

改进粒子群算法在乙烯收率软测量中的应用^①

王海燕, 胡泽浩

(上海电力学院 自动化工程学院, 上海 200090)

摘要: 针对粒子群算法(PSO)容易陷入局部收敛的问题, 提出一种引入反动因子并结合引力定律的方法来改进算法, 增强其寻优能力, 该改进算法命名为: GPSO 算法. 该算法利用引力定律快速确定粒子的寻优方向, 寻优过程中当粒子陷入局部最优时利用反动因子的引入使粒子跳出局部最优. 仿真实验证明该改进算法在收敛速度和寻优能力上都取得了显著效果. 最后, 用改进的算法优化BP神经网络的参数, 获得了乙烯裂解转化率模型, 实验结果表明, 基于改进算法的神经网络模型能够较好地预测乙烯裂解转化率.

关键词: 粒子群算法; 引力定律; 反动因子; 乙烯收率

Application of Improved Particle Swarm Algorithm in the Soft Measurement of Ethylene Yield

WANG Hai-Yan, HU Ze-Hao

(College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: According to the problem that the particle swarm optimization (PSO) is easy to fall into local convergence, a new method named GPSO algorithm is proposed to improve the algorithm, which is based on the reaction factor and the law of gravity. The algorithm uses the gravity law to quickly determine the optimal direction of the particles. When the particles fall into local optimum, the particles are drapped out of local optimum. The simulation experiments show that the improved algorithm has achieved remarkable results in the convergence speed and the optimization ability. Finally, the model of ethylene cracking conversion was obtained by using the improved algorithm to optimize the parameters of BP neural network. The experimental results show that the neural network model based on the improved algorithm can better predict the conversion rate of ethylene.

Key words: particle swarm optimization algorithm; law of gravitation; reactionary factor; ethylene yield

随着生物学研究的发展, 人类对自然界生物系统内部规律的认识也越来越深入. 通过对生物内部规律的研究和应用, 在智能优化算法领域, 涌现出一系列新的仿生智能算法. Eberhart 博士和 Kennedy 博士^[1,2]通过深入研究鸟群的捕食行为, 提出了一种新型群体智能算法——粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO). 通过将群体之间的信息交流和个体的行为自由随机结合在一起产生群体智能, 对优化搜索进行指导. PSO 基本算法是一种基于迭代的优化算法, 其迭代的依据就是个体的“飞行速度—空间位置”. 它巧妙的把群体内部个体联系起来, 通过彼此之

间的协同与合作实现寻优. 由于其模型借鉴于力学的速度位置模型, 故该算法建模简单且易于实现. 自提出以来, PSO 算法得到了广泛的关注, 许多专家学者对其进行了研究, 提出了各种各样的改进策略和优化方法. 文献[3]提出一种惯性权值线性递减 (Linearly decreasing weight, LDW) 的方法来改进 PSO 算法; 文献[4]通过在算法中引入收缩因子改善 PSO 算法的收敛性; 文献[5]通过将选择机制引入, 对基本 PSO 算法进行改进; 文献[6]通过借鉴生物学上的繁殖理论, 提出了杂交 PSO (Hybrid PSO, HPSO) 算法; 文献[7]将模拟退火引入 PSO 算法. 以上改进算法虽然在低维寻

^① 基金项目:上海市电站自动化技术重点实验室(13DZ2273800)

收稿时间:2015-07-17;收到修改稿时间:2015-08-24

优上都取得了比较好的效果,但是对 PSO 高维易早熟问题的研究还不够深入。

本文将引力定律和反动因子的思想引入到 PSO 算法中,为解决 PSO 算法高维易早熟的问题提供了一种新思路。利用引力定律加快粒子寻优速度,引入反动因子避免粒子陷入局部最优,两者各司速度和灵活度的功能。将改进算法和基本 PSO 等算法进行仿真比较,并将改进算法(GPSO)应用到乙烯收率软测量模型的建模中。

1 改进粒子群算法

1.1 基本粒子群算法

粒子群优化算法^[1-2](PSO)是受到鸟群觅食的启发而提出的一种群体智能优化算法。PSO 算法是一种被普遍研究的算法,其核心是粒子的速度和位置更新公式,如公式(1)所示。

