

文章编号 1004-924X(2015)03-0879-08

基于广义反向粒子群与引力搜索 混合算法的多阈值图像分割

巢 渊,戴 敏,陈 恺,陈 平,张志胜*
(东南大学 机械工程学院,江苏 南京 211189)

摘要:提出了基于粒子群优化(PSO)与引力搜索(GSA)混合算法(PSOGSA)的多阈值图像分割方法来解决图像阈值搜寻过程中单一优化算法局部搜索能力不强的问题。提出了图像阈值分割领域中的广义反向学习策略,在阈值寻优过程中提高群体多样性,增强了全局搜索能力;采用了全局最优解的正态变异策略,扩展了全局最优的搜索区域,避免了算法的早熟收敛。在此基础上,实现了基于广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法。最后,使用本方法对复杂多目标图像进行了多阈值分割实验,并与引力搜索算法和萤火虫算法进行了比较。实验结果表明,本文方法的分割精度优于引力搜索算法与萤火虫算法,其分割目标函数值在连续运行时的标准差降低了 90%以上,是一种精度高、稳定性强的多阈值图像分割方法。

关键词:图像分割;多阈值分割;粒子群优化;引力搜索算法;广义反向学习;正态变异
中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152303.0879

Image segmentation of multilevel threshold using hybrid PSOGSA with generalized opposition-based learning

CHAO Yuan, DAI Min, CHEN Kai, CHEN Ping, ZHANG Zhi-sheng*

(School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

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

Abstract: A multilevel threshold image segmentation method based on hybrid Particle Swarm Optimization(PSO) and Gravitation Search Algorithm(GSA) was proposed to solve the weakness that a single algorithm in image segmentation has a lower local searching ability. A strategy of generalized opposition-based learning in image segmentation was proposed to improve the population diversity and to strengthen the global searching ability in optimizing processing. The normal mutation strategy on the best particle was conducted to extend the searching space and to avoid the premature convergence of the algorithm. Then, the multilevel threshold image segmentation method of hybrid PSOGSA with generalized opposition-based learning was implemented. Finally, complex image segmentation experiments were processed by proposed method and the results were compared with those of multilevel threshold segmentation methods of GSA and Firefly Algorithm (FA). Experimental results

收稿日期:2014-11-04;修订日期:2014-12-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51275090);江苏省科技成果转化基金资助项目(No. BA2010093);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. KYLX_0099);江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(No. KYLX_0099)

show the proposed method possesses a higher accuracy in multilevel threshold segmentation and the standard deviation of best objective values in continuous operation has decreased by up to 90%. Therefore, the image segmentation method of multilevel threshold using the hybrid PSO-GSA with generalized opposition-based learning can be accurately and stably used in multilevel threshold image segmentation.

Key words: image segmentation; multilevel threshold segmentation; particle swarm optimization; gravitational search algorithm; generalized opposition-based learning; normal mutation

1 引言

图像阈值分割因具有分割简单有效、实时性强等特点,而受到了广泛的关注^[1-2]。多阈值图像分割作为阈值分割的扩展,可以区分背景和多个目标,但缺点是计算复杂、耗时长。近年来越来越多的生物启发式算法被应用到图像分割算法中,用于图像阈值的快速寻优。吴一全等^[3]设计了最小倒数交叉熵作为阈值选取准则,应用人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)进行优化计算,对火焰图像进行了单阈值分割。陈恺等^[4]应用萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)优化最大二维 Kapur 熵的多阈值计算,实现了复杂目标的多阈值图像分割。Sanjay Agrawal 等^[5]应用布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search Algorithm, CS)优化最大 Tsallis 熵的多阈值计算,在 CPU 计算时间上展现了优势。但是,单一的 ABC 算法、萤火虫算法、CS 算法等都有局部搜索能力不强、易陷入局部最优的缺陷,会导致图像分割不准确。

