



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割

徐汝利, 黄樟灿, 谢秦秦, 李华峰, 湛航

引用本文

徐汝利, 黄樟灿, 谢秦秦, 李华峰, 湛航. 基于金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割[J]. 计算机科学, 2022, 49(6): 231-237.

XU Ru-li, HUANG Zhang-can, XIE Qin-qin, LI Hua-feng, ZHAN Hang. Multi-threshold Segmentation for Color Image Based on Pyramid Evolution Strategy[J]. Computer Science, 2022, 49(6): 231-237.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[超密集物联网中多任务多步计算卸载算法研究](#)

Multi-Task and Multi-Step Computation Offloading in Ultra-dense IoT Networks

计算机科学, 2022, 49(6): 12-18. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200147>

[基于 5G 毫米波通信的高速公路车联网任务卸载算法研究](#)

Study on Task Offloading Algorithm for Internet of Vehicles on Highway Based on 5G MillimeterWave Communication

计算机科学, 2022, 49(6): 25-31. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100198>

[面向河道环境监测的群智感知参与者选择策略](#)

Participant Selection Strategies Based on Crowd Sensing for River Environmental Monitoring

计算机科学, 2022, 49(5): 371-379. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200005>

[一种基于 Logistic-Sine-Cosine 映射的彩色图像加密算法](#)

Color Image Encryption Algorithm Based on Logistic-Sine-Cosine Mapping

计算机科学, 2022, 49(1): 353-358. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000041>

[基于分数阶麻雀搜索优化 OTSU 肺组织分割算法](#)

Lung Tissue Segmentation Algorithm: Fractional Order Sparrow Search Optimization for OTSU

计算机科学, 2021, 48(6A): 28-32. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200900176>

基于金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割

徐汝利 黄樟灿 谢秦秦 李华峰 湛航

武汉理工大学理学院 武汉 430070

(1583823950@qq.com)

摘要 传统智能优化算法对彩色图像进行分割未能考虑种群间的竞争与协作关系,从而造成局部最优问题,影响了分割效果。为了提高分割效果,提出了一种改进金字塔演化策略(Improved Pyramid Evolution Strategy, IPES)。首先设计了一种适合彩色图像多阈值分割问题的自适应搜索算子,扩大各层级搜索空间,提高了算法的寻优能力;然后利用种群间的竞争与协作关系以解决局部最优问题,进而提高求解精度和分割效果;最后以最大类间方差(Otsu)为优化目标,利用现有的标准测试图像对算法性能进行测试,并将 IPES 算法与其他 8 种算法的性能进行比较。实验结果表明,经 IPES 算法分割后的图像峰值信噪比值在 28~35 dB 之间,比改进树种算法和传统的粒子群算法以及差分进化算法至少提高了 10 dB;结构相似性值在 89%~97% 之间,至少提高了 3 个百分点,分割后的图片质量更好,结构相似性更高。因此,该算法在求解彩色图像多阈值分割问题时具有良好的性能。

关键词: 彩色图像;多阈值分割;金字塔演化策略;最大类间方差;粒子群算法

中图分类号 TP319

Multi-threshold Segmentation for Color Image Based on Pyramid Evolution Strategy

XU Ru-li, HUANG Zhang-can, XIE Qin-qin, LI Hua-feng and ZHAN Hang

School of Science, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Abstract In view of the fact that traditional intelligent optimization algorithms for multi-threshold segmentation of color images fall to consider the competition and cooperation between populations, which results in local optimization problems that affect the segmentation effect, an improved pyramid evolution strategy (IPES) is proposed. The algorithm designs an adaptive search operator suitable for the multi-threshold segmentation problem of color images; expands the search space at all levels, improves the optimization ability of the algorithm; takes Otsu as the optimization goal and uses the competition and cooperation relationship between populations to solve the local optimization problem, thereby improving the accuracy of the solution and the effect of segmentation. The performance of IPES is tested on existing standard test images and compared with other eight algorithms. Experimental results show that the peak signal-to-noise ratio of the image segmented by IPES algorithm is between 28~35 dB, which is at least 10 dB higher than that of the improved tree-seed algorithm and traditional particle swarm algorithm and differential evolution algorithm; the structural similarity is between 89%~97%, increased by at least 3%. The image quality after segmentation is better and the structural similarity is higher. Therefore, the algorithm has good performance in solving multi-threshold segmentation problem of color images.

Keywords Color image, Multi-threshold segmentation, Pyramid evolution strategy, Otsu, Particle swarm algorithm

1 引言

目前,彩色图像多阈值分割在医学图像处理^[1]、遥感图像^[2]、模式识别^[3]以及卫星图像^[4-6]等方面都有广泛的应用。图像分割的方法大致可分为基于阈值处理分割、基于边缘检测分割、基于区域分割^[7-8]以及融合多特征分割^[9-10]等,其中,阈值处理分割法因其计算简单、效果良好而被广泛应用。

基于阈值分割的难点在于阈值的选取,阈值选取的好坏决定了图像的分割质量,而 Otsu 法因其实用性较高而被广泛应用。但是随着阈值个数以及维度的增加,计算量呈指数级增长,寻找最优阈值变得困难,这又转化为寻找最优阈值的优化问题,而智能优化算法能解决许多优化类问题,将智能优化算法与 Otsu 法相结合可以很好地解决寻找最优阈值难的问题,进而提高分割效率及效果。

到稿日期:2021-03-09 返修日期:2021-07-01

基金项目:国家自然科学基金(61672391)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61672391).

