

# 基于鸽群优化算法的图像分割方法研究

胡春鹤, 王依帆, 朱书豪, 刘文定

(北京林业大学 工学院, 北京 100083)

**摘要:** 图像分割是一类需要在非线性参数空间中寻求最优解的有约束非线性优化问题. 为提高此类优化问题的寻优精度, 提出了一种基于鸽群优化算法的图像分割方法. 首先以分割阈值为优化变量, 将图像分割建模为以最大间类方差为优化目标, 以像素概率分布有限为约束条件的非线性优化问题; 随后, 以随机的分割阈值作为迭代初值, 采用鸽群优化算法(PIO)求解最优参数; 最后, 利用所得最优解作为最佳阈值实现图像分割. 为验证方法的有效性, 分别对具有两类不同特征的图片进行分割实验, 并采用重叠度及时间效率对算法进行评估, 进一步与 PSO、KSW 智能优化算法对比, 结果表明该算法重叠度最高, 运算时间最短. 并且对算法中的参数进行修改, 将图像分割结果进一步优化.

**关键词:** 鸽群优化; 图像分割; 群体智能优化; 阈值分割; 图像处理

**中图分类号:** TP751.1

**文献标志码:** A

**doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.010

## 0 引言

图像分割技术将图像分割成若干个具有独特性质的区域, 并从中提取出所需目标, 是当前图像分析和识别技术的研究热点, 被广泛应用于多个领域, 如机器视觉<sup>[1]</sup>、交通控制<sup>[2]</sup>、卫星定位物体<sup>[3]</sup>、医学影像<sup>[4]</sup>、病虫害监测<sup>[5]</sup>等.

图像分割技术属于典型的分类问题, 依照不同的分类准则, 主要分为阈值分割<sup>[6]</sup>、区域分割<sup>[7]</sup>、边缘分割<sup>[8]</sup>等. 由于阈值分割相较于其他方法具有简单、易实现的特点, 使其成为图像分割领域应用最为广泛的一类方法<sup>[9-10]</sup>. 图像阈值分割法根据提取目标与背景在像素灰度上的差距, 利用单一或多个阈值对像素点灰度进行逐一比较实现分割<sup>[11]</sup>. 该方法分割效果优劣的关键在于最优阈值的选择, 这通常要求解含有多种约束条件的非线性优化问题. 由于非线性优化方程的梯度难以求解, 使得现有求解过程复杂且耗费大量运算时间<sup>[12]</sup>.

仿生群体智能优化算法因其能够有效处理非线性优化问题, 同时具有收敛速度快等特点而受到广泛关注. 利用此类方法解决图像分割算法问题已成为这一领域的研究热点<sup>[13]</sup>. 仿生群体智能优化算法<sup>[14]</sup>是一类通过模拟自然界生物

群体, 如蚁群<sup>[15-16]</sup>、狼群<sup>[17]</sup>以及猫群<sup>[18]</sup>等群体行为而产生的随机搜索与优化算法. 利用上述方法解决图像分割问题, 仍然存在着收敛速度慢、优化结果易陷入局部最优等问题. 近年来, 一种受鸽子归巢行为启发而产生的鸽群优化算法(pigeon-inspired optimization, PIO)在群体智能优化领域逐渐取得关注<sup>[19]</sup>. 该算法相较于一般仿生优化算法具有结果最优性、快速收敛性以及参数量适中显著优势<sup>[20]</sup>, 被广泛用以解决无人机组队<sup>[21]</sup>、控制参数优化<sup>[22]</sup>、医学成像分析<sup>[18]</sup>等多个领域. 显然, 笔者开展的适应于图像分割的 PIO 算法对该领域具有重要意义.

PIO 算法以最大间类方差为优化目标, 以像素概率分布有限为约束条件, 将图像分割问题建模为一类有约束的非线性优化问题, 修改 PIO 优化算法对该优化问题实现求解获得最优阈值, 根据所得最优阈值实现图像分割<sup>[23]</sup>. 进一步与现有粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)<sup>[24]</sup>、KSW<sup>[25]</sup>等图像分割方法对比, 验证本文方法的有效性.

