

基于 Corvis ST 医学影像的角膜轮廓提取算法

李康生¹, 刘凤连¹, 吴剑武², 刘 艳¹, 汪日伟^{3*}

(1. 天津理工大学 计算机视觉与系统教育部重点实验室和天津市智能计算及软件新技术重点实验室, 天津 300384 ; 2. 温州市工业科学研究院, 浙江 温州 325028; 3. 温州理工学院, 浙江 温州 325088)

摘要: 目前已有的轮廓提取算法在提取可视化角膜生物力学分析仪 (corneal visualization scheimpflug technology, Corvis ST) 影像的角膜轮廓中, 由于角膜边缘的局部图像灰度分布相近这一特点, 提取出的角膜轮廓普遍不完整或者提取的角膜轮廓边缘出现细小突出。这会使得角膜轮廓的完整性遭到破坏, 提取到的角膜轮廓与实际的角膜原始图像严重不符。本文针对 Corvis ST 采集的角膜图像的轮廓提取问题, 基于最大类间方差法 (OTSU) 算法设计一种高效的图像处理方法。首先, 将角膜图像进行除杂、灰度化以及图像降噪等处理, 达到减少图像计算量和降低数字图像噪声干扰的目的; 其次, 基于 OTSU 算法对图像进行分割, 并在此基础上加入数学形态学运算, 达到平滑图像边界和填充细小“孔洞”的目的; 最后, 采用 Canny 边缘检测算法提取图像中的角膜轮廓, 达成提取出高完整性角膜轮廓的目的。在相同的图像数据集上, 与最新的纽扣轮廓瑕疵检测系统中设计的轮廓提取算法 (B-OTSU algorithm) 进行了对比实验。实验结果表明, 从轮廓完整性以及准确性的角度, 应用本文方法提取的角膜轮廓明显优于最新的纽扣轮廓瑕疵检测系统中的 B-OTSU 算法提取的角膜轮廓。

关键词: 图像算法; 轮廓提取; Corvis ST 影像; 角膜轮廓

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2023)02-0208-06

Corneal contour extraction algorithm based on Corvis ST medical image

LI Kangsheng¹, LIU Fenglian¹, WU Jianwu², LIU Yan¹, WANG Riwei^{3*}

(1. Key Laboratory on Computer Vision and Systems, Ministry of Education of China, the Key Laboratory on Intelligence Computing and Novel Software Technology of the City of Tianjin, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China; 2. Wenzhou Industrial Science Research Institute, Wenzhou, Zhejiang 325028, China; 3. Wenzhou University of Technology, Wenzhou, Zhejiang 325088, China)

Abstract: The currently existing contour extraction algorithm extracting the corneal contour of corneal visualization scheimpflug technology (Corvis ST) image, due to the close gray distribution of the cornea edge local image, the corneal contour extracted generally is incomplete or corneal contour edges extracted appear small extenuation. This will destroy the integrity of the corneal contour, and the extracted corneal contour is seriously inconsistent with the actual original corneal image. In this paper, a high-efficient image processing method based on OTSU algorithm is designed for contour extraction of corneal images collected by the Corvis ST. Firstly, the corneal image is processed by impurity removal, gray scale and image denoising to reduce the amount of image computation and digital image noise interference. Secondly, the image is segmented based on OTSU algorithm, and mathematical morphology operation is added on the basis to smooth the image boundary and fill small "holes". Finally, Canny edge detection algorithm is used to extract corneal contour in the image, achieving the purpose of extracting high integrity corneal contour. On the same image data set, the contour extraction algorithm (B-OTSU algorithm) designed in

* E-mail: wangrw@wzu.edu.cn

收稿日期: 2022-04-06 修订日期: 2022-06-03

基金项目: 国家自然科学基金 (62020106004) 和温州市重大科技攻关项目 (ZG2021030) 资助项目

the latest button contour defect detection system is compared with this algorithm in the experiment. The experimental results show that from the perspective of contour integrity and accuracy, the corneal contours extracted by the proposed method are obviously superior to the corneal contours extracted by the B-OTSU algorithm in the button contour defect detection system.

