

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202010044



反射分量分离的特征融合图像翻拍检测

贺惠新, 崔子栋, 周逸飞

(华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 厦门 362021)

摘要: 针对翻拍图像对相关人脸识别系统的欺骗性, 将基于同态滤波的反射分量分离特征作为新特征加入图像中, 形成四通道图像, 并将其作为简单卷积神经网络的输入的翻拍图像检测方法. 结果表明: 在拍摄环境复杂、干扰噪音较多、活体数量较大的环境下, 该方法有较高且稳定的准确率、较好的鲁棒性及使用价值.

关键词: 图像翻拍检测; 同态滤波; 反射分量分离; 特征融合

中图分类号: TP 274 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2022)02-0222-07

Feature Fusion Diagram Recaptured Detection Based on Reflection Component Separation

HE Huixin, CUI Zidong, ZHOU Yifei

(College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In the view of the deception of the recaptured image to the relevant face recognition system, the reflection component separation feature based on homomorphic filtering is added to the image as a new feature to form a four channel image, which is used as the detection method of diagram recaptured based on the simple convolution neural network input. The results show that this method has high and stable accuracy, high robustness and application value in the environment of complex shooting case, more interference noise and large number of living bodies.

Keywords: diagram recaptured detection; homomorphic filtering; reflection component separation; feature fusion

随着计算机技术的迅速发展, 需要建立人与信息一一对应的安认证技术, 通过建立完整的映射网络体系, 从而确保每个人的人身、财产、隐私等的安全. 与指纹、基因等人体生物特征识别系统相比, 人脸识别系统更加友好, 不需要人的参与配合, 能在不打扰正常生活情况下解决问题. 同时, 通过分析人脸识别系统的表情、姿态等可获得更多的有用信息. 因此, 人脸识别技术可用于公安系统、驾驶核对系统、监控系统、银行信用卡验证系统等^[1].

随着深度神经网络的发展, 深度神经网络在人脸识别中的应用日渐增多^[2-5], 识别准确率超过人类平均水平. 当前, 人脸识别主要针对二维图像或二维视频序列^[6-7], 而影响人脸识别的光照、姿态、年龄、遮挡等问题并没有得到根本解决^[8]. 因此, 不少不法分子使用翻拍图像伪装自我身份, 以此欺骗人脸身份认证软件, 并侵害他人利益.

目前, 不少学者对翻拍图像的识别进行研究. 孙锐^[9]提供一种基于局部二值模式(LBP)水印特征和

收稿日期: 2020-10-29

通信作者: 贺惠新(1984-), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事图像处理、文本数据挖掘的研究. E-mail: hehuixin@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家社会科学基金面上资助项目(19BXW110); 华侨大学科研基金资助项目(605-50Y17031)

细粒度识别的图像防伪方法. Chen 等^[10]基于翻拍图像与真实图像虹膜的差别,对图像进行翻拍检测. 文献[11]方法是基于同态滤波的自适应补偿图像光照加强的特征,将图像 16 等分,提取每一等分的八方向梯度比例特征,以此进行翻拍图像检测,该方法在训练集、测试集中人数较少,且翻拍人脸与真实人脸为同一人时的效果较好;但当训练集、测试集中人数较多时,且翻拍人脸与真实人脸为不同人时准确率快速下降. 文献[12]方法是建立翻拍图像与活体拍摄图像之间的梯度差异模型,并通过该模型提取三色(RGB)同道梯度特征进行分类. 以上两种方法在活体数量较少、翻拍图像与活体拍摄图像均属于同一批活体时的效果较好,但当活体数量增加、翻拍图像与活体拍摄图像所属群体不同时,其准确率有一定程度下降. 钱芸等^[13]在液晶显示器介质下,基于纹理、细节缺失等特征对图像进行翻拍. 本文对反射分量分离的特征融合图像翻拍检测进行研究.

