

基于 Fisher 准则的多阈值图像分割方法

温淑焕, 唐英干

(燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要:针对目前阈值分割法存在的不足,提出了一种使用粒子群优化算法(PSO)与 Fisher 评价函数结合的图像阈值分割法。根据在自主研发的采用 C++ 编写的完全图形化的图像处理平台上完成的实验结果证明,这种方法在很大程度上克服了背景与目标大小对分割结果的影响,并大大缩短了图像分割的时耗。

关键词:阈值分割法;Fisher 评价函数;粒子群优化算法;参数选择

中图分类号:TN911.22

文献标识码:A

Thresholding Image Segment Based on PSO-Fisher Algorithm

WEN Shu-huan, TANG Ying-gan

(Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A new image segment approach which combines the particle swarm optimization algorithm and Fisher evaluation function is presented. According to platform of self-studying written in C++ image processing, the experiment result shows the validity of this approach.

Key words: thresholding image segment; Fisher evaluation function; particle swarm optimization(PSO); parameter selection

1 引言

在各种图像分割方法中,阈值法计算简单,具有较高的运算效率,是图像分割中广泛采用的方法。但是随着研究的深入,其缺点也明显地暴露了出来。首先,阈值分割的结果主要取决于评价函数的选择,但常用的 Otsu 评价准则容易受背景与目标大小的影响,其他的诸如最大熵或最小误差法的计算量则较大;并且,在进行多阈值分割的情况下,传统搜索方法的实时性很差。这些缺点极大地限制了阈值分割法的进一步应用。

本文针对目前阈值分割法存在的不足,提出了一种新型的使用粒子群优化算法(PSO)与 Fisher 评价函数结合的图像阈值分割法。粒子群优化算法参数是影响算法效率的关键,而确定参数以使得算法

达到本身较佳的效率又是一个复杂的问题。由于参数空间的大小不同,且各个参数之间可能存在着相关性,在实际应用之中尚无确定算法最佳参数的方法。本文从理论和实验两个方面对 PSO-Fisher 算法的参数选择进行了讨论。通过实验证明,PSO-Fisher 算法可以极大地提高图像分割的效率,在进行参数选择之后可以一定程度上避免算法陷入局部极小/极大值,保证分割的成功率。针对 Fisher 算法多阈值算法存在的实时性差,评价时间过长的缺点,提出采用粒子群优化算法对其评价过程进行优化的

基金项目:燕山大学博士基金项目(No. A168)资助。

作者简介:温淑焕(1972-),博士,副教授,研究方向为智能控制与预测控制等。E-mail:wenshuhuan@sohu.com

收稿日期:2008-01-30

观点,对参数选择进行了讨论,通过实验对比,验证了采用粒子群优化算法对 Fisher 分割过程进行优化的可行性和高效性。

2 应用 PSO 算法的 Fisher 图像分割算法的实现

基于 Fisher 评价函数的阈值图像分割法对于灰度图像的分类有着不错的效果。但是,由于需要穷举阈值空间内所有“位置”的适应度,因此当要求进行图像的多阈值分割时,这种方法便不能胜任。从算法分析的角度可以得出,这种搜索在 $m(m=1,2,3,\dots)$ 阈值分割的情况下的算法复杂性为 $O(n^m)$,可见是非常低效的。从图 1 中也可以看出, Fisher 评价函数阈值分割算法在阈值增加的情况下其运行时间也大幅增加了。该实验采用 Fisher 评价函数的阈值分割法对 Lena 图像进行了 1,2,3,4 阈值分割,其中 1 阈值、2 阈值分割实验分别独立进行 100 次,3 阈值实验独立进行 50 次,4 阈值实验独立进行 10 次。图像上的数据是实验结果的平均值。实验环境: Pentium IV 1.6GHz, 512MB RAM, Windows XP (SP2)。

