

# 基于非局部区域关联和概率建模的虹膜识别方法

李培华<sup>1</sup>, 吴国龙<sup>2</sup>, 马宏伟<sup>2</sup>

(1. 大连理工大学信息与通信工程学院, 辽宁大连 116024; 2. 黑龙江大学计算机科学技术学院, 黑龙江哈尔滨 150080)

**摘要:** 传统的虹膜识别方法主要提取和匹配局部区域特征, 忽略了距离较远区域(即非局部区域)特征之间的相关性. 基于序特征的方法通过高斯低通滤波器提取区域的平均灰度值并对不同区域进行大小比较, 但是这种方法并不适用于用概率密度描述区域统计特性的情况. 本文提出一种新颖的虹膜识别方法解决传统方法的不足. 该方法在用空间-相位联合分布表示局部区域纹理特征的基础上, 通过将位于距离较远图像区域的特征进行连接得到非局部区域关联描述子表达区域之间的关联特性. 论文着重研究了两区域和三区域关联对虹膜识别性能的影响. 在虹膜匹配时, 考虑非局部区域关联描述子的有效性以排除遮挡、高亮和噪声等干扰因素的影响, 允许非局部区域关联描述子进行整体微小平移以建模虹膜纹理的非刚性形变, 最后用一种鲁棒的扩散直方图距离比较关联描述子之间的差异. 论文在三个公开的虹膜数据库中进行了虹膜验证和虹膜识别实验, 结果表明所提出的方法在性能上优于同类方法.

**关键词:** 虹膜验证和识别; 空间-相位联合分布; 非局部区域关联描述子

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)12-2379-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.12.007

## Iris Recognition via Non-Local Region Association and Probability Modeling

LI Pei-hua<sup>1</sup>, WU Guo-long<sup>2</sup>, MA Hong-wei<sup>2</sup>

(1. School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China;

2. School of Computer Science and Technology, Heilongjiang University, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

**Abstract:** The traditional iris recognition methods focused on extracting and matching local region characteristics, yet failing to consider the correlation of long-distance regions (non-local regions). The ordinal measures-based methods extracted the average gray-level values of non-local regions by Gaussian filtering and then ranked them, which unfortunately were not applicable to situations where regions are described by probability distributions. This paper presents a novel recognition method for tackling these shortcomings. The proposed method represents the texture characteristics of local regions using spatio-phase joint probability distributions, and further explores the associating relations between them. We concatenate the features of regions at varying positions to obtain the non-local associating descriptors for modeling their relations, among which we primarily study the recognition performance by associating two or three regions. During iris matching process, we consider the effectiveness of non-local region associating descriptors to exclude the effects of occlusion, highlights, noise and etc, and allow small translation of the associating descriptors to model local deformation of iris texture; finally we adopt a robust diffusion distance between histograms for descriptors comparison. We conduct experiments for iris verification and iris identification on three public databases, and experiments demonstrate that the proposed method is superior to the state-of-the-arts.

**Key words:** iris verification and identification; spatio-phase joint distribution; non-local region associating

## 1 引言

人类的虹膜具有唯一性、稳定性、非侵入性等特征<sup>[1]</sup>, 虹膜识别在众多生物特征识别技术中被认为是识别率最高的方法之一<sup>[2]</sup>. 传统的虹膜识别技术在身份认证时要求用户近距离地站在虹膜采集仪前并高度配合, 这在很大程度上制约了虹膜识别技术的广泛应用. 因此在距离传感器较远距离、用户处于运动中或较少配合情

况下的虹膜识别成为近年来的研究热点<sup>[2]</sup>. 然而在这些非理想成像情况下采集的虹膜图像的质量很难得到保证<sup>[2,3]</sup>, 会出现严重的斜视、运动或聚焦不佳, 无疑给准确的虹膜识别带来了很大的困难.

虹膜识别领域中大部分方法基于局部区域进行特征提取和模式匹配. 这类方法一般将虹膜图像分成若干区域(Patch)并提取特征描述该区域的纹理特性, 在识别时比较两幅图像对应区域特征之间的距离或相似

性而认为不同位置的图像区域互不相关<sup>[1,4~9]</sup>. Daugman 提出的相位编码方法<sup>[1]</sup>最具代表性:该方法用 Gabor 滤波器组对虹膜图像进行滤波,在图像分块基础上将相位信息量化编码为 256 字节的 Iriscode,最后采用汉明距离进行虹膜匹配. Boles 和 Boashan<sup>[4]</sup>采用一维样条小波对图像进行多尺度滤波,根据图像过零点信息提取图像特征并进行比对. Wildes<sup>[5]</sup>提出基于 Laplacian of the Gaussian (LoG) 金字塔虹膜特征提取方法,用归一化相关系数进行特征匹配. Ma 等人提出改进的 Gabor 滤波器方法进行虹膜识别<sup>[6]</sup>. Belcher 和 Du 将 SIFT 特征用于虹膜识别中,以解决虹膜图像中存在的尺度、平移或仿射变化等问题<sup>[7]</sup>. 田启川等从同一虹膜的多个图像中提取稳定特征用于虹膜识别<sup>[8]</sup>. 苑玮琦等研究了多子区域联合的虹膜识别方法<sup>[9]</sup>.

