文章编号 1004-924X(2014)02-0517-07

基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割

陈 恺 1 ,陈 芳 1 ,戴 敏 1 ,张志胜 1* ,史金飞 2 (1. 东南大学 机械工程学院,江苏 南京 211189;2. 淮海工学院,江苏 连云港 222005)

摘要:提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法以改善分割复杂图像和多目标图像时存在计算量大、计算时间长的问题。首先,分析了二维熵阈值分割原理,将二维熵单阈值分割扩展到二维熵多阈值分割。然后,引入萤火虫算法的思想,研究了萤火虫算法的仿生原理和寻优过程;提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法。最后,使用该方法对典型图像进行阈值分割实验,并与二维熵穷举分割法、粒子群算法(PSO)二维熵多阈值分割法进行比较。实验结果表明:该方法在单阈值分割、双阈值分割和三阈值分割时分别比二维熵穷举分割法快 3.91 倍,1040.32 倍和 8128.85 倍;另外,在阈值选取的准确性和计算时间方面均优于 PSO 二维熵多阈值分割法。结果显示,基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法能快速有效地解决复杂图像和多目标图像的分割问题。

关键词:图像分割;多阈值分割;二维熵;萤火虫算法

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A doi: 10.3788/OPE.20142202.0517

Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm

CHEN Kai¹, CHEN Fang¹, DAI Min¹, ZHANG Zhi-sheng^{1*}, SHI Jin-fei^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China)

*Corresponding author, E-mail; oldbc@seu.edu.cn

Abstract: A fast image segmentation method with multilevel threshold of two-dimensional entropy was proposed based on the firefly algorithm to overcome the large amount of calculation and long computing time. Firstly, the principle of two-dimensional entropy threshold segmentation was analyzed, and the single threshold segmentation of two-dimensional entropy was extended to multilevel threshold segmentation. Then, the bionic mechanism and searching optimization process of the firefly algorithm were analyzed, and the multilevel threshold segmentation method of two-dimensional entropy combined with firefly algorithm was proposed. Finally, typical image segmentation experiments by using the proposed method were performed and the results were compared with those of two-dimensional entropy exhaustive segmentation method and the multilevel threshold segmentation method of two-dimensional entropy based on Particle Swarm Optimization(PSO). Experimental results show that the speeds of the proposed method in single threshold segmentation, dual-threshold segmentation and the

收稿日期:2013-05-10;修订日期:2013-06-08.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50805023);江苏省"六大人才高峰"资助项目(No. 2008144);江苏省科技支撑计划资助项目(No. BE2008081);数字制造与装备技术国家重点实验室开放基金资助项目(No. DMETKF2008014)

three threshold segmentation are 3.91, 1 040.32 and 8 128.85 times faster than those of the two-dimensional entropy exhaustive segmentation method respectively. Moreover, the threshold selection accuracy and running speed of the proposed method are both better than those of the multilevel threshold segmentation method of two-dimensional entropy based on PSO. Therefore, the fast image segmentation method with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm can quickly and efficiently resolve complex and multi-target image segmentation problems.

Key words: image segmentation; multilevel threshold segmentation; two-dimensional entropy; firefly algorithm

1 引言

阈值分割是图像分割的一种方法,它通过选择合适的阈值来分割图像中的目标和背景。当图像复杂或目标物体较多时,需要进行多阈值分割。 多阈值分割是阈值分割的扩展,目的是有效分割出背景和多个目标。

经典的阈值分割方法,如 Otsu 法、最小误差 法、图像熵法等,都是通过设置特定准则来寻找合 适的阈值,运算速度较慢。许多学者提出了改进 算法以提高分割速度。程万胜等[1]使用改进惯性 因子后的粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对 Otsu 阈值分割法进行快速寻优;何 志勇等[2]提出了基于 Otsu 准则和直线截距直方 图的快速阈值分割法:张怀柱等[3]提出了改进的 自适应遗传算法,并结合二维 Fisher 图像分割评 价函数进行全局优化,以提高分割阈值的求解速 度。近年来,图像熵阈值分割法广泛应用于图像 分割中。Kapur^[4]利用一维灰度最大熵有效地对 灰度图像进行了阈值分割,但是该算法对噪声的 敏感性大。为了克服噪声敏感性,Brink[5]提出了 二维熵阈值分割法,这种方法充分利用了图像的 灰度信息和局部空间信息,可以取得很好的分割 效果,但是该方法仍存在耗时长的问题。

