第 36 卷 第 4 期 计 算 机 工 程 2010 年 2 月
Vol.36 No.4 Computer Engineering February 2010
·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2010)04—0193—02 文献标识码：A 中图分类号：TP18

动态粒子群优化算法

于雪晶[1]，麻肖妃[2]，夏 斌[2]
(1. 长春工业大学信息传播工程学院，长春 130012；2. 94580 部队，蚌埠 233000)

摘 要：针对普通粒子群优化算法难以在动态环境下有效逼近最优位置的问题，提出一种动态粒子群优化算法。设置敏感粒子和响应阈值，当敏感粒子的适应度值变化超过响应阈值时，按一定比例重新初始化种群和粒子速度。设计双峰 DF1 动态模型，用于验证该算法的性能，仿真实验结果表明其动态极值跟踪能力较强。

关键词：粒子群优化算法；动态；双峰 DF1 模型；敏感粒子

Dynamic Particle Swarm Optimization Algorithm

YU Xue-jing[1], MA Xiao-fei[2], XIA Bin[2]
(1. College of Information Broadcast Engineering, Changchun Industry University, Changchun 130012; 2. 94580 Army, Bengbu 233000)

【Abstract】Aiming at the problem that normal Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm can not approach the best position effectively in dynamic environment, this paper proposes a dynamic PSO algorithm. It sets sensing particle and response threshold. When sensing particle’s fitness change exceeds response threshold, the algorithm reinitializes the swarm and particle velocity. It designs double-hump DF1 dynamic model to validate the capability of this algorithm. Simulation experimental results show that it has high ability of dynamic extremum tracing.

【Key words】Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm; dynamic; double-hump DF1 model; sensitive particle

1 概述

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是计算机智能领域中，一种基于群体智能的优化算法。该算法最早由文献[1]提出，其基本概念源于对人工生命和鸟类捕食的研究。由于该算法收敛速度快、参数设置少，因此近年来受到学术界的广泛重视，已成为一种重要的优化工具，并在函数优化、神经网络训练、模式分类等工程领域得到广泛应用。但普通粒子群优化算法缺乏动态环境探测和响应能力，因此，本文对其进行改进。

2 动态粒子群优化算法

2.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法采用速度-位置搜索模型，每个粒子代表解空间的一个候选解，解的优劣程度根据优化目标由适应度函数决定。粒子群算法随机初始化一群粒子，第 i 个粒子在 d 维解空间中的位置表示为 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})$，粒子的飞行速度 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{id})$ 决定粒子在搜索空间迭代时的位移。采用如下公式进行迭代[2-3]：

$$v_i=\omega\times v_i+c_1\times rand\times(P_{best}(i)-x_i)+c_2\times rand\times(G_{best}-x_i) \quad (1)$$

$$x_{i+1}=x_i+v_{i+1} \quad (2)$$

其中，ω 为惯性权重；c_1 和 c_2 是非负的常数，一般取为 $c_1=c_2=1.494\ 45$；$rand$ 是随机数。每次迭代时，粒子通过动态跟踪 2 个极值来更新其速度和位置，第 1 个极值是个体极值 $P_{best}(i)=(P_{i1},P_{i2},\cdots,P_{id})$，是粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解。第 2 个极值是群体极值 $G_{best}=(G_1,G_2,\cdots,G_d)$，是粒子种群目前能达到的最优解。

2.2 动态粒子群优化算法描述

在静态环境下，每个粒子通过跟踪自身记忆的个体最优和种群记忆的全局最优得以逐渐逼近更优位置。但在动态环境下，记忆的个体最优位置和全局最优位置对应的适应度值是变化，粒子陷入对先前环境的寻优，因此，普通粒子群算法难以在动态环境下有效逼近最优位置。

为了跟踪动态极值，需要对粒子群算法做 2 个方面改进：(1)引入探测机制，使种群或粒子获得感知外部环境变化的能力；(2)引入响应机制，在探测到环境变化后，采用某种响应方式对种群进行更新，以适应动态环境。采用如下方法设计动态粒子群算法：先设置敏感粒子探测环境是否发生变化，把可行空间划分为 n_1 个均匀的子空间，在每个子空间内随机初始化 n_2 个敏感粒子，每次迭代时计算敏感粒子对应的适应度值 f_i，并计算相邻 2 次迭代适应度值差值 Δf_i，对所有差值绝对值求和 F。

$$\Delta f_i=f_i(k+1)-f_i(k) \quad (3)$$

$$F=\sum_{i=1}^{n}\left|\Delta f_i\right| \ \ (n=n_1\cdot n_2) \quad (4)$$

当 F 值不为 0 时，认为外部环境已发生变化，设定响应阈值 $F_{阈}$，当 F 值超过阈值 $F_{阈}$ 时触发响应，响应机制为按一定比例重新初始化粒子和粒子速度，描述如下：

$$\text{if } F>F_{阈} \quad \text{then}\begin{cases}V(i)=\boldsymbol{rand}(M)\times V_{\max}\\X(i)=\boldsymbol{rand}(M)\times X_{\max}\end{cases}$$

