

## 基于概率提升树的虹膜分割算法

周 恺, 苏 娟

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

**摘 要:** 针对传统边缘检测算法无法自动提取虹膜边缘的问题, 提出一种基于监督学习的边缘检测虹膜分割算法。提取边界点样本的多尺度 Haar 和 Hog 特征, 以概率提升树作为训练框架训练出瞳孔、虹膜、眼皮的概率提升树分类模型, 将测试样本输入概率提升树后输出边界点为真实虹膜边界的概率, 并对分类输出的真实虹膜轮廓边界进行拟合, 最终利用局部 OTSU 算法实现虹膜的精确分割。实验结果表明, 与基于霍夫变换和活动轮廓模型的虹膜分割算法相比, 该算法具有更少的测试时间和更低的分割错误率。

**关键词:** 虹膜分割; 概率提升树; 边缘检测; 监督学习; 轮廓提取

**中文引用格式:** 周 恺, 苏 娟. 基于概率提升树的虹膜分割算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(8): 249-252, 257.

**英文引用格式:** Zhou Kai, Su Juan. Iris Segmentation Algorithm Based on Probabilistic Boosting Tree[J]. Computer Engineering, 2017, 43(8): 249-252, 257.

## Iris Segmentation Algorithm Based on Probabilistic Boosting Tree

ZHOU Kai, SU Juan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**[Abstract]** Aiming at the problem that the traditional edge detection algorithm cannot automatically extract iris contour from the edge points, a edge detection algorithm based on supervised learning for iris segmentation is proposed in this paper. A set of features including Haar and Hog in multi-scale is used to characterize the edge points. The probabilistic boosting tree is used as a training framework to train the pupil, iris and eyelid as a probabilistic boosting tree model. The test samples are input to calculate the probability of the truth iris contour. The output true iris contour edges are fitted, and the local OTSU algorithm is used to segment the iris accurately. Experimental results show that, compared with iris segmentation algorithm based on Hough transform and active contour model, this algorithm has less test time and lower error rate.

**[Key words]** iris segmentation; Probabilistic Boosting Tree (PBT); edge detection; supervised learning; contour extraction

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.08.042

### 0 概述

虹膜识别是安全系数最高的生物特征识别技术。基本的虹膜识别流程为图像采集、虹膜分割、特征提取编码、匹配认证。摄像头获取的虹膜图像不仅含有用于身份鉴别的虹膜纹理, 还包括眼皮、睫毛、巩膜、瞳孔。虹膜分割即将用于识别的虹膜从人眼图像中提取出来, 是虹膜识别系统中的基础, 分割效果的好坏严重影响虹膜识别的精度。自适应、鲁棒的分割算法一直是近年来研究的重点, 然而目前虹膜分割算法的精度依然低于人们的预期, 需要得到进一步改进。主流的虹膜分割方法均基于边缘信息, 如积分微分环<sup>[1]</sup>、霍夫变换<sup>[2]</sup>、弹性模型算法<sup>[3]</sup>。传统的边缘检测算法如 Canny 算子、小波变换等在

虹膜分割应用中存在一些问题。

由于虹膜纹理、眼皮睫毛遮挡和光照问题, Canny 边缘检测会检测出大量的噪声边界, 这对提取虹膜的真实边界信息难度较大, 而小波变换虽然能够有效抑制噪声, 但无法处理多种类型边缘, 小波函数设计也很困难。从虹膜定位角度来看, 人们只关心虹膜的边缘, 虹膜中其他地方检测出的边缘如虹膜纹理、睫毛边界、阴影、眼睑边界等则为噪声。尽管可以人为设定一些规则去除这些噪声, 但一旦改变应用条件, 这些规则有效性就会受到限制, 因此一种鲁棒性强的边缘检测方法在虹膜分割中就显得十分重要。随着机器学习与模式识别技术的飞速发展, 基于监督学习的虹膜边缘检测方法也受到越多人的关注<sup>[4-5]</sup>。基于监督学习的边缘检测算法考虑

