

文章编号 1004-924X(2013)08-2129-08

## 基于统计特征中心对称局部二值模式的虹膜识别

李欢利<sup>1,2</sup>, 郭立红<sup>1\*</sup>, 李小明<sup>3</sup>, 王心醉<sup>4</sup>, 董月芳<sup>4</sup>

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院大学, 北京 100039; 3. 中国航空工业集团公司 洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471023;  
4. 苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163)

**摘要:** 由于中心对称局部二值模式(CS-LBP)的虹膜识别具有特征维数高、对噪声敏感等缺点, 提出了基于统计特征中心对称局部二值模式(SCCS-LBP)的虹膜识别方法。首先, 根据虹膜纹理的分布特性, 用CS-LBP对归一化的虹膜图像进行编码; 为了进一步降低特征维数, 对编码后的图像进行特征统计。然后, 根据统计结果的分布, 提取出有效的二值特征图像。最后, 用Hamming距离进行虹膜识别。对CASIA1.0、CASIA2.0、CASIA3.0-Interval、MMU1图像库进行了识别, 最高正确识别率分别为99.955%、99.848%、99.989%、99.916%。实验结果表明: 该方法有效地利用了虹膜纹理分布特性, 与LBP和CS-LBP方法相比, 具有更少的特征维数、更高的正确识别率和更好的鲁棒性。

**关键词:** 虹膜识别; 中心对称局部二值模式(CS-LBP); 统计特征中心对称局部二值模式(SCCS-LBP); Hamming距离  
**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132108.2129

## Iris recognition based on SCCS-LBP

LI Huan-Li<sup>1,2</sup>, GUO LI-Hong<sup>1\*</sup>, LI Xiao-Ming<sup>3</sup>, WANG Xin-Zui<sup>4</sup>, DONG Yue-Fang<sup>4</sup>

- (1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*  
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*  
3. *Luoyang Institute of Electro-optical Equipment of Aviation Industry Corporation of China, Luoyang 471023, China;*  
4. *Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Suzhou 215163, China)*  
*\* Corresponding author, E-mail: guolh@ciomp.ac.cn*

**Abstract:** As the Center-Symmetric Local Binary Pattern(CS-LBP) for the iris recognition has a higher feature dimension and is sensitive to noises, an effective improved method based on Statistical Characteristics Center-symmetric Local Binary Pattern(SCCS-LBP) was proposed. Firstly, a normalized iris image was encoded by CS-LBP according to the distribution characteristics of iris texture, and the statistical characteristics of the encoded image was computed to reduce the feature dimension. Then, the binary feature image of iris was extracted based on statistical results. Finally, the Hamming distance matching vector was obtained to implement the iris recognition. This method was used to CASIA1.0,

收稿日期: 2012-07-17; 修订日期: 2012-08-30.

基金项目: 中科院知识创新工程资助项目(No. KGCX2-YW-911-2)

CASIA2.0, CASIA3.0-Interval and MMU1 database, the results show that the highest correct recognition rates reach respectively 99.955%, 99.848%, 99.989%, and 99.916%. The experimental results demonstrate that this method effectively utilizes the iris texture distribution characteristics, and have the advantages of lower dimension, higher recognition rate and better robustness as compared with LBP and CS-LBP methods.

**Key words:** iris recognition; Center-symmetric Local Binary Pattern( CS-LBP); Statistical Characteristics Center-Symmetric Local Binary Pattern(SCCS-LBP); Hamming distance

## 1 引言

随着信息技术的飞速发展,生物识别技术在许多领域得到广泛应用。常见的生物识别技术有:指纹识别、掌纹识别、人脸识别、视网膜识别、虹膜识别、DNA 识别<sup>[1-2]</sup>等。由于虹膜具有天然防伪性、唯一性、非侵犯性、稳定性等优点,近年来得到了学术界的广泛关注<sup>[3]</sup>。

1936年, Safir 等人首次提出用虹膜图像进行身份识别,接着, Daugman<sup>[4]</sup>提出先用 Gabor 滤波器方法提取出虹膜纹理的相位特征,再用 Hamming 距离进行匹配分类; Wildes<sup>[5]</sup>等人则先用金字塔分解的方法提取特征,并用图像间的相关性进行匹配分类; Boles<sup>[6]</sup>提出采用小波过零点法检测、提取特征,采用过零点数目一致原则,根据相关性进行匹配分类。以上方法均取得了很好的效果,但是这些算法对图像质量要求较高,需要高端的采集设备和实验条件。

