

# 一种新的基于特征选择的虹膜识别方法

姚明海<sup>1</sup>, 王娜<sup>2</sup>, 李劲松<sup>3</sup>

(1. 渤海大学 信息科学与技术学院, 辽宁 锦州 121013;

2. 锦州师范高等专科学校 计算机系, 辽宁 锦州 121000;

3. 凌河区对外经济贸易合作办公室, 辽宁 锦州 121000)

**摘要:**为了提高虹膜识别的准确率,提出了一种新的基于特征选择的虹膜识别方法。在虹膜的定位上采用了弹性模板的方法,对虹膜图像进行有效定位。针对虹膜图像的纹理分布特点,采用了多尺度 Gabor 滤波器对虹膜的不同纹理区域进行有针对性的特征提取;然后利用遗传算法和粒子群优化算法进行特征选择,去除特征向量中的冗余信息;最后利用 SVM 分类模型进行虹膜的识别。为了检验方法的有效性,在 CASIA 虹膜数据库上进行验证,实验结果表明该方法具有较高的识别精度。

**关键词:**特征选择;最优化;虹膜识别;边界定位;归一化

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)12-0096-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.12.023

## A Novel Iris Recognition Method Based on Feature Selection

YAO Ming-hai<sup>1</sup>, WANG Na<sup>2</sup>, LI Jin-song<sup>3</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou 121013, China;

2. Department of Computer, Jinzhou Teacher's Training College, Jinzhou 121000, China;

3. Linghe Foreign Trade and Economic Cooperation Bureau, Jinzhou 121000, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of iris recognition, a novel iris recognition method based on feature selection is proposed. Using the elastic template for locating efficiently iris image. Aiming at texture distribution characteristics of iris image, multi-scale Gabor filter is used to extract feature in different texture region of iris. Then, use genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm for feature selection, removal of redundant information in the feature vector. Finally, the SVM classification model is used for iris recognition. In order to test the validity of the method, the method is verified in the CASIA iris database, the experimental results show that this method has high recognition accuracy.

**Key words:** feature selection; optimization; iris recognition; boundary localization; normalization

## 0 引言

随着信息技术的不断发展,互联网已经成为人们生活中不可或缺的一部分。伴随着互联网蓬勃发展的同时,也对信息安全和公民隐私保护提出了重大的挑战。网络诈骗和攻击已经成为互联网用户必须面对的问题。对网络安全的研究是关乎到国计民生与国家安全的重大问题,是网络技术研究中的一个永恒的主题。生物特征识别技术是网络安全和生物认证等领域迫切需求的一项技术。虹膜识别技术是新兴的一种生物识别技术。因为虹膜具有终身不变性,所以采用虹膜识别技术可以大大降低识别的错误率,提高生物认证的

准确性和网络传输的安全性。据文献统计在错误识别率上,采用虹膜作为生物特征的识别技术比采用其他生物特征的识别技术要低得多<sup>[1-3]</sup>。从生理学角度来看,虹膜与其他生物特征相比更不容易被损伤。采用虹膜识别技术的认证系统具有高度的精确性,完全可以取代传统的密码、ID号等方法。目前虹膜识别已经被广泛应用到电子政务、交通运输、互联网安全、卫生防疫等领域<sup>[4-7]</sup>。

近几年经过科研工作者的努力,虹膜识别技术有了很大的发展,已经取得了一定的成绩。但是,从目前关于虹膜识别技术的研究来看,多数方法都把研究重

收稿日期:2013-12-22

修回日期:2014-03-25

网络出版时间:2014-09-11

基金项目:辽宁省社会科学规划基金项目(L13BXW006);辽宁省社科联项目(2010lslktjyx-03)

作者简介:姚明海(1980-),男,博士研究生,讲师,从事模式识别与智能计算方面的研究。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140911.1001.026.html>