虽然基于局部区域特征的表达方法可有效建模图像区域的纹理特性,但却忽略了图像中各区域之间存在的关联性. MIT 的 Balas 和 Sinha 的研究表明<sup>[10]</sup>:图像中距离较远区域之间的排序关系对识别具有很高的辨识性,他们提出一种新颖的两极子滤波器 (Dissociated Dipole) 来提取距离较远图像区域之间的灰度对比特征,通过人脸识别实验验证了这种特征对心理和生理学发现的重要意义. 在 Balas 和 Sinha 的工作基础上, Sun 等<sup>[11]</sup>提出两极子和多极子滤波器建模虹膜图像中非邻域区域灰度值的排序(大小)关系,同时将局部区域特征提取方法看成非局部区域方法的特例. Rankin 等<sup>[12]</sup>比较并讨论了局部和非局部特征对虹膜识别错误率随时间变化的影响.

本文提出的方法受到 Balas 和 Sinha<sup>[10]</sup>以及 Sun 等人<sup>[11]</sup>的研究工作的启发. 我们认为在虹膜图像中距离较远的区域(即非局部区域)之间的关联信息具有更强地刻画类内不变和类间差异的能力. 但是本文建模这种关联性的方法与已有工作具有显著不同. 传统方法首先对同一幅图像中不同区域(两区域或多区域)之间的灰度级差异进行二值编码,然后再用汉明距离比较不同图像之间的差异. 本文采用空间-相位联合分布 (WCPH)<sup>[13]</sup>作为基本特征描述区域的局部统计特性;简

单地采用序特征的思想直接比较同一幅图像内关联区域特征大小关系不能准确地表示概率密度之间的差异. 因此本文的策略是将不同区域的图像特征进行连接得到非局部区域关联描述子,表示关联区域作为一个整体的特性,然后采用扩散直方图距离与另一幅图像中对应描述子进行概率匹配. 另外,本文考虑关联区域的有效性以消除图像中干扰因素的负面影响,同时允许关联区域整体平移以建模局部纹理形变.

## 2 本文提出的方法

图 1 显示了本文提出的虹膜识别方法的流程图. 首先采用文献[14]中的方法进行预处理即虹膜分割,得到归一化的虹膜展开图像和掩膜图像;然后分别在虹膜图像和掩膜图像上提取非局部区域关联描述子及其有效区域百分比;最后用鲁棒的概率测度进行虹膜匹配.

### 2.1 空间-相位联合分布

本文采用 WCPH<sup>[13]</sup>作为基本特征描述图像局部区域的空间和相位联合概率分布. 这种特征由于同时考虑了梯度相位信息和空间信息,比传统的直方图具有更强地表达纹理特性的能力. 下面简要描述 WCPH 的计算方法.

设  $R$  是灰度图像  $I$  中某一区域内所有像素点的集合,  $\mathbf{z} = (x, y)$  为图像二维坐标向量. 首先计算图像的梯度,令像素点  $\mathbf{z}$  的梯度幅值与相位分别是  $g_{\mathbf{z}}$  和  $\theta_{\mathbf{z}}$ . 将相位角区间  $[0, 2\pi]$  均匀量化成  $m$  个区间,按下式计算 WCPH 特征  $p_{R,r}(u, v)$ ,  $u, v = 1, \dots, m$ :

$$p_{R,r}(u, v) = \frac{1}{C_{R,r}} \sum_{\mathbf{z} \in R} \sum_{\|\mathbf{z}-\mathbf{z}'\|_{\infty}=r} q(u, \theta_{\mathbf{z}}) q(v, \theta_{\mathbf{z}'})$$

$$q(u, \theta_{\mathbf{z}}) = \begin{cases} g_{\mathbf{z}} \cos^n(\theta_{\mathbf{z}} - \alpha_u), & |\theta_{\mathbf{z}} - \alpha_u| < \pi/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\alpha_u$  表示相位区间  $u$  的中心,  $\|\cdot\|_{\infty}$  表示  $\ell_{\infty}$  范数,  $|\cdot|$  表示绝对值函数. 采用余弦函数作为权重函数,  $n$  表示权重函数的陡峭程度 -  $n$  值越大,加权函数越尖锐,在本文中  $n = 9$ .

WCPH 反映了区域  $R$  中距离为  $r$  的像素点对中两个点分别属于第  $u$  和  $v$  个区间的概率. 与传统的共生直

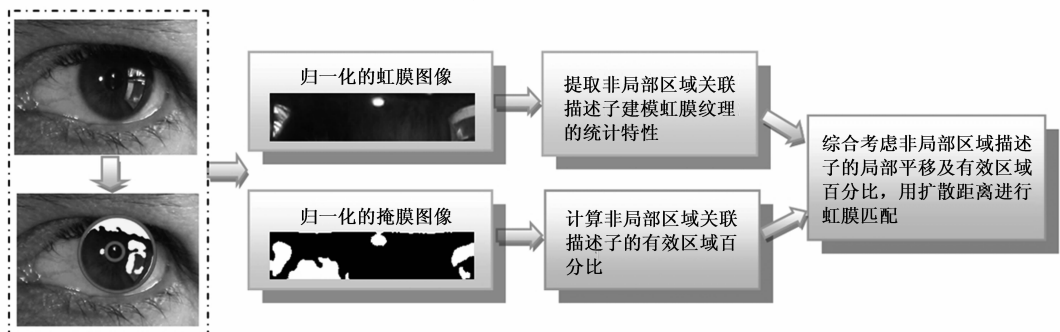


图1 本文提出的虹膜识别方法流程图

方图不同,一个像素点对多个相位区间都有贡献:与某一相位区间距离越近,则贡献值越大,贡献值的大小是加权的梯度值.WCPH对由于噪声等因素的影响引起的梯度计算误差以及量化误差具有较强的鲁棒性.