**基金项目:** 湖南省科技计划项目(2014GK3007)。

**作者简介:** 周 恺(1990—), 男, 硕士研究生, 主研方向为图像处理、机器视觉、模式识别; 苏 娟, 副教授。

**收稿日期:** 2016-05-31    **修回日期:** 2016-07-22    **E-mail:** yxzzkx@163.com

到不同尺度下的视觉信息和上下文信息,具有较强的泛化能力,特别适合提取结构型边缘。

本文提出一种基于概率提升树(Probabilistic Boosting Tree, PBT)的虹膜分割算法。该算法对样本提取上万种特征,如 Haar, HOG, 以此来训练出一种能有效判断边界点是否为真实边界的分类模型。由于特征和样本数量庞大,因此比起 Boost 级联,选用 PBT 模型来处理大量数据更加有效<sup>[6]</sup>,并且 PBT 模型输出每个边界点是否为真实边界的概率。PBT 分类模型具有较强的自适应和泛化性能,不需要设定特定的规则策略和参数,就能很好地提取虹膜真实边界。在此基础上,运用一些原理简单、计算速度快的算法(如最小二乘法或者最小方差法)就可对边缘进行拟合,进而实现虹膜的精确分割。

## 1 概率提升树训练

### 1.1 样本选取

本文算法目标是判断一个边界点是否为虹膜的真实轮廓边界。由于以该边界点为中心获取的小块图片包含了边缘的下层、中层和上下文信息,因此算法目标为计算出  $P(S_c | I_c)$ ,即以  $c$  为中心的小块图片  $I$  是否为真实边界的概率。图 1 为以瞳孔边界为例的正负样本。

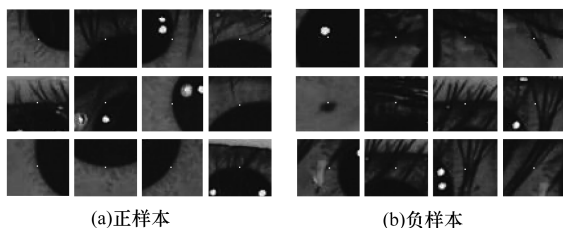


图 1 瞳孔边界的正负样本

### 1.2 特征选取

有效的特征能够提高训练算法的效率和分割效果。本文算法对归一化为 48 像素 × 48 像素的小块图像提取多尺度的 Haar 特征和 HOG 特征。Haar 特征能够很好地描绘结构特征, HOG 特征能够很好地描绘梯度方向特征,这 2 种特征均十分有利于提取本文所需的虹膜边界。由于分类器需要精确分类不同种类的边缘,因此算法需要大量的特征进行训练,最终本文采用的特征维数约为 15 000。

### 1.3 分类器框架

PBT 使用提升方法构建一棵决策树<sup>[7]</sup>,具体训练如下:

1) 输入一系列样本  $S = \{(x_1, y_1, \omega_1), (x_2, y_2, \omega_2), \dots, (x_m, y_m, \omega_m)\}$ , 其中,  $x$  为特征;  $y \in \{-1, +1\}$ ;  $\sum_i \omega_i = 1$ ,  $\omega$  为每个样本的初始权值。

2) 计算样本集的经验分布  $q(y) = \sum_i \omega_i \delta(y_i = y)$ , 当  $q > 0.99$  或  $q < 0.01$  或树的深度超过 5 时,

停止递归。

3) 对样本集合  $S$ , 用 Real Adaboost 训练一个强分类器。若分类器错误率大于 45%, 则添加特征数量, 对每个样本计算:

$$q(+1|x_i) = \frac{e^{2H(x)}}{(1 + e^{2H(x)})}$$

$$q(-1|x_i) = \frac{e^{-2H(x)}}{(1 + e^{-2H(x)})}$$

其中,  $H(x) = \sum_{t=1}^T \alpha \times h_t(x)$  为强分类器输出。

4) 对于样本  $x_i$ , 若  $q(+1|x_i) > 0.5 + \varepsilon$ , 则将样本加入  $S_{\text{left}}$ 。若  $q(-1|x_i) > 0.5 + \varepsilon$ , 则将样本加入  $S_{\text{right}}$ ; 否则同时加入  $S_{\text{left}}$  和  $S_{\text{right}}$ , 并分别更新权值  $\omega_i = \omega_i \times q(+1|x_i)$  和  $\omega_i = \omega_i \times q(-1|x_i)$ , 根据经验取  $\varepsilon = 0.1$ 。

5) 分别归一化样本集  $S_{\text{left}}$  和  $S_{\text{right}}$  的  $\omega_i$ 。

6) 对样本集  $S_{\text{left}}$  和  $S_{\text{right}}$  递归回到步骤 2)。

最终得到 PBT 中的每个节点保存的是一个强分类器和该样本集的经验分布  $Q$ 。

PBT 测试过程如下:

1) 对于输入样本  $x$ , 递归计算后验概率为:  $p(y|x) = q(+1|x) \times p_{\text{left}}(y|x) + q(-1|x) \times p_{\text{right}}(y|x)$ 。

2) 当结点为叶子结点时,  $p(y|x) = q(y)$ 。

3) 为简便计算, 当  $q(+1|x_i) > 0.5 + \varepsilon$  时,  $p(y|x) = q(+1|x) \times p_{\text{left}}(y|x) + q(-1|x) \times q_{\text{right}}(y)$ 。当  $q(-1|x_i) > 0.5 + \varepsilon$  时,  $p(y|x) = q(+1|x) \times q_{\text{left}}(y) + q(-1|x) \times p_{\text{right}}(y|x)$ 。

4) 输出  $p(y|x)$ , 即边界点为轮廓边界的概率。

使用此类近似方法的计算时间与树的深度呈线性关系。本文利用 PBT 训练出瞳孔、虹膜和眼皮 3 个分类树, 用于判断一个边界点是否为所需的虹膜轮廓边界。

## 2 虹膜分割

### 2.1 虹膜边缘定位

本文通过一个基于 Adaboost 的虹膜检测分类器<sup>[8-9]</sup>检测输入图片中是否有虹膜。该过程有以下优势: 1) 不会对无虹膜样本进行不必要的计算; 2) 检测后可以获取瞳孔内的一点, 实现虹膜粗定位, 并且本文算法只关注人眼部分, 减少了计算量。

对于内边缘定位, 在训练时, 以 Canny 边缘检测的输出作为 PBT 的输入, 输入大量正负样本训练出瞳孔边缘检测分类模型, 输出每个样本是否为真实边界的概率, 选择检测率达到 99%、召回率最大的概率作为阈值。在测试时, 首先从瞳孔内任意一点极坐标展开, 经过 Canny 边缘检测后, 为减少计算量, 根据就近原则, 每个径向选取一个待测试边界点, 输入 PBT 模型进行计算, 输出每个边界点是否为真实边界的概率, 根据训练时的概率阈值判断是否为虹膜轮廓边界。由于获取如图 2 所示的准确边界点,

因此对每个轮廓边界,用最小二乘法拟合瞳孔边界。

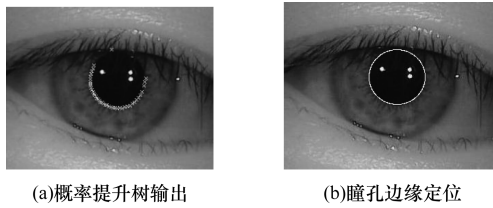


图 2 瞳孔边缘定位结果

对外边缘定位,训练过程同内边缘。在测试时,首先以瞳孔圆心进行极坐标展开。由于虹膜巩膜对比度低,因此 Canny 边缘检测算子操作困难,在极坐标下用如图 3 所示的掩膜算子进行计算,每列保留该计算最大值点为待分类边界点,再根据已经获取的瞳孔圆心和半径缩小范围结果,将这些样本输入 PBT 模型,进而获取精确轮廓边界,再使用最小二乘法拟合虹膜边界。

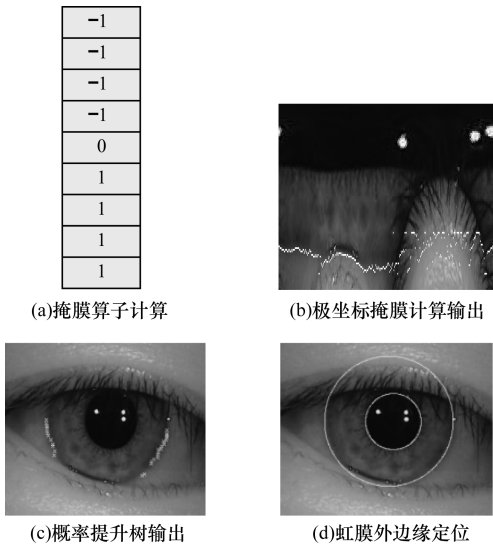


图 3 虹膜外边缘定位结果

### 2.2 眼皮定位

以上眼皮为例,在对眼皮边缘分类时,训练过程同边缘定位。在测试时,为加快计算速度,首先排除虹膜和瞳孔的边界点,再对矩形区域  $R = \{x_1 - r_1 < x < x_1, y_1 - r_1 < y < y_1 + r_1\}$  进行 Canny 算子预处理,缩小计算范围。其中,  $(x_1, y_1, r_1)$  分别为外边缘圆心坐标和半径。

