

文章编号: 2095-2163(2020)06-0212-06

中图分类号: R318 TP391.41

文献标志码: A

# 基于自适应 Gabor 滤波与支持向量机的虹膜识别方法

马晓峰, 高玮玮

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 本文针对传统 Gabor 滤波器只能手动修改滤波参数, 通用性低的缺点, 提出了基于自适应 Gabor 滤波与支持向量机的虹膜识别算法。首先, 结合虹膜图像的灰度特征完成虹膜的定位与归一化; 其次, 利用 Gabor 滤波器提取虹膜特征, 并通过粒子群算法寻找最优参数, 根据最优参数提取最优虹膜特征; 最后, 通过支持向量机进行虹膜识别, 同时利用该方法对 CASIA V1 和 Lamp 虹膜库进行识别, 得到系统识别率分别为 99.23% 和 99.11%。与传统的虹膜识别方法相比, 基于自适应 Gabor 滤波与支持向量机的虹膜识别能对不同的虹膜库自动优化参数, 克服了传统方法中的人工调参问题, 且能显著提高系统的识别性能, 具有更强的实用性。

**关键词:** 虹膜识别; Gabor 滤波; 特征提取; 粒子群算法; 支持向量机

## Iris recognition algorithm based on adaptive Gabor filtering and SVM

MA Xiaofeng, GAO Weiwei

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** This paper proposes an iris recognition algorithm based on adaptive Gabor filter and support vector machine, aiming at the disadvantage that the traditional Gabor filter can only modify the filtering parameters manually and has low universality. Firstly, iris localization and normalization are accomplished by combining with the gray feature of iris image. Secondly, the iris features were extracted with Gabor filter, and the optimal parameters were searched by particle swarm optimization algorithm, and the optimal iris features were extracted according to the optimal parameters. Finally, iris recognition was carried out by support vector machine. Meanwhile, CASIA V1 and Lamp iris library were identified by this method, and the system recognition rates were 99.23% and 99.11%, respectively. Compared with the traditional iris recognition method, iris recognition based on adaptive Gabor filtering and support vector machine can automatically optimize the parameters of different iris libraries, overcome the problem of manual parameter adjustment in the traditional method, and can significantly improve the recognition performance of the system, with stronger practicability.

**[Key words]** iris recognition; Gabor filtering; feature extraction; particle swarm optimization; support vector machine

## 0 引言

近年来, 个人的信息安全问题变得越来越重要, 传统的识别方法已无法满足人们的需求, 随之而来的生物识别技术引起了人们的重视。在众多识别技术中, 虹膜因高稳定性、唯一性、非侵犯性等<sup>[1-2]</sup>特点成为该领域内的研究热点。

在虹膜识别研究方面, Daugman 博士提出了基于 Gabor 变换的识别算法<sup>[3-4]</sup>, 并通过 Gabor 滤波器对虹膜纹理特征提取, 建立了一个能够实际应用的虹膜识别系统, 使虹膜识别技术取得了里程碑式的成就。但该技术仍存在一些不足, 如: 使用单一 Gabor 滤波器提取的虹膜信息不完整。为此许多研究者也做出了改进, 张祥德等提出了基于多方向 Gabor 滤波器和 Adaboost 的虹膜识别方法, 有效地

减少了噪声的影响<sup>[5]</sup>; 苑玮琦等提出了将支持向量机(support vector machine, SVM)与形态学相结合的虹膜坑洞纹理检测算法, 较好地克服了光斑的影响<sup>[6]</sup>; Liu 等提出了基于 Gabor 滤波和神经网络的二次虹膜识别算法, 有效抑制了图像噪声与冗余的干扰<sup>[7]</sup>; Minaee 等提出利用散射变换和纹理特征进行虹膜识别, 结合了虹膜的整体和局部纹理信息, 有效提高了系统的识别率<sup>[8]</sup>; Vyas 等提出了二维 Gabor 滤波的虹膜识别算法<sup>[9]</sup>。这些方法分别在虹膜特征提取或虹膜识别部分进行了改进, 并取得了良好的结果, 但仍存在一些不足, 如: 不能针对不同的虹膜库进行自适应调整。

