

文章编号:1002-2082(2010)05-0843-04

基于修补粒子群算法的红外目标跟踪

马天才, 陈淑静

(黄淮学院, 河南 驻马店 463000)

摘要: 为了避免粒子群算法退化和运算量大问题, 提出利用修补粒子群算法对红外目标进行跟踪。该算法先用设置粒子的惯性因子对搜索到的红外目标位置进行修正, 使粒子的位置达到局部最优点和全局最优点; 然后通过粒子群收缩因子限制在边界搜索, 消除目标位置的模糊性。利用该方法对空中红外战斗机图像跟踪仿真, 结果显示在 500 次粒子迭代, 100 次跟踪中误差为 2.83%, 在最大惯性权值为 1.2 和最小惯性权值为 0.3 时跟踪效果最接近真实目标, 且边缘最清晰。

关键词: 惯性因子; 收缩因子; 惯性权值

中图分类号: TN219; TP391.4

文献标志码: A

Infrared target tracking based on repair particle swarm optimization

MA Tian-cai, CHEN Shu-jing

(Huanghuai College, Zhumadian 463000, China)

Abstract: To avoid the particle swarm algorithm degradation and complicated computation, a repair particle swarm algorithm for infrared target tracking is introduced. Firstly, the algorithm uses the inertia factor of the defined particles to correct the location of the infrared target detected, so that the location of particles reaches local optimum and global optimum. Secondly, PSO constriction factor is limited to border search to eliminate the ambiguity of the target location. Results show that there is an error of 2.83% in 500 granule iterations and 100 tracks. The tracking result is closest to real target with sharp edge when the maximum inertia weight is 1.2 and the minimum inertia weight is 0.3.

Key words: inertia factor; shrinkage factor; inertial weight

引言

对于红外目标跟踪处理研究, 有人曾经用遗传算法(GA)进行处理^[1], 虽然整个种群的移动是比较均匀地向最优区域移动, 但是遗传算法的编程实现比较复杂。首先需要对问题进行编码, 找到最优解之后还需要对问题进行解码, 另外选择、交叉和变异的实现也有许多参数, 如交叉率和变异率, 并且这些参数的选择严重影响解的品质, 而目前这些参数的选择大部分是依靠经验。也有人用人工神经网络(ANN)方法进行研究, 它的优势在于可以处

理不可导的节点传递函数或者没有梯度信息存在的情况, 适合于求解难于找到好的求解规则的模式识别问题, 但在分类问题中, 错误分类的比率可以用来作为适应值, 不宜用来求解必须得到正确答案的问题^[2-3]。粒子群优化算法(PSO)是一种进化计算技术, 由Eberhart博士和Kennedy博士发明, 源于对鸟群捕食行为的研究, 在PSO中粒子信息是单向流动, 整个搜索更新过程是跟随当前最优解的过程。与遗传算法比较, 在大多数的情况下, 所有的粒子更快地收敛于最优解, 与人工神经网络比较,

收稿日期: 2010-01-18; 修回日期: 2010-02-23

作者简介: 马天才(1966—), 男, 河南驻马店人, 副教授, 主要从事电工电子技术的教学与科研工作。

E-mail: reddeer719886@sohu.com。

避免了错误分类比率。

粒子群算法在解空间内搜索时,有时会在全局最优解附近出现振荡的现象。由于整个粒子群都是根据全体粒子和自身的历史搜索经验向最优解的方向运动的,较大的动量系数使粒子群有可能错过最优解,同样在算法收敛的情况下,当粒子都向最优解的方向群游时,粒子运动具有同一性,失去了多样性,造成后期收敛速度明显变慢,同时跟踪红外目标精度也较低。本文融入修补策略,对粒子群增设自适应边界惯性因子和收缩因子改善算法的性能,传递粒子信息和更新权重。在优化算法对红外目标跟踪检测中,减少计算复杂度,提高跟踪红外目标的精度。

1 修补 PSO 滤波算法

1.1 PSO 算法

在 PSO 算法中,每个优化问题的解都是搜索空间中的粒子,设粒子群所对应的问题^[4]为 D 维,总粒子数为 n ,第 i 个粒子的位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$;第 i 个粒子的位置变化率(速度)为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行变化: $v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 \times \text{rand}() \times [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times \text{rand}() \times [p_{gd}(t) - x_{id}(t)]$,式中: $1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D, c_1, c_2$ 为正常数,称为加速因子,取 2.0; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数;第 d 维的位置变化为 $[X_{\min d}, X_{\max d}]$,速度变化为 $[-V_{\min d}, V_{\max d}]$,为防止粒子跑出搜索空间,设定最大速度 $V_{\max}$,每一维粒子的速度都会被限制在一个最大速度内,如果某一维更新后的速度超过用户设定的 $V_{\max}$,那么这一维的速度就被限定为 $V_{\max}$ 。同时每个粒子都需要根据目标函数来计算其适应值大小,然后根据预定的适应值来确定当前粒子最优位置及群体最优位置、迭代粒子速度及位置。

