一种基于非局部正则化和可靠区域检测的虹膜图像去模糊算法

刘 京[1,2] 孙哲南[2] 谭铁牛[2]
(中国科学技术大学 合肥 230026)[1] (中国科学院自动化所 北京 100190)[2]

摘 要 在虹膜图像的采集过程中,由于现阶段硬件设备和虹膜本身特性的限制,不可避免地会采集到模糊的图像。模糊的虹膜图像由于其纹理细节信息的丢失,造成了虹膜识别系统性能的下降。提出了一种适用于虹膜图像的恢复算法,以增强模糊图像的质量,提升系统的识别准确率。此去模糊算法充分利用虹膜图像的独特性质作为先验知识,使用了一种由粗到精的结构,模糊核首先在参数模型的刻画下进行初始化,然后转而使用像素级的模型进行优化更新,以准确表达真实的模糊原因。在优化过程中,使用了一种基于非局部性的正则化手段,并通过对虹膜图像的分析仅选取了可靠的区域来对清晰图像进行估计,以同时保证算法的可靠性和高效性。在实验中通过与现有算法的比较,可以发现本算法对于运动模糊和离焦模糊的虹膜图像均能够获得更大程度的识别性能提升,验证了本算法的有效性。

关键词 虹膜识别,图像去模糊,稀疏表达,可靠区域检测

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Iris Image Deblurring Method Based on Non-local Regularization and Reliable Region Detection

LIU Jing[1,2] SUN Zhe-nan[2] TAN Tie-niu[2]
(University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)[1]
(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)[2]

Abstract In practical applications, it is inevitable that some captured iris images are out-of-focus or motion blurred. Blurred iris images without clear iris texture details will lead to high false reject rate of iris recognition. In this paper, a novel image deblurring method was proposed to automatically enhance iris image quality. The proposed method makes full use of the distinct property of iris images, and applies a novel coarse-to-fine framework. Point spread function (PSF) is firstly initialized based on parametric model, and then it turns to be modeled on pixel-level for refinement. In optimizations, non-local regularization is applied due to the emphasis on texture patterns, and only the reliable regions are detected to guide the image restoration. Experimental results on various iris image databases illustrate that the proposed method is both effective and efficient, and outperforms state-of-the-art image deblurring methods in the improvement of iris recognition accuracy.

Keywords Iris recognition, Image deblurring, Sparse coding, Reliable region detection

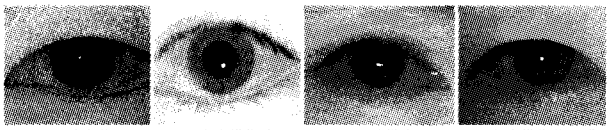
随着对社会安全的要求越来越高,生物特征识别技术(Biometrics)[1]作为新型的身份认证手段受到越来越广泛的关注。其中,虹膜识别[2]相比于其他生物特征,具有高稳定性和可靠性,近年来得到迅速的发展。特别地,近距离且用户配合下的虹膜识别技术已经发展得相对成熟,并得到了广泛的应用。然而,远距离、非干扰模式下的虹膜识别仍有很大的发展空间,但仍存在着很多问题亟待解决,比如:离焦模糊、运动模糊、低分辨率以及形变情况下的虹膜图像识别等。由于虹膜本身的面积很小,远距离的虹膜识别系统需要使用具有长焦距的采集设备。而随之带来的影响则是景深的减小,使用者只有站在一个很小的限定区域中才能获得比较清晰的图像,否则采集到的图像都将是离焦模糊的。受到现阶段硬件技术的限制,提升系统景深的手段十分有限。缩小采集设备的光圈是现在一般采用的比较有效的方法。然而,该方法的缺点是采集到同样明亮程度的图像需要更长的曝光时间。随着曝光时间的增加,运动引起的模糊愈加严重。综上所述,在现阶段的远距离、非干扰模式下的虹膜识别中,运动模糊和离焦模糊是两种广泛存在的且相互对立的图像降质因子。

