

改进惯性权重的粒子群目标跟踪算法^{*}

郭巳秋 宋玉龙 宋 策 刘立刚 任 航

(中国科学院航空光学成像与测量重点实验室 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)

摘 要:粒子群优化算法中惯性权重的设置极其重要,直接影响算法性能。提出了一种改进的粒子群优化算法,并应用到目标跟踪领域,提高算法运算效率。首先,设置粒子群优化算法中的参数;其次,结合粒子优化率的概念记录粒子的不同状态,进而调节惯性权重,更新粒子的速度和位置;最后,对目标相似性函数进行优化,实现目标的准确定位。实验结果表明,该方法可以有效应对目标出现部分遮挡的跟踪难题,同时提高目标跟踪效率,具有较好的实时性。

关键词:粒子群优化;目标相似性函数;惯性权重

中图分类号: TP391.4 TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Object tracking based on improved inertia weight of particle swarm optimization

Guo Siqiu Song Yulong Song Ce Liu Ligang Ren Hang

(Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics,
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: The setting of inertia weight in the particle swarm optimization algorithm is crucial and has influence on the algorithm properties. In order to improve the operation efficiency of the algorithm, an improved particle swarm optimization is proposed and applied in the field of target tracking. First of all, the corresponding parameters of particle swarm optimization algorithm are initialized. Secondly, based on the introduction of the concept of particle optimization rate, inertia weight can be accurately adjusted according to the particle state in a timely manner, meanwhile, the speed and position of particles can be updated. Finally, there are optimization of objective similarity function and achievement of accurate positioning. Experimental results indicate that the method is well adapted to the situation when partial occlusion occurs in object tracking, and improves the operation efficiency with better real-time.

Keywords: particle swarm optimization; objective similarity function; inertia weight

1 引 言

目标跟踪技术是基于图像处理、模式识别及视频分析等多学科交叉的计算机视觉技术^[1-6]。目前经常使用的跟踪算法有形心跟踪、重心跟踪、边缘跟踪与相关匹配跟踪等。但是,现实场景中存在许多干扰因素,传统的跟踪算法在复杂环境中难以跟踪目标。粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是近几年来发展较快的一种基于群体智能的优化算法,算法具有全局寻优能力强、收敛速度快的特性。当跟踪过程中目标被部分遮挡时,目标相似性函数会出现多峰的情况,用粒子群算法优化目标相似性函数,可以应对目标出现部分遮挡的跟踪问题。

KENNEDY 博士和 EBERHART 博士于 1995 年在模拟鸟群觅食的过程中提出了粒子群优化算法^[7]。该算法具有运算简单并且易于实现等优点,被广泛应用于动态环境优化、神经网络训练、模糊控制系统等领域^[8-9]。粒子群优化算法中参数的设置十分重要,如惯性权重、加速系数等,参数的选择直接影响到算法的收敛速度和精度。惯性权重的概念于 1998 年被 EBERHART 与 SHI 第一次提出,通过对惯性权重的调节可以更好地平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力^[10]。但是固定的惯性权重容易使算法过早收敛,导致优化效果不理想。2000 年,EBERHART 提出了一种线性递减的惯性权重策略^[11],这种方法在算法运行的初期具有较强的全局搜索能力,后期具有

收稿日期:2016-11

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(No. 61304032)项目资助

较强的局部搜索能力,使算法达到较为理想的效果。但是算法中惯性权重的变化只与迭代次数线性相关,在实际目标跟踪过程中会出现很多复杂情况,如目标旋转、光线变化、目标被遮挡等情况,这种方法不能很好的满足实际问题的需要。2001年,SHI提出一种用模糊控制器来自适应改变惯性权重的算法,该算法需建立模糊规则,实现比较复杂。2008年,一种动态改变惯性权重的自适应的粒子群算法被提出,该方法采用种群的平均适应度作为返回值调节惯性权重^[12]。但是这一返回值并不能客观反映鸟群觅食的规律,仅仅能体现出惯性权重具有学习型的一面,并且其学习性还不够强,粒子群算法还应具备根据粒子状态及时调整惯性权重策略的功能。

