

文章编号 1004-924X(2008)10-1907-06

# 面向 Otsu 阈值搜索的 PSO 惯性因子改进方法

程万胜<sup>1,2</sup>, 臧希喆<sup>1</sup>, 赵 杰<sup>1</sup>, 蔡鹤皋<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080;

2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114044)

**摘要:**针对搜索最大类间方差法(Otsu)的最优阈值,提出了一种粒子群优化(PSO)算法中惯性因子的改进方法。该方法使粒子群优化算法中的惯性因子与粒子群的群最优适应值和个体最优适应值相关,用个体最优适应值与群最优适应值之间的距离修正惯性因子的大小。随着个体最优适应值与群最优值之间距离的减小,惯性因子也相应减小,反之则增加。实验结果表明:该方法与已有 PSO 惯性因子的进化方法相比,计算量小,收敛速度平均提高了 21.072 6%。使用该方法可改善图像在线分割速度。

**关键词:**图像分割;Otsu 阈值;最大类间方差算法;粒子群优化算法;惯性因子改进

**中图分类号:**TP242.6;TP302.7 **文献标识码:**A

## Modified strategy to inertia weight in PSO for searching threshold of Otsu rule

CHENG Wan-sheng<sup>1,2</sup>, ZANG Xi-zhe<sup>1</sup>, ZHAO Jie<sup>1</sup>, CAI He-gao<sup>1</sup>

(1. *State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China*; 2. *School of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Science and Technology, Anshan 114044, China*)

**Abstract:** In order to searching the best threshold of Otsu rule rapidly, a modified strategy to the inertia weight in Particle Swarm Optimization (PSO) is introduced. The strategy correlates the inertia weight in PSO with the globally best position and the individual best position in particle swarm and modifies the inertial weight by the distance between the best individual position and the globally best position. With the reduction of the distance between the globally best position and the individual best position, the inertia weight of the individual particle will be reduced, vice versa. The experimental results indicate that this algorithm decreases computational work and improves average convergence rate by 21.072 6% as compared with that of traditional methods. It can speed up on-line image segmentation using this method.

**Key words:** image segmentation; Otsu threshold; Otsu rule; Particle Swarm Optimization (PSO); inertia weight updating

收稿日期:2008-01-04;修订日期:2008-03-13.

基金项目:高等学校学科创新引智计划资助项目(No. B07018);长江学者和创新团队发展计划资助项目(No. IRT0423)

## 1 引言

Otsu 提出的最大类间方差法<sup>[1]</sup>是目前图像阈值分割的典型方法,但由于其对最优阈值的确定需要在灰度级空间进行搜索,耗时长,是机器视觉中提高图像处理速度的一个瓶颈问题。粒子群优化算法(PSO)<sup>[2]</sup>是近年发展起来的一种新的进化算法,模拟鸟群寻食的自然现象,每个粒子从解空间的随机位置开始,通过迭代,不断修正位置和速度,寻找适应值为最优的位置,该方法算法简单、参数少、易于实现,从出现之日起就受到了学术界的广泛关注<sup>[2-10]</sup>。

在粒子群优化算法中,惯性因子是一个重要参数,较大的惯性因子有利于提高算法的全局搜索能力,而较小的惯性因子则有利于增强算法的局部搜索能力。为了找到一种能在全局搜索和局部搜索之间取得最佳平衡的惯性因子修正方法,很多学者已经开展了大量研究,先后提出了线性递减权值策略(LDIW)<sup>[7]</sup>、非线性权值递减策略<sup>[8]</sup>及基于进化度与聚合度的动态递减进化策略<sup>[9]</sup>。但每种策略都有其适应性,在某些应用方面是很好的策略,在其它方面就可能不很理想。

在研究基于 PSO 的 Otsu 阈值搜索过程中,本文设计了一种基于个体最优值和群最优值之间距离的惯性因子更新方法,使个体粒子在远离群最优值时加快进化速度,而接近群最优值时,降低进化速度,直至达到最优值。通过实例与现有方法进行了比较,结果表明:该方法计算量小、收敛速度快、精度高。

## 2 Otsu 最大类间方差法

Otsu 最大类间方差法是 Otsu 于 1979 年提出的一种自适应阈值分割方法,采用类间最大距离准则确定最佳分割阈值。其具体实现过程如下:

如果被处理图像有  $L$  灰度级,灰度值是  $i$  ( $0 \leq i \leq L$ ) 的像素数为  $n_i$ ,则总的像素数  $N$  就是:

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

各灰度值出现的概率  $p_i$  为:

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

显然:

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

设以灰度  $m$  为门限将图像分割成两个区域,灰度级为  $0 \sim m$  的区域定义为  $A$ ,灰度级为  $m+1 \sim L-1$  的区域定义为  $B$ ,则  $A$ 、 $B$  的概率  $p_A$ 、 $p_B$  分别为:

$$p_A = \sum_{i=0}^m p_i, p_B = \sum_{i=m+1}^{L-1} p_i = 1 - p_A \quad (3)$$

区域  $A$ 、 $B$  的灰度均值  $\omega_A$ 、 $\omega_B$  分别是:

$$\omega_A = \frac{\sum_{i=0}^m i p_i}{p_A}, \omega_B = \frac{\sum_{i=m+1}^{L-1} i p_i}{p_B} \quad (4)$$

图像总的灰度均值  $\omega_0$  为:

$$\omega_0 = p_A \omega_A + p_B \omega_B = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (5)$$

区域  $A$ 、 $B$  的类间方差  $\sigma^2$  为:

$$\sigma^2 = p_A (\omega_A - \omega_0)^2 + p_B (\omega_B - \omega_0)^2 \quad (6)$$

由以上各式可知,类间方差  $\sigma^2$  是灰度  $m$  的函数。为了求得最佳的分割阈值  $m$ ,Otsu 提出以  $\sigma^2$  作为判别准则,当  $m$  使  $\sigma^2$  最大时, $m$  就为分割该图像的最佳阈值。

## 3 粒子群优化算法(PSO)

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种新优化算法,其基本原理为:

设  $S$  为定义在  $D$  维欧氏空间  $E^D$  中的一个非空集合, $f$  为定义在  $S$  上的适应函数, $x$  为函数  $f$  在  $S$  上的变量,为了搜寻  $f$  的最优值对应的最好位置  $x$ ,定义一个粒子群,使  $x_i(n)$  表示粒子的当前位置, $v_i(n)$  表示粒子  $i$  的当前速度, $p_i = f(x_i)$  为粒子  $i$  在位置  $x_i$  的适应值, $P_i$  为粒子  $i$  的历史最好位置, $G_{\text{best}}$  为粒子群的最好位置。按照式(7)、(8)迭代更新粒子群中每个粒子的位置和速度,直到搜寻到最佳位置。

$$v_i(n+1) = \omega v_i(n) + c_1 d(P_i - p_i(n)) + c_2 e(G_{\text{best}} - p_i(n)) \quad (7)$$

$$x_i(n+1) = x_i(n) + v_i(n+1) \quad (8)$$

式中, $\omega$  表示对原有速度的惯性作用,称为惯性因子; $c_1$  表示对个体自身位置的认知程度,称为认知系数; $c_2$  是对群体内社会行为的跟踪程度,称

为社会系数; $d$ 、 $e$  为  $(0,1)$  之间的独立随机数,  $n$  为迭代次数。

在 PSO 迭代过程中,需要设置速度的最大值  $v_{max}$  和最小值  $v_{min}$ ,以限制速度的过大和过小。速度过大容易发生震荡摆动,速度过小则进化速度缓慢,耗时长。

### 4 基于 PSO 的 Otsu 阈值搜索

从上面的介绍可以看出,用 PSO 方法可以寻找 Otsu 的最佳阈值。把图像类间方差函数式 (6) 看作粒子群的适应函数,灰度级作为粒子的位置,通过迭代改变位置(即灰度取值),就可以搜索到最佳适应值(即最大类间方差)对应的最好位置(最优分割阈值)。下面以确定 coins 的分割阈值作为例子,说明运算过程。

灰度级为  $0 \sim 255$  的一维空间,从两端随机设置两个一维粒子作为粒子群,  $x_1 = 20$  作为粒子 1 的初始位置,  $x_2 = 200$  作为粒子 2 的初始位置,  $v_1 = 1, v_2 = 1$  分别为两个粒子的初始速度,最大速度  $v_{max} = 3$ ,最小速度  $v_{min} = -3$ ,认知系数  $c_1$  和  $c_2$  都取为 2,惯性因子  $\omega = 0.92$ ,两个粒子的历史最优值  $P_1, P_2$  和全局最优值  $G_{best}$  的初始值都为 0,适应度函数表示为:

$$p_i = \sigma_i^2, \tag{9}$$

速度和位置的更新为式(10)、(11):

$$v_{i+1} = 0.92v_i + 2d(P_i - p_i) + 2e(G_{best} - p_i), \tag{10}$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1}, \tag{11}$$