阈值分割方法大多耗时较长,而多阈值分割方法的计算量更大,因此,其计算时间更长、占用内存更大。针对这个问题,许多学者将多阈值分割方法与优化算法相结合对多阈值进行快速寻优。Pedram Ghamisi 等[6]分别用 PSO 算法、达尔文粒子群算法(Darwin Particle Swarm Optimization,DPSO)和基于分数阶的达尔文粒子群

算法(Darwin Particle Swarm Optimization based on Fractional Order, FODPSO) 寻找类间方差最大准则下的最优阈值。Ming-Huwi Horng^[7]提出了用蜜蜂交配优化算法(ABCA)寻找最小交叉熵准则下的最佳阈值的算法。Jinhui Lan 等^[8]结合遗传算法(Genetic Algorithm,GA)和改进的最大模糊熵进行多阈值分割。这些方法提高了寻找多阈值的速度,但是由于 PSO 算法、遗传算法、ABCA 算法均存在易陷入局部极值的问题,从而使寻优结果不准确,最终导致阈值分割不准确。

Xin-She Yang^[9]在 2009 年提出了一种用于多模式寻优的萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)。该算法通过萤火虫之间的趋光性来寻优,具有快速的全局搜索能力。LuKasik 等^[10]利用萤火虫算法解决了多个约束性优化问题。Ming-Huwi Horng 等^[11]结合了萤火虫算法和最小交叉熵准则进行图像多阈值分割,取得了较好的分割效果。

鉴于萤火虫算法的快速全局搜索能力和二维 熵多阈值分割法的很好的分割效果,本文将萤火 虫算法与二维熵多阈值分割法相结合,对复杂图 像和多目标图像进行多阈值分割。

2 基于萤火虫算法的二维熵多阈值 快速图像分割方法

2.1 二维熵多阈值分割方法

设灰度图像 I(x,y)的尺寸为 $M\times N$,其中: $1 \le x \le M$, $1 \le y \le N$,图像灰度级数为 L。定义该图像每个像素点所对应的 $n\times n$ 邻域的平均灰度

图像
$$G(x,y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} I(x+i,y+j)$$
。设

 r_{ij} 为图像 I(x,y) 中某位置像素灰度值 i 和邻域平均灰度图像 G(x,y) 对应位置的像素灰度值 j 同时出现的频数,则可定义相应的联合概率密度为 $p_{ij} = r_{ij}/(M \times N)(i,j=0,1,\cdots,L-1)$ 。其中: $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1$ 。 p_{ij} 构成了图像的二维直方图,如图 1 所示。其中,A 区和 B 区分别代表背景和目标;C 区和 D 区表示边缘和噪声(在计算二维熵时通常忽略 C 区和 D 区)。A 区和 B 区的概率分别为

$$P_A = \sum_{i=0}^{s} \sum_{i=0}^{t} p_{ij}, P_B = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{i=t+1}^{L-1} p_{ij}$$
 .

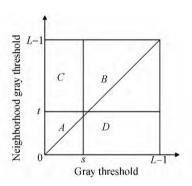


图 1 二维直方图

Fig. 1 Two-dimensional histogram

A 区和 B 区中灰度级所对应的归一化概率

分别为:
$$p_{ij}^{A} = \frac{p_{ij}}{\sum\limits_{i=0}^{s}\sum\limits_{j=0}^{t}p_{ij}}, p_{ij}^{B} = \frac{p_{ij}}{\sum\limits_{i=s+1}^{L-1}\sum\limits_{j=s+1}^{L-1}p_{ij}}$$
。