针对上文提出的这些惯性权重调节的局限性,本文提出粒子优化率的概念记录粒子的不同状态,从而准确地调节惯性权重,以一种更合理的粒子群优化方法求解目标相似性度量函数,实现跟踪过程中目标出现部分遮挡时的准确定位,提高算法运算效率。

2 标准粒子群优化方法

粒子群优化算法基于这样的假设:一群鸟在寻找食物,在这个区域里只有一块食物,所有的鸟都不知道食物的具体位置,只知道它们自己到食物的距离。那么最快找到食物的方法就是搜索距离食物最近的鸟的周围区域。

粒子群优化算法就是从鸟群觅食中得到启示。粒子群优化算法中所有粒子都有一个决定它们飞行方向与距离的速度。在算法运行过程中,每个粒子都追随最优粒子,在解空间进行搜索。粒子群优化算法的速度公式和位置公式如下^[13],设粒子群由 N 个粒子组成,对 m 维空间进行搜索,第 i 个粒子的位置表示为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T$,速度表示为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})^T$,个体极值表示为 $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})^T$,全局极值表示为 $\mathbf{g} = (g_1, g_2, \dots, g_m)^T$ 。粒子群算法根据式(1)、式(2)两个公式更新粒子速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 r_{and1} (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_{and2} (g_d(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

式中: ω 为惯性权重, $d = 1, 2, \dots, m, i = 1, 2, \dots, N, N$ 为粒子群中粒子总数, t 为迭代次数, r_{and1} 和 r_{and2} 为取值范围在 $[0, 1]$ 的随机数, c_1 与 c_2 为学习因子。

由于粒子运动既有自身的认知因素,同时又“考虑”了整个群体的运动变化,这使得粒子的遍历空间更加广泛,可以在多峰之间遍历搜索。在“多峰”情况下,粒子由于自身的惯性以及个体极值的吸引,首先向各自最近的峰值移动;最后在全局极值的吸引下,最终聚集在全局最优点的周围。所以粒子群优化算法具有很好的多峰搜索能力。在跟踪上,当出现部分遮挡或其他噪声干扰的情况下,相似性函数往往出现多峰的效果,使用粒子群优化可以很好

地处理存在部分遮挡的目标跟踪问题。

3 改进的粒子群目标跟踪

3.1 改进的惯性权重调节策略

惯性权重是粒子群优化算法中调节算法搜索能力的重要参数。较大的惯性权重有利于全局搜索,但是算法开销较大会导致运算效率降低;较小的惯性权重有利于局部搜索,但是算法容易陷入局部最优解。基于粒子群优化算法中惯性权重对性能的重要作用,研究学者先后提出了线性递减惯性权重策略、模糊惯性权重策略和自适应惯性权重策略等,进而优化算法性能。

下面讨论粒子群可能会出现两种情况,首先简化目标函数是一个单峰函数,并定义粒子群中离最优解最近的粒子为最优粒子,其他粒子为剩余粒子。如图1所示,其中黑色区域表示优化区域,即粒子可以获得更高适应度的区域,灰色区域表示粒子活动区域,即下次迭代粒子能到达的最远位置。需要说明的是,本文中提到的粒子离最优解的远近,是相对的远近,即相对于粒子的运动速度而言距离的大小,距离远代表粒子以当前的速度需要迭代多次才能到达目标位置,距离近代表粒子以当前的速度很快到达目标位置。