### 2.2 非局部区域关联描述子

空间-相位联合分布虽然可有效地提取局部区域的统计信息,但是未考虑不同区域可能存在的关联关系.与双极子或多级子滤波器提取非局部区域的灰度值并比较其序(大小)关系<sup>[11]</sup>不同,本文考虑不同区域的关联性,将不同位置的区域特征连接在一起组成描述子.

将图像分成互不重叠的区域,每个区域提取  $n$  维 WCPH 特征向量.令  $R(z_i)$  表示以  $z_i$  为中心的图像区域,  $R(z_i + \Delta z_i^k)$  表示以  $z_i + \Delta z_i^k$  为中心的区域,其中  $\Delta z_i^k = (\Delta x_i^k, \Delta y_i^k)$  表示相对于  $z_i$  的偏移量.设  $p_{R(z_i),r}$  表示在区域  $R(z_i)$  提取的 WCPH 特征.考虑不同区域特征之间的关联性,依次将从区域  $R(z_i + \Delta z_i^k)$ ,  $k = 0, \dots, K - 1$  上提取的特征向量进行连接,得到非局部区域关联描述子:

$$P_{R(z_i),r} = [p_{R(z_i + \Delta z_i^0),r}, \dots, p_{R(z_i + \Delta z_i^{K-1}),r}] \quad (2)$$

通常设定  $\Delta z_i^0 = (0, 0)$ , 即第一个图像区域总是取  $R(z_i)$ .  $\Delta z_i^k$ ,  $k = 0, \dots, K - 1$  的值可以通过在训练集中进行学习得到.图 2(a) 和 (b) 分别表示双区域描述子 ( $K = 2$ ) 和三区域描述子 ( $K = 3$ ). 当  $K$  增大时,描述子建模图像非局域区域关联特性的能力越强,然而由此带来的计算代价越大.本文只对双区域和三区域描述子展开讨论,但是所采用的思想和方法同样适用于包含更多区域的描述子.

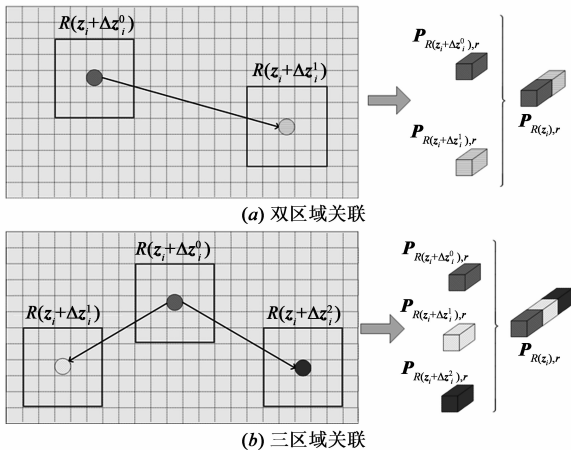


图2 非局部区域关联描述子示意图

当然也可以借鉴序特征的思想,直接比较两(或三)区域描述子的特征向量各个分量的序关系并进行二值编码,这样得到的特征称为两(或三)区域序特征;

在匹配时通过汉明距离进行比较.然而这种将离散概率密度视为向量并简单地对分量进行大小比较的方法不能准确反映两个概率密度之间的差异.在本文第 3 节中将通过实验比较非局部关联描述子和上述区域序特征的性能.

在非理想成像环境下采集的虹膜图像中存在非常复杂的干扰因素,因此在虹膜匹配时应该评估某一特征描述子的有效性.根据预处理得到的二值掩膜图像,能够获得某一区域中虹膜有效区域(即未被遮挡或污染的虹膜像素)百分比,这可以通过计算区域中灰度值为 0 的像素数量占该区域总像素点数的百分比得到.设区域  $R(z_i + \Delta z_i^k)$  的有效区域百分比为  $\gamma(z_i + \Delta z_i^k)$ , 则非局部区域特征描述子  $P_{R(z_i),d}$  的有效性定义为