## 1 问题描述

图像前景与背景通常存在一定的灰度差异,

收稿日期: 2018-11-02; 修订日期: 2019-03-11

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016ZCQ08); 北京林业大学 2018 教育教学研究项目(BJF02018JYZD004)

通信作者: 刘文定(1960—), 女, 山西太原人, 北京林业大学教授、硕士, 从事智能控制与优化领域研究, E-mail: liu\_wending@163.com.

若能找到区分上述差异的最优灰度阈值,则可通过对比各像素点灰度值与最优阈值进行像素点二值化,即可实现分类,从而达到分割的效果。

假定给定的原始图像的灰度直方图包含  $L$  个灰度等级,设  $r_k$  为第  $k$  个灰度等级,  $n_k$  是在  $r_k$  灰度等级上的像素点,  $N$  为总的像素点数,  $L$  为图像的灰度值,则可以得出原始图像的灰度概率分布函数满足:

$$P(r_k) = \frac{n_k}{N}, (k = 0, 1, 2 \cdots L - 1). \quad (1)$$

采用直方图均衡化处理,可以使得图像清晰度增加,即增加背景与前景的对比度.其实现通过式(1)所示累积分布函数  $P(r_k)$  得到式(2)和式(3)所示图像的原始灰度分布  $C(r_k)$  和增强后灰度值  $S_k$ , 达到图像增强的目的:

$$C(r_k) = \sum (P(r_k)). \quad (2)$$

$$S_k = (L - 1) \cdot C(r_k), (0 \leq r_k \leq 1). \quad (3)$$

根据像素点分布概率,若选取  $k$  作为阈值,则图像将会被分割为大于和小于  $k$  的两部分,这两类像素点在图像中的概率分别为:

$$w_0 = \sum_{i=1}^k P = w(k); \quad (4)$$

$$w_1 = \sum_{i=k+1}^L P = u(k), \quad (5)$$

式中:  $w$  是第一类像素点的概率;  $u$  是第二类像素点的概率,那么上述两类像素点的内部方差为:

$$\delta_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - u_0)^2 p_i \left( \frac{i}{C_0} \right); \quad (6)$$

$$\delta_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - u_1)^2 p_i \left( \frac{i}{C_1} \right), \quad (7)$$

式中:  $p_i(\cdot)$  为每点为该类型像素点的概率;  $u_0$ 、 $u_1$  分别为第一类、第二类像素点的均值。

实现最优图像分割的优化目标函数为:

$$A = \max \delta_w^2(K), \quad (8)$$

其中,  $\delta_w^2$  为各类间方差,其计算公式为:

$$\delta_w^2 = w_0 w_1 (u_1 - u_0)^2. \quad (9)$$

当两类的类间方差最大时所取得自变量的值即为最优阈值,从而可根据此阈值得到图像分割的结果。

考虑到在进行图像分割的过程中,所提取的目标图像的面积可以通过人眼目测、手动尺寸测量或者其他的方法粗略地测出来从而得到了两类像素点在图像中概率的范围,将其作为约束条件,则有:

$$\alpha \leq w_0 \leq \beta. \quad (10)$$

$$\lambda \leq w_1 \leq \gamma. \quad (11)$$

## 2 基于鸽群优化的图像分割算法

### 2.1 鸽群优化算法

鸽群优化算法是根据鸽群归巢的群体特性而建立的一类仿生优化方法.当鸽群距离巢穴较远时主要采用磁场辅助导航,具有全局最优特性,而当临近目的地的时候则主要根据地标导航,具有局部快速收敛特性.通过将鸽巢视作优化目标,鸽群视作优化变量,则在距离最优值较远时采用“磁场”全局优化,用于提高寻找全局最优适应度点的速度;当临近优化值较近时采用“地标”交互优化,加快收敛速度。

