

双运算局部方向模式的人脸识别算法

杨恢先, 张孟娟*, 刘建, 曾金芳

湘潭大学物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105

摘要 针对双空间局部方向模式(DSLDP)人脸识别算法只是单一采用作差运算提取特征的问题,提出一种双运算局部方向模式(DOLDP)的人脸识别方法。首先,将图像 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 邻域像素灰度值与 8 个 Kirsch 模板算子卷积,得到 8 个方向的边缘响应值;然后,将近邻边缘响应值按照逆时针方向分别作差和作和,得到两组 8 个方向的边缘响应差值和和值,将两组边缘响应值取绝对值,取各自最大值的方向编码成一个二位八进制数,构成 DOLDP 码。在 YALE、ORL、AR 和 CAS-PEAL 人脸库上的实验结果表明:该方法将和值空间和差值空间人脸特征信息结合,取得了更好的识别效果;和值空间人脸特征信息较强度空间起到了平滑作用,对光照、表情、遮挡等情况表现出更强的稳健性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 双空间局部方向模式; 双运算局部方向模式; Kirsch 算子

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.101004

Face Recognition Based on Double-Operation Local Directional Pattern

Yang Huixian, Zhang Mengjuan*, Liu Jian, Zeng Jinfang

School of Physics and Optoelectronics, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

Abstract Aiming at the problem that the face recognition algorithm based on double space local directional pattern (DSLDP) only uses differential operation to extract features, we present a novel approach based on the double operation local directional pattern (DOLDP) for face recognition. Firstly, $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ neighborhood of facial image are convolved with eight Kirsch template operators to obtain eight directions of edge response values. Then, the neighboring edge response values are countered and summed in counterclockwise directions to obtain two sets of eight-direction edge response differences and sums, and the two sets of values are taken as absolute values. Finally, the directions of the maximum values of the two sets of edge response values are encoded into a two-digit octal number to form a DOLDP code. The experimental results on YALE, ORL, AR and CAS-PEAL face databases show that the proposed method combines the sum space and the difference space face feature information, and achieves a better recognition effect. Compared with the intensity space, the sum space face feature information plays a smooth role and shows stronger robustness to light, expression, and occlusion.

Key words image processing; face recognition; double space local directional pattern; double operation local directional pattern; Kirsch operator

OCIS codes 100.2000; 100.5010; 110.2970; 110.3000

1 引言

人脸识别是生物识别的一种,在信息安全、智能人机交互、安全监控等领域都有很大的使用价值。人脸识别技术主要包括特征提取、特征变换和分类器设计等,如何提取有效特征一直是人脸识别算法的关键^[1]。

局部特征分析方法由于刻画了局部更细节的纹理信息,对光照、姿态、表情和遮挡等复杂变化往往表现得更为稳健。局部二值模式(LBP)^[2]、梯度直方图(HOG)^[3]和局部方向模式(LDP)^[4]描述算子是比较常见的几种人脸特征提取方法。HOG 构造特征是通过计算已经划分的原始样本图像中分块区域的梯度直方图得到的,通常用在图像处理和目标

收稿日期: 2018-04-02; 修回日期: 2018-05-02; 录用日期: 2018-05-14

基金项目: 湖南省自然科学基金(2018JJ3486)

* E-mail: 752971558@qq.com

检测等领域。Dalal 等^[5]提出的 HOG 特征结合支持向量机(SVM)分类器的算法现已广泛应用于图像识别中,尤其是在行人检测中获得了极大的成功。LBP 算子由于具有计算方式高效、复杂度低和旋转不变性^[6]等特性,应用非常广泛,改进算法也比较多^[7-10]。LDP 是在 LBP 算子基础上的一种改进型算子,由于更加稳健,相关改进算法的数量也不断增加^[11-15]。为了充分提取人脸特征信息,Rivera 等^[16]提出局部方向纹理模式(LDTP)的算法,将原始空间的方向信息和梯度空间的灰度信息结合;任福继等^[17]提出的局部均匀模式(LMP)的人脸识别算法,则是比较邻域同一方向上的灰度均值与中心像素点的大小关系,但在原始空间提取方向信息和原始空间的中心像素点本质就是 LBP 特征空间,存在很大的不稳定性,这样算子的稳健性会降低;李照奎等^[18]提出差值局部方向模式(DLDP)算法,引出了梯度空间人脸特征的新思路,但忽略了强度空间人脸特征;杨恢先等^[19]提出双空间局部方向模式(DSLDP)算法将强度空间和差值空间的人脸特征相结合,充分提取了人脸特征,但对于差值空间来说,作差会引起灰度值的抵

