

引用格式:李喆,李建增,扈琪.鲁棒自适应加权的引导滤波算法[J].电光与控制,2019,26(1):26-30. LI Z, LI J Z, HU Q. A guided image filtering algorithm based on robust adaptive weighting[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(1):26-30.

鲁棒自适应加权的引导滤波算法

李喆¹, 李建增¹, 扈琪²

(1. 陆军工程大学, 石家庄 050003; 2. 河北大学, 河北 保定 071002)

摘要: 为了提高图像滤波时边缘的保持能力,提出鲁棒自适应加权的引导滤波算法。首先利用一阶差分法判断高斯滤波处理后引导图像的边缘位置信息,在去除噪声干扰的同时,提高边缘信息提取的鲁棒性,然后通过最大类间方差法(Otsu)分割边缘区域与非边缘区域,提高区域阈值选取的自适应性,最后利用改进的分段函数模型拟合理想权重因子,控制不同区域的平滑程度,实现鲁棒自适应引导滤波,达到保边平滑的目的。通过图像平滑实验与抠图实验对所提算法性能进行了验证,与引导滤波算法及另外2种改进算法相比,所提算法的保边平滑性能更强。

关键词: 图像处理; 引导滤波; 保边平滑; 高斯滤波; 最大类间方差法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.01.006

A Guided Image Filtering Algorithm Based on Robust Adaptive Weighting

LI Zhe¹, LI Jian-zeng¹, HU Qi²

(1. Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China; 2. Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: To improve the edge-preserving ability of image filtering, a guided image filtering algorithm based on robust adaptive weighting is proposed. Firstly, Gaussian filter is performed on the guided image and first-order differential method is used to judge the position of the edge, which can remove the noise as well as improve the robustness of the edge information extraction. Then, Otsu is used to segment the edge regions from the non-edge regions, the self-adaptability of threshold selection is improved. Finally, the improved piecewise function model is used to fit the ideal weight factor and control the degree of smoothness of different regions, which can realize the robust adaptive guided filtering and achieve the smoothness of the edge. The experiments of edge-preserving smoothing and matting are carried out. Compared with guided image filtering algorithm and the other two improved algorithms, the proposed algorithm has better robustness and edge-preserving smoothness.

Key words: image processing; guided image filter; edge-preserving smoothing; Gaussian filter; Otsu

0 引言

图像在成像过程中往往受到各种因素影响,不可避免地会在图像中掺杂进噪声,影响成像质量。为了有效降低噪声干扰,提升图像品质,在图像预处理阶段对图像进行滤波操作显得尤为重要。现有滤波算法能在一定程度上对图像进行平滑去噪,但去除噪声的同时也会损失大量图像边缘信息,对图像后期处理产生影响。因此如何在去噪的同时较好地保存边缘轮廓信

息成为图像滤波研究的重点。现有的边缘保持滤波算法有中值滤波算法^[1]、各项异性扩散滤波(Anisotropic Diffusion Filtering, AD)算法^[2]、非局部均值滤波算法^[3]、双边滤波(Bilateral Filter, BF)算法^[4]等,这些滤波算法一定程度上保持了边缘,但存在保边效果不足、算法复杂度高、去噪能力有限、边缘梯度反转等问题。

引导滤波(Guided Image Filtering, GIF)算法^[5]是一种快速鲁棒的局部线性边缘保持滤波算法,针对传统图像滤波时噪声平滑与边缘轮廓保持相矛盾的问题,创新性地利用引导图像指导图像滤波过程,使滤波后图像纹理趋近于引导图像,在去除噪声的同时尽可能多地保留了图像边缘细节。引导滤波近年来广泛应用于图像保边平滑、增强、压缩等领域,相比于其他同

收稿日期:2017-12-19

修回日期:2018-12-27

基金项目:国家自然科学基金(51307183)