众多生物启发式优化算法的目的都是快速寻找评价函数的全局最优值。许多学者提出了优化算法混合的思想,通过融合不同算法的优势来加强全局探索与局部挖掘能力,其性能均超越了混合之前的单一优化算法^[6-7]。Seyedali Mirjalili 等^[8]在 2010 年提出了粒子群与引力搜索混合算法(PSOGSA),该方法结合了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[9]的全局搜索能力与引力搜索算法(Gravitational Search Algorithm, GSA)^[10]的局部挖掘能力,实验结果表明 PSOGSA 算法在计算性能和收敛速度上要优于 PSO 与 GSA。

本文将 PSOGSA 应用到复杂图像的多阈值分割问题中,以解决图像分割过程中单一算法局部搜索能力不强、易陷入局部最优,导致分割不准确的问题。为了进一步增强算法的全局搜索能力,获得高精度、高稳定性的图像分割效果,又提出了图像阈值分割领域的广义反向学习策略与全局最优解的变异策略来优化 PSOGSA。最后,以多阈值 Otsu 准则^[11]作为图像分割评价函数,对多目标图像进行多阈值分割。

2 粒子群与引力搜索混合算法

本节首先简要介绍标准粒子群优化算法与标准引力搜索算法,然后结合粒子群优化算法的全局搜索能力与引力搜索算法的局部挖掘能力,引入粒子群与引力搜索混合算法。

2.1 标准粒子群优化算法

PSO 中,每一个粒子代表一个可行解,且每个时刻都有自己的速度与位置。设第 i 个粒子在第 t 次迭代时在 d 维的位置和速度分别为 $X_i^d(t)$ 和 $V_i^d(t)$, $d=1, 2, \dots, D$, D 为搜索空间维度。在每一次迭代中粒子的个体最优解为 $pbest_i^d$, 群体最优解为 $gbest^d$, 则粒子依照公式(1)与公式(2)在每次迭代过程中更新自己的速度与位置:

$$V_i^d(t+1) = \omega V_i^d(t) + c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_i^d - X_i^d(t)) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest^d - X_i^d(t)), \quad (1)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1), \quad (2)$$

式中: ω 为粒子的惯性权重; c_1 、 c_2 为加速因子; $rand_1$ 、 $rand_2$ 分别为 $[0, 1]$ 的随机数。公式(1)中的第一部分 ωV_i^d 体现了粒子群优化算法的挖掘能力,第二与第三部分 $c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_i^d - X_i^d)$ 、 $c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest^d - X_i^d)$ 则分别体现了粒子的独立思考与群体交流能力。

2.2 标准引力搜索算法

GSA 中的粒子通过引力作用互相吸引,粒子的运动遵循牛顿运动定律。引力使得粒子会向质量大的粒子移动,而质量最大的粒子会占据最优位置,根据这一原理可以求出优化问题的最优解。算法通过个体间的引力相互作用实现优化信息的共享,引导粒子向最优解区域展开搜索。

在 GSA 中粒子在每一次迭代过程中按照公式(3)~式(5)更新速度与位置:

$$V_i^d(t+1) = rand \cdot V_i^d(t) + a_i^d(t), \quad (3)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1), \quad (4)$$

$$a_i^d(t+1) = F_i^d(t) / M_i^d(t), \quad (5)$$

式中: $X_i^d(t)$ 、 $V_i^d(t)$ 、 $a_i^d(t)$ 、 $F_i^d(t)$ 、 $M_i^d(t)$ 分别表示第 i 个粒子在第 t 次迭代时在 d 维的位置、速度、加速度、所受合力的大小与惯性质量。

合力的计算如式(6)、式(7)所示:

$$F_{ij}^d(t) = \left[\frac{G(t) \cdot M_i(t) \cdot M_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} \right] \cdot [X_j^d(t) - X_i^d(t)], \quad (6)$$

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j \cdot F_{ij}^d(t), \quad (7)$$

式中: N 为粒子总数; $F_{ij}^d(t)$ 表示粒子 j 对粒子 i 的引力; $rand_j$ 为 $[0, 1]$ 的随机数; $R_{ij}(t)$ 为粒子 i 与粒子 j 的欧氏距离; ϵ 为一个值很小的常量; $G(t)$ 为引力常数,计算公式如式(8)所示:

$$G(t) = G_0 \cdot \exp(-\alpha \cdot t / \max t). \quad (8)$$

其中: G_0 与 α 是常量; t 为当前迭代次数; $\max t$ 为最大迭代次数。

公式(6)中粒子的惯性质量可由式(9)、式(10)求得:

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - \omega \text{worst}(t)}{best(t) - \omega \text{worst}(t)}, \quad (9)$$

$$M_i(t) = m_i(t) / \sum_{j=1}^N m_j(t), \quad (10)$$

式中: $fit_i(t)$ 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代时的适应度值。对于求最大值的图像多阈值分割问题, $best(t)$ 和 $\omega \text{worst}(t)$ 由式(11)、式(12)求得:

$$best(t) = \max_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fit_j(t), \quad (11)$$

$$\omega \text{worst}(t) = \min_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fit_j(t). \quad (12)$$

2.3 粒子群与引力搜索混合算法

GSA 在更新粒子位置时,只考虑粒子当前位置的影响,并未考虑粒子的全局记忆性,而

PSOGSA 将 PSO 中的群体交流能力 ($gbest^d$) 与 GSA 的局部搜索能力相结合,使粒子运动既遵循应有的运动定律,又增强了群体信息交流的能力。新的粒子速度更新式如式(13)所示:

$$V_i^d(t+1) = \omega V_i^d(t) + c'_1 \cdot rand_1 \cdot a_i^d(t) + c'_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest^d - X_i^d(t)). \quad (13)$$

通过调节 c'_1 与 c'_2 的值,可以平衡粒子间引力与全局信息交流对最优值搜索的影响。

3 广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法

3.1 广义反向学习策略

Hamid R. Tizhoosh^[12] 在机器学习领域提出了反向学习 (Opposition-Based Learning, OBL)。Hui Wang 等^[13] 在此基础上提出了广义反向学习策略 (Generalized Opposition-Based Learning, GOBL)。GOBL 通过构造与当前群体对应的反向群体,搜索更多有效区域来提高群体多样性,增强算法的全局探索能力。其主要思想是:对一个可行解,同时计算并评估其反向解,从中选择较优解作为下一代个体。

在 D 维搜索空间中, X_d 为一个可行解, X_d^* 为其反向解,则广义反向学习策略定义如式(14)所示:

$$X_d^* = \Delta - X_d, \quad (14)$$

式中: $d = 1, 2, \dots, D$ 。

在求取图像多阈值分割的全局最优值问题中,考虑到图像阈值解的有界性 $X_d \in [a_d, b_d]$,令 $\Delta = k(a_d + b_d)$,则在图像多阈值分割中广义反向学习策略的定义如式(15)所示:

$$\begin{cases} X_d^* = k(a_d + b_d) - X_d \\ X_d^* = a_d, \text{ if } X_d^* < a_d \\ X_d^* = b_d, \text{ if } X_d^* > b_d \end{cases}, \quad (15)$$

其中: k 为 $[0, 1]$ 的随机数。

3.2 最优解的变异策略

在 PSOGSA 中,全局最优粒子 $gbest^d$ 具有重要作用,一旦 $gbest^d$ 陷入局部最优无法跳出,其余粒子会迅速向其靠拢,造成算法的早熟收敛,无法获得分割阈值的最优解。Hui Wang 等^[13] 采用柯西变异策略 (Cauchy Mutation, CM) 对全局最

优粒子进行变异,扩展了邻域搜索空间。柯西变异如式(16)所示:

$$gbest_d^* = gbest_d + cauchy(), \quad (16)$$

式中: $gbest_d$ 是最优粒子在第 d 维的分量, $cauchy()$ 是服从标准柯西分布的随机数, $gbest_d^*$ 是变异后的最优粒子。实验表明该变异策略仅在部分测试函数上效果良好,有一定局限性。

