

利用异或运算和编码约束的降维 LDP 人脸识别方法

李 荣

(无锡太湖学院 物联网工程学院, 江苏 无锡 214064)

摘要: 为了有效表示面部特征, 在局部方向模式 (LDP) 的基础上, 提出降维局部方向模式 (RDLDP); 首先, 修改 LDP 编码模式约束以完成模式的重构, 通过对 LDP 码进行异或运算来计算每个块的单一码; 然后, 将所得编码图像划分为生成直方图, 连接所有区域的直方图块以形成最终描述符; 最后, 计算特征向量间的卡方相异性度量值, 并使用最近邻分类器完成最终的人脸识别; 实验采用了 3 个公开的标准数据库 FERET、扩展 YALE-B 和 ORL, 提出的改进方法在 3 个数据集上的最高识别率分别可高达 96.97%、96.10%、97.61%, 该结果验证了提出方法的有效性。与其他基于局部描述符的先进方法相比, 提出方法在准确度和错误识别率等方面更优。

关键词: 降维局部方向模式; 面部特征; 人脸识别; 局部描述符; 卡方相异性

Face Recognition Method Using Reduced—dimension LDP Using XOR and Coding Constraints

Li Rong

(Internet of Things Engineering College, Taihu University of Wuxi, Wuxi 214064, China)

Abstract: To represent facial features effectively, on the basis of local directional patterns (LDP), a reduced—dimension—local directional pattern (RDLDP) is proposed. Firstly, the constraints of LDP encoding mode is modified to complete the pattern reconstruction, and through the XOR of the LDP code, code of each block is calculated. Then, the encoding image is divided into histograms, and the histograms of all areas are connected to form the final descriptor. Finally, the chi square dissimilarity measure between the eigenvectors is computed, and the k—nearest neighbor classifier is adopted to complete the final face recognition. Three public available standard databases, FERET, extended YALE—B, and ORL are adopted in the experiment. The proposed method can be up to 96.97%, 96.10% and 97.61% respectively in the three data sets. And the effectiveness of the proposed algorithm verified by experimental results. Compared with other advanced methods based on local descriptors, the proposed method is superior in accuracy and error recognition rate.

Keywords: reduced—dimension—local directional pattern; facial features; face recognition; local descriptors; Chi square dissimilarity

0 引言

生物识别模式多种多样, 如虹膜、面部、指纹、声音等。由于人脸识别通用性更广, 其研究热度和商用价值也更高。但当前人脸识别^[1]系统在不同姿势、不同表情、不同角度和不同照明等非限制条件下, 效果并不明显^[2]。因此, 研究效率高和适用性好的人脸识别系统至关重要。

人脸识别方法大致分为两类: 基于几何特征和基于外观特征的方法^[3]。基于几何特征方法利用全局特征信息, 而基于外观特征方法主要描述人脸的纹理。一般, 基于几何特征的方法可提供更好的结果。目前, 比较流行的有主成分分析^[4] (principal component analysis, PCA)、线性判别分析^[4] (linear discriminant analysis, LDA)、独立分量分析^[5] (independent component analysis, ICA)、局部二值模式^[6] (local binary pattern, LBP)、局部相位量化^[7] (local phase quantization, LPQ)、局部方向模式^[8] (local directional pattern, LDP)、局部三元模式^[9] (local ternary pattern, LTP)、高斯掩膜的局部方向数^[10] (local gaussian directional number, LGDN)。

以上这些方法通常有些变体或改进模式。如文献 [11] 提出了一种降维—主成分分析法, 通过确定面部识别特征值相关

的特征向量表示特征空间。该方法减小了原始图像维度, 且具有一定鲁棒性。文献 [12] 提出一种快速、姿势鲁棒的人脸识别方法。在人脸图像 Gabor 特征的姿态上应用 PCA 以消除冗余。然而, 对于成像角度变化等限制条件, 并没有给出相应的解决方法。针对 LBP 和 LDP 算子对噪声敏感, 文献 [13] 提出一种改进的 LDP, 主要改进二值量化特征信息的单一问题, 按照偏振方位角的编码方式提取人脸图像的多方向纹理特征^[13]。针对高分辨率的 Kirsch 掩膜单纯考虑方向性而没有考虑像素位置权重问题, 文献 [14] 在 LDP 的基础上, 提出一种差值 LDP (Difference Local Directional Pattern, DLDP), 改进了权重。统计图像块上不同差值 LDP 模式个数生成相应的子直方图。将子直方图串联起来用于表示人脸图像。文献 [15] 提出了一种混合方法, 采用灰度级共生矩阵 (GLCM)、LDP 加边缘信息来获取更加准确的人脸表示, 但该方法复杂度较高。

