

一种改进的粒子群算法研究

董翠英, 曹晓月

(唐山学院 智能与信息工程学院, 河北 唐山 063000)

摘要: 为了克服粒子群算法易发生早熟收敛、后期迭代速度较慢、易陷入局部最优的缺点, 提出了一种改进的粒子群算法。该算法采用非线性动态自适应的更新权重, 进一步提高收敛速度; 通过引入差分进化算法中的交叉算子, 以提高算法的全局探索能力, 利用差分进化算法的变异策略产生候选解, 克服种群多样性的下降, 以跳出局部最优。利用该算法对 2 个测试函数进行寻优, 仿真结果表明, 文章提出的算法是一种收敛速度快、收敛精度高的全局寻优算法。

关键词: 粒子群算法; 差分进化算法; 自适应粒子群算法

中图分类号: O224; TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-349X(2018)06-0005-04

DOI: 10.16160/j.cnki.tsxyxb.2018.06.002

Study on an Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

DONG Cui-ying, CAO Xiao-yue

(School of Intelligence and Information Engineering, Tangshan University, Tangshan 063000, China)

Abstract: In order to overcome the shortcomings in the particle swarm optimization (such as premature convergence, slower iteration and tendency to local optimum), an improved particle swarm optimization algorithm is proposed. This algorithm adopts the nonlinear dynamic adaptive update weight to improve the convergence speed. The crossover operator in the differential evolution algorithm is introduced to improve the global exploration ability of the algorithm. The mutation strategy of differential evolution algorithm is used to generate candidate solutions to overcome the decline of population diversity and avoid the local optimum. The algorithm has been used to optimize the two test functions. The simulation result shows that the proposed algorithm is a global optimization algorithm with fast convergence speed and high convergence precision.

Key Words: particle swarm optimization; differential evolution algorithm; adaptive particle swarm optimization

0 引言

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 是一种基于群体的随机优化技术^[1], 是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群体智能的进化优化算法, 其思想

来源于人工生命和进化计算理论。PSO 算法具有的复杂度低、运算精度高、收敛速度快、需要设置和调整的参数较少等优点引起了学术界的重视, 并在解决实际问题中展示了其优越性, 如在函数优化、非线性系统的辨别、神经网络训

作者简介: 董翠英 (1976—), 女, 河北赵县人, 副教授, 硕士, 主要从事智能控制及优化算法研究。

练等领域有了很好的应用。但是,对 PSO 的研究还不完善,基本 PSO 还存在一些缺陷^[2-5],如收敛精度不高,迭代后期收敛速度慢,容易陷入局部优化。自适应粒子群算法^[6]在传统粒子群的基础上加入了按照非线性动态调整的惯性因子 W ,加速了算法的收敛速度,但加入非线性因子使得种群多样性丧失。本文提出将差分进化算法中的交叉算子用于保持种群多样性,以跳出局部寻优。差分进化算法(Differential Evolution,简称 DE)是一种新兴的群体进化算法,它通过模仿生物群体的个体间的合作与竞争所产生的启发式群体智能来指导搜索。1995年,R. Storn 和 K. Price 提出差分进化算法,主要用于解决切比雪夫多项式问题,后来研究出 DE 也可以解决复杂优化问题。差分进化算法是一种高效的全局优化算法,具有较强的收敛能力,可解决复杂的优化问题,如用于求解多目标、约束、高维、非凸非离散的数值优化问题。本文将结合粒子群算法和差分进化算法得到一种改进的粒子群优化算法。

1 PSO 算法和差分进化算法

1.1 PSO 算法

PSO 算法首先在可解空间初始化一群粒子,每个粒子都代表极值优化问题的一个潜在最优解,然后用位置、速度和适应度三项指标表示该粒子特征,适应度值由适应度函数计算得到,其值的好坏表示粒子的优劣。粒子在解空间中运动,通过跟踪个体极值 $pbest$ 和群体极值 $gbest$ 得以更新。个体极值 $pbest$ 是指个体所经历位置中计算得到的适应度值最优位置,群体极值 $gbest$ 是指种群中的所有粒子搜索到的适应度最优位置。粒子每更新一次位置,就计算一次适应度值,并且通过比较新粒子的适应度值和个体极值、群体极值的适应度值,来更新个体极值 $pbest$ 和群体极值 $gbest$ 位置。

假设在一个 D 维的搜索空间中,有 n 个粒子组成的种群 $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$,其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量 $X_i=[X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}]^T$,代表第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置,亦代表问题的一个潜在解。根据目标函数即