消,对人脸特征起衰减作用。

受到文献[17]的启发,本文首先将图像 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 邻域像素灰度值与 Kirsch 模板算子卷积后的相邻像素点两两作和,再按照 DLDP 算法编码方式,提出和值局部方向模式(SLDP)的算法,引出和值空间的概念,然后比较原始空间、强度空间、和值空间和差值空间单一算法的识别效果。之后受到文献[19]启发,将和值空间和差值空间的人脸特征信息按照 DSLDP 算法编码的方式两两结合,提出基于双运算局部方向模式(DOLDP)的人脸识别算法。

2 DOLDP

2.1 DSLDP 算法

DSLDP 算法具体步骤如下:首先,将图像 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 邻域像素灰度值与 8 个 Kirsch 模板算子卷积,得到 8 个方向的边缘响应值;然后,将近邻边缘响应值之间相应作差,对应 8 个方向的边缘响应差值,将两组值取绝对值,取各自最大值的方向编码成一个二位八进制数,即该像素点的 DSLDP 编码值。具体流程如图 1 所示。

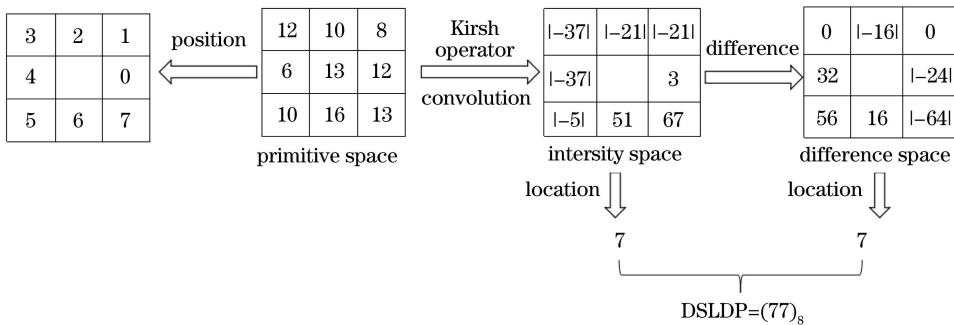


图 1 DSLDP 的编码过程

Fig. 1 DSLDP encoding process

2.2 DOLDP 算法

DSLDP 算法存在如下问题:1) 对于由相邻像素点作差构成的差值空间而言,作差削弱了人脸像素点灰度值,对识别效果有一定影响;2) 当相邻的两个边缘响应值一个受到外界环境因素干扰、一个没有受到干扰时,针对这种突变的情况,作差并不能很好地减弱外界的影响。DSLDP 算法结合的强度空间并不能对差值空间起到补充或抵消这两点影响,只是补充人脸特征信息,因此本文引入和值空间来与差值空间相互补充和抵消。

和值空间的具体作用:1) 对于由相邻像素点相加构成的和值空间而言,增强了人脸像素点的灰度值;2) 对于外界环境因素的干扰,和值空间相当于

是在强度空间加了一个均值滤波,既保留了强度空间的人脸特征信息,又削弱了外界因素的影响,表现出对光照、噪声等更强的稳健性。

DOLDP 算法具体步骤如下。

1) 将 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 邻域像素灰度值 a 分别与 8 个方向的 Kirsch 模板算子卷积 M_i ($i=0,1,2,3,4,5,6,7$),得到相应 8 个方向的边缘响应 m_i 。

$$m_i = a \cdot M_i, \quad (1)$$

式中 a 表示输入图像, M_i 表示第 i 个 Kirsch 模板算子。

2) 分别将近邻边缘响应值 m_i 按照逆时针方向前后作差和求和,分别得到对应 8 个方向的差值 A_x 和和值 B_y 。

$$A_x = \begin{cases} |m_{i+1} - m_i|, & 0 \leq i \leq 6, 0 \leq x \leq 6 \\ |m_0 - m_7|, & x = 7 \end{cases}, \quad (2)$$

$$B_y = \begin{cases} |m_{i+1} + m_i|, & 0 \leq i \leq 6, 0 \leq y \leq 6 \\ |m_0 + m_7|, & y = 7 \end{cases}. \quad (3)$$

