

基于云遗传算法的阈值图像分割法

李 婷, 杜永贵

(太原理工大学 信息工程学院, 山西 太原 030024)

摘 要: 提出了一种基于云遗传算法的阈值图像分割法. 该算法将图像分割最佳阈值选取问题转化为遗传算法的寻优问题, 根据正态隶属云期望曲线方程的特点将云模型引入遗传算法中, 采用 X 条件云发生器算法产生交叉概率和变异概率, 避免在寻找最佳阈值的过程中陷入局部最优解. 实验结果表明, 该算法在收敛速度有很大提高, 且得到的阈值范围相比于传统遗传算法更加稳定.

关键词: 云模型; 遗传算法; 图像分割; 最大间类方差法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)12-0159-04

Threshold Image Segmentation Method Based on Cloud Genetic Algorithm

LI Ting, DU Yong-gui

(College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Thresholding image segmentation based on the cloud-model-based genetic algorithm was proposed. The algorithm selection put the best threshold value image segmentation problem is converted into the optimization problem of genetic algorithm. According to the characteristics of normal membership cloud expected curve equation, the cloud model is introduced into the genetic algorithm. The X-conditional cloud generator for the normal cloud model is used as cross probability and mutation probability in this hybrid genetic algorithm. Avoid the genetic algorithm's falling into local optimization. The experimental results show that the range of the thresholds is more stable than traditional genetic algorithm and it less time consuming and better satisfies the request of real-time processing in image segmentation.

Key words: cloud model; genetic algorithms; image segmentation; OTSU

1 引言

图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程. 现有的图像分割方法主要分为阈值分割法、区域分割法、边缘分割法等. 阈值分割法在实现分割时具有简单易操作的特点, 因而成为图像分割领域一种非常重要的方法, 最大间类方差法 (OTSU) 就是其中一种非常经典的方法. 然而当处理灰度级分布谷底不明显的复杂图像时, 若只采用 OTSU 法并不能稳定可靠地将目标分割出来, 达不到满意的效果^[1]. 同

时由于该算法要对每一个灰度值反复计算其对应方差, 需要耗费大量时间, 严重影响了分割效率. 因此, 寻求一种稳定高效的算法来解决 OTSU 法的分割中存在的问题具有重要意义.

本文采用了一种将云模型与传统遗传算法相结合的云遗传算法 (Cloud Genetic Algorithm, CGA)^[2] 应用于 OTSU 的方法来寻找图像最佳分割阈值. 该方法首先根据最大间类方差法确定遗传算法的适应度函数, 然后利用云模型条件发生器算法产生交叉概率和变异概率进行快速寻优求解最佳阈值, 最后根据得到的最佳阈值对图像进行分割. 使用

收稿日期: 2015-02-16; 修回日期: 2015-04-01

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金 (20131402110003)

该方法可以大大提高图像的分割效率和精度。

2 云遗传算法

云模型是我国著名学者李德毅院士提出的^[3], 是一种用自然语言值描述的每个定性概念与其定量数值表示之间的不确定转换模型. 将云模型应用于遗传算法中, 可以克服后者易陷入局部最优解的缺陷, 实现更加高效稳定的寻优。

2.1 云模型的基本概念

定义^[2] 设 $U = \{x\}$ 为定量论域, T 为该论域上的语言值, C 为 U 上的定性概念, x 是 C 的一次随机实现, 若定量值 $C_T(x)$ 是 $x \in U$ 在 $[0, 1]$ 区间上的映射, 对于任意 $x \in U$ 都存在稳定倾向的随机数 $C_T(x)$, 则 $C_T(x)$ 在论域 U 上的分布称为 T 的隶属云, 简称云, 记作云 $C(x)$, 每个 x 称为一个云滴。

云模型用三个数字特征: 期望值 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_e 来表达定性概念整体上的定量特征. 记作 $C(E_x, E_n, H_e)$ 。