由于传统方法需要根据经验手动修改参数, 对不同的虹膜库需设置不同的参数, 即在实际应用中

**基金项目:** 海高校青年教师培养资助计划(ZZGCD15081); 上海工程技术大学校科研启动项目(E1-0501-15-0185)。

**作者简介:** 马晓峰(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理。

**通讯作者:** 马晓峰 Email: 15921889074@163.com

**收稿日期:** 2020-03-22

需对不同的识别设备进行一一调整滤波参数,人工成本与时间成本较大。自适应优化 Gabor 滤波与 SVM 的虹膜识别方法能够在不同虹膜库进行自适应优化,不需要人工进行调整,更具有实用性。

本文提出自适应优化 Gabor 滤波与 SVM 的虹膜识别方法,通过粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 根据不同虹膜库选取最优 Gabor 滤波参数,提高系统的特征提取能力,利用 SVM 根据最优特征完成虹膜的分类与识别。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料与设备

试验材料为中科院自动化研究所的 CASIA1.0 虹膜库和 CASIA-Iris-Lamp 虹膜库<sup>[10]</sup>。CASIA1.0 样本库共包含了 108 只不同的眼睛,每只眼睛有 7 幅虹膜图像,共 756 幅虹膜图像,分辨率为  $320 \times 280$ ;CASIA-Iris-Lamp 虹膜库共包含了 100 只不同的眼睛,每只眼睛有 20 幅虹膜图像,共 2000 幅虹膜图像,分辨率为  $640 \times 480$ 。

试验环境如下:CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ,内存 8GB,操作系统为 win10,软件为 Matlab R2014a。

### 1.2 方法

虹膜图像的识别包括预处理、特征提取与识别 3 个步骤<sup>[11]</sup>。首先,根据虹膜图像的灰度特性进行内外边缘的定位,并将环形的虹膜图归一化为统一的模板区域;其次,通过多尺度 Gabor 滤波器并结合粒子群算法提取最优特征;最后,通过 SVM 实现虹膜图像的识别。具体过程如图 1 所示。

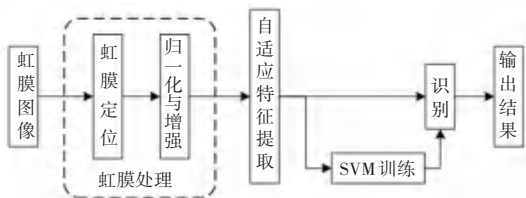


图 1 虹膜识别流程

Fig. 1 Process of iris recognition

#### 1.2.1 虹膜预处理

虹膜的预处理过程主要包括虹膜内边界与外边界的定位、虹膜区域的归一化和虹膜增强三部分<sup>[12]</sup>。

对虹膜图像进行直方图统计,根据直方图选取合适的阈值进行二值化操作,使用 canny 算子识别瞳孔边缘,并采用最小二乘法拟合虹膜图像的内圆。虹膜的外圆通过微积分圆模板<sup>[13]</sup>的方法进行定位。为便于对虹膜进行特征提取,需将虹膜转化为固定

的矩形区域。通过弹性模型<sup>[14]</sup>,将虹膜展开成  $120 \times 480$  像素的矩形,然后通过直方图均衡化的方法进行图像增强,并从右上角截取纹理最强的区域,形成  $60 \times 240$  像素大小的虹膜纹理图,过程如图 2 所示。