本文提出一种适用于图像阈值寻优的正态变异策略(Normal Mutation, NM),结合 PSO 中粒子运动速度,在每次迭代过程中对 $gbest$ 进行小范围变异扰动,从而扩展了全局最优位置的搜索区域,使全局最优粒子 $gbest$ 陷入局部最优时能及时跳出。具体实现如式(17)、式(18)所示:

$$W_d(t) = \left(\sum_{i=1}^{PopSize} V_i^d(t) \right) / PopSize, \quad (17)$$

$$gbest_d^*(t) = gbest_d(t) + W_d(t) \cdot N(0,1), \quad (18)$$

式中: $PopSize$ 表示粒子的总数; $N(0,1)$ 为标准正态分布函数;概率密度函数与分布函数分别如式(19)、式(20)所示:

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}, \quad (19)$$

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-t^2/2} dt. \quad (20)$$

3.3 广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法

本文所提出的图像阈值寻优过程中的广义反向学习策略结合了全局最优解的正态变异策略,以扩展种群与全局最优解的搜索空间。在此基础上,提出广义反向粒子群与引力搜索混合算法(GOPSOGSA),用于求取多类图像阈值分割评价函数的最优解即最优分割阈值。方法的具体步骤如下:

Step1:初始化 GOPSOGSA 的各项参数:粒子总数 N ;学习因子 c_1 、 c_2 ;惯性权重 ω ;反向概率 p_0 ;最大迭代次数 $MAXNGER$ 。随机生成所有粒子的初始位置;

Step2:若 $\text{rand}(0,1) < p_0$,转 Step3,否则转 Step4;

Step3:根据公式(15)计算反向种群,并计算当前种群与反向种群粒子的适应度值,从中选取

N 个最优粒子,组成新的种群,转 Step5;

Step4:计算当前种群的适应度值;

Step5:根据适应度值更新全局最优粒子,并根据公式(18)对其变异,比较其与变异粒子的适应度值,取适应度值较大的粒子作为新的粒子全局最优粒子;

$$\sigma^2 = \sum_{k=1}^j \omega_k (\mu_k - \mu_T)^2. \quad (21)$$

Step6:若当前迭代次数超过最大迭代次数,则停止迭代,输出全局最优粒子位置作为图像分割阈值,否则根据式(13)、式(4)更新种群粒子的速度与位置,转 Step2。

以多阈值 Otsu 算法为图像分割评价准则,对复杂多目标图像进行多阈值分割。多阈值 Otsu 算法见式(21),公式的证明及相关参数的释义详见文献[11]。多阈值图像分割流程如图 1 所示。