由图1可见,模糊图像中的虹膜纹理细节有很大程度的损失,这将会引起系统的错误拒绝率提升,使得识别性能下降。当然这些模糊的虹膜图像可以被一些质量评价算法[3]所检测到然后抛弃,但是这势必会降低系统的吞吐量。因此,如果能够提出一种图像去模糊算法,在进行虹膜识别之前,增强模糊的虹膜图像质量,恢复它们的可区分力,则系统的鲁棒性

到稿日期:2013-04-30 返修日期:2013-05-23 本文受中国科学院战略性先导科技专项(XDA06030300),国家"973"重点基础研究发展计划(2012CB316300)资助。

刘 京(1987—),男,博士生,主要研究方向为生物特征识别和图像处理,E-mail:liujing0@mail.ustc.edu.cn;孙哲南(1976—),男,博士,研究员,主要研究方向为生物特征识别;谭铁牛(1964—),男,博士,博士生导师,研究员,主要研究方向为生物特征识别、图像与视频理解和信息隐藏与信息安全。

一定会有所提升并且可以提供一个更好的用户体验。



(a) 清晰的虹膜图像　(b) 离焦模糊的虹膜图像　(c) 运动模糊的虹膜图像　(d) 混合模糊的虹膜图像

图1　图像示例

1　模糊模型及背景知识

对于一幅观测到的降质图像 I，其模糊过程[4]可以用一个卷积形式来进行建模：

$$I=L\otimes f+n \tag{1}$$

式中，L 是潜在的清晰图像，f 是引起模糊的点扩散函数(point spread function，PSF)，n 是加性白噪声，$\otimes$ 代表卷积操作。其逆过程就是图像的去模糊问题。根据是否已知 f，可以分为图像盲恢复和非盲恢复。

图像盲恢复是在 f 未知的情况下对 L 和 f 同时进行估计的一类问题，是一个典型的病态问题。针对虹膜图像，现在仅有少数的一些去模糊方法[5-7]。它们均采用有参模型，即先假设 PSF 的形状或类型(如高斯型)，然后将求解 PSF 的问题转化为该模型下的参数估计问题。这种模型的缺点是只能估计特定种类的 PSF，如线性运动模糊或者离焦模糊，而对更贴近现实的有复杂结构的 PSF 却无能为力。这在很大程度上限制了它们的应用范围和去模糊的效果。

一般自然场景下的去模糊方法[4,8,9]现阶段主要致力于采用无参模型对此问题进行求解。它们利用一些图像和点扩展函数(PSF)的先验信息构造正则项，对解空间加以限制，增加稳定性。但是这一类方法往往需要使用复杂的图像先验或者对清晰图像的预测过程来推进整个迭代过程的更新。另外，在去模糊过程中很难避免地存在一些对整个优化过程奇异的区域，所以在恢复过程中需要对这些区域进行排除。以上这两种迭代，无论是对清晰图像的预测还是对奇异区域的排除，都是一种通过优化进行求解的猜测过程，难免会引入一些错误的虚假信息，降低虹膜识别的可靠性。

本文对虹膜图像的固有特性进行了充分的分析和考虑，提出了一个有能力处理常规模糊(包括离焦和运动模糊)的图像恢复算法。它使用一种可靠区域检测的方法在虹膜图像中选择对清晰图像估计最有效的区域，并在此之上对 PSF 和清晰图像进行迭代更新。同时考虑到虹膜图像作为纹理信息含有丰富纹理细节的特点，本方法还将非局部性正则项引入到优化函数中，以进一步提升去模糊的效果。

2　基于非局部正则化和可靠区域检测的图像去模糊算法

2.1　基于稀疏表达的图像恢复

近些年来，稀疏表达在多种图像处理的应用中都被认为是一种十分具有潜力的模型，它的提出源自于对人类视觉系统的研究[10]。人类在对自然图像编码的时候，细胞接受域只从一个过完备的编码集合中稀疏地选择很少的一部分结构基元。