1996年, Ojala 提出了局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)算子<sup>[7-8]</sup>,用来对局部图像进行对比度补偿。LBP 算子具有很强的灰度不变性,是很好的纹理描述算子,常被用于纹理检索和分割,但是 LBP 特征刻划的纹理过于精细且该纹理描述符维数较高,占用空间大。针对上述缺点,2009年, Heikkiloi 在 LBP 算子的基础上提出了中心对称局部二值模式(Center-symmetric Local Binary Pattern, CS-LBP)<sup>[9]</sup>描述符,与 LBP 方法相比,该方法虽然降低了描述符的维数,但是在提取特征描述符的时候没有考虑图像纹理的方向。

孙哲楠<sup>[10]</sup>等用 LBP 直方图来刻划虹膜区域的统计特征,用图像匹配的方法来进行虹膜图像块的结构匹配;程宇奇<sup>[11]</sup>提出了用 LBP 算子提

取虹膜纹理特征,为了降低维数,以后她又提出了基于高斯金字塔的虹膜 LBP 特征简约方法。以上 2 种方法都可以有效地进行虹膜识别,但是没有考虑纹理的方向,特征描述符较高,并且识别率相对较低。基于以上诸多因素,本文在综合分析 CS-LBP 算法优缺点和归一化后虹膜图像纹理特征的基础上,提出了基于统计特征中心对称局部二值模式(Statistical Characteristics Center-Symmetric Local Binary Pattern, SCCS-LBP)来进一步降低特征维数。本文对虹膜归一化图像用 SCCS-LBP 方法进行特征提取,得到二值化的特征图像;最后通过计算特征图像的 Hamming 距离来判别虹膜图像是否匹配,并进行了实验验证。结果表明,采用 SCCS-LBP 方法取得了更好的效果。

## 2 虹膜图像的预处理

虹膜图像的预处理包括虹膜的定位、归一化和增强<sup>[12]</sup>。虹膜是介于黑色瞳孔区域和白色巩膜区域之间的环形区域,两者均接近于圆形,故虹膜即为环形区域,虹膜的定位就是找到这个环形区域的圆心并确定其半径。目前广泛使用的归一化方法为 Daugman 教授提出的橡皮圈(Rubber-sheet)模型<sup>[13]</sup>,该模型把虹膜假设为一个具有柔韧性和各向同性的弹性模型,进而将环形的虹膜区域线性展开成一个具有固定大小的矩形区域。

图 1 为虹膜定位和归一化的结果。归一化后的图像左半部分容易受到睫毛和眼睑遮挡,上面容易受到瞳孔的影响。为了提高计算速度和识别准确率,本文舍弃靠近瞳孔的 4 行像素,取图 1(b)中方框中的所示区域,大小为  $32 \times 256$ ,该部分有清晰的纹理,可代表虹膜图像的特征。虹膜归一化后使其具有了平移不变性和尺度不变性。



(a)虹膜定位 (b)虹膜的归一化  
(a)Iris location (b)Iris normalization

图 1 虹膜的定位和归一化

Fig. 1 Localization and normalization of iris

### 3 SCCS-LBP 方法

#### 3.1 基本 LBP 算子

LBP 算子是一种描述图像灰度范围内纹理特征的方法,对于光照变化来说有很强的鲁棒性。对于图像中任意一点  $N_c$ ,将与其等距离的  $N$  个像素点(这些像素点均匀地分布在半径为  $R$  的圆周上,标记为  $N_0 \sim N_{N-1}$ ,对于不是正好处于某一像素上的点,使用双线性插值方法得到其像素值)进行比较,计算 LBP 值,具体计算方法为:

$$LBP_{N,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{N-1} \text{sgn}(I_i - I_c) 2^i, \quad (1)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}. \quad (2)$$

图 2 为一个八邻域 LBP 的例子,一般对于一个邻域的 LBP 编码,取值为  $0 \sim 2^N - 1$  的一个整数,在纹理区域内每个像素都可以得到一个 LBP 编码。