由于眼皮处存在大量的睫毛和阴影,因此用传统边缘检测操作会产生大量的噪声边界,给抛物线拟合输入带来大量的噪声,严重影响拟合精度。本文算法运用 PBT 模型极大减少了噪声边界,加快拟合速度,对眼皮抛物线拟合具有很好的效果。

在获取精确轮廓边界后,用抛物线拟合眼皮轮廓。对于抛物线拟合  $y = a(x - b)^2 + c$ ,结合眼皮的形状,本文限制  $a, b, c$  参数在以下范围可以有效加快搜索速度:

$$0.1/r_1 < a < 1/r_1$$

$$y_1 - 1.5r_1 < b < y_1 + 1.5r_1$$

$$x_1 - r_1 < c < x_1$$

记录通过最多边界点的抛物线参数,即为眼皮边界。事实上,因为边界点获取准确,所以只要有超过 80% 边界点通过抛物线即可以停止搜索。眼皮定位和分割效果如图 4 所示。

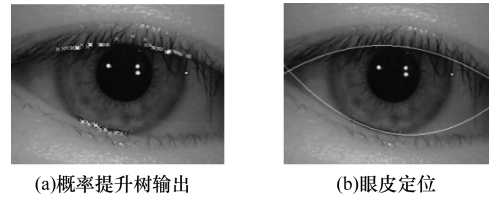


图 4 眼皮定位结果

### 2.3 虹膜精确分割

由于瞳孔不是标准圆,因此会产生形变,圆形分割会影响识别精度。在获取内外边缘和眼皮边界后,如图 5 所示,在获取边缘附近区域,用局部 OTSU 算法自动选取阈值,精确分割图像。OTSU 算法通过搜索一个阈值,将区域内的像素根据该阈值分为 2 类,同时使 2 类像素的灰度方差最大。此外,上眼皮部分由于存在睫毛和阴影,因此阈值比内边缘阈值略大,据此可以获得精确的虹膜边界。

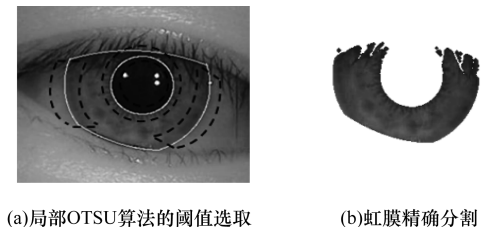


图 5 虹膜精确分割结果

## 3 实验结果与分析

图 6 展示了测试时瞳孔边界、虹膜边界和眼皮边界的 PBT 分类精度与召回率曲线。

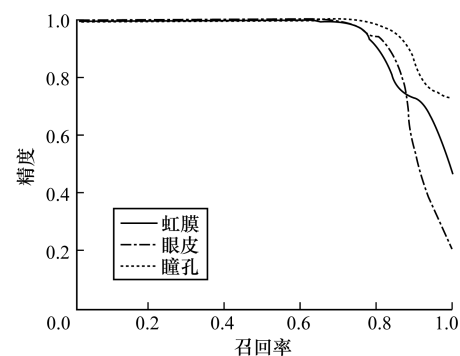


图 6 PBT 分类精度与召回率的关系

可以看出,在满足 99% 精度的情况下,依然有 60% 的召回率,这就足以提供内外边缘拟合所需要的正样本。在眼皮边缘检测中,由于睫毛边缘复杂,

因此实际测试时调低了概率阈值,以检测多数边缘点,同时采用的抛物线拟合方法可以消除这小部分噪声边界的干扰。

本文采用 NICE. I 竞赛<sup>[10]</sup>中的方法评估虹膜分割精度。通过与真实虹膜数据比较,计算算法的虹膜分割错误率。根据错误率大小评估分割效果。错误率计算方式如下:

$$\bar{e} = \frac{1}{N \times w \times h} \sum_{x \in w} \sum_{y \in h} T(x, y) \oplus M(x, y)$$

其中,  $N$  表示图片数;  $w, h$  表示图片长宽;  $T$  和  $M$  分别为真实虹膜和本文虹膜区域;  $\oplus$  为异或操作;  $\bar{e}$  表示  $N$  幅图像的平均分割错误率。实验所用数据库为 CASIA-v4<sup>[11]</sup>, 真实虹膜数据来自文献[12]。

