

一种基于 PCNN 的改进型虹膜识别算法

金 鑫 聂仁灿 周冬明

(云南大学信息学院 昆明 650091)

摘 要 基于脉冲耦合神经网络(PCNN),提出一种改进的虹膜识别算法。针对虹膜定位准确性这个研究点,引入形态学滤波对人眼图像进行去噪,以提高定位准确性。介绍了 PCNN 的模型,并对神经元震荡时间序列(OTS)进行统计分析,得出不同虹膜纹理具有唯一的神经元 OTS。最后计算 OTS 的欧氏距离并进行分类,实现了虹膜识别的改进方法。在 CASIA-Iris-Interval 虹膜数据库中的实验结果验证了该方法的有效性,显示了它比传统算法具有更好的识别率和识别速度。

关键词 虹膜识别,脉冲耦合神经网络,形态学滤波,特征匹配

中图分类号 TP183 **文献标识码** A

Improved Iris Recognition Algorithm Based on PCNN

JIN Xin NIE Ren-can ZHOU Dong-ming

(Information College, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract We proposed an improved iris recognition algorithm based on pulse coupled neural network (PCNN). Because the iris location is not enough accuracy, the morphological filtering method was applied to image denoising, which can improve recognize accuracy. And, by the statistical analysis of oscillation time sequences of the neurons, we concluded that different iris textures have the unique neurons oscillation time sequences (OTS). Finally we achieved the improved iris recognition algorithm through calculating and classifying the Euclidean distance of the OTS. In the iris database of CASIA-Iris-Interval, the experimental results show the effectiveness of the method proposed in this paper, and reveal that this method is better than traditional methods in recognition accuracy and recognition rate.

Keywords Iris recognition, PCNN, Morphological filtering, Feature matching

1 引言

虹膜识别技术是图像处理中的一个热点研究领域,它在安防、国防、电子商务等多种领域得到越来越多的应用^[1]。近几十年来,越来越多的研究者关注虹膜识别领域,并取得了巨大的突破和成就。目前有 3 种最有影响的虹膜识别算法,分别为相位分析方法^[2-4]、纹理分析方法^[5-7]、小波过零点检测分析方法^[8]。

相位分析方法,通过 Gabor 滤波器得到虹膜的纹理特征编码,统计编码对应相位异同个数来度量两幅虹膜图像的相似度。纹理分析方法,把虹膜图像通过高斯滤波器,进行 4 层拉普拉斯金字塔分解,比较各层归一化后的相关值,再利用 Fisher 分类器进行匹配。小波过零点检测分析方法,为减小计算量和存储量,把虹膜视为同心圆,把虹膜图像转变为一维小波,再进行小波变换,对变换结果中的两个过零点之间的区域进行积分和定位,来度量两幅虹膜图像的相似度。对虹膜识别的研究虽然非常多,但还存在一些瓶颈,其是将来研究的

难点和重点^[9]。首先,虹膜的特征数非常多,加之高精度度也大大增加了计算量,要达到实时性非常困难。其次,目前常采用海明距离来计算两幅虹膜图像的相似度,但有很大缺陷,即使同一个人的两幅虹膜图像,也不能做到严格意义上的相同。此外,虹膜识别系统对采集便捷性的要求也很高。因此采用一些模糊的识别方法,如神经网络等机器学习的方法将是一个重要的研究课题。

脉冲耦合神经网络^[10](Pulse Coupled Neural Network, PCNN)在图像处理中有很大的优势,其已被广泛应用于图像分割^[11]、图像融合、目标检测等图像处理领域。在 PCNN 网络中,相似群神经元发放的同步脉冲可以有效地描述图像的边缘和区域分布等信息。对这些脉冲进行迭代后得到振荡时间序列^[12](Oscillation Time Sequences, OTS),同时也将二维图像特征降维成了一维的 OTS,而且对图像具有旋转、平移和缩放的良好适应性和不变性。

本文首先介绍了脉冲耦合神经网络模型的结构,对虹膜图像的 OTS 进行了统计理论分析,并且验证了 OTS 对于旋

本文受国家自然科学基金(61365001,61463052),云南省应用基础研究计划项目(2012FD003)资助。

金 鑫(1987—),男,硕士生,主要研究方向为神经网络和图像处理,E-mail:18487219630@163.com;聂仁灿(1982—),男,博士,主要研究方向为神经网络和图像处理;周冬明(1963—),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为基于神经网络的图像处理技术、优化计算、信号处理技术(通信作者)。