人脸识别有多种局部描述符, 这些描述符都定义一个掩膜, 将其与图像叠加, 并计算与掩膜中心重合中心像素的编码模式。基于此, 提出一种改进的局部描述符, 即降维 LDP (Reduced—Dimension—Local Directional Pattern, RDLDP)。对于每个区域, 生成 LDP 代码, 通过修改原有 LDP 编码模式约束条件来完成模式的重构。提出的改进方法主要创新点总结如下:

1) 提出的方法在保留原有 LDP 算法 Kirsch 掩膜模板以

收稿日期: 2017-07-05; 修回日期: 2017-08-02。

作者简介: 李 荣 (1978—), 女, 江苏淮安人, 硕士, 讲师, 主要从事图像处理、模式识别方向的研究。

及对每个像素进行 LDP 编码的基础之上, 对 LDP 编码的提取流程施加约束, 通过异或运算获得 8 位 RDLDP 编码, 优化了编码过程。

2) 将 RDLDP 编码图像中的每个区域直方图的级联作为给定输入图像的最终描述符, 从而减少了描述符运行时间, 提高了效率。

3) RDLDP 算子实现了连接所有区域直方图块, 从而形成长度更短的最终描述符, 降低了由于过量冗余信息带来的识别误差, 最终的识别精确度得到了提升。

1 降维局部方向模式

提出的降维局部方向模式 (RDLDP) 分配给每块 3×3 子区域 8 位代码, 该代码表示图像块的纹理模式。LDP 为 3×3 块中的每个像素计算单个 8 位码。提出的 RDLDP 计算该块的单个 8 位码。

1.1 广义 RDLDP 模型

针对大小为 $height \times width$ 的图像 I 。

令高度和宽度分别为 a 和 b 等分, 有 $ha = height/a$ 和 $wb = width/b$ 。对于图像 I , 形成的子图像数是 $Inum = \frac{height \cdot width}{a \cdot b} = ha \times hb$ 。则每个子图像的大小是 $Im_i = \frac{height}{ha} \times \frac{width}{wb} = \frac{height \times width}{Inum}$ 像素。

这里将冗余比率定义为子图中的像素数除以降维图像中的像素数。

$$RR = \frac{\text{输入图像像素数}}{\text{降维图像素数}} \quad (1)$$

对于图像 I , 则有: $RR = \frac{height \times width}{ha \times wb} = ha \times wb = Inum$ 。

广义 RDLDP 模型基于两个参数 a 和 b 的选择。一般的做法是定义大小为 $n \times n$ 的滤波器, 即假设 a 和 b 相等。

情况 1: $a=1$

等效于 LDP, 因为每个像素编码为 LDP 码, 所得 LDP 编码图像的大小等于输入图像的大小。

情况 2: $a=2$

此种情况为 RDLDP, 对于大小为 2×2 的图像, RDLDP 将 4 个像素等效编码为 1 个 RDLDP 码, 因此 RR 是 4: 1。

情况 3: $a=3$

此种情况也为 RDLDP, 对于大小为 3×3 的图像, RDLDP 将 9 个像素等效编码为 1 个 RDLDP 码, 因此 RR 是 9: 1。

对于 a 和 b 值不等时, RDLDP 将子图像的像素编码为满足 RR 是 $a \times b: 1$ 的等效 RDLDP 码。

RDLDP 的主要优点如下:

- 1) 描述符运行很短时间就能有效识别面部;
- 2) 可以用于图像检索和分类问题。

缺点: 不适用于平面直方图图像, 即具有灰度值的图像, 因为相同灰度值的异或会产生零描述符。另外 RDLDP 也难以扩展到多个尺度。

1.2 图像块 RDLDP 代码生成与降维

输入图像划分为 3×3 块, 并且每个块与图 1 所示的 Kir-

sch 掩膜进行卷积。中心像素附近的 8 个相邻像素中的每一个均映射到 LDP 码。通过异或运算 8 个 LDP 码以获得 8 位 RDLDP 码。

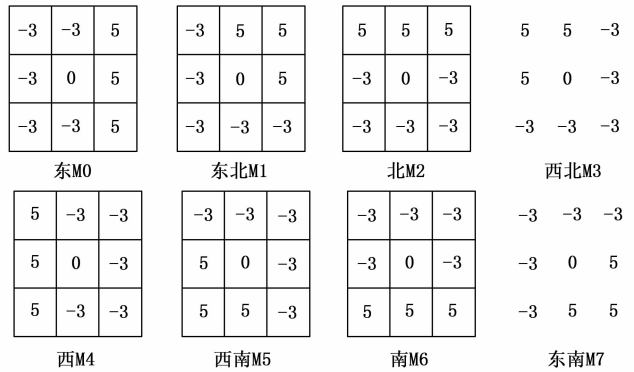


图 1 8 个方向的 Kirsch 掩膜

LDP 计算公式如下:

$$\begin{bmatrix} g_3 & g_2 & g_1 \\ g_4 & g_c & g_0 \\ g_5 & g_6 & g_7 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{卷积}\{M_i\}} \begin{bmatrix} |m|_3 & |m|_2 & |m|_1 \\ |m|_4 & & |m|_0 \\ |m|_5 & |m|_6 & |m|_7 \end{bmatrix} \xrightarrow{|m|_k} \begin{bmatrix} b_3 & b_2 & b_1 \\ b_4 & & b_0 \\ b_5 & b_6 & b_7 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$LDP_k = \sum_{i=0}^7 b_i (|m_i| - |m_k|) \times 2^i$$

$$b_i = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

异或过程定义如下:

$$Code_j = (((c_1 \oplus c_2) \oplus c_3) \dots \oplus c_8) \quad (4)$$

式中, c_i 表示每个像素的 LDP 码, $i = 1, \dots, 8$ 。Code_j 表示第 j 块的 RDLDP 码。

两个模式的异或不能保证所得代码中始终存在 3 个 1, 得到的 RDLDP 代码也可能全 1 或全 0。本文将 LDP 码的约束稍微放宽, 即所得代码至多 3 个 1, 如果结果代码模式中 1 的数量超过 3, 则保留最高有效位中的 1, 其余设置为 0。因此, 总共有 93 种不同模式。LDP 和 RDLDP 工作机制的比较如图 2 所示。

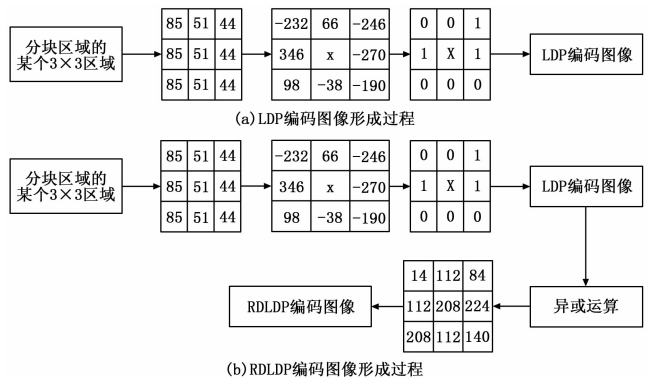


图 2 LDP 和 RDLDP 标记 (查询) 图像形成的比较

在 LDP 中, 每个像素的 8 位码包含 3 个 1 和 5 个 0, 而提出的方法中, 在 LDP 过程中施加约束, 即 $k=3$ 调整为 $k \leq 3$ 。

由于使用等式 (8) 模式的异或, 每个区域包含的 8 位二进制码至多 3 个 1。因此, 形成的唯一模型数是 $C_8^3 + C_8^2 + C_8^1 + C_8^0 = 93$ 。仔细观察可知, 两个模式的异或可导致 8 位中不存在单个 1 或多于 3 个 1。

提出方法中, 假设大小为 240×240 的图像 I 划分为 3×3 块, 对每个块计算 RDLDP 码。所得 RDLDP 标记图像的尺寸为 40×40 。将该图像进一步分成大小为 8×8 的区域, 并且为每个区域生成模式直方图。最终, 连接所有区域的直方图块以形成整个图像的最终描述符。由于描述符的长度小于原始描述符, 实现了对 LDP 的降维。