國值(s,t) 对应图像的二维熵定义为: H(s,t) = H(A) + H(B) =

$$-\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}p_{ij}^{A}\ln(p_{ij}^{A})-\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}p_{ij}^{B}\ln(p_{ij}^{B})=$$

$$\ln(P_A) + \ln(P_B) \cdots - \frac{1}{P_A} \sum_{i=0}^{s} \sum_{i=0}^{t} p_{ij} \ln(p_{ij}) -$$

$$\frac{1}{P_B} \sum_{i=-1}^{L-1} \sum_{j=-1}^{L-1} p_{ij} \ln(p_{ij}). \tag{1}$$

二维熵阈值法所对应的分割准则为 $(\hat{s},\hat{t})=$ arg $\max_{0\leqslant s\leqslant L-1}\max_{0\leqslant s\leqslant L-1}\{H(s,t)\}_{\circ}$

将二维熵单阈值分割扩展为多阈值分割, p_{ii}

构成二维直方图,如图 2 所示,其中:区域 A_1 代表背景, A_2 $\cdots A_k$ 代表目标。

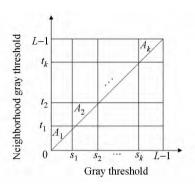


图 2 二维多阈值直方图

Fig. 2 Two-dimensional multi-threshold histogram

$$H(s_{1},t_{1},s_{2},t_{2},\cdots,s_{k},t_{k}) = H(A_{1}) + H(A_{2}) + \cdots + H(A_{k+1}) =$$

$$- \sum_{i=0}^{s_{1}} \sum_{j=0}^{t_{1}} p_{ij}^{A_{1}} \ln(p_{ij}^{A_{1}}) - \sum_{i=s_{1}+1}^{s_{2}} \sum_{j=t_{1}+1}^{t_{2}} p_{ij}^{A_{2}} \ln(p_{ij}^{A_{2}}) \cdots -$$

$$\sum_{i=s_{k}+1}^{l-1} \sum_{j=t_{k}+1}^{l-1} p_{ij}^{A_{k+1}} \ln(p_{ij}^{A_{k+1}}) =$$

$$\ln(P_{A_{1}}) + \ln(P_{A_{2}}) + \cdots + \ln(P_{A_{k+1}}) \cdots -$$

$$\frac{1}{P_{A_{1}}} \sum_{i=0}^{s_{1}} \sum_{j=0}^{t_{1}} p_{ij} \ln(p_{ij}) - \frac{1}{P_{A_{2}}} \sum_{i=s_{1}+1}^{s_{2}} \sum_{j=t_{1}+1}^{t_{2}} p_{ij} \ln(p_{ij}) \cdots$$

$$- \frac{1}{P_{A_{k+1}}} \sum_{i=s_{k}+1}^{l-1} \sum_{j=t_{k}+1}^{l-1} p_{ij} \ln(p_{ij}). \tag{2}$$

2.2 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像 分割方法

为了解决二维熵多阈值分割方法存在的计算量大、耗时长的问题,本文通过引入萤火虫算法,提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法,从而将二维熵多阈值分割方法的阈值选择问题转化为萤火虫算法对二维熵函数 $H(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots s_k, t_k)$ 的寻优问题。

萤火虫算法是一种仿生优化算法,其原理是: 用搜索空间中的点模拟自然界中的萤火虫个体。 在寻优过程中,利用萤火虫的趋光性,将求解问题 目标函数转化为寻找亮度最大的萤火虫。每次迭代,找到亮度最大的萤火虫,并通过吸引和移动更新萤火虫的位置。因此,萤火虫算法能快速地进行全局寻优。

萤火虫算法设定了3个理想规则:1)所有萤火虫不分性别,在寻优过程中,萤火虫之间相互吸引的原因只有亮度因素,没有性别因素。2)吸引力与萤火虫的亮度强度成正比,亮度弱的萤火虫向亮度强的萤火虫移动。3)萤火虫的亮度是由目标函数决定的。定义萤火虫;向亮度更强的萤火虫;移动的公式为:

 $X_i = X_i + \beta(r)(X_j - X_i) + \alpha \times (rand - 1/2)$,(3) 其中: X_i 和 X_j 分别表示萤火虫 i 和萤火虫 j 所 处的空间位置; $\beta(r) = \beta_0 e^{-r_{ij}^2}$ 为萤火虫 j 对萤火虫 i 的吸引度; r_{ij} 为萤火虫 i 和 j 之间的距离, r_{ij} = $\parallel X_i - X_j \parallel$; β_0 是 r_{ij} 为零时的吸引度; γ 为光强吸收系数; α 为步长因子, 为[0,1] 内的常数; rand 为[0,1] 上服从均匀分布的随机因子; $\alpha \times (rand - 1/2)$ 为扰动项, 用于避免过早陷入局部最优。

将二维熵函数 $H(s_1,t_1,s_2,t_2,\cdots s_k,t_k)$ 设为 萤火虫算法的目标函数,萤火虫算法的寻优结果 是亮度最大的萤火虫的位置 $X(\overset{*}{s_1},\overset{*}{t_1},\overset{*}{s_2},\overset{*}{t_2},\cdots,\overset{*}{s_k},\overset{*}{t_k})$ 。其中:k 为阈值个数; $(\overset{*}{s_1},\overset{*}{t_1})(\overset{*}{s_2},\overset{*}{t_2})$, $\cdots(\overset{*}{s_k},\overset{*}{t_k})$ 即为所求阈值。基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法步骤如下:

- (1) 初始化萤火虫算法参数: 初始化萤火虫 个数 n、萤火虫初始位置 X_i (s_{i1} , t_{i1} , s_{i2} , t_{i2} , \cdots s_{ik} , t_{ik})、初始吸引度 β_0 、光强吸收 γ 、步长因子 α 、最大 迭代次数 T;
- (2) 计算各萤火虫的亮度并排序: 计算每个萤火虫所对应的二维熵函数值 $H_i(s_{i1},t_{i1},s_{i2},t_{i2},\cdots s_{ik},t_{ik})$,将目标函数值作为其亮度,并排序,得到亮度最大的萤火虫位置;
- (3) 判断迭代是否结束:判断是否达到最大 迭代次数 T,达到则转(4),否则转(5)。
- (4) 输出亮度最大的萤火虫位置及其亮度, 将得到的 $(\overset{*}{s}_{1},\overset{*}{t}_{1})(\overset{*}{s}_{2},\overset{*}{t}_{2}),\cdots(\overset{*}{s}_{k},\overset{*}{t}_{k})$ 作为阈值对

图像进行分割。

(5) 更新萤火虫位置:根据式(3)更新萤火虫的位置,对处在最佳位置的萤火虫进行随机扰动,搜索次数增加1,转(2),进行下一次搜索。

具体流程图如图 3 所示。

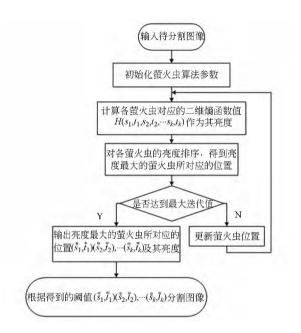


图 3 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割 方法流程图

Fig. 3 Flowchart of two-dimensional multi-threshold fast segmentation based on firefly algorithm

3 实验结果与分析

为了验证基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速分割方法的分割效果及其在运行速度上的优越性,本文选取 Lenna 图、Peppers 图、Baboon 图和 2 幅 QFN(Quad Flat Non-Lead)封装缺陷图像作为实验对象进行阈值分割实验,并将该方法与二维熵穷举分割法、PSO 二维熵多阈值分割法进行比较。Lenna 图、Peppers 图、Baboon 图是阈值分割实验中的典型图像。QFN 封装是一种方形扁平无引脚的芯片封装,其表面经常存在划痕、擦痕等缺陷。这些缺陷易造成接触不良、焊接不牢等,直接影响芯片的使用。因此,对 QFN 封装表面缺陷图像分割具有现实意义。实验是在 2. 26

