图像结果如图 4 所示.

Step 3. 提取合融梯度

将上述水平方向的左梯度、右梯度按照式 (10) 所示进行累加, 得到水平合成梯度 G_{hor} . 将垂直方向的上梯度、下梯度按照式 (11) 所示进行累加, 得到垂直合成梯度 G_{ver} . 然后将 G_{hor} 、 G_{ver} 进行累加, 得到矩阵合融矩阵 G_{fusion} , 其实现过程如式 (14) 所示. 对 Lena

头像进行处理后的合融梯度 G_{fusion} 图像如图 5 所示.

Step 4. 对 G_{fusion} 进行降噪处理

上述过程所产生的 G_{fusion} 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, 其算法的实现公式为:

$$G_{fusion}(i,j) = \begin{cases} G_{fusion}(i,j), & G_{fusion}(i,j) \geq mean \\ 0, & G_{fusion}(i,j) < mean \end{cases} \quad (24)$$

其中, $mean$ 为矩阵 G_{fusion} 的像素点均值.

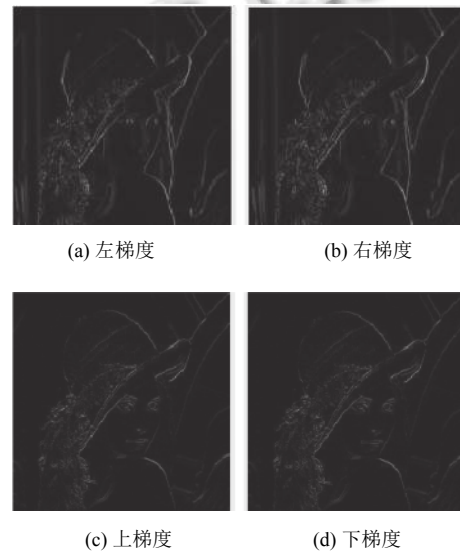


图 4 Lena 图片各方向的梯度图像



图 5 Lena 的合融矩阵图像

为验证降噪的必要性, 在 ORL 数据库中分别验证了使用降噪前的 G_{fusion} 和使用降噪后的 G_{fusion} 对图片进行特征补偿, 然后提取图像的特征描述进行识别并计算识别率, 根据实验结果, 使用降噪前的 G_{fusion} 对图

片进行特征补偿作为图片特征描述的认识率为 87.5%，而使用降噪后的 G_{fusion} 其识别率为 88.75%，即使用降噪后识别率提升了 1.25%。

Step 5. 提取差融梯度

1) 提取水平、垂直方向的差额梯度

使用式 (12), 对垂直方向的上梯度 G_{uy} 、下梯度 G_{dy} 进行相减, 得到矩阵 G_{vs} , G_{vs} 可以较好的保留纵向 (Y 轴) 方向上更细微的局部特征; 使用式 (13), 对水平方向的左梯度 G_{rx} 、右梯度 G_{lx} 相减, 得到矩阵 G_{hs} , G_{hs} 可以较好的保留横向 (X 轴) 方向上更细微的局部特征。

2) 提取图片的差融梯度

使用式 (15) 将上述所获得的两个差额矩阵 G_{vs} 、 G_{hs} 累加, 得到图像的差融梯度 G_{subfus} , 该矩阵可以描述图片水平、垂直方向上的更细微的特征信息, G_{subfus} 相对 G_{fusion} 而言, 提取的信息更加细腻, 而 G_{fusion} 的特征信息更加粗犷; Lena 图像的差融矩阵 G_{subfus} 图像如图 6 所示。

Step 6. 产生特征向量

1) 使用 G_{fusion} 矩阵对矩阵 A 进行正补偿

合融梯度 G_{fusion} 较好的提取了图片 A 的轮廓等特征信息, 但该图是否适合直接用作图片的特征值? 研究人员以图像 Lena 为例, 对 G_{fusion} 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%, 图片中大于等于均值的像素点个数为 12 643 个, 因为图像像素值分布太不均匀, 直接用做图片特征值进行识别的话, 识别率不会很高; 实验证明, 直接使用该图片在 ORL 人脸数上的识别率为 87.5%。为了进一步提高图像识别率, 使用 G_{fusion} 矩阵对原灰度图矩阵 A 进行正补偿 (即对应位置像素值相加), 获得新的矩阵 G_m 。