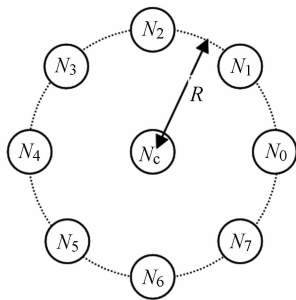


图 2 八邻域 LBP 算子示意图

Fig. 2 8-neighborhood LBP operator

#### 3.2 CS-LBP 算子

使用 LBP 算子描述图像时,产生的纹理谱的描述符维数较高,为了降低维数,Heikkilä 将中心对称思想引入了 LBP 算子。在所定义的邻域内,

CS-LBP 重新定义了像素值之间的比较规则,只比较邻域内以中心像素值为中心对称的像素值对,大于等于中心像素值为 1,小于中心像素值为 0。然后按顺序得到一个二进制串,并将其转换为十进制数作为该中心像素值的编码。编码规则为:

$$CS-LBP_{N,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} \text{sgn}(I_i - I_{i+(N/2)}) 2^i. \quad (3)$$

由上式分析可知,采用 CS-LBP 算子编码,得到的二进制串长度变为 LBP 算子的一半,特征维数也随着降低,这样,可以有效地减少存储空间。

#### 3.3 SCCS-LBP 算子

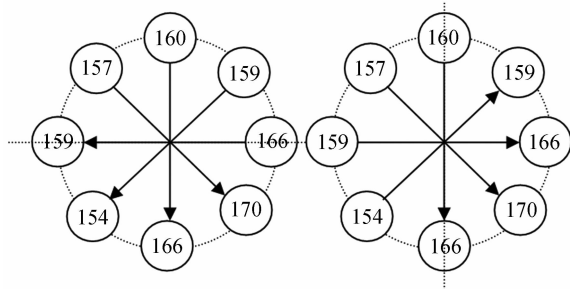
相对 LBP 来说,CS-LBP 的维数虽然有所降低,但是相对依然较高,且描述的特征过于细化。为此本文提出了基于统计特征中心对称的局部二值模式算子。在 CS-LBP 算子基础上,统计二进制编码串中值为 1 的个数,如果大于等于二进制编码串长度的一半,则说明中心像素处存在纹理,编码为 1,否则编码为 0。编码规则为:

$$SCCS-LBP_{N,R}(x_c, y_c) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=0}^{(N/2)-1} \text{sgn}(I_i - I_{i+(N/2)}) \geq (N/4) \\ 0, & \sum_{i=0}^{(N/2)-1} \text{sgn}(I_i - I_{i+(N/2)}) < (N/4) \end{cases}. \quad (4)$$

由上式分析可知,采用 SCCS-LBP 算子编码,特征维数为 1,有效地减少了存储空间。例如,采用 CS-LBP 算法对图像中的一点编码,值为 1 011,编码长度为 4,其中包含 1 的个数为 3,大于编码长度的一半,所以此时 SCCS-LBP 的编码为 1。

从上面可以看出,SCCS-LBP 算子是以起始点和中心点的连线为界限划分进行统计,所以起始位置不同编码也可能不同。如图 3 所示,图 3(a)为当起始方向为  $0^\circ$  时,CS-LBP 编码为 1 100,则 SCCS-LBP 编码为 1;图 3(b)为起始方向为  $90^\circ$  时,CS-LBP 编码为 0000,则 SCCS-LBP 编码为 0。

图 4 为分别采用  $0^\circ$  和  $90^\circ$  为起始方向提取的虹膜特征图像。可以看出起始方向为  $0^\circ$  时,检测的为垂直方向的纹理特征,起始方向为  $90^\circ$  时,检测的为水平方向的纹理特征。虹膜的纹理分布有这样的规律<sup>[14]</sup>:虹膜纹理微结构通常沿着虹膜的



(a)起始方向为  $0^\circ$  (b)起始方向为  $90^\circ$   
 (a)With initial direction of  $0^\circ$  (b)With initial direction of  $90^\circ$

图 3 八邻域 SCCS-LBP 算子示意图

Fig. 3 8-neighborhood SCCS-LBP operator

半径延展,即虹膜纹理中环向(角度方向)上的灰度随机变化要强于径向上的灰度随机变化,这表明虹膜的环向承载着更多的可区分特征,所以本文将计算起始位置设置为  $90^\circ$ 。