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_{id}^k 和 v_{id}^k 分别表示第 k 次迭代时第 i 个粒子位置和速度; w 为惯性权重; p_{id}^k 表示第 i 个粒子的个体最优值 $pbest$; p_{gd}^k 表示全局最优值 $gbest$; $c1$ 和 $c2$ 表示影响因子; $r1$ 和 $r2$ 表示(0,1)范围内的随机数。迭代的终止条件一般为最大迭代次数或者预先设定的阈值。

1.2 引力定律结合扰动变量的方法改进粒子群算法

1.2.1 万有引力定律的引入

基本 PSO 采用随机优化的方式,初始化为一群随机粒子(其中粒子的位置信息对应于随机候选解)。然后粒子通过跟踪个体极值和全局极值进行更新,在迭代次数不超限的情况下进行迭代寻找全局最优解。然而由于更新速度限制、重复搜索和局部极值陷阱等问题,造成粒子的收敛速度会变慢而且易陷入局部最优。针对粒子的收敛速度变慢的问题,决定引入万有引力定律^[8]来改善其收敛速度。根据万有引力定律,把粒子看成空间中的质点,由万有引力定律可知,质点的受力与其质量成正比,与两质点空间距离的二次方成反比。

$$F = G \frac{m_1 * m_2}{(r_1 - r_2)^2} \quad (2)$$

公式 2 中, F 表示受力, G 为引力常量, $m1, m2$ 表示质点的质量, $r1, r2$ 表示质点的空间位置。质点 $m1$ 的受力受 G, m, r 三个因素的影响,由于 G 是常量,所以只

受质量 m , 距离 r 的影响,尤其是 r 的变化会对受力产生很大的影响。根据这一特性,将引力定律引入 PSO 算法中,把粒子看成是有质量的质点,但是为了消除质量给定值不同所带来结论的差异,决定假设所有粒子的质量都是相等的为 1 克,即粒子在质量上是无差异的。PSO 算法主要考察的就是当前点距离最优点的距离的问题,由于通过设置已经消除了粒子质量上的差异,因此能够更加准确地研究距离对于粒子质点受力的影响。单个粒子 i 在寻优空间中的受力为:

$$F_{id}^k = \sum_{j=1}^N c_j \xi_j \frac{1}{|x_{id}^k - x_{jd}^k|^m} \frac{(x_{id}^k - x_{jd}^k)}{|x_{id}^k - x_{jd}^k|} \quad (i \neq j) \quad (3)$$

其中, F_{id} 表示粒子 i 在寻优空间的受力, x_{id}, x_{jd} 分别为粒子 i, j 在寻优空间的位置。由公式 3 可以计算所有粒子的受力情况,但是由于粒子所处普通位置对于寻优没有个体最优位置对于寻优所起作用大,我们所关心的是粒子历史最优位置。并以此最优位置为参考点考察粒子的受力进而判断其寻优的方向。改进算法的基本出发点就是源于此,以粒子 i 的个体最优作为其他粒子的寻优搜索方向,同时粒子 j 的个体最优位置也作为除自己之外的其他粒子的参考寻优方向,以此类推,实现彼此间的互耦合。

由于 PSO 算法高维易早熟的最大原因就是粒子单向的受当前最优位置的信息引导所致,而解决这一问题的关键就是信息尽可多的共享。而引力定律的引入恰恰可以通过各粒子历史最优位置的互相影响很好地解决了这一问题,一方面由于各粒子之间通过引力实现互相影响,从而信息便得到了充分的共享;另一方面由于粒子受力的唯一因素就是距离的大小,以各历史最优位置作为参考点,每一个粒子必然能够找到对自身引力最大的粒子,进而能快速实现寻优。这样一来,通过引力定律公式可以算出相对于历史最优位置最近的点的受力最大,进而可以根据受力方向确定搜寻方向,加快收敛速度,且由于信息的充分共享粒子对全局的认识更加全面,对避免陷入局部最优也起了一定作用。

1.2.2 引入反动因子

引力定律的引入对于粒子的收敛速度产生了很大的提高,也增强了粒子之间的信息共享,但粒子群算法高维易早熟的状况依然没有很大的改善。为了解决这一问题,进一步改善算法在高维寻优方面的性能,改进算法又引入反动因子^[9]来实现这一目的。该思想

