面向虹膜识别的多方向中心对称局部二值模式

叶学义, 廖奕艺*, 王鹤澎, 陈华华, 王浩

(杭州电子科技大学通信工程学院 杭州 310018)
(202080060@hdu.edu.cn)

摘 要: 为了提升虹膜纹理的表征效果, 获得稳定的局部纹理信息表达, 提出基于多方向中心对称局部二值模式的虹膜识别算法. 首先通过眼睑边缘快速定位生成掩膜, 抑制眼睑区域噪声; 然后在多方向的基础上, 提出多方向中心对称的局部二值模式完成虹膜纹理特征的表征; 最后利用汉明距离判定虹膜是否匹配. 针对由于类内与类间匹配次数失衡导致评价指标正确识别率存在的不足, 提出修正的正确识别率. 在 CASIA.V1, CASIA.V3-Interval, JUL6.0 和 CASIA.V4-Lamp 虹膜库上的实验结果表明, 所提算法的修正的正确识别率分别为 99.857%, 99.940%, 99.640%和 97.973%, 等错误率下降 0.03%~5.96%; 该算法能够有效地表征虹膜纹理信息, 具有良好的识别性能和鲁棒性.

关键词: 虹膜识别; 多方向中心对称局部二值模式; 掩膜; 汉明距离; 修正的正确识别率
中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2023.19624

Iris Texture Characterization of Multi-Direction and Center-Symmetry Local Binary Pattern

Ye Xueyi, Liao Yiyi*, Wang Hepeng, Chen Huahua, and Wang Hao

(*School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou* 310018)

Abstract: In order to improve the iris texture characterization effect and obtain stable expression of local texture information, an iris texture characterization method based on multi-direction and center-symmetry local binary pattern is proposed. Firstly, a mask generated by quickly locating the edge of the eyelid is used to suppress the noise in the eyelid area. Secondly, on the basis of multi-direction, a proposed center-symmetry local binary pattern is used to characterize the iris texture. Finally, the shifting Hamming distance is used to determine whether the iris is matched or not. And specially to be mentioned is that the traditional correct recognition rate (CRR) is modified to deal with the shortcomings of the correct recognition rate evaluation index due to the imbalance of intra-class and inter-class matching times. The modified correct recognition rates obtained on CASIA.V1, CASIA.V3-Interval, JUL6.0 and CASIA.V4-Lamp libraries are 99.857%, 99.940%, 99.640% and 97.973%, respectively, and the equal error rate decreased by 0.03%–5.96%. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively characterize the iris texture information, and has good recognition performance and robustness.

Key words: iris recognition; multi-direction and center-symmetry local binary pattern; mask; Hamming distance; modified correct recognition rate

收稿日期: 2022-03-12; 修回日期: 2022-08-01. **基金项目**: 国家自然科学基金(U19B2016, 60802047). **叶学义**(1973—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为模式识别、信息安全; **廖奕艺**(1998—), 男, 硕士研究生, 论文通信作者, 主要研究方向为虹膜识别; **王鹤澎**(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理; **陈华华**(1975—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别; **王浩**(1985—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为低复杂度 FIR 滤波器.

虹膜纹理具有高度的复杂性、非侵入性和稳定性等优点, 被认为是最具有发展前途的生物特征识别技术[1]. 虹膜识别包含虹膜图像采集及质量评价、虹膜图像预处理、虹膜纹理特征表征与编码以及虹膜特征匹配 4 个环节[2]. 其中, 虹膜纹理特征表征与编码是虹膜识别的核心步骤, 直接决定虹膜识别性能.

目前, 典型的虹膜特征表征研究可分为 4 类: 基于相位分析的方法、基于相关滤波器的方法、基于过零检测的方法和基于局部纹理描述的方法. 基于相位分析的方法以 Daugman[3]提出的 2D-Gabor 算法为代表, 通过对虹膜图像进行滤波处理提取虹膜纹理的相位特征, 根据相位信息所处象限进行编码, 最后采用汉明距离(Hamming distance, HD)完成匹配识别[4]; 该算法的识别性能过度依赖虹膜图像质量, 在表征虹膜纹理细节特征上有所欠缺. 基于相关滤波器方法的典型例子是 Wildes 等[5]提出的拉普拉斯金字塔分解算法, 利用金字塔分解的方法对虹膜特征进行表征, 通过计算图像之间的相关性实现虹膜匹配; 该算法计算复杂度高, 识别性能并不出色. 基于过零检测的方法以 Boles 等[6]提出的小波过零点检测法为代表, 采用过零点数目一致原则, 根据相关性进行匹配识别; 该算法表征虹膜纹理特征对虹膜图像质量要求较高, 且抗虹膜纹理尺度变化能力差, 在光照变化时的识别效果明显降低. 基于局部纹理描述方法的思路来源于图像局部二值模式(local binary pattern, LBP)[7]. 光照是影响虹膜采集质量的最主要因素, 由此导致的低质量虹膜图像或者虹膜纹理的尺度变化, 是影响虹膜特征表征的关键因素, 也是目前虹膜识别面向应用的核心问题; 但是, 虹膜纹理局部邻域内像素点之间的相互关系的特征表达对于这种变化具有较好的抵抗力, 因此, 虹膜局部纹理描述研究中以 LBP 为代表的局部特征表征思路得到了广泛的关注.

从直接使用 LBP 到 Zhang 等[8]提出多块 LBP(multi block LBP, MB-LBP), 该算子对噪声和小尺度位移具有鲁棒性; 缺点是特征维数高且忽略了图像的整体空间信息. Heikkilä 等[9]提出中心对称 LBP(center-symmetric LBP, CS-LBP), 该算子在一定程度上降低了特征维数; 但在描述局部纹理时忽略了中心像素点的作用. 李欢利等[10]提出统计特征 CS-LBP(statistical characteristics CS-LBP, SCCS-LBP), 在虹膜纹理局部描述研究中具有一定的代表性, 该算法利用统计特征中心和对称局部二值模式表征虹膜纹理特征, 再利用 HD 完成识别, 该算子对比 CS-LBP 算子进一步降低了特征维度, 在识别速度和识别精度上都取得了较好的效果; 但仍然忽略了中心像素点的作用且抗噪能力不强. 2021 年, 朱晓东等[11]提出多方向 LBP(multi-direction LBP, MD-LBP)表征虹膜纹理, 考虑了邻域像素点与周围多个像素点之间的联系, 减少了噪声的干扰; 但是该算子特征维数高, 需要通过多种滤波算法得到稳定特征识别区域来提高识别效果, 且对于不同分辨率的虹膜样本库在识别性能上存在较大差异.