1.3 RDLDP 面部特征表示

每个面部由 RDLDP 直方图表示, 由于每个像素都是 LDP 编码的, 因此生成的描述符非常长。虽然它包含边、角和其他纹理信息, 一般可理解为数据的过拟合。为了减少这种过拟合长度, 将 RDLDP 编码图像中每个区域直方图的级联作为给定输入图像的最终描述符。

每个图像的 RDLDP 特征向量存储在数据库中。对于给定的查询图像, 计算 RDLDP 特征向量。本文使用卡方相异性度量比较查询图像特征描述符与数据库中的特征描述符。度量值最低表示已找到匹配。对于长度为 L 的两个特征向量的卡方相异性度量定义如下:

$$\chi^2(v_1, v_2) = \sum_{i=1}^L w_i \frac{(v_1(i) - v_2(i))^2}{v_1(i) + v_2(i)} \quad (5)$$

式中, w_i 表示第 i 区域的权重, L 为向量 v_1 和 v_2 的长度。由于 93 种模式值必须落在 $0 \sim 255$ 的范围内, 因此将 $0 \sim 255$ 均分为 4 个部分, 即 $[0 \sim 63]$, $[64 \sim 127]$, $[128 \sim 191]$ 和 $[192 \sim 255]$ 。这里分配权重 1 给第一部分 $[0 \sim 63]$ 、分配权重 2、3 和 4 到其他部分。对于区域 i , 权重分配规则如下: 检查该区域中出现模式的最大数, 根据最大模式属于哪个部分来确定权重。

1.4 分类

分类阶段在人脸识别系统中非常重要, 由于 k -最近邻分类器^[6]简单实用, 实时性高, 而且不需要严格的参数设定。因此, 实用比较广泛。研究表明, 最近邻分类器 ($k=1$) 的误差概率低于贝叶斯分类器的最小误差概率。因此, 人脸特征表示完后, 提出的方法计算测试样本特征与每个训练样本特征之间的卡方相异性度量, 接着利用 k -NN 算法完成最终人脸识别。综上, 整个方法的流程图如图 3 所示。

2 实验结果和性能分析

所提出的系统在标准基准数据库上测试: FERET^[9]、扩展 YALE-B 数据库^[8]和 ORL 人脸数据库^[2]。

2.1 FERET 数据库的结果

FERET 数据库每人最多包含一个图像, 并且分成 5 组: Fa、Fb、Fc、dup-1 和 dup-2。Fa 通常用作图库集, 它包含 1196 人的正面图像。Fb 有 1195 个图像, 面部表情不同于 Fa 集。Fc 包含不同照明条件下采集的 194 个图像, dup-1 包含在稍后时间采集的 722 个图像, dup-2 作为 dup-1 的子集。FERET 数据库中提取的一些样本图像如图 4 所示。