期望值 E_x ^[4]: 云滴在论域空间分布的期望, 是数域空间中最能够代表定性概念的点, 是云重心位置的反映。

熵 E_n ^[4]: 定性概念的不确定性度量, 反映了概念的随机性和模糊性并揭示了二者的关联, 反映了云的离散程度。

超熵 H_e ^[4]: 超熵是熵的不确定性的度量, 即熵的熵. 由熵的随机性和模糊性共同决定. 它反映了云的厚度。

正态云模型是在正态分布的基础上建立起来的最基本的云模型, 由 E_x 和 E_n 便可确定正态隶属云期望曲线方程:

$$\mu = e^{\frac{-(x-E_x)^2}{2(E_n)^2}} \quad (1)$$

从式(1)可以看出, 在一个云模型中, E_n 越大, 隶属度函数越小, E_n 越小, 隶属度函数越大, 这个特性正好与遗传算法中的交叉、变异算子的自适应性特点相对应, 所以可以将云模型引入遗传算法中。

2.2 云模型在遗传算法中的应用

遗传算法采用概率搜索的操作规则, 在搜索过程中可以自适应的控制搜索过程, 因此非常适合寻找全局最优解. 然而传统的遗传算法交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 通常根据经验指定, 对于一些复杂问题往往并不适合, 容易使搜索过程陷入局部最优^[5]. 因此如何设定合适的 p_c 和 p_m 值尤为重要。

Srinivas 提出的自适应遗传算法^[6] 使得 p_c 、 p_m

可以自适应于适应度, 当个体适应度大于种群平均适应度时 p_c 、 p_m 减小, 可以保护较优个体, 加快收敛速度, 但是这样容易使搜索陷入早熟收敛, 当个体适应度值小于种群平均适应度时, p_c 、 p_m 增大, 可以提高算法的全局搜索能力, 但是这样会导致收敛速度变慢. 而且, 当适应度值为最大值时, p_c 和 p_m 的值为零, 在进化初期时, 容易进入不再更新个体的状态中, 产生局部最优。

本文根据云模型正态隶属云期望曲线方程的特点, 将云模型与遗传算子的自适应性联系在一起进行建模, 并且重新构造交叉变异公式, 使得可以进行更好的自适应调节, 降低陷入局部最优的概率. 同时由于云模型的隶属度分布期望函数为正态函数, 当适应度最大时不为绝对零值, 可以避免出现进化初期进入不更新的状态, 降低陷入局部最优的概率。

在计算交叉变异概率时, 选取父母个体的加权平均值为期望值, 熵值由最大适应度值减去最小适应度值来确定, 超熵由熵值来确定. 在计算变异概率时, 选取变异原个体为期望值, 熵值同样由最大适应度值减去最小适应度值来确定, 超熵由熵值来确定. 将云模型的三个数字特征确定好以后, 利用 X 条件云发生器产生 p_c 和 p_m , 其算法具体步骤如下所示。

步骤 1: 初始化种群;

步骤 2: 计算染色体的适应度;

步骤 3: 选择、复制和迁移;

步骤 4: 交叉操作, 具体步骤为

$$\begin{aligned} E_x &= \frac{F_f}{F_f + F_m} x_f + \frac{F_m}{F_f + F_m} x_m, \\ E_n &= (f_{\max} - f_{\min}) / c_1, \\ H_e &= E_n / c_2, \\ E_n' &= \text{RANDN}(E_n, H_e), \\ \mu &= e^{\frac{-(f' - E_x)^2}{2(E_n')^2}}, \\ P_c &= \frac{1}{1 + q_1 \mu}; \end{aligned} \quad (2)$$

步骤 5: 变异操作, 具体步骤为

$$\begin{aligned} E_x &= f, \\ E_n &= (f_{\max} - f_{\min}) / c_3, \\ H_e &= E_n / c_4, \\ E_n' &= \text{RANDN}(E_n, H_e), \\ \mu &= e^{\frac{-(f - E_x)^2}{2(E_n')^2}}, \\ P_m &= 1 - \frac{1}{1 + q_2 \mu}. \end{aligned} \quad (3)$$

