

面向方向选择的差值局部方向模式的人脸识别

项 聪, 朱 毅, 陶永鹏

(大连外国语学院软件学院, 辽宁 大连 116044)

[摘要] 针对目前人脸识别方法中的特征提取缺乏细节和运算量较大的问题, 提出一种面向方向选择的差值局部方向模式人脸识别算法(Direction-Selected Difference Local Direction Pattern) DSDLDP, 首先利用 Kirsch 算子计算像素的卷积值, 并进行第一次相邻差值计算, 然后选择特定方向进行二次差值计算生成 DSDLDP 模式编码, 并利用等价模式降低编码模式种类. 最后人脸图像被划分成多个通过 DSDLDP 编码的图像块, 生成对应的直方图, 串联起来表示人脸向量. 实验结果表明, 与当前主流的人脸识别算法相比, DSDLDP 算法提取人脸特征更为细致, 识别率更高, 抗噪声有更好的鲁棒性.

[关键词] 人脸识别, 特征提取, Kirsch 算子, 局部方向模式

[中图分类号] TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2020)04-0113-06

Face Recognition Based on Direction-Selected Difference Local Direction Pattern

Xu Cong, Zhu Yi, Tao Yongpeng

(College of Software, Dalian University of Foreign Language, Dalian 116044, China)

Abstract: Aiming at the problems of lack of detail and large amount of computation in feature extraction in current face recognition methods, a direction-selected difference local direction pattern was proposed. This method uses Kirsch operator to calculate the convolution value of the pixel, and performs the first adjacent difference calculation, and then selects the specific direction for the second difference calculation to generate DSDLDP mode encoding, and uses the equivalent mode to reduce the type of encoding mode. Finally, the face image is divided into multiple image blocks encoded by DSDLDP to generate corresponding histograms, which are connected in series to represent the face vector. Simulation experiment results show that compared with the current mainstream face recognition algorithms, DSDLDP algorithm extracts facial features more meticulously, with higher recognition rate, and has better robustness against noise.

Key words: face recognition, feature extraction, Kirsch operator, local direction pattern

人脸识别, 是基于人的脸部特征信息进行身份识别的一种生物识别技术. 在安防、金融、交通、电子商务等诸多领域有着广泛的应用, 引起了国内外学者的关注, 学者们提出了各种算法. 最为常用的是局部二值模式(LBP)^[1], 该算法主要通过像素之间的比较来进行二值编码表示人脸特征. 其优点是算法简单, 计算速度快, 但是面对噪声干扰鲁棒性差, 识别率不稳定.

之后涌现出很多改进方法^[2-6], Jabid 等^[7]于 2010 年提出的局部方向模式算法(LDP), 该算法主要利用 Kirsch 算子进行卷积运算, 通过方向响应值去表示人脸的特征信息, 抗噪声能力有所提高, 但识别率不高. 2015 年李照奎等^[8]在 LDP 基础上提出差值局部方向模式(DLDP), 该算法引出了差值空间的新思路, 将信息提取由强度空间转向梯度空间, 注重了人脸特征细节信息的提取, 提高了识别率, 但该算法计算量偏大. 王晓华等^[9]于 2016 年提出梯度中心对称局部方向模式(GCS-LDP), 该算法在梯度空间的基础上引入了中心对称的思想, 进一步改进了提取方式, 然而识别率并没有显著提高. 2018 年 Khadiri^[10]提出 3 值模式(LDTP), 该算法通过设定指定阈值来对算子使用环境进行分类, 其计算简单但易受阈值波动影响, 抗噪声鲁棒性差.

针对上述问题, 借鉴 DLDP 算子, 并对 LBP 算子和 LDP 算子进行改进, 本文提出一种面向方向选择的

收稿日期: 2020-07-08.

基金项目: 辽宁省自然科学基金指导项目(2019-ZD-0514)、大连外国语学院科研基金项目(2018XJYB29).