与 LBP、LTP、LPQ、LDP、LDN 和 LGDN 的平均识别率比较如表 1 所示。可以看出, 提出的 RDLDP 平均识别率最优。

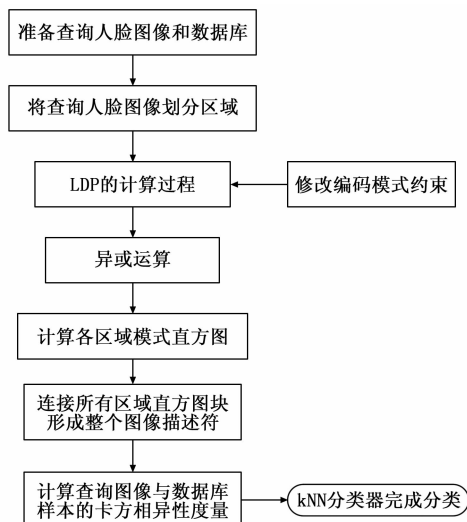


图 3 本文算法的流程图

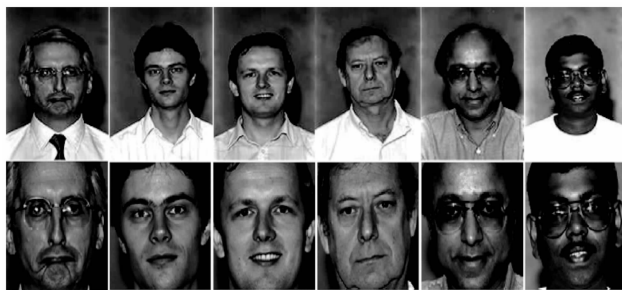


图 4 FERET 数据库获取的示例图像

表 1 FERET 数据库各方法的平均识别率

方法	识别率/%
LBP	81.21
LTP	83.00
LDP	85.03
LPQ	91.01
DLDP	94.04
LGDN	95.09
RDLDP	96.97

FERET 数据库的 4 个集合中, dup-1 和 dup-2 数据库最具挑战性, 因为这两个子库包含的采集对象是一两年后的拍摄图像。为了进一步增加复杂性, 两集合中的图像数少于 Fa、Fb 和 Fc 中的图像数。因此, 大多数方法在 Fb 和 Fc 中具有较高的识别率, 在 dup-1 和 dup-2 的识别率则较低。为了从各个子集进行精确比较, 对 LBP、LDP、LGDN 和 DLDP 在准确度、错误接受率和错误识别率方面进行比对, 其结果如图 5 所示。可以看出, 这几个方法中, 提出的方法在各个子集中均取得最优结果。

现有方法的共同点是每个像素生成代码, 然后将标记的图像划分为区域进行直方图分块。提出的 RDLDP 每个块生成代码, 因此, 标记图像的维度大为降低。同时, 各个直方图块形成的描述符在 FERET 数据库良好地描述人脸特征, 比其他局部描述符方法具有更好的识别率。

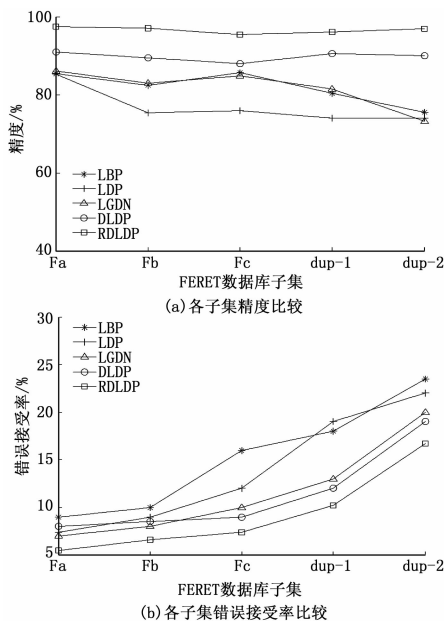


图 5 FERET 数据库中各方法的比较

2.2 扩展 YALE-B 数据库

扩展 YALE-B 数据库中含有 28 个人类对象的 16128 幅图像。在 64 种不同的照明条件下，采集每个对象 9 个姿势的图像。这些图像分为多个集合：Sub-1、Sub-2、Sub-3、Sub-4 和 Sub-5，Sub-1 用作图库集。不同照明条件下以不同姿势采集的某对象人脸图像如图 6 所示。



图 6 扩展 YALE 数据库获取的示例图像

在该数据库中，与 LBP、LTP、LPQ、LDP、LDN 和 LGDN 的识别率结果如表 2 所示。LGDN 方法的识别率最高，提出的 RDLDP 方法在性能上最接近 LGDN。

表 2 扩展 Yale 数据库各方法的平均识别率

方法	识别率/%
LBP	80.15
LTP	81.50
LDP	87.51
LPQ	93.91
DLDP	93.71
LGDN	97.19
RDLDP	96.10

为了从各个子集进行精确比较，对 LBP、LDP、LGDN 和 DLDP 在准确度和错误接受率方面进行比对，其结果如图 7 所示。由于 RDLDP 的维度降低，提出的 RDLDP 方法在 Sub-2 和 Sub-3 集合中识别率最高。Sub-4 集合中，RDLDP 和 LGDN 均达到 94% 的最大识别率。对于 Sub-5 集合，RDLDP 达到 95% 的识别率，而 LGDN 的识别率是 94%。