通信作者:黄樟灿(huangzc@whut.edu.cn)

近年来,学者们提出了很多智能优化算法,利用这些算法尝试对彩色图像进行阈值处理,如粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[11]算法、人工蜂群算法^[12]、改进的帝企鹅算法^[13]、改进蜻蜓算法^[14]、改进树种算法(Improved Tree-seed Algorithm, ITSA)^[15]、布谷鸟搜索算法^[16]以及差分进化(Differential Evolution)算法^[17]。2015年Liu等提出利用自适应惯性和自适应填充来改进粒子群算法,在求解质量方面有所提高,但该算法未能将种群个体间的竞争与协作为一体^[11];2014年,Kurban等提出群算法在彩色图像多阈值分割问题中具有较高的准确性和鲁棒性^[12];2020年Xing提出改进的帝企鹅算法,平衡了开发和探索,能够跳出局部最优,提高分割精度并降低分割时间,但该算法却忽略了种群之间的协作^[13];2020年Bao等提出了改进蜻蜓算法,并将其与SCA, PSO, BA, HSO和ALO算法进行比较,由于该算法在反向学习策略上随机性较大,因此最终图像分割效果没有显著的提升^[14];2020年,Peng等提出改进树种算法并将该算法与其他传统算法进行比较,实验结果表明,该算法有一定的优越性,但还存在信息交换传递不足的瓶颈与缺陷^[15]。

以上彩色图像阈值分割算法对彩色图像进行多阈值分割时未能考虑种群间的竞争与协作关系,从而造成局部最优问题,影响了分割效果。金字塔演化策略可以很好地解决这个问题。针对层级分工不同,该方法对原有金字塔算法的探索层、传递层1、传递层2和开采层采用不同的处理方式,充分利用了种群间的竞争与协作关系来改善局部最优问题。但原有的金字塔演化策略未能充分考虑种群内的竞争与协作。为了解决这个问题,本文提出了一种改进的金字塔演化策略。

总体来说,本文工作的贡献主要有以下3个方面:

(1)针对原有的金字塔演化策略未充分考虑种群内的竞争与协作关系,本文方法充分考虑了种群间的竞争与协作关系,在探索层提出自适应非线性搜索趋势常数,给予足够大的随机性来指导该层内种群的更新,扩大搜索空间,保持解的多样性,有效改善以往算法中存在的陷入局部最优的问题。为了解决上述问题,本文提出了一种改进的金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割方法。

(2)在金字塔演化策略的开采层和传递层,受改进粒子群算法^[18]的启发,首先设置惯性权重,赋予当前层能力不同的个体相应的权值 W ,使得搜索趋势趋于最优;其次设置学习因子,利用局部最优个体和全局最优个体来指导当前层个体进行更新,充分利用优秀个体以及个体间的协作,来平衡个体间存在的竞争与协作问题,提高了分层与传递的价值,达到了较好的分割效果。

(3)为了改善Otsu算法计算量大、实时性与抗噪性能差的问题,将改进的PES算法与经典Otsu算法相结合,以减少计算量和增加抗噪性。两个测试实验的数据表明,本文算法对彩色图像多阈值分割的效果优于其他8种分割算法。

2 金字塔演化策略(PES)和Otsu算法

2.1 PES基本思想

PES^[19]算法是受人才培养模型启发而产生的一种寻优

算法。它将寻找全局最优解的过程看成一个探索、培养和挖掘人才的过程。即通过分成比例将种群按照适应度值的大小分成不同的层次,赋予其不同的职能,层内个体相互竞争,层间个体相互协作,优秀的个体有上升到更高层的机会,从而充分探索、挖掘每个个体的潜能。PES金字塔的结构如图1所示,一共有4层,自上而下依次为探索层、传递层1、传递层2和开采层,每层个体数逐渐减少。

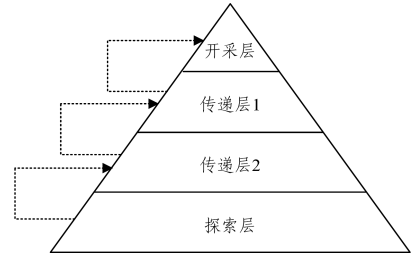


图1 金字塔结构模型图

Fig. 1 Pyramid structure model diagram

2.2 PES的竞争与协作

在金字塔演化策略中,同层个体之间存在竞争关系,层与层之间存在协作关系。由于不同层分工不同,竞争策略也不相同。探索层需要足够大的随机性,扩大搜索半径以发现更多潜在优质个体;传递层位于探索层和开采层之间,主要负责将探索层的优质个体向上层输送,并且对这些个体进行培养孵化,增加分层的价值;开采层位于金字塔的顶端,具有足够强的开采能力,把每个潜在的优秀个体所在的区域开采完全。层间的协作关系主要体现在两个方面:一是传递过程,在不同层之间,优秀个体通过向上传递进行升层操作;二是孵化过程,传递上来的优秀个体不直接参与竞争,通过对其进行培养和孵化,充分挖掘它的潜能,以此提高传递操作的价值,进而提高不同层之间的协作能力^[19]。

2.3 Otsu多阈值分割法

Otsu^[20]思想是根据图像的灰度特性,利用阈值将图像 I 分割成两部分:目标 M_0 和背景 M_1 。

假设一幅图像 I 可以分为 $0, 1, 2, \dots, L-1$ 共 L 个灰度级, t 为阈值,则单阈值分割定义为:

$$\begin{aligned} M_0 &= \{g(x, y) \in I \mid 0 \leq g(x, y) \leq t-1\} \\ M_1 &= \{g(x, y) \in I \mid t \leq g(x, y) \leq L-1\} \end{aligned} \quad (1)$$