作者简介:李喆(1993—),男,河北石家庄人,硕士,研究方向为无人机图像处理。

类算法,引导滤波具有更好的边缘保持效果,较低的运算复杂度,且一定程度上抑制了边缘梯度反转现象,滤波后图像的清晰度、对比度都有明显提升。但由滤波特性所致,不可避免地会在弱边缘位置出现光晕、模糊等现象,随着图像处理技术的发展对滤波算法性能的要求更为严格,进一步提升算法的保边平滑性能变得尤为迫切,因此对其改进算法的研究具有重要意义。

本文首先对引导滤波算法和近年来几种基于正则项加权的引导滤波改进算法进行了对比分析,其次针对改进算法抗噪性能差、边缘保持能力不足的问题,提出了鲁棒自适应加权的引导滤波算法,最后通过实验对所提算法进行了验证。

1 算法分析

1.1 算法设计

文献[5]给出了引导滤波算法详细的公式推导,引导图像 I 、待滤波图像 p 和滤波后图像 q 之间的关系分别被定义如下。

局部线性模型为

$$q_i = a_k I_i + b_k \quad (1)$$

加性噪声模型为

$$p_i = q_i + n_i \quad (2)$$

式中: k 表示半径为 r 的局部窗口中心像素点; a_k 与 b_k 是引导图像在 ω_k 内的线性系数; n 为加性噪声。通过最小二乘法拟合式(1)和式(2)的线性关系,可得噪声能量 E 为

$$E = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2] \quad (3)$$

式中: ω_k 表示局部窗口; ε 是一个正则项参数,用来调节 a_k 的大小,防止其过大, $0 < \varepsilon < 1$, 当 $\varepsilon = 0$ 时,无滤波效果,滤波后图像等于待滤波图像。 E 的大小决定了去噪幅度的大小, E 越大去噪幅度越小,要实现图像平滑去噪,需要使 E 尽可能小。

经过计算求出 a_k 和 b_k , 代入式(1)可得到滤波后图像,即

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (4)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (5)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 分别为中心像素点 k 的均值和方差; $|\omega|$ 为窗口内的像素点个数; \bar{p}_k 表示窗口内的像素均值。

理想状态下的引导滤波算法可以自适应调节参数,控制不同区域滤波程度,在边缘区域降低滤波幅度,在非边缘区域保持或增加滤波幅度。

对式(1)求导可知,在不改变引导图像的前提下, a_k 与滤波后图像的梯度成正比, a_k 的大小决定着图像

滤波幅度,而正则项参数 ε 是调节 a_k 的重要指标,通过像素间的纹理差异自适应调节 ε ,再根据 ε 改变 a_k ,进而可以很好地控制边缘与非边缘区域的滤波幅度。因此,利用加权的正则化项可以达到提高算法的保边平滑性能的目的。

1.2 基于正则项加权的引导滤波算法

文献[6]提出一种加权引导滤波 (Weighted Guided Image Filtering, WGIF) 算法,通过引入权值因子,按照图像纹理信息自适应调节滤波幅度,其定义的权值因子和自适应正则项参数分别为

$$\Gamma_G(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'=1}^N \frac{\sigma_{G,1}^2(i) + \gamma_\sigma}{\sigma_{G,1}^2(i') + \gamma_\sigma} \quad (6)$$

$$\varepsilon' = \frac{\varepsilon}{\Gamma_G(i)} \quad (7)$$

式中: G 为引导图像; $\sigma_{G,1}^2$ 为 3×3 邻域内的方差; γ_σ 为固定的正则化因子; N 为像素总个数; i' 为遍历图像中所有像素。为了去除噪声干扰,提高权值因子的鲁棒性,对最后得到的 $\Gamma_G(i)$ 进行高斯滤波。由于 3×3 邻域内的方差信息和形如式(6)的权值方程式都一定程度上反映了图像边缘信息,因此相比于引导滤波算法,文献[6]算法基于正则项加权实现了自适应滤波的目的,滤波后图像清晰度和对比度均大幅度提升。