3) 取对应边缘响应差值和和值的最大值对应的

方向下标,组成一个二位八进制数,形成 DOLDP 码。

$$\alpha = \arg \max \{A_x \mid 0 \leq x \leq 7\}, \quad (4)$$

$$\beta = \arg \max \{B_y \mid 0 \leq y \leq 7\}, \quad (5)$$

$$\text{DOLDP}(a) = \alpha \times 8^1 + \beta \times 8^0, \quad (6)$$

式中 α 是最大边缘响应值 A_x 的索引下标, β 是最大边缘响应值 B_y 的索引下标。图 2 所示为 DOLDP 的编码过程。

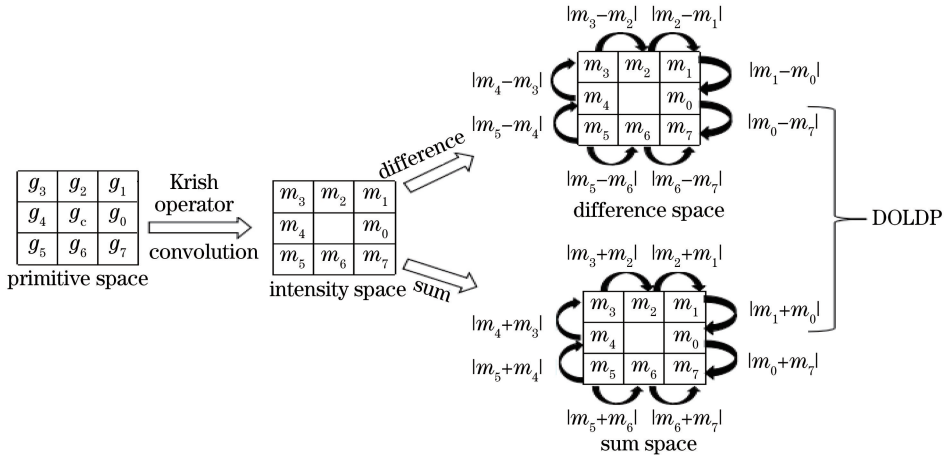


图 2 DOLDP 码流程图

Fig. 2 Flow chart of DOLDP code

2.3 特征图对比与分析

为了清晰直观地了解各种局部方向模式算法提取人脸特征的效果,随机选择一张人脸图,分别用 LDP、SLDP、DLDP、DSLDP、DOLDP 算法提取人脸特征,如图 3 所示。

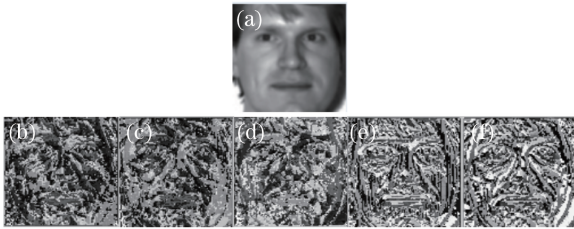


图 3 特征提取图。(a)原始人脸图像;(b) LDP 算法;(c) SLDP 算法;(d) DLDP 算法;(e) DSLDP 算法;(f) DOLDP 算法

Fig. 3 Feature extraction map. (a) Primitive face image; (b) LDP algorithm; (c) SLDP algorithm; (d) DLDP algorithm; (e) DSLDP algorithm; (f) DOLDP algorithm

由图 3 可知:1) 与 LDP 算法相比,SLDP 算法特征提取图的纹理特征更加平滑;2) 对比 SLDP、DLDP 算法,两种算法提取的人脸特征有明显的差别,为不同层面的人脸特征信息;3) 与 DSLDP 算法相比,DOLDP 算法提取的人脸纹理特征更加清晰,轮廓更加突出。

3 DOLDP 算法人脸识别流程

3.1 分块

首先,用 DOLDP 算法提取整幅人脸图像后,一般先对其人脸进行分块。一般地,分块有两种方法:局部器官法和局部区域法。局部器官法主要依据人脸‘三庭五眼’的位置进行划分,但这需要人为干预。考虑到实际情况,采用局部区域法,就是对人脸图像进行均匀分块。原理如图 4 所示。