如前面的标记，$L\in R^{N^2}$ 为一幅大小为 N^2 的清晰图像。$L_i=R_iL$ 是图像 L 在位置 i 上的一个 $n\times n$ 大小的图像块，其中 R_i 是用来提取 L_i 的矩阵。记 $\Phi\in R^{n^2\times M}$ 为字典，$n^2<M$，则每一个图像块的稀疏表达可以记为 $L_i\approx\Phi\alpha_i$，其中 α_i 为图像块 L_i 的稀疏编码。完成图像 L 中每一个图像块的编码后，整幅图像 L 则可以被稀疏表达为 $\{\alpha_i\}$。当图像块间存在重叠区域时，我们可以得到一个冗余的基于图像块的图像表达。由这一系列的稀疏表达系数 $\{\alpha_i\}$ 重建 L 的解在最小均方误差下写为：

$$L=\left(\sum_{i=1}^{N^2}R_i^{\mathrm{T}}R_i\right)^{-1}\sum_{i=1}^{N^2}\left(R_i^{\mathrm{T}}\Phi\alpha_i\right) \tag{2}$$

为了方便，我们记上式为 $L=\Phi\circ\alpha_L$，其中 α_L 代表全部的表达系数 $\{\alpha_i\}$。通过上式，就可以知道如何由一幅图像的全部重建图像块 L_i 来加权平均求得其整体的重建图像了。

在图像恢复的应用中，由于 L 是未知的，不可能直接进行稀疏编码后再根据式(2)来进行重建，因此我们需要根据式(1)中所述的图像降质模型来对观测到的图像 I 进行编码。

$$\alpha_I=\underset{\alpha}{\operatorname{argmin}}\{\|I-F\Phi\circ\alpha\|_2^2+\lambda\|\alpha\|_1\} \tag{3}$$

之后再由此结果来对清晰图像 L 进行重建，$\hat{L}=\Phi\circ\alpha_I$，以完成基于稀疏表达的图像恢复。

2.2　基于非局部正则化的图像恢复

在图像处理中，非局部性[11]这一概念在图像去噪中取得了很好的效果，它与局部去噪算法相对应。在传统的局部去噪算法中，当对图像 I 中一个在位置 i 处的像素点进行处理时仅仅考虑其周围某一个邻域内的像素点，对其进行加权平均等操作即可。而基于非局部性的算法则会考虑到整幅图像，即不相邻的图像块间的相似性，再进行后续的操作。这一过程可以写为：

$$NL[I](i)=\sum_{j\in I}\omega(i,j)\nu(j) \tag{4}$$

式中，$\nu(j)$ 代表的是图像 I 在位置 j 上的像素值。$\omega(i,j)$ 是像素点 i 和 j 间的权重，该值与两者间的相似性成正比，且一般情况下满足 $0\leqslant\omega(i,j)\leqslant1$ 和 $\sum_j\omega(i,j)=1$。实际上，像素点 i 和 j 间的相似性是由此两点各自邻域之间的相似程度来决定的，相似性的计算一般可以基于高斯核来度量。如此一来，在一幅图中，越相似的图像块对该区域去噪后的结果贡献越大。正是这种考虑保证了非局部性对纹理图像的有效性，相应的实验结果也对这一结论进行了验证。

对于虹膜图像，我们知道其具有高唯一性和高可靠性，而这些性质正是虹膜图像作为纹理图像的高度随机性的一种体现。虹膜图像中的纹理在大尺度上的位置分布和大小形状等都是随机的，但是其在较小尺度上的结构和边缘都存在着一定的重复性。

出于对这种纹理特性的考虑，我们将上述的非局部性概念引入到提出的虹膜图像去模糊算法中，在优化过程中增加了关于非局部性的正则项。在本方法中，出于对算法效率的考虑，不会在每次循环中对所有图像块都计算两两之间的相似性，而是采取了一种更加高效的算法：当经过一定次数的循环之后，将所有的图像块进行一次聚类，这样每一个聚类中的所有图像块都具有较高相似性。然后再对它们编码求平均并记为 μ_k，$k=1,2,\cdots,K$，其中 K 表示聚类的个数。如此，引入了非局部正则化的稀疏表达框架下的图像去模糊可以表示为：