可计算出每个粒子位置 X_i 对应的适应度值。第 i 个粒子的速度为 $V_i=[V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD}]^T$,其中个体极值为 $P_i=[P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD}]^T$,种群的全局极值为 $P_g=[P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD}]^T$ 。

在每一次迭代过程中,粒子通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置,更新公式如下列公式所示:

$$v_{id}^{k+1} = w * V_{id}^k + c_1 * rand_1 * (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 * rand_2 * (gbest_j^k - x_{ij}^k), \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (2)$$

在(1)(2)式中, w 为惯性权重; $d=1, 2, \dots, D$; $i=1, 2, \dots, n$; k 为当前迭代次数; V_{id} 为粒子速度; c_1 和 c_2 为非负常数,称为加速度因子, $rand_1$ 和 $rand_2$ 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数。为防止粒子的盲目搜索,一般建议将其位置和速度限制在一定区间 $[-X_{max}, X_{max}]$ 和 $[-V_{max}, V_{max}]$ 。

1.2 差分进化算法

设当前进化代数 t , 群体规模为 NP , 空间维数为 D , 当前种群为 $X(t) = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_{NP}^t\}$, $x_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)^T$ 为种群中的第 i 个个体。在进化过程中,对于每个个体 x_i^t 依次进行变异、交叉和选择 3 种操作。

1.2.1 变异操作

对于每个个体 x_i^t 按下式产生变异个体 $v_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)^T$, 则

$$v_{ij}^t = x_{r_1j}^t + F(x_{r_2j}^t - x_{r_3j}^t), j=1, 2, \dots, D, \quad (3)$$

其中 $x_{r_1}^t = (x_{r_11}^t, x_{r_12}^t, \dots, x_{r_1D}^t)^T$, $x_{r_2}^t = (x_{r_21}^t, x_{r_22}^t, \dots, x_{r_2D}^t)^T$, $x_{r_3}^t = (x_{r_31}^t, x_{r_32}^t, \dots, x_{r_3D}^t)^T$ 是群体中随机选择的 3 个个体,并且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$; $x_{r_1j}^t$, $x_{r_2j}^t$, $x_{r_3j}^t$ 分别为个体 r_1, r_2, r_3 的第 j 维分量; F 为变异因子,又称缩放因子,一般取值于 $[0, 2]$,这里取 0.5,它控制着差异矢量的放大比例。当 F 较大时,差分进化算法能够保持较好的种群多样性,适用于搜索初期;当 F 较小时,则能够快速收敛。这样就得到了变异个体 v_i^t 。

1.2.2 交叉操作

由变异个体 v_i^t 和父代个体 x_i^t 得到试验个体 $u_i^t = (u_{i1}^t, u_{i2}^t, \dots, u_{iD}^t)^T$, 则

$$u_{ij}^t = \begin{cases} v_{ij}^t, & \text{if } \text{rand}[0,1] \leq CR \text{ or } \\ & j = j_rand \\ x_{ij}^t, & \text{if } \text{rand}[0,1] > CR \text{ and } \\ & j \neq j_rand \end{cases}, \quad (4)$$

其中, $\text{rand}[0,1]$ 是 $[0,1]$ 间的随机数; CR 是范围在 $[0,1]$ 间的常数, 称为交叉因子, CR 值越大, 交叉的可能性就越大; j_rand 是在 $[1,D]$ 随机选择的一个整数, 它保证了对于试验个体 u_i^t 至少要从变异个体 v_i^t 中获得一个元素。以上的变异操作和交叉操作统称为繁殖操作。

1.2.3 选择操作

差分进化算法采用的是“贪婪”选择策略, 即从父代个体 x_i^t 和试验个体 u_i^t 中选择一个适应度值最好的作为下一代的个体 x_i^{t+1} , 选择操作作为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t, & \text{if } \text{fitness}(x_i^t) < \text{fitness}(u_i^t) \\ u_i^t, & \text{other} \end{cases}, \quad (5)$$

其中, $\text{fitness}()$ 为适应度函数, 一般以所要优化的目标函数为适应度函数。

2 改进的粒子群算法

2.1 算法的步骤

标准粒子群算法初期收敛速度快, 后期收敛速度慢, 易陷入局部寻优的缺陷, 基于此出现了自适应的粒子群算法^[7]。所谓自适应粒子群算法, 是加入惯性因子 w 。较大的 w 值有利于提高算法的收敛速度, 而 w 较小时则有利于提高算法的收敛精度。对于 w 的控制经历了从固定值到线性变化再到非线性变化的过程。不同的进化策略有不同的优点, 在所有问题的解决上, 并没有哪一个进化策略能比其他进化策略更好。在一个算法中如果能够结合不同的策略的优点, 那么算法的性能能够达到更优。本文提出一种改进的自适应粒子群算法 (Improved adaptive PSO algorithm, 简称 IPSO), 采用的是非线性变化, 其更新公式为:

$$w' = w_{\max} (1 - \sqrt{t/t_{\max}}), \quad (6)$$

其中, t 是当前进化次数, $t_{\max}$ 是最大进化次数, $w_{\max}$ 为最大惯性权重。

但是因加入了非线性因子会使群多样性下

降, 陷入局部寻优, 故又加入了差分进化算法中的交叉算子来提高算法的全局探索能力, 保持种群多样性, 利用 DE 算法的变异策略产生候选解, 位置更新公式为:

$$x_{ij} = x_{r_1j} + F \cdot (x_{r_2j} - x_{r_3j}), \quad j=1,2,\dots,D, \quad (7)$$

其中 $i=1,2,\dots,N$; $r_1, r_2, r_3 \in \{1,2,\dots,N\}$, 是随机选取的 3 个个体, 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$; F 为 $[0,2]$ 之间的变异因子, 这里取 0.5。

此算法既保证了算法的速度, 又保证了算法的精度。算法的描述如下:

Step1: 初始化一群微粒 (群体规模为 m), 包括随机位置和速度;

Step2: 评价每个微粒的适应度;

Step3: 对每个微粒, 将其适应值与其自身经过的最好位置作比较, 如果较好, 则将其作为当前的最好位置 $pbest$;

Step4: 对每个微粒, 将其适应值与所有粒子经过的最好位置作比较, 如果较好, 则将其作为当前的最好位置 $gbest$;

Step5: 如果 $\text{rand} < \text{变异率}$, 采用差分交叉算子更新粒子位置, 否则根据标准粒子群算法来调整微粒速度和位置;

Step6: 未达到结束条件则转 Step2。

IPSO 算法的流程如图 1 所示。

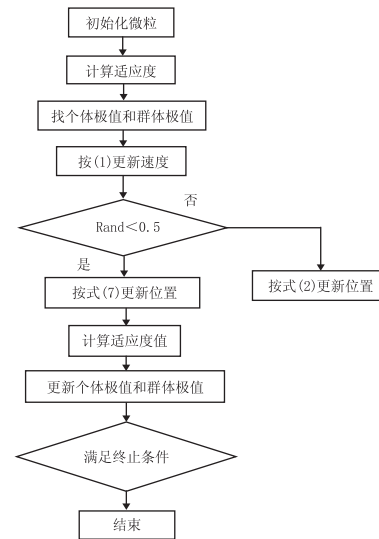


图 1 IPSO 算法的流程

2.2 仿真与分析

为证明该算法的性能, 本文选择了 2 个经

典的函数进行测试。

F_1 : Ackley 函数

$$f_1(x) = -20 \exp \left[\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right] - \exp \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right] + 22.732, (x \in [-20, 20]),$$

$$\min f_1(x) = 0,$$

F_2 : Griewank 函数

$$f_2(x) = \frac{1}{400} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1,$$

$$(x \in [-500, 500], \min f_2(x) = 0)。$$

为证明算法的性能,将本文算法与标准粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)在精度、维度、收敛速度方面作对比试验。其中参数设置为:群体规模均为 30,在标准 PSO 算法中,惯性因子取值为 0.5,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$;在 IPSO 算法中,惯性因子从 1.05 非线性减到 0.05, $c_1 = c_2 = 2$,变异因子 $F = 0.5$;每种算法的最大迭代次数为 2 000。每种算法的测试函数上随机运行 10 次求其平均值。维度设置为 2 维、10 维、30 维。表 1 表 2 分别是函数 f_1, f_2 采用不同算法的实验结果。

表 1 函数 f_1 的实验结果

函数	维数	理论值	PSO 平均值	GA 平均值	IPSO 平均值
f_1	2	0	7.993 6E-15	0.034 75	8.881 8E-16
	10	0	0.397 0	0.186 41	4.440 9E-15
	30	0	4.518 6	6.858 47	1.072 7E-08

表 2 函数 f_2 的实验结果

函数	维数	理论值	PSO 平均值	GA 平均值	IPSO 平均值
f_2	2	0	0.002 47	0.008 33	0.000 74
	10	0	0.862 29	0.213 82	0.007 53
	30	0	0.975 13	9.178 72	0.014 28