转、缩放、平移等变化的适应性。传统虹膜定位算法是基于 Hough 变换的虹膜定位方法,但此种方法存在一部分错误检测的情况。特别是在定位虹膜外边界时,由于虹膜与巩膜的灰度差较小,找到的拟合圆不够准确,导致虹膜外圆心和半径出现偏差。本文在传统的虹膜定位算法基础上,提出了基于形态学滤波的虹膜定位改进算法,并通过测试证明了改进的虹膜定位算法更加准确,对圆心定位错位和半径偏差较大的情况也有较大改善。针对虹膜匹配快速性这个研究点,引入脉冲耦合神经网络,把二维数据压缩到一维数据,根据 OTS 之间的欧氏距离来快速地粗分类。实验结果验证了此种改进方法对虹膜图像中常见的旋转和平移现象有较好的适应性,能够实现模糊匹配,并且耗时相对较少,能够兼顾大型虹膜数据库中数据量大与实时性的要求。最后对虹膜识别系统的改进方法,从运行准确性及时间消耗两个方面进行实验对比,验证了改进方法的有效性。

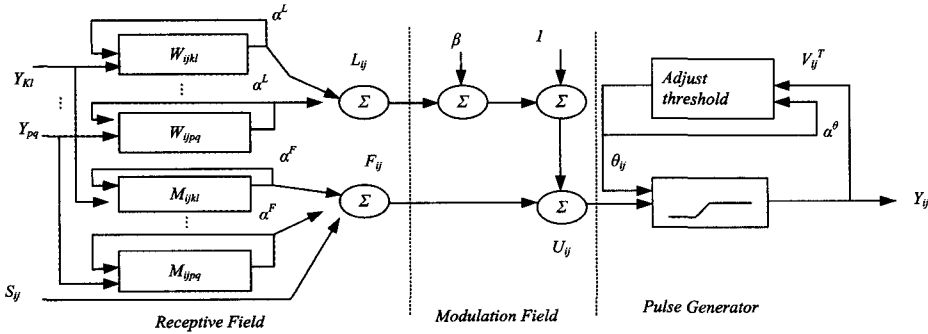


图1 PCNN 模型

PCNN 由接收域、调制域和脉冲产生器 3 部分组成。在接收域^[18],神经元 (i, j) 接收邻域神经元的输入脉冲, L 为反馈输入通道, F 为链接输入通道。 W_{ijkl} 和 M_{ijkl} 分别代表邻域神经元 (k, l) 与神经元 (i, j) 的 L 通道和 F 通道的突触链接权, S_{ij} 代表神经元 (i, j) 的外部激励输入。通道值 $L_{ij}(n)$ 和 $F_{ij}(n)$ 以指数形式衰减,它们的衰减指数分别为 α^L 和 α^F ,而 V^L 和 V^F 分别是两个通道的通道幅值。在调制域^[19], $U_{ij}(n)$ 为神经元的内部状态值,它是神经元双通道的非线性调制结果, β 代表链接强度。在脉冲产生器中^[20],如果神经元的内部状态值 $U_{ij}(n)$ 大于它的阈值 $\theta_{ij}(n)$,神经元将发放脉冲,而阈值以指数方式衰减, α^θ 和 V^T 分别代表阈值的衰减指数和幅度。

2.2 PCNN 虹膜识别统计分析

在 PCNN 的迭代计算中,每次迭代将输出一幅二值脉冲图像(点火图),则 N 次的迭代计算则将输出 N 幅二值脉冲图像,这些二值图像有效地表达了图像特征信息(如纹理、边缘和区域分布等)。但这些二值图像的数据量较大,它们并不适于直接用于图像的特征描述。Johnson 曾提出了一种基于 PCNN 网络的变换方法^[21]:对 PCNN 每一次迭代后输出的点火图进行求和运算,得到一个一维 OTS $S(t)$ 。

$$S(t) = \sum_{n=1}^K a_n \delta(t - nT - \varphi_n) \quad (6)$$

其中, T 为周期, a_n 是第 K 个神经元输出的脉冲幅度, φ_n 为时间偏移量。

Johnson 还用实验证明了每一幅输入图像都有自己唯一的 OTS。同时,OTS 图也代表了图像多种特征的融合描述。每个人的虹膜图像都有唯一的 OTS,通过欧氏距离计算不同