粒子群算法存在的最常见问题是粒子退化和运算量大,粒子滤波在算法上仍依赖于大样本量来提高准确度,当样本较少时,算法的准确度会降低,同样若粒子初始状态使得粒子群有朝局部最优区域收敛的趋势时,粒子群便有可能无法跳出局部区域而落入陷阱,这就需要对粒子群进行修补,避免以上问题的发生。

1.2 修补策略

设 $\{x_{0,k}^i, \lambda_k^i\}_{i=1}^N$ 表示 k 时刻对所有状态采样及

相应的权值^[5],容量为 N ,并且 $\{x_{0,k}^i\}_{i=1}^N = \{x_0^i, x_1^i, x_2^i, \dots, x_k^i\}$ 是采样点集合(也就是粒子集合),粒子相对应的权重集合为 $\{\lambda_k^i\}_{i=1}^N = \{\lambda_k^1, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^N\}$ 满足 $\sum_{i=1}^N \lambda_k^i = 1$,那么 k 时刻后验概率密度可以近似为

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \lambda_k^i \delta(x_k - x_k^i), i = 1, 2, \dots, N, \lambda_k^i \propto \lambda_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k | x_{k-1}^i)}{q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)}$$

式中 $p(\cdot)$ 为先验概率密度函数; $q(\cdot)$ 为重要性密度函数。通过不断传递粒子信息和更新其权重,粒子滤波不断对红外目标进行跟踪更新。在独立的粒子群中,用每个粒子迄今搜索到的最优点和全局最优点来修正群中粒子的速度,同时为避免陷入局部范围,若该群的最优点和全局最优点的距离小于某惯性因子 δ 时,则指定群中的次优点为该子群的最优点,较大的值有利于跳出局部极小点,而较小的 δ 值有利于算法收敛,可设为常数,也可随着迭次数增加而逐渐减小,即

$$\delta = (\delta_0 - \delta_{\min}) \cdot \frac{n}{N'} + \delta_{\min}$$

式中: $\delta_{\min}$ 是最小惯性因子; δ_0 是初始惯性因子; N' 为最大迭代数。

通过惯性因子的设置,粒子的位置按如下公式进行变化:

$$v_{n+1} = \delta_n v_n + c_1 R_1 (P_{\text{best},n} - p_{0,n}) + c_2 R_2 \times$$

$$(g_{\text{subbest},n} - p_{0,n}) + c_3 R_3 (g_{\text{best},n} - g_{\text{subbest},n})$$

式中: $g_{\text{best},n}$ 是该粒子群的当前最优点; $g_{\text{subbest},n}$ 是该粒子群的历史最优点^[6]。若粒子群当前最优点优于历史最优点,则 $c_3 R_3 (g_{\text{best},n} - g_{\text{subbest},n}) = 0$,否则该粒子群利用历史最优点和当前最优点更新速度和位置。

为防止粒子在搜索边界无限制搜索,造成数据膨胀,增设粒子群收缩因子: $p_{n+1} = p_n + \chi v_{n+1}$,其中 p_n 为第 n 次迭代粒子群, $\chi = 2 / |2 - l - \sqrt{2 - 4l}|$, $l = c_1 + c_2 > 4$, χ 称为收缩因子。

粒子权值 λ 动态变化^[7]如下:

$$\lambda_k^i = \lambda_{\max} (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) t / T_{\max}$$

$$x_k^i = F_g^i / F_i^i$$

$$f(x_k^i) = |1 - x_k^i|$$

式中: t 为当前迭代次数; λ_k^i 为粒子 i 第 t 次迭代时的惯性权值; $T_{\max}$ 为算法总迭代次数; F_g^i 和 F_i^i 分别是截止到第 t 次迭代时种群搜索到的全局最小值和粒子 i 第 t 次迭代时的适应度值; $\lambda_{\max}$ 为粒

子最大惯性权值; $\lambda_{\min}$ 为最小惯性权值(当 $\lambda_{\max} = 1.2, \lambda_{\min} = 0.3$ 时粒子搜索能力最好)。