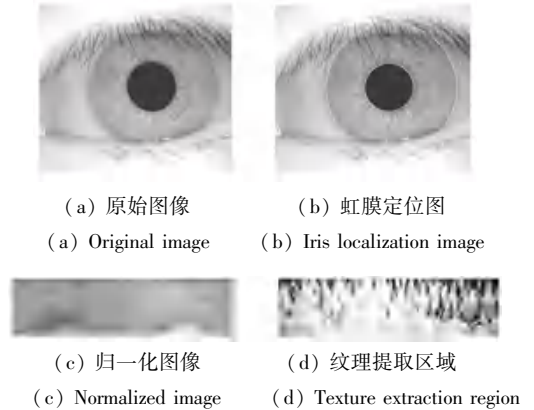


图 2 虹膜定位过程

Fig. 2 Process of iris localization

#### 1.2.2 虹膜特征提取与编码

对归一化后的虹膜图通过 Gabor 滤波器进行特征提取,Gabor 滤波器的表达形式,公式(1):

$$G(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{\bar{x}^2}{\delta_x^2} + \frac{\bar{y}^2}{\delta_y^2}\right\} \cdot \exp(i2\pi f \bar{x}) \quad (1)$$

其中:  $\bar{x} = x \cos \theta + y \sin \theta$ ,  $\bar{y} = -x \sin \theta + y \cos \theta$ ,  $\theta$  表示滤波器的方向,  $f$  表示其频率,  $\delta_x$  和  $\delta_y$  分别表示高斯窗的宽度与长度。显然,一组参数  $\{\delta_x, \delta_y, \theta, f\}$  对应一个滤波器,为进行特征提取,需建立不同频率和方向的滤波器,而频率和方向的确定由初始频率  $f_s$ 、初始方向  $\theta_s$ 、频率间隔  $f_q$  和方向间隔  $\theta_q$  确定,共计  $f_n$  个滤波器,并分别赋予序号  $1 \sim f_n$ 。

特征提取时,将  $60 \times 240$  像素大小的虹膜纹理图分成  $r$  行、 $c$  列大小的子块;应用  $f_n$  个滤波器对每个虹膜子块完成滤波操作,并分别求出各滤波器处理后的响应幅度,将响应最大的滤波器所对应的编号作为该子块的特征编码;最后将所有子块对应的滤波器序号作为一副虹膜图像的特征编码。

#### 1.2.3 自适应优化 Gabor 滤波器

由于不同频率和方向的 Gabor 滤波器对虹膜纹理的描述能力是有区别的,因此需要对  $f_n$  个滤波器的参数进行优化,建立识别能力强的滤波器。为解决 Gabor 滤波器无法自适应调整参数的缺陷,采用粒子群算法<sup>[15]</sup>对滤波器进行优化,使 Gabor 滤波器能够自动适应各种不同的虹膜数据库,并自动修改参数,使其得到最优效果。

对参数进行优化时,粒子群中的每个粒子  $\{f_s,$

$\theta_s, f_q, \theta_q$  代表了一组 Gabor 滤波参数,并将起始的个体最优  $pbest$  设为其自己本身,而群整体最优  $gbest$  则为所有  $pbest$  中的最优值。参数优化时,先在该虹膜数据库中,选取一部分虹膜图像,通过粒子所对应的滤波参数进行特征提取,然后计算虹膜之间的 Hamming 距离,进而计算适应度,适应度的公式(2)如下:

$$T = \sqrt{\sum_{i=1}^m (1 - H_i)^2 + \sum_{j=1}^n (H_j)^2} \quad (2)$$

其中,  $H_i$  为第  $i$  次不同类别虹膜匹配时的 Hamming 距离;  $H_j$  为第  $j$  次相同类别的虹膜匹配时的 Hamming 距离;  $m, n$  分别为异类别与同类别匹配次数;  $T$  为适应度值,  $T$  越小说明同类别虹膜间相似度越高,而异类别虹膜间的相似度越低。

