

基于类卷积神经网络的可见光虹膜识别方法*

刘笑楠, 白雨辰, 尹思璐, 杨争威

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘要:针对应用于智能移动设备的虹膜识别系统在可见光采集条件下虹膜图像受干扰严重使得识别率正确率降低和算法鲁棒性变差的问题,提出一种类卷积神经网络结合局部特征提取的虹膜识别方法。首先,采用暗通道图像去雾算法对归一化虹膜图像进行增强处理以减弱光干扰;然后,利用类卷积神经网络对图像进行降维,获得虹膜的二值化纹理信息;再经分块处理方法提取降维图像各区域局部虹膜纹理信息以构建特征向量;最后用欧氏距离分类器进行匹配识别。为验证算法性能,采用 MICHE-I 虹膜图库中由 iPhone5 拍摄所得的 30 人 240 张(每人 4 张室内和 4 张室外)虹膜图像进行测试,并与 Gabor 变换和主成分分析虹膜识别方法进行对比。结果表明,该方法在室内外图像均进行训练的条件下正确率能够达到 98.33%,且对室内外不同光照变化干扰有较好的鲁棒性,上述性能皆优于 Gabor 变换和 PCA 算法。说明本文算法能够满足移动设备虹膜识别使用要求。

关键词: 可见光虹膜识别;智能移动设备;类卷积神经网络;局部特征提取

中图分类号: TP391.41 TH786 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Iris recognition of visible light based on analogous convolutional neural network

Liu Xiaonan, Bai Yuchen, Yin Silu, Yang Zhengwei

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: The iris images collected by iris recognition system used for smart mobile devices are seriously interfered under visible light. The interference reduces recognition accuracy and decreases the robustness. An iris recognition method based on analogous convolutional neural network and local feature extraction is proposed. Firstly, a haze removal algorithm using dark channel is utilized to enhance the iris texture and reduce the light interference. Then, the analogous convolutional neural network is used to reduce the image dimension, and the texture information is obtained with a binary image. The feature vector of the iris image is built by local feature extraction of the regions of the lower dimension image. Finally, Euclidean distance is utilized in matching process. To validate the performance of the proposed method, the 30 people's 240 iris images (four indoor images for each person and four outdoor images for each person) in MICHE-I iris gallery are tested, and a comparison is conducted with iris recognition methods of Gabor transform and Principal Component Analysis (PCA). The results show that the recognition accuracy under the condition of both indoor and outdoor images can reach 98.33% and the approach has better robustness under the indoor and outdoor light interference. The performance is superior to the Gabor transform and PCA methods. These demonstrate that the proposed method can satisfy the requirements of iris recognition on mobile device.

Keywords: iris recognition of visible light; smart mobile device; analogous convolutional neural network; local feature extraction

0 引言

移动设备虹膜识别是将传统的虹膜识别技术嵌入手机、平板电脑等智能移动设备的生物特征识别技术。目

前该领域的研究可分为红外图像虹膜识别和可见光图像虹膜识别两大类,后者由于无需另外嵌入新的采集设备而具有明显的成本优势。然而,可见光移动设备虹膜识别存在很多有别于传统红外光源虹膜识别的新问题。首先,由于光照条件不固定,图像可能存在镜面反射、光照

不均等干扰;其次,智能移动设备计算能力有限,现有识别方法过重的运算负担将会给硬件设备增加压力、消耗过多电能;然后,移动设备虹膜识别易产生类内错判问题,即同一虹膜在不同的采集条件下被错判为不同的身份,Proenca H 等人^[1]将其定义为纹理的“位脆弱性”。寻找具有抗光干扰能力、在不同光照条件下具有一定稳定性且运算复杂度低的虹膜纹理特征提取和匹配方法是解决上述问题的有效径。