源于哲学里“动极思静，静极思动”的原理。对距离全局最优位置一个范围 e 内的个体数量进行记录，若数量大于阈值 a ，则给予粒子一个反作用力 f 。这样粒子能够向更大的空间进行搜寻，防止算法陷入局部最优。这样的改进方法能够确保粒子的多样性，使粒子能够及时跳出局部最优，提高了其全局寻优能力。

同时考虑到为了确保算法局部寻优能力的不被破坏，改进算法对引入反动因子时的局部聚集度的阈值进行了测试。最终选择为总粒子数的 $2/3$ 作为引入反动因子的阈值，只有大于该阈值才引入反动因子，其他情况下 $c_j=1$ ，即不引入反动因子，这样就能保证算法在局部寻优能力得到保证。改进后，粒子根据公式(6)和公式(7)来更新自己的速度和位置：

$$e_i = \sum_{d=1}^m (p_{gd}^k - x_{id}^k)^2 \quad (4)$$

$$\begin{cases} a = a + 1 & e_i > e \\ a = a & e_i \leq e \end{cases} \quad (5)$$

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + \sum_{j=1}^N c_j \xi_j \frac{1}{|p_{id}^k - x_{id}^k|^n + |p_{id}^k - x_{jd}^k|} (p_{id}^k - x_{id}^k) + r_{1d} (p_{id}^k - x_{id}^k) + r_{2d} (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad a > 2N/3 \quad (6)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad a > 2N/3 \quad (7)$$

其中， x_{id}^k 和 v_{id}^k 分别表示第 k 次迭代时第 i 个粒子位置和速度； e_i 表示粒子距离全局最优位置的空间距离； e 表示空间范围阈值； a 表示聚集在这一范围内的粒子数； x_{jd}^k 表示第 k 次迭代时第 j 个粒子的位置； w 为惯性权重； p_{id}^k 表示第 i 个粒子的个体最优值 $pbest$ ； p_{gd}^k 表示全局最优值 $gbest$ ； c_j 表示反动因子，经测试取 2； ξ_j, r_{1d} 和 r_{2d} 表示(0,1)范围内的随机数。迭代的终止条件一般为最大迭代次数或者预先设定的阈值。

1.3 GPSO 算法流程

为了解决基本 PSO 算法高维易早熟的问题，本文通过引入引力定律和反动因子的方法，提出了改进的 GPSO 算法。改进 GPSO 算法的初始化粒子方法同基本 PSO 算法类似，在粒子速度更新步骤上引入引力定律，改变了粒子的速度和位置更新方式。然后通过对全局最优值处聚合度的判断，根据判定结果判断是否加入反动因子来调整粒子的更新速度。最后利用新的速度和位置更新公式更新粒子的速度和位置，实现改进算法的寻优。改进算法流程如图 1。