根据公式(2)求出所有粒子的  $T$ ,每个粒子分别先与自己的  $pbest$  进行比较,若此时的  $T$  更小,则将该粒子置为新的  $pbest$ 。待所有的  $pbest$  更新完后,找出当前粒子群中适应度值最小的粒子,将其与  $gbest$  进行比较,若小于全局最优的  $T$ ,则将该粒子的位置设为新的  $gbest$ ,否则不变。待  $pbest$  与  $gbest$  更新完成后,对每个粒子的速度与位置按公式(3)和(4)进行进化。

$$V_{k+1} = \omega \times V_k + c_1 \times r_1 \times (pbest - X_k) + c_2 \times r_2 \times (gbest - X_k), \quad (3)$$

$$X_{k+1} = X_k + V_{k+1}. \quad (4)$$

公式(3)和(4)中,  $X_k$  和  $X_{k+1}$  分别为第  $k$  次和第  $k+1$  次迭代过程中粒子的值;  $V_{k+1}$  为第  $k+1$  次迭代过程中粒子的速度;  $\omega$  为惯量权重;  $c_1$  和  $c_2$  是加速系数;  $r_1$  和  $r_2$  取  $[0, 1]$  之间的随机数;  $pbest$  为个体最优;  $gbest$  为群体最优。如此往复迭代,直至达到最大迭代次数或满足终止条件,并将粒子群的整体最优所对应的  $f_n$  个 Gabor 滤波参数作为最终特征提取时的参数值。运用优化后的滤波器对每个虹膜子块完成滤波操作,进而分别求出各滤波器处理后的响应幅度,将响应最大的滤波器所对应的编号作为该子块的特征编码,成虹膜图像最终的特征编码。

#### 1.2.4 虹膜匹配与识别

提取虹膜图像特征之后,设计一个好的分类器就比较重要了。SVM 以结构风险最小化准则为理论基础,其结构简单,学习性能出色,是一种具有最优分类能力和推广学习能力的方法,且在处理非线性、小样本的分类问题中表现出良好的性能。常用的核函数有:多项式核函数、径向基核函数(radial basis function, RBF)、Sigmoid 核函数等,其中 RBF

由于具有结构简单、学习速度快、收敛速度快等优点,因此将其作为核函数。

对虹膜进行识别时,首先从虹膜库中选取一定数量的虹膜作为虹膜训练样本库,并将样本库中每个虹膜的特征编码及其类别编号作为 SVM 的训练集;通过网格寻优的方法完成 RBF 的训练;最后针对虹膜库中剩余的虹膜,通过训练好的分类器计算出待识别虹膜的相应决策输出值,得出虹膜所属的类别。

## 2 结果与分析

### 2.1 滤波器个数与虹膜块数量的确定

影响特征编码的主要因素有:滤波器的个数、虹膜子块的大小。为确定滤波器和虹膜块的数量,从 CASIA1.0 虹膜库中每只眼睛选取 4 幅的图像,通过正交试验分析的方法确定最优方案。正交试验的因素有滤波器频率数、滤波器方向数、子块的行数与子块的列数,4 个因素分别以 A、B、C、D 表示,其中因素 A、B、C 取 4 个水平数,因素 D 取 5 个水平数,具体如表 1 所示。

表 1 正交试验因素水平

Tab. 1 Level of factors in orthogonal experiment

水平	因素			
	滤波器频率数/个	滤波器方向数/个	子块的行数/像素	子块的列数/像素
1	3	3	10	10
2	4	4	12	15
3	5	5	15	20
4	6	6	20	24
5	/	/	/	30

通过正交试验筛选最优方案,需要定义评价指标,因此对所选虹膜通过所提方法进行训练识别,并将识别率作为评价指标。本次试验是一个 4 因素混合水平的试验,故选择正交表 L25 通过拟水平法安排试验,具体试验结果如表 2 所示。

正交试验的分析方法有两种,分别是方差分析法和极差分析法<sup>[16]</sup>,其中极差分析法是通过计算极差来确定因素的影响程度,具有简单易行、直观易懂的优点,因此采用极差分析法进行分析比较。上述试验的极差计算结果如表 3 所示,其中,  $k_i$  为相关因素和水平试验结果的平均值,  $i$  代表水平,取 1~5;  $R$  为极差,且  $R = k_{i_{\max}} - k_{i_{\min}}$ ,  $k_{i_{\max}}$  为因素各个水平试验结果的最大平均值,  $k_{i_{\min}}$  为因素各个水平试验结果的最小平均值。