$$\alpha_I=\underset{\alpha}{\operatorname{argmin}}\{\|I-F\Phi\circ\alpha\|_2^2+\lambda\|\alpha\|_1+$$

$$\gamma\sum_{k=1}^{K}\sum_{i\in C_k}\|\alpha_i-\mu_k\|_1\} \tag{5}$$

式中，第二项代表的是整体稀疏性的约束。而第三项要求同一个聚类中的所有图像块都具有相似的稀疏表达，这些图像块可以来自图像中的任何位置，只要它们之间具有较高的相似性，因此其本质正是基于图像非局部性的正则化。它的引入可以进一步增加图像编码的稀疏性，还可以增加图像稀疏表达的稳定性。

2.3 支持区域检测

在第1节中，我们曾简单地提到过现阶段的大部分自然场景下的图像去模糊算法都会在一定程度上依赖于对清晰图像的预测和估计，或者通过使用一些复杂的先验知识来间接地进行预测。同时在迭代过程中，如果考虑到一些奇异区域对整个优化过程的不利影响，还需要再加入一些迭代的步骤来排除这些区域。而以上这两种迭代优化，都是一种猜测的过程，尽管视觉效果可能会随之得到提升，但是它们不仅仅耗时，还会使得恢复后的图像中更多地引入一些不确定的因素，从而可能会对识别过程产生误导。而高可靠性和高效性对于一个虹膜识别系统是非常重要的。因此，我们提出了一种可靠区域(或支持区域)的检测方法，选中的区域可以同时达到预测清晰图像和去除有害区域的作用。而这一检测完全是通过对虹膜图像的特性进行充分的分析而得到的，且仅依赖于已有的或者后续虹膜识别中所必要的一些结果而得到的，因此它在提升鲁棒性的同时又不会引起计算代价的显著上升。

我们首先在上一次循环中估计得到的图像 L 上进行选择，当第一次循环时，没有估计的清晰图像，可以记 $L^1=I$。Levin 等人[12]通过实验验证了图像中的强边缘区域往往能够更好地满足稀疏先验的要求，所以能够给图像的恢复带来更好的结果。因此，在可靠区域的检测中需要选取那些具有较强梯度值的像素。我们将整幅图像的梯度图按方向分为4个部分，然后在各个部分上按一定比例进行选取。

随着进一步的研究，文献[13]指出并不是所有的强边缘都对图像恢复有好的引导作用。当两个相邻强边缘的距离小于 PSF 的尺度时，它们会增加点扩散函数估计的歧义性，因此这些密集的强边缘在图像去模糊算法中应该被排除。经过实验分析，发现在虹膜图像中只有眼皮上的睫毛等区域满足这一要求，需要被直接剔除。而睫毛区域可以直接根据虹膜图像分割的结果得到，因此这一思路也可以很容易地得到实现，不必像自然场景下的算法那样需要一系列复杂的迭代优化。

图像去模糊中所谓的异常值点指的是一些不遵守卷积模型，即不能够被式(1)所建模的点。这类点在虹膜图像中主要由图像过饱和点所构成，即某些点由于亮度过高超出了传感器的响应范围而被截断。这些被截断的点造成了信息的丢失，所以对点扩散函数的估计也是有害的。在有效区域的检测中，只需要加入一个阈值化的过程就可以有效地达到去除这类奇异点的目的。

将上述3个规则融合在一起便可完成对于图像 L 的可靠区域检测，这一过程的流程图如图2所示。随后再将已经选择得到的$\{L_x,L_y\}$和本轮循环中的 PSF 进行卷积，选取出卷积后大于某一阈值(在本文中选1)的区域作为$\{I_x,I_y\}$。

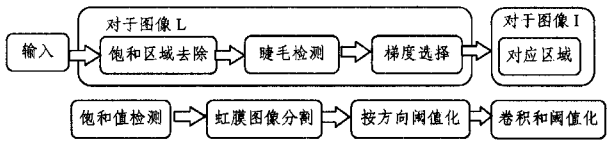


图2 虹膜图像去模糊算法中可靠区域检测的流程图

2.4 完整算法以及算法小结

在我们的虹膜图像去模糊算法中提出了一种新的图像去模糊的算法结构，它采取一种由粗到精的结构，首先采用参数化的点扩散函数模型进行初始化，然后再根据2.2节和2.3节中的方法对其在像素级进行优化。