2 PCNN 模型

2.1 PCNN 模型介绍

1990 年,Eckhorn^[13-15]根据猫的视觉皮层神经元脉冲发放现象提出联结模型,1993 年,Johnson 在 Eckhorn 模型的基础上,提出了脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)模型^[16,17],如图 1 所示。此模型在图像处理的多个领域有着广泛的应用。

PCNN 模型可由以下表达式描述:

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha^F} F_{ij}(n-1) + V^F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha^L} L_{ij}(n-1) + V^L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha^\theta} \theta_{ij}(n-1) + V^T Y_{ij}(n) \quad (5)$$

虹膜的 OTS,用于原始图像的模式分类。另外,图像的 OTS 有效地将二维的二值脉冲图像信息转化为一维信息,实现了对图像的降维,从而减少了虹膜识别的耗时。如图 2 所示,先将虹膜图像归一化到固定大小的矩形,SI_1 和 SI_2 是属于同一个测试者的两幅虹膜纹理图片,而 SI_2_1 则是另一个测试者的虹膜图像归一化到固定大小的矩形的虹膜纹理图片。将图像信息转化为 OTS 图后,实现了图像信息的大幅降维,而且属于同一个人的 OTS 图非常相似,而来自不同测试者的 OTS 图有很大不同,实现了初步分类。

通过这种变化把原始图像的大量特征信息压缩到一维,这种变换的优点很明显:计算简单、数据量少、易于操作等,而且具有平移不变性、旋转不变性和缩放不变性。

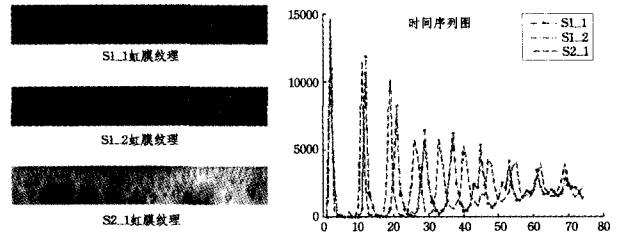


图2 同一测试者与不同测试者间虹膜纹理 OTS 比较

如图 3 所示,分别对虹膜 1 和虹膜 2 归一化后的虹膜纹理进行左右上下平移、1/2 的缩放、10° 的旋转变换。图 3 中 (a)、(b)、(c)、(d) 为虹膜 1 变化过的纹理图和 OTS,图 3 中 (e)、(f)、(g)、(h) 为虹膜 2 变化过的纹理图和 OTS。可以看出,图像的 OTS 变化趋势完全相同,但缩放图像的 OTS 在幅度上有较大的变化,而平移和旋转变换后的图像的 OTS 在

