

# 基于多指标融合的虹膜图像质量评估方法

晁静静, 沈文忠, 宋天舒, 滕 童

(上海电力学院 电子与信息工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 虹膜图像质量评估是虹膜识别系统中的重要模块, 通过质量评估来摒弃质量较差的虹膜图像, 能显著提升虹膜识别系统的性能。虹膜图像质量一般会受到多种因素的影响, 单一或少数指标都不能准确客观地进行评估, 因此提出了一种新颖的多指标融合的虹膜图像质量评估方法, 选取可用虹膜区域、清晰度、虹膜半径、虹膜-瞳孔对比度、虹膜-巩膜对比度、瞳孔扩张性和灰度利用率这7个质量指标, 结合 GA-BP 神经网络进行多指标融合, 预测虹膜图像的综合质量评估分数。在 CASIA 虹膜图像库中进行验证, 实验结果表明, 该方法可以客观准确地评估虹膜图像的质量, 对虹膜识别的性能有很强的可预测性。

**关键词:** 虹膜图像; 质量评估; 多指标融合; GA-BP 神经网络

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1006-2394(2019)03-0024-05

## A Method of Quality Assessment on Iris Images Based on the Multi-index Integration

CHAO Jing-jing, SHEN Wen-zhong, SONG Tian-shu, TENG Tong

(School of Electronic and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** The quality evaluation of iris images is an important module in iris recognition system. And the performance of iris recognition system can be greatly improved by abandoning the poor quality of iris images through evaluation. The quality of iris images can be generally affected by a variety of factors. The assessment method using one or two factors cannot evaluate iris images' quality accurately and objectively, hence a multi-index integration method for evaluating the quality of iris images is proposed. And seven quality factors, including usable iris area, sharpness, iris radius, iris-pupil contrast, iris-sclera contrast, pupil expandability and gray utilization ratio are selected. Multiple factors fusion is combined with GA-BP neural network to predict the comprehensive quality assessment score of iris images. The algorithm is verified in the CASIA data set, and the experiment result shows that the method can select good quality images and has a strong predictability in iris recognition.

**Key words:** iris image; quality assessment; multi-index integration; GA-BP neural network

DOI:10.19432/j.cnki.issn1006-2394.2019.03.007

### 0 引言

近些年关于虹膜识别的研究在学界和业界引起了广泛地关注, 据统计虹膜识别的误识率在各种生物识别方式中是最低的<sup>[1]</sup>, 具有良好的应用前景。然而在实际应用中, 虹膜识别系统的性能与虹膜图像的质量密切相关。在采集过程中, 虹膜图像容易出现运动模糊、离焦模糊、光斑、瞳孔收缩、严重遮挡等情况, 使得虹膜识别系统难以作出准确地判断, 严重影响系统的准确性。因此需要对采集的虹膜图像先进行质量评估, 筛选出具有质量良好的虹膜图像, 以便提高虹膜识别系统的准确性。

Daugman<sup>[2]</sup>利用  $8 \times 8$  的卷积核计算整幅虹膜图

像的二维傅里叶频谱中的高频能量来判断虹膜图像的清晰度; 马力等<sup>[3]</sup>通过定位选取虹膜区域(ROI), 并计算该区域的傅里叶频谱信息来评估离焦模糊、运动模糊和遮挡等情况; 陈戟等<sup>[4]</sup>利用小波包分解的方法计算归一化后的虹膜图像的高频能量来评估图像的质量; 邢磊等<sup>[5]</sup>将虹膜的模糊、遮挡以及斜眼指标通过“标准分法”融合成一个综合的质量分数来评估虹膜图像质量; Makinana 等<sup>[6]</sup>将面积比、遮挡、模糊、扩张作为虹膜图像质量评估指标, 并通过 PCA 进行融合得到分类结果; Aditya 等<sup>[7]</sup>将遮挡、离焦、对比度、斜眼质量指标测度评估的结果线性相加得到一个整体的质量分数; Gao 等<sup>[8]</sup>将虹膜旋转、虹膜可见度、虹膜偏心度和虹膜清晰度作为虹膜图像质量评估指标, 通过 SVM

收稿日期: 2018-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(61772327); 上海市科委地方能力建设项目(15110600700)