(a) 原始图像  
 (a)Original image



(b)  $0^\circ$ 方向 SCCS-LBP 编码特征图像  
 (b)Coding feature image of SCCS-LBP in  $0^\circ$  direction



(c)  $90^\circ$ 方向 SCCS-LBP 编码特征图像  
 (c)Coding feature image of SCCS-LBP in  $90^\circ$  direction  
 图 4  $0^\circ$ 和  $90^\circ$ 方向 SCCS-LBP 编码虹膜特征图像

Fig. 4 Coding feature images of SCCS-LBP in  $0^\circ$  and  $90^\circ$  directions

#### 4 虹膜特征图像匹配

虹膜的归一化使其具有平移不变性和尺度不变性。由于拍摄虹膜图像时,头部倾斜会造成虹膜图像的旋转,这就要求虹膜图像要具有旋转不变性<sup>[11]</sup>。旋转不变性对应于归一化后图像的水平移位,所以旋转不变性可通过水平移位来消除。

设  $I$  和  $J$  分别为 2 个不同虹膜图像的特征编

码,则它们间的 Hamming 距离<sup>[2]</sup>为:

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \oplus J_i, \quad (5)$$

其中,  $N$  为图像编码的总位数,  $\oplus$  为异或关系运算,当  $I_i$  与  $J_i$  相同时为 0,不同时为 1,相同虹膜的编码相似,Hamming 距离小;不同虹膜的编码则有很大差异,Hamming 距离大,可以用 Hamming 距离作为标准来区分两幅虹膜图像是否为同一虹膜。

#### 5 实验结果与分析

本文对中科院自动化研究所的 CASIA1.0、CASIA2.0、CASIA3.0-Interval、MMU1 虹膜库进行识别。实验环境如下:CPU 为 Pentium(R) E5500(主频为 2.80 GHz),内存为 3 GB,操作系统为 Windows XP,使用的软件为 matlab7.8。

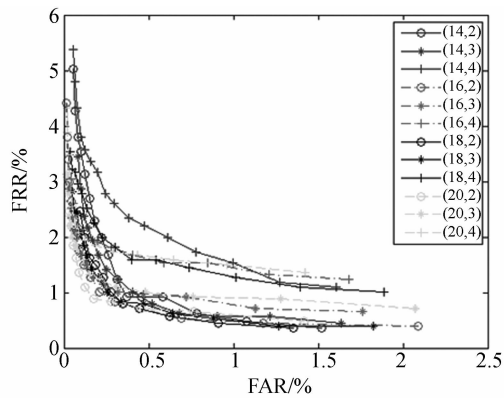
在水平移位匹配实验中,对识别图像进行向左、向右各平移 20 pixels,共移位 40 pixels,即旋转  $-14.0625^\circ \sim 14.0625^\circ$ 。

对由于虹膜定位不太精确造成的垂直方向的差异,通过垂直方向移位匹配方法来消除。本文对在水平移位匹配过程中取得最小值的位置进行  $-3 \sim 3$  pixels 的垂直移位匹配,如果此时的值小于匹配向量中的最小值,用之替换。

ROC 曲线是表示错误拒绝率(False Reject Rate, FRR)与错误接受率(False Accept Rate, FAR)关系的曲线,反映了整个系统的匹配性能,ROC 曲线越接近横纵坐标轴,说明系统性能越好。等错率(Equal Error Rate, EER)为 FRR 和 FAR 相等时的值,EER 越小,系统性能越好。正确识别率(Correct Recognition Rate, CRR)也是评价系统性能的一个标准。本文用 ROC 曲线、EER 和 CRR 来评价算法的好坏。

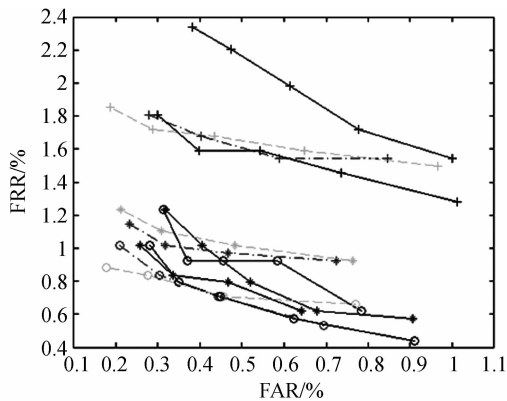
##### 5.1 SCCS-LBP 参数的选取

从上面对算法的描述可知,有 2 个可以改变的参数:半径  $R$  和邻域点的个数  $N$ ,在实验中选取合适的  $R$  和  $N$  是非常重要的。本文为了选取合适的  $R$  和  $N$ ,用质量较好、数量适中的 CASIA1.0 图像库进行实验。选取不同的  $R$  和  $N$  时,ROC 曲线如图 5 所示,等错率如表 1 所示。