文献[7]针对局部方差与边缘区域对应性差的问题,改进 WGIF,提出了 LoG (Laplacian-of-Gaussian) 边缘算子改进的加权引导滤波算法,通过局部 LoG 边缘算子代替局部方差判断图像纹理信息,进一步提高边缘信息提取的精度,增强了算法的鲁棒性,其权值因子表示为

$$\psi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'=1}^N \frac{|L(i)| + \gamma_L}{|L(i')| + \gamma_L} \quad (8)$$

式中,下标 L 表示 LoG 边缘算子。

文献[8]认为文献[7]中 LoG 边缘算子虽然一定程度上提高了边缘提取精度,但是由于其本身就已经进行了一次高斯滤波,再对求得的权值因子进行高斯滤波就会过度削弱图像信息,导致边缘保留效果弱化。针对以上问题,文献[8]提出一种融合梯度信息的改进引导滤波算法,首先利用一阶差分法确定最终的图像边缘区域信息,其次用单阈值剔除误差,之后根据理想自适应权重的变化规律与指数函数近似这个推论,应用自设计的指数模型拟合理想的权重因子。算法由于没有使用高斯滤波,解决了文献[7]中信息损失的问题,同时引入指数权值模型进一步增强了图像边缘。具体算式为

$$\mathbf{M}_i = \left| \left[\frac{\partial I_i}{\partial x}, \frac{\partial I_i}{\partial y} \right]^T \right| \quad (9)$$

$$\varphi(i) = \beta + |\mathbf{M}_i - u|^{s(i)} \quad (10)$$

$$s(i) = -\text{sgn}(\mathbf{M}_i - u) \times \mu \times \mathbf{M}_i \quad (11)$$

$$E = \sum_{i \in \omega_k} \left[(a_k I_i + b_k - p_k)^2 + \frac{\varepsilon}{\varphi(i)} a_k^2 \right] \quad (12)$$

式中: \mathbf{M}_i 为矩阵, 表示一阶差分法得到的梯度信息; $\varphi(i)$ 为自设计的指数型权重因子; $s(i)$ 为权重因子的指数项; β 为常数项, 用来防止被除数为零; 动态阈值 u 和具体放大倍数 μ 都由 \mathbf{M}_i 的变动范围决定。

2 本文算法

基于以上学者的研究不难发现, 形如 $\varepsilon/\varphi(i)$ 改进的正则项加权能够较好地满足图像滤波幅度自适应的要求, 文献[8]算法性能尤为突出, 但仍存在以下不足。

1) 边缘信息提取存在抗噪性差的缺陷。一阶差分法虽然客观上反映了像素灰度变化, 一定程度上增强了边缘特性, 减少了信息损失, 但其对噪声过于敏感, 可能使滤波后图像出现噪声放大的现象。

2) 自设定阈值确定边缘区域存在一定局限性。简单地以梯度信息变动范围的一定比例定义边缘区域, 不具有普适性, 且存在较大误差, 影响自适应引导滤波算法整体的鲁棒性能。

针对上述两个问题, 本文提出一种鲁棒自适应权重因子。具体流程如图1所示。

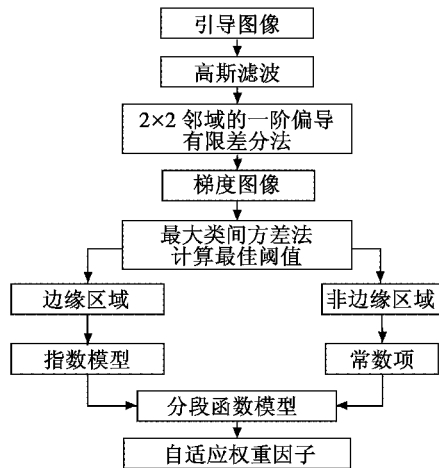


图1 鲁棒自适应权重因子流程图

Fig.1 Flow chart of robust adaptive weight factor

考虑到噪声因素对信息提取的影响, 首先对引导图像进行高斯滤波处理, 随后通过 2×2 邻域的一阶偏导有限差分计算去噪图像 I 的梯度信息 \mathbf{M} , 即