$$\eta_{R(z_i)} = \prod_{i=0}^{K-1} \gamma_{R(z_i + \Delta z_i^k)} \quad (3)$$

### 2.3 匹配算法

在文献[13]中, Li 等人采用巴氏距离(Bhattacharyya distance)度量空间-相位联合分布.除了巴氏距离,有多种距离测度可以用来比较概率分布之间的相似度,例如比较对应 bin 之间 Kullback-Leibler(K-L)散度等,能够比较不同 bin 之间(cross bin)距离的测度 Earth Mover's Distance(EMD)<sup>[15]</sup>比上述测度更为有效,然而 EMD 的计算代价很大.本文采用一种鲁棒的 cross-bin 距离即扩散直方图距离(Diffusion Distance)(简称扩散距离)<sup>[16]</sup>.扩散距离可有效地对抗噪声和干扰等因素的影响,而计算代价并不高,只有线性复杂度.扩散距离的思想是首先通过高斯金字塔方法得到不同尺度的直方图,然后匹配不同尺度的直方图并进行累计求和.给定两个离散概率密度(写成向量形式)  $s^1, s^2$ , 则二者之间的扩散距离定义为<sup>[16]</sup>:

$$\rho(s^1, s^2) = \sum_{i=0}^L g(\|q_i\|_1) \quad (4)$$

$$q_0 = s^1 - s^2,$$

$$q_l = [q_{l-1} * \phi(\sigma)] \downarrow_2$$

其中,  $l = 1, \dots, L$  为高斯金字塔的各层,  $\downarrow_2$  表示采样率为 1/2 的降采样,  $\phi(\sigma)$  表示标准差为  $\sigma$  的高斯函数,  $*$  表示卷积运算,  $\|\cdot\|_1$  表示  $\ell_1$  范数,  $q_0$  表示两个直方图的差.

在非理想成像情况下采集的图像中虹膜纹理一般存在较大的非刚性形变.通过预处理将虹膜区域归一化成固定大小的矩形图像仅能有效地处理整体虹膜区域的尺度变化,如果要处理非刚性形变则需要进行图像的非刚性配准(non-rigid registration).但是这种图像配准的计算代价很大.由于每一图像区域(patch)的尺寸很小,可以用局部区域的微小平移近似可能发生的整

体非刚性形变<sup>[13]</sup>. 非局部区域关联描述子包含多个相互关联的区域, 这里假定这些区域发生相同的平移. 设虹膜匹配对中两幅归一化虹膜图像分别为  $I_1$  和  $I_2$ . 将图像  $I_1$  划分为互不重叠的图像区域  $R(z_i)$ ,  $i = 1, \dots, N$ , 其中  $N$  为图像中子区域总数,  $z_i$  表示区域中心. 令  $\mathbf{P}_{R(z_i), d}^1$  表示在图像  $I_1$  中  $z_i$  点提取的非局部关联描述子. 两个图像中第  $i$  个非局部区域关联描述子之间的距离定义为

$$d_i = \rho(\mathbf{P}_{R(z_i), d}^1, \mathbf{P}_{R(\bar{z}_i), d}^2) \quad (5)$$

其中  $\bar{z}_i = \min_{z'} \rho(\mathbf{P}_{R(z_i), d}^1, \mathbf{P}_{R(z'), d}^2)$ ,  $z'_i$  允许在以  $z_i$  为中心的  $3 \times 3$  邻域内平移. 最后考虑到干扰因素的影响式 (3), 图像  $I_1$  和  $I_2$  之间的距离定义为

$$d(I_1, I_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \zeta_i d_i \quad (6)$$

其中  $\zeta_i = \min(\eta_{R(z_i)}^1, \eta_{R(\bar{z}_i)}^2)$ .

### 3 实验

为了评价所提出方法的性能, 我们使用三个公开的数据库进行实验, 即 UBIRIS.v2 虹膜数据库<sup>[3]</sup>、CASI-A-IrisV3-Lamp 虹膜数据库<sup>[17]</sup>和 CASIA-IrisV1<sup>[11]</sup>虹膜数据库. 论文用 WCPH 建模空间-相位联合分布, 参数根据论文<sup>[13]</sup>选择为:  $d = 2$ ,  $m = 6$ ,  $n = 9$ . 虹膜图像经过预处理后, 环状的虹膜纹理区域归一化为  $64 \times 256$  像素的矩形图像. 本文分别从虹膜验证 (verification) 和虹膜识别 (identification or recognition) 两方面对所提出算法的性能进行评估.

#### 3.1 虹膜数据库及评价准则

UBIRIS.v2 数据库的图像是在远距离和用户移动等实际场景中用可见光摄像机采集得到的, 采集的图像包含斜视、失焦、运动模糊、高亮反射、弹性形变等复杂的干扰因素, 图 3(a) 显示了 UBIRIS.v2 数据库中部分虹膜图像. CASIA-IrisV3-Lamp 数据库旨在测试虹膜识别算法对光照变化、弹性形变等干扰因素的鲁棒性, 图像是通过红外摄像机采集得到的. 图 3(b) 显示了 CASIA-IrisV3-Lamp 数据库中部分虹膜图像. 为了验证本文算法的通用性, 我们在图像质量较好的虹膜数据库 CASIA-IrisV1 上验证本文提出的算法. CASIA-IrisV1 是迄今为止被广泛应用于虹膜算法评测的基础数据库之一<sup>[11]</sup>, 包含 756 幅图像; 在图像中虹膜被遮挡区域较小、瞳孔缩放程度不大, 虹膜区域的尺寸大且虹膜纹理清晰. 图 3(c) 显示了 CASIA-IrisV1 数据库中部分虹膜图像.

