



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102629319 A

(43) 申请公布日 2012. 08. 08

(21) 申请号 201210083379. 8

(22) 申请日 2012. 03. 27

(71) 申请人 中国科学院自动化研究所
地址 100190 北京市海淀区中关村东路 95 号

(72) 发明人 谭铁牛 孙哲南 李海青

(74) 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任
公司 11021
代理人 宋焰琴

(51) Int. Cl.
G06K 9/00 (2006. 01)
G06K 9/62 (2006. 01)

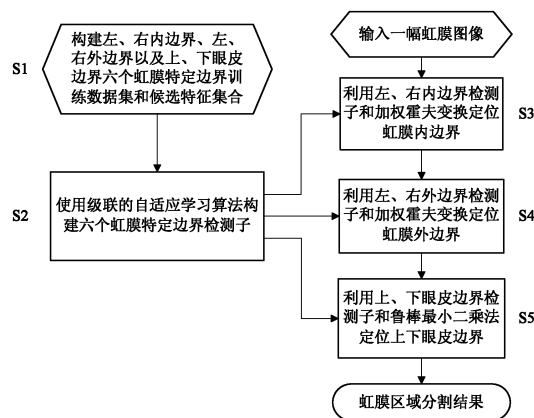
权利要求书 3 页 说明书 8 页 附图 3 页

(54) 发明名称

基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法。该方法包括以下步骤：S1：构建左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界训练数据集和候选特征集合；S2：使用级联的自适应学习算法构建六个虹膜特定边界检测子；S3：利用左、右内边界检测子和加权霍夫变换定位虹膜内边界；S4：利用左、右外边界检测子和加权霍夫变换定位虹膜外边界；S5：利用上、下眼皮边界检测子和鲁棒最小二乘法定位上下眼皮边界。利用本发明，能够准确地在包含大量噪声的虹膜图像中分割出虹膜有效区域，提高了虹膜识别系统的精度、鲁棒性和易用性。本发明可广泛用于使用虹膜识别进行身份识别和安全性防范的诸多应用系统中。



1. 一种基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤 S1, 构建左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界训练数据集,对每个训练数据集中每个训练样本进行特征表达,得到虹膜特定边界点的候选特征集合;

步骤 S2, 利用自适应增强学习算法从所述候选特征集合中挑选出最具区分力的特征,基于最具区分力的特征构建层级分类器,然后构建级联分类器,即可得到左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界检测子;

步骤 S3, 利用通用边缘检测算子和得到的左、右内边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右内边界点,并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜内边界;

步骤 S4, 使用得到的左、右外边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右外边界点,并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜外边界;

步骤 S5, 使用上、下眼皮边界检测子检测待分割虹膜图像的上、下眼皮边界点,并利用鲁棒最小二乘法定位待分割虹膜图像的上、下眼皮边界曲线,最终得到待分割虹膜图像虹膜区域的精确分割结果。

2. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述步骤 S1 中,在以待检测像素点为中心、固定大小的邻域内,提取多位置、多尺度、多长宽比的灰度、边缘、纹理和结构特征,得到描述虹膜特定边界点的候选特征集合。

3. 根据权利要求 2 所述的方法,其特征在于,所述特征包括灰度、水平梯度、竖直梯度的均值、方差以及类 Haar 特征,其中,梯度描述了边缘信息,方差粗略地描述了纹理信息,类 Haar 特征描述了结构信息。

4. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,每一个训练数据集都包括正样本集和负样本集,其中正样本为以某种虹膜特定边界点为中心的图像邻域,负样本为以非该种虹膜特定边界点的像素点为中心的图像邻域。

5. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述级联分类器是由多个相互串联起来的层级分类器组成,输入级联分类器的待测样本首先被第一层分类器检测,若此时样本被判断为正,则该样本将被送入第二层分类器继续进行检测,依次类推,只有当最后一层分类器依然判断该样本为正,整个级联分类器的分类结果才为正样本;若任意一层分类器的分类结果为负,该样本将不再送入下一层分类器进行判断,而是直接判定该样本为负样本。

6. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述步骤 S2 中,利用自适应增强学习算法从所述候选特征集合中挑选出最具区分力的特征,基于最具区分力的特征构建层级分类器进一步包括以下几个步骤:

步骤 S2.1, 初始化样本权重和性能指标;

步骤 S2.2, 根据下式的目标准则从所述候选特征集合中选取当前样本权重下的最优特征,即最具区分力的特征:

$$\min_{a^k, b^k, \theta^k} \sum_{n=1}^N w_n (y_n - f(x_n^k))^2,$$

其中, (a^k, b^k, θ^k) 为单元分类器 $f(x_n^k)$ 的参数, (x_n, y_n, w_n) 分别表示第 n 个训练样本的

候选特征值、类别号和样本权重, x_n^k 表示第 n 个训练样本的第 k 个候选特征, $N = N_1 + N_2$ 为总样本数;

步骤 S2.3, 根据所述最具区分力的特征构建单元分类器:

$$f(x^k) = a^k \delta(x^k > \theta^k) + b^k,$$

然后基于单元分类器组合单元分类器, 得到层级分类器分数:

$$F(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) - Th,$$

其中, M 为当前单元分类器的个数, Th 为层级分类器的阈值;

根据所述层级分类器的分数 $F(x)$, 该层级分类器表示为 $\text{sign}(F(x))$, 其中, $\text{sign}(\square)$ 为符号函数; 如果得到的层级分类器达到了该层的性能指标, 则本层层级分类器训练结束, 否则, 进行下一步骤;

步骤 S2.4, 按照下式更新样本权重:

$$w_n = w_n e^{-y_n f_m(x)},$$

更新后的正负样本的权重分别除以一个实数, 使得正、负样本权重之和均为 0.5;

步骤 S2.5, 反复进行所述步骤 S2.2 至 S2.4, 直至训练达到该层的性能指标, 此时得到的分类器 $\text{sign}(F(x))$ 即为该层层级分类器。

7. 根据权利要求 6 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S2 中, 构建级联分类器进一步为: 根据已得到的层级分类器更新下一层层级分类器的训练样本和样本权重, 并设置下一层的性能指标要求, 进行下一层层级分类器的训练, 经过 T 次训练后, 将得到的 T 个满足相应性能指标的层级分类器依次组成 T 级级联分类器。

8. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S3 进一步包括以下步骤:

步骤 S3.1, 对待分割虹膜图像使用通用边缘检测算子提取虹膜内边界候选点;

步骤 S3.2, 使用得到的左、右内边界检测子从虹膜内边界候选点中挑选出真实的左、右内边界点;

步骤 S3.3, 基于挑选出的真实的左、右内边界点, 使用加权霍夫变换定位虹膜内边界。

9. 根据权利要求 8 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S3.2 进一步为: 对每一个内边界候选点, 取以其为中心的图像邻域, 使用得到的左、右内边界检测子判断该候选点是否为真实的左、右内边界点, 将真实的左、右内边界点从候选点中挑选出来。

10. 根据权利要求 8 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S3.3 中, 在霍夫变换时限制边界点的投票方向, 即限制左边界点仅投票给位于该边界点右侧的圆心, 反之亦然, 并将边界检测子输出的分数作为加权霍夫变换的投票权重。

11. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S4 进一步包括以下步骤:

步骤 S4.1, 根据内边界圆参数以及内边界与外边界的位置关系确定外边界点可能存在的候选区域, 在该候选区域内使用左、右外边界检测子检测虹膜左、右外边界点;

步骤 S4.2, 基于检测到的虹膜左、右外边界点, 使用加权霍夫变换定位虹膜外边界。

12. 根据权利要求 11 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S4.2 中, 在霍夫变换时限制边界点的投票方向和半径, 并将边界检测子输出的分数作为加权霍夫变换的投票权重。

13. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S5 进一步包括以下步骤:

步骤 S5.1, 以外边界圆心为正方形中心、直径为正方形边长, 取该正方形上半区域内的

Canny 边缘点作为上眼皮边界候选点,取该正方形下半区域内的 Canny 边缘点作为下眼皮边界候选点,然后使用上、下眼皮边界检测子在眼皮边界候选点中挑选出真实上、下眼皮边界点;

步骤 S5.2,对挑选出的上、下眼皮边界点进行去噪;

步骤 S5.3,基于去噪后的上、下眼皮边界点,使用鲁棒最小二乘法定位上下眼皮边界曲线。

14. 根据权利要求 13 所述的方法,其特征在于,所述步骤 S5.2 进一步为:在检测到的眼皮边界点的每一列中仅保留边界检测子响应值最大的点,然后再去除保留下的边界点中孤立的点。

15. 根据权利要求 13 所述的方法,其特征在于,所述上下眼皮边界曲线近似为抛物线曲线:

$$f(c) = \kappa (c - v_c)^2 + v_r,$$

其中, (v_c, v_r) 表示抛物线的顶点坐标, κ 控制抛物线的曲率。

16. 根据权利要求 15 所述的方法,其特征在于,所述步骤 S5.3 进一步为:采用鲁棒最小二乘法拟合上、下眼皮:

$$\min_{\kappa, v_c, v_r} \sum_p w_p (r_p - f(c_p))^2,$$

其中, (c_p, r_p) 为待拟合的边界点,权重 w_p 由拟合残差 $re_p = r_p - f(c_p)$ 决定:

$$w_p = \frac{1}{1 + (re_p / t)^2},$$

其中, t 为一个常数。

基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及数字图像处理、模式识别和统计学习等技术领域,特别是一种基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法。

背景技术

[0002] 虹膜识别是基于人眼虹膜纹理特征来确定人的身份的一种识别方法,具有唯一性高、稳定性强、非侵犯等特点,已被成功应用于机场、海关、银行等场合的身份鉴别。

[0003] 在虹膜识别系统的实际应用过程中,虹膜成像装置采集到的虹膜图像往往包含许多噪声区域,如眼皮、睫毛、镜框、光斑等。而虹膜识别需要的仅仅是介于黑色瞳孔和白色巩膜之间且不被各种噪声遮挡的虹膜区域,该区域称为虹膜图像中的有效虹膜区域。虹膜区域分割的目的就是要准确分割出虹膜图像中的有效虹膜区域,以便后续的虹膜特征分析。虹膜区域分割作为虹膜识别系统中的重要环节,对虹膜识别系统性能有直接影响。

[0004] 两类典型的虹膜区域分割算法分别由 Daugman (U. S. Pat. No. 5291560) 和 Wildes 等人 (U. S. Pat. No. 5751836) 提出。Daugman 使用积分微分算子计算沿圆形边界上的径向灰度变化之和,通过寻找积分微分算子最大值来确定虹膜内外边界曲线参数。Wildes 等人首先使用基于梯度的通用边缘检测子检测虹膜边缘点,然后基于得到的边缘点进行霍夫变换,从而得到虹膜内外边界曲线参数。

[0005] 上述两类方法都基于一个共同的假设:像素灰度值在虹膜边界上变化很大。这个假设在很多情况下并不一定正确。比如,在近红外虹膜图像中,虹膜外边界通常比较模糊,而光斑、镜框等噪声的边界处却具有很强的梯度。为了在实际系统中鲁棒地分割虹膜,研究者们提出了许多方法。例如谭铁牛等人 (CN 101539991B) 在极坐标系下沿着虹膜的半径方向进行内外边界点检测,并且每个半径方向仅保留一个边界点。在眼皮边界点检测时,首先使用一维排序滤波去除睫毛影响,然后使用学习到的眼皮形状模型去除更多的噪声边缘。李培华等人 (CN 101923645A) 在上下眼皮拟合时采用类似 RANSAC 的方法减小噪声边缘点的影响。上述方法的关键思想是:提高虹膜边界点检测率,减少噪声边缘点干扰。

[0006] 虽然上述方法在一些包含噪声的虹膜图像中取得了不错的分割效果,但是它们仍然存在一些缺陷:首先,它们对虹膜边界和噪声边缘定义不明确,因此通过特定逻辑规则选取的虹膜边界点很可能还是噪声边缘点,反之亦然。其次,逻辑规则和参数的优选往往需要耗费大量的精力才能使虹膜区域分割达到较为理想的效果。最后,在远距离虹膜识别系统中,虹膜图像中的噪声区域大量存在,给虹膜区域分割带来了很大的挑战,使得许多原本有效的分割方法难以胜任。