因此, 虹膜纹理有效且鲁棒的表征既要考虑局部邻域的整体, 涵盖各个方向, 又要考虑中心以及邻域的对称表达, 以实现对纹理的点和面的均衡表征. 为此, 本文提出多方向 CS-LBP(multi-direction CS-LBP, MDCS-LBP), 以提升对虹膜纹理的表征效果; 为了进一步抑制因定位误差带来的虹膜纹理区域中的眼睑噪声, 重新设计了预处理环节, 特别是采用掩膜计算以覆盖眼睑噪声区域. 首先检测眼睑边缘定位掩膜区域, 利用掩膜抑制虹膜纹理区域中眼睑噪声对虹膜识别性能的影响; 然后利用 MDCS-LBP 算子计算邻域多个方向与中心的加权灰度值以取代邻域和中心灰度值, 解决单一像素值对纹理描述过于精细的缺点, 再采用中心对称编码的方式对计算所得的局部加权灰度值关系进行表征, 得到 MDCS-LBP 特征图; 采用阈值二值化的方法对 MDCS-LBP 特征图降维得到二值化 MDCS-LBP 特征图, 进一步降低特征维度; 最后采用移位 HD 计算匹配分数, 选取二值模板移位中计算所得的最小 HD 与最佳分类阈值进行比较, 完成虹膜识别.

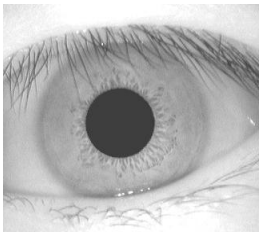
1 虹膜图像预处理

虹膜采集受到采集者的姿态、光照, 以及睫毛和眼睑等因素的影响, 通常在特征表征前需要对采集到的虹膜图像进行预处理, 以消除这些因素对虹膜识别的不利影响. 虹膜图像预处理[12]包括虹膜定位、区域尺度归一化、图像增强与噪声抑制.

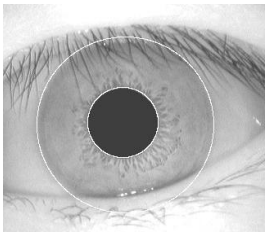
1.1 定位、尺度归一化与增强

对采集到的虹膜图像进行定位, 确定虹膜圆环区域. 采集到的虹膜图像如图 1a 所示, 虹膜的定位结果如图 1b 所示.

对定位得到的虹膜圆环采用 Daugman[3]提出的橡胶皮弹性模型进行尺度归一化, 将环形虹膜区域展开成矩形区域, 尺度归一化虹膜图像如图



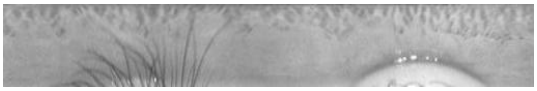
a. 虹膜图像



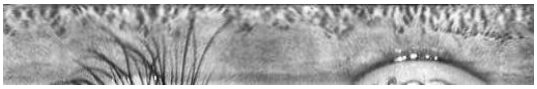
b. 虹膜区域定位

图 1　虹膜图像及其定位

2a 所示. 考虑到尺度归一化后的虹膜图像纹理灰度差异不明显会影响到后续的纹理特征描述，本文采用对比度受限自适应直方图均衡化算法[13]对尺度归一化虹膜图像进行增强，增强后的归一化虹膜图像如图 2b 所示.



a. 尺度归一化虹膜图像



b. 增强后尺度归一化虹膜图像

图 2　虹膜区域的尺度归一化与增强

1.2　掩膜法噪声抑制

除了睫毛噪声的干扰之外，眼睑也是虹膜纹理区域的噪声干扰之一，这种生理遮挡带来的噪声如图 3 所示. 现有的处理方法通常采用人为定位虹膜区域或在复杂的眼图中检测眼睑曲线. 前者采用 Wild 等[14]的人工标注分割虹膜的方法，需要使用标注工具对数据集进行粗略的虹膜区域定位，不利于实际的应用；后者在复杂的眼图中检测眼睑曲线确定噪声区域，容易受到睫毛、虹膜边界等因素的影响，从而降低检测精度且耗时较长. 因此，本文针对虹膜识别区域中存在的眼睑噪声，提出一种快捷的噪声区域定位方法.



图 3　含有噪声的虹膜纹理区域

增强后的眼睑边缘显著性强于虹膜纹理和眼睑区域. 首先采用二值阈值化初步筛选出眼睑边缘像素点；然后利用 8 邻接规则[15]将筛选出的眼睑边缘像素点分成多个连通域，若归一化增强虹膜图像中存在眼睑区域，则眼睑边缘的连通域会大于非眼睑连通域. 因此，本文选取 3 个最大的连通域进行判定，根据虹膜纹理一般呈现块状或沿垂直方向的条状、而眼睑边缘则是宽度有限横向延长的曲线的特点，通过对连通域的纵向宽度和横向长度进行限定筛选出眼睑边缘连通域；对得到的眼睑边缘连通域像素点采用最小二乘法进行曲线拟合[16]得到眼睑曲线；最后将眼睑曲线所确定的区域设置为掩膜，通过掩膜覆盖特征图的方式消除噪声区域对虹膜识别的不利影响. 掩膜生成流程如图 4 所示.