复读上则和原图大体一致。说明同一图像的 OTS 对图像的平移、旋转和缩放具有很好的适应性,而不同图像的 OTS 则有很大不同。

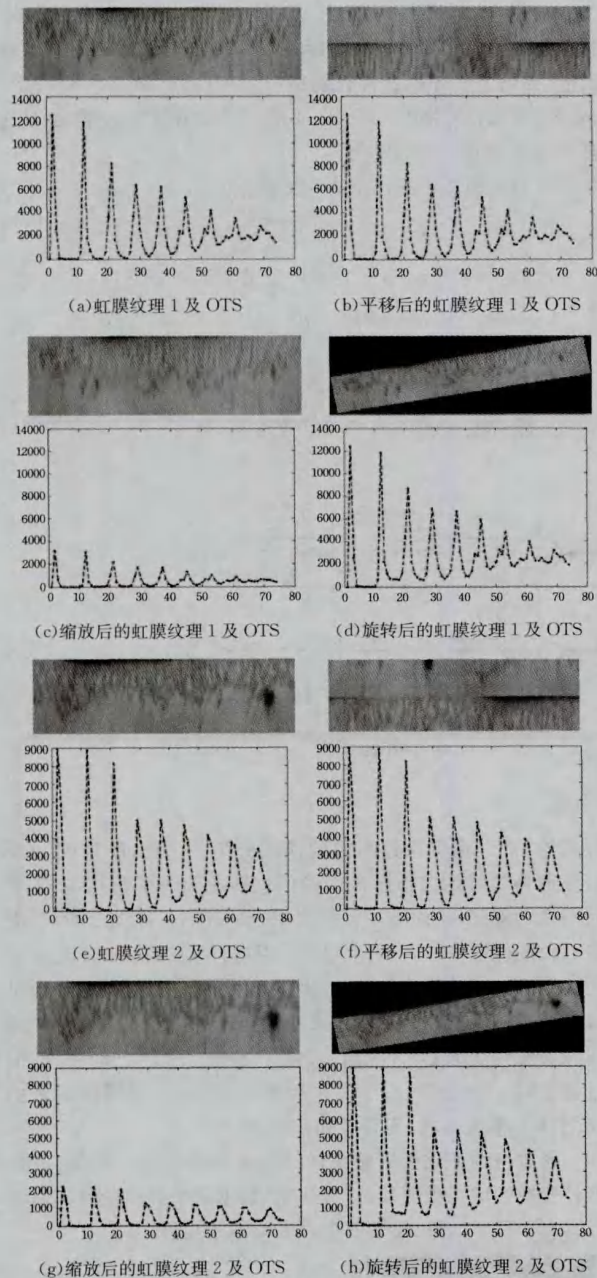


图3 PCNN 的不变性分析

3 基于形态学滤波的虹膜定位算法

传统虹膜定位算法是以 Wildes^[22] 为代表提出基于 Hough 变换的虹膜定位方法,但此种方法存在一部分错误检测的情况,特别是在定位虹膜外边界时,由于虹膜与巩膜的灰度差较小,容易受到干扰(如睫毛、眼皮、眼眶、虹膜外围晶体的反光等),找到的拟合圆往往不够准确,导致虹膜外圆心和半径出现偏差。而虹膜圆心的精确定位对虹膜的识别率有着重要的影响,半径的偏差影响略小,但是较大的半径偏差也会影响虹膜的识别率。

本文在 Wildes 提出的传统的虹膜定位算法基础上,提出

了基于形态学滤波的虹膜定位改进算法。形态学的基本算法包括:膨胀、腐蚀、开运算、闭运算。为了能够去除物体内部干扰,同时保留准确的图像轮廓信息,本文使用基于膨胀运算的滤波算法^[23]。

膨胀运算^[24]就是增加物体边界的过程,膨胀后的物体沿其周边“扩大”。为保留图像的基本轮廓特征,对标记图像 marker 进行反复膨胀运算,但对膨胀结果进行限定,保证每一次连续的膨胀都被限制在原图 mask 以下,直到图像的像素不再变化。可以以式(7)表示:

$$marker = (marker \oplus B) \wedge mask \quad (7)$$

与形态学的 4 种基本运算的效果相比,基于膨胀运算的滤波算法滤除了原图上细节的信息,同时保留下了准确的轮廓信息。

虹膜定位改进算法的步骤如下:

- (1)对原图 mask 进行如上所述的形态学滤波处理,处理结果为 masker。
- (2)利用 canny 算子提取 masker 图像的边缘线条,使用 hough 变换检测内圆,找出虹膜内圆的圆心和半径。
- (3)利用 canny 算子提取 mask 图像的边缘线条,使用 hough 变换检测外圆,在计算外圆圆心投票时,把内圆圆心附近的票数计为有效投票。

图 4、图 5 示出改进前和改进后两种情况下的虹膜定位结果。可以看出,改进型虹膜定位算法可以有效地纠正常规虹膜定位算法出现的偏差。

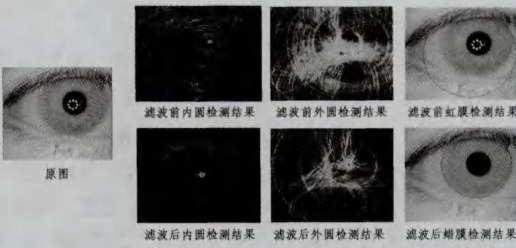


图4 基于形态学滤波算法的虹膜定位改善效果

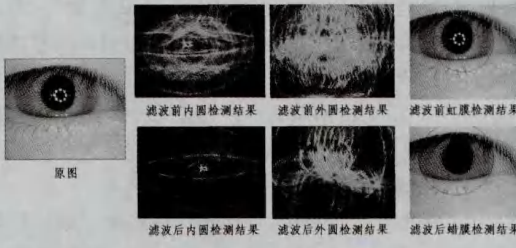


图5 基于形态学滤波算法的虹膜定位改善效果

为了评估本文提出的虹膜定位方法的有效性,在 CASIA-IrisV4 中的 CASIA-Iris-Interval 的虹膜数据库进行了测试。CASIA-Iris-Interval 虹膜数据库中包含 249 名测试者的虹膜图像,每只眼睛分别采集了 1—26 幅不等的图像。其中包括来自右眼的 1304 幅虹膜图像和来自左眼的 1332 幅虹膜图像。