[0007] 综上所述,如何设计精度高、对噪声鲁棒、且易于实施的虹膜区域分割方法是现今虹膜识别领域亟待解决的难题。

发明内容

[0008] 本发明的目的是针对上述现有技术中存在的问题,提供一种基于特定边界检测子

的鲁棒虹膜区域分割方法。

[0009] 为了实现上述目的,本发明提出的一种基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法包括以下步骤:

[0010] 步骤 S1,构建左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界训练数据集,对每个训练数据集中每个训练样本进行特征表达,得到虹膜特定边界点的候选特征集合;

[0011] 步骤 S2,利用自适应增强学习算法从所述候选特征集合中挑选出最具区分力的特征,基于最具区分力的特征构建层级分类器,然后构建级联分类器,即可得到左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界检测子;

[0012] 步骤 S3,利用通用边缘检测算子和得到的左、右内边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右内边界点,并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜内边界;

[0013] 步骤 S4,使用得到的左、右外边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右外边界点,并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜外边界;

[0014] 步骤 S5,使用上、下眼皮边界检测子检测待分割虹膜图像的上、下眼皮边界点,并利用鲁棒最小二乘法定位待分割虹膜图像的上、下眼皮边界曲线,最终得到待分割虹膜图像虹膜区域的精确分割结果。

[0015] 本发明提出一种基于特定边界检测子的虹膜区域分割方法。本发明所述方法对于提高虹膜识别系统中虹膜区域分割的精度和鲁棒性具有重要的意义,其主要优点如下:

[0016] 1. 本发明使用的边界点邻域特征描述方法,充分利用了边界点邻域的灰度、边缘、纹理和结构特征,为后续边界点分类提供了丰富的信息。

[0017] 2. 本发明采用的边界点特征均可以使用积分图进行快速计算,显著提高了计算速度。

[0018] 3. 本发明采用级联的自适应增强学习算法进行特征挑选和分类器构建,在保证分类能力的情况下明显提高了边界点的检测速度。

[0019] 4. 本发明针对不同类型的虹膜边界训练不同的边界检测子,使得定位时可以充分利用不同类型边界的相对位置关系,大大提高了定位的精度和鲁棒性。

[0020] 5. 本发明使用鲁棒最小二乘法拟合眼皮边界,有效减小了噪声点对眼皮定位结果的影响。

[0021] 6. 本发明提出的虹膜区域分割方法便于应用到各种不同类别的虹膜设备中。实际应用时,只需针对特定类别设备准备一些具有代表性的训练样本,经过训练得到的边界检测子就可以使得本虹膜区域分割方法达到理想的效果,从而避免了反复繁琐的参数调整,将参数优化的工作交由计算机自动完成。

[0022] 得益于上述优点,本发明可以对包含大量噪声的虹膜图像进行鲁棒分割,有效提高了现有虹膜识别系统的精度、鲁棒性和易用性,降低了用户配合要求,可广泛应用于使用虹膜识别进行身份认证或者识别的系统中,比如虹膜出入境身份认证系统、虹膜 ATM 机、虹膜门禁系统、虹膜手机、虹膜计算机登录系统等,特别适合应用在远距离虹膜识别系统中。

附图说明

[0023] 图 1 为一幅典型的包含大量噪声的虹膜图像及其有效虹膜区域的分割结果;

- [0024] 图 2 为本发明基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法流程图；
- [0025] 图 3(a) 为几种典型的类 Haar 特征；
- [0026] 图 3(b) 为快速计算特征值时使用的积分图；
- [0027] 图 4 为级联分类器示意图；
- [0028] 图 5 为级联分类器的训练过程；
- [0029] 图 6 为利用自适应增强学习算法构建层级分类器的基本流程图；
- [0030] 图 7 为虹膜内外边界定位时的中间结果；
- [0031] 图 8 为上眼皮定位时的中间结果。

具体实施方式

[0032] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白，以下结合具体实施例，并参照附图，对本发明进一步详细说明。

[0033] 在虹膜识别系统的实际应用过程中，虹膜成像装置采集到的虹膜图像往往包含许多噪声区域，如眼皮、睫毛、镜框、光斑等，如图 1 所示。而虹膜识别需要的仅仅是介于黑色瞳孔和白色巩膜之间且不被各种噪声遮挡的虹膜区域，该区域称为虹膜图像中的有效虹膜区域。虹膜区域分割的目的就是要准确分割出虹膜图像中有效的虹膜区域。虹膜区域分割可以通过定位虹膜的内外边界以及上下眼皮来确定有效区域，如图 1 所示。

[0034] 在传统的近距离、高用户配合的虹膜识别系统中，虹膜图像中的噪声区域较少，对虹膜区域分割的影响不大。随着虹膜识别应用的推广，各种复杂场景下，特别是远距离、低用户配合场景下的虹膜识别技术亟待发展完善。其中的瓶颈技术之一就是鲁棒虹膜区域分割。噪声区域的大量存在给虹膜区域分割带来了很大的挑战，使得许多原本有效的分割方法难以胜任。

[0035] 大量实验研究表明，准确定位虹膜区域边界的关键在于正确检测出虹膜区域边界点，同时减小噪声边缘点对其的影响。仔细分析虹膜边界点与噪声边缘点邻域内的灰度、边缘等特征，可以发现两者之间存在的较为明显的差异。例如图 1 中所示，虹膜内边界邻域的平均灰度一般低于光斑噪声边缘点邻域的平均灰度。本发明利用像素点邻域内灰度、边缘、纹理和结构的差异构建虹膜边界点检测子，然后使用虹膜边界点检测子得到的虹膜边界点准确定位虹膜边界。

[0036] 图 2 为本发明基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法流程图，如图 2 所示，本发明基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法包括以下几个步骤：

[0037] 步骤 S1，构建左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界六个虹膜特定边界训练数据集，对每个训练数据集中每个训练样本进行特征表达，得到虹膜特定边界点的候选特征集合；

[0038] 为了区分虹膜特定边界点与噪声边缘点，在以待检测像素点为中心、固定大小的邻域内（比如正方形、长方形等邻域），提取多位置、多尺度、多长宽比的灰度、边缘、纹理和结构特征，得到描述虹膜特定边界点的候选特征集合；