目前,可见光采集条件下的虹膜纹理特征提取方法可分为全局和局部纹理两大类。全局纹理特征提取方法以整个虹膜区域作为信息来源,一些方法构建空间域的纹理特征,其中 Barra S 等人^[2]通过多尺度的空间直方图表示虹膜纹理信息,或利用加权共生相位直方图(weighted co-occurrence phase histogram, WCPH)表示虹膜纹理相位和空间信息的联合概率分布特征^[3]。全局纹理类方法中的大部分方法则利用变换方法研究变换域的纹理特征表示方法,如 Gabor 变换类^[4-5]、Log-Gabor^[6-7]、多尺度稀疏表示 Radon 变换^[8]、小波变换结合主成分分析(principal component analysis, PCA)^[9]、滤波器结合形态学的方法^[10]等等。然而,上述方法对光照干扰的适应性有待提高,存在“位脆弱性”问题。局部纹理特征提取方法以虹膜局部的纹理信息作为特征来源,针对虹膜斑块、裂缝已有相应的提取方法^[11-13]。在虹膜识别方面, Tsai Y. H. 利用局部二值模式(local binary pattern, LBP)方法描述相邻像素间的灰度差异^[14]、LBP + BLOB 算子^[15]等。然而,文献[16]通过对上述局部二进制描述子类的方法进行实验,证明了这类方法对于移动设备来说计算负担过重,并且提出了利用云计算进行移动虹膜识别的思路。Rakvic R 等人^[17]则提出将图形处理器(graphics processing units, GPU)应用于虹膜识别中以解决功耗问题。但是,如果智能终端在本地实现虹膜识别,无论是云计算或 GPU,这两种思路现阶段都不是最理想的选择。另外,还有部分文献提出了将虹膜颜色与纹理特征融合的方法^[18],其识别率仅为 0.70,识别效果不理想。

综上所述,目前的虹膜纹理特征提取方法还无法满足移动设备虹膜识别对抗光干扰、运算复杂度和识别正确率的需求。为此,本文提出一种基于类卷积神经网络的可见光虹膜识别方法,该方法可有效解决上述问题。首先,由于可见光干扰,虹膜图像色彩失真且对比度削弱,因此采用暗通道图像去雾法对虹膜图像进行增强处理,以去除光干扰,并使虹膜纹理增强;其次,基于卷积神经网络近原图结构层的特点以及虹膜识别系统对移动设备处理性能的要求,提出一种类卷积神经网络以较低的运算和存储负担实现虹膜纹理信息降维;然后,利用分块处理方法提取降维图像各区域的局部虹膜纹理信息并构建特征向量,在提取虹膜显著性纹理特征的同时抛弃对

分类贡献较小的非显著性特征,以进一步降低算法的运算和存储负担;最后采用运算耗时短的欧氏距离法进行特征匹配和识别。实验结果表明本文算法能够满足移动设备虹膜识别的应用需求。

1 图像类卷积降维方法

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是人工神经网络的一种。它是一种带有前向反馈的神经网络,是深度学习常用方法之一^[19]。卷积神经网络主要由卷积层、子采样层和全连接层组成。

卷积层将输入图像数据经过 n 个卷积模板得到 n 个特征图谱(feature map, FM)。通过这些图谱可获取输入图片的不同特征。

子采样层又称为池化层,用于缩减其上层卷积层得出的特征图谱的规模。子采样层常见的方式为最大值合并、平均值合并及随机合并。

最后一个子采样层连接到一个或多个全连接层。全连接层计算各分类的分值,其输出即为最终判别结果。

1.2 类卷积降维

虽然 CNN 已广泛应用于众多模式识别领域,但对于移动设备的虹膜识别,不仅需要考虑移动设备的处理速度,还需考虑移动设备的内存情况。CNN 算法需要隐式地从大量的训练样本中通过多层卷积层获得目标的显式特征,计算量大,算法复杂,这显然无法适用于移动设备的内存及处理速度的要求。

然而, CNN 的网络层结构对图像的平移、比例缩放、倾斜等情况具有高度不变性, CNN 中近原图的一层至两层的结构层能够提取像素级别的特征,在使图像维度降低的同时,能基本保持图像的全局性。因此,基于上述理论,为了在图像降维的同时简化卷积神经网络的结构,本文提出一种类卷积降维的方法。该网络由两层卷积层和两层子采样层组成。

首先设定卷积模板,输入图像 I , 尺寸为 M 行 N 列。卷积过程如式(1)所示, A 为 n 阶卷积模板, F 是经过卷积模板运算后得到的特征图谱,大小为 $(M - n + 1) \times (N - n + 1)$, $F_{u,v}$ 为 u 行 v 列的卷积结果。

$$F_{u,v} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I_{u+i,v+j} \times A_{i+1,j+1}) \quad (1)$$

式中: $u = 1, 2, \dots, M - n + 1; v = 1, 2, \dots, N - n + 1$ 。

然后将卷积后的特征图谱 F 经过子采样层,子采样层采用平均值合并方法,如式(2)所示,其中 S 为 F 经过子采样层后得到的降维图像,其大小为 $\left[\frac{1}{2}(M - n + 1) \right] \times \left[\frac{1}{2}(N - n + 1) \right]$ 。

$$S_{i+1,k+1} = \frac{1}{4}(F_{i,j} + F_{i,j+1} + F_{i+1,j} + F_{i+1,j+1}) \quad (2)$$