(a) 全局图

(a) Global map



(b) 局部放大图

(b) Partial enlarged map

图 5 CASIA1.0 库不同 N 和 R 的 ROC 曲线比较

Fig. 5 Comparison of ROC curve for different N and R in CASIA1.0 library

表 1 不同 N 和 R 下 CASIA1.0 库的 CRR 和 EER

Tab.1 CRR and EER for different N and R in CASIA1.0 (%)

(N, R)	CRR	EER
(14, 2)	99.918	0.66
(14, 3)	99.927	0.66
(14, 4)	99.918	1.19
(16, 2)	99.955	0.57
(16, 3)	99.959	0.88
(16, 4)	99.968	1.31
(18, 2)	99.945	0.57
(18, 3)	99.953	0.62
(18, 4)	99.946	1.19
(20, 2)	99.945	0.66
(20, 3)	99.959	0.93
(20, 4)	99.950	1.41

从图 5 和表 1 可以看出,随着 R 取值的增大,ROC 曲线远离坐标轴,同时 EER 急剧增大;由于当 R 为 2 时,ROC 曲线更接近于坐标轴,所以本文取 R=2。而随着 N 值的增大,计算量相应增加。综合 CRR、EER 以及计算速度等因素,本文取 N=16, R=2。

### 5.2 不同虹膜库的实验结果

为了验证本文方法的鲁棒性,在遮挡比较严重的 CASIA2.0 库、图像数量较大的 CASIA 3.0-interval 库、包含不同种族和年龄人群的 MMU1 库上进行了实验。

为了与其它方法相比较,本文复现了 CS-LBP、文献[9]中的算法,其中 CS-LBP 采用的参数为 N=16, R=2, 编码长度为 8;对于文献[9]的方法,本文采用 N=16, R=4, 编码长度为 8(将编码长度为 16 进行了处理)<sup>[9]</sup>。两者都采用最小的 Hamming 距离进行匹配识别。

每个图像库的类内、类外、总匹配次数如表 2 所示:

表 2 不同数据库的匹配次数

Tab.2 Number of matches for different databases

图像库	类别数	样本数	图像总数	类内匹配次数	类外匹配次数	总匹配次数
CASIA1.0	108	7	756	2 268	283 122	285 390
CASIA2.0	60	20	1 200	11 400	708 000	719 400
CASIA3.0-interval	395	不定	2 639	8 932	3 471 909	3 480 841
MMU1	90	5	450	900	100 125	101 025

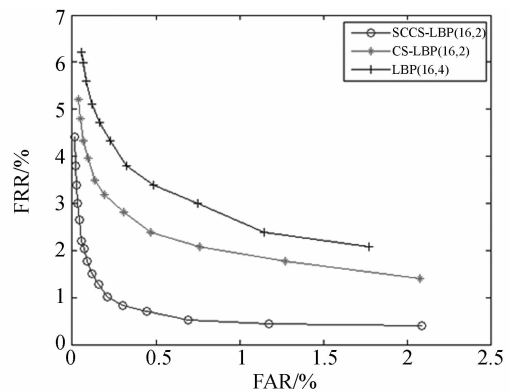


图 6 CASIA1.0 库不同算法的 ROC 曲线比较

Fig. 6 Comparison of ROC curves of different methods in CASIA1.0 library

CASIA1.0 库采用 LBP、CS-LBP、SCCS-LBP 方法的 ROC 曲线如图 6 所示,CRR 和 EER 如表 3 所示。

表 3 CASIA1.0 库不同方法的 CRR 和 EER

Tab. 3 CRR and EER of different methods in CASIA1.0 (%)