在鸽群模型中,由于鸽群位于磁场中,所以鸽群中每一个成员的位置以及速度都会受到磁场的影响.鸽子飞行的过程中位置和速度会持续更新.对于给定优化目标,上述位置与速度分别代表着优化变量与优化方向.当算法开始时,每一点按照初始速度从初始位置出发,向拥有最优适应度的点收敛,到一定程度时,此类迭代停止,之后就需引入地标模型。

当磁场模型的迭代结束后,位置的主要影响因素就变成了地标和磁场.这时的鸽子飞行时就需要加大鸽群内部的资源共享,从而提高收敛速度.通过引入鸽群的中心位置来表征鸽群内部的信息交换以及资源共享。

### 2.2 图像分割算法

针对最优灰度阈值的寻找问题,采用上述鸽群算法来求解.磁场模型以及地标模型保证图像分割过程中每次优化迭代向着最优分割阈值收敛.假定鸽子飞行的过程中位置和速度根据式(12)~(13)进行迭代持续更新:

$$V_i(t) = V_i(t - 1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (X_g - X_i(t - 1)); \quad (12)$$

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + V_i(t), \quad (13)$$

式中:  $X_i(t)$  和  $V_i(t)$  来分别表示鸽群中第  $i$  只鸽子的位置以及单位时间内位置的变化量;  $R$  为磁场因子;  $X_g$  则为鸽群中位置最好的鸽子所在的位置,通过比较鸽群中所有鸽子的位置所对应的最优值;  $rand \in (0, 1)$  是随机数。

假定鸽群中鸽子的总数为  $M$ , 则鸽群中心位置  $X_c$  满足:

$$X_c = \frac{1}{M} \cdot \sum_{i=1}^M X_i. \quad (14)$$

在有限次迭代后,鸽群位置临近目的点时鸽

子位置变更为:

$$X_i(t) = X_i(t-1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (X_g - X_c). \quad (15)$$

基于对于全局收敛速度以及局部搜索速度的综合考虑,假定  $R$  迭代次数满足下式:

$$R(x) = \frac{1}{a + b \cdot e^{-x}}, \quad (16)$$

显然,  $R$  的取值范围为  $(0, \frac{1}{a})$ , 本文取  $a$  为 1,  $b$  为 100. 根据式(16)所示, 磁场因子  $R$  初始时值较小, 随着迭代次数增加缓慢增加, 在到达一定迭代次数后其值迅速增大到指定值.

### 2.3 算法流程

笔者提出的基于鸽群优化算法图像阈值分割算法的具体步骤如下.

**步骤 1:** 确定初始的位置  $X_0$ , 鸽子总数  $G$ , 两种概率的最大值  $w_{0max}, w_{1max}$ , 最小值  $w_{0min}, w_{1min}$ , 初始速度  $V_0$ , 总的迭代次数  $N$  以及磁场模型的迭代次数  $N_0$ ;