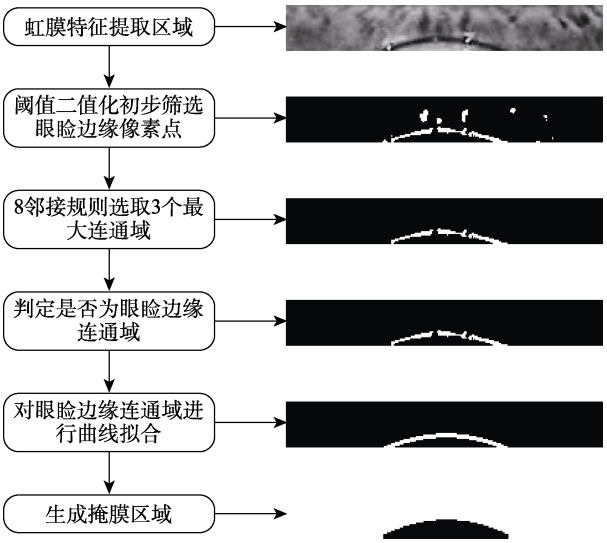


图 4　掩膜生成流程

2　纹理特征表征与识别

2.1　MDCS-LBP 算子

从虹膜局部纹理点和面的均衡表征出发，既考虑局部邻域的整体，又顾及中心像素与主方向上的像素在纹理表征的作用，MDCS-LBP 算子包括 4 个环节：(1) 单一像素值的比较不能准确地描述局部的纹理变化，将邻域方向上及其周围几个像素作为邻域的整体来获取更稳定的局部纹理变化表征；(2) 为了突出纹理沿各个方向上的变化，对邻域整体方向上的像素和中心像素进行加权，增强方向像素在纹理表征的作用；(3) 对方向像素加权后的邻域整体和中心加权后的中心邻域进行

计算获得对应加权灰度值，为构建特征映射提供更多信息；(4) 引入 Heikkilä 等[9]的中心对称的编码思想，同时兼顾中心加权灰度值在编码时对纹理表征的作用，重新定义加权灰度值之间的比较规则来表征局部纹理变化.

对于尺度归一化后的虹膜图像，3×3 的特征提取模板在表征局部纹理特征时感受野较小，像素点邻域表征信息过于稠密，对噪声的鲁棒性较差. 由于图像上的像素点并非孤立的存在，而是与周围像素点有密切联系，为了提高算子对噪声的鲁棒性及放大特征半径，本文采用 5×5 的特征提取模板，选取如图 5 所示的各子图区域计算 8 个不同方向与中心的加权灰度值[17]. 图 5 中，实线表示选取的方向，虚线框表示选取的用于计算加权灰度值的像素点，$P_i\ (1\leqslant i\leqslant 8)$ 和 $Q_j\ (1\leqslant j\leqslant 16)$ 是以 P_c 为中心的 5×5 邻域上像素点.

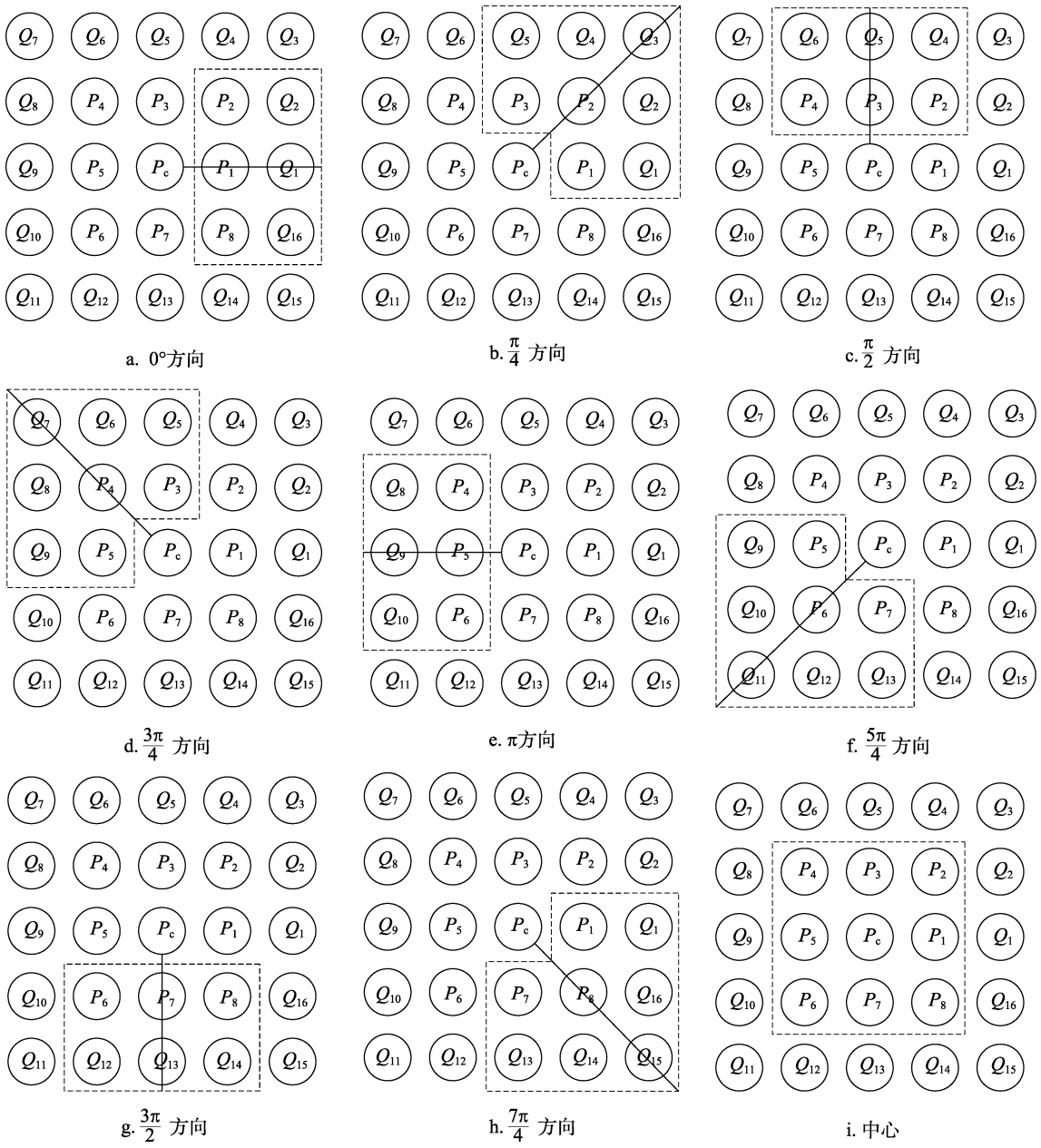


图 5　8 个方向与中心的加权灰度值计算区域

对虚线框内的主方向和中心像素点进行加权，再与其周围像素点进行累加取均值，计算得到各个方向和中心的加权灰度值，8 个方向加权灰度值与中心加权灰度值的计算公式为

$$0^{\circ}\colon G_1=\frac{\lambda(P_1+Q_1)+(P_2+P_8)+(Q_2+Q_{16})}{2\lambda+4},$$