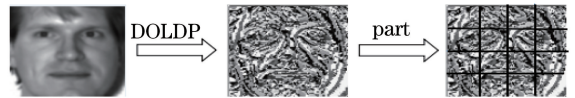


图 4 分块构建过程

Fig. 4 Construction process of part

3.2 加权

人脸分块后每一部分特征信息不同,对人脸识别的贡献程度也不同,如果对不同的分块同等对待,不但会减少包含重要人脸信息的分块在人脸识别中的作用,而且还会增强非重要分块的作用,从而降低人脸识别效果。首先,计算图像每个子块各像素点的局部信息熵^[20]:

$$Q_y = - \sum_1^x p_x \log_2(p_x), \quad (7)$$

式中 $x \in [0, 63]$, $y \in [0, n \times n]$, p_x 表示子块中第 x 个灰度级出现的概率, $n \times n$ 表示分块大小, Q_y 表示第 y 个分块的总信息熵。

然后, 根据分块后每个分块所占的比例, 计算分块子图的贡献度, 即权值:

$$W_y = Q_y / \sum_1^{n \times n} Q_y, \quad (8)$$

式中 W_y 表示第 y 个子块的权重值。

最后, 将所有分块的统计直方图特征信息串接, 融合成一个直方图。

3.3 人脸匹配

使用 χ^2 距离^[21] 进行统计判别, 测量识别性能:

$$\chi^2(\mathbf{S}, \mathbf{M}) = \sum \frac{(\mathbf{S} - \mathbf{M})^2}{(\mathbf{S} + \mathbf{M})}, \quad (9)$$

式中: \mathbf{S} 和 \mathbf{M} 分别代表两个待比较的特征向量; χ^2 表示卡方距离的大小, 值越小, 说明 \mathbf{S} 和 \mathbf{M} 匹配度越高, 相似度越高。在本文实验中, 卡方距离统计算法相似度, 然后根据最近邻准则, 将测试样本归为直方块图交相似度最大的那一类。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的性能, 选择在 YALE、ORL、AR、CAS-PEAL 人脸库上进行实验, 与 LDP^[4]、DLDP^[18]、SLDP、DSLDP^[19] 算法进行识别效果对比。

4.1 YALE 和 ORL 人脸库

YALE 大学的人脸数据库有 15 个人, 每个人 11 幅, 共 165 张图片, 包含光照、表情和姿态。英国剑桥 Olivetti 实验室创建的 ORL 人脸库有 40 个人, 每个人 10 幅, 共 400 幅图片, 包含表情、姿态等变化。实验中随机选择该人脸库每个人 2~5 幅图像作为训练样本, 其余图像作为测试样本。

由表 1 和表 2 可知: 1) SLDP 算法相比 LDP 算法, 在 YALE 库中, 当样本数为 2~5 时, 识别率平均提高了 1.98%, 1.28%, 0.97%, 0.57%; 在 ORL 库中, 当样本数为 2~5 时, 识别率平均提高了 0.46%, 0.91%, 0.84%, 0.95%。SLDP 算法识别效果高于 LDP 算法。2) DOLDP 算法相比 DSLDP 算法, 在

YALE 库中, 样本数为 2~5 时, 识别率平均提高了 1.46%, 0.57%, 0.03%, 0.36%, 在 ORL 库中, 当样本数为 2~5 时, 识别率平均提高了 0.39%, 0.12%, 0.13%, 0.18%。DOLDP 算法识别效果高于 DSLDP 算法。

表 1 各算法在 YALE 库的识别率

Algorithm	Identification rate under different quantity of samples per category			
	2	3	4	5
LDP	78.34	82.00	82.72	84.68
DLDP	83.07	86.58	88.33	90.22
SLDP	80.32	83.28	83.69	85.25
DSLDP	87.07	91.50	93.38	94.10
DOLDP	88.53	92.07	93.41	94.46

表 2 各算法在 ORL 库的识别率

Algorithm	Identification rate under different quantity of samples per category			
	2	3	4	5
LDP	82.98	89.76	92.99	93.85
DLDP	87.72	93.02	95.50	96.35
SLDP	83.44	90.67	93.83	94.80
DSLDP	88.02	93.23	96.37	97.82
DOLDP	88.41	93.35	96.50	98.00