识别方法	CRR	EER
SCCS-LBP	99.955	0.57
CS-LBP	99.932	1.63
文献[9]	99.905	1.96

对 CASIA2.0 库采用 LBP、CS-LBP、SCCS-LBP 方法的 ROC 曲线如图 7 所示,CRR 和 EER 如表 4 所示。

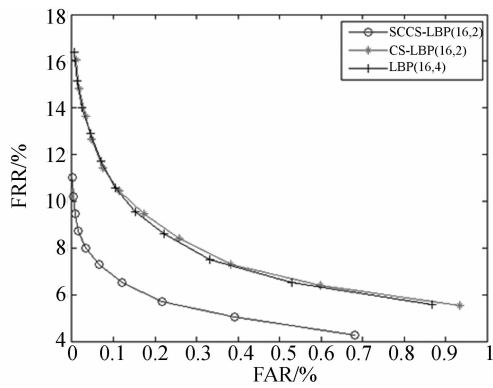


图 7 CASIA2.0 库不同算法的 ROC 曲线比较

Fig. 7 Comparison of ROC curves of different methods in CASIA2.0

表 4 CASIA2.0 库不同方法的 CRR 和 EER

Tab. 4 CRR and EER of different methods in CASIA2.0 (%)

识别方法	CRR	EER
SCCS-LBP	99.848	2.76
CS-LBP	99.754	3.44
文献[9]	99.755	3.50

对 CASIA3.0-interval 库采用 LBP、CS-LBP、SCCS-LBP 方法的 ROC 曲线如图 8 所示,CRR 和 EER 如表 5 所示。

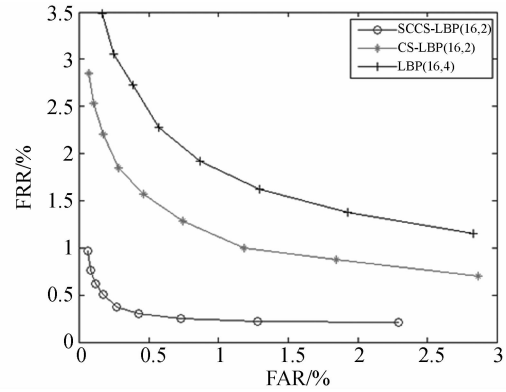


图 8 CASIA3.0-interval 库不同算法的 ROC 曲线比较

Fig. 8 Comparison of ROC curves of different methods in CASIA3.0-interval

表 5 CASIA3.0-interval 库不同方法的 CRR 和 EER

Tab. 5 CRR and EER of different methods in CASIA3.0-interval library (%)

识别方法	CRR	EER
SCCS-LBP	99.989	0.32
CS-LBP	99.981	1.09
文献[9]	99.971	1.51

对 MMU1 库中的图像采用 LBP、CS-LBP、SCCS-LBP 方法的 ROC 曲线如图 9 所示,CRR 和 EER 如表 6 所示。

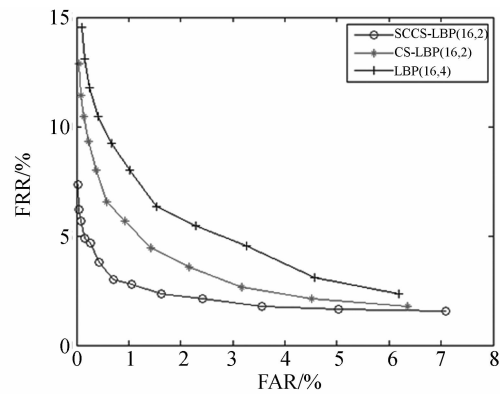


图 9 MMU1 库不同算法的 ROC 曲线比较

Fig. 9 Comparison of ROC curve of different methods in MMU1 library

表 6 MUU1 库不同方法的 CRR 和 EER

Tab. 6 CRR and EER of different methods in MUU1 (%)

识别方法	CRR	EER
SCCS-LBP	99.916	2.22
CS-LBP	99.842	2.89
文献[9]	99.790	4.00

## 6 结 论

本文根据虹膜图像纹理分布的特点,针对LBP和CS-LBP特征维数高的缺点,提出了基于统计特征中心对称局部二值模式(SCCS-LBP)算法,用该方法提取出有利于识别的特征图像;然后对特征图像进行移位 Hamming 距离匹配并进行