点扩散函数的初始化能够给后面的优化过程提供一个合理的初始值，使得整个优化过程更加高效，但是在自然场景下的图像去模糊算法中往往是很难做到的，这是由于准确、快速的 PSF 初始化需要依赖很强的图像先验知识。得益于我们所要处理的图像均为虹膜图像，提供了可以充分利用的先验信息，使得我们的方法可以很好地完成 PSF 的初始化。

离焦模糊和运动模糊都会使图像的高频信息丢失，所以很难直接说明一幅虹膜图像是属于哪一类模糊，至于再进一步说出模糊的程度则更加困难。本文提出了一套完整的初始化方法来解决这一问题，其流程如图3所示。由于这一步中产生的点扩散函数在后续步骤中还会被优化，因此它并不需要花费大量的计算代价来取得十分精确的结果。出于此考虑，在这一阶段中采取了参数化的点扩散函数模型。

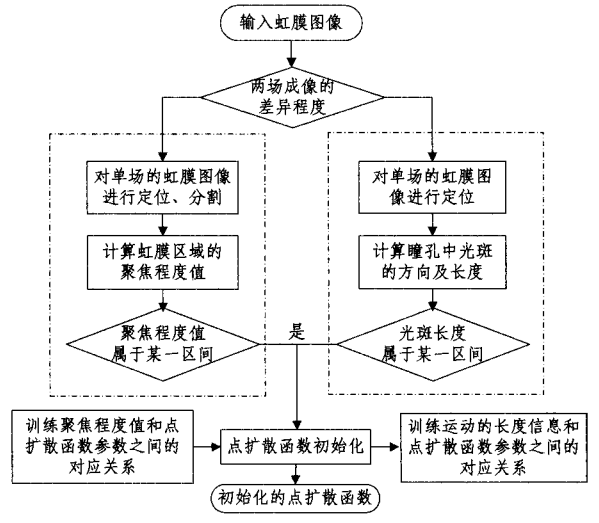


图3 虹膜图像去模糊算法的 PSF 初始化流程图

第一步，分析引起虹膜图像模糊的主要原因到底是运动还是离焦。现阶段的虹膜采集设备的传感器一般都是隔行扫描的，即图像由奇、偶两场表示为相邻的行而构成。当捕获到的图像是运动模糊的时候，两场成像的差异很明显。Wei[14]基于此差异提出了一个$(2\times n)$的算子来作为模糊的一种衡量方法。该算子中第一行的值为+1，第二行为−1。根据图像对此算子的响应值，我们就可以很好地决定使用哪一个子模块来进行后续的点扩散函数初始化。随后的操作中仅抽取两场中的其中一场来进行操作。

一般情况下，离焦模糊和线性运动模糊的参数化 PSF 可以分别写为：

$$f_d=\frac{1}{2\pi\sigma_h^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_h^2}} \tag{6}$$

$$f_m(x,y)=\begin{cases}\dfrac{1}{d}, & \text{if } x^2+y^2<d \text{ and } y=x\tan\theta\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \quad (7)$$

式中，σ_h 是离焦模糊情况下的方差，d 和 θ 分别是运动模糊情况下的运动长度和角度。对于离焦模糊，我们首先在虹膜定位和分割[15]的基础之上，计算虹膜区域的聚焦度值[16]，并根据预训练得到的对应关系进行映射得到相应的 σ_h。至于运动模糊，我们则根据瞳孔中主光斑的形状信息来对参数 d 和 θ 进行确定。基于光斑信息的这一类方法在虹膜系统中被广泛使用，文献[17]中还对其存在形式进行了理论分析。即使某些系统中此信息失效，我们仍可以使用一些虹膜图像质量评价的算法作为替代。