$$\begin{cases} \mathbf{M}[i, j] = \sqrt{P_x[i, j]^2 + P_y[i, j]^2} \\ P_x[i, j] = (I[i, j] - I[i+1, j] + \\ I[i, j+1] - I[i+1, j+1])/2 \\ P_y[i, j] = (I[i, j+1] - I[i, j] + \\ I[i+1, j+1] - I[i+1, j])/2 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $P_x[i, j], P_y[i, j]$ 分别为 x 和 y 方向上的梯度信

息; $I[i, j]$ 为去噪图像; $\mathbf{M}[i, j]$ 为图像的梯度信息。

为了合理有效地区分边缘区域, 采用最大类间方差法(Otsu)^[9]对梯度图像进行分割。Otsu法是一种简单、自适应的图像阈值分割算法, 其以类间方差作为阈值分割时的判据, 选取使类间方差最大的像素值作为分割阈值。假设本文中灰度范围为 $[0, L-1]$, 最佳分割灰度级为 t , \mathbf{M}_1 代表非边缘区域像素范围为 $[0, t]$, \mathbf{M}_2 代表边缘区域像素范围为 $(t, L-1]$, 则可计算得到每个区域的平均灰度 φ 和方差 σ^2 分别为

$$\begin{cases} \varphi_0 = \sum_{i=0}^h i \times P(i | \mathbf{M}_1) = \frac{\varphi(t)}{\omega(t)} \\ \varphi_1 = \sum_{i=h+1}^{L-1} i \times P(i | \mathbf{M}_2) = \frac{\varphi_T(t) - \varphi(t)}{1 - \omega(t)} \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \sigma_0^2 = \sum_{i=0}^h (i - \varphi_0)^2 \frac{p(i)}{\omega(t)} \\ \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \varphi_1)^2 \frac{p(i)}{1 - \omega(t)} \end{cases} \quad (15)$$

式中: t 为图像的最佳分割灰度级; $\omega(t)$ 为非边缘区域出现的概率; $\varphi(t) = \sum_{i=0}^h i \times p(i)$, $\varphi_T(t) = \sum_{i=0}^{L-1} i \times p(i)$, 通过以上参数可以求得梯度图像的类间方差和类内方差分别为

$$\sigma_w^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2 \quad (16)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\varphi_1 - \varphi_0)^2 \quad (17)$$

最佳分割灰度级 t 表示为

$$t = \arg \max_{1 \leq t \leq L-1} \sigma_B^2(t) \quad (18)$$

最后设计一个分段函数模型

$$T = \begin{cases} 1 & \mathbf{M}_i \leq t \\ \beta + (\mathbf{M}_i - t)^{-M_i/t} & \mathbf{M}_i > t \end{cases} \quad (19)$$

如式(19)所示, 拟合理想权值变化规律。在非边缘区域正则项不做变化, 权值取1按正常幅度滤波处理, 而在边缘区域, 引入文献[4]中性能优异的指数模型。

相比其他改进算法中的权重因子, 本文提出的鲁棒自适应权重因子具有较好的鲁棒性, 且应用于整个引导滤波算法时边缘对应程度更高, 增强效果更好。

3 实验验证

3.1 实验设置

3.1.1 实验平台参数

笔记本计算机为联想拯救者 R720-15I KiB; CPU为 Inter(R)-Core(TM) i7-7700HQ; 操作系统为 Windows10 64位; 编程环境为 Matlab R2015a。

3.1.2 实验对象

为了验证本文所提算法的可靠性和有效性, 以引导滤波算法、文献[7]算法、文献[8]算法为对比对

象,进行图像平滑实验和抠图实验。

3.1.3 评价指标

为了衡量真实离焦模糊图像的算法复原效果,本文主要通过峰值信噪比、平结构相似性指数、无参考图像锐化因子和信息熵4个指标进行复原图像对比。

1) 峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)。PSNR 主要衡量算法的去噪能力,其值越大表明算法的去噪能力越强。