表1 虹膜定位对比结果

	圆心错误	圆心正确,半径 有较大偏差	圆心正确,半径 有较小偏差	总计
传统	82(3.1%)	89(3.4%)	75(2.8%)	246(9.3%)
本文	7(0.2%)	47(1.8%)	68(2.6%)	122(4.6%)

表 1 中数字分别为人数和所占比例。由测试结果可看出,改进型虹膜定位算法更加准确,特别是降低了绝大部分圆心定位错位的情况,而圆心定位错误对虹膜识别率的影响是最大的,对于半径偏差较大的情况也有较大改善。总体上从虹膜定位的准确率来看,改进型虹膜定位算法的不准确率只有传统方法的一半左右,改善效果比较明显。

4 基于 PCNN 的虹膜匹配算法改进

目前常采用海明距离来计算两幅虹膜图像的相似度,但海明距离是一种严格的按照相同相位上的异同得出的结果。但是由于瞳孔的收缩,虹膜会非线性地弹性收缩,加之眼睑、睫毛等的干扰,即使同一个人的两幅虹膜图像,也不能做到严格意义上的相同,而只能是非常相似。这决定了虹膜图像的匹配只能采用一些模糊的识别方法,而 PCNN 的 OTS 对图像的平移、旋转和缩放具有很好的适应性,不同图像的 OTS 则不同。但是 PCNN 的 OTS 在降维的同时,也损失了过多的信息,直接用于虹膜图像匹配并不能得到很好的效果。鉴于此,提出了基于 PCNN 粗分类的虹膜匹配改进算法,如图 6 所示,其步骤如下:

首先,进行归一化处理:将直角坐标系映射到极坐标中,把不同大小的虹膜图像归一化到固定大小的矩形(大小为 $64 * 512$)。将归一化后的虹膜图像送入 PCNN,输出特征 OTS。用这些 OTS 来描述图像的特征,这些特征值具有时间、尺度等不变性。用归一化的 OTS 之间的欧氏距离来进行初步筛选。距离低于阈值的是同一类,距离高于阈值的则为不同类别。

然后,在同一类别下,对归一化后的虹膜图像进行二维 Gabor 滤波,提取虹膜纹理特征后,计算海明距离。

最后,匹配前进行对准,把其中一幅做数次上下左右移动,每次移动后求两幅图片的距离,距离最小的即为对准后的结果,计算出的距离即为两幅虹膜图像的相似度。

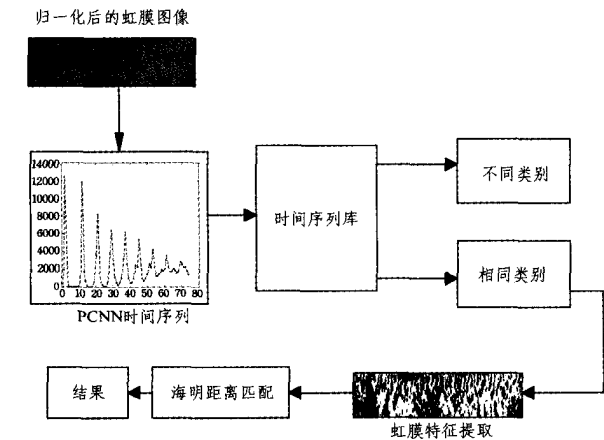


图 6 基于 PCNN 的虹膜匹配算法

PCNN 的网络参数如表 2 所列。

表 2 PCNN 网络参数

$W=M$	α^L	α^F	α^0	V^L	V^F	V^T	β	N
$\begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}$	1.451	0.0778	0.1460	1	0.1	14.355	0.08	60

CASIA-Iris-Interval 虹膜数据库的拍摄设备是由中国科学院自动化研究所自主研究的特写虹膜相机。它采用了一种圆形的 NIR LED 阵列,通过适当的光通量将虹膜成像,可以捕捉到非常清晰的虹膜图像,非常适合研究虹膜图像的细节纹理特征。在 CASIA-Iris-Interval 的虹膜数据库选择了定位准确、完好的虹膜图片(来自 20 个人,每人 10 幅图像)共 200 幅图像,作为训练集,计算出 200 幅图像的 OTS,归一化后逐一比对欧氏距离。得到的训练结果如表 3 所列。