因为类间方差为单峰函数形式,只有一个最大值,所以以群中全局最优值不再增长为迭代退出条件,那个粒子的个体最优与结束时全局最优

相等,那个粒子的位置就是最佳位置。

迭代 43 步后结束,  $G_{best}$  为 2 863.6,粒子 1 的位置为 125.286 6,粒子 2 的位置为 170.136 4。

结果表明图 1 中 coins 的类间方差最大值为 2 863.6,最优分割阈值为 125。搜索完毕。分割结果如图 2 所示。

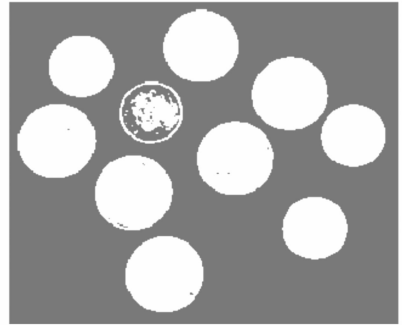


图 2 Coins 的分割结果

Fig. 2 Segmenting result of coins

### 5 惯性因子改进方法研究

上面例子中惯性因子  $\omega = 0.92$ ,迭代 43 步完成了寻优。很显然,这是一种偶然的选择,那么惯性因子取其它数值时,收敛速度会不会更快?因此,在同样条件下,计算了惯性因子从  $0 \sim 2$ ,间隔为 0.01 的所以情况,结果迭代次数与惯性因子的关系如图 3 所示。

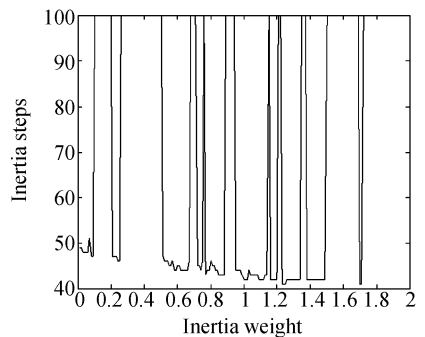


图 3 惯性因子与迭代次数的关系

Fig. 3 Relation between inertia weights with iterative steps



图 1 Coins 标准图像

Fig. 1 Standard picture for coins

从图 3 中可以看出:如果惯性因子取值不当,寻优过程在一定时间内就不能收敛(图中惯性因子为 0.4 时,在 100 步之内没能收敛);只有惯

性因子取值合适时,过程才可能很快收敛(图中惯性因子为 1.23 时,41 步迭代即可收敛)。

为了研究惯性因子的取值,查看了相关文献,其中文献[3]提出了一种惯性因子的线性递减策略,改进了 PSO 的性能,其变化公式为:

$$\omega = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \frac{t_{\text{max}} - t}{t_{\text{max}}} + \omega_{\text{end}}, \quad (12)$$

其中,  $\omega_{\text{start}}$  为初始惯性因子,  $\omega_{\text{end}}$  为最大迭代次数时的惯性因子,  $t_{\text{max}}$  为最大迭代次数,  $t$  为迭代次数。

在文献[3]的基础上,文献[4]提出了非线性递减策略,通过对凸函数、凹函数和指数函数策略的研究,认为凹函数递减策略优于线性递减策略,而线性递减策略又优于凸函数递减策略。凹函数策略的公式为:

$$\omega = \frac{(\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}})^2}{t/t_{\text{max}}} + \frac{\omega_{\text{end}} - \omega_{\text{start}}}{2t/t_{\text{max}}} + \omega_{\text{start}}, \quad (13)$$

文献[5]中引入了基于进化速度和聚集度的惯性因子进化策略(称为动态进化策略),认为惯性因子的进化应该与粒子的聚合度和粒子的进化度有关,使粒子具有吸收和排斥作用。其进化公式为:

$$\omega = f(e, a) = \omega_0 - 0.5e + 0.1a, \quad (14)$$

式中,  $e$  为粒子进化度;  $\omega_0$  为初始惯性因子。

通过研究分析,本文认为惯性因子的进化与群最优适应值和个体最优适应值应该有关,当个体最优适应值逼近当前群最优适应值时,相应个体的惯性因子应该减小,以降低速度,当该个体本身的最优适应值就是当前群最优适应值时,该个体停止移动,观察群中其它个体对群最优适应值

的修正,一旦群最优适应值增长,该个体再重新向新的群最优适应值靠近,周而复始,才能在最短的时间内找到全局最优值。退出迭代的条件为粒子群的群最优适应值是否还在变化,如果群最优适应值不再增长,就可以退出迭代,完成寻优。