由单阈值分割思想类推多阈值分割。多阈值分割即为由阈值 t_j ($numT$)($j=1, 2, \dots, m$,其中 m 为阈值的个数)对图像进行分割,整个图像的像素个数为 N ,第 j 个灰度级的像素个数为 n_j ,则其占总像素个数的概率为 p_j 。使用式(2)来计算归一化的灰度级直方图,其展示了图像的概率分布:

$$N = \sum_{j=0}^{L-1} n_j, p_j = \frac{n_j}{N} \geq 0, \sum_{j=0}^{L-1} p_j = 1 \quad (2)$$

进而可以得到多阈值分割的定义,如式(3)所示:

$$\begin{aligned} M_0 &= \{g(x, y) \in I \mid 0 \leq g(x, y) \leq t_1 - 1\} \\ M_1 &= \{g(x, y) \in I \mid t_1 \leq g(x, y) \leq t_2 - 1\} \\ &\vdots \\ M_j &= \{g(x, y) \in I \mid t_j \leq g(x, y) \leq t_{j+1} - 1\} \\ &\vdots \\ M_m &= \{g(x, y) \in I \mid t_m \leq g(x, y) \leq L - 1\} \end{aligned} \quad (3)$$

基于以上单阈值以及多阈值分割思想进行量化,多阈值的最大类间方差函数由式(4)定义:

$$f(t) = \sum_{j=0}^m \sigma_j = \sum_{j=0}^m \omega_j \cdot (\mu_j - \mu_T)^2 \quad (4)$$

其中, σ_j 函数由式(5)计算:

$$\begin{aligned} \sigma_0 &= \omega_0 \cdot (\mu_0 - \mu_T)^2 \\ \sigma_1 &= \omega_1 \cdot (\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &\vdots \\ \sigma_j &= \omega_j \cdot (\mu_j - \mu_T)^2 \\ &\vdots \\ \sigma_m &= \omega_m \cdot (\mu_m - \mu_T)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

其中,第 j 部分的平均灰度级 μ_j 、整个图像的平均灰度级 μ_T 、以及第 j 类的像素点概率 ω_j 由式(6)计算:

$$\begin{aligned} \omega_0 &= \sum_{k=0}^{t_1-1} p_k, \mu_0 = \sum_{k=0}^{t_1-1} \frac{k p_k}{\omega_0} \\ \omega_1 &= \sum_{k=t_1}^{t_2-1} p_k, \mu_1 = \sum_{k=t_1}^{t_2-1} \frac{k p_k}{\omega_1} \\ &\vdots \\ \omega_j &= \sum_{k=t_j}^{t_{j+1}-1} p_k, \mu_j = \sum_{k=t_j}^{t_{j+1}-1} \frac{k p_k}{\omega_j} \\ &\vdots \\ \omega_m &= \sum_{k=t_m}^{L-1} p_k, \mu_m = \sum_{k=t_m}^{L-1} \frac{k p_k}{\omega_m} \\ \mu_T &= \mu(L-1) = \sum_{k=0}^{L-1} k p_k \end{aligned} \quad (6)$$

将 Otsu 算法中的式(4)作为本文算法的适应度函数进行求解,函数值表示适应度值,阈值的个数为求解的维度,最终通过 IPES 算法找到使适应度值最大的阈值 $(\vec{t})^*$,即为最优阈值。

3 改进的金字塔演化策略求解阈值分割

3.1 改进的金字塔演化策略(IPES)

PES 算法起初被应用于连续函数优化问题,后来在整数规划^[21-22]、车辆路径规划^[23]和彩色图像量化^[24]等领域都有应用,这充分验证了金字塔演化策略求解优化问题的收敛性以及全局寻优能力。由于 PES 算法只考虑并解决了层间的竞争与协作,而未充分考虑层内个体竞争与协作的问题,因此,本文针对此问题对初始种群进行分层,各层的分层比例为 **DIVIDE**,层间传递比例为 **TF**,并给予每一层相应的竞争协作策略,对 PES 进行改进。

3.1.1 IPES 初始化

在 IPES 算法中,首先按式(7)随机生成 NP 个个体 \mathbf{X}_i ($i=1,2,3,\dots, NP$),作为 IPES 的初始种群,其中 NP 为初始种群的个数,当前迭代次数为 gen ,最大迭代次数为 $MAXGEN$ 。

$$\mathbf{X}_i = \text{sort}(\text{rand perm}(n, \text{num}T) - \text{ones}(1, \text{num}T)) \quad (7)$$

其中, $\text{sort}(\cdot)$ 函数表示对生成的随机向量进行排序,方便后续使用。 $\text{num}T$ 表示分割阈值个数, rand perm 表示返回 $1-n$ 中 $\text{num}T$ 个自然数组成向量的函数,并且 n 取 256; ones 表示生成 1 行 $\text{num}T$ 列的单位向量的函数。

3.1.2 IPES 适应度值计算及分层

对于随机生成的初始种群,按式(4)计算每个个体的适应度值,并将它们按照适应度值的大小排序进行分层操作,

各层的分层比例为 $MAXGEN$,初始种群分为 4 层 (N_1, N_2, N_3, N_4),分别是探索层、传递层 1、传递层 2 和开采层,每个个体各司其职,并且按传递比例 TF 进行传递,以提高搜索效率,增大搜寻最优解的可能性。