表 3 训练结果

同一测试者的 距离均值	不同测试者的 距离均值	同一测试者间 的距离方差	不同测试者间 的距离方差
1357.9	1519.1	695.5	779.9

先尽可能将同一测试者的虹膜粗分为一类,减少将同类错分为不同类的可能性,因此得出设定阈值为 2200,将归一化后的虹膜图像送入 PCNN,输出特征 OTS。用 OTS 之间的欧氏距离来进行初步筛选。距离低于阈值的初步分为同一类,距离高于阈值的则为不同类。

5 改进后的虹膜识别系统

传统的基于人体虹膜的识别系统,通常包含虹膜采集、虹膜定位、眼皮与睫毛检测、归一化处理、特征提取和匹配识别等 6 个关键步骤。本文加入了形态学滤波和 PCNN 算法粗分类,从而改进了虹膜定位算法。改进后的识别系统包含以下 8 个关键步骤,如图 7 所示。

(1)虹膜采集:利用拍摄设备获得清晰的虹膜图像。

(2)形态学滤波:滤除细节纹理的干扰,突出虹膜的轮廓部分。

(3)虹膜定位:利用 canny 算子提取 masker 图像的边缘线条,使用 hough 变换检测内圆,找出虹膜内圆的圆心和半径。利用 canny 算子提取 mask 图像的边缘线条,使用 hough 变换检测外圆,在计算外圆圆心投票时,把内圆圆心附近的票数计为有效投票。

(4)眼皮和睫毛检测:截取与虹膜外圆外切的矩形作为虹膜图像,矩形之外的部分与虹膜无关,无需考虑。使用边缘检测算法得到虹膜图像中的边缘线条,这些边缘线条还包括了睫毛的线条、眼睑的轮廓等,利用 Hough 变换曲线检测拟合样条曲线。

(5)归一化处理:将直角坐标系映射到极坐标中,把不同大小的虹膜图像归一化到固定大小的矩形(大小为 $64 * 512$),为后续特征提取和匹配提供统一的图像平台。

(6)粗分类:将归一化后的虹膜图像送入 PCNN,PCNN 输出特征 OTS。用 OTS 之间的欧氏距离来进行初步筛选。距离低于阈值的初步分为同一类,距离高于阈值的则为不同类。

(7)特征提取:使用二维 Gabor 滤波,利用滤波器的实部和虚部来对滤波结果进行编码,用编码来描述虹膜图像中的纹理。

(8)匹配识别:匹配之前先进行对准,把其中的一幅图像在一定范围内做上下左右的移动,得到的最短的海明距离为两幅图像的距离,即为两幅虹膜图像的相似度。

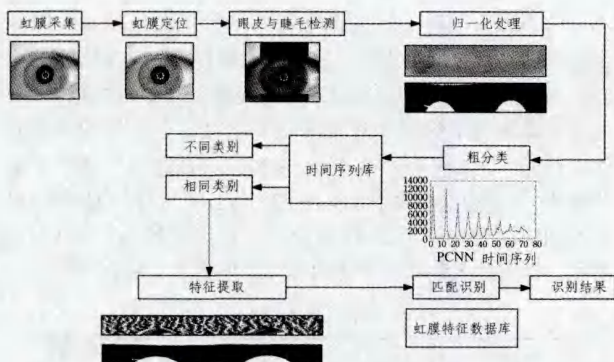


图7 改进虹膜识别流程

6 实验仿真及分析

在 CASIA-Iris-Interval 虹膜库中主要比对两种算法纹理特征提取的有效性。其拍摄设备采用圆形的 NIR LED 阵列,通过适当的光通量将虹膜成像,可以捕捉到非常清晰的虹膜图像,非常适合研究虹膜图像的细节纹理特征。CASIA-Iris-Interval 虹膜数据库中包含了 249 名测试者的虹膜图像,每只眼睛分别采集了 1—26 幅不等的图像。其中包括来自右眼的 1304 幅虹膜图像,来自左眼的 1332 幅,共 2636 幅虹膜图像。实验结果如表 4、表 5 所列。

表4 不同训练集下虹膜识别率比较

训练集	P=2	P=3	P=4	P=5	P=6	P=7	P=8	P=9
传统	95.8%	96.5%	96.6%	97.4%	96.9%	99.3%	99%	98.2%
本文	99.7%	99.6%	99.7%	99.5%	99.9%	99.9%	100%	100%