Key words: image algorithm; contour extraction; Corvis ST image; corneal contour

0 引言

角膜由透明无血管的组织构成,弯曲如球面,有保护眼睛的内容物,保持眼睛形态和屈光的作用。大量研究发现,通过判断人眼的角膜健康状况可以诊断疾病,如近视、青光眼以及糖尿病等疾病。可视化角膜生物力学分析仪(corneal visualization scheimpflug technology, Corvis ST)是一种新型的非接触式设备,采用气冲冲压技术(恒定的气体脉冲^[1])引起角膜形变并逐渐恢复至初始状态。通过设备中采集到的相关参数可以对角膜的健康状态进行评判,从而对相关个体做进一步诊断。目前,对于 Corvis ST 的使用仅局限在该设备提供出来的各项参数。本文从图形图像学的角度出发,对该设备采集的影像做了进一步分析。

众多的研究人员在图形图像学领域提出了多种图像算法并将这些算法应用到各种各样的研究中。CHEN 等^[2]提出一种基于 B 样条小波的运动图像位姿轮廓提取方法,利用卷积神经网络与启发式搜索完成对运动图像的轮廓提取。ZHANG 等^[3]基于深度卷积神经网络设计出实时注意边缘检测框架,并在 BSDS500 数据集上进行验证。YU 等^[4]基于特征聚合提出一种 FFA-Net(feature fusion attention network)用于医学图像分割,从灰度图像和 RGB 图像中可以很好地分割出目标区域。CHEN 等^[5]提出的 IBA-U-Net (attentive bconvlstm u-net with redesigned inception) 网络架构在公开数据集上与 U-Net 网络进行了对比实验,IBA-U-Net 能够有效、准确地完成对不同医学图像的分割。WANG 等^[6]提出了 HDA-ReUNet (hybrid dilation and attention residual U-net) 最大类间方差法网络用于图像分割,其分割结果比 U-Net 网络的分割结果更精确。TANG^[7]等利用双核傅里叶卷积 (twin-kernel fourier convolution, t-KFC) 代替原卷积,设计出 tKFC-Net 模型用于医学图像分割。DUMITRU 等^[8]采用粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法,提出一种利用迁移学习优化元胞自动机 (cellular automata, CA) 规则的边缘检测方法。MENG 等^[9]提出目标图像轮廓编码算法,结合 LCV (local chart-vest) 分割模型对原始图像轮廓进行分割。AN 等^[10]基于

正尺度不变自编码 (self-encoding canonical correlation analysis, CCA) 提出了一种医学图像分割算法。MARDANI 等^[11]基于密度的带噪声应用空间聚类 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 和形态学重建 (morphological reconstruction, MR) 提出新的医学图像分割算法用于视网膜血管分割。SABER 等^[12]基于最大类间方差法^[13] (OTSU) 设计出一个计算机辅助系统用来检测乳腺图像异常的新方案,帮助放射科医生更容易地发现乳房 X 光片上的异常。ZHU 等^[14]利用多种边缘检测算子用于提取针状薄片细胞轮廓,认为采用 Krisch 边缘检测算子的轮廓提取方法更适用于软木细胞轮廓的提取。李彦等^[15]设计了一套基于图像处理的纽扣轮廓瑕疵检测系统,在进行瑕疵检测方面可以做到快速高效。ZHANG 等^[16]以服装款式图为研究对象,分析了常用的图像处理和图像分割等方法的优缺点。ZHANG 等^[17]提出一种包含灰度图像处理和深度图像处理的轮廓检测模型。ZHOU 等^[18]利用自适应直方图阈值 (adaptive histogram thresholding, AHT) 与 Canny 边缘检测算法,准确地提取出整个白细胞图像。深度学习在医学图像分割中的应用存在以下问题:1) 深度学习模型的优化。现有深度学习模型的参数没有得到很好的优化,容易造成错误的医学图像分割。2) 过拟合问题。随着深度学习模型层数的增加,使得深度模型很容易拟合训练数据,但其在测试集上的泛化性能会较差。3) 计算成本。训练深度学习模型需要更多更复杂的计算,这一过程有可能是极其耗时的。