式中: $i = 2t + 1 (t = 0, 1, 2, \dots, \frac{1}{2}(M - n + 1) - 1)$,
 $j = 2k + 1 (k = 0, 1, 2, \dots, \frac{1}{2}(N - n + 1) - 1)$ 。

将得到的 S 再次经过一层卷积层和子采样层, 运算过程同前, 最后得到类卷积降维的纹理特征图像。

2 可见光下移动设备虹膜识别系统设计

本文所提出的基于类卷积神经网络的虹膜识别算法步骤如下: 首先将图像进行预处理, 分割出感兴趣区域, 利用暗通道去雾理论进行去雾增强, 彩色图片灰度化; 其次将预处理后的虹膜图像进行类卷积降维; 然后将所得纹理特征图像进行分块特征提取, 获得特征向量; 最后利用欧氏距离进行分类, 获得虹膜识别结果。

虹膜定位已有众多成熟方法, 本文采用文献[20]中方法。为避免睫毛、阴影等干扰, 将定位后的虹膜图像的下半部分归一化大小为 120×300 , 如图 1 所示。

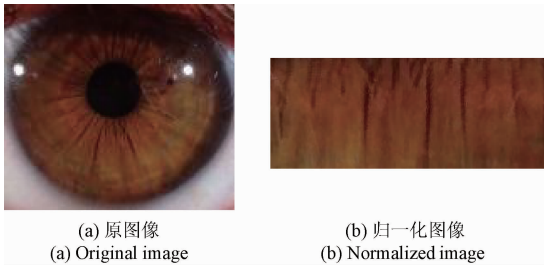


图 1 虹膜图像预处理

Fig. 1 Preprocessing of iris image

2.1 基于暗通道去雾理论虹膜图像纹理增强

在可见光采集条件下, 各种光干扰将影响虹膜图像的色调, 亮度和对比度。其受干扰程度与环境光强度、移动设备性能和采集设备与人眼的距离成指数关系。光强度越大, 设备性能越低, 手持设备距离越远, 采集所得虹膜图像受干扰程度越大, 进而导致虹膜纹理不清晰。图 2 所示分别为同一个虹膜在室内与室外不同光照条件下获取的虹膜图像。

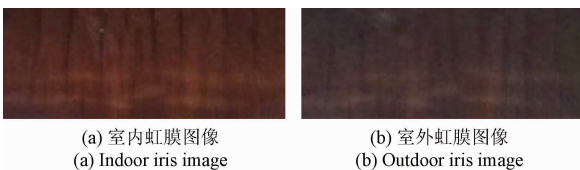


图 2 虹膜图像对比

Fig. 2 Comparison of iris images

由图 2 可见, 与室内图像相比, 由于受到环境光的干扰, 室外虹膜图像色彩失真, 对比度削弱, 图片渐白, 从而导致纹理信息缺失。这类干扰带来了“位脆弱性”问题, 降低了可见光虹膜识别的准确率。因此, 在本文提出的可见光虹膜识别方法的图像预处理步骤中, 首先利用文献[21]中的图像去雾增强方法减弱光对虹膜图像纹理信息的影响。

该方法将 RGB 某个通道内灰度值很低的像素称为暗通道, 通过去掉图像中暗通道的像素点所对应的值来除掉图像中各向同性的雾霾可以使原图像变得清晰真实^[21], 算法原理如下。

虹膜图像去雾模型如式(3)所示。式中 I 表示虹膜图像, J 表示去雾虹膜图像, B 是大气光值, $t(x)$ 表示透射率分布。

$$I(x) = J(x)t(x) + B(1 - t(x)) \quad (3)$$

设大气光成分均匀分布, 且已知大气光成分值 B , 可由式(4)求得雾虹膜图像暗通道值, 式中 $\min_c \left(\min_{y \in \Omega_c} \left(\frac{J_c(y)}{B_c} \right) \right)$ 是大气光归一化后无雾虹膜图像暗通道值, 其值几乎为 0。

$$t(x) = \min_c \left(\min_{y \in \Omega_c} \left(\frac{I_c(y)}{B_c} \right) \right) = \min_c \left(\min_{y \in \Omega_c} \left(\frac{J_c(y)}{B_c} \right) \right) + (1 - t(x)) \quad (4)$$