本文采用可分离性指标 DI (Discriminating Index) 和等错误率 EER (Equal Error Rate) 评估虹膜验证 (verifica-

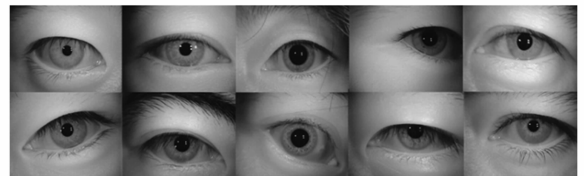
tion) 的性能<sup>[1, 11, 13, 18]</sup>. 将类内 (合法者) 和类间 (冒充者) 的虹膜匹配值分别用两个高斯函数进行拟合, 则类内分布与类间分布的可分离性指标 DI 为

$$DI = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/2}} \quad (7)$$

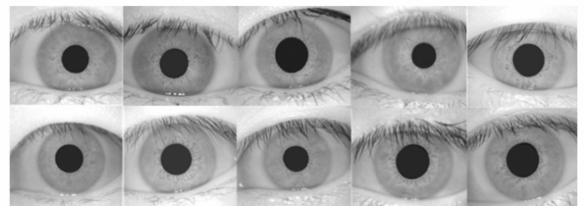
其中  $\mu_1$  和  $\sigma_1^2$  表示类内分布均值和方差,  $\mu_2$  和  $\sigma_2^2$  表示类间分布均值和方差. DI 值大小对应着类内与类间分布的可分离性距离; DI 值越大, 则可分离性越好, 算法的性能越好, 反之越差. 等错误率 (EER) 为算法中错误拒绝率 (FRR) 和错误识别率 (FAR) 相等时的错误率. EER 值越小, 则表明算法性能越好. 论文采用识别率来评估虹膜识别 (identification) 的性能; 识别率定义为正确识别的个数和待识别数目的比值.



(a) UBIRIS.v2



(b) CASIA-IrisV3-Lamp



(c) CASIA-IrisV1

图3 实验采用的虹膜数据库中部分图像

#### 3.2 虹膜验证 (verification) 性能测试

在 UBIRIS.v2 虹膜数据库中选择 500 幅图像组成学习集, 1000 幅不在学习集中出现的图像组成测试集. 图 4(a) 和图 4(b) 分别显示了在 UBIRIS.v2 库中学习集和测试集中虹膜遮挡比 (即眼睑和反光区域在整个虹膜区域中所占比率) 直方图; 平均遮挡比分别为 0.2936 和 0.2727. 在 CASIA-IrisV3-Lamp 库中同样选取 500 幅图像进行训练, 1000 幅独立于训练集的图像进行测试. 图 4(c) 和图 4(d) 分别显示在 CASIA-IrisV3-Lamp 库中训练集和测试集遮挡比直方图, 二者的遮挡程度比 UBIRIS.v2 低; 其中训练集与测试集的遮挡比平均值分别为 0.1514 和 0.1547. 由于 CASIA-IrisV1 库中包含图像较少 (仅包含 756 幅图像), 我们未将其进一步分为训练集和测试集, 而是将所有图像作为测试, 其遮挡比直方图如

图 4(e)所示(平均遮挡比为 0.1319);在该库中的参数简单地取为在 CASIA-IrisV3-Lamp 中确定的最佳参数.

### 3.2.1 训练集中非局部区域关联描述子参数确定

在非局部区域关联描述子中重要的参数是  $\Delta z_i^k$ , 即如何确定相互关联的不同区域的位置使其具有显著性和可区分性. 最佳参数会随着数据库的不同而发生变化, 下面分别在 UBIRIS.v2 和 CASIA-IrisV3-Lamp 的训练集中测试算法性能相对于参数的变化. 对于两区域关联描述子, 需要确定的参数取值范围为  $\Delta z^1 \in [-r_m, r_m] \times [-c_m, c_m]$ , 这里取  $r_m = c_m = 13$ , 因为通过实验发现距离超过此范围时区域之间的相关性变得很小. 通过穷尽式搜索可以在搜索范围内确定最佳参数, 然而计算代价很大. 本文采用一种近似方法: 首先固定  $r = 0$ , 沿着列方向确定最佳的  $c$  值, 然后固定  $c$ , 沿着行方向确定最佳的  $r$  值. 应该说明的是这种近似方法不能得到最优解, 通过穷举的方式能够得到最优解然而计算代价很大. 三区域关联描述子需要确定  $\Delta z^1$  和  $\Delta z^2$ , 因此其搜索空间更大. 这里也采用一种近似方法: 通过与两区域关联描述子相同的方法确定  $\Delta z^1$ , 然后将其固定不变, 再用类似的方法确定  $\Delta z^2$ .

图 5(a)、(b)和图 5(c)、(d)分别显示了在 UBIRIS.v2 训练集上和 CASIA-IrisV3-Lamp 训练集上 DI 值相对于两区域关联描述子的位置变化. 从图中可见当  $\Delta z^1 = (11, -7)$  和  $\Delta z^1 = (9, 11)$  时, 所提出的方法分别在这两个数据库上的识别性能达到最高, DI 值分别为 1.7626 和 5.046. 对于三区域关联描述子, 所提出的方法当  $\Delta z^1 = (11, -7), \Delta z^2 = (9, -11)$  时, 在 UBIRIS.v2

训练集上 DI 值达到最大为 1.7794; 当  $\Delta z^1 = (9, 11), \Delta z^2 = (10, -5)$  时在 CASIA-IrisV3-Lamp 训练集达到最高, DI 值为 5.1209. 由于篇幅所限, 未给出三区域关联描述子位置变化和性能关系曲线图.