由表 1 可知,对于 f_1 函数而言,在 2 维、10 维、30 维时,IPSO 算法最优值均优于 PSO,GA 算法。

对于 f_2 函数而言,在 2 维、10 维、30 维时,IPSO 算法的最优值均优于 PSO,GA 算法。

这两个函数的图像和在 3 个算法下的适应度值进化曲线如图 2,图 3 所示。

由图 2 可以看出,PSO 算法在迭代初期收敛速度比较快,在大约迭代 200 次便得到了最

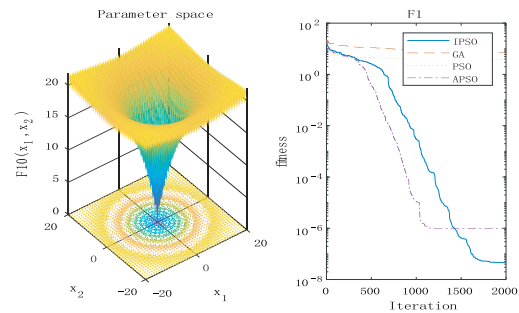


图 2 函数 f_1 的进化曲线

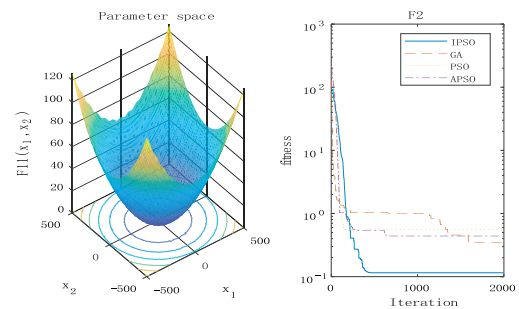


图 3 函数 f_2 的进化曲线

优值,精确度在 10^{-15} 左右;IPSO 算法初期迭代速度没有 PSO 算法快,但最后精度和 IPSO 算法一样。由图 3 可知,IPSO 算法迭代速度是最快的,在 1 400 次左右陷入局部寻优,但最后跳出了局部寻优,最后精度在 10^{-14} 左右,说明对粒子群算法的改进是有效的。

3 结论

本文提出的一种改进的自适应粒子群算法,是在传统自适应粒子群算法的基础上,引入了差分进化算法中的交叉算子来提高算法的全局探索能力,利用 DE 算法的变异策略产生候选解,来克服种群多样性的下降,从而跳出局部最优。通过对 2 个典型基准函数的优化问题测试了 IPSO 算法的性能,同时与标准粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)算法进行了比较。仿真结果表明,本文提出的算法是一种收敛速度快、收敛精度高的全局寻优算法。

参考文献:

- [1] KENNEDY J, EBHART R C. Particle swarm [C]. Proceeding of IEEE international conference on neural networks, Perth, , Australia, 1995, 1942-1948. (下转第 37 页)

5 结论与展望

道路交叉口是城市交通的结点,同时也是公交车辆运行是否畅通的关键点,公交优先控制系统为解决公交车辆通过交叉口的难题提供了重要技术手段。本项目采用无线传感网络,实现公交车辆精确定位检测、车辆与交叉口的信息交互,最终达到了提高公交的运行速度的目的,取得了良好的社会效益,具有很好的推广价值。

参考文献:

- [1] 应世杰,闫欢欢,张博. 基于 ZigBee 无线通讯的快速公交信号优先系统研究[J]. 中国

智能交通,2009(8):93-95.

- [2] 陆锡明. 快速公交系统[M]. 上海:同济大学出版社,2005.
[3] 陈军. 公交信号优先控制及其在 BRT 中的应用[D]. 长沙:中南大学,2009.
[4] 蒋光胜,梁乙朝,关积珍. 奥运中心区公交信号和 VIP 车辆紧急优先的设计与实现[J]. 交通运输系统工程与信息,2008(6):101-106.
[5] 闫欢欢,梁子君,石勇. VS-PLUS 公交信号优先控制系统[J]. 工程技术,2015(31):35-37.

(责任编辑:夏玉玲)

(上接第8页)

- [2] 李鑫滨,马阳,鹿鹭. 一种基于校正因子的自适应简化粒子群优化算法[J]. 燕山大学学报,2013,37(5):453-459.
[3] 赵志刚,张振文,张福刚. 自适应扩展的简化粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(18):45-47.
[4] 韩江洪,李正荣,魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报,2006(10):2969-2971.
[5] 徐刚,瞿金平,杨智韬. 一种改进的自适应

粒子群优化算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2008(9):6-10.

- [6] PRICE K V, STOM R M, LAMPINEN J A. Differential evolution-a practical approach to global optimization[J]. Springer Optimization & Its Applications, 2005, 5(2):1-24.
[7] 翟金涛,高兴宝. 一种自适应交替的粒子群差分进化优化算法[J]. 纺织高校基础科学学报,2012,25(3):379-383.

(责任编辑:夏玉玲)