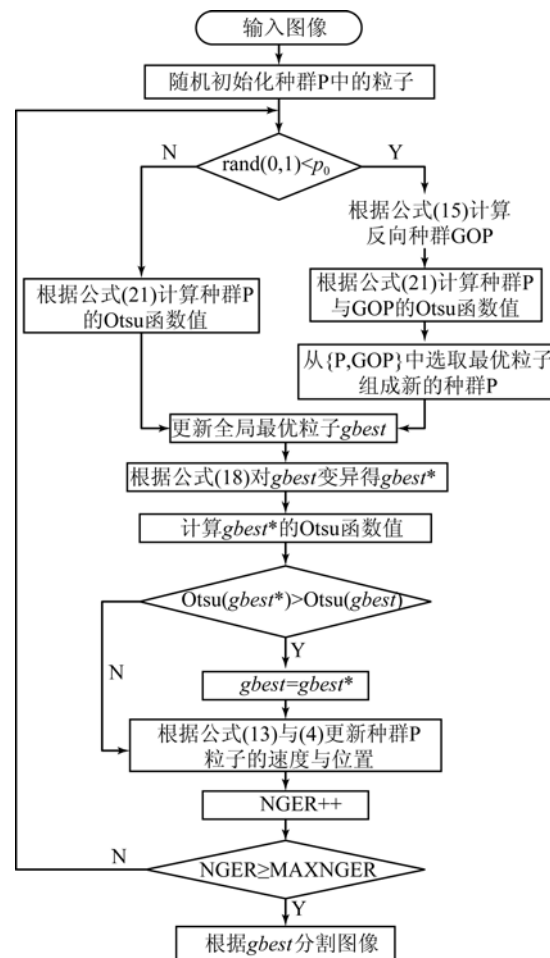


图 1 基于 GOPSOGSA 多阈值图像分割流程图

Fig. 1 Flowchart of multi-threshold image segmentation using GOPSOGSA

4 实验结果与分析

针对复杂多目标图像,以 Lena 图、Gold hill 图、Couple 图与 QFN(Quad Flat Non-Lead)封装芯片的基板缺陷图像作为对象,采用本文提出的 GOPSOGSA 多阈值图像分割算法进行实验。Lena 图、Gold hill 图、Couple 图是图像多阈值分割实验中的典型图像;而 QFN 封装是一种方形扁平无引脚的封装形式,其引脚及基板易产生划

痕、擦痕等缺陷,直接影响芯片质量。对缺陷图像进行多阈值分割有助于对缺陷类型进行准确判别,具有现实意义。实验中 GOPSOGSA 学习因子 $c_1=0.5$ 、 $c_2=1.5$,惯性权重 $\omega=1.2$,粒子速度 $V \in [-5, 5]$;实验环境为 CPU 2.4GHz、内存 8GB、MATLAB R2014a。图 2 分别给出了 4 幅图像的原始图像及采用本文提出的 GOPSOGSA 的二阈值、三阈值、四阈值与五阈值分割结果,其中 m 为阈值数量。



图 2 原始图像及 GOPSOGSA 分割结果图

Fig. 2 Original pictures and segmentation results based on GOPSOGSA

为了更好地表现本文提出算法的优越性,将其与基于引力搜索算法 GSA^[10]、基于萤火虫算法 FA^[4]的 Otsu 多阈值图像分割算法进行比较。3 种算法的粒子/萤火虫数均设为 $N=50$,最大迭代次数 $MAXNGER=100$ 。FA 中初始吸引度 $\beta=1$,步长因子 $\alpha=0.5$ 。用 3 种算法对 4 幅图像进行多阈值分割的结果如表 1 所示。由表 1 可知,针对复杂多目标图像,在分割阈值数量较少(二、三阈值)时,本文方法与文献[10]中的 GSA、

文献[4]中的 FA 的分割精度较为一致,而随着分割阈值的增多(四、五阈值),本文方法在分割精确性上体现出了一定的优势。

采用信噪比 PSNR^[5]、计算时间以及连续运行 30 次得到的 Otsu 函数值的标准差 σ 来评价 3 种算法的分割性能与稳定性,结果如表 2 所示。

信噪比的计算式为 $PSNR(dB) = 20 \lg \left(\frac{255}{RMSE} \right)$,

其中 $RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i,j) - \tilde{I}(i,j)]^2}$, I 与 \tilde{I} 分别是尺寸为 $M \times N$ 的原图像与分割后的图像。Otsu 函数值的标准差计算式为 $\sigma = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k (f_i - \bar{f})^2}$, 其中 $k=30$ 为连续运行次数, f_i 与 \bar{f} 分别表示第 i 次 Otsu 函数值与 k 次连续运行后 Otsu 函数值的平均值。

由表 2 可知, 当分割阈值数量较多时(四、五阈值), 在计算时间大体相同的情况下, 本文方法

的 PSNR 值要优于 GSA 与 FA, 使用本文方法得到的 Otsu 函数值的标准差也要明显小于 GSA 与 FA, 五阈值时本文方法的 Otsu 数值的标准差较 GSA、FA 分别减少了 98.5%、90.6%, 体现出本文方法在连续运行时分割质量更高、更具稳定性。

综上所述, 本文提出的广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法, 是一种适合于复杂多目标图像的图像分割方法, 其结果精确且稳定性高。