1 基于同态滤波的反射分量分离

1.1 图像形成模型

若用 $f(x, y)$ 表示图像,则 $f(x, y)$ 可用入射分量(入射到被观察场景的光源照射总量)、反射分量(场景中物体所反射的光照总量)两个分量表示^[14]. 入射分量、反射分量分别记为 $i(x, y)$ 与 $r(x, y)$, 则 $f(x, y)$ 为

$$\left. \begin{aligned} f(x, y) &= i(x, y)r(x, y), \\ \text{s. t. } \begin{cases} 0 < i(x, y) < \infty, \\ 0 < r(x, y) < 1. \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式(1)中:反射分量 $r(x, y)$ 限制在 $(0, 1)$ 区间内,且其性质取决于成像物体的性质.

1.2 反射分量分离

对原图的频率做映射后,为保持运算,根据同态滤波的方法,对原图两个分量做对数运算,使入射分量与反射分量从乘积关系变为加和关系,即

$$\mathfrak{F}[\ln f(x, y)] = \mathfrak{F}[\ln i(x, y)] + \mathfrak{F}[\ln r(x, y)]. \quad (2)$$

式(2)中: \mathfrak{F} 为傅里叶变换的正变换函数.

通过构造线性算子 H 进行映射,使反射分量与入射分量进行不同的变换,即

$$H(x, y) \mathfrak{F}[\ln f(x, y)] = H(x, y) \mathfrak{F}[\ln i(x, y)] + H(x, y) \mathfrak{F}[\ln r(x, y)]. \quad (3)$$

经典的同态滤波往往用于增强高频反射贡献、衰减低频照射贡献,从而达到增强图像细节信息的目的,其构造的高通滤波器形式为

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L)[1 - e^{-\epsilon[D^2(u, v)/D_0^2]}] + \gamma_L, \quad u = [u_x \quad u_y]. \quad (4)$$

式(4)中: γ_H, γ_L 分别为高频分量及低频分量滤波的系数.

为使滤波器能够将反射分量分离,将低频分量系数 γ_L 设置为 0,高频分量 γ_H 设置为 1(约束条件来源于对图像频率图的拟合^[15]),即

$$\left. \begin{aligned} \overline{H}(u, v) &= 1 - e^{-[D^2(u, v)/\overline{D}_0^2]}, \\ \text{s. t. } \left\{ \begin{aligned} &\frac{1}{-2\pi|\mathbf{\Sigma}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}-\mathbf{u})^T \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{X}-\mathbf{u})}, \\ &\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \delta_{x,x} & \delta_{x,y} \\ \delta_{y,x} & \delta_{y,y} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = [\overline{D}_0 x \quad \overline{D}_0 y]. \end{aligned} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

频谱图,如图 1 所示. 图 1 中: q 为强度; f 为频率. 滤波器图,如图 2 所示. 由图 1,2 可知:滤波器对位于频谱图中心的低频分量产生了抑制作用,而对高频分量保持不变. 由此,式(3)近似变换为

$$H(x, y) \mathfrak{F}[\ln f(x, y)] = \alpha \cdot [\ln i(x, y)] + \beta \cdot \mathfrak{F}[\ln r(x, y)], \quad \alpha \approx 0, \quad \beta \approx 1. \quad (6)$$

进一步可近似为

$$H(x, y) \mathfrak{F}[\ln f(x, y)] = \mathfrak{F}[\ln r(x, y)]. \quad (7)$$

对式(7)进行变换,有

$$f_r(x, y) = e^{\mathfrak{F}^{-1} H(x, y) \mathfrak{F}[\ln f(x, y)]} = e^{\mathfrak{F}^{-1} \mathfrak{F}[\ln r(x, y)]}. \quad (8)$$

化简得到

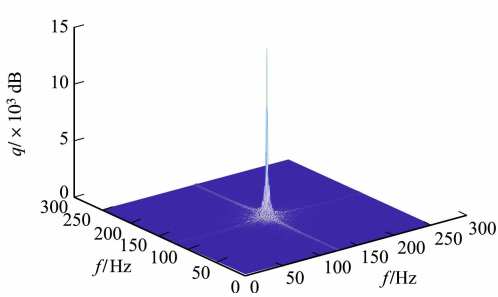


图 1 频谱图

Fig. 1 Frequency spectrum diagram

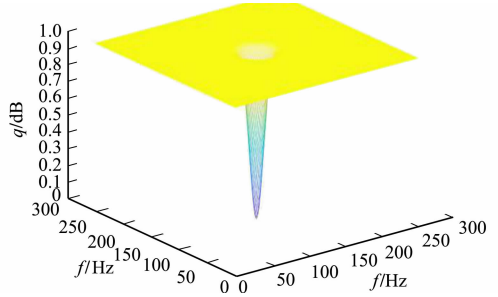


图 2 滤波器图

Fig. 2 Filter diagram

$$f_r(x,y)=r(x,y).$$
 (9)