如表 4 所列,同样训练集的情况下,本文识别率高于传统方法识别率。随着训练集的增加,本文方法仍保持较高的识别率。本实验中,当 $P=8$ 以上时,识别率可达 100%。说明在训练集较多的情况下,本文方法可实现无差错识别。

表5 不同训练集下每个测试者所需识别时间的比较

训练集	P=2	P=3	P=4	P=5	P=6	P=7	P=8	P=9
传统	35.4s	67.3s	90.4s	103.8s	112.4s	127.9s	128.5s	161.19s
本文	9.73s	11.5s	15.42s	23.38s	32.17s	37.52s	53.91s	56.55s

如表 5 所列,同样训练集的情况下,本文识别时间远远少于传统方法的识别时间。 $P \leq 4$ 时,本文方法识别时间仅为传统方法的 1/6 左右。随着样本集的增加,本文识别时间与传统方法的差距有逐渐减小的趋势,但仍优于传统方法。由实验数据分析可知,改进型虹膜识别算法在准确性和实时性方面均优于传统的虹膜识别算法,尤其是在训练集丰富的情况下,能表现出明显的优势。验证了本文方法的有效性。

结束语 本文基于脉冲耦合神经网络(PCNN)提出了一种改进的虹膜识别算法。引入形态学滤波去噪,再用 Hough 进行目标检测,改进的虹膜定位比单独使用 Hough 更加准确。特别是降低了绝大部分圆心定位错位的情况,对于半径偏差较大的情况也有较大改善。重点在对神经元 OTS 统计分析基础上,提出了改进型虹膜匹配算法。利用 OTS 进行虹膜图像信息降维,通过计算 OTS 的欧氏距离进行粗分类,有效地降低了虹膜匹配运算量,并且提高了识别率,大大缩短了虹膜识别时间。最后通过实验对比证明了本文提出的虹膜识别算法比传统识别算法有着更高的识别率,也比传统虹膜识

别算法有着较快的识别速度。

参考文献

- [1] Emirates U A. Middle East country eyes up biometrics [M]. Biometric Technology Today, 2005
- [2] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15 (11): 1148-1161
- [3] Daugman J. The importance of being random; statistical principles of iris recognition[J]. Pattern recognition, 2003, 36(2): 279-291
- [4] Daugman J. High confidence recognition of persons by iris patterns[C]//2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on Security Technology. IEEE, 2001: 254-263
- [5] Wildes R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1348-1363
- [6] Wildes R P, Asmuth J C, Green G L, et al. A machine-vision system for iris recognition[J]. Machine vision and Applications, 1996, 9(1): 1-8
- [7] Wildes R P, Asmuth J C, Green G L, et al. A system for automated iris recognition[C]//Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1994. IEEE, 1994: 121-128
- [8] Boles W W, Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE transactions on signal processing, 1998, 46(4): 1185-1188
- [9] Proenca H. Towards non-cooperative biometric iris recognition [D]. University of Beira Interior. Department of Computer Science, 2006
- [10] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a Pulse-coupled neural network [J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253-1255
- [11] 陈粟宋. 一种融合 PCNN 和 Watershed 变换的图像分割方法 [J]. 武汉大学学报, 2011, 44(2): 269-272
- [12] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images[J]. Applied Optics, 1994, 33(26): 6239-6253
- [13] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulations of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2 (3): 293-307
- [14] Eckhorn R, Bauer R, Jordan W, et al. Coherent oscillations: A mechanism of feature linking in the visual cortex? [J]. Biological cybernetics, 1988, 60(2): 121-130
- [15] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via stimulus-evoked oscillations: experimental results from cat visual cortex and functional implications from a network model[C]//International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 1989. IEEE, 1989: 723-730
- [16] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network[J]. Optics letters, 1993, 18(15): 1253-1255
- [17] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network[J]. Optics letters, 1993, 18(15): 1253-

- [18] Ranganath H S, Kuntimad G, Johnson J L. Pulse coupled neural networks for image processing[C]//Proceedings Southeastcon'95. Visualize the Future. IEEE, 1995:37-43
- [19] 于江波, 陈后金, 王巍, 等. 脉冲耦合神经网络在图像处理中的参数确定[J]. 电子学报, 2008, 36(1)
- [20] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3):591-598
- [21] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets: translation, rotation,