根据这种思想,设计了以下的惯性因子进化策略:

$$\omega_i(n+1) = \omega_i(n) \frac{G_{\text{best}} - P_i}{G_{\text{best}}}, \quad (15)$$

式中,  $n$  为迭代次数;  $G_{\text{best}}$  为群内最优适应值;  $P_i$  为个体  $i$  的最优适应值。策略与群最优适应值有关,因此,称式(15)为归一化群优进化策略。

相应的速度更新公式更改为:

$$v_i(n+1) = \omega_i(n+1)v_i(n) + c_1 d(P_i - p_i(n)) + c_2 d(G_{\text{best}} - P_i), \quad (16)$$

对惯性因子的更新是为了调节粒子对原有速度的惯性程度,对第三项社会项的调整是考虑个体最优应该向群最优逼近,而不是式(7)中个体当前位置向群最优逼近;个体当前的位置只与个体的认知项相关。

## 6 实验和分析

为了验证各惯性因子进化策略对寻优性能的影响,在条件相同的情况下,惯性因子分别按线性递减策略、凹函数递减策略、动态进化策略和归一化群最优进化策略的规则进行进化,同样搜索基于 Otsu 法则的 coins 图类间方差最大值,运行结果如表 1 所示。

表 1 惯性因子进化策略搜索 coins 图 Otsu 阈值结果对比

Tab. 1 Results of some strategies to inertia weight for searching Otsu threshold of coins

惯性因子进化策略	迭代步数	最大类间方差	粒子 1 的位置	粒子 2 的位置
线性递减策略	45	2 863.6	125.496 5	176.103 4
凹函数递减策略	54	2 863.6	125.524 7	201.130 6
动态递减策略	100	2 842.8	110.707 9	255
归一化群优进化策略	39	2 863.6	124.779 7	125.211 8

从结果中不难看出:动态递减策略在 100 步

内没有完成寻优过程,速度最慢;线性递减策略和

凹函数递减策略不同程度完成了寻优,但两个粒子的最终位置有较大的差距,归一化群优化策略很好地完成了寻优,粒子的最终位置基本相同,收敛速度比其中最快的线性递减策略提高了 13.3%,分析认为按照归一化群优策略对惯性因子改进不需要依赖迭代次数,更有适应性。

为了验证策略对 Otsu 阈值搜索的通用性,分别对标准图像 Rice. png、Pout. tif、Liftingbody. png 以及采用[11]中方法标定的摄像机采集的图 4 钢板表面缺陷图像进行了综合分析,结果分别列于表 2、表 3、表 4、表 5 中。

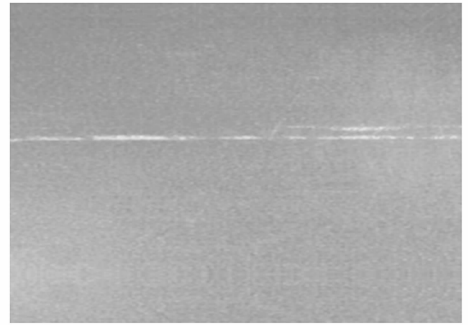


图 4 钢板表面缺陷  
Fig. 4 Defects on steel strip

表 2 惯性因子进化策略搜索 Rice 图 Otsu 阈值结果对比

Tab. 2 Results of some strategies to inertia weight for searching Otsu threshold of Rice

惯性因子进化策略	迭代步数	最大类间方差	粒子 1 的位置	粒子 2 的位置
线性递减策略	51	1 331.4	129.238 4	175.149 0
凹函数递减策略	62	1 331.5	132.252 9	182.043 6
动态递减策略	100	933.984 9	97.821 7	255
归一化群优进化策略	45	1 331.5	132.136 0	132.252 3

表 3 惯性因子进化策略搜索 Pout 图 Otsu 阈值结果对比

Tab. 3 Results of some strategies to inertia weight for searching Otsu threshold of Pout

惯性因子进化策略	迭代步数	最大类间方差	粒子 1 的位置	粒子 2 的位置
线性递减策略	56	418.881 7	113.857 2	135.383 0
凹函数递减策略	57	418.881 7	114.075 5	135.174 6
动态递减策略	73	418.881 7	172.487 6	255
归一化群优进化策略	39	418.793 9	115.551 4	155

表 4 惯性因子进化策略搜索 Liftingbody 图 Otsu 阈值结果对比

Tab. 4 Results of some strategies to inertia weight for searching Otsu threshold of Liftingbody

惯性因子进化策略	迭代步数	最大类间方差	粒子 1 的位置	粒子 2 的位置
线性递减策略	62	530.319 9	173.354 0	170.271 4
凹函数递减策略	65	530.275 6	173.379 3	170.473 0
动态递减策略	72	529.718 3	169.336 0	203.072 8
归一化群优策略	47	530.275 6	171.902 6	172.372 0