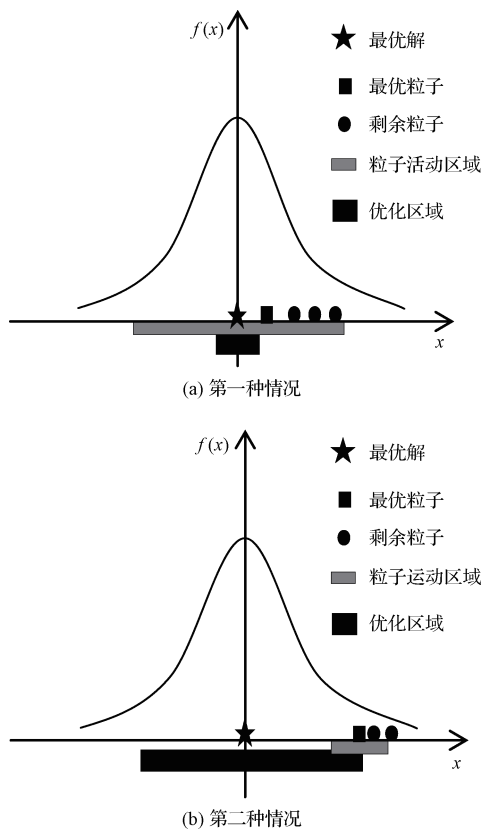


图1 粒子群两种情况

如图1(a)所示的情况,粒子群整体距离最优解很近,都在最优解附近运动。但是,当剩余粒子的速度和它们

离最优解的距离比较起来过大时,剩余粒子会在下一次迭代过程中冲过优化区域,在灰色区域产生强烈振荡。此时需要粒子的运动速度尽量的放慢,因此需要较小的惯性权重进行迭代,避免粒子冲过最优解而产生振荡现象。

如图1(b)所示的情况,粒子群整体距离最优解很远,剩余粒子离最优粒子距离很近。此时最优粒子需要较大的速度,不断向最优解靠近,因此需要较大的惯性权重。次优粒子受最优粒子的牵引,也需要较大的速度,因此在这种情况下粒子群需要较大的惯性权重进行迭代。

在粒子群优化算法运行过程中,粒子群可能会交替出现上述两种情况,即使在同一次迭代过程中不同的粒子也可能出现不同的情况。在相同条件下,粒子群优化算法的惯性权重策略决定了粒子群的运算效率。显然,线性递减地惯性权重策略仅仅依靠粒子迭代次数调节 ω 值,并不能很好的适应上述粒子群可能会遇到的情况。依靠返回动态改变惯性权重的自适应方法,其返回值通常是粒子适应度的派生参数,但是粒子适应度的派生参数并没有客观评估粒子不同状态对惯性权重的需求。图1所示的两种情况可能会发生在粒子适应度高时,也可能会发生在粒子适应度低时。

针对如上所述的情况,本文提出粒子优化率的概念用来记录粒子的不同状态。将第 t 代中第 i 个粒子的粒子优化率定义如下:

$$S_i(t) = \frac{p_i(t) - p_i(t-1)}{\max(p_i(t-1), p_i(t)) - \min(p_i(t-1), p_i(t))} \quad (3)$$

式中: $p_i(t)$ 为第 t 次迭代过程中第 i 个粒子的个体极值。当 $S_i(t)$ 较小时,表示粒子群距离最优解很近,剩余粒子不断冲过优化区域;当 $S_i(t)$ 较大时,表示粒子群整体离最优解很远,正在不断向其靠近。根据粒子优化率公式(3),粒子群的优化情况为:

$$\overline{S_i(t)} = \frac{\sum_{i=1}^N S_i(t) + N}{2N} \quad (4)$$

式中: $\overline{S_i(t)} \in [0, 1]$ 代表整个种群中粒子处于不同状态的比例。 $\overline{S_i(t)}$ 调节惯性权重的公式如下:

$$\omega(t) = \overline{S_i(t)} \times \omega_{\text{initial}} + \omega_{\text{min}} \quad (5)$$

根据经验设定 $\omega_{\text{initial}} = 0.5, \omega_{\text{min}} = 0.2$ 。改进的惯性权重调节策略,根据粒子的不同状态及时调整 ω 值,使算法运算更加合理。

3.2 改进的粒子群目标跟踪算法

改进的粒子群目标跟踪算法是用改进的粒子群算法优化跟踪过程中目标相似性函数。改进的算法结合粒子优化率的概念,精确地调节惯性权重,在保证精确度的前提下提高目标定位的效率,基本可以保证目标出现部分遮挡时跟踪的实时性。

改进的粒子群目标跟踪算法具体步骤:

- 1) 对第一帧图像进行初始化,确定目标空间特征与相似性度量;初始化粒子种群,在解空间 R^m 随机产生 N 个粒子,组成初始种群,并确定学习因子 c_1 和 c_2 ;
- 2) 读取图像,计算目标相似性函数;随机产生各个粒子初始速度 $v_1, v_2, \dots, v_N$,随机产生粒子的适应度、初始的个体极值和全局极值;
- 3) 评价种群,更新粒子的个体极值和全局极值;
- 4) 计算粒子优化率,根据式(5)调节惯性权重;
- 5) 根据速度式(1)和位置式(2)计算每个粒子的新速度与新位置;
- 6) 判断是否满足终止条件。若满足则输出全局极值,跳出单帧寻优,转至步骤2),否则 $t = t + 1$,转至步骤3)。

4 实验结果与分析

本文中算法的实验环境基于Windows 7系统, MATLAB仿真平台,使用Intel Core i5处理器,主频为2.20 GHz的计算机进行的。实验对卡内基梅隆数据库视频图像进行处理。以此来证明本文提出的改进的粒子群优化跟踪算法可以应对部分遮挡的目标跟踪问题。

实验1:采用卡内基梅隆数据库中公路上行驶的汽车作为测试对象,图像输入后,对第一帧图像的跟踪目标进行标记,然后开始目标跟踪。如图2所示,设粒子数为200,取其中第152帧、160帧、170帧和178帧为例进行分析。目标车辆从第152帧即将被细杆遮挡,到第178帧目标脱离遮挡物的跟踪过程中,算法能够紧跟目标,跟踪效果良好。

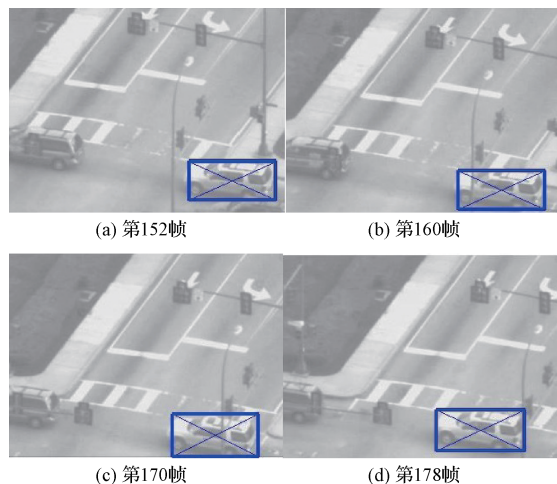


图2 少量遮挡跟踪结果

实验2:采用与实验1相同的视频图像,截取其中目标被遮挡较多的区间进行测试。如图3所示,设粒子数为200,取其中第188帧、196帧、207帧和224帧为例进行分析。第188帧目标即将被遮挡,第160帧目标开始被遮挡,第207帧目标被遮挡最多,第224帧目标脱离遮挡,整个过程能够对目标跟踪保持鲁棒性。

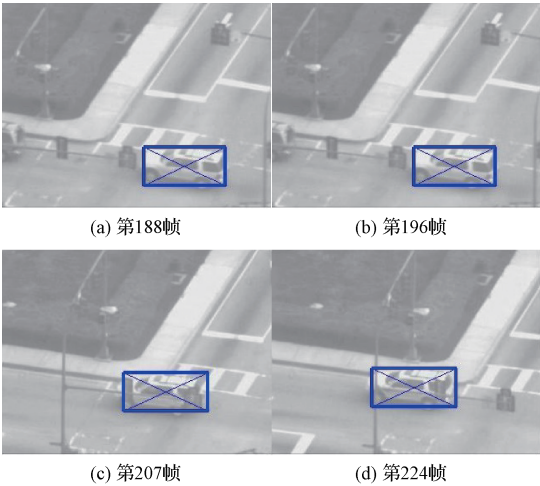


图3 部分遮挡跟踪结果

实验3:采用卡内基梅隆数据库中穿越树林的汽车作为测试对象。从视频的第78帧开始到第162帧截取视频图像观测目标跟踪效果。如图4所示,在第78帧的时候目标车辆周围干扰较少,跟踪框可以准确锁定目标;在第99帧、第128帧和第162帧中目标车辆经过树尖的部分遮挡时,跟踪框仍然能够基本锁定目标,充分证明粒子群目标跟踪算法能够应对目标出现部分遮挡的跟踪问题。