4.2 AR 和 CAS-PEAL 人脸库

由巴塞罗那计算机视觉中心建立的 AR 人脸库包含超过 4000 幅来自 126 个人的人脸图像, 实验中选择 50 名男性和 50 名女性, 每个人 13 幅人脸图像, 1 幅正脸图作训练样本, 表情、光照、遮挡 A 和遮挡 B 每组 3 幅作测试样本来进行实验。大规模中国人脸图像数据库 CAS-PEAL 包含 1040 名中国人, 共 9450 幅头肩部头像, 实验中选取其中前 200 人。同样, 按照 AR 库的方式, 1 幅正脸图作训练样本, 表情、光照、饰物 1 和饰物 2 子集每组 3 幅作测试样本来进行实验, 如图 5 所示。

由表 3 和表 4 可知: 1) SLDP 算法相比 LDP 算法, 在 AR 库对应的 4 个子集中, 识别率分别提高了



图 5 (a) AR 和 (b) CAS-PEAL 部分人脸库部分图像

Fig. 5 Part images in (a) AR and (b) CAS-PEAL face library

0.34%, 0.67%, 0.33%, 1.33%; 在 CAS-PEAL 库, 表情集识别效果相同, 其余子集识别率分别提高了 1.33%, 2.00%, 3.34%。SLDP 算法识别效果明显高于 LDP 算法。2) DOLDP 算法相比 DSLDP 算法, 在 AR 库对应的 4 个子集中, 识别率分别提高了 0.67%, 0.34%, 0.34%, 0.33%; 在 CAS-PEAL 库, 表情集识别效果相同, 其余子集识别率分别提高了 1.34%, 1.00%, 0.33%。DOLDP 算法识别效果高于 DSLDP 算法。

表 3 各算法在 AR 库的识别率

Table 3 Identification rate of different algorithms on AR library %

Algorithm	Expression	Illumination	Mask A	Mask B
LDP	96.33	93.00	90.00	70.67
DLDP	97.00	95.00	91.33	78.00
SLDP	96.67	93.67	90.33	72.00
DSLDP	98.00	98.33	99.33	87.67
DOLDP	98.67	98.67	99.67	88.00

表 4 各算法在 CAS-PEAL 库的识别率

Table 4 Identification rate of different algorithms on CAS-PEAL library %

Algorithm	Expression	Illumination	Accessories	
			1	2
LDP	96.33	90.00	78.67	87.33
DLDP	97.00	92.00	84.00	92.67
SLDP	96.33	91.33	80.67	90.67
DSLDP	99.33	95.33	90.00	94.67
DOLDP	99.33	96.67	91.00	95.00

4.3 实验结果分析

对比 LDP、DLDP 和 SLDP 算法的识别效果可知, 按照识别效果优劣排列分别为 DLDP、SLDP、LDP。LDP 是在原始空间基础上与 8 个 Kirsch 算子卷积构成的强度空间人脸信息, DLDP 是在强度空间基础上像素点之间作差构成的差值空间信息; SLDP 算法是在强度空间基础上采用像素点之间求平均值得到的和值空间人脸信息。相比较 LDP 算法, SLDP 算法在局部领域中获取了更准确的强度特征信息, 和值变化表示该像素点的灰度情况, SLDP 算法实际揭示了像素点之间外在的强度关系, 因此识别效果会高于 LDP 算法。DLDP 算法在局部领域中获取了更丰富的细节特征, 差值变化越大, 表示两个方向之间的细节特征越突出, 也就具有更强的区分能力。差值空间可以保留像素之间的内在关系, 而和值空间则不能, 差值空间保留这些内在关系, 实质上揭示了图像的潜在空间结构信息, 而这些空间结构信息往往具有更强的判别性。SLDP 算

法在相邻像素点之间求平均值相当于进行了一次均值滤波, 这样会失去部分细节特征信息, 因此 DLDP 算法的识别效果会高于 SLDP。DSLDP 算法的识别效果优于 DOLDP 算法。DSLDP 算法是强度空间和差值空间的结合, DOLDP 算法是和值空间和差值空间的结合。对于 DOLDP 算法, 和值空间一方面增强了人脸像素点灰度值, 弥补了差值空间衰弱人脸像素点灰度值的缺陷; 另一方面和值空间相当于是在强度空间加了一个均值滤波, 既保留了强度空间的人脸特征信息, 又削弱了外界因素的影响, 表现出对光照、表情和遮挡等更强的稳健性。因此, 相比 DSLDP 算法, DOLDP 算法具有更大的优势。