基于上一步中确定的 PSF 初始值，下一步将是对 PSF 的进一步更新优化。它将不再继续使用参数化模型，而是赋予像素级的自由度，以灵活地表达真实的模糊原因。在这一步中，将会采用上面两节中介绍的非局部正则项和可靠区域检测两个技术，来进行图像恢复，该过程可以写为：

$$\alpha_I=\arg\min_{\alpha}\{\|RRD(I)-f\otimes RRD(\Phi\circ\alpha)\|_2^2+\lambda\|\alpha\|_1+\gamma\sum_{k=1}^{K}\sum_{i\in C_k}\|\alpha_i-\mu_k\|_1\} \quad (8)$$

基于式(8)，我们在求解过程中将其分为关于清晰图像 L 和点扩散函数 f 的两个子问题，并进行迭代优化。

特别地，在对图像进行稀疏表达的时候，我们还进一步根据不同的聚类结果使用了自适应的字典。即在式(8)的第一项中，不同聚类中的图像块所使用的字典都将不同。这些自适应的字典都是根据各类中的图像块进行学习而构建的。至此，我们的虹膜图像去模糊算法可以表达如下：

算法 1 一种基于非局部正则化和可靠区域检测的虹膜图像去模糊算法

输入：观测图像 I

输出：估计出的清晰图像 L 和点扩散函数 f

第 1 步 按照图(3)所示的方法进行点扩散函数的初始化；

第 2 步 循环 1：对图像分块和聚类，对每一类学习字典 Φ(一般可以通过 K-means 和 PCA)；

第 3 步 循环 2：根据 2.3 节中的方法进行可靠区域检测；

第 4 步 根据式(8)对清晰图像 L 和点扩散函数 f 进行更新(可以使用基于替代函数的循环收缩法(Iterative Shrinkage via Surrogate Functions)来对该问题进行求解)；

完成循环 1

完成循环 2

3 实验结果与分析

在这一节中，我们对所提出方法的有效性在合成图像和真实图像库上都进行了验证，并且对自然场景的去模糊算法和虹膜图像的去模糊算法都做了相应的对比实验。

尽管现在有很多公开的虹膜数据库，但是仍然很难找到一个含有大量离焦模糊和运动模糊的数据库供我们实验。所以我们使用 IrisGuard-H100 采集了满足我们实验要求的虹膜数据库，以保证数据库中模糊是唯一影响图像质量的因子。我们一共采集了两组数据库，分别对应运动模糊的数据库 MB(motion-blur)和 MC(motion-clear)，以及对应离焦模糊的数据库 DB(defocus-blur)和 DC(defocus -clear)，具体信息可见表 1。由于我们的方法可以同时处理两种模糊(其实可以是任何常规尺度下的平移不变的模糊)，而现阶段大部分的虹膜去模糊算法仅能处理两种模糊中的一种(运动模糊或者离焦模糊)，因此我们不得不逐步地对所提出的方法进行实验。

表 1 采集到的 4 个虹膜数据库的信息

	用于运动模糊测试		用于离焦模糊测试	
名称	MC-dataset	MB-dataset	DC-dataset	DB-dataset
描述	清晰	运动模糊	清晰	离焦模糊
图像个数	266	141	1117	1160

3.1 合成图像上的实验

我们从清晰的虹膜图像中随机选取虹膜图像，并生成相应的离焦模糊、运动模糊和混合模糊的虹膜图像。采用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio，PSNR)和原清晰图像的比对分数(matching score，MS)作为性能指标。在本实验中，无论是适用于自然场景的算法[9,13,18](记为 nature scene image，NSI-1/2/3)还是适用于虹膜图像的方法[5,7](记为 iris image-defocus/motion，II-d/m)均被选为对比算法进行实验，结果见图 4。