点放在了特征的提取上,通过提取有效特征来提高系统的识别性能。由于提取的虹膜特征信息往往存在信息量少或信息冗余等问题,使得系统识别率很难提高。为了提高虹膜识别系统的准确率,特征提取后的选择过程也应该作为识别系统的一个关键步骤被重视。文献[8]提出不同个体的虹膜都具有其自身的个体特点,所以在识别过程中也应该根据个体的特点进行识别。该文献主要介绍了如何根据个体的特点选择具体的特征,从而提高识别的准确率。即根据不同的个体给定不同的验证方式,包括虹膜有效区域定位的参数、特征提取与选择的参数、分类模型的参数等特异性指标。通过对现有文献的分析可以知道,只有通过有效特征的合理选择和针对个体特点实现一对一的识别才能不断提高识别系统的准确性。

## 1 虹膜识别方法的基本原理

文中的虹膜识别方法主要分为两个阶段:第一个阶段为训练阶段也称注册阶段,该阶段主要实现对虹膜图像的预处理。首先利用小波模极大值的方法实现虹膜有效区域的准确定位,然后利用多尺度的 Gabor 滤波器对选择的有效识别区域进行特征提取,接下来通过遗传算法和粒子群优化算法进行特征选择,形成特征集合。第二个阶段为识别阶段,首先以训练阶段的方式对测试样本进行虹膜定位,特征提取和选择等预处理操作,然后利用 SVM 分类模拟进行识别和身份认证。

具体算法流程如图 1 所示。

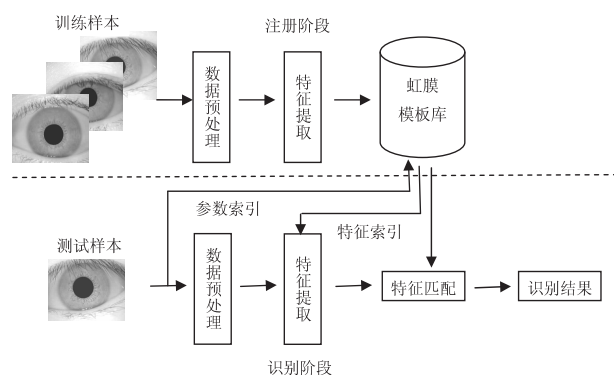


图 1 虹膜识别算法流程图

## 2 虹膜图像的预处理

从获取的虹膜图像来看,图像中不仅包含虹膜区域,还有很多如光斑、上下睫毛、瞳孔、眼睑等非虹膜结构的组织,因此需要对虹膜区域进行有效定位和准确的提取。虹膜有效区域的定位和提取是虹膜识别过程中的关键步骤,提取虹膜的精确程度直接影响最终的识别准确性。文中虹膜图像预处理过程主要有四部

分:虹膜内边界的定位,虹膜外边界的定位,虹膜区域的归一化和识别有效区域的提取。

### 2.1 虹膜内边界定位

在虹膜内边界的定位上,首先利用小波变换求得虹膜图像的小波变换模极大值图像,如图 2(b)所示。然后对获取的图像进行二值化操作,采用形态学原理去除图像中的短线和单点,形态学处理后的图像如图 2(c)所示。最后利用 Hough 变换定位虹膜的内边界,图 2(d)为虹膜内边界定位的效果图。