通讯作者: 项聪, 讲师, 研究方向: 图像处理. E-mail: xucongdlmu@163.com

差值局部方向模式人脸识别算法 DSDLDP. 其主要思想是利用 Kirsch 掩模的卷积运算,从梯度空间中选择特定方向进行二次人脸特征信息的提取,生成 DSDLDP 算子. 该算子不但能够有效提取人脸的细节特征,具有很好的识别精度,而且其编码模式种类显著降低,缩短了人脸的识别时间.

1 LBP 算子理论

Ojala 等在 1996 年提出局部二值模式(local binary pattern, LBP),该算子提取图像的局部特征,计算简单,但易受噪声影响. 具体算法如下:将图像分成若干个 3×3 图像块,每个图像块以中心像素为比较的阈值和周边像素做减法,结果大于 0,编码为 1,否则编码为 0. 以顺时针为序依次计算二值编码,然后转换为十进制,即为中心像素的 LBP 编码. 图 1 展示了一个具体的计算案例.

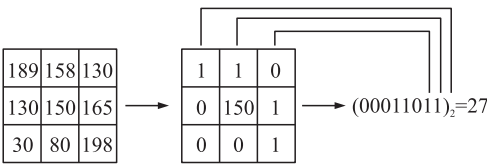


图 1 LBP 编码示例
Fig. 1 LBP coding example

LBP 编码局限于 3×3 邻域,使特征提取受到区域限制,因此, Ojala T 又对其进行改进,以半径 R 的圆形区域作为提取区域,任意像素点均可以参与到比较计算中,这增强了算法的特征提取能力. 借鉴于此,很多研究人员提出相应的改进算法,如 Tan 提出的局部三值模式^[3],该算法通过计算中心像素与相邻像素的差值并与经验阈值比较的正负关系,进行三值编码. Yang 等提出了汉明 LBP^[11],通过计算编码模式的汉明距离,重新进行模式类别划分,降低编码特征维度以减轻计算量. 但是上述各算法仍然局限于周边像素差值的简单计算,只是在比较方式,比较区域,维度变化上进行改进,并不能很好地提取人脸的特征信息^[12-13].

2 LDP 算子理论

局部方向模式算法,即 LDP 算法,由 Jabid 等^[7]于 2010 年提出. LDP 利用了图像的 Kirsch 算子去提取特征,具体如下:用 Kirsch 表示 8 个运算方向,每个方向的 Kirsch 值和中心像素值进行卷积运算,得到中心像素在不同方向上的边响应值,表示如下: $ERV = \{erv_0, erv_1, \dots, erv_7\}$. 其计算公式为:

$$erv_i = I * M_i, \tag{1}$$

式中,输入图像表示为 I , M_i 表示 Kirsch 算子的第 i 个方向的掩模值, erv_i 表示对应的第 i 方向响应值, $*$ 代表卷积计算. 图 2 展示了一个具体的计算案例.

LDP 编码:找到绝对值最大的前 t 个方向响应值,设置对应方向上二进制编码为 1,其余方向编码设置为 0,计算公式为:

$$LDP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^7 s(|erv_i| - \psi) 2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \tag{2}$$

式中, ψ 表示第 t 个最大的方向响应值的绝对值 $|erv_t|$, $\psi = \text{Max}'(ERV)$, $ERV = \{erv_0, erv_1, \dots, erv_7\}$, $LDP(x_c, y_c)$ 表示坐标 (x_c, y_c) 像素的 LDP 编码. 经大量实验验证,当 $t=3$ 时,编码效果最为理想. 但是,可以看出 LDP 采用 8 位二进制编码,维数过大,这会导致大量计算,影响识别效率. 并且 LDP 的编码是在强度空间上进行,忽视了梯度空间的信息,表现在人脸特征提取中会忽略细节特征. 借鉴 LDP 编码思路,李照奎等^[8]提出差值局部方向模式(DLDP)算法,将信息提取转向梯度空间. 接着杨恢先等^[14]做了扩充改进,提出了双差值局部方向模式的人脸识别算法(DDLDP),该算法通过获取不同半径领域像素值之间的差值和同一半径领域像素值之间的差值进行编码,提取人脸特征. 在识别精度上较其他算法有所提高,然而算子维度并没有显著降低,而且双半径的差值计算,加大了计算量.