通过以上算法,粒子的搜索方向不仅能朝着全局较优解的方向飞行,而且能朝着其他多个方向进行,粒子飞行的方向多样化,可以使得一些孤立且狭长的可行解区域能够被算法高效地检测到,特别是在可行解区域占搜索空间比例非常小的情况,这样可以防止粒子群在搜索过程中陷入局部最优,增加其解的多样性^[8]。

1.3 红外目标跟踪

在观测区域 $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,m}$, 目标像素集合为 $\{y_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ 。粒子群算法对红外目标进行寻优处理,每个测点的计算目标函数值 $F(Y)$ 为

$$F(Y) = \left\{ \sum_{i=1}^N \left[\left((T_i(Y)/(1+\delta)) - T_{i0}(Y_0)/T_{i0}(Y_0) \right)^2 \right] / N \right\}$$

式中: $T_i(Y)$ 为当前时刻最优位置; $T_{i0}(Y_0)$ 为历史时刻最优位置。

相似函数为

$$J(I_x, I_y) = \frac{\chi}{mn} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w \times \left\{ \left| \frac{(y_i - y) - (x_i - x)}{\delta} \right|^2 \right\}。$$

计算误差

$$\eta = \sqrt{\sum_i \{(F_i(Y) - J_i(I_x, I_y)) / J_i(I_x, I_y)\}^2 \times 100\%}$$

修补粒子群算法步骤:

- 1) 适当地随机分配 n 个粒子在解空间中的位置和最大迭代步数 S ;
- 2) 评价每个粒子的适应值;
- 3) 每进行一步迭代,计算每个粒子的速度和位置;
- 4) 对于每个微粒,将当前最优位置与历史最优位置进行比较,如果优于历史位置,则将当前最优位置作为最优位置;
- 5) 对取得的全局最优解采用修补算法进行再次寻优,若修补后的全局最优解小于最小允许误差,此时对应的解即是最终要求的解,于是便得到红外目标的跟踪最优结果;否则返回第3步。

2 实验仿真

实验在 P4 3.0 GHz、内存 1 GHz 的 PC 机上采用 MATLAB 7.0 软件实现。为了比较本文提出的修补粒子群算法、基本粒子群算法、遗传算法、人工

神经网络的结果,4 种算法采用相同的参数种群个数(30),迭代代数 500 代,运行 100 次进行仿真实验,运行时间和计算误差实验结果如表 1 所示。

表 1 4 种算法的比较

Table 1 4 Algorithm comparisons

算法	运行时间/s	计算误差 %
修补粒子群算法	5.256	2.83
基本粒子群算法	6.312	7.37
遗传算法	9.127	10.61
人工神经网络	15.297	8.46

修补粒子群算法和基本粒子群算法相比,虽然运行时间上不占优势,但在正确识别率上却比较高,这是因为在修补粒子群算法中一旦发现粒子欲飞出搜索区域,则把该粒子保持在搜索区域边界上,并将这个速度高的粒子速度作为其他粒子飞出的速度极限。

模拟跟踪空中红外战斗机图像,图 1 为修补粒子群算法对红外跟踪处理结果,图 2 为基本粒子群算法的处理结果。由于飞机的运动随机性,跟踪的红外目标所产生的数据导致传统方法更新计算量变大,从而增大了计算复杂度;同时在成像制导的末阶段,目标成像尺度较大,使得所需要处理的数据量增大,图 2 中远处目标变得模糊,但图 1 中远处目标比较清晰。

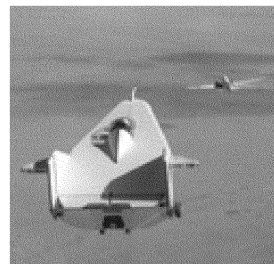


图 1 本文算法对红外跟踪处理结果

Fig. 1 Processing results of infrared tracking with the proposed method

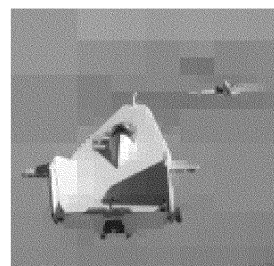


图 2 基本粒子群算法

Fig. 2 Elementary particle swarm optimization algorithm

设置粒子最大惯性权值 $\lambda_{\max}$ 和最小惯性权值 $\lambda_{\min}$, 对于不同的惯性权值,修补粒子算法处理结果

也不一样, 统计试验数据只有在 $\lambda_{\max}=1.2$, $\lambda_{\min}=0.3$ 时粒子搜索能力最好, 即图 1 的处理结果; 图 3 为 $\lambda_{\max}=0.9$, $\lambda_{\min}=0.05$ 的处理结果, 最小惯性权值比较小; 图 4 为 $\lambda_{\max}=0.5$, $\lambda_{\min}=1.3$ 的处理结果, 最大惯性权值比较大。图 1 说明惯性权值设置恰当时, 粒子更新机制对搜寻空间能力加强, 目标轮廓与目标真实形状最接近, 边缘最清晰, 具有良好的跟踪效果。