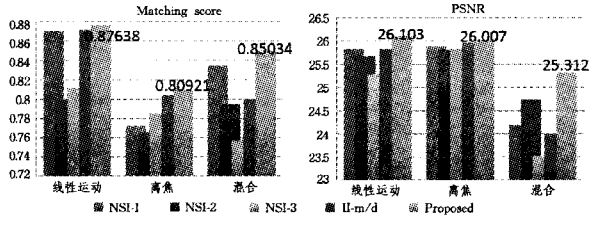


图 4 合成图像上的实验结果，包括比对分数和峰值信噪比

在我们合成模糊图像时使用的就是参数化模型，所以现阶段的虹膜去模糊算法 II-d/m 能够很好地匹配这类模糊，但是由于参数的确定是基于一些形状信息或是预先训练好的曲线而得到的，因此这些方法仍有很大提升空间。相比之下，我们所提出的算法够取得更明显的性能提升。而自然场景的方法由于没有充分考虑到虹膜图像本身的特殊性，它们的结果往往时好时坏，相对不稳定。

3.2 真实图像库上的实验

本节第一个实验的目的是验证模糊确实会给虹膜识别带来一些不利的影响。这一实验分为两组，分别在 MC/MB 和 DC/DB 上进行。实验中，我们使用了生物特征识别中最常用的等错误率(EER)和可判定指数(DI，Discrimination Index)作为性能指标。EER 是错误接受率(FAR)和错误拒绝率(FRR)相等时的错误率。我们首先使用清晰的图像进行识别，对应的实验记为 clear。然后使用模糊的图像，即 MB 和 DB 中的图像进行识别，对应的实验记为 blurred。实验结果如图 5 所示，可以看出，无论是离焦模糊还是运动模糊都会引起虹膜识别性能的下降。

第二个实验是用于分析我们提出的算法在运动模糊的虹膜图像上的结果。为了保证和之前算法对比的公平性，我们的算法在本实验中将不使用离焦模糊的初始化模块，仅验证对于运动模糊的有效性，记为 Proposed-motion。在基准方法中，我们将 MC 库中的清晰虹膜图像作为注册样本，用 MB 中的模糊虹膜图像直接进行识别。实验中，我们将文献[7]中的虹膜图像去模糊方法作为比对算法。MB 中的模糊虹膜图像分别被文献[7]中算法和我们的方法去模糊后再进行识别。实验结果如图 5 和图 6 所示。

类似于上一实验中的设置和安排，我们使用 Proposed-defocus 在 DC 和 DB 上进行了实验，以测试所提算法对于离焦模糊的有效性，结果如图 5 所示。实际上，ICE 数据库[19]

中包含了一些离焦的虹膜图像，也可以用于这一部分的实验测试。实验中，我们还实现了 Kang[5] 所提出的用于离焦虹膜图像的去模糊算法作为对比。图 5 中列出了 EER 和 DI 的变化，图 6 中显示了 3 种方法下的 ROC 曲线。

目的	方法	D index	EER(%)
验证模糊引起识别性能下降	Clear	5.634339	0.1157
	Motion blur	4.767727	0.4094
	Clear	5.426986	0.0229
	Defocus blur	4.996687	0.1108
运动模糊	Motion blur	4.996687	0.1108
	II-m	5.058756	0.0959
	Proposed-motion	5.486326	0.0348
离焦模糊	Defocus blur	4.821416	0.7098
	II-d	5.022705	0.6657
	Proposed-defocus	5.029361	0.5818
离焦模糊+运动模糊	Defocus+motion blur	4.767727	0.4094
	II-d	4.917369	0.3898
	Proposed-defocus	4.893791	0.3622
	Proposed	4.899428	0.3585

验证模糊图像会引起虹膜识别性能的下降(于 MC/MB 数据库和 DC/DB 数据库)；验证对于运动模糊的有效性(于 MC/MB 数据库)；验证对于离焦模糊的有效性(于 ICE 数据库)；验证整个算法的有效性(于 DC/DB 数据库)

图 5　真实虹膜图像数据库上的实验结果包括 EER(%)和 DI

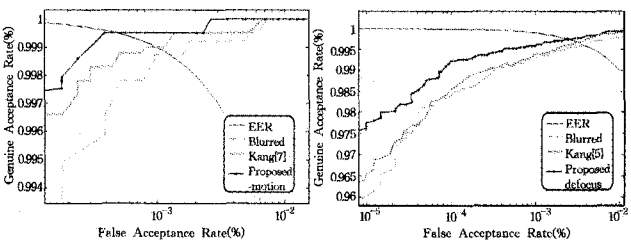


图 6　在真实虹膜图像数据库上的 ROC 曲线：在 MC/MB 数据库上(左)，在 ICE 数据库上(右)，其中 EER 为等错误率。

实际上，在我们采集的数据库 DB 中，包含的绝大部分模糊图像都是离焦模糊的。但是我们还是特意保留了一些运动模糊的图像，以进一步验证当完整地使用我们所提出的算法时识别性能的变化，其结果对应于图 5 的最后一种情况。