表1和表2为本文算法与其他分割算法在耗时、定位准确率、分割错误率方面的比较,可以看出本文算法综合性能优于其他算法。

表1 虹膜定位算法的耗时和准确率对比

算法	耗时/s	准确率/%
文献[12]算法	1.53	99.4
文献[13]算法	1.92	99.2
文献[14]算法	1.82	98.2
本文算法	0.83	99.6

表2 虹膜分割算法的错误率对比 %

算法	错误率
文献[12]算法	0.81
文献[13]算法	2.88
文献[14]算法	0.68
本文算法	0.62

本文算法与文献[12-13]算法在定位准确率上相差无几,但文献[12-13]分别采用的 Random Walk 和 Hough 算法计算耗时更长。此外,相比于文献[13]算法采用活动轮廓模型,本文采用的 OTSU 算法能够更好地描绘真实边界以获得更低的分割错误率。文献[14]采用相对总变分算法<sup>[15]</sup>抑制纹理保持虹膜结构后再进行边缘检测,同样能达到较低的分割错误率,但相对总变分模型计算复杂,对迭代值敏感,会出现过度抑制边缘的情况,并且需要人为调整才能实现准确定位。本文使用监督学习的 PBT 模型进行边缘检测,不需要人为调整参数,只进行一些简化输入样本的调整,就能准确地判断一个边界点是否为本文所需要的真实虹膜边界。PBT 分类器的训练可以在实际测试之前完成,在测试时仅需简单计算就可完成复杂的 PBT 分类。

本文算法的优势在于虹膜受到多种边界噪声的干扰,传统边缘检测算子无法有效提取真实边界,而本文运用 PBT 分类模型可以提取出准确的边界点,为其后的虹膜定位打下坚实的基础。在精确获取边界点后,虹膜的定位就可以通过最小二乘法实现,无

需进行三维空间搜索。考虑到虹膜边缘实际上不是一个真实圆,本文算法用局部 OTSU 算法获取合适的分割门限,能更精确地分割虹膜。

## 4 结束语

本文提出一种基于概率提升树的虹膜分割算法,能够有效判别边缘点是否为虹膜的真实轮廓边界。由于虹膜边界易受虹膜纹理、眼皮、睫毛、光照等的影响,因此在非理想环境下,传统边缘检测算法含有大量的边界噪声,需要人为设定规则和策略删除噪声,边界定位鲁棒性差,而边界信息是虹膜分割的基础。为此,本文算法提取边缘点局部特征,以概率提升树为框架,训练出虹膜边缘检测模型,并对真实虹膜边界点进行分类。在此基础上,利用最小方差法、最小二乘法、随机霍夫变换等算法实现虹膜定位,再采用局部 OTSU 精确分割出虹膜的有效区域。实验结果表明,该虹膜分割算法具有较好的鲁棒性和泛化性能以及较低的虹膜分割错误率。但由于亚洲人和欧美人的瞳孔颜色不同,本文采用的 CASIA-v4 数据库为红外光源拍摄的虹膜图像,而欧美虹膜图像数据为自然光拍摄,很多算法细节需要修正,因此下一步将在不同数据库上验证本文算法的有效性。

## 参考文献

- [1] Daugman J. How Iris Recognition Works [J]. Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [2] Wildes R P. Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1348-1363.
- [3] He Zhaofeng, Tan Tieniu, Sun Zhenan. Toward Accurate and Fast Segmentation for Iris Biometrics [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2009, 31(9): 1670-1684.
- [4] Meriem Y, Emmanuel M. Markov Chains for Unsupervised Segmentation of Degraded NIR Iris Images for Person Recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 16(8): 1-8.
- [5] Sandipan B, Domingo M. Iris Segmentation Using Geodesic Active Contours and GrabCut [C] // Proceedings of Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology. Berlin, Germany: Springer, 2016: 48-60.
- [6] Dollar P, Tu Zhuowen, Belongie S. Supervised Learning of Edges and Object Boundaries [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2006: 48-60.
- [7] Tu Zhuowen. Probabilistic Boosting-tree: Learning Discriminative Models for Classification, Recognition, and Clustering [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 1589-1596.
- [8] 陈瑞, 林喜荣. 基于 AdaBoost 算法的快速虹膜检测与定位 [J]. 清华大学学报, 2008, 48(11): 1747-1750.