表 2 正交试验结果

Tab. 2 Orthogonal experimental results

序号	因素				识别率/%
	A	B	C	D	
1	1	1	1	1	97.24
2	1	2	2	2	93.32
3	1	3	3	3	95.81
4	1	4	4	4	93.08
5	1	3	2	5	94.58
6	2	1	2	3	96.19
7	2	2	3	4	95.62
8	2	3	4	5	91.26
9	2	4	2	1	93.04
10	2	3	1	2	96.81
11	3	1	3	5	93.35
12	3	2	4	1	92.94
13	3	3	2	2	96.61
14	3	4	1	3	95.32
15	3	3	2	4	96.58
16	4	1	4	2	93.02
17	4	2	2	3	94.84
18	4	3	1	4	97.2
19	4	4	2	5	94.33
20	4	3	3	1	97.63
21	3	1	2	4	96.44
22	3	2	1	5	91.18
23	3	3	2	1	94.35
24	3	4	3	2	97.08
25	3	3	4	3	95.29

表 3 极差分析表

Tab. 3 Table of range analysis %

水平	不同因素的结果			
	A	B	C	D
$k_1$	94.81	95.25	95.55	95.04
$k_2$	94.58	93.58	95.03	95.37
$k_3$	94.91	95.61	95.9	95.49
$k_4$	95.4	94.57	93.12	95.78
$k_5$	/	/	/	92.94
R	0.82	2.03	2.78	2.84
优方案	A <sub>4</sub>	B <sub>3</sub>	C <sub>3</sub>	D <sub>4</sub>

由表 3 可见,各因素根据极差由大到小的排列顺序为:因素 D>因素 C>因素 B>因素 A,则各因素的主次程度为:因素 D>因素 C>因素 B>因素 A。根据评价指标可知:识别率越高,系统性能越好。因此,  $k_i$  的最大值对应的因素水平就是正交试验筛选出的最优方案,即:A<sub>4</sub>、B<sub>3</sub>、C<sub>3</sub>、D<sub>4</sub>,但是该方案在正交试验中是没有的,所以根据因素主次程度,从表 3 中找到两组方案,分别为第 7 组的 A<sub>2</sub>、B<sub>2</sub>、C<sub>3</sub>、D<sub>4</sub> 方案和第 20 组的 A<sub>4</sub>、B<sub>3</sub>、C<sub>3</sub>、D<sub>1</sub> 方案,其中第 7 组方案是按照因素主次程度以及最优水平选出的,但该方案中有两个因素的水平与原最优方案中的不

同;第 20 组方案是按照最贴近原最优方案选出的,该方案中只有一个因素的水平与原最优方案不同。从试验结果看,效果最好的是第 20 号试验,且该方案与最优方案最接近,因此最后确定方案为 A<sub>4</sub>、B<sub>3</sub>、C<sub>3</sub>、D<sub>1</sub>,即:滤波器频率数为 6 个、滤波器方向数为 5 个、子块的行数为 15 行、子块的列数为 10 列。

2.2 虹膜识别性能试验

在 CASIA1.0 虹膜库中提取 36 只眼睛共 252 幅虹膜图像,在 Lamp 虹膜库中提取 34 只眼睛共 680 幅虹膜图像。对两个虹膜库分别运用自适应 Gabor 滤波进行特征提取并优化,将优化后的滤波参数对剩余的虹膜图像进行特征提取,将特征集分成两部分,分别用于 SVM 的训练与测试。