通过实验结果可以看出，我们所提出的方法无论是在 EER 还是 DI 上都能够取得比现有方法更好的结果。特别是在运动模糊的数据库上，我们的方法的性能提升是文献[7]的 4 倍有余。这可能是由于参数化的运动模糊模型相对于参数化的离焦模糊模型对于真实情况简化得更为严重所造成的。特别地，由图 5 可见，当我们完整地使用所提出的去模糊算法的时候，在 DB 数据库上能够带来更为明显的性能提升，也进一步验证了我们方法整体上的有效性。

结束语　本文提出了一种虹膜图像的去模糊算法来增强现阶段虹膜识别系统对于图像模糊的鲁棒性，它充分利用了虹膜图像的特性，且不需要添加任何硬件辅助设备，因此被广泛应用。我们提出的算法采取了一种由粗到精的结构，此结构能够加速算法的优化过程。基于非局部性的正则项能够增加表达的稀疏性和稳定性，并且体现了虹膜图像具有纹理细节信息的重要性。可靠性区域检测完全基于虹膜识别的中间结果，如定位和分割。因此它能够准确、直接地找到最适合引导优化过程的区域且排除一些特定的有歧义性区域，而不需要迭代优化。这样既增加了恢复算法的可靠性，又节约了计算代价。在未来的工作中，我们将考虑构建一个更具体适合于虹膜图像的 PSF 优化方法，包括新的去卷积方法。另外也将采集更多符合实验要求的虹膜图像，以构建更大规模的数据库来进行更加详实的实验。

参 考 文 献

[1] Jain A, Bolle R, Pankanti S. Biometrics: Personal identification in networked society[M]. Kluwer Academic Publishers, 1999

[2] Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161

[3] Li Xing-guang, Sun Zhe-nan, Tan Tie-niu. Comprehensive assessment of iris image quality[C]// IEEE Int'l Conf. on Image Processing. ICIP2011. Brussels, Belgium, September 2011: 3117-3120

[4] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Trans. on Graphics, 2006 (25): 787-794

[5] Kang B, Park K. Real-time image restoration for iris recognition systems[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2007(37): 1555-1566

[6] Huang Xin-yu, Ren Liu, Yang Rui-gang. Image deblurring for less intrusive iris capture[C]// IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2009: 1558-1565

[7] Kang B, Park K. Restoration of motion-blurred iris images on mobile iris recognition devices. Optical Engineering, 2008(47): 117-202

[8] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring [J]. ACM Trans. on Graphics, 2009(28)

[9] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[C]// ACM Trans. on Graphics, 2008, 27: 73

[10] Olshausen B, Field D. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381: 607-609

[11] Buades A, Coll B, Morel J-M. A non-local algorithm for image denoising[C]// IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005, 2: 60-65

[12] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]// IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition IEEE. 2009: 1964-1971

[13] Xu Li, Jia Jia-ya. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]// European Conference on Computer Vision. 2010: 157-170

[14] Wei Zhuo-shi, Tan Tie-niu, Sun Zhe-nan, et al. Robust and fast assessment of iris image quality[C]// Advances in Biometrics. 2005: 464-471

[15] He Zhan-feng, Tan Tie-niu, Sun Zhe-nan, et al. Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9): 1670-1684

[16] Daugman J. How iris recognition works [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30

[17] Guestrin E, Eizenman M. General theory of remote gaze estimation using the pupil center and corneal reflections [J]. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 2006, 53(6): 1124-1133

[18] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]// IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2011: 233-240

[19] ICE[OL]. www.nist.gov/itl/iad/ig/ice.cfm