步骤 6: 复制新种群至原种群, 判定是否满足终止条件, 若满足条件则输出结果, 否则转到步骤 2。

其中 F_f 和 F_m 分别为交叉操作的父母个体的适应度; x_f 和 x_m 则分别为父母个体; $f_{\max}$ 为种群中的最大个体适应度; $\bar{f}$ 为平均适应度; f' 为变异个体适应度; f'' 为交叉两个个体适应度的最大值; $k_1 \sim k_4$ 为调整系数参数,在 $[0,1]$ 中取值; q_1, q_2 为调节系数参数。

从式(2)、式(3)中可以看出,改进的交叉、变异概率可以更好地进行自适应调节。当种群个体收敛(E_n 减小)时, p_c 减小, p_m 增大,可以产生新个体,增加群体多样性,避免陷入早熟收敛,当种群个体趋于离散(E_n 增大)时, p_c 增大, p_m 减小,可以产生较优个体,加快收敛速度。

3 CGA 在阈值分割中的应用

阈值分割法是一种最基本的图像分割方法,目前已经存在很多种不同的方法,本文主要研究的是最大间类方差法。该方法在处理复杂图像时会出现效果不稳定且耗时高的问题,因此本文将云遗传算法与 OTSU 法相结合求取最佳阈值,提高了全局搜索能力和图像的分割效率。

3.1 OSTU 阈值分割法

最大间类方差法是日本学者大津(Nobuyuki Otsu)在最小二乘法原理的基础提出的,其基本思想是:通过计算目标与背景两大类间的最大方差而动态的得到图像分割的阈值。该方法概述如下^[7]:

设 $M \times N$ 图像 I 有 L 个灰度级, $f(x, y)$ 为图像 (x, y) 点的灰度值,假设 $f(x, y)$ 的取值范围为 $[0, L-1]$, 可记为 $G_L = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ 。设 D_i 表示第 i 个灰度级在图像中出现的次数, $P(i)$ 为灰度级 i 出现的概率,则 $P(i)$ 计算公式为

$$P(i) = \frac{1}{MN} \sum_{f(x,y)=i} f(x,y) \quad (4)$$

记前景与背景的分割阈值为 t , 前景区域 C_0 和背景区域 C_1 分别用 $\{f(x, y) > t\}$ 和 $\{f(x, y) \leq t\}$ 表示,其点数占图像比例分别为 w_0, w_1 , 平均灰度分别为 u_1, u_2 , 可以得到:

$$w_0(t) = \sum_{t \leq i \leq L-1} P(i) \quad (5)$$

$$w_1(t) = \sum_{0 \leq i \leq t} P(i) \quad (6)$$

$$u_0(t) = \sum_{t \leq i \leq L-1} \frac{iP(i)}{w_0(t)} \quad (7)$$

$$u_1(t) = \sum_{0 \leq i \leq t} \frac{iP(i)}{w_1(t)} \quad (8)$$

总均值为

$$u = w_0(t)u_0(t) + w_1(t)u_1(t) \quad (9)$$

间类方差为

$$\sigma^2(t) = w_0(t) \times (u_0(t) - u)^2 + w_1(t) \times (u_1(t) - u)^2 \quad (10)$$

算法在寻找最优值时,需要从最小灰度值到最大灰度值遍历 t , 即 t 的取值范围为 $[0, 255]$, 使得上式结果达到最大值的 t 即为最佳分割阈值。式(10)即为 OTSU 方法求解图像最佳阈值的公式。

3.2 基于 CGA 的 OTSU 分割法

3.2.1 群体初始化

云遗传算法是在解空间上进行搜索寻优的,因此初始化群体的设定决定着该算法寻优的运行性能和结果。初始种群的设定通常包括对初始群体个体的选取和群体规模的设定。在图像阈值分割中,由于图像灰度是由 $0 \sim 255$ 之间的灰度值组成,所以初始群体中的个体取 $0 \sim 255$ 之间的随机数。在群体规模的设定中,若规模过小,会使搜索的受到限制,不利于求取最优解,若规模过大,算法的计算复杂度也会显著增加,影响收敛速度,所以选择一个合适的初始群体规模非常重要。综合考量,在本文算法中,设置初始群体规模为 $n=20$ 。