$$G_m = A + G_{fusion} \quad (25)$$

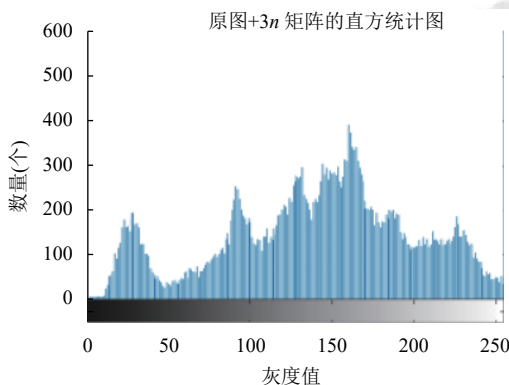
其图像显示及直方图分别如图 7 所示。



图 6 Lena 图像的差融矩阵 G_{subfus} 的图像显示



(a) 矩阵 G_m 图形显示



(b) 矩阵 G_m 的直方图

图 7 Lena 图像的 G_m 图像及其直方图

矩阵 G_m 有以下 3 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 上正补偿了合融矩阵 G_{fusion} , 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识别率, 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像 G_m 中 255 像素点的数量。

2) 使用 G_{subfus} 对 G_m 进行负补偿

对比 Step 4 和 Step 7 的结果 G_m 和 G_{subfus} , 在 G_m 图像中, 有部分亮点的像素值超过 255, 使用 G_{subfus} 对

G_m 图像亮点部分的像素值进行适当的负补偿 (即对应位置像素值的相减), 以增强图片的特征. 因 G_m 是由原图 A 叠加 G_{fusion} 而来, G_{fusion} 体现的是图片粗狂的轮廓信息, 而 G_{subfus} 能体现图片更细微的轮廓特征, 用 G_{subfus} 对应位置的像素值来减弱 G_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

$$G_{\text{fig}} = G_m - G_{\text{subfus}} * r \quad (26)$$

其中, r 为补偿系数, 实验证明 r 取 4~12 范围内的数字时, 识别效果较好, 图 8 是 $r=7$ 时对应的图片效果.



图 8 本文算法特征图

矩阵 G_{fig} 即为本算法用于代表图片特征的最终矩阵, 该矩阵保留了原图更多的细节特征, 有利于图片的识别.

为了验证使用 G_{subfus} 对 G_m 进行负补偿的有效性, 在 ORL 数据库中分别验证了使用 G_{subfus} 对 G_m 进行补偿前和补偿后的识别率, 其他条件不变, 补偿前即直接使用 G_m 进行识别, 其识别率为 88.75%; 使用补偿系数 $r=1$ 对 G_m 进行负补偿之后, 其识别率为 91.25%, $r=2$ 时, 识别率为 93.75%. 实验表明, 使用 G_{subfus} 对 G_m 进行负补偿, 可以有效地提高系统的识别率.

Step 7. 使用特定的模板对上述特征矩阵 G_{fig} 进行分块, 并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连接, 形成特征向量, 本文对特征图的分块采用 3×3 模式.

2.3 PCA 降维

经过上述 IGC 算法所获取的特征向量维度较高, 可以达到 1000 维以上, 过高的维数不利于提高图片的

识别效果, 另外, 特征向量的维数越高, 在进行模型训练及识别时, 需要耗费更多的时间及存储资源, 为此, 采用 PCA 技术对特征向量进行降维处理; PCA 主成分分析算法是最常用的降维手段之一^[19], 可以有效的降低高维数据并获取最主要的特征信息, PCA 就是从原始的空间中顺序地找一组相互正交的坐标轴, 以此找出与原始数据或者坐标轴方差最大的坐标轴, 直到找出 n 个这样的坐标轴, 其中前 k 个坐标轴包含了大部分方差, 后面的坐标轴所含的方差几乎为 0, PCA 提取前 k 个坐标轴作为特征向量, 从而实现了对高维向量进行降维的目的.

2.4 SVM 向量机

支持向量机方法是以统计学理论为基础, 通过对有限样本信息的提炼, 从而产生一个可以对其他测试样本进行判别、分类的工具, SVM 有很多优点, 如基于结构风险最小化, 克服了传统方法的过学习 (overfitting) 和陷入局部最小的问题, 具有很强的泛化能力^[20]; 采用核函数方法, 向高维空间映射时并不增加计算的复杂性, 又有效地克服了维数灾难 (curse of dimensionality) 问题. 基于以上各方面的优势, SVM 分类算法在人脸识别领域获得了非常广泛的使用^[21]. 本文采用的 SVM 模型为文献 [22] 中的 LIBSVM 软件包, 用在 Matlab 2016 a 上进行人脸识别分类实验.