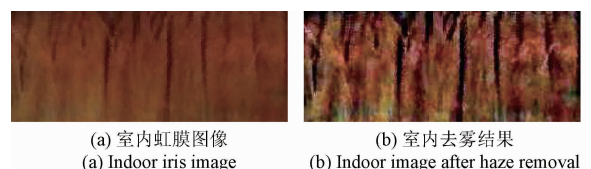
可根据式(5)求得透过率 $t(x)$, 为使图像不失真, 引入控制保留雾比重参数 w , 该参数用于调节去雾强度, $0 < w < 1$ 。

$$t(x) = 1 - w \times \min_c \left(\min_{y \in \Omega_c} \left(\frac{I_c(y)}{B_c} \right) \right) \quad (5)$$

最后可得去雾虹膜图像如下:

$$J(x) = \frac{I(x) - B}{t(x)} + B \quad (6)$$

图 3 所示为同一虹膜的室内外虹膜图像的归一化结果和去雾增强结果。可以看出, 去雾方法可以很好地降低光干扰, 增强虹膜纹理, 特别是对室外虹膜图像中的显著局部纹理进行了有效的增强, 这将有助于在后续步骤中对这类纹理进行特征提取, 在受光照干扰的条件下取得正确的识别结果, 解决“位脆弱性”问题。



(a) 室内虹膜图像
(a) Indoor iris image

(b) 室内去雾结果
(b) Indoor image after haze removal

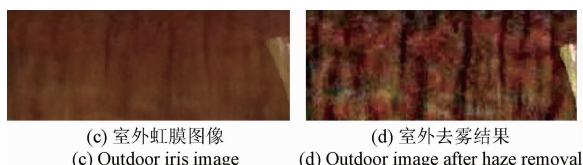


图3 虹膜图像去雾

Fig. 3 Iris images after haze removal

2.2 虹膜图像类卷积降维

为减少虹膜识别算法的复杂度,对预处理后的虹膜图像采用本文提出的类卷积神经网络进行降维。类卷积降维过程如图4所示,卷积模板 A 定义为 3×3 的中心增强均值模板,如式(7)所示。首先利用式(1)将 120×300 灰度虹膜图像经过第1卷积层,卷积后得到 116×296 特征图谱;其次利用式(2)将 116×296 特征图谱经过 2×2 子采样层1,得到 58×147 特征图谱。重复上述过程,将运算结果经过卷积层2和子采样层2,最后得到 27×72 的特征图谱。

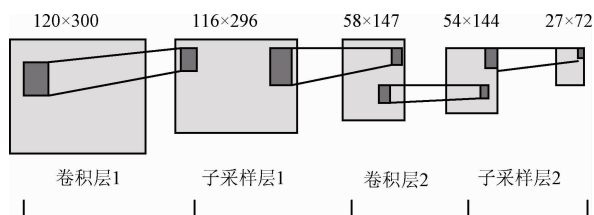


图4 类卷积降维示意图

Fig. 4 Schematic diagram of analogous convolution dimension reduction

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{2}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} \end{bmatrix} \quad (7)$$

图5所示分别为图3(b)和(d)的类卷积降维结果的二值图,由图5可以看出,该方法在降低图像维度的同时,突出了虹膜中的显著纹理特征,并且由于光干扰所引起的非虹膜纹理的“假性”特征排除,有利于提高不同光照条件下存在光干扰的虹膜识别的正确率。



图5 类卷积降维结果

Fig. 5 Analogous convolution dimension reduction results

2.3 分块区域特征提取及欧氏距离分类识别

类卷积神经网络虽然实现了虹膜图像的降维,但是其特征图谱中仍然存有大量类似噪声的非显著性纹理,如果将这些特征引入下一步的特征匹配识别,会增加算法的运算量,不利于虹膜识别技术在智能移动设备中的应用。因此,本文提出分块区域特征提取方法,对类卷积降维后的特征图谱进行特征选择,抽取其中的虹膜显著性纹理特征,同时抛弃对分类贡献较小的非显著性特征。再根据所得特征利用欧氏距离进行分类识别。具体算法如下(其中阈值和分块尺寸选择依据见3.2节)。

1)将灰度图像二值化,对二值图像进行分块,如图6(a)所示。

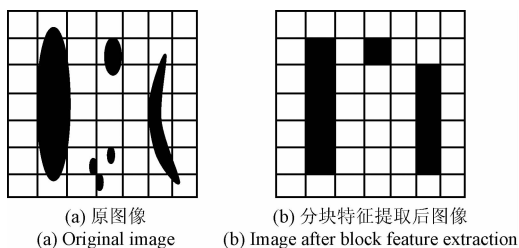


图6 分块区域特征提取

Fig. 6 Block area feature extraction

2)设定阈值 δ ,计算每个小矩形块中白色像素的个数,将其与阈值 δ 比较,大于阈值该分块区域全部置白,小于阈值则全部置黑,如图6(b)所示。由图可见,经过以上步骤处理后得到的原图像中纹理的位置、宽度、长度、总体结构保持一致性。