[0039] 所述步骤 S1 具体为：

[0040] 首先对六种虹膜特定边界，即左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界，构建六个训练数据集，每一个训练数据集都包括正样本集和负样本集，比如，正样本为以某种

虹膜特定边界点为中心、大小为 17×17 的正方形图像邻域, 负样本为以非该种虹膜特定边界点的像素点为中心、大小同样为 17×17 的正方形图像邻域。

[0041] 然后对构建出的训练数据集中的每一个训练样本, 在以待检测像素点为中心、固定大小的正方形邻域内, 提取多位置、多尺度、多长宽比的灰度、边缘、纹理和结构特征, 包括灰度、水平梯度、竖直梯度的均值、方差以及类 Haar 特征, 得到描述虹膜特定边界点的候选特征集合。其中梯度可以描述边缘信息, 方差可以粗略地描述纹理信息, 类 Haar 特征可以描述结构信息。如图 3(a) 所示, 灰色区域像素点的灰度值之和乘以白色区域与灰色区域的面积之比后, 再减去白色区域像素点的灰度值之和, 即得到了类 Haar 特征值。均值、方差和类 Haar 特征均可以通过积分图快速计算。如图 3(b) 所示, 对于图像 I, 其积分图 II 定义为:

$$[0042] \quad II(x, y) = \sum_{x'=1}^x \sum_{y'=1}^y I(x', y'),$$

[0043] 则区域 ABCD 内的灰度值之和可以由下式得到:

$$[0044] \quad S_{ABCD} = II(x_A, y_A) + II(x_C, y_C) - II(x_B, y_B) - II(x_D, y_D),$$

[0045] 这样就可以快速计算均值和类 Haar 特征。根据区域 ABCD 的像素点个数 $N_{ABCD} = (x_C - x_A + 1)(y_C - y_A + 1)$, 区域 ABCD 内的灰度均值计算如下:

$$[0046] \quad \mu_{ABCD} = S_{ABCD} / N_{ABCD}.$$

[0047] 类似地, 对于图像 I, 其像素点灰度值平方的积分图 II_2 定义为:

$$[0048] \quad II_2(x, y) = \sum_{x'=1}^x \sum_{y'=1}^y I^2(x', y'),$$

[0049] 则区域 ABCD 内的灰度值平方的均值可以由下式得到:

$$[0050] \quad \mu_{2ABCD} = (II_2(x_A, y_A) + II_2(x_C, y_C) - II_2(x_B, y_B) - II_2(x_D, y_D)) / N_{ABCD},$$

[0051] 由于区域 ABCD 内的灰度值方差 σ_{ABCD} 可以通过 μ_{ABCD} 和 μ_{2ABCD} 计算:

$$[0052] \quad \sigma_{ABCD}^2 = \mu_{2ABCD} - \mu_{ABCD}^2,$$

[0053] 所以, 方差可通过两张积分图进行快速计算。综上所述可以看出, 本发明使用的特征虽然简单, 但由于在多位置、多尺度、多长宽比下均进行了提取, 其丰富程度也足以描述虹膜特定边界点。此外, 这些特征都可以通过积分图进行快速计算, 大大节约了计算时间。

[0054] 步骤 S2, 利用自适应增强学习算法从所述候选特征集合中挑选出最具区分力的特征, 基于最具区分力的特征构建层级分类器, 然后构建级联分类器, 即可得到左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界等六个虹膜特定边界检测子;

[0055] 所述级联分类器 (如图 4 所示) 是由多个相互串联起来的单层 (层级) 分类器组成。输入级联分类器的待测样本首先被第一层分类器检测, 若此时样本被判断为正, 则该样本将被送入第二层分类器继续进行检测, 以后依次类推。只有当最后一层分类器依然判断该样本为正, 整个级联分类器的分类结果才为正样本。若任意一层分类器的分类结果为负, 该样本将不再送入下一层进行判断, 而直接判定该样本为负样本。这样使得一些容易区分的负样本只需要经过少量的计算就可以被正确分类, 而且在实际应用中, 送入分类器判断的大多数都是负样本, 所以级联分类器可以达到非常快的分类速度。

[0056] 级联分类器的训练过程如图 5 所示, 其主要特点是某一层级分类器的训练样本需要根据前面已经训练得到的层级分类器来进行更新。具体地, 第一层级分类器的训练样本

从所有训练样本中采样得到,而样本被第一层级分类器判断为正样本的才能作为第二层级分类器的训练样本。一般地,只有被前面 t-1 个层级分类器判断为正样本的样本才能作为第 t 层级分类器的训练样本。这样可以使得在每次训练层级分类器时不必维护所有的训练样本,而只需要维护该层训练所需的样本,减轻了训练过程的计算和存储负担,加快了训练速度。

[0057] 本发明采用自适应增强学习算法构建层级分类器。自适应增强学习算法可以从候选特征集合中挑选出当前样本权重下分类能力最强的特征,并构建相应的单元分类器,单元分类器组合起来就构成了强分类器。图 6 示出了利用自适应增强学习算法构建层级分类器的流程图,其主要包括如下几个步骤:

[0058] 步骤 S2.1,初始化样本权重和性能指标;

[0059] 设训练数据集中有 N_1 个正样本和 N_2 个负样本,本发明中将每个正样本、负样本的权重分别初始化为 $1/2N_1$ 和 $1/2N_2$,以使正、负样本权重之和均为 0.5,在实际应用中,还可以根据实际情况设置不同的初始样本权重。各层层级分类器的性能指标不同,其根据级联分类器的要求来设置,一般由错误接收率和错误拒绝率来衡量。各层层级分类器的错误接收率可以设置得较高,比如 50%,而错误拒绝率必须保持较低水平,比如 5% 以下。

[0060] 步骤 S2.2,根据下式的目标准则从候选特征集合中选取当前样本权重下的最优特征,即最具区分力的特征:

$$[0061] \quad \min_{a^k, b^k, \theta^k} \sum_{n=1}^N w_n (y_n - f(x_n^k))^2,$$

[0062] 其中, (a^k, b^k, θ^k) 为单元分类器 $f(x_n^k)$ 的参数, (x_n, y_n, w_n) 分别表示第 n 个训练样本的候选特征值、类别号 (+1 或者 -1) 和样本权重, x_n^k 表示第 n 个训练样本的第 k 个候选特征, $N = N_1 + N_2$ 为总样本数。