3.1.3 IPES 自适应搜索算子

由于金字塔演化算法自上而下的探索能力愈来愈强,开采能力愈来愈弱,针对这一特性给予每一层次不同的扰动幅度,具体操作如下。

(1)探索层。该层侧重于探索潜在的优秀个体,具有足够大的随机性,对此本文提出自适应非线性搜索趋势常数 $P(t)$ 。而 P 是一个常数,由它来决定探索层的个体进化方式,扩大搜索空间,探索挖掘潜在的优秀个体,使得算法在迭代过程中平衡全局搜索和局部搜索的能力,防止陷入局部最优。具体按式(8)~式(9)进行探索层的种群更新。

$$P(t) = P_{\max} - ((P_{\max} - P_{\min})/G) \times t \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \text{ceil}((\mathbf{X}_i + \mathbf{X}_{\text{pbest}})/2) \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \text{ceil}((\mathbf{X}_i + \mathbf{X}_{\text{gbest}})/2) \quad (10)$$

其中, $\text{ceil}(\cdot)$ 函数表示对得到的最优阈值向量进行取整, \mathbf{X}_{new} 表示更新后新产生的个体, \mathbf{X}_i 表示该层内第 i 个个体, $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 表示当前所在层的最优个体, $\mathbf{X}_{\text{gbest}}$ 表示全局最优个体, t 为当前迭代次数 gen ,最大迭代次数为 G ,其他参数设置为 $P_{\max} = 0.8, P_{\min} = 0.1$ 。

(2)传递层。传递层首先接收传递上来的优秀个体,并采用一定的策略对该层内个体以及传递上来的优秀个体进行培养孵化,其次将优秀个体向上层输送,从而提高分层的价值以及层间的协作能力。改进的金字塔演化策略在传递层采用优秀个体对该层内的个体进行指导更新,如式(11)所示:

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \text{ceil}((\mathbf{X}_i + \mathbf{X}_{\text{gbest}})/2) \quad (11)$$

(3)开采层。考虑到开采层的开采能力最强,侧重于开采个体的潜能,从两个方面引导该层个体的种群更新。首先利用当前所在层最优个体 $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 和全局最优个体 $\mathbf{X}_{\text{gbest}}$ 对当前个体进行指导,提升趋于最优的速度和搜索效率;其次,对于适应度值较差的个体,该层采用优秀个体的诱导策略。一方面,赋予当前层能力不同的个体相应的权值 W ;另一方面,利用学习因子 C_1 和 C_2 来分别控制当前所在层最优个体和全局最优个体 $\mathbf{X}_{\text{gbest}}$ 对当前个体的引导能力。迭代初期,个体与当前所在层最优个体 $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 距离较近,与全局最优个体 $\mathbf{X}_{\text{gbest}}$ 距离较远,为其赋予较大的 C_1 和较小的 C_2 可以有效改善算法过早收敛、陷入局部最优的情况,并保持解的多样性。具体按式(15)进行种群内个体的更新。

$$C_2(t) = C_{10} \times \left(1 - \frac{t}{G}\right) \quad (12)$$

$$C_2(t) = C_{20} \times \frac{t}{G} \quad (13)$$

$$W = W_{\max} - (W_{\max} - W_{\min}) \cdot \frac{t}{G} \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \text{ceil}(W \cdot \mathbf{X}_i + C_1(t) \cdot (\mathbf{X}_{\text{pbest}} - \mathbf{X}_i) + C_2(t) \cdot (\mathbf{X}_{\text{gbest}} - \mathbf{X}_i)) \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \text{ceil}(W \cdot \mathbf{X}_i + C_1(t) \cdot (\mathbf{X}_{\text{pbest}} - \mathbf{X}_i) + C_2(t) \cdot (\mathbf{X}_{\text{pbest}} - \mathbf{X}_i)) \quad (16)$$

其中, \mathbf{X}_{new} 表示更新后的个体, $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 表示当前所在层的最优

个体, $W_{\max} = 0.9, W_{\min} = 0.4, C_{10} = C_{20} = 1.5$ 。

3.2 IPES 算法步骤

Step1 算法初始化, 设置迭代次数 $gen = 1$, 最大迭代次数 $MAXGEN$ 。

Step2 种群初始化, 按式(7)随机生成 NP 个个体 $X_i (i = 1, 2, 3, \dots, NP)$, 作为 IPES 的初始种群。

Step3 种群分层, 将个体按照适应度值的大小进行排序, 以分层比例 **DIVIDE** 进行分层。

Step4 种群更新, 根据式(9)一式(15)对各层个体进行更新, 并将整合后的优秀个体根据传递比例 TF 传至上层进行培养孵化。

Step5 终止条件判断, 如果当前迭代次数 $gen > MAXGEN$, 则终止算法。根据得到的最优阈值对图像进行分割, 画出分割图像, 并且输出该算法的最优阈值 X_{gbest} 及其适应度

值 $Objvbest$; 否则, 返回 Step3, 继续迭代。

4 实验结果及分析

4.1 实验 1 的数据及参数设置

实验 1 用改进的金字塔演化策略对图 2 中大小(分辨率)为 512×512 的 5 幅标准测试图像进行多阈值分割, 5 幅彩色图像和对应的直方图如图 2 所示。以 Otsu 作为优化目标, 阈值个数分别选择 4, 5, 6 和 7, 将改进的金字塔演化策略(IPES)的分割结果与文献[15]中的改进树种算法(ITSA)、粒子群优化(PSO)算法以及差分进化(Differential Evolution, DE)算法的分割结果进行对比, 以此测试 IPES 算法的性能。由于彩色图像包含红(R)、绿(G)、蓝(B) 3 个颜色通道, 因此在进行多阈值分割时, 分别对 3 个颜色通道进行分割, 最佳目标函数值等于 3 个分量的最佳目标函数值之和。