本文基于 OTSU 算法提出了一种新的图像处理方案,将其应用于从 Corvis ST 影像中提取角膜轮廓。同时复现了最新在纽扣轮廓瑕疵检测系统中设计的轮廓提取方法 (B-OTSU algorithm),在 Corvis ST 影像数据集上做了对比实验,验证了本文算法在角膜轮廓提取中具有更好的有效性和准确性。

1 轮廓提取方法

Corvis ST 影像的角膜轮廓提取流程如图 1 所示。首先将采集到的图像视频转换成图像帧,其次

对图像中的无用信息进行去除,去除的信息主要是 Corvis ST 影像中携带的就诊患者相关信息以及仪器厂商的标识,并对每一帧图像按照灰度级 256 进行灰度化处理。为了降低图像噪声对后续轮廓提取过程的影响,对图像进行降噪处理,然后进行图像分割,对于分割结果中可能出现的图像孔洞或者图像噪声等情况,引入数学中的形态学对其进行填充和进一步降噪,最后进行轮廓提取。

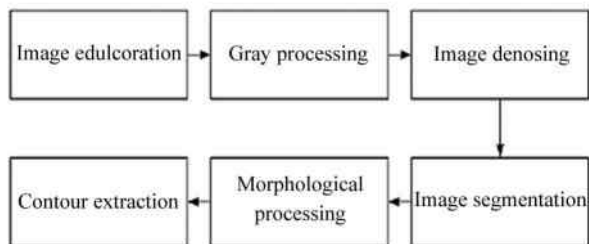


图1 角膜轮廓提取算法示意图

Fig.1 Diagram of corneal contour extraction algorithm

1.1 数据分割与除杂

将收集到的 Corvis ST 角膜视频数据分割成图像帧,对每一个图像进行操作,是整个提取算法的第一步。采用 OpenCV 中的视频分割方法,将视频分割成图像帧,结果如图 2 所示。



图2 角膜视频分割出的某一帧角膜图像

Fig.2 A corneal image segmented from corneal video

由于每段视频的时长一致,每段视频经过分割后都得到了相同数量的图像。对这些图像进行统一的除杂操作,视频中的无用信息都有固定的位置,可在每一个位置创建可覆盖无用信息的最小矩形,同时在第一帧图像中取相同大小且只包含图像背景的矩形,采用图像背景矩形覆盖无用信息。具体算法如下:

Step1:定位到图 2 所示的含有无用干扰信息的 5 个位置。

Step2:在 5 个位置处绘制能够包含全部无用信息的最小面积矩形。

Step3:在第一帧图像中取相同大小且只包含图像背景的矩形。

Step4:以 Step3 中的背景矩形按序替换 Step2 中绘制的矩形。

经过上述处理流程,原图像在五个位置处的无用信息被完全覆盖,达到了去除“杂物”又对原始图像做最小修改同时又不影响角膜主体的目的,得到的结果如图 3 所示。

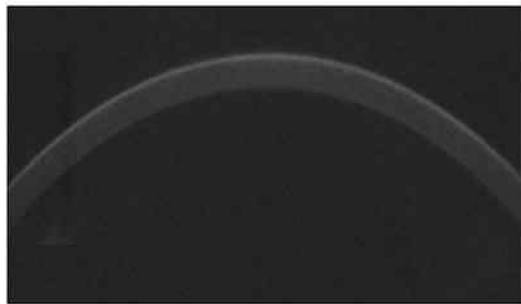


图3 经过除杂后的角膜图像

Fig.3 Corneal image after impurity removal

1.2 灰度化处理

把彩色图像转化为灰度图像的过程为灰度化处理。彩色图像中的每一个像素点有 R、G、B 3 种色彩分量,每一个分量的颜色变化均为 256 种,每个像素点有 1600 多万个色彩变化范围。而对于灰度图来讲,只有 256 个色彩变化范围。将彩色图像转换成灰度图像,可以大大减少色彩变化范围,使得后续对图像的运算量大大减少,而且依旧可以表示整个图像的色彩与亮度等级的分布。常见的灰度化处理算法有最大灰度算法、整数灰度算法、移位灰度算法、平均灰度算法以及加权平均灰度算法。在实验中,采用的是加权平均灰度算法,如下式:

$$H = 0.299R + 0.587G + 0.144B, \quad (1)$$

根据式(1),将灰度值赋值给新图像的相应位置,所有像素点遍历一遍后完成转换。这种处理方法更加符合人类的眼睛感官,结果如图 4 所示。

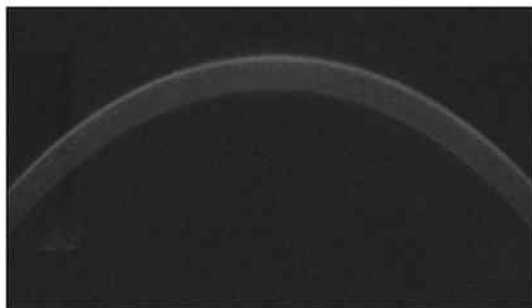


图4 经过灰度化处理的角膜图像

Fig.4 Corneal image processed with gray scale

1.3 图像降噪

对灰度化处理后的图像进行降噪处理。在图像处理中,常使用均值滤波器、中值滤波器与高斯滤波器进行图像降噪。均值滤波使用模板内所有像素的平均值替代模板中心像素灰度值,其本身容易受到噪声干扰,不能消除噪声,只能相对减弱噪声。中值滤波是使用模板内所有像素的中值替代模板中心像素的灰度值,对噪声不敏感,容易导致图像的不连续性。高斯滤波是一种线性平滑滤波,可以对图像进行平滑处理,同时可以保留图像的总灰度分布特征。

从实验的最终目的看,高斯滤波是这3种降噪方式中最佳的选择。高斯滤波的实现方式分为两种,一种是通过滑动窗口,另一种是基于傅里叶变换实现。一般情况下,只有在滑动窗口非常大的情况下,会考虑使用傅里叶变换。本文采用滑动窗口的实现方式,表现效果如图5所示。



图5 经过图像降噪处理的角膜图像
Fig. 5 Cornea image after image denoising

1.4 图像分割

图像分割算法分为基于阈值分割和基于区域分割的两种。由于从 Corvis ST 视频分割出的图像中角膜与背景的灰度存在明显差异,所以本文采用基于阈值的 OTSU。其原理是依照图像的灰度特性,将其分为两类,计算每次分类结果的类间方差,从中选出的最大值作为最佳阈值。假设灰度图像的灰度值为 N ,两类像素的个数在全图占比分别为 α 和 β ,两类灰度均值为 ω_1 和 ω_2 ,则有图像总的灰度值 ω 为:

$$\omega = \alpha\omega_1 + \beta\omega_2, \quad (2)$$

两个类的类间方差 σ^2 为:

$$\sigma^2 = \alpha(\omega - \omega_1)^2 + \beta(\omega - \omega_2)^2, \quad (3)$$

故而最佳的阈值 T 为:

$$T = \max\{\sigma^2(k)\}, k \in [0, N-1]. \quad (4)$$

1.5 形态学处理

数学形态学运算是图像处理中常用的一种数学

工具,合理使用形态学运算有去除噪声、填充孔洞以及优化图像边界的作用。本文采用了形态学运算中的开运算与闭运算。开运算是指对图像进行先腐蚀后膨胀,可以消除图像上的噪声。闭运算则与开运算相反,先膨胀后腐蚀,可以填充细小的孔洞,连通图像。运算式如下:

$$P \circ Q = (P \oplus Q) \otimes Q, \quad (5)$$

$$P \cdot Q = (P \otimes Q) \oplus Q, \quad (6)$$

$$P \otimes Q = \{x | [(\hat{Q})_x \cap P \neq \emptyset]\}, \quad (7)$$

$$P \oplus Q = \{x | (Q)_x \subseteq P\}, \quad (8)$$

其中,式(5)为开运算,式(6)为闭运算,式(7)为膨胀运算,表示集合 P 通过结构元素 Q 膨胀后的结果,是 Q 关于原点的映射 $\hat{Q}$ 的位移和 P 相交不为空时 Q 的原点位置的集合。式(8)为腐蚀运算,表示集合 P 通过结构元素 Q 腐蚀的结果,是 Q 全部含于 P 时 Q 的原点位置的集合。