3)从左至右,从上至下,获得每个分块区域经过阈值分割所得的数值(1或0),共得到 k 个0或1的值。即维数为 k 的特征向量。 k 的计算如式(8)所示, m 为二值图像行数, n 为二值图像列数, s 为设定小矩形的行数, l 为设定小矩形的列数。

$$k = \frac{m}{s} \times \frac{n}{l} \quad (8)$$

4)考虑移动设备运行速度,经过多个分类器的实验对比,最终采用欧氏距离分类器(具体实验数据见3.3节)。欧氏距离计算方法见式(9),这里 x_{i1} 表示第1个点的第 i 维坐标, x_{i2} 表示第2个点的第 i 维坐标。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{i1} - x_{i2})^2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

将特征提取后的 k 维向量与样本库中的特征向量分别进行欧氏距离的计算,匹配出距离该向量最小,即最相似的样本,将其归为一类。

3 实验与结果分析

本文算法采用 MICHE-I 虹膜图像库^[22]进行测试。

该图库是在可见光下利用移动设备分别在室内与室外采集的虹膜图像。本文采用其中由 iPhone5 拍摄的 30 个人的 240 张虹膜图像,图像分辨率为 960×1280 像素。每个人分别 4 张室内虹膜图像,4 张室外虹膜图像。为了说明本文算法对不同光照条件的适用性,分别进行了如下两个测试实验。

1) 选取每人 2 张室内虹膜图像和 2 张室外虹膜图像,共 120 张作为训练样本,剩余 120 张图像作为测试样本,虹膜识别正确率达到 98.33%。实验结果表明本文方法在室内外均进行注册的一般智能移动设备虹膜识别应用中所能达到的准确率。

2) 选取每人的 4 张室内拍摄的虹膜图像作为训练样本,剩余的所有室外拍摄的虹膜图像作为测试样本,虹膜识别正确率达到 77.50%。实验结果表明本文算法在注册与实际使用光照环境完全不同的极端条件下,仍能达到一定的准确率。

3.1 算法性能评估

为了说明算法的识别性能,将本文提出的方法与两种比较通用的方法进行比较。其中 Gabor 方法为利用二维 Gabor 变换提取虹膜特征,再将所得特征进行二维离散余弦变换,最后用欧氏距离进行分类;PCA 方法为利用主成分分析法进行虹膜图像特征提取,再将所得特征进行欧氏距离分类。为说明各方法的性能,分别利用受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)、识别率(recognition rate, RR)、ROC 曲线下面积(area under ROC curve, AUC)和等错误率(equal error rate, EER)对各算法性能进行评估。两个测试实验的比较结果如图 7、8 所示。