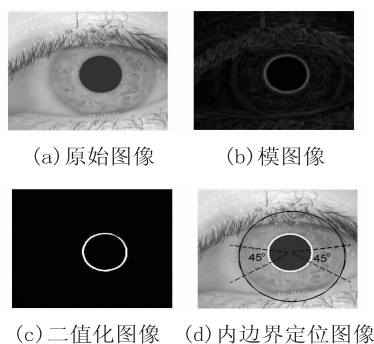


图 2 虹膜定位步骤

### 2.2 虹膜外边界定位

为了实现虹膜外边界的准确定位,虹膜图像中睫毛和眼睑出现最少的中间区域被用于虹膜外边界的检测,如图 3(a)所示。然后采用 Canny 边缘检测方法和形态学原理进行虹膜外边界检测及去短线和单点操作,检测结果如图 3(b)所示。大量的实验已经证明虹膜的半径  $I_r$  满足  $80 \leq I_r \leq 150$ 。因此,在边缘图像  $F$  中,如果  $f(x, y) - f(x_c, y_c) > 150$  或  $f(x, y) - f(x_c, y_c) < 80$ , 则  $f(x, y) = 0$ 。这里  $f(x, y)$  表示在边缘图像中像素值为 1 的点,  $f(x_c, y_c)$  为边缘图像的中心。同时也将满足上述约束条件的  $f(x, y - 1)$  和  $f(x, y + 1)$  的像素值设置为 1, 最终效果如图 3(c)所示。最后利用 Hough 变换确定虹膜的外边界,虹膜外边界定位的最终效果如图 3(d)所示。

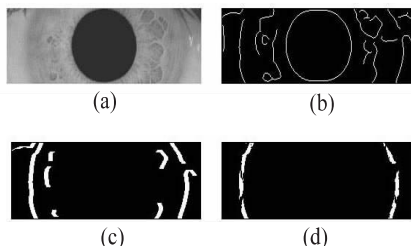


图 3 虹膜外边界检测效果图

### 2.3 虹膜区域的归一化及有效区域的提取

对于不同的个体,采集到的虹膜图像大小都有所区别,即使是同一个体,由于采集图像时环境设备等因素的影响,采集到的虹膜图像大小也不尽相同。因此这就需要对采集到的虹膜图像进行归一化操作。具体归一化方法是以虹膜内边界为起点,以外边界为终点

取  $N$  个同心圆,对所有的虹膜图像都取  $N$  个同心圆。在每个同心圆上设置  $M$  个采样点,这里  $M$  是常数。这样每一个虹膜图像都可以转化为一个  $M \times N$  的矩阵,从而实现虹膜环图像的归一化。利用公式(1)将虹膜图像展开,形成固定大小的图像矩阵。

$$\begin{aligned} I_n(X, Y) &= I_0(x, y) \\ x &= x_p(\theta) + (x_i(\theta) - x_p(\theta)) \frac{Y}{M} \\ y &= y_p(\theta) + (y_i(\theta) - y_p(\theta)) \frac{Y}{M} \\ \theta &= 2\pi X/N \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $I_n$  为归一化后固定大小为  $M \times N$  的图像;  $(x_p(\theta), y_p(\theta))$  和  $(x_s(\theta), y_s(\theta))$  为虹膜内外边界在原图像  $I_n$  中方向为  $\theta$  的坐标。

通过大量实验统计发现,虹膜环中  $-35^\circ$  到  $+10^\circ$  和  $+170^\circ$  到  $+215^\circ$  区域的图像都没有眼睑或睫毛遮挡情况的发生,因此文中选用这两个区域的图像用于后续的认识操作。

### 3 特征提取与特征选择

#### 3.1 基于多尺度 Gabor 滤波器的特征提取

由于 Gabor 滤波器在图像纹理和纹理方向的分析上有着其独特的优势。因此,文中采用 Gabor 滤波器进行虹膜纹理和纹理方向的分析。针对选定的虹膜有效区域的特点,文中采用多尺度 Gabor 滤波中的环对称 Gabor<sup>[9]</sup>,其定义如下:

$$\begin{aligned} G(x, y, \sigma, F) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \cdot \\ &\exp\{2\pi i F(\sqrt{x^2 + y^2})\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $i^2 = -1$ ;  $F$  是中心频率;  $\sigma$  是高斯标准差。