表 5 惯性因子进化策略搜索钢板表面缺陷图 Otsu 阈值结果对比

Tab. 5 Results of some strategies to inertia weight for searching Otsu threshold of defect

惯性因子进化策略	迭代步数	最大类间方差	粒子 1 的位置	粒子 2 的位置
线性递减策略	70	589.180 1	149.731 4	231.252 4
凹函数递减策略	70	589.180 1	149.728 9	229.311 3
动态递减策略	100	560.817 9	136.347 4	255
归一化群优进化策略	52	589.180 1	148.908 4	149

从结果分析可以得出:各策略的性能与表 1 中的结果基本相同,通过实验,本文提出的归一化群最优进化策略在 100 步内都实现了寻优,其中收敛速度与线性递减策略比较平均提高了 21.072 6%,说明本文提出的策略在该应用上有一定的优点。

## 7 结 论

通过深入研究 PSO 在 Otsu 方法中阈值寻优过程的应用,提出了一种基于群中最优值和个

体最优值的惯性因子进化策略:归一化群优惯性因子进化策略。相同条件下,针对 Otsu 的阈值搜索,经与现有惯性因子的进化策略比较,结果表明本文提出的策略在寻优性能和收敛速度上有明显改善,其中收敛速度平均比现有策略提高了 21.072 6%,可在机器视觉中实时应用。

本文只是研究了 PSO 对 Otsu 最大类间方差的寻优过程,这种策略是否适用于其它情况还有待于深入研究。另外,在研究中还发现速度极限值  $v_{\max}$ 、 $v_{\min}$  的确定对收敛性有明显影响,如何确定极限速度,也是一个需要深入研究的问题。

## 参考文献:

- [1] OTSU N. Threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1979,9(1): 62-66.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural networks, Perth, AUST; IEEE*, 1995, 44:1942-1948.
- [3] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization[C]. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, Washington, USA; IEEE*, 1999, 3:1945-1950.
- [4] WEI J X, WANG Y P. A dynamical particle swarm algorithm with dimension mutation[C]. *International Conference on Computational Intelligence and Security*, 2006:254-257.
- [5] CHEN G Y, GUO W, HUANG K SH. On line parameter identification of an induction motor using improved particle swarm optimization[C]. *2007 Control Conference*, 2007:745-749.
- [6] ZHANG D X, GUAN ZH H, LIU X ZH. An adaptive particle swarm optimization algorithm and simulation[C]. *IEEE International Conference on Automation and Logistics*, 2007:2399-2402.
- [7] 朱小六,熊伟丽,徐保国. 基于动态惯性因子的 PSO 算法研究[J]. *计算机仿真*, 2007,24(5):154-157.  
ZHU X L, XIONG W L, XU B G. A particle swarm optimization algorithm based on dynamic inertia weight [J]. *Computer Simulation*, 2007, 24(5): 154-157. (in Chinese)
- [8] 陈贵敏,贾建援,韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. *西安交通大学学报*, 2006,40(1): 53-61.  
CHEN G M, JIA J Y, HAN Q. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiao Tong University*, 2006,40(1): 53-61. (in Chinese)
- [9] DANIEL B, JAMES K. Defining a standard for particle swarm optimization[C]. *Proceedings of the 2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium, USA, IEEE*, 2007:120-127.
- [10] 崔长彩,黄富贵,张认成,等. 粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J]. *光学 精密工程*, 2006,14(2):256-260.  
CUI CH C, HUANG F G, ZHANG R CH, et al.. Research on cylindricity evaluation based on the particle swarm optimization (PSO) [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2):256-260. (in Chinese)
- [11] 程万胜,赵杰,蔡鹤皋. CCD 像素响应非均匀的校正方法[J]. *光学 精密工程*, 2008,16(2):146-150.  
CHENG W SH, ZHAO J, CAI H G. Correction method for pixel response non-uniformity of CCD [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(2):146-150. (in Chinese)

作者简介:程万胜(1969—),男,山西人,博士研究生,副教授,主要研究方向为机器视觉在工业检测中的应用。E-mail: cws\_hit@126.com

臧希喆(1975—),男,黑龙江人,博士,讲师,主要从事机器人技术的研究。

赵杰(1969—),男,吉林人,教授,博士生导师,主要从事机器人技术的研究。

蔡鹤皋(1943—),男,吉林人,教授,博士生导师,中国工程院院士,主要从事机器人技术研究。