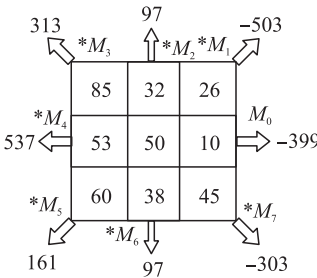


图 2 中心像素的 8 个方向的响应值
Fig. 2 Response value of the center pixel in eight directions

3 面向方向选择的差值局部方向模式

3.1 DSDLDP 算子的描述

面向方向选择的差值局部方向模式(DSDLDP)算法是借鉴 DLDP 算子并对现有算子存在问题的一种改进算法,通过计算近邻边缘响应值之间的强度变化,使得对人脸图像特征提取从单一强度空间转向梯度

空间,更注重了细节特征的提取.同时为了减少算子的编码维度,引入了特定方向下的二次提取并进行差值比较,使得在降低算子维度的同时仍然保持较高的人脸识别率.

DSDLDP 算子的计算过程:

(a)人脸图像划分成若干 3×3 大小的图像块.原始图像块 I 与 Kirsch 算子在 8 个方向进行第一次卷积运算,获得在不同方向上的边响应值 $ERV = \{erv_0, erv_1, \dots, erv_7\}$.

(b)将(a)得到的方向响应值 erv_i 之间进行差值运算,结果取绝对值, $|deriv_i| (i=0,1,\dots,7)$. 计算公式如下:

$$\begin{aligned} deriv_0 &= erv_0 - erv_7, \\ deriv_i &= erv_i - erv_{i-1}, \quad (i=1,2,\dots,7). \end{aligned} \quad (3)$$

(c)计算相邻响应差值绝对值的平均值,反映出边的变化强度. 计算公式如下:

$$|deriv_p| = \sum_{i=0}^7 |deriv_i| / 8. \quad (4)$$

(d)图像的水平、垂直和对角 3 个方向的特征可以有效地描述图像的总特征,因此为了减少算子编码的特征维度,选择特定的方向进行二次邻边差值计算,可以从水平 (M_0, M_4)、垂直 (M_2, M_6) 和两个对角 (M_1, M_5 和 M_3, M_7) 3 个方向选取响应值进行二次编码,根据图 3 中的方向划分,有两种选择方式 $M_0, M_4, M_2, M_6, M_1, M_5$ 方向和 $M_0, M_4, M_2, M_6, M_3, M_7$ 方向. 经大量实验验证,同等条件下第一种方法的编码效果最为理想. 计算公式为:

$$deriv_i = \begin{cases} erv_i - erv_{6-i} & i = \{0\} \\ erv_{7-i} - erv_{6-i} & i = \{1, 2\} \\ erv_{7-i} - erv_{5-i} & i = \{3\} \\ erv_{6-i} - erv_{5-i} & i = \{4, 5\} \end{cases}. \quad (5)$$

图 3 展示了一个具体的计算案例.

(e)计算中心像素的 DSDLDP 编码,计算公式为:

$$DSDLDP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^5 s(|deriv_i| - |deriv_p|) 2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (6)$$

式中, (x_c, y_c) 为图像块中心像素坐标. 采用 DSDLDP 算子对图像所有像素进行编码,得到 DSDLDP 编码图像. DSDLDP 二进制编码共有六位,计 64 种模式,通过采用 Ojala 的“等价模式”^[15]对 DSDLDP 算子的模式种类进行降维处理,计算模式减少为 $6 * (6-1) + 2 = 32$,进一步减轻了人脸识别中的计算量.

3.2 人脸识别

完成人脸图像 DSDLDP 编码后,将进行人脸识别,算法的整体框架如图 4 所示.