在特征提取前,将用于识别的两个虹膜图像块横向合并成一个图像,然后再将其纵向划分为上下两个区域。通过对虹膜图像的观察可以发现,虹膜图像的纹理从内边界到外边界是一个由精细到粗糙的分布过程,这就说明所划分的虹膜图像的上半部分区域所含有的纹理信息比下半部分区域含有的纹理信息更丰富。因此,在 Gabor 滤波器的使用上,虹膜图像的上半部分采用小尺度 Gabor 滤波器检测纹理,虹膜图像的下半部分采用大尺度 Gabor 滤波器检测纹理。

熵是图像纹理描述中的重要统计量,其定义如公式(3)所示

$$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2(z_i) \quad (3)$$

其中,  $z_i$  是随机强度指示变量;  $p(z)$  是区域里亮度级直方图;  $L$  是亮度级概率值。

将每一个过滤图像首先分为 16 个  $16 \times 16$  大小的

块,然后计算每块的熵值。因此,每个样本都提取了  $64(16 \times 4)$  维的特征值。

#### 3.2 基于遗传算法的特征选择

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)<sup>[10]</sup> 是根据生物进化论中的自然选择机制和遗传学机制模仿生物进化过程的启发式随机搜索算法,它通过模拟生物的遗传进化过程来实现最优解或近似解的搜索。在遗传算法中,其最优解的搜索策略和计算过程中的优化方法不依赖于梯度信息和先验知识,只需要根据事先设定的目标函数来确定搜索方向和寻找最优解。可以说遗传算法是求解复杂系统问题的有效方法,它对问题的领域没有任何要求,适用范围广泛,具有较强的鲁棒性。因此,文中采用遗传算法来进行特征选择。

在通过多尺度 Gabor 滤波器进行特征提取后,得到了 64 维的特征值。但是,不是所有的特征值都对最终的识别有贡献,由于特征值的冗余性等因素的影响,甚至部分特征值会降低识别的准确性,考虑到这些因素,使用通过遗传算法选择出的特征值进行目标识别。在遗传算法中用识别的准确率作为算法收敛的适应度函数值,采用最大适应度函数值作为特征选择的结果。在特征选择过程中可能会出现具有相同的适应度函数值,但是出现了不同的特征选择结果。这里利用 SVM 分类模型在进行分类时的间隔加以区分。

#### 3.3 基于粒子群算法的特征选择

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是美国科学家在 1995 年提出的一种启发式进化算法,近年来已经得到了很大的发展。粒子群优化算法起源于对鸟群捕食行为的分析<sup>[11]</sup>,是一种基于迭代的智能优化算法。

在粒子群算法中,搜索空间中的每个粒子都是一个解。粒子群算法的初始值为一群随机产生的粒子,然后通过逐步的迭代发现最优解。在每一次迭代中,粒子是通过跟踪两个不同的“极值”来进行更新,粒子本身搜索到的最优解被称为第一个极值,也叫个体极值;种群搜索到的当前最优解为另一个极值,叫做全局极值。粒子  $i$  的位置为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})^T$ ,速度为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})^T$ ,当前粒子的个体极值表示为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})^T$ ,可以理解为当前粒子的经验。种群的全局极值表示为  $G_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iN})^T$ ,可以看作整个群体的经验。种群中的粒子通过分析自身的经验和当前群体经验来决定搜索方向。对于第  $k+1$  次迭代,每一个粒子是按照式(4)进行变化的:

$$v_{id}^{k+1} = w \times v_{id}^k + c_1 \text{rand}() \times (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}() \times (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中,  $i = 1, 2, \dots, M$ ,  $M$  为粒子的总数量;  $v_{id}^k$  是第  $k$  次迭代粒子  $i$  飞行速度矢量的第  $d$  维分量;  $x_{id}^k$  是第  $k$  次迭代粒子  $i$  位置矢量的第  $d$  维分量;  $P_{id}$  是粒子  $i$  个体最好位置的第  $d$  维分量;  $P_{gd}$  是群体最好位置的第  $d$  维分量;  $c_1, c_2$  是权重因子;  $\text{rand}()$  为随机函数, 产生  $[0, 1]$  之间的随机数;  $w$  为权重函数。