2) 平结构相似性指数 (Structural Similarity Index Measurement, SSIM)^[10]。SSIM 是图像结构信息相似度的指标,其值越大复原图像失真度越小。

3) 无参考图像锐化因子 (Cumulative Probability of Blur Detection, CPBD)^[11]。CPBD 是图像本身边缘锐化强调的性能参数,无需参考图像,其值越大图像边缘清晰度越高。

4) 信息熵。信息熵反映图像包含的信息量大小,其值越大复原图像传递的信息量越大。

3.2 图像平滑实验

设计图像平滑实验,如图2所示,令输入的引导图像与待滤波图像为同一个图像,为了增强视觉对比效果,突出本文算法的优异性能,本文统一调节引导滤波参数 $r=8, \varepsilon=0.1$ 。

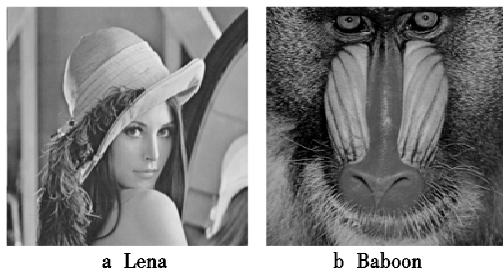


图2 图像平滑实验测试图

Fig. 2 Image smoothing experimental test

观察图3和图4不难发现,文献[7]算法、文献[8]算法、本文算法与引导滤波算法相比较,在相同参数下所得滤波后图像清晰度明显增强,边缘保持效果得到很好的改善,特别是图2b的胡须和图2a的长发两处对比更加明显。分别对比图3b~图3d和图4b~图4d可以发现,图3在狒狒其他脸部滤波幅度不变的情况下,图3c相比图3b在外侧胡须和眼角处保留了更多边缘细节,图3d在图3c的基础上加深了鼻孔和鼻梁处的边缘对比度。图4的视觉效果更加明显,在相同的滤波效果下,图4c明显降低了图4b头发处的边缘模糊现象,而图4d的边缘保持效果更好,背景中木框的边缘清晰度也得到了提升。

表1所示为4种算法对2张测试图像滤波后的性能参数。

从表1的数据可以明显看出:本文算法在各项滤波性能指标上均优于其他算法。由此可以客观地得出本文提出的鲁棒自适应加权的引导滤波算法相较于其他引导滤波算法是一种性能更加优异的保边平滑算法。

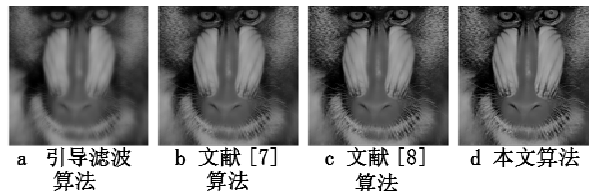


图3 Baboon 图像滤波效果

Fig. 3 Baboon filtering effect



图4 Lena 图像滤波效果

Fig. 4 Lena filtering effect

表1 算法滤波的性能参数对比

Table 1 Performance parameters of filtering of different algorithms

测试图像	算法	PRSN/dB	SSIM	CPBD	信息熵
Baboon	引导滤波算法	29.3128	0.2489	0.4559	6.9959
	文献[7]算法	30.0515	0.5544	0.6332	7.0761
	文献[8]算法	31.1101	0.6606	0.6539	7.1479
	本文算法	31.8034	0.7048	0.6764	7.1819
Lena	引导滤波算法	31.7556	0.2808	0.1277	7.0960
	文献[7]算法	32.8111	0.4334	0.3004	7.1007
	文献[8]算法	33.3591	0.4775	0.3268	7.1069
	本文算法	35.1822	0.5393	0.3680	7.1350