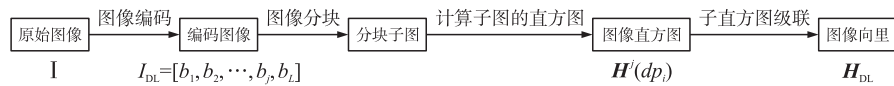


图 4 算法整体框架图

Fig. 4 Overall algorithm framework diagram

将分块的编码图像定义为 $I_{DL} = [b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_L]$, 其中 b_j 表示每个编码子图. 接着统计图像的子直方图, 计算公式为:

$$H^j(dp_i) = \sum_{(x,y)} P(b^j(x,y) = dp_i) \text{ where } P(A) = \begin{cases} 1, & A = \text{true} \\ 0, & A = \text{false} \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $dp_i (i=1, 2, \dots, 32)$ 是定义的编码模式, $H^j(dp_i)$ 表示一个长度为 32 的列向量, 向量中的每个元素表示第 j 个子块中属于每个模式的像素个数. 对所有子直方图级联操作, 计算整体图像的直方图 H_{DL} , 计算公式为:

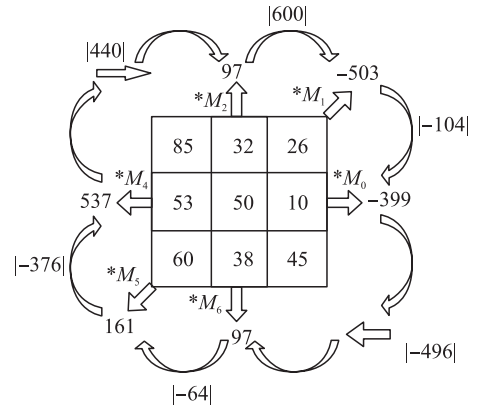


图 3 选定方向下的边缘响应差值

Fig. 3 Edge response difference in selected direction

$$\boldsymbol{H}_{DL} = \prod_{j=1}^L \boldsymbol{H}^j,$$

(8)

式中, \prod 表示级联操作, L 表示图像分块的个数, 最终形成一个长度为 $32 \times L$ 的列向量 \boldsymbol{H}_{DL} , 表示特征脸. 利用该算法分别计算目标脸和候选脸的直方图特征向量 \boldsymbol{H}_{DL} , 通过 Chi-square^[16] 计算向量之间的相似性. 具体如下: 首先表示出两张脸的直方图特征向量 $\boldsymbol{H}_{DL}^1 \boldsymbol{H}_{DL}^2$, 通过式(9)计算向量间的 Chi-square 测度值, 测度值最小则表示人脸匹配.

$$\chi(h_{DL}^1, h_{DL}^2) = \sum_{i=1}^{32L} \frac{(h_{DL}^1(i) - h_{DL}^2(i))^2}{h_{DL}^1(i) + h_{DL}^2(i)},$$

(9)

式中, $h_{DL}^1(i)$ 脸表示 \boldsymbol{H}_{DL}^1 的第 i ($=1, 2, 3, \dots, 32L$) 维.

4 结果与讨论

选择在 YALE 人脸库、ORL 人脸库进行相关实验. YALE 人脸库包括具有不同的光照、不同的表情和不同遮挡等人脸图像. ORL 人脸库则涵盖了人脸表情、细节、姿态、年龄、性别、种族的变化. 人脸库图片的部分截取内容如图 5 所示.