GHz CPU 和 2G 内存的 PC 机、Matlab7.1 环境中进行的。

3.1 基于萤火虫算法的二维熵多阈值图像快速 分割方法实验

本文对 5 幅图像分别进行二维熵单阈值分割、双阈值分割及三阈值分割。经过多次实验,将参数设置如下:初始吸引度 $\beta_0=1$;步长因子 $\alpha=0.5$;萤火虫个数 n=50;最大迭代次数 T=100。分割后的图像如图 4 所示,从上至下分别为 Lenna 图、Peppers 图、Baboon 图、QFN 划痕图和QFN 擦痕图;从左至右分别为原图、单阈值分割后的图像、双阈值分割后的图像和三阈值分割后的图像。

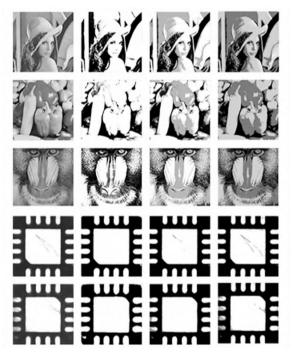


图 4 分割结果图

Fig. 4 Segmentation results

3.2 与二维熵穷举分割法、PSO 二维熵多阈值 分割法对比实验

为了验证本文方法的优越性,将其与二维熵 穷举分割法、PSO 二维熵多阈值分割法进行对比 实验。

二维熵穷举分割法采用穷举的搜索方法寻求 二维熵函数最优解,其在二维熵单阈值分割、双阈 值分割和三阈值分割时的计算复杂度分别为 $O(L^2)$ 、 $O(L^4)$ 和 $O(L^6)$,L 为图像灰度级数。由此可见,随着阈值个数的增加,二维熵穷举分割法计算复杂度呈指数级增长,计算时间也相应增加。

PSO 二维熵多阈值分割法是基于 PSO 的二维熵多阈值图像分割方法,其中: PSO 算法是通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优解的,其参数选择为粒子群个数 s=50;最大迭代次数 T=100;学习因子 $C_1=1$. 5; 学习因子 $C_2=1$. 5; 惯性权重 w=1. 2; 粒子速度 v 为[-2,2]。

用3种方法对5幅图像分割后得到的阈值及 其对应的二维熵值如表1所示。由表1可知, PSO 二维熵多阈值分割法的二维熵函数值的平 均误差为0.28%,而本文方法得到的二维熵函数 值平均误差为0.03%,寻找的阈值也更趋近二维 熵穷举分割法得到的阈值。因此,本文方法的精 确性高于PSO 二维熵多阈值分割法。

为了更好地评价本文方法,采用信噪比准则 来定量分析算法性能。

信噪比准则的表达式为: $PSNR = 20lg(\frac{255}{RMSE})(dB)$,

其中: RMSE =
$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(I(i,j)-\hat{I}(i,j))^{2}}{MN}}$$

I(i,j) 和 $\hat{I}(i,j)$ 分别表示尺寸为 $M \times N$ 的原图像和分割后的图像。

用3种方法分割5幅图像的计算时间及PSNR值如表2所示。由表2可知,本文方法在单阈值分割、双阈值分割和三阈值分割时分别比二维熵穷举分割法快3.91倍、1040.32倍和8128.85倍;比PSO二维熵多阈值分割法快1.44倍。本文方法的PSNR值总体比二维熵穷举分割法和PSO二维熵多阈值分割法高。

综上所述,基于萤火虫算法的二维熵多阈值 快速图像分割方法比二维熵穷举分割法在时间上 有了很大的提高,在计算时间和精确性上均优于 PSO 二维熵多阈值分割法,能快速有效地分割复 杂图像和多目标图像。