3.2.2 适应度函数设定

适应度函数通常根据给定优化问题的目标函数来构造,本文使用 OTSU 算法进行阈值图像分割,适应度函数可以构造为对图像求解最佳阈值的解函数。因此设定适应度函数为式(8)。适应度值越大,表示阈值的分割的效果越好。

3.2.3 选择操作

在云遗传算法的搜索过程中,会不断产生新的个体,首先要计算这些个体计算适应度值,然后按照适应度值的大小进行排序,选择最佳个体复制到下一代,个体选择采用精英保留策略。最后淘汰最差个体淘汰,剩下的空位由随机产生的外来个体取代^[8]。

3.2.4 交叉、变异操作

上文中已经对云遗传算法中交叉、变异概率的求取方法进行了详尽的描述,在此不再赘述,交叉概率的求解公式为式(2),变异概率的求解公式为式(3)。

3.2.5 算法终止循环的条件

若算法在达到最大进化代之前,群体的平均适应度变化小于 1% , 则可以认为该个体为最优解,否则当执行次数达到最大代数设定值,则停止操作,具有最高适应度值的个体即定为最佳分割阈值。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法在图像阈值分割中的有效性,本文分别采用 OTSU 分割法、基本遗传算法和云遗传算法对 256 色的灰度图像 lean 图进行了五次分割实验,分割对比结果如图 1 所示.图 2 为原始图像的灰度直方图.实验中记录了三种算法每次得到的最佳分割阈值及运行时间,数据如表 1 所示.该实验涉及的各项参数设置为:群体规模 $n=20$,最大迭代次数 $\max gen=100$,云遗传算法中,交叉操作中的参数取值为 $q_1=0.5, c_1=3, c_2=10$.变异操作中的参数取值为 $q_2=0.2, c_3=3, c_4=10$.



图 1 lean 图分割结果对比图

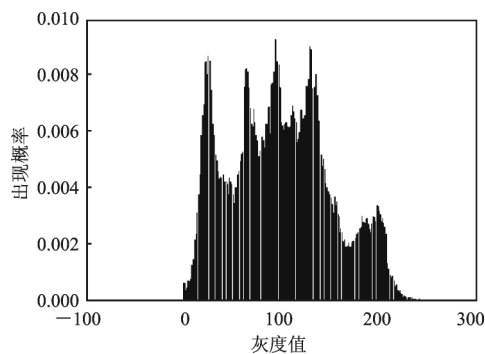


图 2 原图像灰度直方图

表 1 图像阈值及运行时间

实验次数	OTSU 分割法		遗传算法		本文算法	
	阈值	时间/ms	阈值	时间/ms	阈值	时间/ms
1	101	146.954	114	86.523	105	73.452
2	101	134.488	112	81.463	104	72.519
3	101	129.358	109	85.257	105	70.016
4	101	141.086	116	82.164	105	75.224
5	101	133.945	108	88.677	104	72.994

通过表 1 可以看出,使用 OTSU 分割法得到的阈值很稳定,但是运行时间较长,当遇到复杂图像时更显劣势;使用基本遗传算法可以有效减少运行时间,但是得到的阈值存在一定的波动,使得分割效果不稳定;而使用本文算法进行分割,分割效率相比于基本遗传算法又有了明显提高,且得到的阈值也更加稳定.

为了更进一步体现云遗传算法在图像分割效率和稳定性上的优势,本文选取种群规模分别为 15、20 进行 20 次实验,针对传统遗传算法和本文算法的平均代数 and 失败次数进行统计,实验数据如表 2 所示.

表 2 性能比较

群体规模	平均代数		失败次数	
	CA	CGA	CA	CGA
15	43.19	24.31	5	1
20	36.94	19.76	4	0

通过表 2 可以看出,当种群规模为 20 时,使用基本遗传算法求解,平均迭代次数约 37 次以后才能趋于稳定,而使用云遗传算法只需要迭代 20 次,收敛速度有了显著提高.而从失败次数上来看云遗传算法也具有明显的优势.所以总体而言,采用云遗传算法进行图像分割效果更佳.