[0063] 步骤 S2.3,根据所述最具区分力的特征构建单元分类器:

$$[0064] \quad f(x^k) = a^k \delta(x^k > \theta^k) + b^k,$$

[0065] 然后基于单元分类器组合单元分类器,得到层级分类器分数:

$$[0066] \quad F(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) - Th,$$

[0067] 其中, M 为当前单元分类器的个数, Th 为层级分类器的阈值。阈值 Th 应尽量使层级分类器满足性能指标。根据层级分类器的分数 $F(x)$,该层级分类器表示为 $\text{sign}(F(x))$,其中, $\text{sign}(\square)$ 为符号函数。如果得到的层级分类器达到了该层的性能指标,则本层层级分类器训练结束,否则,进行下一步骤。

[0068] 步骤 S2.4,按照下式更新样本权重,使得被正确分类的样本权重降低,而被错误分类的样本权重升高:

$$[0069] \quad w_n = w_n e^{-y_n f_m(x)},$$

[0070] 更新后的正负样本的权重还需要分别除以一个实数,使得正、负样本权重之和均为 0.5。

[0071] 步骤 S2.5,反复进行所述步骤 S2.2 至 S2.4,直至训练达到该层的性能指标,此时得到的分类器 $\text{sign}(F(x))$ 即为该层层级分类器。然后根据已得到的层级分类器更新下一

层层级分类器的训练样本和样本权重（使被已得到的层级分类器正确分类的样本权重降低，而被错误分类的样本权重升高，并使正、负样本权重之和均为 0.5），并设置下一层的性能指标要求，进行下一层层级分类器的训练。经过 T 次上述训练后，将得到的 T 个满足相应性能指标的层级分类器，按图 4 所示依次组成 T 级级联分类器。该级联分类器即为虹膜特定边界检测子。对于输入边界检测子的待检测样本，若检测子判断其为负样本，则输出 -1，若判断其为正样本，则输出分数 $H(x)$ ：

$$[0072] \quad H(x) = \sum_{t=1}^T F_t(x),$$

[0073] 其中 $F_t(x)$ 为第 t 层层级分类器分数。

[0074] 为了充分利用虹膜边界的位置关系，本发明对六种虹膜特定边界，即左、右内边界、左、右外边界以及上、下眼皮边界分别构建了检测子。

[0075] 接下来需要利用构建的虹膜特定边界检测子，对输入的待分割虹膜图像进行虹膜精确分割。有效虹膜区域可以通过虹膜内外边界、上下眼皮对其界定（如图 1 所示），所以，完成了虹膜内外边界以及上下眼皮的定位就基本完成了虹膜区域的分割。通过使用虹膜特定边界检测子检测出相应边界点，可以极大减少噪声边缘点的不利影响，为后续曲线拟合提供可靠的信息，从而得到虹膜的精确分割结果，利用虹膜特定边界检测子进行虹膜精确分割的具体过程如下：

[0076] 步骤 S3，利用通用边缘检测算子和得到的左、右内边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右内边界点，并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜内边界；

[0077] 所述步骤 S3 进一步包括以下步骤：

[0078] 步骤 S3.1，对待分割虹膜图像使用通用边缘检测算子提取虹膜内边界候选点；

[0079] 本发明中，使用 Canny 边缘检测算子对待分割虹膜图像（如图 7(a) 所示）进行边缘检测，得到虹膜内边界候选点。在近红外虹膜图像中，瞳孔区域灰度值很低，而虹膜区域灰度值一般较高，所以虹膜内边缘往往十分清晰。Canny 边缘检测算子可以将大部分虹膜内边界点检测出来（如图 7(b) 所示）。

[0080] 步骤 S3.2，使用得到的虹膜左、右内边界检测子从虹膜内边界候选点中挑选出真实的左、右内边界点；

[0081] Canny 边缘检测算子检测到的边缘点既包括虹膜内边界点，也包括光斑、镜框、虹膜纹理、睫毛等噪声边缘点。这些噪声边缘点严重影响虹膜内边界的定位。因此，本发明对每一个内边界候选点，取以其为中心的图像邻域（比如大小为 17×17 的正方形图像邻域），使用左、右内边界检测子判断该候选点是否为真实的左、右内边界点，将真实的左、右内边界点从候选点中挑选出来。（如图 7(c) 和 (d) 中白色像素点所示），从而减小了噪声对后续处理的影响。在使用虹膜左、右内边界检测子的每一级分类器对检测样本进行检测时，按照每级分类器在训练时使用的特征从检测样本中提取的特征。

[0082] 步骤 S3.3，基于挑选出的真实的左、右内边界点，使用加权霍夫变换定位虹膜内边界。

[0083] 霍夫变换时限制边界点的投票方向，即左边界点仅投票给位于该边界点右侧的圆心，反之亦然。这样既可以减少投票次数，加快计算速度，也可以利用这种空间位置关系进一步减少噪声点的影响。由于检测子得分越高，表示该点越可能是虹膜边界点，所以将边界

检测子输出的分数 $H(x)$ 作为加权霍夫变换的投票权重,从而提高霍夫变换的鲁棒性。图 7(e) 示出了经过加权霍夫变换后定位得到的虹膜内边界。

[0084] 步骤 S4, 使用得到的左、右外边界检测子检测待分割虹膜图像的虹膜左、右外边界点, 并利用加权霍夫变换定位待分割虹膜图像的虹膜外边界;

[0085] 所述步骤 S4 进一步包括以下步骤:

[0086] 步骤 S4.1, 根据内边界圆参数以及内边界与外边界的位置关系确定外边界点可能存在的候选区域, 在该候选区域内使用左、右外边界检测子检测虹膜左、右外边界点;

[0087] 一般来说, 虹膜外边界与内边界半径之比的范围在 1.5 ~ 6, 并且对于一种虹膜识别设备, 虹膜外边界的半径也有一个大致范围。利用这些先验知识, 可以限定外边界点的候选区域, 减少计算量。然后在该候选区域内使用虹膜左、右外边界检测子检测左、右外边界点, 检测结果如图 7(f) 和 (g) 中白色像素点所示。

[0088] 步骤 S4.2, 基于检测到的虹膜左、右外边界点, 使用加权霍夫变换定位虹膜外边界;