与遗传算法相比, 粒子群算法保留了整个种群的全局搜索机制, 并且所采用的速度-位移模型操作非常简单。粒子群算法的记忆功能可以保证在解搜索过程中根据当前的搜索情况合理调整搜索策略, 因此粒子群算法具有高效的并行搜索能力。最初的粒子群算法仅仅是模仿鸟群寻找食物的过程而研发的, 不具备理论基础。目前随着 Clerc<sup>[12-13]</sup> 和 van den Bergh<sup>[14]</sup> 等人的研究成果的公开发表, 粒子群算法的数学理论基础已经建立。考虑到粒子群算法的收敛速度快, 文中在虹膜识别的特征选择阶段也采用了该方法。

### 3.4 SVM 分类模型

在数据挖掘领域中支持向量机 (SVM)<sup>[15]</sup> 是最为经典的分类方法之一, 支持向量机可以很好地解决小样本数据、非线性数据和高维数据的分类问题。在结果预测、数据综合评价、大数据的统计分类等领域有着广泛的应用。支持向量机是一种基于边界的分类方法, 其原理是将低维空间中的数据映射到高维空间中, 实现低维数据的线性可分。支持向量机的优点在于可以最小化分类误差的同时最大化分类间隔。

在使用支持向量机进行虹膜数据分类时, 首先将样本数据及其标签作为训练集输入给 SVM 分类模型, 然后在分类模型中将样本数据映射到高维空间中, 在高维空间里寻找具有最大间隔的超平面, 该超平面使得不同类数据间的距离最大化, 训练好分类器后就可以对待测试样本进行分类。文中为了降低算法的复杂性, 针对每一个个体建立不同的 SVM 分类器, 这样可以避免因为数据量的庞大而建立复杂的分类器。同时在更新数据库时, 只需增加训练的分类器个数即可, 而不需要对所有分类器都进行重新训练。

## 4 仿真实验

文中的实验数据采用了中科院的 CASIA 虹膜图像数据库<sup>[16]</sup>, 该数据库中包含了来自 108 只不同人眼的 756 张图片, 每只人眼包括 7 幅 8 位的灰度图像, 人眼图像大小为  $320 \times 480$ 。

### 4.1 虹膜图像的预处理

虹膜图像预处理过程主要包括虹膜内外边界定位、虹膜区域的归一化和有效识别区域的提取。具体方法在前面的章节已经进行了详细的介绍。文中提出的虹膜定位方法可以准确地定位出虹膜识别的有效区

域, 同时经过数据的归一化和有效识别区域的提取, 避免了眼睑和睫毛等遮挡因素对最终识别结果的影响。

### 4.2 实验结果

文中使用多尺度 Gabor 滤波器对虹膜识别的有效区域进行了特征提取, 每幅虹膜图像提取出 64 维特征值。在此基础上利用遗传算法和粒子群优化算法进行了特征选择, 并与有无特征选择下的识别效果进行了对比。同时针对加入了不同高斯噪声和椒盐噪声的降质图像进行了识别比较。

实验结果的判别以正确识别率作为评价标准。正确识别率由错误拒绝率和错误接收率计算所得, 计算公式如下:

$$\text{正确识别率} = (1 - \text{错误接收率} - \text{错误拒绝率}) \times 100\% \quad (6)$$

其中, 错误接收率和错误拒绝率的定义如下:

$$\text{错误接收率} = \frac{\text{错误接收的样本}}{\text{测试样本总数}} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{错误拒绝率} = \frac{\text{错误拒绝的样本}}{\text{测试样本总数}} \times 100\% \quad (8)$$

在基于遗传算法进行特征选择的实验中, 随机选取 50 个个体, 共计 350 幅图像, 每个个体包含 7 幅图像, 其中每个个体选择 4 幅图像进行分类模型的训练, 剩余的 3 幅图像作为测试样本。遗传算法的初始种群染色体数量设置为 10 个。

