

基于改进粒子群优化算法的 Otsu 图像分割方法

刘申晓¹ 王学春¹ 常朝稳²

(黄河科技学院信息工程学院 郑州 450006)¹ (解放军信息工程大学电子技术学院 郑州 450004)²

摘要 Otsu 算法分割图像时不依赖于图像的内容,具有较好的适应性,但计算量大和实时性差的缺点限制了其应用。针对这一问题,提出一种基于改进粒子群优化算法的 Otsu 分割方法。该方法以 Otsu 算法中的类间方差作为粒子群优化算法的适应度函数,以当前分割阈值作为粒子的当前位置,以阈值更新速度作为粒子的当前速度,以粒子最优适应值的改进量作为惯性权重,在灰度空间动态搜索使类间方差最大的阈值。实验结果表明,该方法能获得与经典 Otsu 相当的分割效果,而且显著地缩短了分割时间,算法效率更高。

关键词 图像分割, Otsu, 粒子群优化算法, 惯性权重, 适应值

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Otsu Image Segmentation Method Based on Improved PSO Algorithm

LIU Shen-xiao¹ WANG Xue-chun¹ CHANG Chao-wen²

(School of Information Engineering, Huanghe Science and Technology College, Zhengzhou 450006, China)¹

(Institute of Electronic Technology, the PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450004, China)²

Abstract The Otsu image segmentation algorithm has good adaptability due to its contents-independent characteristics. However, its shortcomings like large amount of computation and poor real time quality have limited its application. To solve this problem, we proposed a new segmentation algorithm using the principle of Otsu based on an improved PSO algorithm. Taking the class-between variance of Otsu as the fitness function of PSO, the current segmentation threshold as the particle's current location, and the updating speed of threshold as the particle's current speed, and using the improvement of particle's best fitness value as the inertia weight of PSO, the proposed algorithm searches for the threshold which makes the maximum value of the class-between variance in grey space dynamically. The experimental results show that the new algorithm can get segmentation result which is equal to the classic Otsu, significantly reduces the time of segmentation process and also has higher efficiency.

Keywords Image segmentation, Otsu, Particle swarm optimization, Inertia weight, Fitness value

1 引言

图像分割是指把图像划分成若干个各具特性的子区域并提取出感兴趣目标的技术和过程,它是由图像处理到图像分析的关键步骤,也是计算机视觉领域的基本问题^[1]。阈值法是一种简单有效的图像分割方法,它用一个或几个阈值将图像的灰度级划分为几个部分,认为属于同一部分的像素即是同一物体。阈值法的优点在于实现简单、运算效率高;难点在于如何选取最优阈值、保证分割效果。

目前已有许多学者提出了很多阈值选取方法,如 P-tile 法、最大类间方差法(也称 Otsu 法)、最小误差法等。其中,日本学者 Otsu 在 1979 年提出的 Otsu 方法,利用图像的灰度值,通过计算目标与背景之间的最大类间方差得到分割阈值,与物体和背景的像素分布模型无关,对各种图像都有较好的分割效果,因此得到了广泛应用^[2]。但这种算法对每一个灰

度值都要计算其对应方差,计算量较大,很难适应实时处理,按传统方法计算最大类间方差限制了这种算法的发展及应用。

针对上述问题,本文将 Otsu 算法和粒子群优化算法相结合,提出了一种基于改进粒子群优化算法的 Otsu 图像分割方法,其利用粒子群优化算法对阈值的选取过程进行优化,在取得良好分割效果的同时,显著提高了分割速度。

2 Otsu 算法

Otsu 算法是由日本学者大津展之于 1979 年提出的,因而也叫大津法。该算法首先计算各灰度级出现的概率,并以阈值变量 t 将图像的像素分为两类,然后计算两个类的类间方差,选取使得类间方差最大的灰度值 t 作为最佳阈值。其算法思路如下:

设待处理灰度图像的灰度级为 L ,其所有灰度值的集合

到稿日期:2012-11-01 返修日期:2013-04-13 本文受河南省教育厅科学技术研究重点项目(12B510018),郑州市嵌入式系统应用技术重点实验室(121PYFZX177)资助。

刘申晓 硕士,主要研究方向为数字图像处理、计算机网络, E-mail: 50974936@qq.com; 王学春 硕士生,主要研究方向为数字图像处理、嵌入式系统应用; 常朝稳 博士,硕士生导师,主要研究方向为图像处理、可信计算。

$G=\{0,1,2,\dots,L-1\}$,灰度值为 $i(i \in G)$ 的像素数为 n_i ,总的像素数 N 为:

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i \quad (1)$$

式中,灰度值为 i 的像素点出现的概率 P_i 为:

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (2)$$

显然,

$$P_i \geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1$$

假设以灰度值 t 为阈值将图像分割为两个区域,其中,灰度级处于 $0 \sim t-1$ 的像素定义为区域 C_0 ,表示图像的背景;灰度级处于 $t \sim L-1$ 的像素定义为区域 C_1 ,表示图像中的目标物。则:

背景区域类的出现概率 ω_0 和灰度均值 μ_0 分别为:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{t-1} P_i, \mu_0 = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} iP_i}{\omega_0} \quad (3)$$

目标区域类的出现概率 ω_1 和灰度均值 μ_1 分别为:

$$\omega_1 = \sum_{i=t}^{L-1} P_i, \mu_1 = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} iP_i}{\omega_1} \quad (4)$$

图像总的灰度均值 μ_T 为:

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} iP_i \quad (5)$$

则背景区域类 C_0 和目标区域类 C_1 的类间方差 σ^2 可表示为:

$$\sigma^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (6)$$

由式(3)~式(6)可进一步推出:

$$\sigma^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (7)$$

由以上各式可知,类间方差 σ^2 是阈值变量 t 的函数,Otsu 算法就是以 σ^2 为判别准则,选取使 σ^2 最大的阈值作为图像的最佳阈值。阈值的选取过程基于对像素灰度级的统计进行,与图像的具体内容无关,具有很好的适用性,但是算法对每一个灰度值都要计算其对应方差,计算量较大,运算复杂度达到 $O(L^2)$,难以满足实时处理的要求。

3 基于改进粒子群优化算法的 Otsu 方法

3.1 标准粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群体智能的优化算法。它采用了“速度-位移”搜索模型,将群体中的个体看作搜索空间中无质量和体积的粒子,粒子在空间中以一定速度飞行,并根据个体和群体的最优位置动态调整自身的速度和位置。每个粒子代表解空间的一个候选解,解的优劣程度由适应度函数决定,适应度函数则根据优化目标定义^[3]。

设种群共有 N 个粒子,搜索空间为 D 维空间,则粒子 i ($1 \leq i \leq N$) 的位置可表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,其飞行速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,经过的具有最佳适应值的位置记为 $Pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$,所有粒子经过的最佳适应值的位置记为 $Gbest = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$ 。在每一次迭代中,粒子通过跟踪 $Pbest$ 和 $Gbest$ 来更新其速度和位置,更新公式为:

$$v_{id}(k+1) = \omega \times v_{id}(k) + c_1 \times r_1 [pbest_{id} - x_{id}(k)] + c_2 \times r_2 [gbest_{id} - x_{id}(k)] \quad (8)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (9)$$

式中, v_{id} 表示粒子 i 在第 d ($1 \leq d \leq D$) 维上的速度, x_{id} 表示粒子 i 在第 d 维上的位置, k 表示迭代次数, ω 为惯性权重, c_1, c_2 为加速因子,取值范围一般在 $(0, 2)$ 之间, r_1, r_2 为 $(0, 1)$ 之间相互独立的随机数。

3.2 粒子群优化算法分析及改进

由更新式(8)可知,粒子的飞行速度由 3 个部分决定:(1)惯性部分,代表粒子对当前速度的继承;(2)认知部分,代表粒子的自我学习;(3)社会部分,实现粒子间的信息共享。其中,惯性部分中的惯性权重 ω 是一个重要的参数,通过调整 ω 可以控制粒子对当前速度的继承比例,从而实现全局搜索和局部搜索的平衡。目前已有许多学者提出了很多关于 ω 的更新策略, P. Bajpai 提出了一种基于模糊系统的惯性权重更新策略^[4], Zha 等提出了一种基于指数函数的惯性权重更新策略^[5], Park 等提出了一种融合线性递减和随机参数的惯性权重更新策略^[6], Li 等提出了一种基于正切函数的惯性权重递减策略^[7]。