作者简介: 晁静静(1992—), 女, 硕士研究生, 研究方向为虹膜识别。

进行融合,得到分类结果。

上述文献使用了单个或多个质量指标对虹膜图像进行评估,其中也有对多个指标使用不同方法进行融合得到虹膜图像的综合评估结果。然而虹膜图像质量往往会受到多种因素影响,单一或较少指标都不能准确客观地评价虹膜图像的整体质量,需要由多个质量指标共同决定。目前对于质量评价方面的算法来说,并没有一个完全一致的设计标准,而且也还没有形成确切的标准表明虹膜图像的质量评估需要哪些质量指标以及每个指标的权重,所以对虹膜图像质量的整体评估仍然是一个挑战。

针对以上指标单一或较少的情况,本文提高了参与图像质量评估的指标个数,增加到了 7 个,并结合 GA-BP 神经网络,提出了一种新颖的多指标融合的虹膜图像质量评估方法。首先对虹膜图像进行定位、分割,然后提取虹膜图像的 7 个质量指标,分别为虹膜有效区域、清晰度、虹膜半径、虹膜-瞳孔对比度、虹膜-巩膜对比度、瞳孔扩张性、灰度利用率,最后结合 GA-BP 神经网络对图像的质量指标进行训练来预测虹膜图像的综合质量评估分数。整体评估框架如图 1 所示。

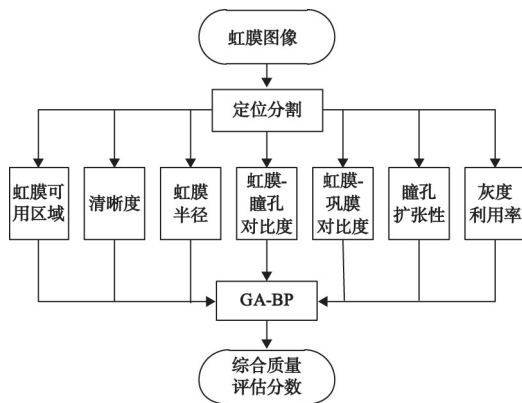


图 1 虹膜图像质量评估框架

## 1 虹膜图像质量评估指标

### 1.1 虹膜有效区域

在睫毛、眼睑、光斑等因素的影响下,虹膜区域无法完全显现。虹膜的有效区域是指虹膜未被遮挡的纹理区域,如图 2 所示。将虹膜-瞳孔及巩膜-虹膜边界近似为两个圆形,其中的环形纹理区域即为虹膜有效区域  $UIA$ ,计算公式为:

$$UIA = \left(1 - \frac{N_{occluded}}{N_{iris}}\right) \times 100 \quad (1)$$

$$N_{iris} = \pi (R_{iris} - r_{iris})^2 \quad (2)$$

式中:  $N_{occluded}$  表示圆环虹膜纹理区域内被眼睑、睫毛或光斑遮挡的面积像素数量,  $N_{iris}$  表示整个虹膜纹理区域

的面积,  $r_{iris}$  和  $R_{iris}$  分别对应虹膜的内、外圆半径。 $UIA$  的值越大,说明图像的虹膜有效区域越大,获取到的虹膜信息越丰富。

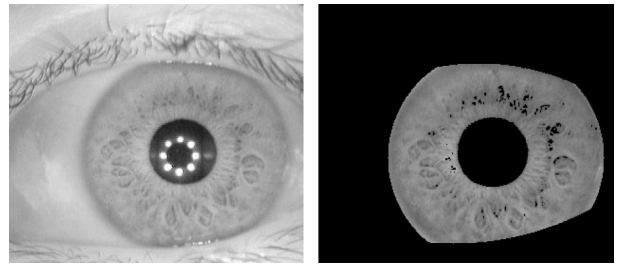


图 2 虹膜有效区域示意图

### 1.2 清晰度

虹膜图像的清晰度会直接影响到虹膜识别的性能,并且决定了图像可以容纳的可读信息量,是重要的图像质量参数。虹膜图像的模糊主要体现在高频能量的衰减,可以通过测量图像中虹膜区域的高频分量来评估清晰度,高频分量的值越大则表明虹膜图像越清晰,可读信息量越大。本文利用 Daugman 提出的  $8 \times 8$  的卷积核来提取虹膜有效区域的高频能量。定义虹膜有效区域的清晰度为  $SHN$ ,计算公式为:

$$SHN = 100 \times \frac{x^2}{(x^2 + c^2)} \quad (3)$$

式中:  $x$  是虹膜有效区域经过  $8 \times 8$  卷积核运算后的总频谱能量,  $c$  为常数。

### 1.3 虹膜半径

虹膜的半径  $RAD$  直接反映出虹膜区域的大小,对原始人眼图像进行分割操作可以拟合出虹膜-巩膜边界圆形,实现对虹膜区域的定位,图 3 所示为虹膜定位结果。虹膜半径越大,包含的虹膜信息量越多。