1.3 在翻拍图像上的应用

翻拍图像与活体拍摄图像主要差别在亮度通道的信息,因此,将原 RGB 三通道图像转化为 HSV (hue, saturation, value)图像后提取亮度通道,对其进行对数变换,傅里叶变换后进行中心化. 将低频部分转化至中心位置,高频部分转化至频谱图边缘位置. 首先,将中心化后的频谱图乘以改造后的滤波器;其次,对高、低频分量进行映射,对结果去中心化后进行傅里叶反变换;最后,指数变换后转化为原图像. 原图,如图 3 所示. 原图的傅里叶频谱图,如图 4 所示.



图 3 原图

Fig. 3 Original diagram

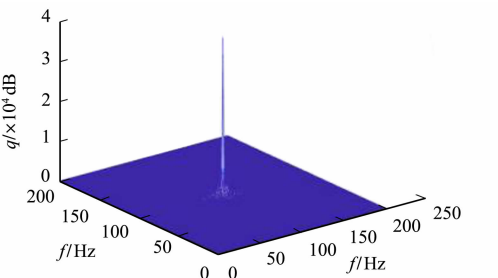


图 4 原图的傅里叶频谱图

Fig. 4 Fourier frequency spectrum diagram of original diagram

原图滤波器变换后的频谱图,如图 5 所示. 原图亮度通道的最终图像,如图 6 所示.

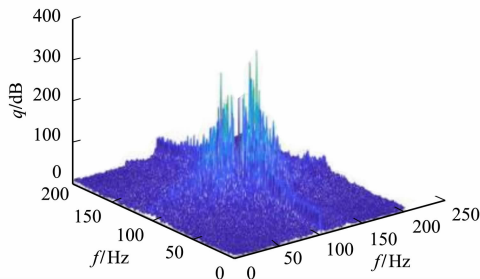


图 5 原图滤波器变换后的频谱图

Fig. 5 Frequency spectrum diagram after filter transformation of original diagram



图 6 原图亮度通道的最终图像

Fig. 6 Final diagram of brightness channel of original diagram

翻拍图像,如图 7 所示. 翻拍图像的傅里叶频谱图,如图 8 所示. 翻拍图像滤波器变换后的频谱图,如图 9 所示. 翻拍图像亮度通道的最终图像,如图 10 所示.

由图 3~10 可知:翻拍图像与活体拍摄图像存在视觉上的差别,即图像下半部分为非正常反光,介质较均匀的反射图像削弱了漫反射分离,使原图的纹理特征模糊;亮度通道强化了由于介质不同而产生的视觉差别.

将亮度通道最终图像分别按行列做 4 等分划分,整幅图像划分为 16 等分,用 Sobel 算子将划分结



图 7 翻拍图像

Fig. 7 Recapture diagram

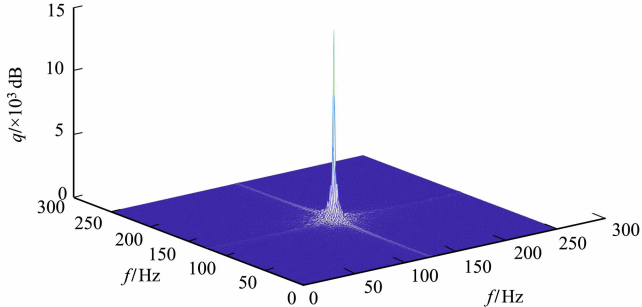


图 8 翻拍图像的傅里叶频谱图

Fig. 8 Fourier frequency spectrum diagram of recapture diagram

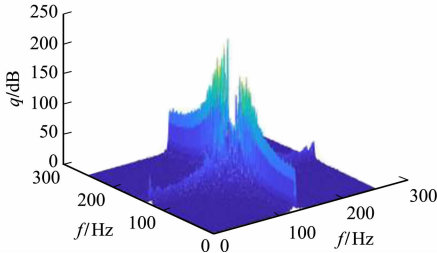


图 9 翻拍图像滤波器变换后的频谱图

Fig. 9 Frequency spectrum diagram after filter transformation of recapture diagram