本文认为惯性权重的取值应该与粒子的最优适应值有关,最优适应值对应粒子的最佳位置,当最优适应值出现改进时,相应的粒子应该向改进的方向移动,以得到更好的候选解。此时可以用最优适应值的改进量作为惯性权重,以调整粒子的飞行速度,使粒子向更好的区域靠拢。调整策略可描述如下:

$$\omega(t+1) = \begin{cases} 0.9, & \text{if } t=0 \\ \text{and for } t>0 \\ \begin{cases} fitness(t) - fitness(t-1), \\ \text{if } fitness(t) > fitness(t-1) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \\ \omega = \omega_{start} - (\omega_{start} - \omega_{end}) * t / t_{max}, \\ \text{if } \omega = 0 \text{ for } m \text{ successive iterations} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\omega(t+1)$ 表示第 $(t+1)$ 次迭代中的惯性权重, $fitness(t)$ 表示第 t 次迭代中粒子的最优适应值, ω_{start} 表示惯性权重的初始值, ω_{end} 表示惯性权重的最终值, t 表示当前迭代次数, t_{max} 表示最大迭代次数, M 为 ω 连续为零的最大次数;同时,这种更新策略可能导致 ω 的值变得很大,因此需要对粒子的速度进行限制,将其速度限制在 $[-V_{dmax}, V_{dmax}]$ 范围内以保证粒子不飞出搜索空间。

在这种更新策略下,初始惯性权重为 0.9,算法开始执行之后,在任何一次迭代过程中,如果粒子的最优适应值出现改进,那么就以最优适应值的改进量作为下次迭代的惯性权重,否则把惯性权重置零,直到最优适应值出现改进为止。同时,为了防止算法陷入局部最优,若 ω 连续为零的次数超过指定数值,则按线性递减权重策略重新给它赋予一个启动值,周而复始,最终找到问题的最优解。

在标准 PSO 算法中,粒子的飞行速度受到 3 个部分的影响,当惯性权重固定不变或仅在 0 到 1 之间变动时,这 3 个部分对粒子速度的影响几乎是等同的。而在本文的方法中,以最优适应值的改进量作为惯性权重,当 ω 的值很大(远大于 1)时,粒子的飞行速度主要由其惯性决定;当 ω 的值很小时,粒子的飞行速度主要由粒子的自我认知和群体的信息共享决定;而当 ω 的值介于很大很小之间时,这 3 个部分对粒子飞行速度的影响又有一定的平衡。这样,随着惯性权重的变化,粒

子的搜索方式体现了个体搜索和社会合作的融合,个体搜索增加了群体的多样性,社会合作则保证了全局最优解的获得。另外,由于每个粒子的惯性权重更新过程相互独立,不同的粒子在同一次迭代中可能拥有不同的惯性权重,因此,在算法的同一次迭代过程中,可能一部分粒子在进行局部搜索,另一部分则在进行搜索,这样就达到了一种局部搜索和全局搜索的自动平衡,可以有效地避免算法陷入局部最优。

3.3 基于改进粒子群优化算法的 Otsu 分割方法

由 Otsu 算法的图像分割过程可知,其本质就是找到一个灰度值 t ,使得式(7)的值最大。由于原始 Otsu 算法的计算量大,耗时多,本文将上一节提出的改进的 PSO 算法应用于 Otsu 中,以类间方差 σ^2 作为 PSO 的适应度函数,阈值变量 t 作为粒子的位置,阈值更新速度作为粒子的飞行速度,并以粒子最优适应值的改进量作为惯性权重,在一维灰度空间中迭代搜索使 σ^2 最大的灰度值。算法实现步骤如下:

1)初始化:设置粒子群规模为 N ,并将粒子 $i(1 \leq i \leq N)$ 的位置 t_i 随机初始为 $[0, 255]$ 范围内的值,同时在 $[-V_{dmax}, V_{dmax}]$ 范围内随机生成粒子的初始速度 v_i ,并设置算法的其他相关参数。

2)根据输入图像,计算各灰度级像素在图像中出现的概率。设图像总像素数为 W ,灰度值为 $j(0 \leq j \leq 255)$ 的像素在图像中出现的次数记为 W_j ,则该灰度级像素在图像中出现的概率为 $P_j = W_j / W$,且整幅图像的灰度均值为 $\mu_T = \sum j * W_j / W (0 \leq j \leq 255)$ 。

3)粒子适应度计算:以 Otsu 中的类间方差作为 PSO 的适应度函数。对于粒子 i ,若以其当前位置 t_i 为分割阈值,则把图像分割为两个区域,其中,灰度级处于 $0 \sim t_i - 1$ 的像素定义为区域 C_0 ,灰度级处于 $t_i \sim 255$ 的像素定义为区域 C_1 ,且两个区域在图像中出现的概率分别为 $\omega_0 = \sum P_j (0 \leq j \leq t_i - 1), \omega_1 = \sum P_j (t_i \leq j \leq 255)$,两个区域的灰度均值分别为 $\mu_0 = \sum j * W_j / \omega_0 (0 \leq j \leq t_i - 1), \mu_1 = \sum j * W_j / \omega_1 (t_i \leq j \leq 255)$,则这两个区域之间的类间方差可表示为 $\sigma^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2$,粒子 i 的适应度也就表示为 $f(t_i) = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2$,其中 $\omega_0, \omega_1, \mu_0, \mu_1$ 均为关于 t_i 的函数。