$$\frac{\pi}{4}: G_2=\frac{\lambda(P_2+Q_3)+(P_1+P_3)+(Q_1+Q_2+Q_4+Q_5)}{2\lambda+6},$$

$$\frac{\pi}{2}: G_3=\frac{\lambda(P_3+Q_5)+(P_2+P_4)+(Q_4+Q_6)}{2\lambda+4},$$

$$\frac{3\pi}{4}: G_4=\frac{\lambda(P_4+Q_7)+(P_3+P_5)+(Q_5+Q_6+Q_8+Q_9)}{2\lambda+6},$$

$$\pi: G_5=\frac{\lambda(P_5+Q_9)+(P_4+P_6)+(Q_6+Q_{10})}{2\lambda+4},$$

$$\frac{5\pi}{4}: G_6=\frac{\lambda(P_6+Q_{11})+(P_5+P_7)+(Q_9+Q_{10}+Q_{12}+Q_{13})}{2\lambda+6},$$

$$\frac{3\pi}{2}: G_7=\frac{\lambda(P_7+Q_{13})+(P_6+P_8)+(Q_{12}+Q_{14})}{2\lambda+4},$$

$$\frac{7\pi}{4}: G_8=\frac{\lambda(P_8+Q_{15})+(P_7+P_1)+(Q_{13}+Q_{14}+Q_{16}+Q_1)}{2\lambda+6},$$

$$\text{中心}: G_c=\frac{\lambda P_c+\sum_{i=1}^{8}P_i}{\lambda+8}.$$

其中，$G_w(1\leqslant w\leqslant 8)$ 表示以 P_c 为中心每个方向上的加权灰度值；G_c 表示中心加权灰度值；λ 表示主方向上的像素和中心像素的权重系数.

计算得到的各方向加权灰度值和中心加权灰度值形成 3×3 的编码模板，用于表征该局部纹理信息的变化，如图 6 所示. 其中，G_1 表示编码起始点，箭头方向表示编码方向.

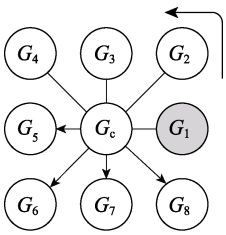


图 6　编码示意图

为了更好地描述虹膜纹理沿各个方向上的灰度变化信息，引入 Heikkilä 等[9]的中心对称的编码思想，针对对称编码中忽略中心像素的不足，本文重新定义加权灰度值之间的比较规则. 首先对关于中心加权灰度值呈中心对称的 2 个方向加权灰度值进行比较，生成第 1 位 1 比特编码；然后判定中心加权灰度值是否处于对称方向上的 2 个加权灰度值之间生成第 2 位 1 比特编码，每个方向用 2 比特二值编码表示，通过编码后获得 MDCS-LBP 特征图 $I_{\text{MDCS-LBP}}$. 编码计算规则为

$$I_{\text{MDCS-LBP}}=\sum_{w=1}^{4}\left\{\text{sgn}(G_w-G_{w+4})2^{9-2w}+\alpha_w 2^{8-2w}\right\}.$$

其中，

$$\text{sgn}(x)=\begin{cases}1, & x\geqslant 0\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases};$$

$$\alpha_w=\begin{cases}1, & G_w<G_c<G_{w+4}\ \text{or}\ G_{w+4}<G_c<G_w\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}.$$

2.2　虹膜特征降维

MDCS-LBP 算子在编码时采用的是 8 比特编码，对归一化增强虹膜图像进行特征表征，得到的虹膜特征图维数与原图像相同，如图 7a 和图 7b 所示. 过高的特征维数会降低计算效率，且不利于识别的鲁棒性，因此需要对特征图进行降维处理. 传统 LBP 特征图利用具有一阶统计特性的灰度直方图作为图像的特征向量，但是虹膜纹理特征又相当丰富，一阶统计特征不能有效地反映虹膜纹理信息的变化，且不同纹理的图像可能存在相似的直方图. 为了对特征图进行有效的降维，根据 MDCS-LBP 算子得到的虹膜特征图具有纹理结构清晰和边界明显的特点，采用阈值二值化的方法对 MDCS-LBP 特征图进行降维，特征图 $I_{\text{MDCS-LBP}}$ 降维计算规则为

$$I_{\text{MDCS-LBP}}(i,j)=\begin{cases}1, & \text{if}\ I_{\text{MDCS-LBP}}(i,j)\geqslant 128\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}.$$

阈值二值化降维的方法在保留特征图中表征的纹理信息的同时，使得特征维数得到极大的降低，得到的二值化 MDCS-LBP 特征图如图 7c 所示.



a. 归一化增强虹膜图像表征区域



b. MDCS-LBP 特征图



c. 二值化 MDCS-LBP 特征图

图 7　虹膜纹理表征与降维

2.3　虹膜特征匹配与识别

采集虹膜图像时，受采集者姿态变化的影响，采集到的虹膜图像之间存在着旋转偏差. 对于归一化的虹膜图像，虹膜圆环的旋转在归一化模板上以水平移位的方式呈现，通过对 2 幅二值化 MDCS-LBP 特征图进行水平移位，消除旋转偏差对虹膜识别性能的影响. 如图 8 所示，将二值化 MDCS-LBP 特征图向左(或向右)移位 $x(0\leqslant x\leqslant 20)$ 个像素点，移位后的交叉区域用于计算 2 个模板的

匹配分数, 移位过程中计算得到的最小匹配分数表示 2 个虹膜特征模板之间的相似度, 用于判定 2 幅虹膜图像是否匹配.



图 8 特征图匹配移位示意图

HD 经常被用于衡量 2 个二值特征模板之间的相似度, 通过比较对应位置上不同编码数量占总编码数的比例来衡量两者的匹配程度. 设 A 和 B 分别为 2 幅二值化 MDCS-LBP 特征图中去除掩膜并集区域后的有效区域, 掩膜区域分别为 M_A 和 M_B. 为了降低掩膜区域过大对虹膜识别带来不利的影响, 根据类间 HD 分布得到的经验值对所有掩膜点以 0.48 的匹配分数计算; 同时, 通过对有效区域进行加权的方式, 扩大有效区域在匹配分数计算中所占的权重, 获得更有利于分类的匹配分数, HD 计算公式为

$$\mathrm{HD}=\frac{5\sum_{i=1}^{N}A_i\oplus B_i+M\times 0.48}{5N+M}.$$

其中, N 表示有效区域总像素点数; M 表示掩膜总像素点数, $M=M_A\cup M_B$; $\oplus$ 表示异或关系运算.