[0089] 因为虹膜外边界中心一般在内边界中心附近, 所以可以在霍夫变换时进一步限制边界点的投票方向和半径, 从而提高投票的计算速度和鲁棒性。与步骤 S3.3 类似, 将边界检测子输出的分数 $H(x)$ 作为加权霍夫变换的权重。虹膜内外边界定位结果如图 7(h) 所示。

[0090] 步骤 S5, 使用上、下眼皮边界检测子检测待分割虹膜图像的上、下眼皮边界点, 并利用鲁棒最小二乘法定位待分割虹膜图像的上、下眼皮边界曲线, 最终得到待分割虹膜图像虹膜区域的精确分割结果。

[0091] 所述步骤 S5 进一步包括以下步骤:

[0092] 步骤 S5.1, 以外边界圆心为正方形中心、直径为正方形边长, 取该正方形上半区域内 (如图 8(a) 中上方的黑色矩形框所示) 的 Canny 边缘点作为上眼皮边界候选点, 取该正方形下半区域内 (如图 8(a) 中下方的黑色矩形框所示) 的 Canny 边缘点作为下眼皮边界候选点, 然后使用上、下眼皮边界检测子在眼皮边界候选点中挑选出上、下眼皮边界点。图 8(b) 示出了检测到的上眼皮边界点;

[0093] 步骤 S5.2, 对挑选出的上、下眼皮边界点进行去噪;

[0094] 因为眼皮受睫毛影响严重, 使用眼皮边界检测子检测到的眼皮边界点中往往还包含一些噪声点。为了减小噪声点的影响, 在检测到的眼皮边界点的每一列中仅保留边界检测子响应值最大的点, 然后再去除保留下的边界点中孤立的点。去噪后的结果如图 8(c) 所示。

[0095] 步骤 S5.3, 基于去噪后的上、下眼皮边界点, 使用鲁棒最小二乘法定位上下眼皮边界曲线。

[0096] 上下眼皮边界曲线可以近似为抛物线曲线:

$$[0097] \quad f(c) = \kappa (c - v_c)^2 + v_r,$$

[0098] 其中, (v_c, v_r) 表示抛物线的顶点坐标, κ 控制抛物线的曲率。

[0099] 虽然经过了去噪处理, 有少数噪声点依然没有被去除 (如图 8(c) 所示)。为了减小噪声对曲线拟合的影响, 本发明采用鲁棒最小二乘法拟合上、下眼皮:

$$[0100] \quad \min_{\kappa, v_c, v_r} \sum_p w_p (r_p - f(c_p))^2,$$

[0101] 其中, (c_p, r_p) 为待拟合的边界点, 权重 w_p 由拟合残差 $re_p = r_p - f(c_p)$ 决定:

$$[0102] \quad w_p = \frac{1}{1 + (re_p / t)^2},$$

[0103] 其中, t 为一个常数。

[0104] 上式使得远离曲线的点权重低, 达到了减小噪声点影响的目的。使用鲁棒最小二乘拟合上眼皮的结果如图 8(d) 所示, 使用最小二乘拟合上眼皮的结果如图 8(e) 所示。可以看到, 由于最小二乘法等同看待所有点, 使得噪声对拟合影响很大, 导致其定位结果不够准确。

[0105] 本发明的应用场景举例如下:

[0106] 应用场景 1: 基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法在基于虹膜识别的城市安全监控系统中的应用。

[0107] 本发明可广泛应用于使用虹膜进行身份认证和识别的场景。假设某日在 A 城市发生一起银行抢劫案, 犯罪团伙蒙面 (露出了眼睛) 抢劫银行后外逃。警方马上调出安装在银行内的远距离虹膜设备采集到的罪犯虹膜图像, 然后使用基于本发明开发的虹膜识别系统注册罪犯的虹膜身份信息, 将该信息上传到嫌疑犯虹膜数据库中。紧接着, 警方启动分布在 A 城市交通枢纽的远距离虹膜识别系统, 对出入人员进行身份识别。远距离虹膜识别系统采集到的图像中有很多都带有严重的噪声, 比如光斑、头发、眼睛、衣帽等。该系统使用本发明的鲁棒虹膜区域分割方法, 在噪声图像中精确定位出虹膜的内外边界以及上下眼皮, 为后续的特征提取和比对提供虹膜有效区域。案发后几小时, 位于该市机场安检处的虹膜识别装置提示匹配到嫌疑人员的虹膜信息。现场的警察立即对嫌疑人员进行控制。由于远距离虹膜识别系统的协助, 警方在案发后几小时内便将该起银行抢劫案破获。

[0108] 应用场景 2: 基于特定边界检测子的鲁棒虹膜区域分割方法在基于虹膜识别的居民小区安全管理系统中的应用。

[0109] 本发明可广泛应用于使用虹膜进行身份认证和识别的场景。某居民小区为加强安全管理, 在小区入口处安装了一套远距离虹膜识别系统。系统正式运行后, 小区内所有住户先注册了虹膜信息。进入小区的人员在通过小区入口时, 远距离虹膜采集装置采集到人的虹膜图像。由于人并没有主动配合, 采集到的图像往往包含有大量噪声。该系统使用本发明的鲁棒虹膜区域分割方法, 将虹膜有效区域准确分割出来。然后对该区域进行特征提取, 并将特征与已经注册的虹膜信息比对。如果发现有陌生人进入, 安保人员将对其进行询问, 以便确认其身份。

[0110] 以上所述的具体实施例, 对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明, 所应理解的是, 以上所述仅为本发明的具体实施例而已, 并不用于限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内, 所做的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