(下转第 257 页)

## 5 结束语

本文基于图像相关性的特征参数,通过机器学习,得出 JPEG 图像峰值信噪比与相关性有关的图像特征参数的关系,从而实现一种适用于 JPEG 压缩图像的 PSNR 盲估计方法。实验结果表明,本文方法在线性相关系数、斯皮尔曼等级相关系数上均优于对比方法。

### 参考文献

- [ 1 ] Anush M K, Kalpana S, Rajiv S, et al. Wireless Video Quality Assessment: A Study of Subjective Scores and Objective Algorithms [ J ]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20 ( 4 ): 587-599.
- [ 2 ] Chen Xiaolin, Zhang Rui, Zheng Shibao. Image Quality Assessment Based on Local Edge Direction Histogram [ C ] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Analysis and Signal Processing. Washington D. C., USA, IEEE Press, 2011: 108-112.
- [ 3 ] Ichigaya A, Kurozumi M, Hara N, et al. A Method of Estimating Coding PSNR Using Quantized DCT Coefficients [ J ]. IEEE Transactions on Circuits Systems Video Technology, 2006, 16 ( 2 ): 251-259.
- [ 4 ] Brandao T, Queluz M P. No-reference Image Quality Assessment Based on DCT-domain Statistics [ J ]. Signal Processing, 2008, 88 ( 4 ): 822-833.
- [ 5 ] 景 麟,王宏远,马 泳. 基于拉普拉斯分布模型的快速 DCT 算法 [ J ]. 电视技术, 2008, 32 ( 11 ): 16-19.
- [ 6 ] Lam E Y, Goodman J W. A Mathematical Analysis of the DCT Coefficient Distributions for Images [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9 ( 10 ): 1661-1666.
- [ 7 ] 董皓远,方向忠. 基于图像先验知识的量化噪声盲估计算法 [ J ]. 计算机工程, 2010, 36 ( 11 ): 195-197.
- [ 8 ] Pao I M, Sun Ming Ting. Modeling DCT Coefficients for fast Video Encodings [ J ]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1999, 9 ( 4 ): 608-616.
- [ 9 ] Minami S, Zakhor A. An Optimization Approach for Removing Blocking Effects in Transform Coding [ J ]. IEEE Transactions on Circuits System, 1995, 5: 74-82.
- [ 10 ] 沈诗文. 量化噪声建模及其在去块效应算法中的应用 [ D ]. 上海: 上海交通大学, 2011.
- [ 11 ] 程 燕. 图像超分辨率重建关键技术的研究 [ D ]. 上海: 上海交通大学, 2007.
- [ 12 ] Robertson M A, Stevenson R L. DCT Quantization Noise in Compressed Images [ J ]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2005, 15 ( 1 ): 27-38.
- [ 13 ] Yang Gao, Tan Yap Peng. Blind PSNR Estimation Using Shifted Blocks for JPEG Images [ C ] // Proceedings of ISCAS' 11. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 216-225.
- [ 14 ] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. IVE Image Quality Assessment Database Release 2 [ EB/OL ]. [ 2015-12-21 ]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.
- [ 15 ] Anish M, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 ( 12 ): 4695-4708.
- [ 9 ] Rainer L, Alexander K, Vadim P. Empirical Analysis of Detection Cascades of Boosted Classifiers for Rapid Object Detection [ C ] // Proceedings of Joint Pattern Recognition Symposium. Berlin, Germany: Springer, 2003: 297-304.
- [ 10 ] Proenca H, Alexandre L A. The NICE. I: Noisy Iris Challenge Evaluation, Part I [ C ] // Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 1-4.
- [ 11 ] CASIA Iris Image Database [ EB/OL ]. [ 2016-04-11 ]. <http://biometrics.idealtest.org>.
- [ 12 ] Tan C W, Kumar A. Towards Online Iris and Periocular Recognition Under Relaxed Imaging Constraints [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22 ( 10 ): 3751-3765.
- [ 13 ] Farmanullah J, Imran U. Iris Localization in Frontal Eye Images for Less Constrained Iris Recognition Systems [ J ]. Digital Signal Processing, 2012, 22 ( 6 ): 9818-9865.
- [ 14 ] Zhao Z J, Kumar A. An Accurate Iris Segmentation Framework Under Relaxed Imaging Constraints Using Total Variation Model [ C ] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 3828-3836.
- [ 15 ] Xu Li, Yan Qiong, Xia Yang. Structure Extraction from Texture via Relative Total Variation [ J ]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31 ( 6 ): 139-149.

编辑 索书志

编辑 陆燕菲

(上接第 252 页)