表 1 3 种算法得出的图像分割阈值与 Otsu 函数值

Tab. 1 Segmentation thresholds of Otsu function from three methods

图像	m	阈值			Otsu 函数值/ 10^3		
		GSA	FA	本文方法	GSA	FA	本文方法
Lena	2	92,151	92,150	92,150	1.961 488	1.961 524	1.961 524
	3	77,124,177	79,125,170	79,125,170	2.120600	2.128 127	2.128 127
	4	71,94,131,174	74,112,144,179	74,113,144,179	2.168 711	2.191 407	2.191 442
	5	65,101,122,163,209	68,98,123,148,181	64,93,120,148,181	2.175100	2.215 313	2.215 930
Gold hill	2	93,160	93,160	93,160	2.069 510	2.069 510	2.069 510
	3	82,124,180	82,125,178	82,125,178	2.219 851	2.220 372	2.220 372
	4	62,100,139,180	68,102,137,185	68,101,137,185	2.289 443	2.295 361	2.295 380
	5	65,92,125,173,215	65,96,126,160,200	62,90,116,145,189	2.316 757	2.328 917	2.331 057
Couple	2	88,143	87,146	87,146	1.626645	1.626 645	1.626 645
	3	73,122,161	76,123,163	75,123,162	1.757 474	1.758 852	1.758 852
	4	55,104,144,183	59,100,134,170	56,98,132,168	1.812 351	1.826 906	1.827 459
	5	47,86,123,148,184	49,88,120,146,180	49,88,120,145,178	1.867 779	1.870 539	1.870 577
QFN 基板 缺陷	2	83,156	83,156	83,156	4.186042	4.186 042	4.186 042
	3	66,122,171	68,126,173	68,126,173	4.293315	4.293 726	4.293 726
	4	57,106,150,183	62,109,149,183	61,110,150,183	4.334 726	4.335 706	4.335 772
	5	50,73,121,157,198	56,96,134,164,190	51,88,128,161,189	4.349 971	4.359 417	4.360 320

表2 3种算法的PSNR、计算时间与Otsu函数标准差

Tab. 2 Comparison of PSNRs, computing time, standard deviation of Otsu function from three methods

图像	m	PSNR/dB			计算时间/s			Otsu 函数值标准差		
		GSA	FA	本文方法	GSA	FA	本文方法	GSA	FA	本文方法
Lena	2	15.314 6	15.343 3	15.343 3	1.512 4	1.569 9	1.867 1	0.850 2	9.2504E-13	9.2504E-13
	3	17.338 4	17.382 3	17.382 3	1.745 0	1.807 9	2.014 3	7.084 2	4.6252E-13	4.6252E-13
	4	18.375 2	18.653 0	18.654 3	1.950 1	2.017 2	2.300 5	12.120 7	0.237 6	0.014 0
	5	19.007 6	19.746 4	20.025 1	2.201 5	2.275 8	2.502 1	11.046 2	1.309 3	0.630 9
Gold hill	2	14.052 3	14.052 3	14.052 3	1.493 1	1.586 7	1.775 9	0.058 7	0.000 0	0.000 0
	3	16.040 7	16.011 2	16.011 2	1.744 6	1.850 2	1.959 7	3.950 6	0.003 3	1.3876E-12
	4	18.953 8	18.519 3	18.519 9	2.101 4	2.107 7	2.226 2	7.770 0	0.058 1	0.014 8
	5	19.392 3	19.589 6	20.021 8	2.123 0	2.172 3	2.301 6	5.830 5	1.181 8	0.045 2
Couple	2	16.136 9	15.941 8	15.941 8	1.517 3	1.529 8	1.794 1	0.423 5	4.6252E-13	4.6252E-13
	3	18.292 1	18.104 0	18.160 3	1.730 2	1.784 8	2.041 9	5.255 6	4.6252E-13	4.6252E-13
	4	20.068 6	20.604 2	20.738 1	1.965 6	2.081 1	2.219 2	6.527 2	0.226 8	0.003 5
	5	21.941 4	22.050 0	22.109 1	2.209 8	2.326 5	2.472 4	8.068 0	0.728 7	0.027 9
QFN 基板缺陷	2	15.965 5	15.965 5	15.965 5	1.315 8	1.357 8	1.514 7	0.206 6	1.8501E-12	1.8501E-12
	3	17.506 0	17.508 3	17.508 3	1.447 4	1.486 6	1.679 1	4.841 4	3.7002E-12	3.7002E-12
	4	18.392 8	18.297 6	18.305 7	1.645 0	1.716 1	1.869 8	4.745 8	0.084 9	0.004 3
	5	18.866 5	18.924 8	19.137 3	1.808 3	1.924 0	2.026 3	3.344 6	0.544 7	0.051 1