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

本文试验操作平台硬件配置 CPU 为四核 i3-2370M, 主频 2.4 GHz, 内存 8 GB (其中显存分配 1 GB), Win7 旗舰版 64 位操作系统, 开发软件选用 Matlab 2016a, 实验数据使用 ORL 和 CMU_PIE 人脸数据库完成测试.

3.2 相关参数设置

3.2.1 补偿系数 r

在式 (26) 中, 补偿系数 r 的取值, 会在一定程度上影响算法识别的准确率, 为了得到更合理的取值, 对 r 取不同数值时对测试结果的影响进行对比, 其结果如表 1 所示.

表 1 不同补偿系数 r 在各个数据库上的识别率 (%)

r 取值	2	3	4	5	7	9	10	12
ORL库	93.75	95	97.5	97.5	98.75	98.75	98.75	98.75
CUM_PIE库	83.45	88.60	90.44	91.91	91.54	91.54	91.18	90.81

分析实验结果表明, r 的值过大或者过小, 都会对识别率造成一定的影响, 较合理的取值范围在 4-12 之间. 这是因为: r 值过小, 强化了特征补偿原图的亮点数量减少的不够, 不足以形成一个新的特征; r 值过大, 会使得被强化了特部分特征点的值太小, 甚至为 0, 对图像的最终识别产生一定的影响.

3.2.2 其他参数设置

图片分块模板采用 3×3 的模板, 然后对各个子图进行直方图统计; 分类器使用文献 [22] 开发的 LIBSVM 分类器, 其对应参数设置为“-s 0 -t 2 -c 1.4157 -g 0.00375”.

3.3 实验结果

为了分析本文算法的效果, 在不同的数据库上, 分别将经典 LBP、文献 [13]、文献 [14]、文献 [15] 等几个算法与本文算法进行对比, 实验流程为, 先提取特征图片, 次对特征图进行分块, 再统计各子图的直方图后串联, 然后进行 PCA 降维, 最后使用 LIBSVM 分类器进行识别并计算识别率; 各对比算法按照引用文献所提供的参数进行设置.

3.3.1 ORL 数据库

ORL 由 40 个人, 每人 10 张在不同光照、不同角度的情况下进行摆拍, 共计 400 张人脸图组成, 其图片采用 92×112 规格的灰度图像, 使用每人的前 8 张图片进行训练, 后 2 张图片用于测试.

由表 2 分析可知, 在 ORL 人脸数据库中, 经典 LBP 算法识别率为 92.5%, 文献 [13] 算法为 86.25%, 文献 [14] 识别率为 80%, 文献 [15] 识别率为 98.75%, 本文算法的识别率为 98.75%, 即除文献 [15] 之外, 本文算法在上述环境下的识别率均高于其他算法, 与文献 [15] 所述算法的识别率持平.

表 2 ORL 数据库实验结果数据结果 (%)

数据库	经典LBP	文献[13]	文献[14]	文献[15]	本文IGC
ORL	92.5	86.25	80	98.75	98.75

3.3.2 CMU_PIE 数据库

CMU_PIE 数据库由 68 个人, 每人 24 幅不同光照、不同角度情况下进行摆拍的图片组成, 共计 1632 张人脸图组成, 其图片采用 64×64 规格的灰度图像, 使用每人的 20 张图片进行训练, 其余图片用于测试样本.

由表 3 分析可知, 在 CMU_PIE 人脸数据库中, 经典 LBP、文献 [13]、文献 [14]、文献 [15] 的识别率分别是 82.35%、97.426%、90.75%、61.40%, 本文算法

的识别率为 91.54%, 在 CMU_PIE 数据库中, 文献 [13] 表现出较好的识别率, 其算法的识别率高于本文算法 6.886 个百分点, 文献 [14] 的表现也不错, 可达到 90.75%, 而本文算法识别率为 91.54%, 超过了除文献 [13] 算法之外的其他算法.

表 3 CMU_PIE 实验结果数据结果 (%)

数据库	经典LBP	文献[13]	文献[14]	文献[15]	本文IGC
CMU_PIE	82.35	97.426	90.75	61.40	91.54

为了进一步对比各个算法的综合表现, 我们将上述算法在 ORL、CMU_PIE 数据库上的识别率求平均值, 其结果如表 4 所示, 分析表 4 可知, 综合两个数据库的表现, 虽然文献 [15] 在 ORL 数据库中的识别率与本文所述算法持平、文献 [13] 所述算法在 CMU_PIE 数据库的人脸识别率上比本文算法表现更好, 但是, 综合两个数据库的结果, 本文算法的综合表现要优于上述文献的算法.