5 结束语

本文使用云遗传算法对阈值图像分割中的最大间类方差法进行全局优化.对于后者在处理复杂图像时出现的计算时间长、无法稳定分割的问题通过遗传算法进行改进,并利用云发生器在遗传算法的交叉变异环节生成交叉变异概率,增加了群体的多样性,避免出现“早熟”收敛现象.实验结果表明,本文算法既能减少迭代次数提高分割效率,又能保障求取结果的稳定性,可以应用于各种图像的处理与分析,具有较高的实用性.

参考文献:

- [1] 高欣,卓东风,刘国洋.基于改进遗传算法的图像分割[J].通信技术,2011,10(44):46-48.
- [2] 戴朝华,朱云芳,陈维荣,等.云遗传算法及其应用[J].电子学报,2007,35(7):1418-1424.
- [3] 李德毅,孟海军,史雪梅.隶属云和隶属云发生器[J].计算机研究与发展,1995,32(6):15-20.

(下转第 168 页)

法,设计了具有多播路由机制的路由器,建立了其故障模型,运用共享的 BIST 控制器代替专用的 BIST 测试模块来测试所有的路由器,并在基于 FPGA 的 NoC 系统硬件平台上完成了 NoC 路由器测试验证.实验结果表明本文提出的测试方法并行性高,不仅能快速定位故障,而且在故障覆盖率、测试数据包数目和测试时间上都有较大的优势.

参考文献:

- [1] Grecu C, Pande P, Ivanov A, et al. BIST for network-on-chip interconnect infrastructures[C]// Proceedings of the IEEE VLSI Test Symposium. Berkeley, CA: IEEE, 2006: 30-35.
- [2] Grecu C, Ivanov A, Saleh R, et al. Testing network-on-chip communication fabrics[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuit and Systems, 2007, 26(12): 2201-2214.
- [3] 赵建武, 师奕兵, 王志刚. 片上网络 FIFOs 的内建自测试方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(8): 1768-1772.
- [4] Dong Xiang, Senior, Ye Zhang. Cost-effective power-aware core testing in NoCs based on a new unicast-based multicast scheme[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuit and Sys-

tems, 2011, 30(1): 135-147.

- [5] 许川佩, 任智新. 基于 FPGA 的 NoC 路由节点的设计[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(8): 53-57.
- [6] 欧阳一鸣, 张一栋, 梁华国, 等. 三维片上网络故障及拥塞感知的容错路由器设计[J]. 电子学报, 2013, 41(5): 912-917.
- [7] Yue F, Li R F, JanLiu, et al. Design and simulation of high performance router on chip based on random routing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(7): 669-675.
- [8] Fang F, Han Y H, Li X W. A thermal-aware parallel multicast testing method based on many-core chips[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(5): 845-851.

作者简介:

许川佩 女, (1968-), 博士, 教授, 硕士生导师. 研究方向为自动测试总线与系统、集成电路测试技术.

E-mail: hxdqn311@163.com.

邱凭婷 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路测试技术.

万春霆 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路测试技术.

(上接第 162 页)

- [4] 刘常昱, 冯芒, 戴晓军, 等. 基于云 X 信息的逆向云新算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2417-2420.
- [5] 郑小强, 刘敏, 孔繁荣, 等. 基于云遗传算法的 MRO 服务调度[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(9): 2348-2353.
- [6] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm[J]. IEEE Trans on system man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [7] 李贤阳, 黄婵. 一种结合改进 OTSU 法和改进遗传算法的图像分割方法[J]. 实验室研究与探索, 2012, 31

(12): 57-61.

- [8] 张飞舟, 耿嘉洲, 程鹏. 基于云遗传算法的公交车辆智能调度[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2010, 35(8): 905-908

作者简介:

李 婷 女, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为云模型及图像分割. E-mail: 281727206@qq.com.

杜永贵 (通讯作者) 男, (1959-), 副教授. 研究方向为智能控制、现代控制理论及应用.