同类虹膜图像的二值化 MDCS-LBP 特征图编码相似, HD 小; 非同类虹膜图像的二值化 MDCS-LBP 特征图编码差异较大, HD 大. 将计算得到的HD与最佳分类阈值 T_0 进行比较, 判定2幅虹膜图像是否属于同一类虹膜, 从而实现虹膜分类.

3 实验与结果分析

中国科学院自动化研究所的 CASIA.V1, CASIA.V3-Interval 和 CASIA.V4-Lamp 虹膜库①, 以及吉林大学 JUL6.0 虹膜库②是对虹膜识别研究普遍使用的公开数据库, 利于本文算法与近期相关算法的比较. 本文使用 2.9 GHz GPU, 16 GB 内存, 64 位 Windows10 操作系统的计算机, 在 MATLAB R2019a 软件中进行仿真实验. 实验中, 使用等错误率(equal error rate, EER), DET(detection error tradeoff)曲线, 修正的正确识别率(modified correct recognition rate, MCRR), FAR100, FAR1000 和预处理与特征提取时间(T)作为算法评价指标. 其中, FAR100 表示错误接受率(false accept rate, FAR)为 1%时所对应的错误拒绝率(false reject rate, FRR); FAR1000 表示 FAR 为 0.1%时所对应的 FRR; DET 曲线反映 FRR 与 FAR 之间的关系, 该曲线越接近坐标轴, 其EER越低, 则MCRR越高, 算法的性能越好.

3.1 实验数据选取与 MCRR

为了验证本文提出的算子对虹膜纹理描述的有效性, 首先对 CASIA.V1, CASIA.V3-Interval, CASIA.V4-Lamp 和 JUL6.0 这 4 个虹膜数据库(简称虹膜库)进行预处理, 去除具有明显定位错误的虹膜图像, 每个虹膜类别选取等数量的虹膜图像用于分类识别, 采用逐一匹配的方式进行验证. 每个虹膜库的类别数、单类数量以及匹配次数如表 1 所示, 其中, 每个虹膜库使用的虹膜图像总数为类别数与单类数量之积; 每个虹膜库进行匹配的总次数为类内匹配次数与类间匹配次数之和.

表 1 4 个虹膜库的图像数量及匹配次数

虹膜库	数量		匹配次数	
	类别	单类	类内	类间
CASIA.V1	102	7	2142	252399
CASIA.V3-Interval	291	5	2910	1054875
JUL6.0	150	20	28500	4470000
CASIA.V4-Lamp	416	10	18720	8632000

传统的正确识别率(correct recognition rate, CRR)衡量正确接受次数和正确拒绝次数占总匹配次数的比例, 但忽略了匹配时类内匹配次数和类间匹配次数之间数量差距. 因此, 在寻找最佳分类阈值获得最高 CRR 时, 由于类内匹配次数远少于类间匹配次数, 该衡量指标容易以提高 FRR 为代价来获得最高 CRR. 针对该衡量指标的缺陷, 本文对 CRR 计算进行改进, 提出 MCRR. CRR 计算公式为

$$\mathrm{CRR}=\frac{\text{正确接受次数+正确拒绝次数}}{\text{类内匹配次数+类间匹配次数}}\times 100\%;$$

MCRR 计算公式为

$$\mathrm{MCRR}=\frac{\alpha\times\text{正确接受次数+正确拒绝次数}}{\alpha\times\text{类内匹配次数+类间匹配次数}}\times 100\%.$$

① http://www.cbsr.ia.ac.cn/china/Iris%20Databases%20CH.asp
② http://www.jlucomputer.com/index/irislibrary/irislibrary.html

其中，α 表示类内与类间的平衡加权值，公式为

$$\alpha=\frac{\text{类间匹配次数}}{\text{类内匹配次数}}.$$

为了进一步验证 MCRR 对虹膜识别性能的评价能力，在 CASIA.V1 虹膜库上进行实验，获得在最高 CRR 和最高 MCRR 下所对应的最佳分类阈值，对比最佳分类阈值下的 FAR 与 FRR 如表 2 所示. 可以看出，CRR 计算方式由于忽略类内匹配次数与类间匹配次数差距过大的因素，导致获得最高 CRR 所对应的最佳分类阈值是以提高 FRR 为代价；MCRR 通过引入平衡加权值 α 来平衡类内与类间匹配次数差距过大的缺陷，得到的最佳分类阈值能够更好地平衡 FAR 与 FRR 之间关系，能够更好地衡量一种虹膜识别算法的识别准确性.

表 2　不同计算方式下的 FAR 和 FRR　%

衡量指标	FAR	FRR
最高 CRR	0.0004	1.1220
最高 MCRR	0.1929	0.0934

3.2　加权值 λ 的参数选择

MDCS-LBP 算子的加权值 λ 对于虹膜纹理的表征能力存在一定的影响，该算子中选取 8 个方向上的邻域整体和中心像素的邻域整体来取代单一像素点，可以获得更稳定的纹理表征，邻域整体中主方向上的像素值和中心像素值是描述纹理变化的关键，因此，在实验中选择合适的 λ 值非常重要. 本文在 CASIA.V1 虹膜库中针对不同 λ 值进行实验，λ 取值为 1~4，其所对应的 DET 曲线如图 9 所示. 可以看出，当 λ=2 时，DET 曲线最接近坐标轴，识别性能最佳，更好地平衡了邻域整体和主方向像素值以及中心像素值对于纹理表征的作用；随着 λ 值的增加，DET 曲线逐渐远离坐标轴，识别性能降低. 因此，本文实验取 λ=2 .