1.6 角膜轮廓提取

本文采用 Canny 边缘检测算法对角膜的轮廓进行提取。其主要的算法思想是通过高斯函数的求导计算图像梯度,通过设定双阈值检测图像的边缘。在实际工程中,常使用像素之间的灰度差来表示梯度。在此项研究中,经过高斯滤波后的像素点灰度值为:

$$g_s(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cdot f(x, y). \quad (9)$$

之后采用了 3×3 的 Sobel 算子,计算出其在水平方向的梯度值 $g_x(x, y)$ 和垂直方向的梯度值 $g_y(x, y)$,计算式为:

$$g_x(x, y) = g_s(x, y) \cdot \text{Soble}_x(x, y), \quad (10)$$

$$g_y(x, y) = g_s(x, y) \cdot \text{Soble}_y(x, y). \quad (11)$$

所以,综合梯度的梯度值 $G(x, y)$ 和方向 θ 可以由下式计算出:

$$G(x, y) = \sqrt{g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2}, \quad (12)$$

$$\theta = \arctan \frac{g_x(x, y)}{g_y(x, y)}. \quad (13)$$

Canny 算法采用非极大值抑制来细化边缘,寻找像素点局部最大值,通过高低两个阈值来区分边缘的像素点。将大于高阈值的点判定为真实边缘,同时将检查小于高阈值且大于低阈值像素点的 8 连通区域像素,若其中存在高阈值点,也将其认定为真实边缘。

2 实验结果与分析

对 Corvis ST 在医疗诊断过程中拍摄到的图像,

采用最新的纽扣轮廓瑕疵检测系统中所设计的 B-OTSU 算法提取到的角膜轮廓图像,如图 6 所示。经过图像分帧、图像除杂、图像灰度化等处理过程,对得到的结果图像再进一步应用图像降噪、图像分割以及数学形态学运算等图像处理手段处理,最后提取到的角膜轮廓图像如图 7 所示:



图 6 应用纽扣轮廓瑕疵检测系统中的轮廓提取算法提取角膜轮廓的效果图

Fig. 6 The corneal contour effect diagram extracted by B-OTSU algorithm in the button contour defect detection system

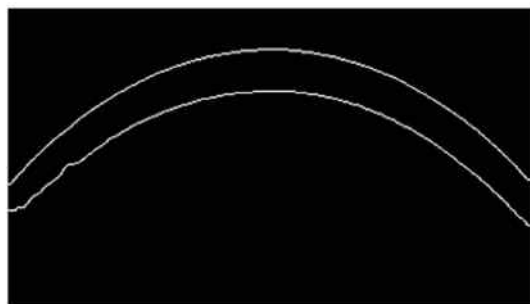


图 7 本文算法提取的角膜轮廓

Fig. 7 Corneal contour extracted by this algorithm

通过对比图 3、图 6 与图 7 可以明显看出,应用纽扣轮廓瑕疵检测系统中设计的轮廓提取方案提取的角膜轮廓,其表面粗糙并且角膜图像两端的轮廓损失严重。而采用本文算法提取的角膜轮廓相比图 6 更加光滑,同时轮廓更加完整,两端损失较少。对搜集到的 230 例 Corvis ST 影像数据分别应用纽扣轮廓瑕疵检测系统中的 B-OTSU 算法与本文算法进行角膜轮廓提取,同时选取 Corvis ST 中所测的角膜厚度作为参照,对分别采用上述两种算法的轮廓提取结果进行量化分析。利用 Corvis ST 自身的相机参数,统一计算单位为 pixel。通过提取到的角膜轮廓图像计算每个像素点处的最大角膜厚度,角膜轮廓不完整的像素位置处角膜厚度记为 0,从而计算每个角膜轮廓的平均厚度,并与测量值相比较。综合

230 例数据,比较两种算法的提取结果与 Corvis ST 测量值的平均偏差量,同时分析两种算法的平均提取精度,结果如表 1 所示。

表 1 B-OTSU 算法与本文算法的精度分析结果

Tab. 1 Precision analysis results of B-OTSU algorithm and this algorithm

Evaluation index	This algorithm	B-OTSU algorithm	Improvement value
Departure/pixel	8.754 2	14.685 1	5.930 9
Deviation rate/%	23.301 7	39.252 3	15.950 6