表 1 3 种方法得出的阈值和二维熵函数值的对比

Tab. 1 Thresholds and two-dimensional entropy function values of three methods

图像	阈值 个数	穷举法		PSO 二维熵法		本文方法	
		阈值	二维熵 函数值	阈值	二维熵 函数值	阈值	二维熵 函数值
Lenna	1	(106,107)	13.775 6	(106,107)	13.775 6	(106,107)	13.775 6
	2	(84,84)	19.341 8	(82,83)	19.3388	(85,84)	19.341 4
512×512		(139,135)		(139, 135)		(139,136)	
	3	(84,84)	26.925 8	(85,85)	26.914 9	(84,84)	26.921 1
		(139, 135)		(138, 139)		(139, 134)	
		(202,212)		(203, 212)		(202,212)	
Peppers	1	(85,79)	14.888 1	(85,80)	14.884 6	(85,79)	14.888 1
	2	(73,74)	21.031 8	(71,72)	21.025 6	(73,75)	21.031 2
512×512		(139, 137)		(136, 135)		(139, 137)	
	3	(73,74)	33.274 5	(56, 56)	33.076 1	(72,73)	33.272 1
		(138, 137)		(123,123		(138, 138)	
		(222, 223)		(208, 223)		(222, 223)	
Baboon	1	(94,104)	15.430 8	(94,104)	15.430 8	(94,104)	15.430 8
	2	(73,75)	21.203 3	(68,70)	21.181 0	(68,73)	21.203 2
500×480		(128, 122)		(128, 122)		(128, 121)	
	3	(68,73)	33.557 6	(55,62)	33.327 2	(65,68)	33.542 2
		(124, 124)		(94,106)		(122, 122)	
		(192, 192)		(173, 192)		(191, 191)	
QFN	1	(74,75)	7.481 0	(74,75)	7.481 0	(74,75)	7.481 0
划痕	2	(92,95)	13.725 3	(87,90)	13.6387	(93,97)	13.725 0
		(209,203)		(180, 178)		(209, 203)	
395×395	3	(87,90)	20.579 9	(87,87)	20.523 2	(87,90)	20.5467
		(167, 167)		(173, 173)		(167, 167)	
		(237,237)		(235, 235)		(236,236)	
QFN	1	(74,74)	8.279 0	(74,74)	8.279 0	(74,74)	8.279 0
	2	(98,101)	14.451 0	(98,99)	14.429 8	(97,101)	14.439 6
擦痕		(183, 181)		(178, 175)		(177, 178)	
398×398	3	(98,101)	21.195 7	(106, 114)	21.045 9	(98,101)	21.172 0
		(172,171)		(169,171)		(170,170)	
		(235, 230)		(235,230)		(230, 230)	

表 2 3 种方法的计算时间和 PSNR 值的对比

Tab. 2 Computation time and PSNR values of three methods

图像	國值 个数	穷举法		PSO 二维熵法		本文方法	
		PSNR/dB	计算时间/s	PSNR/dB	计算时间/s	PSNR/dB	计算时间/s
Lenna	1	8.8383	13.98	8.838 3	5.33	8.838 3	3.10
512×512	2	11.778 2	4 165.78	11.799 4	5.79	11.806 9	3.90
	3	17.6386	36 582.42	17.546 2	6.78	17.665 4	4.47
Peppers	1	7.966 4	14.32	7.959 9	5.66	7.966 4	3.23
512×512	2	11.950 0	3 924.95	11.757 6	5.90	11.921 3	4.03
	3	19.9388	36 243.21	21.156 0	6.62	20.042 3	4.41
Baboon	1	9.498 6	13.64	9.498 6	5.06	9.498 6	3.73
500×480	2	12.216 4	4 259.17	12.146 0	5.89	12.1388	3.82
	3	19.856 4	36 975.88	17.646 9	6.29	20.1008	4.37
QFN	1	14.375 6	13.59	14.375 6	4.88	14.375 6	3.73
划痕	2	17.048 5	4 005.94	17.086 4	5.06	17.025 7	3.96
395×395	3	17.1428	33 294.14	17.168 0	5.66	17.151 6	4.09
QFN	1	12.6648	13.16	12.6648	4.92	12.6648	3.74
擦痕	2	15.4948	4 093.88	15.482 4	5.34	15.473 6	3.92
398×398	3	15, 485 2	33 684.14	15.2997	5.86	15.5085	4.38