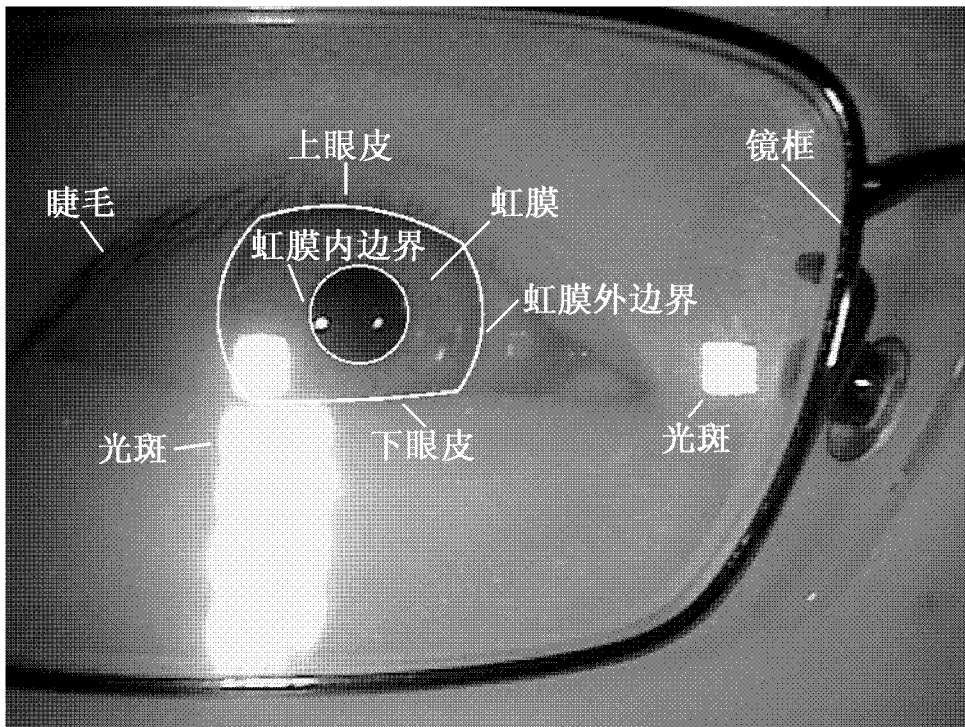


图 1

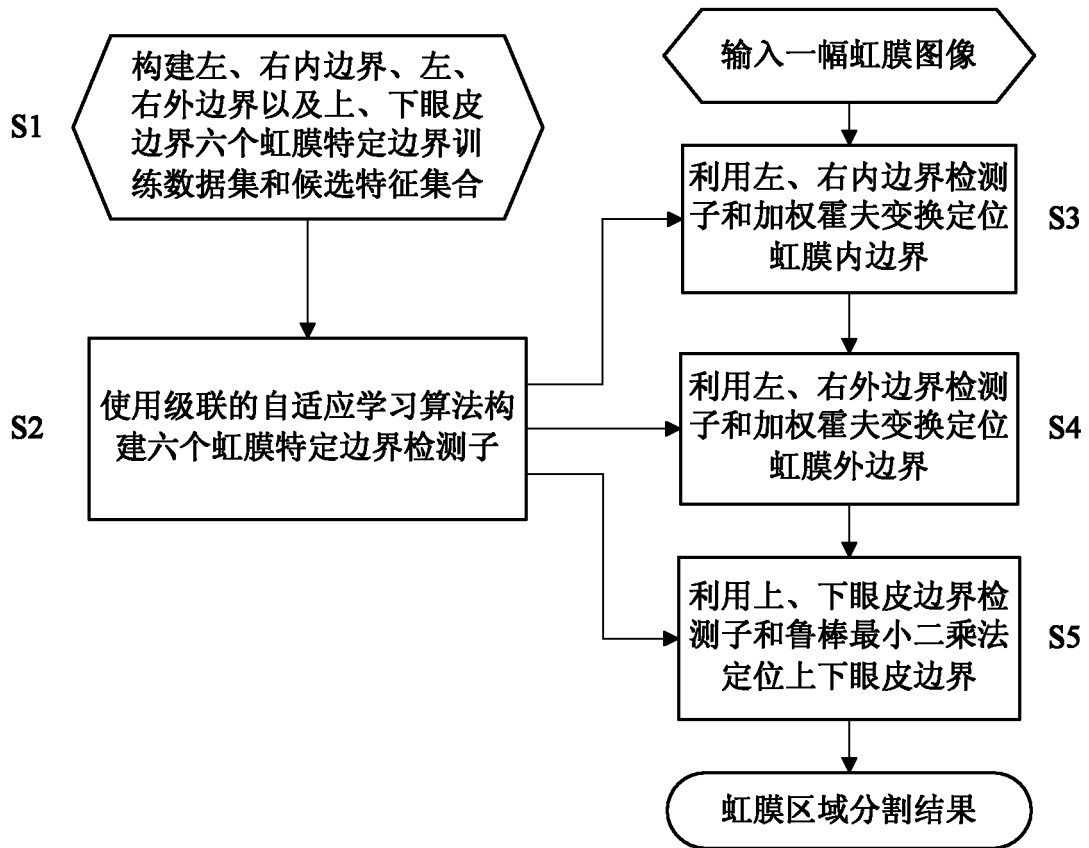


图 2

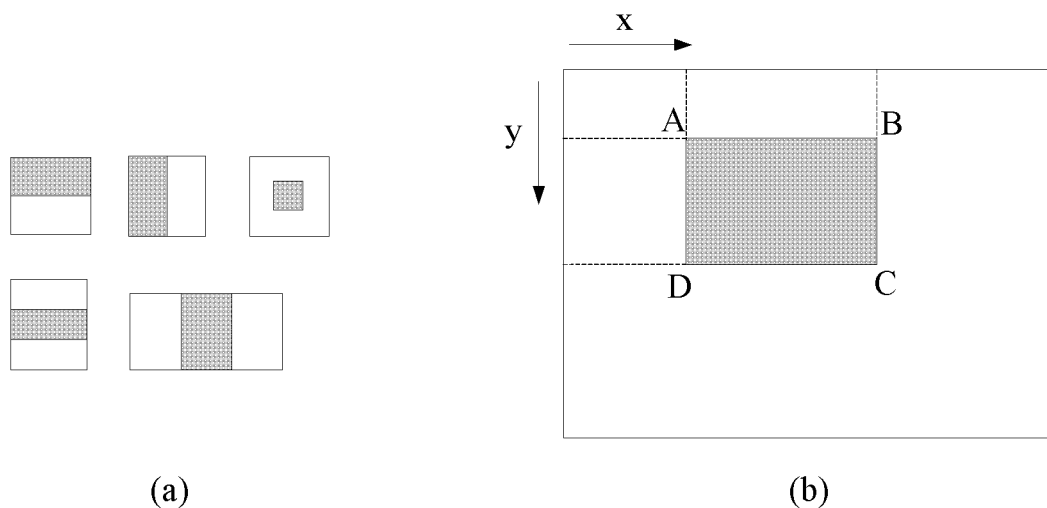


图 3

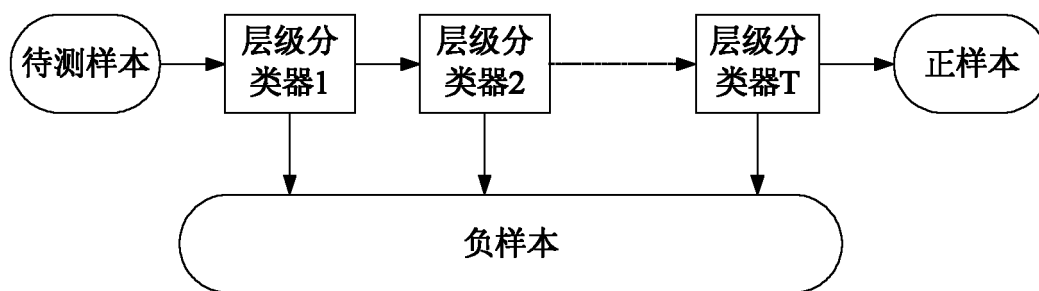


图 4