5 结 论

针对 DSLDP 算法采用作差运算提取人脸特征的有限性, 提出 DOLDP 算法, 通过引入作和运算, 一方面对作差运算起到互补的作用, 和值空间对人脸像素点灰度值是一种增强的作用, 弥补了差值空间衰弱人脸像素点灰度值的缺陷, 另一方面, 和值空间相当于是在强度空间加了一个均值滤波, 既保留了强度空间的人脸特征信息, 又削弱了外界因素的影响, 表现出对光照、表情和遮挡等更强的稳健性。在 YALE、ORL、AR 和 CAS-PEAL4 个人脸库上进行测试, 实验结果表明, DOLDP 算法可以有效地提高人脸识别效果。

考虑到和值空间和差值空间只取最大值编码值, 忽略了其他编码值, 会导致部分人脸特征的丢失, 接下来将进一步探索每一层空间是否可以采用中心对称的编码方式来组合, 将每一层每一个边缘响应值都考虑进去。

参 考 文 献

- [1] Qin J, Wang M H. Fast pedestrian proposal generation algorithm using online gaussian model[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(11): 1115001. 覃剑, 王美华. 采用在线高斯模型的行人检测候选框快速生成方法 [J]. 光学学报, 2016, 36(11): 1115001.
- [2] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen 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.
- [3] Newell A J, Griffin L D. Multiscale histogram of oriented gradient descriptors for robust character

- recognition [C] // 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2011: 1085-1089.
- [4] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local directional pattern (LDP) for face recognition [C] // 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2010: 329-330.
- [5] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 886-893.
- [6] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. 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.
- [7] Ye Z, Bai L. Hyperspectral image classification based on principal component analysis and local binary patterns [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111006.
叶珍, 白麟. 基于主成分分析与局部二值模式的高光谱图像分类 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54 (11): 111006.
- [8] Kumar T S, Kanhangad V. Automated obstructive sleep apnoea detection using symmetrically weighted local binary patterns [J]. Electronics Letters, 2017, 53(4): 212-214.
- [9] Lin S, Xu T Y, Wang Y. Palm vein recognition based on gabor wavelet and NBP algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(5): 051002.
林森, 徐天扬, 王颖. 基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(5): 051002.
- [10] Li J X, Zong Q. Object tracking based on multi-feature and local joint sparse representation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(10): 101502.
李敬轩, 宗群. 基于多特征和局部联合稀疏表示的目标跟踪 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(10): 101502.
- [11] El khadiri I, Chahi A, El merabet Y, *et al.* Local directional ternary pattern: a new texture descriptor for texture classification [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 169: 14-27.
- [12] Hui X W, Zhang J Y, Lin S, *et al.* Application of improved local directional pattern in palm vein recognition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(7): 071001.
惠晓威, 张俊宇, 林森, 等. 改进局部方向模式在掌脉识别中的应用 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(7): 071001.
- [13] Faraji M R, Qi X J. Face recognition under varying illumination based on adaptive homomorphic eight local directional patterns [J]. IET Computer Vision, 2015, 9(3): 390-399.
- [14] Han B, Song Y T, Gao X B, *et al.* Dynamic aurora sequence recognition using volume local directional pattern with local and global features [J]. Neurocomputing, 2016, 184: 168-175.
- [15] Luo Y T, Zhao L Y, Zhang B, *et al.* Local line directional pattern for palmprint recognition [J]. Pattern Recognition, 2016, 50: 26-44.
- [16] Rivera A R, Castillo J R, Chae O. Local directional texture pattern image descriptor [J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 51: 94-100.
- [17] Ren F J, Li Y Q, Xu L F, *et al.* Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 565-573.
任福继, 李艳秋, 许良凤, 等. 局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 565-573.
- [18] Li Z K, Ding L X, Wang Y, *et al.* Face feature representation based on difference local directional pattern [J]. Journal of Software, 2015, 26(11): 2912-2929.
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.
- [19] Yang H X, Liu J, Zhang M J, *et al.* Face recognition based on double-space local directional pattern [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(11): 1493-1502.
杨恢先, 刘建, 张孟娟, 等. 双空间局部方向模式的人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(11): 1493-1502.
- [20] Perez C A, Cament L A, Castillo L E. Local matching Gabor entropy weighted face recognition [C] // IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011: 179-184.
- [21] Al-Sumaidae S A M, Dlay S S, Woo W L, *et al.* Facial expression recognition using local Gabor gradient code-horizontal diagonal descriptor [C] // IET International Conference on Intelligent Signal Processing, 2016.