4 结 论

针对复杂图像和多目标图像分割时存在计算量大、耗时多的问题,提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法。首先,在分析二维熵阈值分割原理的基础上,将二维熵单阈值分割扩展到二维熵多阈值分割。其次,引入萤火虫算法的思想,分析研究了萤火虫算法的仿生原理和寻优过程。接着,提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法。最后,使用该方

参考文献:

- [1] 程万胜, 臧希浙, 赵杰, 等. 面向 Otsu 阈值搜索的 PSO 惯性因子改进方法[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(10): 1907-1912.
 - CHENG W SH, ZANG X ZH, ZHAO J, et al.. Modified strategy to inertia weight in PSO for searching threshold of Otsu rule [J]. Opt. Precision Eng., 2008, 16(10): 1907–1912. (in Chinese)
- [2] 何志勇,孙立宁,黄伟国,等. 基于 Otsu 准则和直线 截距直方图的阈值分割[J]. 光学 精密工程,2012, 20(10):2315-2323.
 - HE ZH Y, SUN L N, HUANG W G, et al.. Thresholding segmentation algorithm based on Ostu ceiterion and line intercept histogram [J]. Opt. Precision Eng., 2012, 20 (10): 2315-2323. (in Chinese)
- [3] 张怀柱,向长波,宋建中,等. 改进的遗传算法在实时图像分割中的应用[J]. 光学 精密工程,2008,16 (2):333-337.
 - ZHANG H ZH, XIANG CH B, SONG J ZH, et al.. Application of improved adaptive genetic algorithm to image segmentation in real-time[J]. Opt. Precision Eng., 2008, 16(2): 333-337. (in Chinese)
- [4] KAPUR J N. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(3):273-285.

作者简介:



陈 恺 (1986一),女,江苏泰兴人,博 士研究生,2007 年于太原理工大学获 得学士学位,主要从事机器视觉方面的 研究。E-mail: chenkaidy@163.com 法对典型图像进行阈值分割实验,并将结果与二维熵穷举分割法、PSO 二维熵多阈值分割法进行比较。实验结果表明,本文方法得到的二维熵函数值的平均误差为 0.03%,单阈值分割、双阈值分割和三阈值分割的速度分别比二维熵穷举分割法快 3.91 倍,1040.32 倍和 8 128.85 倍。同时,本文方法的速度比 PSO 二维熵多阈值分割法快1.44 倍,且精确性高于 PSO 二维熵多阈值分割法。因此,基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法能快速有效地分割复杂图像和多目标图像。

- [5] BRINK A D. Thresholding of digital images using two-dimensional entropies [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(8); 803-808.
- [6] PEDRAM G, MICAEL S C, JON A B, et al.. An efficient method for segmentation of images based on fractional calculus and natural selection [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39: 12407-12417.
- [7] HORNG M H. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the honey bee mating optimization [J]. Expert System with Applications, 2010, 37(6):4580-4592.
- [8] LAN J H, ZENG Y L. Multi-threshold image segmentation using maximum fuzzy entropy based on a new 2D histogram [J]. Optik-Int. J. Light Electron Opt., 2013,124(18):3756-3760.
- [9] YANG X SH. Firefly algorithms for multimodal optimization [C]. In Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, SAGA 2009, Lecture Notes in Computer Sciences, 2009, 5792: 169-178.
- [10] LUKASIK S, ZAK S. Firefly algorithm for continuous constrained optimization tasks [C]. Computational Collective Intelligence. Semantic Web, Social Networks and Multiagent Systems Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5796: 97-106.
- [11] HORNG M H, LIOU R J. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the fire-fly algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38: 14805-14811.



张志胜(1974一),男,江苏泰州人,教授,博士生导师,1997年、2004年于东南大学分别获得硕士、博士学位,主要研究方向:机器视觉理论与应用;多工步制造过程质量保证等。E-mail:oldbc@seu.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)