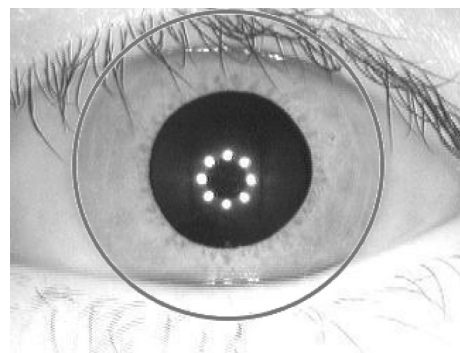


图 3 虹膜定位结果( $RAD = 109$ )

### 1.4 虹膜-瞳孔对比度

虹膜-瞳孔对比度决定了图像中虹膜、瞳孔边界特征的清晰度,是虹膜图像质量评估的一个重要因子,高对比度使得瞳孔定位更加容易。对比度的计算方法为: 1) 将虹膜-瞳孔的边界近似为圆形; 2) 通过归一化

使得虹膜-瞳孔边界的半径为 1; 3) 选择所有半径为 0.8 的圆形中所有未受遮挡的像素点作为瞳孔像素, 计算这些像素的中值为  $pupil$ ; 4) 选择半径在 1.1 和瞳孔半径间的圆环内所有未受遮挡的像素点作为虹膜像素, 计算这些像素的中值为  $iris$ 。所选取的虹膜区域、瞳孔区域如图 4 所示, 虹膜-瞳孔对比度  $IPC$  的计算公式为:

$$IPC = \frac{weber}{0.75 + weber} \times 100 \quad (4)$$

$$weber = \frac{|iris - pupil|}{20 + pupil} \quad (5)$$

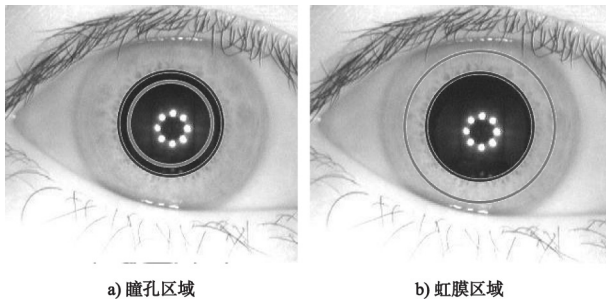


图 4 虹膜、瞳孔区域

### 1.5 虹膜-巩膜对比度

虹膜-巩膜对比度过低或不足将导致虹膜定位出错。在巩膜区域中选择一块固定大小的区域, 通过计算该区域的像素中值  $sclera$  来计算虹膜-巩膜对比度  $ISC$ , 计算公式为:

$$ISC = \begin{cases} \frac{|sclera - iris|}{sclera + iris - 2 \times pupil} \times 100 & pupil \leq iris \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

### 1.6 瞳孔扩张性

瞳孔扩张性  $PIR$  定义为瞳孔半径和虹膜半径的比值, 表达式为:

$$PIR = \frac{R_{pupil}}{R_{iris}} \quad (7)$$

式中:  $R_{pupil}$ 、 $R_{iris}$  分别为瞳孔、虹膜的半径。每个人虹膜的半径是固定的, 但是瞳孔会受到外界或自身因素的影响发生收缩或扩张。 $PIR$  越小, 说明瞳孔的收缩程度越严重, 虹膜区域也就越大, 提供的虹膜信息量也会增加, 反之则会减少虹膜信息量。图 5 所示为不同瞳孔扩张性下的虹膜图像。

### 1.7 灰度利用率

虹膜图像信息中往往含有各种各样的噪声与畸变, 如摄像头光照亮度不够均匀会造成虹膜图像灰度过于集中, 另外虹膜图像经过 A/D 转换还会产生噪声污染等, 这些都会影响虹膜图像的清晰程度, 从而降低了虹膜图像的质量。通过计算虹膜图像中的灰度利用率  $GSU$ , 可以有效地体现出虹膜区域中亮