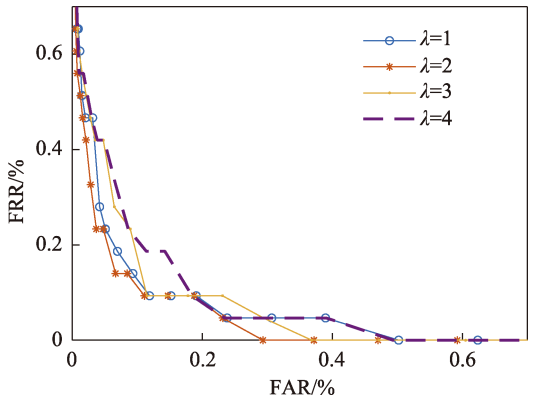


图 9　不同 λ 值在 CASIA.V1 库的 DET 曲线

3.3　与现有算法对比实验

实验中，统一选取增强后的归一化虹膜图像右上角四分之一区域作为虹膜纹理表征区域. 为了验证本文算法的鲁棒性和优越性，将 MDCS-LBP 算法与 Daugman 算法，SCCS-LBP 算法以及文献[11]中提出的稳定特征与 MD-LBP 结合算法进行比较. 本文复现了 Daugman 算法和 SCCS-LBP 算法，其中，SCCS-LBP 算子采用半径参数为 2、等距离的 16 个像素点进行编码；同时，引用文献[11]中的实验数据进行对比，表 3 所示为文献[11]使用的虹膜库具体信息.

表 3　文献[11]各虹膜库的信息

虹膜库	数量		匹配次数	
	类别	单类	类内	类间
CASIA.V3-Interval	120	5	1800	8500
JUL6.0	160	20	3400	16700
CASIA.V4-Lamp	80	7	1350	7840

CASIA.V1 虹膜库中，本文算法的类内 HD 与类间 HD 分布如图 10 所示，不同算法的 DET 曲线如图 11 所示，各评价指标结果如表 4 所示.

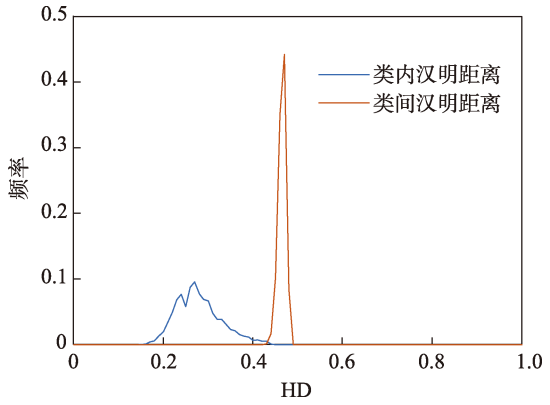


图 10　本文算法在 CSAIA.V1 库 HD 分布

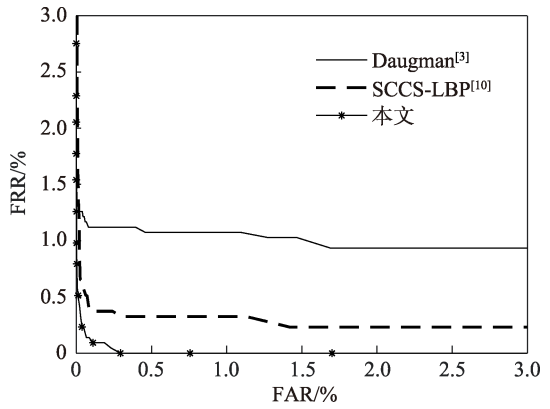


图 11　3 种算法在 CASIA.V1 库的 DET 曲线

表 4　3 种算法在 CASIA.V1 库的实验结果

算法	MCRR/%	EER/%	FAR 100/%	FAR 1000/%	*T*/s
Daugman[3]	99.387	1.08	1.07	1.12	0.50
SCCS-LBP[10]	99.694	0.33	0.33	0.37	**0.25**
本文	**99.857**	**0.11**	**0.00**	**0.14**	0.27

注. 加粗数据表示最优值.

从图 10 可以看出, 本文算法在 CASIA.V1 虹膜库中的类内 HD 分布与类间 HD 分布的重叠区域极小, 可以实现较好的分类. 由图 11 和表 4 可以看出, 本文算法的 DET 曲线更贴近坐标轴, 且取得了最优的 MCRR, EER, FAR100 和 FAR1000; 与 SCCS-LBP 算法和 Daugman 算法相比, 本文算法的 EER 分别降低 0.22 和 0.97 个百分点, 本文算法与 SCCS-LBP 算法的实时性接近, 比 Daugman 算法耗时明显减少.

CASIA.V3-Interval 虹膜库中, 本文算法的类内 HD 与类间 HD 分布如图 12 所示, 与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法对比的 DET 曲线如图 13 所示, 各评价指标结果如表 5 所示.

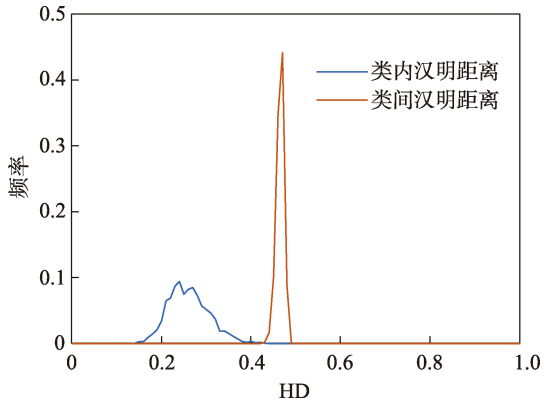


图 12　本文算法在 CASIA.V3-Interval 库 HD 分布

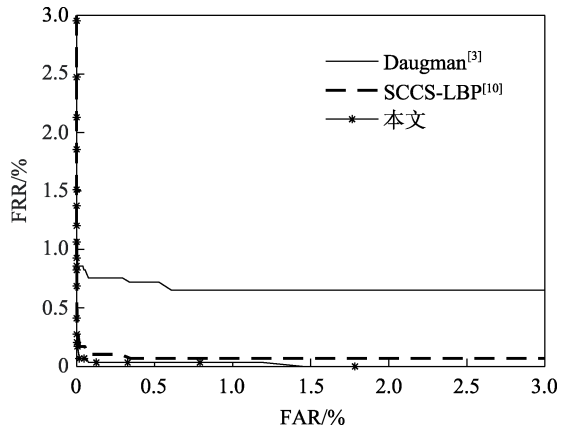


图 13　3 种算法在 CASIA.V3-Interval 库的 DET 曲线

表 5　4 种算法在 CASIA.V3-Interval 库的实验结果

算法	MCRR/%	EER/%	FAR 100/%	FAR 1000/%	*T*/s
Daugman[3]	99.577	0.65	0.65	0.76	0.88
SCCS-LBP[10]	99.893	0.10	0.07	0.10	**0.40**
文献[11]	90.420	2.48			
本文	**99.940**	**0.07**	**0.03**	**0.03**	0.44

注. 加粗数据表示最优值.