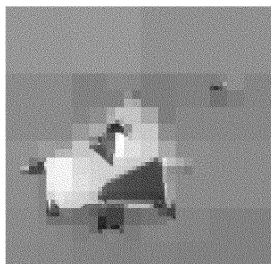


图 3 最小惯性权值比较小的处理结果

Fig. 3 Processing results with minimum inertia weight

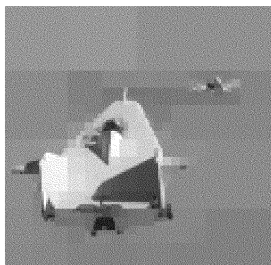


图 4 最大惯性权值比较大的处理结果

Fig. 4 Processing results with maximum inertia weight

图 3 收敛中出现了粒子“早熟”现象, 并且不能跳出局部最优; 图 4 中粒子群不能完全收敛到一起, 这是由于权值收敛门限的限制, 虽然达到一定收敛程度, 但是没有调节粒子状态, 影响检测精度。

3 结束语

由于采取修补机制对粒子群进行更新, 淘汰小权值的粒子, 保留大权值的粒子, 设置粒子运动惯性权值门限, 使粒子运动朝着可行解区域搜索空间, 大大减少了测量误差, 有效提高了算法的跟踪性能。修补粒子群算法具有更好的实用性, 减少了“早熟”现象, 增强了粒子的全局和局部寻优能力, 提高了检测的性能。通过实验, 证明了该算法具有一定有效性和稳定性。

参考文献:

[1] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources

[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001.

[2] 汪镭, 康琦, 吴启迪. 基于多元模糊规划的微粒群优化算法[J]. 控制与决策, 2003, 18(1): 45-48, 57.

WANG Lei, KANG Qi, WU Qi-di. Multi-optimum fuzzy programming based particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2003, 18(1): 45-48, 57. (in Chinese with an English abstract)

[3] 高鹰, 谢胜利. 混沌粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2004, 31(8): 13-15.

GAO Ying, XIE Sheng-li. Chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2004, 31(8): 13-15. (in Chinese with an English abstract)

[4] 许春晓, 孙德宝, 李宁. 一种基于粒子群算法的红外运动小目标检测算法[J]. 红外技术, 2004, 26(5): 10-12, 17.

XU Chun-xiao, SUN De-bao, LI Ning. Detection of infrared moving small target based on particle swarm optimal algorithm[J]. Infrared Technology, 2004, 26(5): 10-12, 17. (in Chinese with an English abstract)

[5] 孙小伟, 李言俊, 陈义. 一种新的红外目标跟踪方法[J]. 宇航学报, 2008, 29(5): 1637-1642, 1647.

SUN Xiao-wei, LI Yan-jun, CHEN Yi. A novel infrared object tracking method [J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(5): 1637-1642, 1647. (in Chinese with an English abstract)

[6] 寇蔚, 孙丰瑞, 杨立. 多粒子群优化算法和 RB 神经网络在缺陷故障参数红外智能识别中的应用[J]. 数据采集与处理. 2008, 23(9): 67-69.

KOU Wei, SUN Feng-rui, YANG Li. Application of multi-PSO algorithm and RBF neural network in intelligent identification of defect parameters in infrared NDT/E[J]. Journal of Data Acquisition and Processing. 2008, 23(9): 67-69. (in Chinese with an English abstract)

[7] 朱玉平. 一种改进粒子群优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(11): 106-108.

ZHU Yu-ping. An algorithm of modified particle swarm optimization[J]. Computer Technology and Development, 2008, 18(11): 106-108. (in Chinese with an English abstract)

[8] 李智. 改进型粒子群算法在气控液压换向阀设计参数优化中的应用[J]. 液压与气动, 2003, 12: 36-38.

LI Zhi. Application of improved particle swarm algorithm in optimization design of air controlled hydraulic operated directional control valves [J]. Chinese Hydraulics and Pneumatics, 2003, 12: 36-38. (in Chinese with an English abstract)