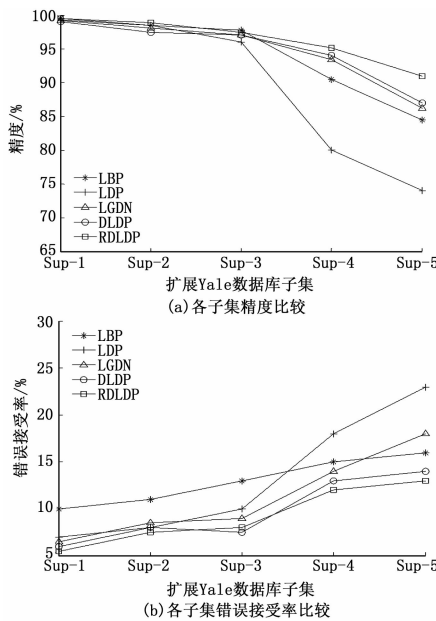


图 7 扩展 YALE 数据库中各方法比较

2.3 ORL 数据库上的结果

ORL 数据库是一个稍微简单的数据库，它包含了 40 个不同人类对象在不同照明条件下采集的 400 张图像。所有图像都具有不同面部表情和不同拍摄角度。不同姿势的人脸图像示例如图 8 所示。由于数据库比较简单，对比了文献 [15] 提出的较为复杂的混合方法。ORL 数据库的识别率结果如表 2 所示。由表 2 可知，结合灰度级共生矩阵 (GLCM) + LDP + 边缘信息 (EDGE) 的混合方法最优，其最大识别率达到 98.75%。提出的 RDLDP 识别率达到 97.62%，仅次于最优方法 GLCM + LDP + EDGE。与最优方法相比，RDLDP 使用了较低的图像维度，因此，其运算复杂度明显更低。



图 8 ORL 数据库获取的示例图像

表 3 ORL 数据库中各方法的识别率比较

方法	识别率/%
LBP	83.25
LTP	85.04
LDP	81.53
LPQ	86.87
DLDP	89.15
LGDN	96.52
RDLDP	97.61

提出的 RDLDP 和其他 3 种方法的识别率、准确性、错误接受率如图 9 所示。由图 9 可知，RDLDP 优于 LBP、LDP、LGDN 和 DLDP。

2.4 收敛性实验

为确保人脸识别不会出现欠拟合现象（即没有很好地捕捉数

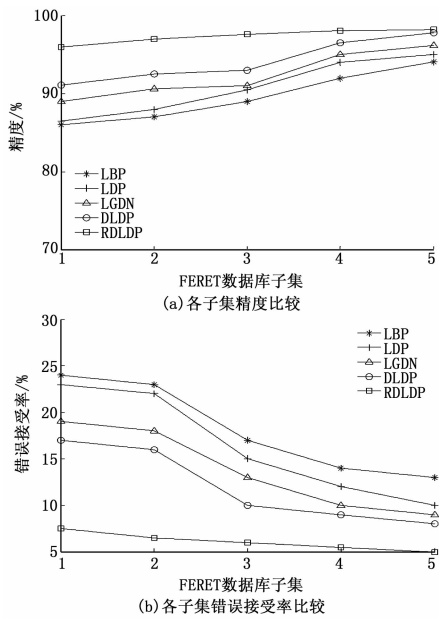


图 9 ORL 数据库中各方法的比较

据特征), 必须进行收敛性分析, 这里考虑掩膜的尺寸 (a) 与识别率关系, 具体如表 4 所示。当 a 值从 1 增加到 3 时, 识别率也随之增加, 当 a 取值超过 3 时开始降低。由表 4 可以看出, 各个数据库都表现出相似的特性。这说明了两个问题, 即: 1) 为保持完美的紧凑代码, 掩膜尺寸的理想值取 3; 2) 掩膜尺寸的选取不随数据库的变化而变化, 具有一般通用性。

表 4 不同掩膜的尺寸下的识别率 %

掩膜尺寸	FERET	扩展 YALE	ORL
1	75.43	80.01	83.01
2	79.21	84.98	86.65
3	94.34	96.04	97.30
4	90.51	91.06	92.11
5	85.43	87.91	89.02
6	81.52	83.50	86.91
7	76.24	79.76	81.09

3 结论

该文引入一种降维 LDP 的编码方案, 可以生成较好的紧凑代码, 其效率高于一局部描述符。实验在标准数据库 FERET、扩展 YALE-B 数据库和 ORL 数据库上进行。实验结果表明, RDLDP 优于其他现有的局部描述符方法, 具有更高的识别率和错误识别率。

未来将考虑更多不可控条件下的人脸识别, 如低光照条件

下的大偏转角的人脸识别。并考虑采用更加复杂的人脸数据库, 如 LFW 人脸库、YouTube 视频人脸数据库。

参考文献:

[1] 陆娇蓝, 陈 军, 杨 著. 基于云计算的嵌入式人脸识别系统建构与研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (4): 146-148.