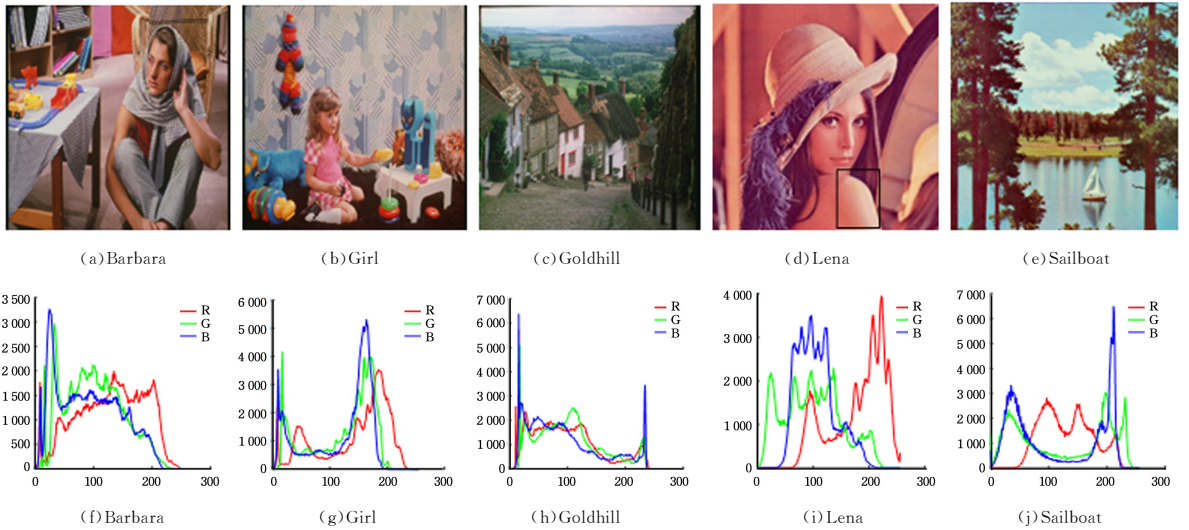


图 2 测试图像和对应的直方图(实验 1)(电子版为彩色)

Fig. 2 Test images and corresponding histograms(experiment 1)

本实验环境基于 MATLAB R2017b。为了消除实验的随机性, 对每一张图像均独立运行 100 次取最优, 以保证实验结果的有效性。算法参数设置为: 初始种群数量 $NP = 300$, 最大迭代次数 $MAXGEN = 1000$, 传递比例 $TF = (0.6, 0.4, 0.2)$, 分层比例 **DIVIDE** $= (0.5, 0.25, 0.15, 0.1)$ 。此外, $P_{\max} = 0.8, P_{\min} = 0.1, ST = 0.5$, 其他参数设置均与对比文献[15]保持一致。

为了更好地评估算法应用于图像分割的性能, 本文除了以最佳目标函数值作为评估指标外, 还选择了峰值信噪比^[25] (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、结构相似性^[26] (Structural Similarity, SSIM)作为评估指标。

(1) PSNR 提供了一个衡量图像失真或是噪声水平的客观标准, 两个图像间的 PSNR 值越大, 则越趋于无劣化, 而劣化程度较大时, PSNR 值趋于 0。式(16)为基于每个像素的均方误差(MSE)的原始图像与分割后图像的峰值信噪比的计算式:

$$PSNR(\bar{x}, \bar{y}) = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE(\bar{x}, \bar{y})}} \right) \quad (17)$$

(2) SSIM 是一种衡量两张图片相似度的指标, 分别从亮度、对比度、结构这 3 个方面来度量两张图片的相似性, 其取值范围是 $[0, 1]$ 。SSIM 值越大说明两张图片的相似性越高, 当 $SSIM = 1$ 时, 说明两张图片完全一样。式(17)为原始图像与分割后图像的结构相似性的计算式:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1) + (2\sigma_{x,y} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (18)$$

其中, μ_x, μ_y 为图像 \bar{x}, \bar{y} 像素平均值, σ_x^2, σ_y^2 为图像 \bar{x}, \bar{y} 的像素标准差, $\sigma_{x,y}$ 为图像 \bar{x}, \bar{y} 的像素协方差, $C_1 = (K_1 L)^2, C_2 = (K_2 L)^2, L$ 是像素的动态范围, $K_1 = 0.01, K_2 = 0.03$ 。

4.2 实验 1 的结果及分析

表 1 列出了 ITSA, PSO, DE 算法的最优目标函数值以及 IPES 算法的最优阈值和最优目标函数值。图 3 和图 4 为利用这 4 种算法对 5 幅图像进行分割的评估指标 PSNR 值、SSIM 值绘制成的曲线图, 能够更清晰地展现 IPES 算法的优劣性。将测试图像的其中一张分割结果进行展示, 如图 5 所示。

表 1 基于 Otsu 的 ITSA,PSO,DE 和 IPES 算法的最佳目标函数值

Table 1 Optimal objective values obtained by ITSA,PSO,DE and IPES algorithms based on Otsu