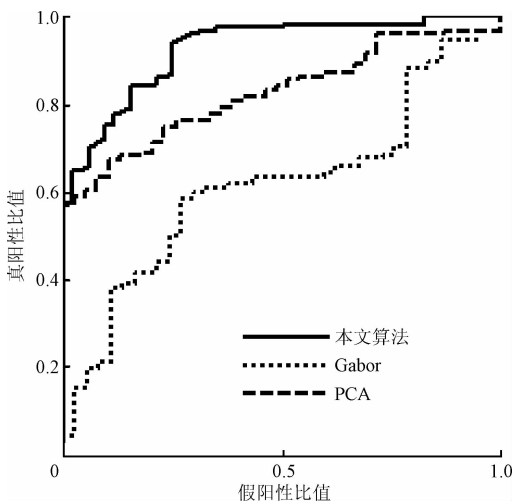


图 7 实验 1 获得的各种算法的 ROC 曲线

Fig.7 ROC curve of various algorithms in experiment 1

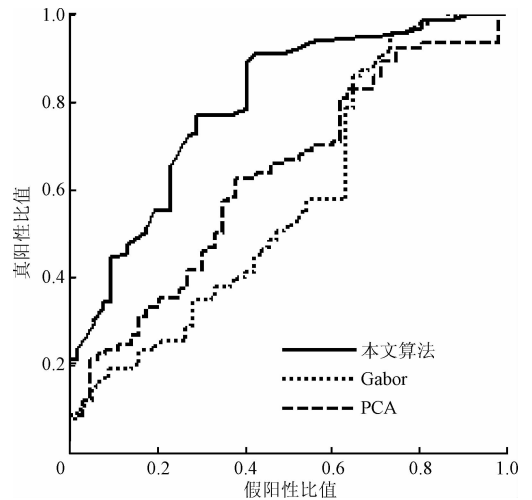


图 8 实验 2 获得的各种算法的 ROC 曲线

Fig.8 ROC curve of various algorithms in experiment 2

由图 7 可以看出,实验 1 中本文算法的 ROC 曲线下面积最大,表明该实验中本文算法的识别效果最好。如表 1 所示,其 $RR=0.98$, $AUC=0.93$, $EER=0.18$,均优于其他方法。上述测试结果表明本文算法与传统的 Gabor 变换和 PCA 方法相比在可见光虹膜识别中在识别准确率方面具有优势。

表 1 实验 1 各种算法的性能评估

Table 1 Various algorithms performance evaluation in experiment 1

算法	RR	AUC	EER
本文算法	0.98	0.93	0.18
Gabor 算法	0.65	0.61	0.40
PCA 算法	0.96	0.82	0.21

由图 8 所示的 ROC 曲线可以看出,本文提出的算法识别效果最好。如表 2 所示,其 $RR=0.77$, $AUC=0.79$, $EER=0.22$ 。实验结果证明,本文提出的算法具有一定的鲁棒性,当采集光照条件剧烈变化且虹膜图像受干扰较大时,相比于 PCA 方法与 Gabor 算法,本文算法的识别准确率较高,更适用于智能移动设备虹膜识别中采集光照条件不固定的应用背景。

表 2 实验 2 各种算法的性能评估

Table 2 Various algorithms performance evaluation in experiment 2

算法	RR	AUC	EER
本文算法	0.77	0.79	0.22
Gabor 算法	0.25	0.57	0.49
PCA 算法	0.44	0.67	0.39

3.2 分块特征提取中矩阵块大小及阈值 δ 的选择

类卷积降维后的 27×72 灰度特征图谱,经过二值化后进行分块特征提取,分块尺寸以及阈值大小会对虹膜纹理的特征提取有较大影响。因此,进行了不同阈值的对比实验,结果证明, 4×2 矩形块,阈值取5时对虹膜纹理提取具有良好的效果如表3和4所示,其经过欧氏距离分类识别正确率最高。

表3 实验1不同分块与阈值选取对比

Table 3 Comparison of different sizes of block and threshold value in experiment 1

分块	阈值4	阈值5	阈值6	阈值7	阈值8
3×2	0.983 33	-	-	-	-
4×2	-	0.983 33	0.975 00	-	-
5×2	-	-	0.966 66	0.941 66	0.941 66
4×3	-	-	-	0.958 33	0.966 66
5×3	-	-	-	0.925 00	0.891 66

表4 实验2不同分块与阈值选取对比

Table 4 Comparison of different sizes of block and threshold value in experiment 2

分块	阈值4	阈值5	阈值6	阈值7	阈值8
3×2	0.766 66	-	-	-	-
4×2	-	0.775 00	0.725 00	-	-
5×2	-	-	0.733 33	0.725 00	0.708 33
4×3	-	-	-	0.641 66	0.641 66
5×3	-	-	-	0.475 00	0.541 66

图9所示为上述阈值与分块尺寸选择结果下室内室外虹膜图像分块特征提取结果,与图5中类卷积神经网络降维所得的二值图像对比可得,较为明显的特征被选择出来,不明显的特征或噪声被抛弃,并且由于室外图像受光干扰严重,提取较为明显的特征对于分类识别更有益。根据式(8)可算出每幅图像的特征向量维数仅为216,说明该方法能够大大降低用于分类识别的特征向量维数,降低算法的运算量,可以减轻智能移动设备的运算负担。

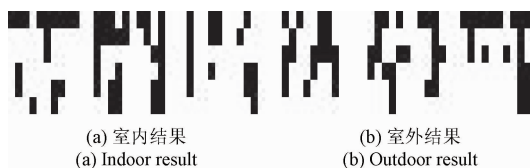


图9 局部纹理特征提取结果

Fig. 9 Local texture feature extraction results

3.3 不同分类器对比分析实验

根据移动设备虹膜识别的特点,应选择识别率高、运

算结构简单的分类器,因此进行了不同分类器的对比实验,实验结果如表5所示,经过对比发现,欧氏距离法的运算耗时最短,且可以获得较高的识别正确率。

表5 不同分类器对比

Table 5 Comparison of different classifiers

分类器	识别率	耗时/s
欧氏距离	0.775	0.090 8
汉明距离	0.775	3.229 5
杰卡德距离	0.75	4.865 4
支持向量机	0.433 3	2.347 5