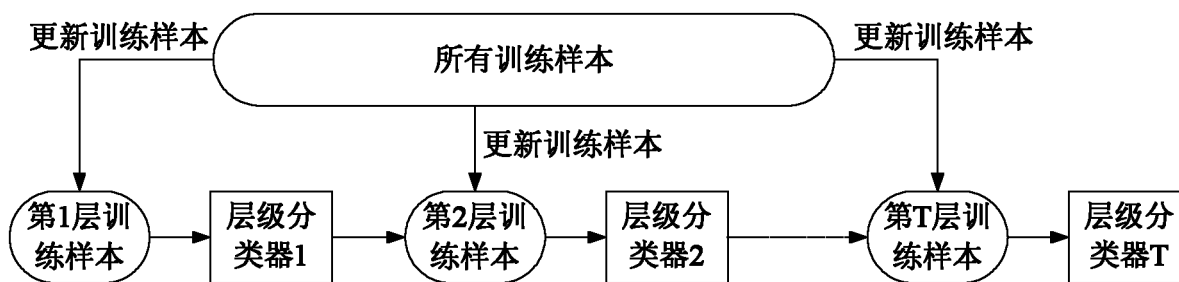


图 5

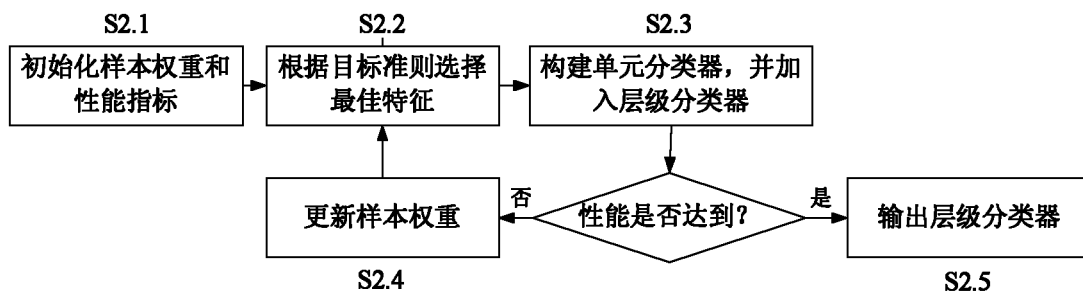


图 6

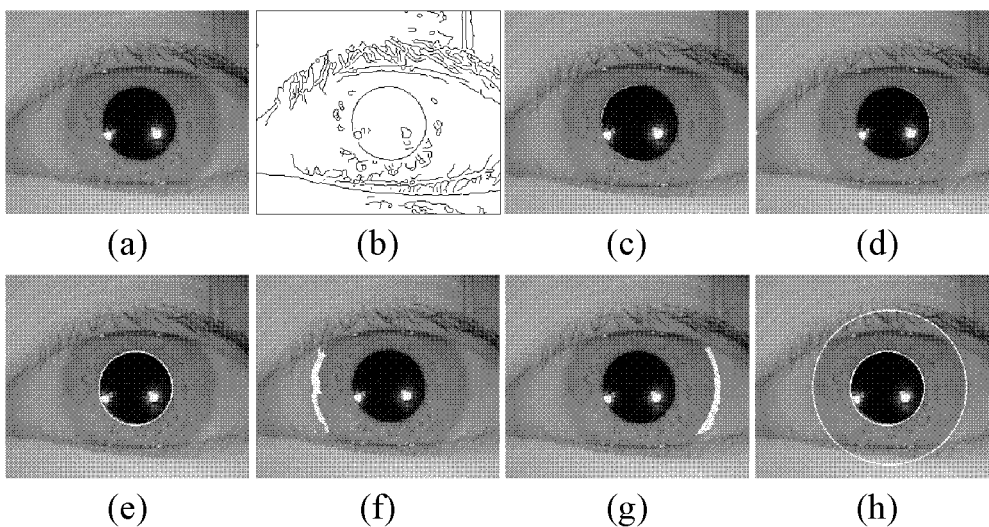


图 7

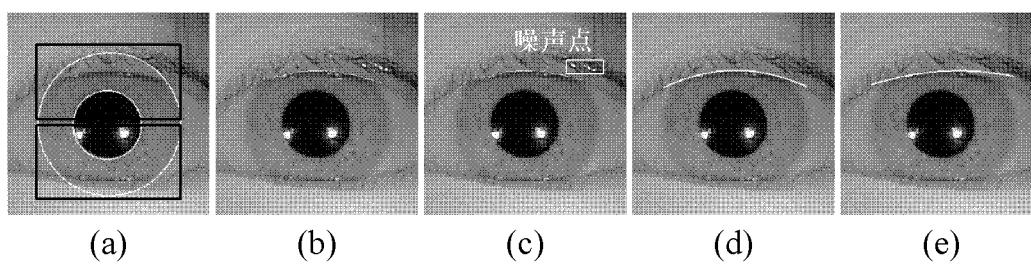


图 8