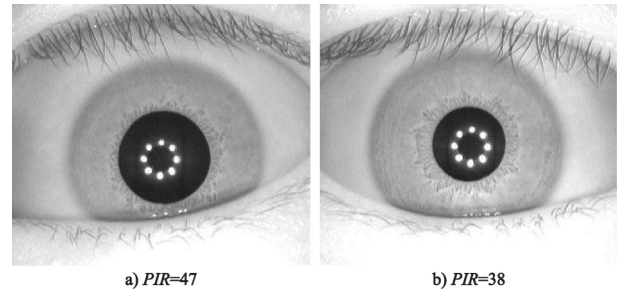


图 5 瞳孔扩张

度值的分布。对于图像中虹膜区域的每个灰度等级  $i$ , 先计算其出现的概率  $p_i$ , 再根据式 (8) 计算灰度直方图的熵:

$$GSU = - \sum_i p_i \log_2 p_i \quad (8)$$

## 2 多指标融合的虹膜图像评估模型

### 2.1 BP 神经网络

BP (Back Propagation) 神经网络是输入信号正向传播、误差信号反向传播的学习网络, 由输入层、隐含层和输出层组成。通常, 一个三层的网络就具有模拟任意复杂非线性映射的能力<sup>[9]</sup>。典型的三层 BP 神经网络模型如图 6 所示。

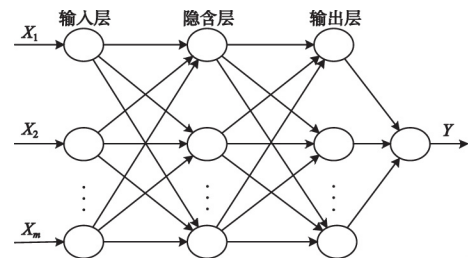


图 6 BP 神经网络模型

由于输入层节点和输出层节点数目是确定的, 隐含层节点数一般采用试算法来确定, 最佳隐含层节点数经验公式为:

$$h = \sqrt{m + n} + a \quad (9)$$

式中:  $h$  为隐含层节点数,  $m$  为输入层节点数,  $n$  为输出层节点数,  $a$  为  $[1, 10]$  间的任意常数。

### 2.2 GA-BP 神经网络

虽然传统的 BP 神经网络具有强大的非线性映射能力, 但是数据训练过程中很容易陷入局部极小值, 在全局范围内无法找到最优的权值、阈值。针对 BP 神经网络自身的缺陷, 可以利用遗传算法 (GA, Genetic Algorithm) 的全局搜索能力来优化 BP 神经网络, 使其在全局范围内找到最优解<sup>[10]</sup>。GA-BP 算法的流程图如图 7 所示。

GA-BP 神经网络的具体操作过程如下:

1) 选择实验样本, 计算样本的质量指标, 并进行



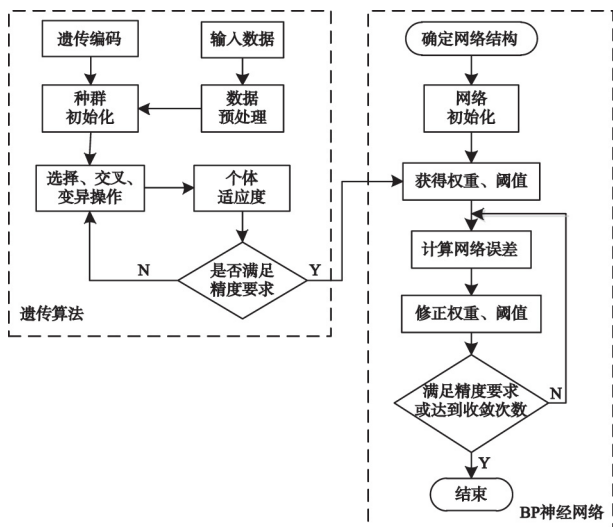


图 7 GA-BP 算法流程图

- 归一化,然后把样本划分为训练样本和测试样本,并确定 BP 神经网络各层神经元的个数;
- 2) 确定 BP 神经网络的相关参数,设置适应度函数,随机生成权值、阈值产生初始种群并编码;
- 3) 计算训练样本的误差,以误差绝对值和作为适应度函数,适应度越大,权值和阈值越优;
- 4) 选择高适应度的个体遗传给下一代,交叉、变异产生下一代种群;
- 5) 若达到 GA 终止条件,则获取全局最优的权值和阈值,进行步骤 6); 否则返回转到步骤 3);
- 6) 将得到的全局最优值作为 BP 神经网络的权值和阈值;
- 7) 用 BP 算法训练神经网络直到输出结果的误差达到设定的目标范围之内;
- 8) 用测试样本进行仿真得到输出结果。