5 结 论

本文针对复杂多目标图像,提出了广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法。首先,针对图像阈值搜寻过程中单一优化算法局部搜索能力不强的问题,充分结合粒子群优化的全局搜索能力与引力搜索的局部挖掘能力,引入了粒子群优化与引力搜索混合算法。其次,提出了图像分割领域中的广义反向学习策略与全局最优值的正态变异策略,提高寻优过程群体多

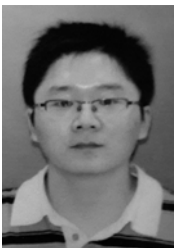
样性、扩展搜索空间、增强算法的全局搜索能力。在此基础上提出了广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割方法。最后,针对复杂多目标图像进行了多阈值分割实验,并与引力搜索算法和萤火虫算法进行比较。实验结果表明,本文方法在分割精度上要优于引力搜索算法与萤火虫算法,并且分割目标函数值在连续运行时标准差降低了90%以上。该方法已应用于QFN封装芯片表面的缺陷分类与识别系统中进行缺陷分割,并取得了极佳的分割结果。

参考文献:

- [1] 何志勇,孙立宁,黄伟国,等. 基于Otsu准则和直方图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 Otsu criterion and line intercept histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012,20(10): 2315-2323. (in Chinese)
- [2] XIA D X, LI C G, YANG SH. Fast threshold selection algorithm of infrared human images based on two-dimensional fuzzy tsallis entropy [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [3] 吴一全,孟天亮,王凯. 基于斜分倒数交叉熵和蜂

- 群优化的火焰图像阈值选取[J]. 光学 精密工程, 2014,22(1): 235-243.
- WU Y Q, MENG T L, WANG K. Threshold selection of flame image based on reciprocal cross entropy and bee colony optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014,22(1): 235-243. (in Chinese)
- [4] 陈恺, 陈芳, 戴敏, 等. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J]. 光学 精密工程, 2014,22(2): 517-523.
- CHEN K, CHEN F, DAI M, *et al.*. Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014,22(2): 517-523. (in Chinese)
- [5] AGRAWAL S, PANDA R, BHUYAN S, *et al.*. Tsallis entropy based optimal multilevel thresholding using cuckoo search algorithm [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2013,11: 16-30.
- [6] LAI X SH, ZHANG M Y. An efficient ensemble of GA and PSO for real function optimization [C]. *2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*, ICCSIT 2009, Beijing, China, 2009.
- [7] WANG G G, GANDOMI A H, ALAVI A H, *et al.*. Hybrid krill herd algorithm with differential evolution for global numerical optimization [J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 25 (2): 297-308.
- [8] MIRJALILI S, HASHIM S Z M. A new hybrid PSOGSA algorithm for function optimization [C]. *International Conference on Computer and Information Application (ICCIA) 2010, Tianjin, China*, 2010.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]. *IEEE International Conference on Neural Networks, Part 4 (of 6), Perth*, 1995.
- [10] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: A Gravitational search algorithm [J]. *Information Sciences*, 2009,179(13): 2232-2248.
- [11] SATHYA P D, KAYALYZHI R. Optimal segmentation of brain MRI based on adaptive bacterial foraging algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2011,74(14-15): 2299-2313.
- [12] TIZHOOSH HR. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence [C]. *In International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, CIMCA 2005 and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, IAWTIC 2005, November 28, 2005 - November 30, 2005, Vienna, Austria, 2005.*
- [13] WANG H, WU Z, RAHNAMAYAN S, *et al.*. Enhancing particle swarm optimization using generalized opposition-based learning [J]. *Information Sciences*, 2011,181(20): 4699-4714.

作者简介:



巢 渊(1988—),男,江苏常州人,博士研究生,2011年于东南大学获得学士学位,主要从事机器视觉及机电一体化研究。E-mail: kevincy925@163.com

导师简介:



张志胜(1974—),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控制等。E-mail: oldbc@seu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)