为了验证算法的有效性,从 CASIA1.0 虹膜特征集选取 360 幅虹膜图像,从 Lamp 虹膜特征集选取 858 幅虹膜图像,分别作为训练样本,并将剩余图像分别作为测试样本,采用未优化的方法进行特征提取,并用 Hamming 距离和 SVM 的方法分别进行虹膜识别。不同算法对应的检测结果如表 4 所示。从表 4 中可见,经 PSO 优化后,虹膜的识别率有所提高,而通过 SVM 进行匹配识别后,虹膜的识别率进一步提高,在 CASIA1.0 虹膜库上识别率共提高了 0.59%,等错率下降了 0.48%,在 Lamp 虹膜库上提高了 0.3%,识别系统在两个虹膜库上的识别性能均得到了明显的改善。

表 4 测试结果

Tab. 4 Detection results

算法	CASIA1.0 虹膜库		CASIA-Iris-Lamp 虹膜库	
	识别率/%	等错率/%	识别率/%	等错率/%
Hamming	98.64	1.27	98.81	1.17
PSO+ Hamming	99.03	0.96	98.97	0.94
SVM	98.85	1.12	98.89	1.05
PSO+SVM	99.23	0.79	99.11	0.83

图 3 和图 4 分别为 4 种算法在两个虹膜库上的 ROC 曲线图,曲线越接近坐标轴代表识别性能越好,由图 3 可见未经改进系统的 ROC 曲线位于最上方,经过 PSO 处理后,系统的识别性能有所提高,而使用了 PSO 与 SVM 的改进算法后,ROC 曲线相比原来更接近坐标轴,说明识别系统的性能得到明显改善。

为验证算法的识别性能,将本文所提出的方法与传统的 Daugman 算法<sup>[17]</sup>和 Boles 的小波变换算法<sup>[18]</sup>在 CASIA1.0 和 CASIA-Iris-Lamp 虹膜库中进行对比。为确保实验环境相同,将两个传统方法与所提方法在相同的设备上运行,具体运行结果如表 5 所示。

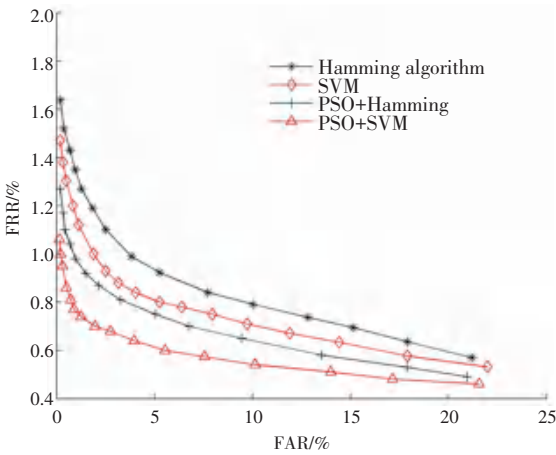


图3 CASIA1.0 虹膜库 ROC 曲线比较图

Fig. 3 Comparison of ROC of CASIA 1.0 Iris Library

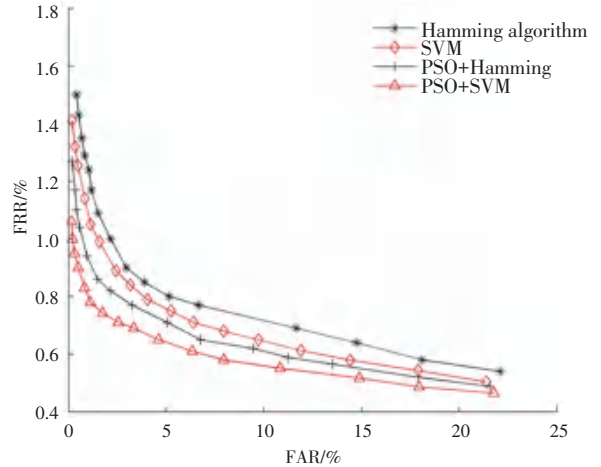


图4 CASIA-Iris-Lamp 虹膜库 ROC 曲线比较图

Fig. 4 Comparison of ROC of CASIA-Iris-Lamp Iris Library

表5 测试结果

Tab. 5 Detection results

算法	CASIA1.0 虹膜库			CASIA-Iris-Lamp 虹膜库		
	识别率/%	等错率/%	时间/ms	识别率/%	等错率/%	时间/ms
PSO+SVM	99.23	0.79	118	99.11	0.83	271
Daugman 算法	98.36	1.32	337	98.70	1.18	804
Boles 算法	98.73	1.24	146	98.58	1.31	327