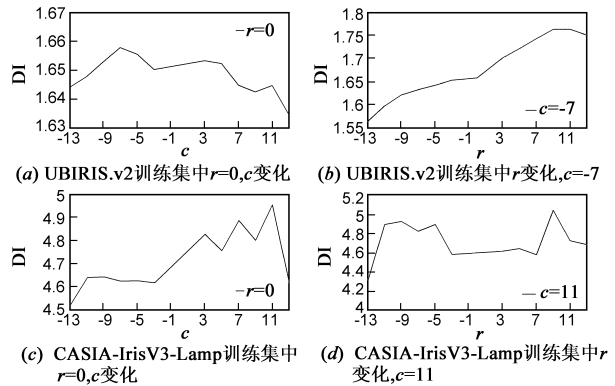


图 5 训练集中双区域关联描述子参数确定

### 3.2.2 测试集中算法性能比较

我们在测试集中比较了两(和三)区域关联描述子与两(和三)区域序特征(见第 2.2 节), 并与其他几种方法进行了比较: Log-Gabor<sup>[19]</sup>, WCPH<sup>[13]</sup>, 序特征(双极子和三级子)<sup>[11]</sup>. 正如第 2.2 节所分析的那样, 对不同区域之间的空间-相位联合分布简单地用序(大小)关系无法准确反映对应概率分布之间的差异; 从表 1 和表 2 都可以看到, 在两个数据库中, 基于两(和三)区域关联描述子的方法明显地优于基于两(和三)区域序特征的方法. 本文提出的基于三区域关联描述子的方法在 UBIRIS.v2 中识别性能最好, DI 值达到 1.6841 而 EER 为 0.1836; 在 CASIA-IrisV3-Lamp 中, 所提出的基于三区域关联描述子的方法 DI 值最高(5.0356), 基于两区域关联描述子的方法 EER 最低(0.0038), 明显优于 UBIRIS.v2 中的实验结果.

表 1 在 UBIRIS.v2 中虹膜验证(verification)性能比较 (类内匹配次数为 3,593 次, 类间匹配次数为 495,907 次)

算法	DI	EER
Log-Gabor <sup>[19]</sup>	1.3278	0.2564
WCPH <sup>[13]</sup>	1.5590	0.2082
序特征(双极子) <sup>[11]</sup>	1.4148	0.2361
序特征(三级子) <sup>[11]</sup>	1.3721	0.2520
本文提出方法(双区域序特征)	1.5861	0.2028
本文提出方法(三区域序特征)	1.5339	0.2178
本文提出方法(双区域关联描述子)	1.6590	0.1859
本文提出方法(三区域关联描述子)	1.6841	0.1836

为了验证所提出的方法在遮挡比例较少、瞳孔缩放程度较小的一般质量虹膜图像上的性能, 我们选择 CASIA-IrisV1 进行实验. 由于该库包含的图像较少, 在虹膜验证(Verification)中我们没有在该数据库中学习非局

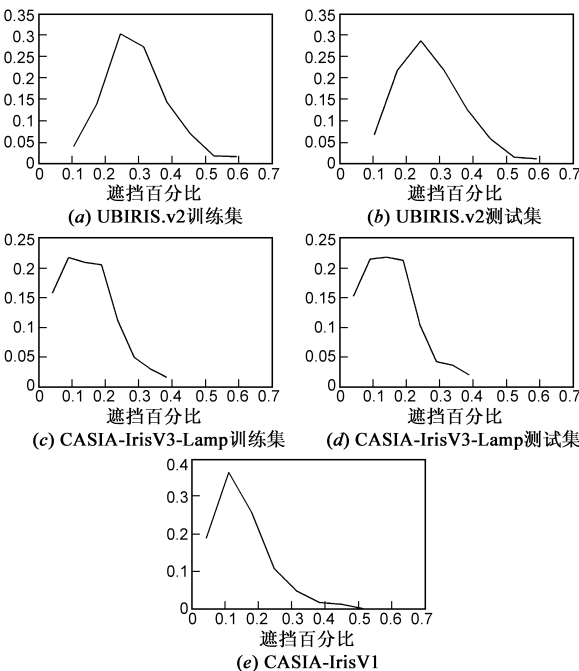


图 4 三个虹膜图像数据库中虹膜遮挡比直方图

部区域关联描述子的参数,而是直接将 CASIA-IrisV3-Lamp 库中所确定的参数应用到该库中.表 3 列出了在 CASIA-IrisV1 数据库中虹膜验证的性能比较,从表中可见即使未经过学习,本文提出的方法在性能上仍然优于其他方法:DI 值最高(4.9832)而 EER 最低(0.002).