在基于粒子群优化算法进行特征选择的实验中, 在实验图像的选择上采用了同样的方法。粒子群优化算法中初始种群中粒子的数量设置为 5 个, 算法迭代 500 次。

表 1 中分别显示了采用遗传算法和粒子群优化算法进行特征选择和无特征选择的识别结果统计。从表 1 可以看出利用遗传算法进行特征选择的虹膜识别准确率达到了 88.24%, 利用粒子群优化算法进行特征选择的虹膜识别率高达 100%, 并且后者的算法收敛时间明显降低。无论是基于遗传算法的特征选择方法还是基于粒子群优化算法的特征选择方法, 其识别率都明显高于无特征选择的方法, 这也充分说明了基于特征选择的虹膜识别方法的有效性。

表 1 不同特征选择方法的识别结果

|       | 正确识别率/% | 错误接收率/% | 错误拒绝率/% | 时间/s     | 最优特征数量 |
|-------|---------|---------|---------|----------|--------|
| GA    | 88.24   | 1.00    | 11.76   | 44.405 4 | 23     |
| PSO   | 100.00  | 0       | 0       | 8.879 6  | 25     |
| NO-FS | 82.5    | 0.16    | 17.33   | 1.244 2  | 64     |

图 4 是粒子群优化算法在虹膜有效区域上的特征选择效果图。从图中可以看出, 不同个体选择的特征块具有很大的区别。

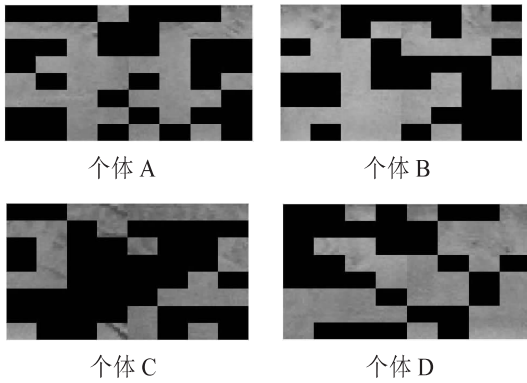


图 4 PSO 特征选择效果图

表 2 显示了采用遗传算法和粒子群优化算法进行特征选择和无特征选择的情况下,虹膜识别方法在不同程度的高斯噪声和椒盐噪声强度下得到的识别结果。从表 2 可以看出无论是基于特征选择的识别方法还是没有特征选择的识别方法,识别率都不是很高。因此,采用更高效的特征选择方法提取具有鲁棒性特征将是今后研究工作之一。

表 2 不同噪声强度下的实验结果 %

|       | 高斯              |                 | 椒盐             |                | 高斯          |       | 椒盐    |       | 高斯    |       | 椒盐 |  |
|-------|-----------------|-----------------|----------------|----------------|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|----|--|
|       | $a_1=0.000\ 01$ | $a_2=0.000\ 05$ | $a_3=0.000\ 1$ | $a_4=0.000\ 5$ | $a_5=0.001$ |       |       |       |       |       |    |  |
| GA    | 49.76           | 61.09           | 33.67          | 59.81          | 30.1        | 58.42 | 22.91 | 52.35 | 10.71 | 44.23 |    |  |
| PSO   | 45.07           | 49.13           | 31.07          | 48.48          | 28.12       | 47.1  | 19.12 | 39.73 | 11.4  | 37.61 |    |  |
| NO-FS | 69.07           | 54.54           | 59.65          | 53.21          | 50.83       | 52.53 | 43.36 | 42.54 | 27.55 | 35.16 |    |  |