[2] Moeini A, Faez K, Moeini H. Expression-invariant three-dimensional face reconstruction from a single image by facial expression generic elastic models [J]. Journal of Electronic Imaging, 2014, 23 (5): 1569-1575.

[3] 苏 煜, 山世光, 陈熙霖, 等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别 [J]. 软件学报, 2010, 21 (8): 1849-1862.

[4] 成亚玲, 谭爱平, 张 敏. 混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法 [J]. 系统仿真学报, 2016, 28 (9): 2254-2259.

[5] 杨福生, 洪 波. 独立分量分析的原理与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

[6] 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 等. 局部二值模式方法研究与展望 [J]. 自动化学报, 2013, 39 (6): 730-744.

[7] 朱长水, 丁 勇, 袁宝华, 等. 融合 LBP 和 LPQ 的人脸识别 [J]. 南京师大学报 (自然科学版), 2015, 36 (1): 104-107.

[8] Rivera A R, Castillo J R, Chae O O. Local Directional Number Pattern for Face Analysis: Face and Expression Recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22 (5): 1740-1752.

[9] Ren J, Jiang X, Yuan J. Relaxed local ternary pattern for face recognition [A]. IEEE International Conference on Image Processing [C]. IEEE, 2013: 3680-3684.

[10] Rivera A R, Rojas J, Chae O. Local Gaussian Directional Pattern for face recognition [A]. International Conference on Pattern Recognition [C]. IEEE, 2012: 1000-1003.

[11] 梁胜杰, 张志华, 崔立林, 等. 基于主成分分析与核独立成分分析的降维方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33 (9): 2144-2148.

[12] Yi D, Lei Z, Li S Z. Towards Pose Robust Face Recognition [A]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2013: 3539-3545.

[13] 魏 莉, 蒋建国, 齐美彬, 等. 偏振编码方式的 LDP 人脸识别算法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21 (6): 756-763.

[14] 李照奎, 丁立新, 王 岩, 等. 基于差值局部方向模式的人脸特征表示 [J]. 软件学报, 2015, 26 (11): 2912-2929.

[15] Kar A, Bhattacharjee D, Basu D K, et al. An adaptive block based integrated LDP, GLCM, and Morphological features for Face Recognition [J]. Computer Science, 2013, 37 (12): 2019-2028.

[16] 陈 实, 黄芝平, 刘纯武, 等. 基于可视化图形特征的入侵检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (8): 49-51.

[17] 李 荣, 王 岩, 王 岩, 等. 基于异或运算和编码约束的降维 LDP 人脸识别方法 [J]. 电信技术, 2016 (01).

[18] 高雪生, 陈 兵, 韩春雷, 等. 电力通信运维管理风险评估研究及应用 [J]. 电力信息与通信技术, 2013 (09).

[19] 邢宁哲, 徐 鑫. 电力通信网安全防护体系架构模型研究. 信息安全与通信保密, 2014, (09).

[20] 李伟平. 工作流管理系统的建模方法和实现技术研究 [D]. 沈阳: 中国科学院沈阳自动化研究所, 2002.

[21] Lionzl. 纵观 jBPM: 从 jBPM3 到 jBPMS 以及 Activiti5 [EB/OL]. http: blog. csdn. net. 2013. 11. 10.

[8] 梁鸿健, 郭 池, 乔治中, 等. 基于 ITIL 的电网调度自动化运维流程系统的研究与建设 [J]. 中国电子商情: 通信市场, 2011 (6): 187-192.

[9] Delimitrou C, Kozyrakis C. Quasar: Resource-efficient and qos-aware cluster management [J]. ACM SIGPLAN Notices, 2014, 49 (4): 127-144.

[10] 王 波, 王明宇, 刘淑贞. Linux 高可用负载均衡集群技术的研究与应用 [J]. 电子商务, 2013 (8): 55-56

[11] 陈曾胜, 夏登俊. 基于大数据的高风险网络入侵与阻断方法研究