由表5可见,在两个虹膜库上,本算法相对Boles算法,系统的等错率更低;而相比Daugman算法的识别率更佳,识别速度更快。由此可见,本文所提方法比传统识别方法的性能更好。

### 3 结束语

虹膜特征提取及识别是虹膜识别系统中的关键环节<sup>[19]</sup>,这直接关系到系统最终的性能。传统的方法通过Gabor滤波<sup>[20]</sup>和Hamming距离<sup>[21]</sup>的方法进行特征提取与识别。而本文通过粒子群优化算法优化Gabor滤波器,运用优化后的滤波器进行特征提取,通过SVM的方法进行虹膜识别。试验结果显示,所提出的方法相对Hamming距离及传统方法具有更高的识别率,等错率更低,ROC曲线更贴近坐标轴,识别性能有明显的改善。

由于传统的方法无法进行自动调整滤波器<sup>[11]</sup>,需要手动调整,这也导致了滤波器不能适应不同虹膜库,而本文所提方法可以根据虹膜图的特点进行优化滤波参数,能更好的表示虹膜特征,相对Hamming距离以及SVM算法<sup>[22]</sup>而言,识别率有明显提高。在PSO优化算法在对滤波器优化的过程中,粒子会根据寻优结果调整滤波器的参数,而调整后的滤波器更具有描述特征的能力<sup>[23]</sup>,同时还能在一定程度上减小噪声的影响,虽然不能完全消除噪声,但也能对识别系统产生积极的影响。另一方面,

虹膜的噪声区域特征不稳定,而SVM能根据稳定的特征进行识别,达到去冗余的作用<sup>[24]</sup>,对识别系统产生积极的影响,而Hamming距离的方法无法对噪声产生抑制作用。本文所提方法能克服传统识别方法只能手动修改滤波参数、无法根据虹膜库自动调整参数的缺点,同时还具有减小噪声影响的优点。

传统的方法需人工调整滤波器,不能适应不同虹膜库。本文将PSO与SVM算法相结合,通过PSO算法根据虹膜图的特点进行自动优化滤波参数,并结合SVM算法完成虹膜识别。在实际应用中,不需要人工对不同的识别设备进行参数的修改,做到自动优化参数,并且拥有更高的识别率与降噪能力,同时能更快完成身份的识别,极大提高了系统的工作效率,具有很强的实用性。

### 参考文献

- [1] 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] 史春蕾,周凤文,胡雨露,等.虹膜图像的质量评价研究[J].液晶与显示,2016,31(12):1131-1136.
- [3] DAUGMAN JG. 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] DAUGMAN J. How iris recognition works[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [5] 张祥德,黎明奇,王琪,等.基于多方向Gabor滤波器和