表 4 ORL 与 CMU_PIE 人脸库综合对比 (%)

数据库	经典LBP	文献[13]	文献[14]	文献[15]	本文IGC
ORL	92.50	86.25	80.00	98.75	98.75
CMU_PIE	82.35	97.43	90.75	61.40	91.54
综合	87.43	91.84	85	80.08	95.15

3.3.3 时间复杂度分析

为了对比不同算法的计算效率, 使用 Matlab 软件的计时功能, 分别记录了经典 LBP 算法、文献 [13]、文献 [14]、文献 [15] 算法及本文算法从提取特征值开始到提取结束所消耗的总时长, 其结果如表 5 所示.

表 5 实验结果耗时数据分析 (单位: s)

数据库	经典LBP	文献[13]	文献[14]	文献[15]	本文IPC
ORL	43.576	18.382	323.216	7.985	10.522
CMU_PIE	69.715	61.679	563.489	86.853	17.109
综合	56.646	40.031	443.353	47.419	13.815

分析表 5 可知, 在 ORL 数据库中, 文献 [15] 提取特征值所消耗的时间最短, 为 7.9852 s, 除文献 [15] 之外, 本文算法在运行耗时方面低于其他算法, 提取特征速度是文献 [13] 算法的 1.75 倍, 是经典 LBP 算法的 4.14 倍, 同时也远远高于其他算法的运行速度; 在 CMU_PIE 数据库中, 在 ORL 数据库中表现优异的文献 [15] 算法, 耗时为 86.853, 该值为研究者多次反复求证的结果, 与 ORL 数据库中提取特征信息运行效率的表现差别较大. 本文算法耗时仅为 17.109 s, 此外, 在除本文算法之外的其他算法中, 文献 [13] 算法用时最短为 61.679 s,

是本文的 3.61 倍. 综合两个数据库的平均耗时, 本文算法为 13.815 s, 远远高于其他算法的运行时间.

4 结语

本文提出一种基于图像梯度变换产生若干梯度算子, 使用梯度算子与原图像融合进行特征提取的人脸描述与识别算法. 仿真实验结果表明, 本文所提的 IGC 图像梯度补偿算法在 ORL 和 CMU_PIE 人脸数据库上取得较高识别率, 其运行效率具有非常卓越的表现, 同时算法具有较强的人脸特征描述功能, 对光照、人脸表情和位置的变化具有较高的鲁棒性.

参考文献

- 1 万源, 李欢欢, 吴克风, 等. LBP 和 HOG 的分层特征融合的人脸识别. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(4): 640–650.
- 2 Bartlett MS, Movellan JR, Sejnowski TJ. Face recognition by independent component analysis. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450–1464. [doi: 10.1109/TNN.2002.804287]
- 3 Belhumeur PN, Hespanha JP, Kriegman DJ. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711–720. [doi: 10.1109/34.598228]
- 4 Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51–59. [doi: 10.1016/0031-3203(95)00067-4]
- 5 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110. [doi: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94]
- 6 Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA. 2005. 886–893.
- 7 杨超, 伍世虔, 方红萍. 基于 Fechner 定律和梯度特征的人脸识别算法及实现. 计算机应用与软件, 2019, 36(1): 227–231.
- 8 蒋政, 程春玲. 基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法. 计算机科学, 2017, 44(1): 303–307.
- 9 黄金钰, 张会林, 闫日亮. LBP 直方图与 PCA 的欧式距离的人脸识别. 计算机系统应用, 2012, 21(6): 202–204, 198.
- 10 魏陆奇, 廉东本. 改进的 MSF-VQ 人脸特征提取方法. 计算机系统应用, 2018, 27(3): 283–287. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006264]
- 11 王林, 邓芳娟. 改进的加权稀疏表示人脸识别算法. 计算机系统应用, 2018, 27(6): 134–139. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006385]
- 12 马杰, 蔡铁珩, 盛楠. 基于分块 CBP 特征和稀疏表示的三维人脸表情识别. 计算机系统应用, 2019, 28(2): 196–200. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006692]
- 13 王宪, 张彦, 慕鑫, 等. 基于改进的 LBP 人脸识别算法. 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. 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. 现代电子技术, 2019, 42(11): 36–39, 44.
- 16 Zhang TP, Tang YY, Fang B, et al. Face recognition under varying illumination using gradientfaces. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2599–2606. [doi: 10.1109/TIP.2009.2028255]
- 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. 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. 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. 计算机工程与设计, 2015, 36(3): 778–782.
- 20 梁路宏, 艾海舟, 徐光祐, 等. 人脸检测研究综述. 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 [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- 22 Chang CC, Lin CJ. LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1–27.