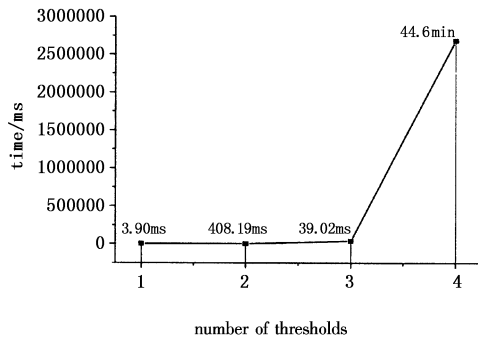


图1 基于 Fisher 评价函数的阈值分割法的

运算时间随阈值变化曲线

通过以上分析发现,算法将大部分的时间消耗在了搜索和评价过程上。因此要提高算法的实时性,就必须尽量的缩短评价过程。

基于评价函数的阈值分割法的评价过程实质是在 D 维空间上寻找使评价函数 $f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$ 取得最大值(或者最小值)的向量 $\mathbf{x}^*$,而这和 PSO 算法所要解决的问题是一致的。并且,虽然 PSO 算法起初是用于连续空间内的搜索的,但是通过研究发现, PSO 算法在整数优化问题中的性能也是非常好的。因此,可以将 PSO 算法应用到图像阈值分割的评价过程中来,缩短算法的搜索过程,提高

算法的实时性。

2.1 基本 PSO 算法

假设在 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群。

设第 i 个粒子的位置为 $\mathbf{x}_i$,则:

$\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T, i = 1, 2, \dots, m$ 。将 $\mathbf{x}_i$ 代入目标函数中即可计算出一个值,称为粒子的“适应度”,从而根据适应度的大小来评价粒子的优劣。

设第 i 个粒子的速度为 $\mathbf{v}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T, i = 1, 2, \dots, m$;第 i 个粒子目前所搜索到的适应度最好的位置为 $\mathbf{p}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]^T, i = 1, 2, \dots, m$;整个群体目前所搜索到的适应度最好的位置为 $\mathbf{p}_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]^T$ 。

Kennedy 和 Eberhart 最早提出的 PSO 算法采用如下公式进行粒子位置的更新:

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \mathbf{v}_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{p}_g^k - \mathbf{x}_i^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (2)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; c_1, c_2 为学习因子,均为非负常数; r_1, r_2 是介于区间 $[0, 1]$ 的随机数; $\mathbf{v}_i \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max}$ 是常数,设定较大的 $v_{\max}$ 可以保证粒子的全局搜索能力,设定较小 $v_{\max}$ 的可以提高粒子的局部搜索能力,用户可根据实际问题定义其取值。

可以发现, PSO 算法采用的速度-位移的模型更新简单,避免了 GA 中复杂的遗传操作。其信息共享的机制也使其可以动态跟踪当前的搜索情况从而调整搜索策略。因此,这种算法是一种高效的并行搜索算法。

2.2 带有惯性权值的 PSO 算法

该模型与基本 PSO 算法的不同之处在于添加了一个惯性权值 ω 。通过 ω 来协调粒子群全局和局部的搜索能力。该模型可以用以下的公式表示:

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \omega \cdot \mathbf{v}_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{p}_g^k - \mathbf{x}_i^k) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (4)$$

选择一个大的 ω 有利于开展全局寻优,而一个小的 ω 有利于开展局部寻优。在计算中,通常希望开始时搜索面比较大,即全局搜索能力比较强;而计

算临近结束时,希望能够稳定地收敛于结果,因此希望局部搜索能力较强。因而,通常在计算开始的时候选择一个相对比较大的权值 ω ,使其具有较强的全局搜索能力;而在计算过程中令其不断减小,使得在后期具有良好的局部搜索性能,使结果精确地收敛置全局最优解。

2.3 带有收敛因子的 PSO 算法

Clerc 对 PSO 算法的数学研究证明,采用约束因子可能能够保证算法的收敛。其收敛因子模型为:

$$v_i^{k+1} = \chi \cdot [v_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^k - x_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_g^k - x_i^k)] \quad (5)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (6)$$

2.4 保证局部收敛的 PSO 算法(GCPSO)