其中，$\boldsymbol{rand}(M)$ 为 M 维向量，其中任一元素为[0,1]内的随机数；$V(i)=[V_{i1},V_{i2},\cdots,V_{im}]$，$X(i)=[X_{i1},X_{i2},\cdots,X_{im}]$，表示从种群中选出的重新进行初始化的第 i 个粒子，m 表示粒子的维数；$V_{\max}$ 为粒子最大速度，一般取 $V_{\max}=X_{\max}$。

2.3 算法流程

动态粒子群算法流程如下：(1)把可行空间划分为 n_1 个均

作者简介：于雪晶(1979－)，女，讲师，主研方向：智能算法；麻肖妃，助教、硕士研究生；夏 斌，工程师
收稿日期：2009-08-05 **E-mail：**cbaxueyu@sina.com

匀子空间，在每个子空间内随机初始化 n_2 个敏感粒子，共生成 $n_1 \times n_2$ 个敏感粒子，计算敏感粒子适应度 $mf(i)(i=1,2,\cdots, n_1 \times n_2)$。(2)初始化参数。惯性权重 ω，学习因子 c_1, c_2，动态触发响应阈值 $F_{阈}$，初始化包括 n 个 m 维粒子的种群 pop，初始化粒子速度 V。(3)根据适应度函数计算每个粒子的适应度值 $f(i)$，根据适应度值得到个体极值 P_{best} 和群体极值 G_{best}，个体极值适应度值为 f_{Pbest}，群体极值适应度值为 f_{Gbest}。(4)根据式(1)和式(2)迭代产生新群体 pop'，根据适应度函数计算新群体中每个粒子的适应度值 $f(i)'$。(5)把新种群的适应度值 $f(i)'$ 同个体极值适应度值 f_{Pbest}、群体极值适应度值 f_{Gbest} 做比较，根据新种群的适应度值更新个体极值 P_{best} 和群体极值 P_{best}。(6)计算敏感粒子适应度值 $mf(i)'$，根据式(3)和式(4)求 F，若 $F > F_{阈}$，则按比例初始化种群和粒子速度，转(3)。(7)若满足结束条件，则算法结束，否则转(3)。

3 动态环境

3.1 动态环境定义

文献[4]按环境中最优值及其位置不同的变化情况，定义了 4 种动态环境：(1)最优值位置发生改变(记为 DE1)；(2)最优值位置保持不变，最优值发生改变(记为 DE2)；(3)最优值位置和最优值都发生改变(记为 DE3)；(4)对于复杂的高维系统，最优值位置或最优值的改变，可能发生在某一维或若干维，可能是独立的或同时的(记为 DE4)。

3.2 双峰 DF1 动态模型

利用 DF1 函数发生器构造了双峰 DF1 动态模型，试图在一个模型中清楚地模拟出各种动态环境(DE1～DE4)。DF1 函数发生器生成的动态环境中的锥体可分为 2 类：变化的锥体和不变的锥体。本文基于 DF1 函数发生器在环境中生成 2 个锥体，通过锥体位置和高度的变化模拟 DE1～DE4 这 4 种动态环境，称之为双峰 DF1 动态模型。

2 个锥体分别记为 cone1 和 cone2，其中，cone1 设定为不变的锥体，高度为 410，顶点位置为(25, 25)，其高度和顶点位置保持不变；cone2 定义为变化的锥体，顶点初始位置为(-25, -25)，初始高度为 450，其高度和顶点位置不断变化，变化规律为：迭代前 500 次，高度逐渐降低，每迭代 5 次降低 1，最终降低为 350，顶点位置由(-25, -25)逐渐变为(0, -25)，其后 500 次迭代中，高度逐渐升高，每迭代 10 次升高 3，最终高度升高为 500，顶点位置保持不变，最后再迭代 200 次，顶点高度不变，顶点位置由(0, -25)逐渐变为(25, -25)。图 1 描述了最优值随迭代次数的变化规律。