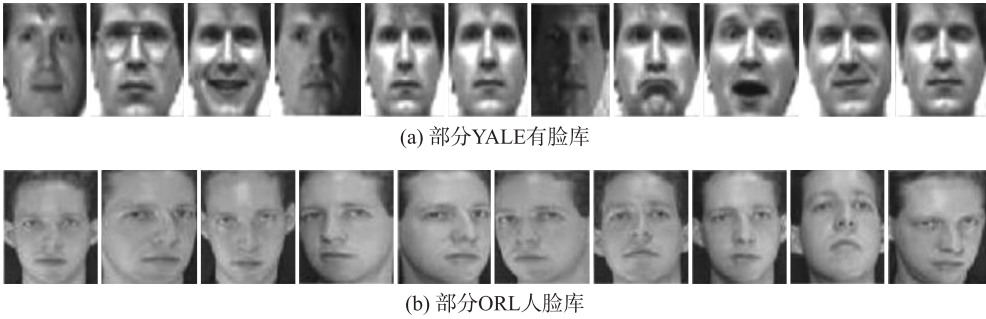


图 5 实验部分人脸库

Fig. 5 Experimental part of the face library

由于 DSDLDP 编码以图像块为区域进行计算, 因此不同分块方式会影响信息的提取结果, 进而影响人脸识别. 一方面过多的分块数会导致较多的特征信息被重复提取, 而分块数过少则在提取中会漏掉某些信息的细节特征. 因此本文通过不同图像块划分实验找出最佳分块方式, 提高算法的识别率. 在图像块匹配实验中块的行、列范围分别定义为 $2 \sim 12$. 在 YALE 和 ORL 库上随机抽取每个人 10 张图片进行测试. 识别率由 100 次重复实验的均值来表示, 确定具有最高识别率的最佳的分块方式. 结果表明: 在 YALE 库中, 本文算法最佳分块大小为 8×8 . 在 ORL 库中为 9×8 . 而其他的分块数会在不同程度上降低识别率.

为了证明 DSDLDP 的优势, 和其他常用算法在人脸库进行识别率及识别时间的对比实验, 结果如下.

表 1 各种算法在 YALE 库识别率及识别时间的对比

Table 1 Comparison of the recognition rate and recognition time of various algorithms in the YALE library

算法类别	随机选取 10 样本下的识别率			识别时间/ms
LDP	79.34	81.00	83.72	85.2
LDTP	82.28	86.85	88.29	83.7
GCSLDP	85.59	89.97	92.06	83.1
DDLDP	89.10	91.50	92.86	82.4
DSDLDP	90.19	91.70	93.86	78.8

表 2 各种算法在 ORL 库识别率及识别时间的对比

Table 2 Comparison of the recognition rate and recognition time of various algorithms in the ORL library

算法类别	随机选取 10 样本下的识别率			识别时间/ms
LDP	78.34	82.00	84.72	84.8
LDTP	84.26	85.88	89.19	83.8
GCSLDP	82.54	85.96	90.06	82.6
DDLDP	88.10	94.50	96.86	82.2
DSDLDP	89.10	94.70	96.16	74.8

由表 1~2 可得, 在 YALE、ORL 人脸库上, 和 LDP、LDTP 和 GCSLDP 算法相比较, 在样本数相同情况下本文的 DSDLDP 算法和杨恢先等^[14] DDLDP 识别率最高.

分析表明 LDP 虽然在梯度空间运算, 但缺乏邻值差值比较计算, 因此提取的特征不能反映人脸表情变化, 在识别率会受到影响. LDTP 算法虽然强调了不同方向变化上的人脸特征提取, 但受阈值设定影响,

算法不够稳定,在某种程度上会降低识别率. GCSLDP 算法先对不同方向上的响应值采用特定算法编码,再选取响应值中的最大值进行计算,虽然利用了梯度空间差值信息,但是识别率受到梯度对称方向限定的影响. DDLDP^[14]算子在梯度空间进行特征提取,并考虑了不同的提取半径,在识别率上表现较好. 但是该算子两次信息提取均从 8 个方向进行,然后再做差值的计算比较,运算体量大,算子的维度高,影响了识别效率. DSDLDP 算子首先考虑了卷积后所有相邻方向响应值之间的梯度信息,进行第一步计算,在选定特定方向后又进行邻域的第二次计算,并联合等价模式降低最后算子的模式维度. 与其他算子相比降低了运算量,缩短了识别时间,在人脸识别效果上和 DDLDP 相近并显著高于其他算法.

为了测试 DSDLDP 算法的抗噪性. 本文选择在 ORL 人脸库进行噪声实验.

$$\delta = \frac{a-b}{a} \times 100\%, \quad (10)$$

式中, a 表示无噪声情况下算法的识别率; b 表示加噪声后的算法识别率; δ 表示噪声情况下算法的平均识别率的降速. 其中 b 和 δ 体现了算法的抗噪声能力.