前面介绍的 PSO 算法虽然对基本 PSO 算法做出了改进,但是仍存在着较大的缺点。

考虑 $x_i = p_i = p_g$ 的情况,若采用带有惯性权值的 PSO 算法或者带有收敛因子的 PSO 算法,按式(3)、(4)和式(5)、(6)更新速度向量和位置向量,则该粒子的速度就仅仅取决于 ωv_i 或者 χv_i 。换句话说,如果当前粒子的位置正好位于全局最佳位置,则若粒子在这一点上的初始速度不为零,那么粒子必定匀速(如果 ω 和 χ 不变)离开该点;而如果粒子在这一点上的速度非常接近于零,则粒子在这点上将不再移动——这可能导致算法过早地收敛。这种收敛不能保证算法收敛到一个真正的最值点,实际上,这也许只是粒子目前为止找到的一个最好点。

为了克服这种不足,对找到当前全局最好适应度的粒子的速度和位置进行了特殊的处理。对于找到了当前全局最好适应度的粒子 τ ,使用以下公式对其速度和位置进行更新:

$$\begin{cases} v_\tau^{k+1} = -x_\tau^k + p_g^k + \omega \cdot v_\tau^k + \rho^k \cdot (1-2r) \\ x_\tau^{k+1} = p_g^k + \omega \cdot v_\tau^k + \rho^k \cdot (1-2r) \end{cases} \quad (7)$$

其中, ρ 为缩放因子; r 为 0 到 1 取值的随机值。而其他的粒子仍然按照式(7)进行自身的位置和速度的更新。

3 PSO - Fisher 算法与穷举 Fisher 算法的效率对比

本文使用穷举 Fisher 图像分割算法、带有惯性

权值的 PSO - Fisher 算法、带有收敛因子的 PSO - Fisher 算法、GCPSO - Fisher 算法对 Lena 灰度图像进行分割实验,各个实验的参数设置和实验结果如表 1 所示。其中,IPSO 指带有惯性权值的 PSO - Fisher 算法;CPSO 指带有收敛因子的 PSO - Fisher 算法;GCPSO 指保证局部收敛的 PSO - Fisher 算法。实验环境(Pentium IV 1.6GHz, 256MB RAM, WindowsXP(SP2), .NetFramework 2.0)。

表 1 PSO - Fisher 算法与 Fisher 算法时耗对比

算法	参数设置							平均时耗
Fisher	单阈值							3.90ms
	双阈值							408.19ms
	三阈值							39.02s
	四阈值							44.67min
IPSO	阈值	w	c_1	c_2	err	c_{par}	v_{max}	
	1	1.4 ~ 0.1	2	2	1E-4	10	40	40.06ms
	2	1.4 ~ 0.1	2	2	1E-4	20	40	320.46ms
	3	1.4 ~ 0.1	1.33	2.67	1E-4	30	40	831.19ms
CPSO	1	1	2.05	2.05	1E-4	10	255	20.02ms
	2	1	2.05	2.05	1E-4	12	255	290.04ms
	3	1	2.05	2.05	1E-4	50	255	340.48ms
	4	1	2.05	2.05	1E-4	20	255	380.10ms
GCPSO	1	0.75	1.49	1.49	1E-4	10	255	40.00ms
	2	0.75	1.49	1.49	1E-4	10	255	180.25ms
	3	0.75	1.49	1.49	1E-4	70	255	2564.68ms
	4	0.75	1.49	1.49	1E-4	10	255	70.59ms

从表 1 可以看出,PSO - Fisher 算法的优势在阈值数目增加的时候变得越来越明显,其平均分割时间始终保持在 3s 以内,在大部分的情况下,只需要几十或几百毫秒就可以完成分割任务,这种效率是穷举法所无法达到的。

4 采用 PSO - Fisher 算法彩色图像分割

图像的分割方法种类繁多,但是到目前为止,没有一种图像分割方法对于所有的图像都具有很好的分割效果,针对不同的需要和不同的理论发展,人们不断地改进和发展着图像分割方法,但是仍然存在不少障碍。例如,目前所做的主要工作,主要是针对灰度图像,但是现实中,彩色图像比灰度图像具有更加丰富的信息,而目前提出的针对彩色图像的分割