从图 12 可以看出, 本文算法在 CASIA.V3-Interval 虹膜库中的类内 HD 分布和类间 HD 分布的重叠区域极小, 可以实现较好的分类. 由图 13 和表 5 可以看出, 本文算法的 DET 曲线更贴近坐标轴, 且取得了最优的 MCRR, EER, FAR100 和 FAR1000; 与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法和文献[11]算法相比, 本文算法的 EER 分别降低 0.58, 0.03 和 2.41 个百分点; 在实时性上, 本文算法与 SCCS-LBP 算法接近, 比 Daugman 算法耗时明显减少.

JUL6.0 虹膜库中, 本文算法的类内 HD 与类间 HD 分布如图 14 所示, 与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法对比的 DET 曲线如图 15 所示, 各评价指标结果如表 6 所示.

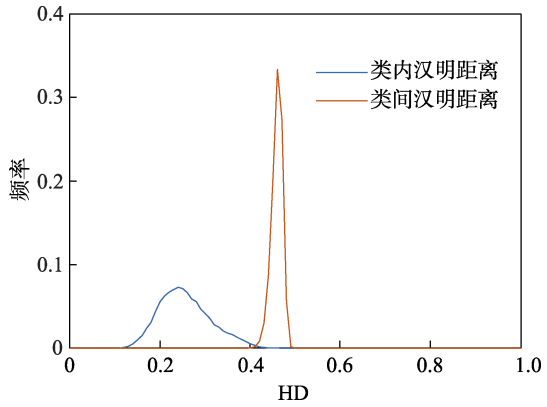


图 14　本文算法在 JUL6.0 库 HD 分布

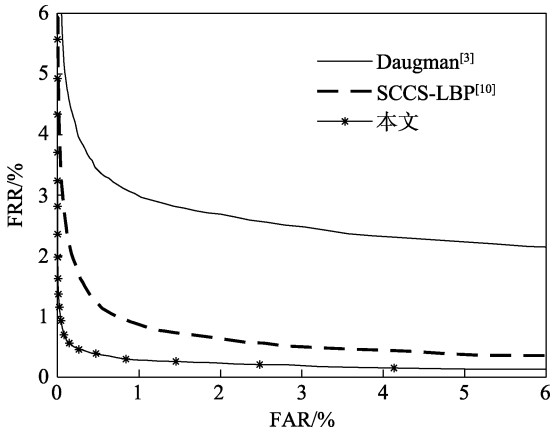


图 15　3 种算法在 JUL6.0 库的 DET 曲线

表 6　4 种算法在 JUL6.0 库的实验结果

算法	MCRR/%	EER/%	FAR 100/%	FAR 1000/%	*T*/s
Daugman[3]	98.055	2.52	3.00	4.91	0.69
SCCS-LBP[10]	99.096	0.92	0.86	2.55	**0.41**
文献[11]	99.280	0.43			
本文	**99.640**	**0.40**	**0.28**	**0.64**	0.43

注. 加粗数据表示最优值.

从图 14 可以看出，本文算法在 JUL6.0 虹膜库中的类内 HD 分布和类间 HD 分布的重叠区域极小，可以实现较好的分类. 由图 15 和表 6 可以看出，本文算法的 DET 曲线更贴近坐标轴，且取得了最优的 MCRR, EER, FAR100 和 FAR1000; 与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法和文献[11]算法相比，本文算法的 EER 分别降低 2.12, 0.52 和 0.03 个百分点; 在实时性上，本文算法与 SCCS-LBP 算法接近，比 Daugman 算法耗时明显减少.

CASIA.V4-Lamp 虹膜库中，本文算法的类内 HD 与类间 HD 分布如图 16 所示，与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法对比的 DET 曲线如图 17 所示，各评价指标结果如表 7 所示.

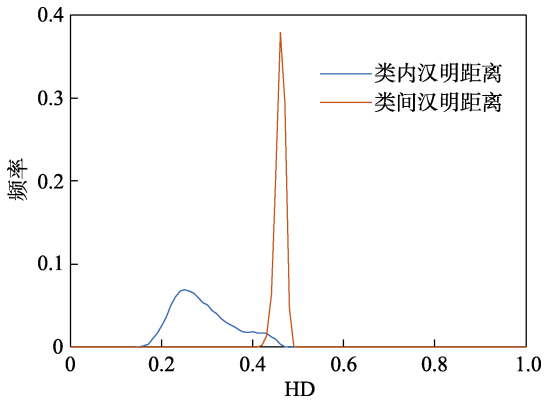


图 16　本文算法在 CASIA.V4-Lamp 库 HD 分布

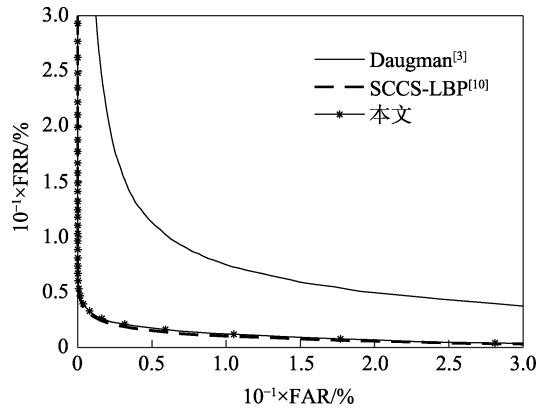


图 17　3 种算法在 CASIA.V4-Lamp 库的 DET 曲线

表 7　4 种算法在 CASIA.V4-Lamp 虹膜库的实验结果

算法	MCRR/%	EER/%	FAR 100/%	FAR 1000/%	*T*/s
Daugman[3]	91.596	8.33	34.88	97.30	0.53
SCCS-LBP[10]	97.983	2.14	**2.84**	**4.85**	**0.30**
文献[11]	**98.260**	**0.67**			
本文	97.973	2.37	3.06	5.12	0.33

注. 加粗数据表示最优值.