3.3 抠图实验

引导滤波算法另一个典型用途是抠图,其效果的好坏也是算法保边平滑性能的侧面体现。设计抠图实验,令输入的待滤波图像为初始的 mask 图像,同样为了便于观察算法间的性能差异,调节引导滤波参数为 $r=8, \varepsilon=0.1$,测试图像如图5所示。

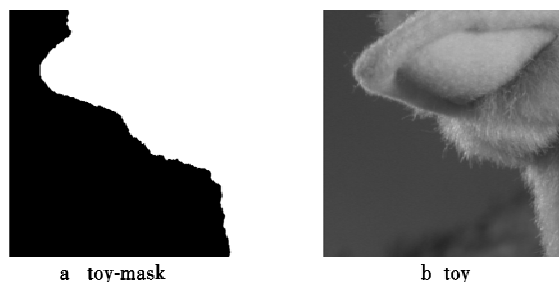


图5 抠图实验测试图像

Fig. 5 Test image matting

对比图6中的抠图结果和部分细节放大图像,可

以较为明显地看出,在相同参数下,本文算法对图像边缘更加敏感,对边缘细节的刻画更为清晰,保留了更多的边缘信息。抠图实验进一步证实了本文算法在保边平滑上的优异性。

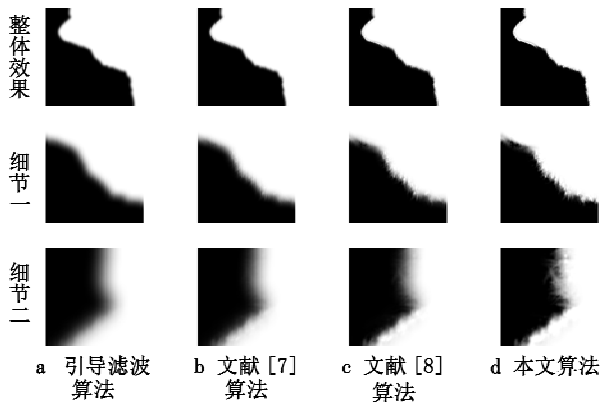


图 6 实验结果和部分细节图

Fig. 6 Experimental results and partial details

4 结束语

本文提出鲁棒自适应加权的引导滤波算法,并通过理论推导与实验对比分析,验证了改进后的引导滤波算法的可行性与优势,主要得到以下结论:

- 1) 基于正则项加权的引导滤波改进算法可以较好地克服引导滤波算法边缘信息损失严重的问题;
- 2) 本文通过在计算图像梯度前进行高斯滤波,引入 Otsu 法计算边缘区域阈值,改进权值模型等步骤,有效提高了算法的鲁棒性和边缘保持能力;
- 3) 本文提出的鲁棒自适应加权的引导滤波算法相较现有改进加权的引导滤波算法,具有更好的保边平滑性能。

参 考 文 献

- [1] KO S J, YONG H L. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems, 1991, 38(9):984-993.
- [2] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [3] BUADES A, COLL B, MOREL J M. The staircasing effect in neighborhood filters and its solution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6):1499-1505.
- [4] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, IEEE, 1998:839-846.
- [5] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(6):1397-1409.
- [6] LI Z G, ZHENG J H, ZHU Z J, et al. Weighted guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1):120-129.
- [7] 龙鹏, 鲁华祥. LoG 边缘算子改进的加权引导滤波算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9):2661-2665.
- [8] 谢伟, 周玉钦, 游敏. 融合梯度信息的改进引导滤波[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9):1119-1126.
- [9] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [10] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.
- [11] NARVEKAR N D, KARAM L J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection[C]//International Workshop on Quality of Multimedia Experience, IEEE, 2009:87-91.
- [12] 韩翠娟. 高分辨率 PolSAR 图像的超像素分割方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2017.
- [13] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [14] LIU M Y, TUZEL O, RAMALINGAM S, et al. Entropy rate superpixel segmentation[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2011:2097-2104.

(上接第 25 页)

ligence, 1989, 11(2):150-163.