图 10 翻拍图像亮度通道的最终图像

Fig. 10 Brightness channel final diagram of recapture diagram

果在八方向中进行计算^[1]. 图像划分,如图 11 所示. 特征提取,如图 12 所示. 图 12 中: η 为准确率.

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(a) 1 号方向掩模

2	1	0
1	0	-1
0	-1	-2

(b) 2 号方向掩模

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

(c) 3 号方向掩模

0	-1	-2
1	0	-1
2	1	0

(d) 4 号方向掩模

-1	-2	1
0	0	0
1	2	1

(e) 5 号方向掩模

-2	-1	0
-1	0	1
0	1	2

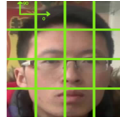
(f) 6 号方向掩模

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(g) 7 号方向掩模

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

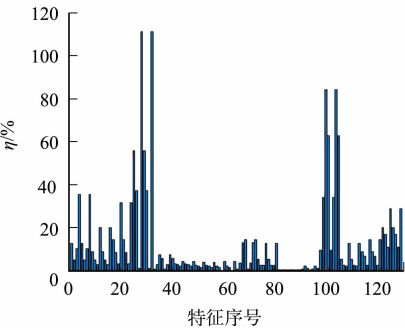
(h) 8 号方向掩模



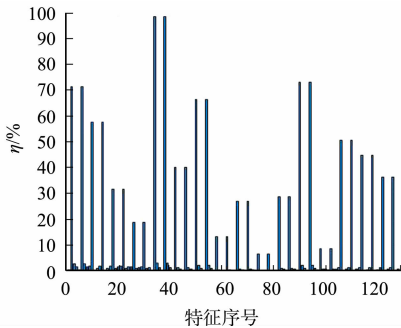
(i) 图像

图 11 图像划分

Fig. 11 Image segmentation



(a) 活体拍摄图像



(b) 翻拍图像

图 12 特征提取

Fig. 12 Feature extraction

文中方法对文献[11]方法进行改动,计算每个区域各方向梯度值之和占整幅图像八方向梯度值对应总和的比例,将 128(16×8)个特征通过支持向量机(SVM)进行分类,使用高斯核,对 BoxConstraint, KernelScale 两参数进行优化,模糊的纹理特征反映了直方图聚集性被削弱,变得更为均匀.

1.4 实验结果

将多个电信营业厅的摄像头采集的真实信息作为正样本,在各种复杂、恶劣环境下翻拍液晶显示屏,以电信营业厅摄像头翻拍的实体照片、各类证件照片作为负样本.样本模拟现实的复杂环境,具有较高的价值,共获取翻拍图像 14 743 张,活体拍摄图像 14 121 张.随机抽取翻拍图像、活体图像各 200 张进行实验,其中,活体图像中包含的活体数目为 98 个,翻拍图像中对应的活体数量为 88 个.文中方法与文献[11],[12]方法的准确率对比,如表 1 所示.表 1 中: n 为数量.

表 1 文中方法与文献[11],[12]方法的准确率对比

Tab. 1 Accuracy rate comparison of method in this paper with references[11], [12]

方法	活体拍摄图像		翻拍图像		$\eta/\%$
	n (活体拍摄图像)	n (活体)	n (翻拍图像)	n (活体)	
文中	200	196	200	196	72.63
文献[11]	200	196	200	196	70.42
文献[12]	200	196	200	196	76.42

由表 1 可知:文中方法的准确率高于文献[11]方法,但低于文献[12]方法,因此,三通道图像对原图的信息造成了极大的损失.

为保留原图信息,采用特征融合的方式构建卷积神经网络,加入反射图像作为新增加的通道,成为四通道图像.