3 结 论

通过对比两种算法在相同 Corvis ST 影像数据集上的角膜轮廓提取结果,采用本文算法提取的角膜轮廓准确程度更接近 Corvis ST 的测量值,平均偏差量相对较小。由此得出,本文算法在提取 Corvis ST 影像角膜轮廓的过程中,对角膜轮廓提取的精度有明显提升,相比 B-OTSU 算法平均提高 15.9%。因此,采用本文算法提取的角膜轮廓显著优于应用纽扣轮廓瑕疵检测系统中设计的 B-OTSU 算法所提取的角膜轮廓。

参考文献:

- [1] MAEDA N, UEKI R, FUCHIHATA M, et al. Corneal biomechanical properties in 3 corneal transplantation techniques with a dynamic scheimpflug analyzer[J]. Japanese journal of ophthalmology, 2014, 58(6): 483-489.
- [2] CHEN C, BI D H, WEN F Q. A motion image pose contour extraction method based on b-spline wavelet[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2021, 2021: 1-8.
- [3] ZHANG R F, YOU M Y. Fast contour detection with supervised attention learning[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2020, 18: 647-657.
- [4] YU J K, YANG D D, ZHAO H S. Ffanet: feature fusion attention network to medical image segmentation[J]. Bio-medical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102912.
- [5] CHEN S Y, ZOU Y N, LIU P X. IBA-U-Net: BConvLSTM U-Net with redesigned inception for medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2021, 135(4): 104551.
- [6] WANG Z K, ZOU Y N, LIU P X. Hybrid dilation and attention residual u-net for medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2021, 134(12): 104449.

- [7] TANG X L, PENG J P, ZHONG B, et al. Introducing frequency representation into convolution neural networks for medical image segmentation via twin-kernel fourier convolution[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2021, 205: 106110.
- [8] DUMITRU D, DIOSAN L, ANDREICA A, et al. A transfer learning approach on the optimization of edge detectors for medical images using particle swarm optimization[J]. Entropy, 2021, 23(4): 414-414.
- [9] MENG S M, DUAN C Q. Noise elimination and contour detection based on innovative target image contour coding algorithm[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020: 1-8.
- [10] AN F P, LIU J E, WANG J R. Medical image segmentation algorithm based on positive scaling invariant-self encoding cca[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 66: 102395.
- [11] MARDANI K, MAGHOOLI K. Enhancing retinal blood vessel segmentation in medical images using combined segmentation modes extracted by dbscan and morphological reconstruction[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102837.
- [12] SABER M S, FATEME L, SEYED A S. A new approach for detecting abnormalities in mammograms using a computer-aided windowing system based on otsu's method[J]. Radiological Physics and Technology, 2019, 12(2): 178-184.
- [13] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [14] ZHU M, ZHAO L, REN H E. Comparative analysis of extraction methods of coniferous sheet cell contour[J]. Journal of Coastal Research, 2020, 104(SI): 492-496.
- [15] LI Y, ZHU L Y. Defect Detection of button contour based on image processing[J]. Journal of Donghua University (Natural Science Edition), 2021, 47(4): 69-74+134.
李彦, 朱凌云. 基于图像处理的纽扣轮廓瑕疵检测[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2021, 47(4): 69-74+134.
- [16] ZHANG L, XU Z B, ZHANG Y H. Realization of clothing image contour extraction and collar segmentation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1790(1): 012091.
- [17] ZHANG Q, LIN C, LI F Z. Application of binocular disparity and receptive field dynamics: a biologically-inspired model for contour detection[J]. Pattern Recognition, 2021, 110: 107657.
- [18] ZHOU X G, LI Z Y, XIE H S, et al. Leukocyte image segmentation based on adaptive histogram thresholding and contour detection[J]. Current Bioinformatics, 2020, 15(3): 187-195.

作者简介:

汪日伟 (1973—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事计算机视觉、人工智能与虚拟现实技术方面的研究。