表 2 在 CASIA-IrisV3-Lamp 中虹膜验证(verification)性能比较  
(类内匹配次数为 9,366 次,类间匹配次数为 490,134 次)

算法	DI	EER
Log-Gabor <sup>[19]</sup>	4.0505	0.0163
WCPH <sup>[13]</sup>	4.4332	0.0085
序特征(双极子) <sup>[11]</sup>	4.2670	0.0133
序特征(三极子) <sup>[11]</sup>	4.1432	0.0172
本文提出方法(双区域序特征)	4.3578	0.0114
本文提出方法(三区域序特征)	4.3056	0.0156
本文提出方法(双区域关联描述子)	4.9373	0.0038
本文提出方法(三区域关联描述子)	5.0356	0.0041

表 3 在 CASIA-IrisV1 中虹膜验证(verification)性能比较  
(类内匹配次数为 2,388 次,类间匹配次数为 283,122)

算法	DI	EER
Log-Gabor <sup>[19]</sup>	4.1804	0.0233
WCPH <sup>[13]</sup>	4.6632	0.0053
序特征(双极子) <sup>[11]</sup>	4.4800	0.0032
序特征(三极子) <sup>[11]</sup>	4.4100	0.0074
三区域关联描述子	4.9832	0.0020

### 3.2.3 讨论与分析

从上述实验可以看出:(1)虹膜图像中非局部区域存在关联性,建模这种关联性能显著提高识别性能;(2)当区域数增加时,关联描述子中建模纹理特征的能力增强,识别性能也相应地提高,但是我们注意到性能提高的幅度有限.

由于可见光成像和红外成像的光谱不同,在两种情况下虹膜图像展现的纹理特性不同,这是两个虹膜数据库中非局部关联描述子的参数存在较大差异的原因之一;另外,注意到 UBIRIS.v2 中主要是欧洲人的虹膜图像,而 CASIA 数据库主要是亚洲人的虹膜图像,不同种族人群的虹膜图像的纹理不同是导致这两个数据库中参数差异的另外一个原因.虹膜图像的遮挡程度是影响算法性能的重要因素,随着遮挡程度的增加,虹膜的有效区域减少,可利用的纹理信息变少,算法的性能降低;另外虹膜纹理的清晰

程度也是影响性能差异的另一主要原因,注意到红外成像的虹膜纹理质量优于可见光成像.因此不难理解在 CASIA-IrisV3-Lamp 中所有算法的性能都优于相应算法在 UBIRIS.v2 数据库中的性能,从 DI 值、EER 值和识别率都能看出这种明显的差异.

### 3.3 虹膜识别(identification)性能测试

由于在 UBIRIS.v2 数据库中每一类的图像数目并不相同,因此我们从测试集 1000 幅图像中选择 78 类、每类 6 幅图像共 468 幅用作识别实验.在 CASIA-IrisV3-Lamp 数据库的测试集 1000 幅图像中,选择 49 类,每类 19 幅图像,共 931 幅图像.在 CASIA-IrisV1 库中共有 108 类,每类 7 幅图像.给定测试图像,采用最近邻方法来判定其所属类别.在所提出的方法中,采用 3.2 节中确定的关联描述子的参数.

在上述三个数据库中将本文提出的方法与 Log-Gabor<sup>[19]</sup>,WCPH<sup>[13]</sup>,OM(双极子序特征)<sup>[11]</sup>等进行了比较.图 6(a)给出了在 UBIRIS.v2 数据库中识别率相对于模板图像数目变化(1~5)的曲线;从图中可见,在四种方法中,本文方法识别率最高,WCPH 的性能其次,Log-Gabor 和 OM 的性能相当.图 6(b)和 6(c)分别给出了在 CASIA-IrisV3-Lamp 和 CASIA-IrisV1 数据库中识别率相对于模板图像数目的变化曲线.总体上四种方法性能在这两个数据库上的排序由高到低为:本文方法、WCPH、OM 和 Log-Gabor.当仅有一个模板图像时,四种方法的识别率差异较大,随着模板图像数目增加,不同方法的识别率差异变小,当模板图像数目增加到一定程度时所有方法的识别率均达到 100%.另外,对比图 6(b)和 6(c)可以看出,同一方法在 CASIA-IrisV1 的识别率要高于其在 CASIA-IrisV3-Lamp 中识别率.这是因为 CASIA-IrisV1 中的遮挡程度没有 CASIA-IrisV3-Lamp 严重,更主要的是前者瞳孔缩放小而且虹膜纹理质量要高于后者.

## 4 结论

本文提出一种新颖的基于非局部区域关联和空间相位联合分布的虹膜识别方法.该方法以空间相位联合分布作为基本特征表示局部区域纹理的统计特性,通过将位于不同位置的图像区域特征进行连接构成非局部区域关联描述子.提出关联描述子整体平移