3 实验结果与分析

3.1 虹膜图像质量指标提取

实验所采用的训练和测试样本选自中科院自动化所的 CASIA3.0 库中的 interval 子库。本文从该图像库中选择了 1 500 个样本图像,并对每个样本进行人工标记。根据图像质量将该样本集分为两个子集,其中质量好的这一子集包含 1 002 幅图像,质量不好的子集包含 498。从两个子集中随机选出半数的图像作为训练集,一共 750 张,剩下的 750 张图像作为测试集。

在对样本输入网络进行训练前需要对训练数据进行归一化处理,以便消除数量级差异较大引起的问题,加速网络训练的收敛。图 8 所示为 6 个样本图像,每个样本的质量指标以及人工标记的综合质量评估分数如表 1 所示。

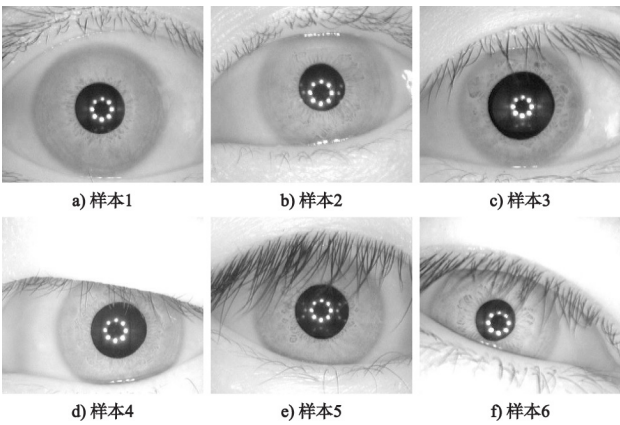


图 8 虹膜图像

表 1 虹膜图像质量评估

质量指标	a)	b)	c)	d)	e)	f)
UIA	0.99	0.85	0.64	0.50	0.31	0.11
SHN	0.92	0.83	0.79	0.57	0.54	0.50
RAD	0.92	0.81	0.72	0.74	0.63	0.69
IPC	0.87	0.82	0.81	0.72	0.77	0.68
ISC	0.84	0.78	0.66	0.29	0.56	0.19
PIR	0.43	0.30	0.86	0.53	0.50	0.16
GSU	0.89	0.75	0.60	0.58	0.41	0.32
质量得分	0.98	0.85	0.75	0.60	0.56	0.40

3.2 GA-BP 神经网络模型

本文采用 GA-BP 神经网络来进行多指标融合,实现虹膜图像的质量评估。网络采用三层结构,输入层是样本图像的质量评估指标,即神经元节点个数为 7,输出层是样本图像的综合质量评估分数,即只有 1 个神经元节点,隐含层节点数根据经验公式(9)确定,采用“试凑法”找到使神经网络误差最小的值,确定隐含层节点个数为 9。因此用于多指标融合三层神经网络模型为 7-9-1,具体参数设置为:最大迭代次数为 1 000,目标精度为 0.003,学习率为 0.1。

利用遗传算法的全局优化能力对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,在寻优过程中,需要对遗传算法参数进行设定。GA 参数具体设置为:初始种群规模 50,最大迭代次数 100,交叉概率和变异概率均为 0.1。

3.3 虹膜图像评估结果分析

运用上述搭建的 GA-BP 神经网络模型在 MATLAB 工作环境下进行多指标融合的虹膜图像质量评估仿真,并与未优化的 BP 网络模型进行对比分析。图 9 为部分测试样本(50 个)在两个网络模型中预测输出与期望输出的对比图,可以看出 GA-BP 网络模型的预测输出与期望的拟合度比未经优化的 BP 网络更好,表明遗传算法在优化神经网络上体现出良好的全局搜索能力,为