Image	num T	ITSA	PSO	DE	IPES			
		$f(10^3)$	$f(10^3)$	$f(10^3)$	R	G	B	$f(10^3)$
Barbara	4	7.90742	7.90742	7.90742	62,106,149,189	68,102,145,184	42,81,127,163	8.01075
	5	8.02340	8.02241	8.02245	57,93,130,167,203	54,81,107,138,177	26,65,80,115,155	8.20677
	6	8.09018	8.08865	8.08872	43,73,103, 133,164,195	54,76,113, 144,176,208	24,52,82, 115,144,183	8.38828
	7	8.13938	8.13714	8.13731	18,67,87,126, 155,185,206	33,60,82,112, 135,165,194	29,57,91,120, 152,191,207	8.53596
Girl	4	9.36917	9.36917	9.36917	80,119,158,200	43,89,139,173	19,63,104,152	9.75535
	5	9.45942	9.45857	9.45862	79,127,163,182,215	51,95,133,160,175	24,66,106,154,185	10.00444
	6	9.51452	9.51336	9.51344	43,66,119, 146,184,208	47,96,124, 155,164,187	11,37,61, 102,143,174	10.20129
	7	9.55309	9.55109	9.55126	43,69,102,130, 160,184,209	17,47,83,121, 144,166,194	41,85,123,155, 166,215,227	10.24735
Goldhill	4	9.58541	9.58541	9.58541	45,93,135,178	43,73,107,154	53,103,173,234	9.73475
	5	9.72393	9.72302	9.72306	28,63,100,139,181	41,80,112,143,213	43,78,125,184,210	10.11101
	6	9.80981	9.80846	9.80854	44,72,101, 139,179,228	29,56,88, 122,154,192	30,56,91, 141,177,222	10.30568
	7	9.86552	9.86330	9.86346	45,74,101,129, 174,204,233	30,57,85,111, 134,165,204	16,48,77,104, 137,173,208	10.40057
Lena	4	6.09514	6.09514	6.09514	16,129,176,198	45,85,137,182	60,94,128,245	7.48413
	5	6.16898	6.16805	6.16809	62,129,169,198,230	32,66,93,120,156	52,80,109,145,176	7.92570
	6	6.21615	6.21486	6.21494	89,105,141, 165,198,222	44,79,113, 145,175,206	47,82,109, 152,186,218	8.72472
	7	6.24962	6.24741	6.24758	61,91,121,152, 182,201,218	48,73,101,121, 137,166,182	45,64,89,145, 176,196,213	8.75374
Sailboat	4	13.4051	13.4051	13.4051	87,118,150,184	34,82,139,199	46,110,161,211	13.80033
	5	13.5251	13.5207	13.5219	76,96,124,154,184	52,89,139,188,223	28,69,124,167,191	14.09970
	6	13.5875	13.5812	13.5833	70,96,133, 149,166,197	31,56,121, 177,196,212	34,75,116, 151,199,229	14.39556
	7	13.6278	13.6184	13.6232	70,86,100,136, 160,176,203	48,72,113,148, 188,216,232	30,51,81,121, 156,182,207	14.49260

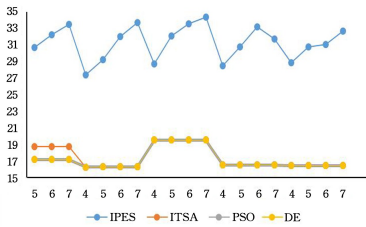


图 3 PSNR 指标分析曲线图(实验 1)

Fig. 3 PSNR indicator analysis curve(experiment 1)

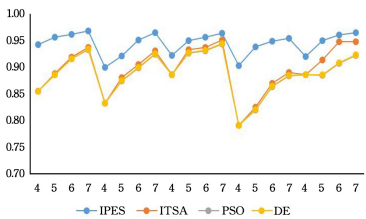


图 4 SSIM 指标分析曲线图(实验 1)

Fig. 4 SSIM indicator analysis curve(experiment 1)



图 5 基于 Otsu 的改进金字塔演化策略算法的彩色图像多阈值分割结果(实验 1)

Fig. 5 Multilevel segmentation results using improved pyramid evolution strategy algorithm based on Otsu(experiment 1)

由表 1 的数据和图 3—图 5 的分割结果可以看出:

(1) IPES 算法对图像分割的 PSNR 值在 28~35 dB

之间,SSIM 值最高达到 96%,其他 3 种算法的 PSNR 值在 16~19dB 之间,SSIM 值最高仅 94.690%。从这两个指标来看,IPES 算法分割质量较好,与原图像较接近,失真率较低。从图 3 和图 4 可以看出,阈值个数为 4,5,6,7 时,ITSA 算法、DE 算法和 PSO 算法的 PSNR 值、SSIM 值基本一致,而 IPES 算法在任何一种阈值情况下均明显优于 3 种对比算法,从而说明了本文算法的优越性。

(2)对于 Lena 图像,本文算法对其分割的最佳目标函数值比 ITSA 算法、PSO 算法、DE 算法所得的值高出 1.1×10^3 ,PSNR 值提高了 12dB,SSIM 值提高了 7%~10%。从图 5 也可以直观看出本文算法的分割效果:对于其他 4 幅图像,本文所得分割图像的 PSNR 值至少对比文献算法[15]提高了 10dB,SSIM 值提高了 3%~10%。

(3)无论是本文的 IPES 算法还是作为对比的 ITSA 算法、PSO 算法和 DE 算法,以 Otsu 为优化目标所求出的每一幅图像的最佳目标函数值、PSNR 值、SSIM 值都与阈值个数呈正相关的关系。随着阈值个数增加,求解问题的维度增加,算法的复杂性也随之提高,但分割图像的评估指标并没有显著变化,由此,在处理此问题时,应该选择恰当的阈值个数来平衡求解精度与复杂度。

4.3 实验 2 的数据及参数设置

实验 2 用改进的金字塔演化策略对伯克利大学图像数据库中的图像进行图像分割实验,并选择其中 4 幅彩色图像进行多阈值分割,彩色图像和对应的直方图如图 6 所示,以 Otsu 作为优化目标,用本文改进的金字塔演化策略(IPES)对图像进行分割,并将分割结果与文献[27]中的改进飞蛾扑火优化(Levy Self-adaptive Moth Flame Optimization,LSMFO)