从图 16 可以看出，本文算法在 CASIA.V4-Lamp 虹膜库中的类内 HD 分布和类间 HD 分布存在部分重叠区域，表明该算法在该虹膜库上识别性能已降低，原因是 CASIA.V4-Lamp 虹膜库在采集时引入了光源控制，光源变化导致瞳孔的扩张和收缩，从而引起虹膜纹理的弹性形变，且多变的采集环境容易影响采集图像的质量，给虹膜识别带来更大的挑战. 由图 17 和表 7 可以看出. 本文算法的 DET 曲线与 SCCS-LBP 算法的 DET 曲线几乎重叠，表明在该虹膜库中两者算法性能相当，文献[11]算法中的数据取得了最优的 MCRR 和 EER，但由表 1 和表 3 的虹膜库的数据使用对比可知，文献[11]算法中对该虹膜库中的虹膜图像利用率过低，不足以代表该虹膜库的特性，而本文算法、SCCS-LBP 算法和 Daugman 算法使用类别数和图像总数远超文献[11]算法，所选取的虹膜图像包含眼睑遮挡、睫毛遮挡、纹理模糊等不利于识别的因素，因此，在该虹膜库上的识别性能比前 3 个虹膜库有所降低.

综合 4 个虹膜数据库的实验结果可知，在虹膜图像质量较好的 CASIA.V1, CASIA.V3-Interval 和 JUL6.0 虹膜库中，与 Daugman 算法、SCCS-LBP 算法以及文献[11]算法相比，本文算法在这 3 个虹膜库中取得最优的 MCRR, EER, FAR100 和 FAR1000，表明本文设计的 MDCS-LBP 算子能够有效地整合方向邻域和中心邻域的整体信息，通过对 8 个方向和中心计算加权灰度值，为构建特征映射提供了更多的信息; 同时，采用中心对称的编码方式更好地反映了各个方向上的纹理信息变化，从而有效地表征虹膜纹理特征，较好地完成对虹膜的分类. 在情况复杂多变的 CASIA.V4-Lamp 虹膜库中，虹膜图像质量比前 3 个数据库降低，Daugman 算法针对光照引起的虹膜图像质量变化的适应性较差，导致其识别性能在该虹膜库大幅度下降; 本文算法与 SCCS-LBP 算法通过人工设计算子，能够有效地抵抗由光照引起的虹膜图像质量变化对识别性能带来的影响，该虹膜库中的识别性能下降程度远小于 Daugman 算法，表明本文

算法在各个虹膜库中具有较强的通用性和鲁棒性.

4 结 语

为了提高虹膜纹理的表征效果, 本文提出 MDCS-LBP 算子表征虹膜纹理信息. 首先采用掩膜计算抑制虹膜纹理区域中存在的眼睑噪声对虹膜识别性能带来的不利影响; 然后利用 MDCS-LBP 算子对虹膜图像进行处理获取 MDCS-LBP 特征图, 将 MDCS-LBP 特征图进行二值化以降低特征维数; 最后利用移位 HD 计算匹配分数来判定虹膜是否匹配, 并针对 CRR 存在的衡量缺陷, 提出 MCRR 来衡量虹膜识别算法的性能. 在 4 个虹膜库上进行实验, 通过分析 MCRR, EER, 预处理与特征提取时间, DET 曲线等指标, 说明本文提出的 MDCS-LBP 算子在虹膜纹理表征上的有效性和稳定性. 本文算法在提高识别率的同时兼顾实时性, 具有较高的应用价值.

参考文献(References):

[1] Li Xingguang, Sun Zhenan, Tan Tieniu. Overview of iris image quality-assessment[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(6): 813-824(in Chinese)
(李星光, 孙哲南, 谭铁牛. 虹膜图像质量评价综述[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(6): 813-824)

[2] Sun Zhenan, He Ran, Wang Liang, *et al*. Overview of biometrics research[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(6): 1254-1329(in Chinese)
(孙哲南, 赫然, 王亮, 等. 生物特征识别学科发展报告[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(6): 1254-1329)

[3] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161

[4] Yao P, Li J, Ye X Y, *et al*. Iris recognition algorithm using modified log-Gabor filters[C] //Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006: 461-464

[5] Wildes R P, Asmuth J C, Green G L, *et al*. A machine-vision system for iris recognition[J]. Machine Vision and Applications, 1996, 9(1): 1-8

[6] Boles W W, Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188

[7] 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

[8] Zhang L, Chu R F, Xiang S M, *et al*. Face detection based on multi-block LBP representation[C] //Proceedings of International Conference on Biometrics. Heidelberg: Springer, 2007: 11-18

[9] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436

[10] Li Huanli, Guo Lihong, Li Xiaoming, *et al*. Iris recognition based on SCCS-LBP[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(8): 2129-2136(in Chinese)
(李欢利, 郭立红, 李小明, 等. 基于统计特征中心对称局部二值模式的虹膜识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(8): 2129-2136)

[11] Zhu Xiaodong, Zhang Qixian, Liu Yuanning, *et al*. Iris recognition based on multi-direction local binary pattern and stable feature[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2021, 51(2): 650-658(in Chinese)
(朱晓冬, 张齐贤, 刘元宁, 等. 基于多方向局部二值模式与稳定特征的虹膜识别[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2021, 51(2): 650-658)

[12] El-Tarhouni W, Abdo A, ELmegreisi A. Feature fusion using the local binary pattern histogram fourier and the pyramid histogram of feature fusion using the local binary pattern oriented gradient in iris recognition[C] //Proceedings of the 1st IEEE International Maghreb Meeting of the Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering MI-STA. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2021: 853-857

[13] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44

[14] Wild P, Radu P, Ferryman J. On fusion for multispectral iris recognition[C] //Proceedings of the International Conference on Biometrics. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 31-37

[15] Zhang Jiafeng, Zhang Zhenghua, Xu Jie, *et al*. Research on traffic flow statistics based on Vibe algorithm and connected domain[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(12): 194-197(in Chinese)
(张嘉烽, 张正华, 徐杰, 等. 基于 Vibe 算法和连通域的车流量统计研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(12): 194-197)

[16] Ye Xueyi, Chen Yanting, Ji Bisheng, *et al*. Eyelash detection based on coefficient of variation and gradient weighted direction filtering[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(8): 1278-1285(in Chinese)
(叶学义, 陈妍婷, 季毕胜, 等. 复合变异系数与梯度加权方向滤波的睫毛检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(8): 1278-1285)

[17] de Souza J M, Gonzaga A. Human iris feature extraction under pupil size variation using local texture descriptors[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(15): 20557-20584