## 5 结束语


文中提出了一种新的基于特征选择的虹膜识别方法,首先在虹膜边界的定位上采用了改进的小波模极大值方法,根据数据统计的先验知识提取了虹膜识别的有效区域。该方法能够准确地定位虹膜的内外边界,而且避免了眼睫毛和眼睑等遮挡物对识别的影响。然后利用多尺度的 Gabor 滤波器对虹膜的不同区域进行了有针对性的特征提取,在能充分保留丰富纹理信息的同时降低了算法计算量。最后分别利用遗传算法和粒子群优化算法进行特征选择,经过特征选择后,每个个体都拥有了专门的特征参数和分类器。实验结果表明,文中提出的基于特征选择的虹膜识别方法比没有基于特征选择的虹膜识别方法拥有更高的识别准确率。因为在虹膜图像采集的过程中存在很多复杂的因素,在今后的研究工作中还是要重点考虑遮挡物及噪声点对虹膜定位结果的影响,同时还要不断地研究能

够针对低质量图像进行有效识别的特征提取和特征选择方法。

## 参考文献:

- [1] 苏丽,李乾.基于基于端点标识的虹膜有效区域提取算法[J].计算机工程,2012,38(8):125-127.
- [2] 许威,权芳芳,姜媛媛,等.改进的算法在虹膜识别中的应用研究[J].计算机技术与发展,2013,23(3):34-37.
- [3] 王海顺,吴华.虹膜在身份识别中的应用研究[J].计算机仿真,2011,28(11):210-213.
- [4] 金欢,姚鹏,周足红,等.视线跟踪中基于虹膜识别的一次标定方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2013,25(7):1052-1059.
- [5] 周俊,曹琦,王帅.基于虹膜特征的密钥生成研究[J].计算机工程与应用,2012,48(21):31-34.
- [6] 赵静.基于二维小波变换的圆形算子虹膜定位算法[J].计算机技术与发展,2013,23(4):51-54.
- [7] 郭巧丽,樊晓勇.基于线段提取的虹膜归一化方法[J].计算机技术与发展,2009,19(4):57-60.
- [8] Ross A, Jain A. Information fusion in biometrics[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(13): 2115-2125.
- [9] Zhang Jain-guo, Tan Tieniu, Li Ma. Invariant texture segmentation via circular gabor filters[C]//Proceeding of the 16th international conference on pattern recognition. Quebec: IEEE Computer Society, 2002: 901-904.
- [10] 庄健,杨清宇,杜海峰,等.一种高效的复杂系统遗传算法[J].软件学报,2010,21(11):2790-2801.
- [11] 宁必锋,褚国娟,马春丽,等.一种改进的混合粒子群优化算法[J].渤海大学学报(自然科学版),2010,31(1):37-43.
- [12] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]//Proc of 1999 congress on evolutionary computation. Washington DC, USA: IEEE, 1999.
- [13] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [14] van den Bergh F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: University of Pretoria, 2002.
- [15] 高俊伟,孔芳,朱巧明,等.基于 SVM 的中文名词短语指代消解研究[J].计算机科学,2012,39(10):231-234.
- [16] CASIA-IrisV1[DB/OL]. 2004. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>.

## 一种新的基于特征选择的虹膜识别方法

作者: [姚明海](#), [王娜](#), [李劲松](#), [YAO Ming-hai](#), [WANG Na](#), [LI Jin-song](#)  
作者单位: [姚明海, YAO Ming-hai \(渤海大学 信息科学与技术学院, 辽宁 锦州, 121013\)](#), [王娜, WANG Na \(锦州师范高等专科学校 计算机系, 辽宁 锦州, 121000\)](#), [李劲松, LI Jin-song \(凌河区 对外经济贸易合作办公室, 辽宁 锦州, 121000\)](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)   
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)  
年, 卷(期): 2014(12)

引用本文格式: [姚明海](#). [王娜](#). [李劲松](#). [YAO Ming-hai](#). [WANG Na](#). [LI Jin-song](#) 一种新的基于特征选择的虹膜识别方法

[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2014(12)