算法、飞蛾扑火优化 (Moth Flame Optimization, MFO) 算法、正余弦算法 (Sine Cosine Algorithm, SCA)、多元宇宙优化 (Multi-Verse Optimization, MVO) 算法、鲸鱼优化算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA) 和粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法的图像分割结果进行对比。

在进行多阈值分割时, 阈值个数选择 4, 6, 8, 10 和 15, 分别对 3 个颜色通道进行分割, 最佳目标函数值等于 3 个分量的最佳目标函数值之和。

本实验的环境以及算法参数设置与实验 1 相同, 其他参数的设置均与对比文献[27]中的算法相同。

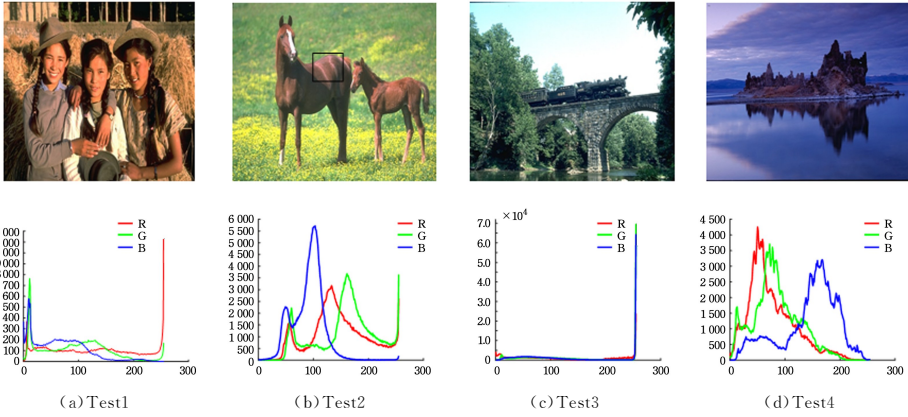


图 6 测试图像和对应的直方图(实验 2)

Fig. 6 Test images and corresponding histograms(experiment 2)

4.4 实验 2 的结果及分析

在实验 2 中, 对比 IPES 算法与文献[27]中的 6 种算法分割图像的两个评估指标。将两个评估指标 PSNR 值和 SSIM 值绘制成曲线图形式, 图 7 和图 8 直观地显示了各算法的分割效果, 其能够更清晰地展现出 IPES 算法的优越性。图 9 为本文算法分割的其中一幅测试图像 test2 的分割结果展示图。

通过图 7 和图 8 的曲线图以及图 9 的分割展示图可以直观地看出:

(1) 每一种算法自身纵向比较, 随着阈值个数的增加, PSNR 值和 SSIM 值都随之增大, 表明阈值数量越大, 分割后的图像与原图像越贴合; 将 7 种算法进行横向比较, IPES 算法在这两种指标值上都明显高于其他算法, 图像的分割质量更好。

(2) 在 PSNR 指标上, MFO 算法的评估表现不尽如人意, 远低于其他 6 种算法, SCA, WOA, LSMFO, MVO 和 PSO 这 5 种算法对 test2 图像的曲线几乎一致, 对于其他 3 幅图的分割指标值相差也不大, 而 IPES 算法分割的指标值远远高于其他算法, 优越性较为明显。在 SSIM 指标上, MVO 算法和 WOA 算法曲线贴近, 几乎重合, 说明二者的分割效果差别不大, 而 IPES 算法远远高于其他算法, 说明经 IPES 算法分割后的图像与原图像结构更相似。综上分析可知, IPES 算法具有良好的分割性能和去噪能力, 能够很好地完成彩色图像分割任务。

结束语 本文针对彩色图像多阈值分割问题, 提出了一种改进金字塔演化策略。基于金字塔本身的分层特性, 兼顾层与层之间的竞争与协作, 在不同层采用不同的更新策略。本文不仅提出自适应非线性搜索趋势常数, 为探索层个体的更新制造足够大的随机性, 而且采用基于最优个体的培养优化策略, 充分挖掘潜在的优秀个体, 以此提高分层与传递的价值。针对适应度值较差的个体, 运用自适应权重、学习因子对种群内个体进行指导, 分别向局部最优和全局最优个体学习, 充分利用个体间的协作, 使得种群间、层内个体之间的探索与开采、竞争与协作达到平衡, 从而提高算法的收敛速度和解的质量。实验结果表明, 通过本文算法所得到的最佳目标函数值、PSNR 值和 SSIM 值要均优于其他 8 种算法的分割结果。但是, 本文算法仅以 Otsu 为优化目标, 未尝试其他优化目标进行实验。在今后的研究中, 可以采用不同的目标函数和改进算法策略的思路对阈值进行优化, 以达更好的图像分割

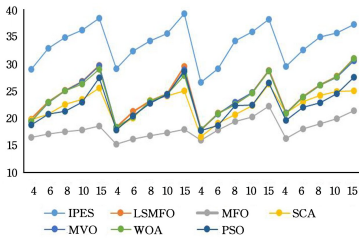


图 7 PSNR 指标分析曲线图(实验 2)

Fig. 7 PSNR indicator analysis curve(experiment 2)

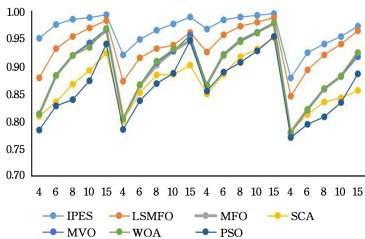


图 8 SSIM 指标分析曲线图(实验 2)

Fig. 8 SSIM indicator analysis curve(experiment 2)