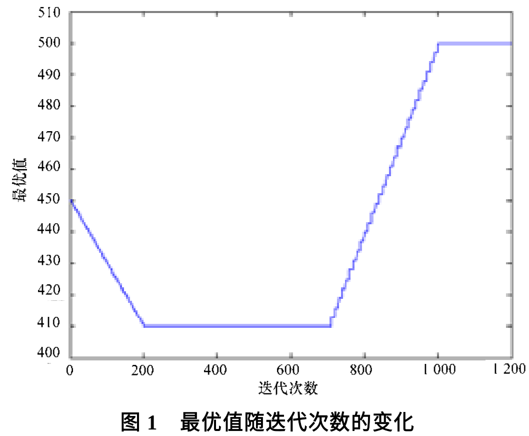

图 1 最优值随迭代次数的变化

图 2 为双峰 DF1 动态模型的三维视图，其中，cone1 顶点位置 P_1 为(25, 25)，高度 H_1 为 410，k=100 表示迭代次数，cone2 的顶点位置 P_2 =(-20, -25)与高度 H_2 =430。

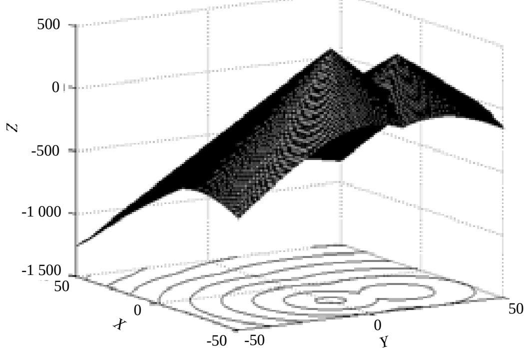

图 2 双峰 DF1 动态模型的三维视图

双峰 DF1 动态模型对各种动态环境的模拟情况如表 1 所示，对于第 4 种动态环境 DE4 的模拟，是贯穿于整个迭代过程的。对于 B1 段和 B2 段之间的环境，虽然最优值及其位置不改变，但该环境不同于常规的静态环境，因为局部位置(cone2 的影响区域)对应的次优解或其位置是不断改变的，本文将其定义为准动态环境，记为 DE0。

表 1 双峰 DF1 动态模型对动态环境的模拟

迭代区间	cone1		cone2		最优解	最优解位置	动态类型
	P_1	H_1	P_2	H_2			
A: k=1~200	不变	不变	右移	下降	H_2(下降)	P_2(右移)	DE3
B1: k=201~500	不变	不变	右移	下降	H_1(不变)	P_1(不变)	DE0
B2: k=501~700	不变	不变	不变	上升	H_1(不变)	P_1(不变)	DE0
C: k=701~1 000	不变	不变	不变	上升	H_2(上升)	P_2(不变)	DE2
D: k=1 001~1 200	不变	不变	右移	不变	H_2(不变)	P_2(右移)	DE1

4 仿真实验

用仿真实验测试该动态粒子群算法在复杂动态环境中的算法性能，动态环境采用模拟双峰 DF1 动态模型，敏感粒子共 100 个，在空间中均匀分布，敏感粒子适应度值为该点高度值，触发响应阈值 $F_{阈}$ =10，响应时种群初始化比例为 20%。种群规模 $n=20$，每个粒子为空间中的一个点，粒子适应度值为该点的高度值，每次迭代运行 1 200 次，算法共运算 10 次，跟踪的最佳适应度平均值同实际最大高度的误差如图 3 所示。

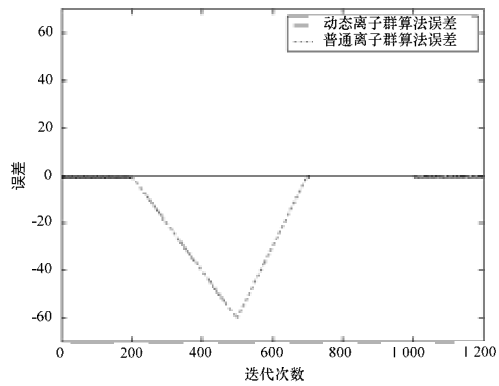

图 3 误差与迭代次数的变化关系

从图 3 可以看出，当迭代次数在 200 次~700 次之间且 $H_1 > H_2$ 时，静态粒子群算法不能跳出局部极值点，而动态粒子群算法具有良好的追踪动态极值的能力，当外部环境发生变化时，该算法能探测出环境变化，并通过按一定比例初始化种群和粒子速度的方式更新动态环境中的极值。

(下转第 197 页)