虹膜识别。实验结果表明,本文方法与其它方法相比具有很大优势,且鲁棒性强。该方法在 CASIA 3.0-Interval 库上的最高正确识别率为:99.989%;在包含不同种族和年龄的 MMU1 数据上的最高正确识别率为:99.916%;在遮挡比较严重的 CASIA2.0 数据库上的最高正确识别率达到了99.848%。可以看出本文算法具有很好的鲁棒性,安全性能高,且易于实现,具有较好的应用价值。

### 参考文献:

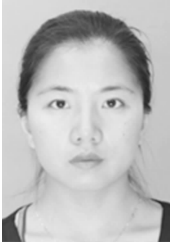
- [1] 沈凌云,郎百和,朱明. 一种基于人工神经网络的人脸识别方法 [J]. 液晶与显示,2011,26(6):836-840.  
SHEN L Y, LANG B H, ZHU M. Face recognition method based on artificial neural network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011,26(6):836-840. (in Chinese)
- [2] 杨云,岳柱. 基于融合图像轮廓矩和 Harris 角点方法的遮挡人体目标识别研究 [J]. 液晶与显示,2013,28(2):273-277.  
YANG Y, YUE ZH. Human body target recognition under occlusion based on fusion of image contour moment and Harris angular [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*,2013,28(2):273-277.
- [3] 王蕴红,朱勇,谭铁牛. 基于虹膜识别的身份鉴别 [J]. 自动化学报,2002,28(1):1-10.  
WANG Y H, ZHU Y, TAN T N. Biometrics personal identification based on iris pattern [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2002,28(1):1-10. (in Chinese)
- [4] DAUGMAN J. 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.
- [5] WILDES R, ASMUTH J, GREEN G, *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, VALKEALAHTI K, OJA E, *et al.*. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences [J]. *Pattern Recognition*,2001,34(6):727-739.
- [8] 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.
- [9] HEIKKILÄ M, PIETIKÄINEN, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2009,42(3):425-436.
- [10] 孙哲南. 虹膜图像特征表达方法研究 [D]. 北京:中国科学院研究生院,2005.  
SUN ZH N. *A study on iris feature representation* [D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Sciences, 2005. (in Chinese)
- [11] 程宇奇. 用于身份鉴别的虹膜识别方法研究 [D]. 长春:中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,2010.  
CHENG Y Q. *Research on iris recognition algorithms for personal identification* [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, 2010. (in Chinese)
- [12] 程宇奇,朱明,李桂菊,等. 应用迭代圆环像素率法实现快速虹膜定位 [J]. 光学精密工程,2010,18(10):2306-2313.  
CHENG Y Q, ZHU M, LI G J, *et al.*. Rapid iris localization based on method of iterative pixel ratio to cirque area [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(10):2306-2313. (in Chinese)

- [13] DAUGMAN J. How iris recognition works [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 21-30.
- [14] 何召锋. 虹膜图像预处理与特征分析[D]. 北京: 中

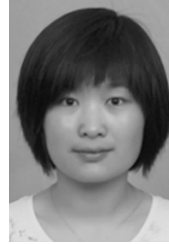
国科学院自动化研究所, 2010.

HE ZH F. *Iris image preprocessing and feature analysis* [D]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2010. (in Chinese)

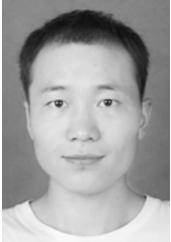
#### 作者简介:



**李欢利**(1986—)女,河南洛阳人,博士,2008年于东北师范大学获得学士学位,主要从事计算机视觉、图像处理等方面的研究。E-mail: lihl483@sina.com



**董月芳**(1985—)女,江苏连云港人,硕士,主要从事软件系统设计、图像处理等方面的研究。E-mail: dongyf@sibet.ac.cn



**李小明**(1986—)男,河南洛阳人,工学硕士,主要从事电子设备冷却设计与数值模拟方面的研究。E-mail: lixm1914@126.com

#### 导师简介:



**郭立红**(1964—),女,吉林舒兰人,研究员,博士生导师,主要从事激光对抗、计算机应用、天文惯导、星体自动化标校等方面的研究。E-mail: guolh@ciomp.ac.cn



**王心醉**(1979—),男,吉林长春人,博士,主要从事生物医学信号处理、图像处理、人脸识别等方面的研究。E-mail: wangxz@sibet.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)