- Adaboost 的虹膜识别方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2012, 33(01): 39-42.
- [6] 苑玮琦, 朱立军, 张波. 基于形态学与支持向量机的虹膜坑洞纹理检测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(03): 664-671.
- [7] LIU S, LIU Y, ZHU X, et al. Gabor filtering and adaptive optimization neural network for iris double recognition [C]// Chinese Conference on Biometric Recognition. Springer, Cham, 2018: 441-449.
- [8] MINAE S, ABDOLRASHIDI A A, Yao W. Iris recognition using scattering transform and textural features[C]//Todd M, eds. Signal Processing & Signal Processing Education Workshop. Salt Lake City: IEEE, 2015: 37-42.
- [9] VYAS R, KANUMURI T, SHEORAN G. Iris recognition using 2-D Gabor filter and XOR-SUM code[C]// India International Conference on Information Processing (IICIP 2016). India: IEEE, 2017: 1-5.
- [10] 中国科学院自动化研究所. CASIA 虹膜图像数据库[DB]. <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=1>. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database [DB]. <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=1>.
- [11] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Iris double recognition based on modified evolutionary neural network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(6): 1.
- [12] HAMOUCHENE I, AOUAT S. Efficient approach for iris recognition[J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(7): 1361-1367.
- [13] AHMADI N, AKBARIZADEH G. Hybrid robust iris recognition approach using iris image pre-processing, two-dimensional gabor features and multi-layer perceptron neural network/PSO[J]. IET Biometrics, 2018, 7(2): 153-162.
- [14] KAUR B, SINGH S, KUMAR J. Robust iris recognition using moment invariants[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 99(2): 799-828.
- [15] NISHANTH R, HEBBAR M, MANIKANTAN K. Feature selection using dynamic binary particle swarm optimization for enhanced iris recognition[C]//International Conference on Signal Processing & Integrated Networks. Noida: IEEE, 2016: 139-146.
- [16] 陈魁. 实验设计与分析[M]. 第二版. 北京: 清华大学出版社, 2005: 78-83.
- [17] DAUGMAN J. Probing the uniqueness and randomness of iris codes; results from 200 billion iris pair comparisons [J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(11): 1927-1935.
- [18] Boles W W, Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998(4): 1185-1188.
- [19] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Iris double recognition based on modified evolutionary neural network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(6): 063023.
- [20] 方强, 姚鹏. 基于二维正交滤波的虹膜识别算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(05): 281-285.
- FANG Qiang, YAO Peng. Reliable iris recognition using 2D quadrature filters[J]. Computer Science, 2015, 42(5): 281-285.
- [21] HARADA Y, FUJIMOTO K, FUKUHARA M, et al. A minimum hamming distance search associative memory using neuron CMOS inverters[J]. Electronics and Communications in Japan, 2017, 100(3): 10-18.
- [22] 张震, 张英杰. 基于支持向量机与 Hamming 距离的虹膜识别方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2015, 36(3): 25-29.
- ZHANG Zhen, Zhang Yingjie. Iris recognition algorithm based on support vector machine and Hamming distance [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2015, 36(3): 25-29.
- [23] MLAKAR U, FISTER I, BREST J, et al. Hybrid multi-objective PSO for filter-based feature selection[C]//International Conference on Soft Computing, Springer, Cham, 2017: 113-123.
- [24] HUO G, LIU Y, ZHU X, et al. An iris recognition method based on annule-energy feature[C]//Chinese Conference on Biometric Recognition, Springer, Cham, 2015: 341-348.

(上接第 211 页)

具有很强的功能扩展性和适用性。随着该流程平台应用逐步深入,其通用化设计将不断优化完善,面对新增审批流程的开发需求,只需重点关注个性功能的设计与验证,极大缩短了审批流程的开发周期。基于普元平台的审批流程通用化设计方法,已在该企业大范围运用,以满足不同的审批业务需求,取得了一定的管理效益,具有较高的应用价值。

## 参考文献

- [1] 刘宜轩,李光耀,刘晓静,等. ASP.NET 环境下的网上审批流程

的设计及实现[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(3): 525-528.

- [2] 张霞,陆剑江. 面向角色的动态审批流程的研究[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(1): 193-196.
- [3] 宋晓燕,刘小棠,步腾龙. 基于 EOS 的科研项目管理系统设计与实现[J]. 计算机与网络, 2016(24): 62-65.
- [4] 谢晓兰,张克民,赵鹏. 基于 SaaS 模式的汽车零部件销售系统设计[J]. 桂林理工大学学报, 2011, 31(3): 595-599.
- [5] 李峰. 基于普元平台的大对象数据应用研究[J]. 智能计算机与应用, 2015, 5(1): 21-24.
- [6] 周江. 基于 XMLC 的 EOS 页面构件设计与实现[J]. 电脑知识与技术, 2009, 5(15): 3945-3947.