**步骤 2:** 计算两类像素点的概率  $w_0, w_1$ , 两类点的均值  $\delta_0^2, \delta_1^2$ , 两类间方差  $\delta_w^2(k)$ ;

**步骤 3:** 计算得到每点的适应度  $f(x)$ ;

**步骤 4:** 将该点的  $f(x)$  与该点的历史最佳位置  $pbest(i, t)$  的  $f(pbest(i, t))$  相对比, 取较大者作为该点的历史最佳位置;

**步骤 5:** 将该点的  $f(x)$  与全局的最优位置  $X_g(t)$  的  $f(X_g(t))$  相对比, 取较大者作为当前全局最优位置;

**步骤 6:** 在前  $N_0$  代的迭代中, 使用式(12)和式(13)来进行更新点的速度和位置; 在迭代  $N_0$  代后使用式(15)来进行位置的更新;

**步骤 7:** 重复步骤 2~步骤 6, 直到迭代第  $N$  代后, 迭代停止, 输出经过图像分割处理后的图像, 得到使得类间方差最大的  $k$ , 将其作为阈值;

**步骤 8:** 将大于阈值的点分出来放到一幅图像中, 即完成图像分割, 输出分割得到的图像.

## 3 实验结果与对比分析

### 3.1 实验环境

为测试 PIO 优化算法对图像的分割性能, 以图 1(a) 所示 Lena、图 1(b) 所示 Enamel 和图 1(c) 所示 car 作为测试对象进行分割实验, 随后分别采用粒子群优化算法 (PSO)、KSW 图像分割算法与本文方法进行对比测试. 本文的实验硬件平台为 Intel 2.4 GHz CPU, 内存 4G, 仿真环境为 MATLAB 2014, 图像大小为 256×256.

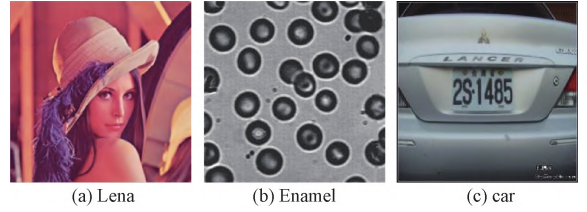


图 1 典型测试图像

Fig.1 Typical image for test

测试中所有算法使用的个体总群数均为 20, 迭代次数均为 100, 磁场因子  $R$  为 0.3. 本文算法中  $N$  代表总的迭代次数,  $N_0$  代表当接近优化值采用“地标”交互优化时的迭代次数, 值由式(17)进行确定. 为体现结果的精确性和高效性, 选取时间  $t$  和重叠度  $IOU$  式(18)作为实验评判标准.  $IOU$  为候选框  $area(G)$  与原标记框  $area(C)$  的交集与并集的比值, 即本文中分割图像与原图像的交集与并集的比值. 重叠度越高, 图像分割效果越好.

$$N_0 = N - N \times 5\%. \quad (17)$$

$$IOU = \frac{area(C) \cap area(G)}{area(C) \cup area(G)}. \quad (18)$$

### 3.2 结果分析

分别用 3 种不同的算法对图像进行分割, 为了提高结果的准确性, 我们使用 3 种不同的算法对 3 张具有代表性的图片进行了 100 次处理, 得到了每次的处理时间, 并分别与原灰度图像进行重叠度分析, 结果如图 2~4 所示. 可以明显看出, KSW 算法分割阈值界限模糊, 导致分割效果差, 前景与背景有所融合, PIO 与 PSO 算法切割效果清晰, 从图中所标区域看到 PIO 算法细节切割更为精确, 重叠度更高.

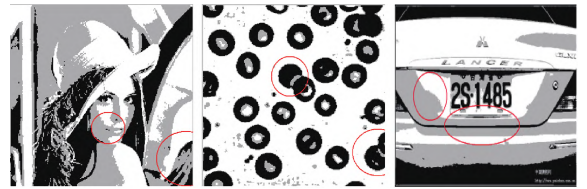


图 2 KSW 分割结果

Fig.2 KSW split result



图 3 PSO 分割结果

Fig.3 PSO split result

图 2~4 对比分析, KSW 算法未将图像与背景完全分割出来; 再将 PIO 算法分割图像与 PSO 算

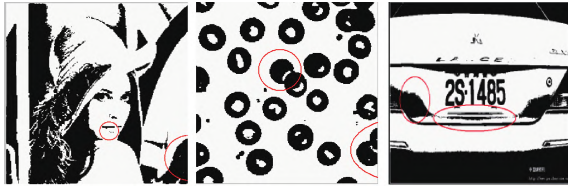


图4 PIO 分割结果

Fig.4 PIO split result

法分割图像进一步进行细节对比,在标红圈部分可以看到,PIO 算法分割效果精确性更高,图像与背景分割明显。

表 1 各图像对应不同算法的分割时间和重叠率

Tab.1 Segmentation time and overlap of different image segmentation algorithms

	分割时间 $t/s$			重叠率/%		
	Lena	Enamel	Car	Lena	Enamel	Car
KSW	0.15	0.08	0.18	0.89	87.5	64.3
PSO	0.16	0.16	0.77	0.98	98.1	97.2
PIO	<b>0.15</b>	<b>0.07</b>	<b>0.11</b>	<b>0.98</b>	<b>99.0</b>	<b>97.6</b>