BP神经网络获取到更精确的权重和阈值。

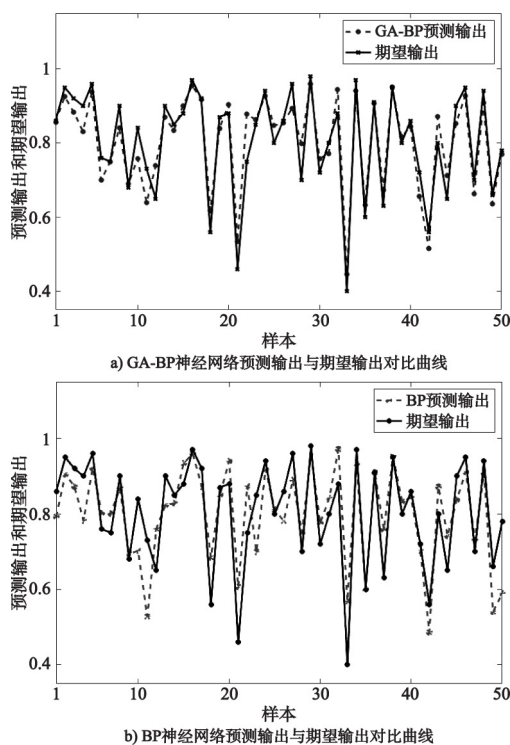


图9 网络预测输出与期望输出对比曲线

表2为两种网络模型的虹膜图像质量评估误差分析。GA-BP神经网络对虹膜图像质量评估的均方根误差(MSE)和绝对误差(MAE)分别为0.002 3、0.038 9,均低于未优化的BP神经网络,说明经过遗传算法的优化使得神经网络的稳定性更好、可靠性更高、测量准确性更好。

表2 误差数据表

神经网络模型	均方根误差(MSE)	绝对误差(MAE)
GA-BP	0.002 3	0.038 9
BP	0.006 9	0.060 0

#### 4 结束语

虹膜图像质量一般会受到多种因素的影响,而传统虹膜图像质量评估方法中存在指标单一或较少的情况,使得虹膜识别准确性不高,因此本文基于GA-BP

神经网络提出了一种基于7个质量指标融合的虹膜图像质量评估方法。首先提取虹膜图像的7个质量指标,然后建立BP神经网络的输入和输出向量,并通过遗传算法优化网络的权重和阈值,最后利用训练好的网络进行预测。实验结果表明,经过优化的BP神经网络相比未经优化的网络,其预测结果和期望的拟合度更好,均方根误差(MSE)和绝对误差(MAE)分别为0.002 3、0.038 9,说明该虹膜图像质量评估方法具有更高的预测精度和更好的稳定性,利用该质量评估方法可以为之后的虹膜识别过程奠定良好的基础。

#### 参考文献:

- [1] 齐霁,孙光民. 虹膜图像处理与识别技术研究[J]. 制造业自动化,2011,33(13):48-53.
- [2] JOHN DAUGMAN. Statistical richness of visual phase information: update on recognizing persons by iris patterns[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(1):25-38.
- [3] MA L, TAN T, WANG Y, et al. Personal identification based on iris texture analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(12):1519-1533.
- [4] 陈戟,胡广书,徐进. 基于小波包分解的虹膜图像质量评价算法[J]. 清华大学学报:自然科学版,2003,43(3):377-380.
- [5] 邢磊,施鹏飞. 虹膜图像的质量评价方法[J]. 中国电视学与图像分析,2003,8(2):108-113.
- [6] MAKINANA S, MALUMEDZHA T, NELWAMONDO F V. Iris image quality assessment based on quality parameters[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014(8397):571-580.
- [7] ADITYA A, STEPHANIE S. Iris quality assessment and bi-orthogonal wavelet based encoding for recognition[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(9):1878-1894.
- [8] GAO S. A quality assessment method of iris image based on support vector machine[J]. Journal of Fiber Bioengineering & Informatics, 2015, 8(2):293-300.
- [9] 汪洋,田钢,温淑鸿. 基于BP神经网络的电视节目收视率预测模型[J]. 电视技术,2014,38(6):94-96.
- [10] 高丽媛,董甲. 基于改进BP神经网络的洪峰预测模型[J]. 电子科技,2015,28(3):41-43.

(许雪军编发)

## 《仪表技术》(月刊)

邮发代号: 4-351  
订 价: 10元/期  
年 价: 120元/年

欢迎投稿! 欢迎订阅! 欢迎刊登广告!

国内刊号: CN31-1266

国际刊号: ISSN1006-2394

投稿: E-mail: yibiaojishu@163.com

地址: 上海龙江路214号

电话: 021-65897963

邮编: 200082