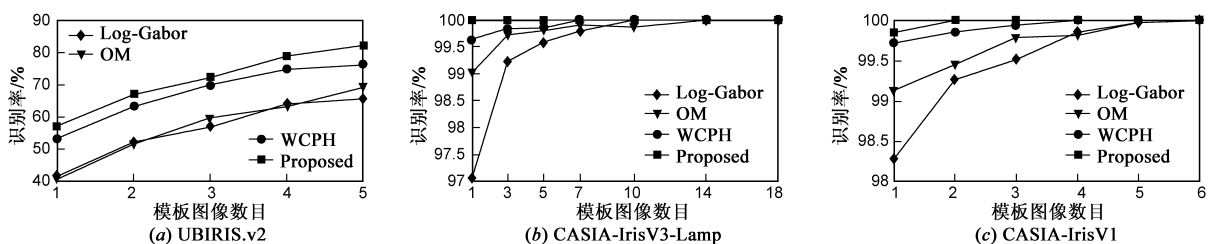


图 6 在三个数据库中虹膜识别(identification)性能比较—识别率相对于模板数目变化曲线

的方法建模虹膜纹理的局部形变,同时采用鲁棒的扩散直方图距离度量非局部区域关联描述子之间的相似性.通过虹膜认证和虹膜识别两种模式的实验,表明所提出的方法无论是在干扰严重的非理想图像还是在质量较理想的图像中性能都优于同类方法.

在非理想成像环境下虹膜图像质量不佳且有效区域变小,因此在考虑虹膜信息的同时,如果融合多种图像线索例如眼周和肤色信息<sup>[18]</sup>以及巩膜信息等<sup>[20]</sup>,算法的性能将会得到进一步提高.我们将来的研究方向是在非局部区域关联的框架内融合多种图像线索,进一步提高身份识别的准确性和鲁棒性.

## 参考文献

- [1] Daugman J. Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: results from 200 billion iris pair comparisons[J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(11): 1927 – 1935.
- [2] Burge M, Bowyer K. Handbook of Iris Recognition[M]. New York: Springer Verlag, 2013.
- [3] Proenca H, Filipe S, Santos R, Oliveira J, Alexandre L. The UBIRIS. v2: A database of visible wavelength iris images captured on-the-move and at-a-distance[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(8): 1529 – 1535.
- [4] Boles W, Boashah B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185 – 1188.
- [5] Wildes R P. Iris recognition: An emerging biometric technology [J]. Proceedings of IEEE, 1997, 85(9): 1348 – 1363.
- [6] Ma L, Tan T, Wang Y, Zhang D. Personal identification based on iris texture analysis[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1519 – 1533.
- [7] Belcher C, Y Du. Region-based SIFT approach to iris recognition[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2009, 47(1): 139 – 147.
- [8] 田启川,刘正光,潘泉,等.基于稳定特征的虹膜分类算法[J].电子学报,2008,36(4):760 – 766.  
Tian Qi-chuan, Liu Zheng-guang, Pan Quan, et al. Iris classification algorithm based on stable features[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 760 – 766. (in Chinese)
- [9] 苑玮琦,张雷,柯丽.基于多子区域联合的高适应性虹膜识别算法[J].电子学报,2009,37(5):981 – 986.  
Yuan Wei-qi, Zhang Lei, Ke Li. An iris recognition algorithm of high adaptability based on multiple region combination[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 981 – 986. (in Chinese)
- [10] Balas B J, Sinha P. Dissociated dipoles: image representation via non-local comparisons[R]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- [11] Sun Z, Tan T. Ordinal measures for iris recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2211 – 2226.
- [12] Rankin D M, Scotney B W, Morrow P J, Pierscionek B K. Iris recognition failure over time: The effects of texture[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(1): 145 – 150.
- [13] Li P, Liu X, Zhao N. Weighted co-occurrence phase histogram for iris recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(8): 1000 – 1005.
- [14] Li P, Liu X, Xiao L, Song Q. Robust and accurate iris segmentation in very noisy iris images[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(2): 246 – 253.
- [15] Rubner Y, Puzicha J, Tomasi C, Buhmann J M. Empirical evaluation of dissimilarity measures for color and texture[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 84(1): 25 – 43.
- [16] Ling H, Okada K. Diffusion distance for histogram comparison [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. New York: IEEE Computer Society, 2006, 246 – 253.
- [17] Chinese Academy of Sciences. CASIA-IrisV3-Lamp [DB/OL]. <http://biometrics.idealtest.org>, 2013-11-21.
- [18] Santos G, Hoyle E. A fusion approach to unconstrained iris recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(8): 984 – 990.
- [19] Masek L. Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification[D]. Australia: University of Western Australia, 2003.
- [20] Zhou Z, Du Y, Thomas N L, Delp E J. A comprehensive multimodal eye recognition[J]. J Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(4): 619 – 631.

## 作者简介



**李培华** 男,1971年7月出生,黑龙江省安达市人. IEEE 会员,中国计算机学会高级会员. 2003年1月获哈尔滨工业大学计算机应用技术专业博士学位. 2003年至2004年在法国信息科学与控制研究院(INRIA)从事博士后研究. 现为大连理工大学信息与通信工程学院教授,博士生导师. 2005年获全国优秀博士学位论文提名,2010年入选教育部新世纪优秀人才支持计划. 主要研究方向为图像处理与计算机视觉、模式识别、统计学习. E-mail: peihuali@dlut.edu.cn

**吴国龙** 男,1987年10月出生,黑龙江省哈尔滨市人. 硕士研究生,中国计算机学会学生会会员,主要研究方向为图像处理和模式识别.

**马宏伟** 女,1987年8月出生,黑龙江省大庆市人. 硕士,主要研究方向为图像处理与模式识别.