为了避免随机性,笔者采用箱式图统计并对比 3 种算法的分割结果。

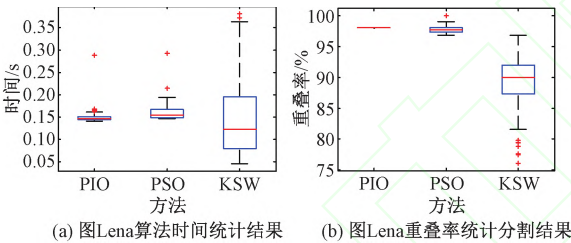


图 5 Lena 的算法统计结果

Fig.5 Lena's algorithmic statistics

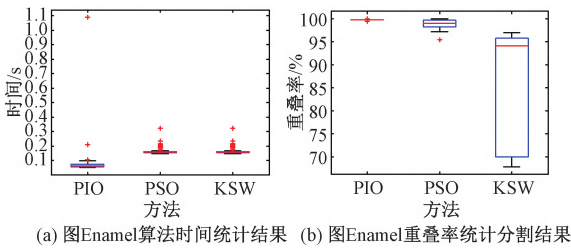


图 6 Enamel 的算法统计结果

Fig.6 Enamel's algorithmic statistics

分割时间上,PSO 效率较低,PIO 和 KSW 更占据优势.进而得到以下结论:

(1)KSW 算法分割结果前景与背景有所融合,对比不显著,图像分割清晰度不够,且在多次实验中分割结果差别较大,可看出算法稳定性不足,在重叠度上也可以明显看出,该算法较 PIO 和 PSO 分割效果不理想。

(2)相较于 KSW 算法,PSO 算法和 PIO 算法

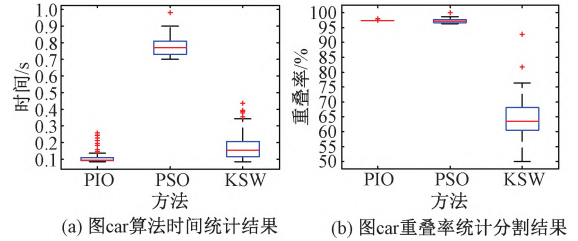


图 7 Car 的算法统计结果

Fig.7 Car's algorithmic statistics

有显著改善,两算法重叠度均高达 0.90,在处理结果上具有较好效果,这主要是由于仿生智能优化算法具有较强的鲁棒性和搜索能力,能够克服 KSW 算法抗干扰能力弱的缺点,提高图像的分割精度,并求解到更优的阈值。

(3)从时间上分析,KSW 算法运行效率较高,但由于其鲁棒性差,分割精度低,在实际应用中并不占优势.PSO 算法时间复杂度高与迭代次数和维数线性相关,因此时间复杂度相对较高,运行时间慢,效率低,接近 PIO 算法运行所用时间的两倍,且通过对算法的分析,得出其在解决多峰值问题时易陷入局部最优解,使得出现停滞现象而搜索不到更好的解。

(4)PIO 算法不仅可以更加清晰地分割出前景与背景,而且对于单峰和多峰图像分割效果均理想,可看出其较强的鲁棒性和精确性,同时,采用地标算子和地磁场相结合的方式进行搜索,避免了算法陷入局部最优解,更优的寻解能力也使得该算法的收敛速度明显更有优势,运算效率有效提高,在实际应用中可以满足图像的实时性要求。

### 3.3 参数灵敏度分析

为了进一步优化 PIO 算法,我们对同一张图片在不同 PIO 算法种群数参数下进行处理,分析参数对算法结果的影响.图 8~9 给出了时间以及重叠率与种群数关系的拟合结果。