由表 3 可得,加入噪声后相较于 LDP、LDTP、GCSLDP、DDLDP 算法, DSDLDP 算法的识别率最高,而且相对于无噪声情况下,平均识别率的降速也最低,表现出了较强的抗噪能力. 分析表明,与其他算法相比, DSDLDP 通过在梯度空间内进行两次邻近差值的计算去构建图像编码值,能够大量而有效的提取人脸细节特征信息,不易受到高斯噪声的影响,显示了更好的鲁棒性.

表 3 各种算法在 ORL 库噪声下的识别率的对比
Table 3 Comparison of the recognition rate of various algorithms under ORL library noise

算法	高斯噪声下的算法识别率			识别率降速 δ
	0.000 1	0.000 2	0.000 4	
LDP	88.76	85.36	82.16	14.27
LDTP	91.02	89.91	88.27	4.95
GCSLDP	92.28	89.15	86.72	6.47
DDLDP	93.20	92.01	91.86	3.23
DSDLDP	93.34	92.58	92.04	3.21

5 结论

本文提出面向方向选择的差值局部方向模式的人脸识别方法 DSDLDP,与 LDP 和 LBP 等在强度空间上进行编码不同, DSDLDP 主要在梯度空间进行编码,因为梯度空间含有更多的特征信息. 而且 DSDLDP 通过选择特定方向来计算近邻边缘响应值之间的差值来获取人脸特征的细节表示,也降低了算子的编码维度. 在 YALE、ORL 人脸库的实验测试上, DSDLDP 算法均取得了较好的识别效果. 在噪声实验中, DSDLDP 算法也表现出更强的鲁棒性,从而证明了该算法的有效性.

[参考文献]

- [1] AMIT D, ALIN D. Probabilistic characterization of nearest neighbor classifier[J]. International journal of machine learning and cybernetics, 2013, 4(4): 259-272.
- [2] HUANG D, SHAN C F, ARDABILIAN M, et al. Local binary patterns and its application to facial image analysis: a survey[J]. IEEE transactions on systems man and cybernetics, part C—applications and reviews, 2011, 41(6): 765-781.
- [3] TAN X Y, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [4] 张毅, 廖巧珍, 罗元. 融合二阶 HOG 与 CS-LBP 的头部姿态估计[J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 741-746.
- [5] WANG K, BICHOT C E, LI Y, et al. Local binary circumferential and radial derivative pattern for texture classification[J]. Pattern recognition, 2017, 67(1): 213-229.
- [6] GUO Z H, LI Q, YOU J, et al. Local directional derivative pattern for rotation invariant texture classification[J]. Neural computing and applications, 2012, 21(8): 1893-1904.
- [7] JABID T, KABIR M H, CHAE O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition[C]//Proceedings of 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics. Las Vegas, America, 2010: 329-330. (2).
- [8] 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.
- [9] 王晓华, 李瑞静, 胡敏, 等. 融合局部特征的面部遮挡表情识别[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(11): 1473-1482.
- [10] ISSAM E K, ABDERRAZAK C, YOUSSEF E M, et al. Local directional ternary pattern: a new texture descriptor for texture

- classification[J]. Computer vision and image understanding, 2018, 169(1):14–27.
- [11] YANG H, WANG Y D. A LBP-based face recognition method with Hamming distance constraint[C]//Fourth International Conference on Image and Graphics. Beijing, China, 2007:645–649.
- [12] LAJEVARDI S M, HUSSAIN Z M. Higher order orthogonal moments for invariant facial expression recognition[J]. Digital signal processing, 2010, 20(6):1771–1779.
- [13] 王玮, 黄非非, 李见为. 采用 LBP 金字塔的人脸描述与识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(1):94–100.
- [14] 杨恢先, 刘建, 张孟娟, 等. 双差值局部方向模式的人脸识别[J]. 智能系统学报, 2018, 13(5):751–759.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(7):971–987.
- [16] RAHULAMATHAVAN Y, PHANR C W, CHAMBERS J A, et al. Facial expression recognition in the encrypted domain based on local fisher discriminant analysis[J]. IEEE transactions on affective computing, 2013, 4(1):83–92.

[责任编辑:顾晓天]