方法的效率普遍较低。

本文提出了采用 PSO - Fisher 算法进行图像分割,大大提高了灰度图像分割的效率,这对于未来的彩色图像的分割是很有帮助的。可以考虑将彩色图像的各个色彩空间分别处理,进而进行融合。由于处理之后的各个色彩空间的信息量已经大幅度地减小,因此融合的速度也可以大大提高,从而提高整个彩色图像分割的效率。例如,可以采用最小生成树合并的方法将处理过的色彩空间进行色彩的聚类处理(实验结果如图2所示),如果在色彩空间的基础上添加图像区域的信息,则分割效果会更加的理想。

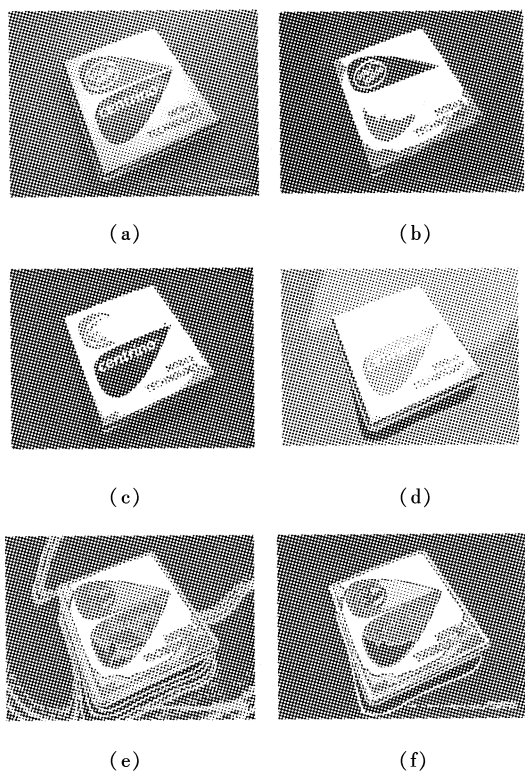


图2 采用最小生成树融合算法的彩色图像分割实验

(a)原始图像;(b)R色彩空间上的4阈值分割结果;(c)G色彩空间上的4阈值分割结果;(d)B色彩空间上的4阈值分割结果;(e)色彩空间直接融合的结果(标记边缘);(f)采用最小生成树的彩色图像融合法的8类分割结果(标记边缘)

5 结论

通过实验数据的对比可见,采用 PSO - Fisher 算法的图像分割时间消耗的减少是非常显著的,即使是四阈值图像的分割,也在几百毫秒内完成(由于成功率的要求,在三阈值的分割时选择了较大的

粒子数目,因此三阈值分割的时耗较长。可以想见,三阈值的 Fisher 函数四维曲面可能存在比较显著的局部极大点),也就是,在 1s 之内可以完成 3 ~ 5 幅的图像多阈值分割任务。显而易见,采用 PSO - Fisher 算法可以大大提高图像分割的实时性(需要特别指出的是,由于实验是在自主研发的采用 C + + 编写的完全图形化的图像处理平台上完成的,因此算法的时耗会比单纯的非图形界面上要缓慢,实际上,如果采用 C + + 编译器,在命令行下进行操作,其运算速度还会更快)。另外,PSO - Fisher 算法在图像的多阈值分割任务中有比较好的实时性,因此其不仅可以提高一般的图文识别、红外探伤、工业图像处理的速度;而且在机器视觉、跟踪监测等对实时性要求较高的等领域有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 陈果. 图像阈值分割的 Fisher 准则函数法[J]. 仪器仪表学报, 2003, 12: 564 - 567.
- [2] X H Shi, Y C Liang, H P Lee, et al. An improved GA and a novel PSO-GA-based hybrid algorithm[J]. Information Processing Letters, 2005, 93: 255 - 261.
- [3] J Kennedy, R Mendes. Population structure and particle swarm performance[J]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, Hawaii IEEE, 2002: 1671 - 1676.
- [4] M Senthil Arumugam, A Chandramohan, M V C Rao. Competitive approaches to PSO algorithms via new acceleration co-efficient variant with mutation operators[C]// Proceedings of the Sixth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, 2005: 225 - 230.
- [5] J N Kapur, P K Sahoo, A K C Wong. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Computer Vision[J]. Graphics and Image Processing, 1985. 29: 273 - 285.
- [6] I C Trelea. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2003, 85: 317 - 320.