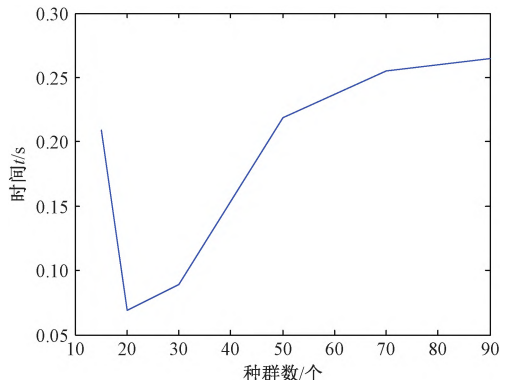


图 8 算法时间随种群数的变化

Fig.8 Algorithm time varies with population

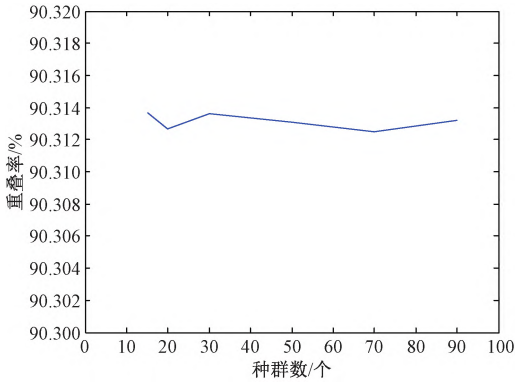


图9 重叠度随种群数的变化

Fig.9 The degree of overlap varies with the number of populations

运算时间随着种群数量的增加呈显著增加趋势,而重叠度相对于种群数量变化较小.因此 PIO 算法解决图像分割问题仅依赖少量种群,即仅需少量时间就可以得到较好的分割结果.具体而言,当种群数为 30 时,PIO 算法分割图像的结果最好,并且算法时间也比较小.

## 4 结论

笔者针对传统图像阈值分割方法最优阈值选择不理想且分割效率低等问题,提出了一种基于 PIO 优化算法的图像分割方法.该方法以分割阈值为优化变量,图像范围为约束条件,建立有约束优化方程,然后以随机的分割阈值作为迭代初值,采用 PIO 算法求解得到最优阈值,最后采用最佳阈值进行图像分割.PIO 仿真以及与 PSO、KSW 算法对比结果表明,本文算法在时间和重叠度上均具有优势,具有很好的鲁棒性与适应性,且运算效率高、收敛速度快,具有更强的寻优能力,因此对于图像分割具有精确性和高效性的优点.

## 参考文献:

[1] 张健. 机器视觉中的尺度可控图像分割方法[J]. 通信技术, 2018, 51(3): 583-587.

[2] 杨进, 郑允, 马良. 改进的猫群算法求解 TSP[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(12): 3607-3610.

[3] LONG W, LIANG X M, CAI S H, et al. A modified augmented Lagrangian with improved grey wolf optimization to constrained optimization problems [J]. Neural computing and applications, 2017, 28(supplement 1): 421-438.

[4] LIU Q Y, JIANG M Y, BAI P R, et al. A novel level set model with automated initialization and controlling parameters for medical image segmentation [J]. Computerized medical imaging and graphics, 2016, 48:

21-29.

[5] 张军国, 冯文钊, 胡春鹤, 等. 无人机航拍林业虫害图像分割复合梯度分水岭算法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(14): 93-99.

[6] LIANG Y F, SUN L, SER W, et al. Hybrid threshold optimization between global image and local regions in image segmentation for melasma severity assessment [J]. Multidimensional systems and signal processing, 2017, 28(3): 977-994.

[7] SÁNCHEZ F J, BERNAL J, SÁNCHEZ-MONTES C, et al. Bright spot regions segmentation and classification for specular highlights detection in colonoscopy videos [J]. Machine vision and applications, 2017, 28(8): 917-936.