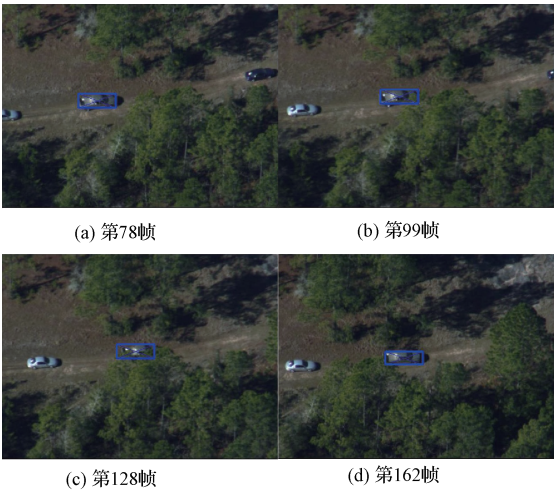


图4 部分遮挡跟踪结果

为了说明本文提出的根据每个粒子的不同状态调节惯性权重的方法可以更准确地满足算法的要求,并有效提高算法的运算效率,对上述实验图像序列应用不同的粒子群惯性权重策略对每个样本进行10次实验,并记录每个样本在全部实验中的平均单帧耗时,结果如表1所示。

表1 算法耗时对比				ms
样本	方法1	方法2	方法3	
实验1	65	38	1	
实验2	240	102	9	
实验3	490	252	36	

方法1是线性递减惯性权重调节方法,方法2是动态改变惯性权重的自适应方法,方法3是本文提出的改进的惯性权重调节方法。设置算法的粒子数为200,最大迭代次数为200,分别对比3种方法进行实验记录。从表1可以看出,对于实验1的视频图像,由于遮挡物较小,3种方法基本都能保证实时性,但是改进的粒子群目标跟踪方法的运算效率明显高于非线性递减方法和自适应方法。对于遮挡较多的实验2和实验3的视频图像,方法1和方法2运算效率明显降低,而本文提出的改进方法基本实现目标出现部分遮挡时跟踪的实时性。充分证明本文提出的改进惯性权重的粒子群目标跟踪算法大幅提高了算法运算效率。

5 结 论

粒子群优化方法中,传统的惯性权重策略采用的是一种比较适中的调节方法,可以应对部分情况,但其运算效率并不理想。本文对惯性权重调节方法进行了改进,针对粒子群可能会出现的情况,结合粒子优化率的概念记录粒子的不同状态,进而调节惯性权重。实验结果表明,本文提出的改进惯性权重的粒子群跟踪算法在目标出现部分遮挡时,能够准确跟踪目标,提高了跟踪算法的运算效率,并保证算法的实时性。

参 考 文 献

[1] 罗子安,毛征,张辉. 基于特征点集群目标跟踪与检测[J]. 国外电子测量技术,2016,35(7):34-42.

[2] 谢捷. 一种尺度自适应的 Mean shift 跟踪算法[J]. 国外电子测量技术,2013,32(4):69-72.

[3] 万琴,王耀南,余洪山,等. 基于属性关系图优化匹配的多运动目标跟踪[J]. 仪器仪表学报,2013,34(3):608-613.

[4] 张宇. 一种图像确认目标的多目标跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报,2014,28(6):617-624.

[5] 李莉,李鹏. 一种减小线性化误差的滤波跟踪算法[J]. 电子测量技术,2011,34(5):34-36.

[6] 廖小云,高高,陈超波,等. 一种交叉多目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术,2016,35(2):65-69.

[7] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995:1942-1948.

[8] 许廷发,赵思宏,周生兵,等. DSP 并行系统的并行粒子群优化目标跟踪[J]. 光学精密工程,2009,17(9):2236-2240.

[9] 张超,李擎,陈鹏,等. 一种基于粒子群参数优化的改进蚁群算法及其应用[J]. 北京科技大学学报,2013,35(7):955-960.

(下转第26页)