3.4 错误识别原因分析

测试实验2的识别率为77.50%,与实验1比较准确率大大降低,下面对其中识别错误的虹膜图像进行分析。

图10所示为实验2中错误识别的虹膜图像的各步骤实验结果。图10(a)和(b)是同一个虹膜在室内和室外拍摄的两幅图像,从图中可以看出室外图像失真严重,光照干扰非常大,虹膜纹理信息严重缺失。虽然经过预处理后,图10(b)中的纹理得到了一定程度的恢复,如图10(d)所示,但其显著纹理与图10(c)中所示仍有较大差距,从而影响到后续步骤的特征提取。由图10(e)~(h)所示,室内室外虹膜图像的特征图谱存在很大差异,导致欧氏距离分类器给出了错误的分类结果。

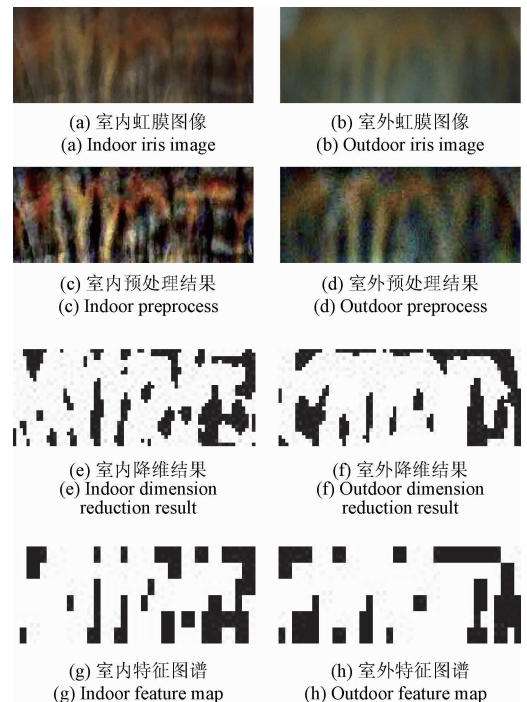


图10 错误识别图像各步骤实验结果

Fig. 10 Error classified image results

实验 2 中的大部分错误识别图像都有与上述图例相似的致错因素,即当采集光照条件发生很大变化,特别是室外光干扰严重,导致室内外采集到的虹膜图像存在大量差异,纹理信息严重损失时,同一个虹膜的两幅图像的特征图谱将存在无法匹配的差异。由此可以说明本文算法发生错判的主要原因在于虹膜图像受到了严重干扰,导致室内特征图谱与室外特征图谱相差较大,无法判别为同一虹膜。

4 结 论

本文针对智能移动设备虹膜识别应用中遇到的新问题,提出一种基于类卷积神经网络和分块区域特征提取的可见光虹膜识别方法。测试结果表明,该方法在室内外图像均进行训练的条件下的识别正确率能够达到 98.33%,基本满足可见光虹膜识别的要求。与传统的 Gabor 变换类和 PCA 类虹膜识别方法相比,本文方法在存在干扰的可见光采集条件下,具有比较明显的优势,该方法所获得的虹膜纹理特征对干扰的鲁棒性更强。另外,本文所提出的类卷积神经网络的降维方法大大减少了卷积神经网络的计算复杂度,更适用于智能移动设备的运算和内存条件。

本文方法的不足之处在于当图像受干扰情况严重时,可用于识别的显著特征减少,本方法效果不理想。可尝试建立虹膜图像模糊程度评价方法,排除可能导致识别错误的受干扰严重的虹膜图像;或改进虹膜特征提取方法,仅将虹膜中的特定类型纹理作为匹配依据。上述方法可作为课题今后的研究方向之一。