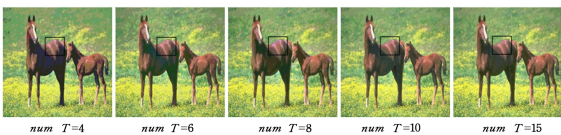


图 9 基于 Otsu 的改进金字塔演化策略算法的彩色图像多阈值分割结果(实验 2)

Fig. 9 Multilevel segmentation results using improved pyramid evolution strategy algorithm based on Otsu(experiment 2)

结果,并将 IPES 算法运用到遥感图像、模式识别、医学图像分割以及其他领域中,也可以将 PES 算法运用到其他求解问题中,以此发挥更大的价值。

参 考 文 献

- [1] MANIKANDAN S, RAMAR K, et al. Multilevel thresholding for segmentation of medical brain images using real coded genetic algorithm[J]. *Measurement*, 2014, 47(1): 558-568.
- [2] TIAN Z K, FU Y Y. Rapid crops classification based on UAV low-altitude remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(7): 109-116.
- [3] MALEK S, BAZI Y, ALAJLAN N, et al. Efficient framework for palm tree detection in UAV images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(12): 4692-4703.
- [4] SAMMOUDA R, ADGABA N, TOUIR A, et al. Agriculture satellite image segmentation using a modified artificial hopfield neural network[J]. *Computers in Human Behavior*, 2014(30): 436-441.
- [5] BHANDARI A K, KUMAR A, SINGH G K. Modified artificial bee colony based computationally efficient multilevel thresholding for satellite image segmentation using Kapur's, Otsu and Tsallis functions[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(3): 1573-1601.
- [6] SURESH S, LAL S. An efficient cuckoo search algorithm based multilevel thresholding for segmentation of satellite images using different objective functions[J]. *Expert Systems with Application*, 2016(58): 184-209.
- [7] MA Y H, ZHOU D Y. A Genetic Algorithm for Path Planning of UAV[J]. *Electronics Optics & Control*, 2005(5): 24-27.
- [8] CHENG X D, ZHOU D Y, HE P, et al. Application of Normal Cloud Based Adaptive Genetic Algorithm in UAV Path Planning [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(12): 4469-4471.
- [9] JIN H Y, PENG J, ZHOU T, et al. Binocular Image Segmentation Based on Graph Cuts Multi-feature Selection[J]. *Computer Science*, 2021, 48(8): 150-156.
- [10] QIAO Y J, GAO B L, SHI R X, et al. Improved FCM Brain MRI Image Segmentation Algorithm Based on Tamura Texture Feature[J]. *Computer Science*, 2021, 48(8): 111-117.
- [11] LIU Y, MU C H, KOU W D, et al. Modified particle swarm optimization-based multilevel thresholding for image segmentation [J]. *Soft Computing*, 2015, 19(5): 1311-1327.
- [12] KURBAN T, CIVICIOGLU P, KURBAN R, et al. Comparison of evolutionary and swarm based computational techniques for multilevel color image thresholding [J]. *Applied Soft Computing*, 2014(23): 128-143.
- [13] XING Z K. An improved emperor penguin optimization based multilevel thresholding for color image segmentation [J]. 2020 (194): 105570.
- [14] BAO X L, JIA H M, LANG C B. Multi Threshold Color Image Segmentation Based on Improved Dragonfly Algorithm [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(6): 234-241.
- [15] PENG H, HE L F. Multi-threshold Segmentation for Color Image Based on Improved Tree-seed Algorithm [J]. *Computer Science*, 2020, 47(S1): 220-225.
- [16] RAJINIKANTH V, RAJA N, SATAPATHY S C. Robust color

image multi-thresholding using between-class variance and cuckoo search algorithm[M]//*Information Systems Design and Intelligent Applications*. 2016: 379-386.

- [17] SARKAR S, DAS S, CHAUDHURI S S. A multilevel color image thresholding scheme based on minimum cross entropy and differential evolution [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015 (54): 27-35.
- [18] YANG M, LEI B, ZHAO Q, et al. Two-dimensional Fuzzy Divergence Multi-threshold Image Segmentation Based on Improved PSO [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(9): 133-138.
- [19] TAN Q. Group intelligence evolution strategy based on pyramid structure[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2018.
- [20] OTSU N. Athreshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 2007, 9(1): 62-66.
- [21] WANG Z Z, HUANG Z C, HOU G, et al. Application of PES Algorithm Based on Preferred Collaborative Strategy on Integer Programming [J]. *Journal of Software*, 2020, 31(11): 3351-3363.
- [22] TANG H H, PENG S J, WANG Z Z. Swarm Intelligent Evolution Strategy Based on Pyramid Structure for Solving Mixed Integer Programming Problems [J]. *Application Research of Computers*, 2020, 37(5): 1390-1394.
- [23] LI H F, HUANG Z C, ZHANG Q, et al. Improved Pyramid Evolution Strategy for Solving Split Delivery Vehicle Routing Problem [J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(1): 300-306.
- [24] LI H, JIANG D Y, HUANG Z C, et al. Method for Solving Color Images Quantization Problem of Color Images [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(9): 2646-2651.
- [25] XING Z K, JIA H M. Multilevel color image segmentation based on GLCM and improved salp swarm algorithm [J]. *IEEE Access*, 2019(7): 37672-37690.
- [26] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error measurement to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [27] MA J, JIA H M. Multi-threshold Color Image Segmentation Based on Modified Moth Flame Optimization Algorithm [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(1): 223-229, 261.



XU Ru-li, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include image processing and so on.



HUANG Zhang-can, born in 1960, Ph.D, professor. His main research interests include intelligent calculation and image processing.