2 卷积神经网络特征融合

2.1 CNN 基础理论

相比于传统的特征提取方式,深度神经网络(CNN)在同一个特征平面通过同一个卷积核进行卷积处理,权值共享,有效减少权值的数量.通过权值共享,神经元在图像的不同位置能检测到相同的特征,保证图像的平移不变性.同时,通过二维空间中的局部感受,也可以使神经网络从图像的纹理、角点等特征获取更抽象的特征量.

2.2 CNN 网络设计

针对图像翻拍检测设计的 CNN 网络包括两层卷积层,两层池化层与一层全连接层.其中,池化层为最大值池化.在 CNN 网络中,首先,保留图像的 RGB 三通道,将新产生的反射图像加入到输入中,作为图像第四层通道进行卷积操作,filter 数量为 8,卷积核大小为 3×3 ,步长为 1,padding 方式为 same,channel 为 8;其次,最大值池化,卷积核大小为 2×2 ,步长为 2,再对最大值池化后的图像进行第二次卷积操作,filter 数量为 16,卷积核大小为 3×3 ,步长为 1,padding 方式为 same;再次,将卷积操作后的结果进行第 2 次最大值池化,卷积核大小为 2×2 ,步长为 2;最后,将池化结果展开为一维张量,并通过全连接网络得到最终结果.

2.3 实验分析

2.3.1 新加入特征实验 使用电信营业厅摄像头的真实信息,获取活体数量为 947 的 1 000 个样本(正样本为 500,负样本为 500).每组样本以迭代的形式做 5 组实验,每组实验迭代 4 次,每次迭代取收敛后预测集最好的结果,再将这些结果平均值作为最后结果.三通道输入网络的准确率为 83.41%;加入特征的四通道输入神经网络的准确率为 88.83%.样本数据集,如图 13 所示.模型准确率随活体数量变化图,如图 14 所示.



(a) 翻拍图像



(b) 活体拍摄图像

图 13 样本数据集

Fig. 13 Sample data set

由图 14 可知:加入提取的出反射分量后,较为简单的神经网络获得了更好的准确率,其原因在于深度较小、结构简单的神经网络无法很好地提取复杂的特征(由频率域获得的反射分量特征),通过增加人工特征的方法可以在不增加网络复杂性的情况下提高准确率. 相比于直接使用深度神经网络的方式,文中方法可以减少深度神经网络的深度,产生更少的计算复杂度.

2.3.2 特征融合后神经网络稳定性实验 实验使用电信营业厅摄像头的真实信息,获取图像数量为 200,400,600,800,1 000 的 5 组样本.

每组样本按 8 : 2 的形式划分为训练集与预测集,训练集以迭代的形式做 5 组实验,每组实验迭代 4 次,并对小批量梯度下降进行优化. 首先,每次迭代前都重新打乱训练集,更改样本进入顺序. 其次,每次迭代选取收敛后的预测集准确率最高的模型. 最后,将 5 个模型对预测集准确率的平均值作为该样本组的实验结果.

根据文献[11],[12]方法训练,对 5 组样本按 8 : 2 划分为训练集与测试集,并对每组样本相互独立地进行 3 次实验,将 3 次实验的平均值作为该样本组的实验结果.

文中方法与文献[11],[12]方法的神经网络稳定性对比,如表 2 所示.

表 2 文中方法与文献[11],[12]方法的神经网络稳定性对比

Tab. 2 Accuracy rate comparison of neural network stability in this paper with references[11], [12]

实验组号	实验方法	正样本数	负样本数	$n(\text{活体})$	$\eta/\%$
1	文献[11]方法	100	100	196	70.42
	文献[12]方法				76.42
	文中方法				75.00
2	文献[11]方法	200	200	395	80.62
	文献[12]方法				78.44
	文中方法				78.75
3	文献[11]方法	300	300	574	79.16
	文献[12]方法				76.73
	文中方法				82.7
4	文献[11]方法	400	400	758	78.54
	文献[12]方法				76.66
	文中方法				85.54
5	文献[11]方法	500	500	947	74.58
	文献[12]方法				75.12
	文中方法				88.83

由表 2 可知:当样本数量较小、活体数量较少时,文中方法的神经网络由于样本数量较少,准确率略低于文献[12]方法,但高于文献[11]方法;当活体数量达到 395,正负样本总数达到 400 时,文献[11],

[12]的方法达到收敛;随着活体数量的增多,样本数量的增加,文献[11],[12]方法的准确率不断下降,而文中方法的3组实验(活体数分别为574,758,947)的准确率保持稳定上升.