- scale, distortion, and intensity signal invariance for images[J]. Applied Optics, 1994, 33(26):6239-6
- [22] Wildes R P, Asmuth J C, Green G L, et al. A system for automated iris recognition[C]//Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1994. IEEE, 1994: 121-128
- [23] 马义德, 杨森, 李廉. 一种全方位多角度自适应形态滤波器及其算法[J]. 通信学报, 2004, 25(9):86-92
- [24] Mansfield T, Kelly G, Chandler D, et al. Biometric product testing final report[J]. Contract, 2001, 92(4009):309

(上接第 94 页)

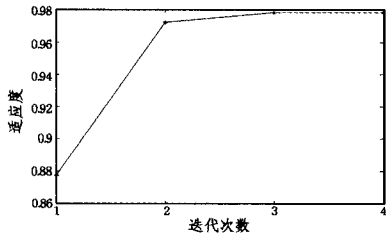


图 13 cameraman 图的适应度变化情况

由表 2 及图 9—图 13 可以看出,随着迭代的进行,各图的均匀性测度是单调递增的,即分割结果越来越好,图像区域内的灰度越来越均匀,从定量方面验证了本文算法的有效性。

实验发现,该算法对参数 α 的取值不敏感,即在执行该算法的情况下,无论每次迭代中 renyi 熵的参数 α 取什么值,分割结果都能达到一样的结果。下面给出月亮图和行星图在参数 $\alpha=0.1, 0.2, \dots, 0.9$ 的 9 种常用取值方式下,整个迭代分割过程中阈值的变化情况,如表 3、表 4 所列。

表 3 月亮图的分割结果比较

参数 α 的值	月亮图的各次迭代得到的阈值			
$\alpha=0.1$	136	81	74	74
$\alpha=0.2$	142	93	74	74
$\alpha=0.3$	149	106	74	74
$\alpha=0.4$	160	106	74	74
$\alpha=0.5$	168	120	74	74
$\alpha=0.6$	170	120	74	74
$\alpha=0.7$	170	120	74	74
$\alpha=0.8$	170	120	74	74
$\alpha=0.9$	168	120	74	74

表 4 行星图的分割结果比较

参数 α 的值	行星图的各次迭代得到的阈值			
$\alpha=0.1$	134	102	68	68
$\alpha=0.2$	140	102	68	68
$\alpha=0.3$	146	102	68	68
$\alpha=0.4$	159	114	102	68
$\alpha=0.5$	159	114	102	68
$\alpha=0.6$	165	115	102	68
$\alpha=0.7$	165	115	102	68
$\alpha=0.8$	165	115	102	68
$\alpha=0.9$	160	114	102	68

由表 3、表 4 可知,本文算法对参数 α 的取值不敏感,即使在开始的几次迭代结果中存在很大的差异,最终的分割阈值

也都达到了一致,且最终的分割结果较理想。

结束语 本文利用 renyi 熵方法的分割阈值,提出了一种新的图像分割迭代算法。该算法在每次迭代中把图像分为 3 类,并不断对待定区域进行分割,直到达到终止条件。通过大量的实验表明,本文方法不但能得到较好的分割效果,而且对参数 α 的选择很灵活,该算法对参数 α 的取值依赖性较弱。

参考文献

- [1] 黄金杰, 郭鲁强, 逯仁虎. 改进的二维 Renyi 熵图像阈值分割[J]. 计算机科学, 2010, 37(10):251-253
- [2] 卓问, 曹治国, 肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2009(2):208-213
- [3] Pun T. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Signal processing, 1980, 2(3): 223-237
- [4] Sahoo P K, Arora G. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6):1149-1161
- [5] Sahoo P K, Arora G. Image thresholding using two-dimensional Tsallis-Havrda-Charvát entropy[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6):520-528
- [6] Abutaleb A S, Eloteifi A. Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Using 2-D Entropy[C]//31st Annual Technical Symposium. International Society for Optics and Photonics, 1988:29-35
- [7] Sahoo P K, Arora G. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6):1149-1161
- [8] 龚劬, 王菲菲, 倪麟. 基于分解的二维 Renyi 灰度熵的图像阈值分割[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(1):181-185
- [9] 雷博, 范九伦. 一维 Renyi 熵阈值法中参数的自适应选取[J]. 光子学报, 2009, 38(9):2439-2443
- [10] 雷博, 范九伦. 二维 Renyi 熵阈值分割方法中参数的自适应选取[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(22):16-19
- [11] Levine M D, Nazif A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985(2):155-164
- [12] Cai H, Yang Z, Cao X, et al. A New Iterative Triclass Thresholding Technique in Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(3):1038-1046