参考文献

- [1] PROENCA H, XE H. Iris recognition: What is beyond bit fragility? [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 10(2) :321-332.
- [2] BARRA S, CASANOVA A, NARDUCCI F, et al. Ubiquitous iris recognition by means of mobile devices[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 57(5) :66-73.
- [3] LI P, LIU X, ZHAO N. Weighted co-occurrence phase histogram for iris recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(8) :1000-1005.
- [4] PROENCA H, FILIPE S, SANTOS R, et al. The UBIRIS. v2: A database of visible wavelength iris images captured on-the-move and at-a-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(8) :1529-1535.
- [5] RAJA K B, RAGHAVENDRA R, BUSCH C, et al. An empirical study of smartphone based iris recognition in visible spectrum[C]. Proceedings of the 7th International Conference on Security of Information and Networks, 2014, doi:10.1145/2659651.2659704.
- [6] JENNIFER B, CHARLES D. Near-infrared and visible-light periocular recognition with Gabor features using frequency-adaptive automatic eye detection [J]. IET Biometrics, 2015, 4 (2): 74-89.
- [7] MIKAELYAN A, AIONSO-FERNANDEZ F, BIGUN J. Periocular recognition by detection of local symmetry patterns [C]. Proceedings of the 10th International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems , 2014 :584-591.
- [8] RAFFEI A F M, ASMUNI H, HASSAN R, et al. Feature extraction for different distances of visible reflection iris using multiscale sparse representation of local Radon transform[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(10) :2622-2633.
- [9] 朱爱青. 基于虹膜的身份认证技术研究[J]. 计算仿真, 2011, 28(10) :269-273.
ZHU AI Q. Research on identification verification based on iris [J]. Computer Simulation, 2011, 28 (10): 269-273.
- [10] UMER S, DHARA B C, CHANDA B. Iris recognition using multiscale morphologic features [J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 65(11) :67-74.
- [11] 苑玮琦,张波,刘笑楠. 基于灰度差分和脊线检测算子的虹膜裂缝检测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10) : 2290-2299.
YUAN W Q, ZHANG B, LIU X N. Iris cracks detection based on gray level difference and ridge line detection operator[J]. Chinese Journal of scientific Instrument, 2016, 37(10) :2290-2299.
- [12] 刘笑楠,苑玮琦,张波. 基于组合窗口搜索的虹膜块状纹理检测 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (8): 1900-1906.
LIU X N, YUAN W Q, ZHANG B. Iris plaque-like texture detection based on combined window searching [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (8): 1900-1906.
- [13] 朱立军,苑玮琦. 基于 BAB 策略与 SVM 的虹膜块状纹理检测 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (11): 2488-2444.
ZHU L J, YUAN W Q. Iris image lump-like texture detection based on BAB strategy and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (11): 2488-2444.
- [14] TSAI Y H. A weighted approach to unconstrained iris recognition [J]. International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information

- Engineering, 2014, 8(1):30-33.
- [15] MARSICO M D, NAPPI M, RICCIO D. Noisy iris recognition integrated scheme [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(8):1006-1011.
- [16] SANTOS F A, FARIA F A, BOUKERCHE A, et al. An efficient cloud-based iris recognition solution for mobile devices [C]. Proceedings of the 13th ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access, 2015: 89-95.
- [17] RAKVIC R, BROUSSARD R, NGO H. Energy efficient iris recognition with graphics processing units [J]. IEEE Access, 2016, 4(1):2831-2839.
- [18] GALDI C, DUGELAY J L. FIRE: Fast iris recognition on mobile phones by combining colour and texture features [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 91(5): 44-51.
- [19] BOUVRIE J. Notes on convolutional neural networks [R]. Cambridge: Neural Networks, 2006.
- [20] 苑玮琦, 林忠华, 徐露. 一种基于人眼结构特征的新型虹膜定位算法 [J]. 光电工程, 2007, 34(1): 112-116.
YUAN W Q, LIN ZH H, XU L. Novel iris location algorithm based on the structure of human eyes [J]. Opto-Electronic Engineering, 2007, 34(1):112-116.
- [21] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12):2341-1353.

- [22] DE MARSICO M, NAPPI M, RICCIO D, et al. Mobile Iris Challenge Evaluation (MICHE)-I, biometric iris dataset and protocols [J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 57(C):17-23.

作者简介



刘笑楠(通讯作者), 分别在 2001 年和 2004 年于吉林大学获得学士和硕士学位, 2014 年于沈阳工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学讲师, 主要研究方向为图像处理及模式识别。

E-mail: april05_liu@126.com

Liu Xiaonan (Corresponding author) received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Jilin University in 2001 and 2004, respectively, and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2014. Now she is a lecturer in Shenyang University of Technology. Her main research interests include image processing and pattern recognition.



白雨辰, 2016 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理及模式识别。

E-mail:331195625@qq.com

Bai Yuchen received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2016. Now she is a M. Sc. candidate in Shenyang University of Technology. Her main research interests include image processing and pattern recognition.