4)根据计算出来的适应度,更新各个粒子的个体最优位置 $Pbest$ 和粒子群的全局最优位置 $Gbest$ 。粒子 i 经过的具有最佳适应度的位置记为 $Pbest_i$,所有粒子经过的最佳适应度的位置记为 $Gbest$ 。

5)根据式(8)、式(9)更新粒子的位置和速度,其中惯性权重 ω 由式(10)表示的调整策略决定。

6)当算法达到最大迭代次数或粒子最优适应值连续不变的次数达到指定数值时,终止迭代,此时得到的全局最优位置 $Gbest$ 即是图像的最佳分割阈值,否则转到步骤 3)。

7)利用得到的阈值对图像进行分割。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,在相同实验环境下分别用原始 Otsu 算法、基于标准 PSO 的 Otsu 分割算法和本文算法进行测试。参数设置为:粒子个数为 20,最大迭代次数为 100 次,惯性权重采用式(10)进行调整,且 $\omega_{start} = 0.9, \omega_{end} = 0.4$,加速因子 $c_1 = c_2 = 2, M = 10, V_{dmax} = 50$ 。实验结果如图 1 所示。

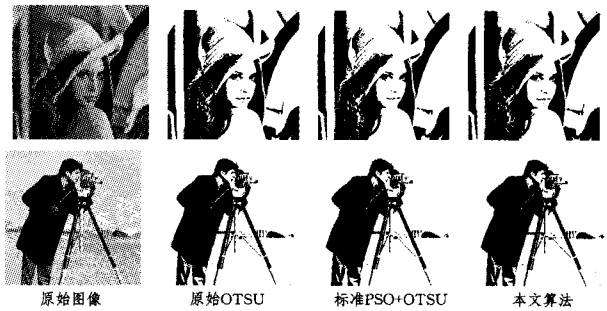


图 1 分割效果图

表 1 和表 2 列出了 3 种算法在不同图像中 10 次实验的平均数据结果。从表中可以看出,相对于经典 Otsu 算法,本文算法的迭代次数少,算法效率高;相对于标准 PSO+Otsu 分割算法,本文算法的阈值更合理,运算效率更高。

表 1 Lena 图像

	分割阈值	迭代次数	运行时间(s)
经典 Otsu	116	256	0.9546
标准 PSO+Otsu	117	28	0.2825
本文算法	116	23	0.2542

表 2 Cameraman 图像

	分割阈值	迭代次数	运行时间(s)
经典 Otsu	136	256	0.9123
标准 PSO+Otsu	137	25	0.2673
本文算法	136	18	0.2237

结束语 Otsu 法是一种分割效果好且容易实现的阈值分割方法,但其运算量大、运算时间长的缺点限制了它的应用。本文将粒子群算法用于求解 Otsu 阈值,在标准 PSO 算法的基础上,引入一种改进的 PSO 算法,使用粒子最优适应值的改进量作为惯性权重,使粒子在算法的不同阶段拥有更合理的更新步长。实验表明,该算法得到的分割效果与经典 Otsu 算法相当,比基于标准 PSO 的 Otsu 分割算法稳定,且运算效率更高,具有更好的实时性。

参考文献

- [1] 付辉敬,田铮. 遥感图像分割中的信息割算法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(1):135-140
- [2] 吕燕,龚勃. 加权三维 Otsu 方法在图像分割中的应用[J]. 计算机应用研究,2011,28(4):1576-1579
- [3] 黄港,李俊,潘金贵. 基于粒子群优化方法的 2 维 Otsu 快速图像分割算法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(3):377-381
- [4] Bajpai P, Singh S N. Fuzzy adaptive particle swarm optimization for bidding strategy in uniform price spot market [J]. IEEE Transactions on Power systems, 2007, 22(4): 2152-2160
- [5] Zhan Zhi-hui, Zhang Jun, Li Yun, et al. Adaptive particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2009, 39(6): 1362-1381
- [6] Park J-B, Jeong Y-W, Lee K Y. An improved particle swarm optimization for nonconvex economic dispatch problems [J]. IEEE Transactions on Power systems, 2010, 25(1): 156-166
- [7] Li Li, Xue Bing, Niu Ben, et al. The novel non-linear strategy of inertia weight in particle swarm optimization [C]// Proceedings of the Congress on Bio-Inspired Computing. 2009: 1-5
- [8] 李万高,赵雪梅. 基于蜂群算法的多小波图像去噪研究[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2013,25(4):532-537