[8] BRUIJN M P, VAN DER LINDEN A J, RIDDER M L, et al. FDM readout assembly with flexible, superconducting connection to cryogenic kilo-Pixel TES detectors [J]. Journal of low temperature physics, 2016, 184(1/2): 369-373.

[9] ZHAO X L, TURK M, LI W, et al. A multilevel image thresholding segmentation algorithm based on two-dimensional K-L divergence and modified particle swarm optimization [J]. Applied soft computing, 2016, 48: 151-159.

[10] 韩思奇, 王蕾. 图像分割的阈值法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 91-94.

[11] HUO F C, LIU Y, WANG D, et al. Bloch quantum artificial bee colony algorithm and its application in image threshold segmentation [J]. Signal, image and video processing, 2017, 11(8): 1585-1592.

[12] 吴一全, 孟天亮, 吴诗娅. 图像阈值分割方法研究进展 20 年(1994—2014)[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(1): 1-23.

[13] 陈喆, 耿国胜, 崔行悦, 等. 基于仿生学的优化算法及其在信号处理中的应用[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(4): 662-681.

[14] 程适, 王锐, 伍国华, 等. 群体智能优化算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(6): 1-2.

[15] SALAMA K M, ABDELBAR A M. Learning cluster-based classification systems with ant colony optimization algorithms [J]. Swarm intelligence, 2017, 11(3/4): 211-242.

[16] 王俊英, 颜芬芬, 陈鹏, 等. 基于概率自适应蚁群算法的云任务调度方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(4): 51-56.

[17] 曹爽, 安建成. 狼群优化的二维 Otsu 快速图像分割算法[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(7): 1221-1226.

[18] 高焯, 陶丽丽, 马苗. 基于猫群优化算法的图像多阈值分割方法[J]. 中国体视学与图像分析, 2018, 23

- (2):125-132.
- [19] 段海滨,叶飞.鸽群优化算法研究进展[J].北京工业大学学报,2017,43(1):1-7.
- [20] 郭瑞.鸽群优化算法及其应用研究[D].南宁:广西民族大学信息科学与工程学院,2017.
- [21] 杨之元,段海滨,范彦铭.基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器设计[J].中国科学:技术科学,2018,48(2):161-169.
- [22] 单鑫,王艳,纪志成.基于参数知识鸽群算法的离散车间能效优化[J].系统仿真学报,2017,29(9):2140-2149.
- [23] DEHSHIBI M M, SOURIZAEI M, FAZLALI M, et al. A hybrid bio-inspired learning algorithm for image segmentation using multilevel thresholding [J]. Multimedia tools and applications, 2017, 76(14): 15951-15986.
- [24] HAKLI H, UGUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight [J]. Applied soft computing, 2014, 23:333-345.
- [25] 曹静,王元,娄泽坤,等.基于链式竞争遗传算法的KSW熵的图像分割[J].传感器与微系统,2017,36(11):128-130.

## Research on Image Segmentation Method Based on Pigeon Group Optimization Algorithm

HU Chunhe, WANG Yifan, ZHU Shuhao, LIU Wending

(School of Engineering, Beijing Forestry University, Beijing 100000, China)

**Abstract:** Image segmentation is a kind of constrained nonlinear optimization problem that needs to seek the optimal solution in nonlinear parameter space. In order to improve the precision of the optimization problem, an image segmentation method based on pigeon group optimization algorithm is proposed. First, the segmentation threshold is used as the optimization variable, and the image segmentation is modeled as a nonlinear optimization problem with the optimal threshold equation as the objective function, and the inter-class variance and the  $w_0$  and  $w_1$  ranges as the constraints. Then, Using random segmentation threshold as the initial value of iteration, the optimal parameters are solved by the pigeon group optimization algorithm (PIO). In order to verify the validity of this method, two kinds of images with different features are divided into experiments, and the algorithm is evaluated by overlapping degree and time efficiency. The results show that the algorithm has the highest degree of overlap and the shortest operation time.

**Key words:** pigeon group optimization; image segmentation; group intelligence optimization; threshold segmentation; image processing