文献[11],[12]方法在活体数量较小时有一定的分辨能力,但随着活体数量的增加,训练集复杂情况的提升,适应力较文中方法略有不足.主要原因是翻拍检测的目的均在于检测反射分量,或加强反射分量.文献[11],[12]方法是基于同态补偿的翻拍图像检测,仅仅增强了图像的对比度.提取反射分量特征主要是计算梯度,文献[11],[12]方法对反射分量的特征提取不如文中方法直接,当活体数量较少时,通过增强图像对比度可以强化翻拍图像与真实图像的差别,但当活体数量较多时,由于人脸数量增多及样本量的增加,文献[11],[12]方法不能较好地进行分类,从而无法成功识别翻拍图像.

3 结束语

针对图像翻拍检测,提出了一种通过分离图像反射分量,将其作为新通道加入到原图像,构成四通道简单神经网络的方法.经过实验证明,该方法在硬件设备较低廉,拍摄环境复杂,干扰噪音较多,活体数量较大的环境下,有较高且稳定的准确率、较好的鲁棒性及使用价值.

参考文献:

[1] 党永成. 人脸识别技术综述及分析[J]. 电子技术与软件工程,2018(3):158.

[2] 杨巨成,刘娜,房珊珊,等. 基于深度学习的人脸识别方法研究综述[J]. 天津科技大学学报,2016,31(6):1-10. DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.20160050.

[3] YANG Taigman,YANG Ming,RANZATO M,*et al.* Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus:IEEE Computer Society,2014:1701-1708. DOI:10.1109/CVPR.2014.220.

[4] SUN Yi,WANG Xiaogang,TANG Xiaoou. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes[M]. Cham:Springer,2016:1-8.

[5] SCHROFF F,KALENICHENKO D,PHILBIN J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston:IEEE Press,2015:815-823. DOI:10.1109/CVPR.2015.7298682.

[6] 夏志强. 人脸识别综述[J]. 电子世界,2017(23):74,76. DOI:10.19353/j.cnki.dzsj.2017.23.033.

[7] CHELLAPPA R,WILSON C L,SIROHEY S, *et al.* Human and machine recognition of faces: A survey[J]. Proceedings of the IEEE,1995,83(5):705-741. DOI:10.1109/5.381842.

[8] 景晨凯,宋涛,庄雷,等. 基于深度卷积神经网络的人脸识别技术综述[J]. 计算机应用与软件,2018,35(1):223-231. DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2018.01.039.

[9] 孙鲲. 一种基于 LBP 水印特征和细粒度识别的图像翻拍检测方法: CN111882525A[P]. 2020-11-03.

[10] CHEN Rui,LIN Xirong,DING Tianhuai. Liveness detection for iris recognition using multispectral images[J]. Pattern Recognition Letters,2012,33(12):1513-1519. DOI:10.1016/j.patrec.2012.04.002.

[11] 谢哲,王让定,严迪群,等. 基于同态补偿翻拍图像的方向预测方法[J]. 计算机应用,2014,34(9):2687-2690,2715. DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.09.2687.

[12] 卢燕飞,冯莉,李兴华,等. 基于图像表面梯度的翻拍检测[J]. 北京交通大学学报,2012,36(5):57-61,67. DOI:10.3969/j.issn.1673-0291.2012.05.010.

[13] 钱芸,张英杰. 水平集的图像分割方法综述[J]. 中国图象图形学报,2018,13(1):7-13.

[14] GONZALEZ R C,WOODS R E. Digital image processing[M]. 2nd ed. Upper Saddle River:Prentice Hall,2002.

[15] 李炜,黄心汉,王敏,等. 基于二维高斯曲面拟合的图像灰度补偿算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2004,32(2):43-45. DOI:10.13245/j.hust.2004.02.015.

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 吴逢铁)