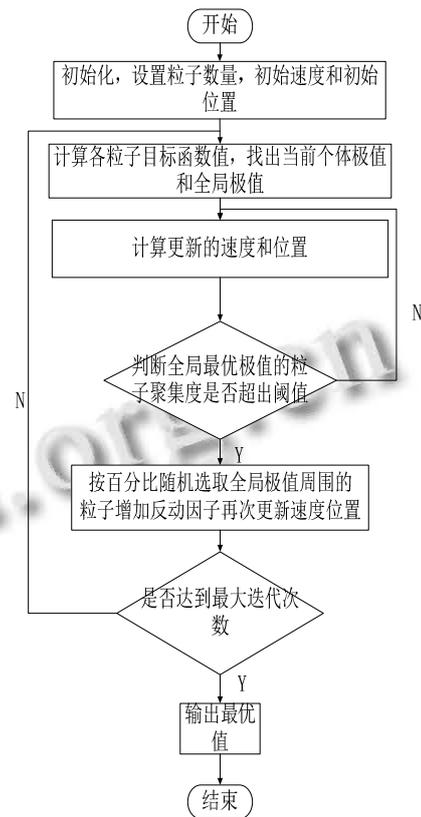


图 1 GPSO 算法流程图

1.4 测试函数测试的结果

为了验证改进后算法的性能^[10,11]，测试改进算法在高维多峰函数上的寻优能力。分别将 GPSO 算法与 BBOPSO 算法，基本 BBO 算法，基本 PSO 算法分别在几个典型标准测试函数上进行测试，然后比较测试结果。为准确性和公平性，涉及到的算法相同参数均设置为一样，本文研究实验参数设置为：群体大小 $NP=50$ ，最大迭代次数 $Maxgen = 100$ ，维数 $D=20$ ；BBO 算法和 BBOPSO 算法中， $I=E=1.0$ ，最大变异概率 $Mmax=0.01$ ；PSO 算法和 BBOPSO 算法中， $w=0.3$ ， $c1=c2=cj=1$ ；实验环境：操作系统 windows7，corei5CPU(2.60GHz)，内存 4GB，算法运行平台 Matlab R2011a。每个算法分别独立运行测试函数 150 次，测试函数仿真结果对比如表 1 所示，关于测试函数 Quartic 函数的寻优结果如图 2 所示。

4 个测试函数中，f1 和 f2 为单峰函数，是用来测试算法的收敛能力的，而 f3 和 f4 为多峰函数，是用来测试算法全局寻优能力及跳出局部收敛的能力的。从表 1 的数据中可以看出，在 f1 和 f2 两个单峰标准测试

函数中的寻优结果中,与其他算法相比,改进算法的收敛速度和精度都相对较好;在 f3 和 f4 两个多峰函数中寻优结果中,与其他算法相比,改进算法能够比较好的避免陷入局部最优,在全局寻优效果上也相对更好.通过图 2 中的四条仿真曲线可以更加明显的看出:GPSO 和 BBOPSO 的收敛精度与经典的 PSO, BBO 相比有了显著地提高,而且 GPSO 的收敛精度比 BBOPSO 的还要稍稍高一点.基本 BBO 的收敛速度是最快的,改进算法由于增加了搜索流程牺牲了一定的速度,但总体来说收敛速度还是满足要求的.综合来说改进的算法对 PSO 的收敛速度和精度有了很大提高而且收敛能力和其他改进算法比较也是有优势的.

表 1 算法独立 150 次得到的最优值和平均值

指标	算法	Quartic(f1)	Rosenbrok(f2)	Rastrigin(f3)	Schwefel2.22(f4)
最优值		0.4672	200.9863	121.3042	23.5238
平均值	PSO	2.8935	603.4012	173.4533	39.5879
时间		0.9543	1.1043	1.0937	0.9864
最优值		4.0138e-4	26.4508	9.6750	2.4210
平均值	BBO	0.0054	78.6127	18.7216	3.7037
时间		0.6210	0.6436	0.7354	0.7029
最优值		3.2124e-4	23.5082	7.1607	1.9358
平均值	BBOPSO	0.0043	68.5740	17.9630	3.4306
时间		0.8310	0.8762	0.8963	0.8513
最优值		2.6305e-4	21.0438	6.7644	1.5209
平均值	GPSO	0.0038	64.4073	17.3559	3.1673
时间		0.8542	0.8693	0.8341	0.9043

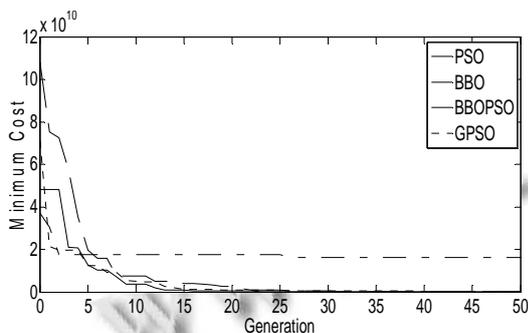


图 2 测试函数结果对比图

2 基于改进 PSO 算法的石脑油裂解的乙烯收率测量模型

通过分析乙烯生产工艺发现,乙烯裂解过程中主要操作参数是温度,压力,稀释比,烃分压,炉口温度等,综合考虑最终确定选择 7 个影响较大的变量作为软测量模型的辅助变量,即裂解炉的炉出口平均温度、炉燃料气流量,石脑油进料流量、循环乙烯平均

值、炉出口压力、横跨温度、炉出口温度,模型输出为裂解炉出口乙烯收率.以某厂 2013 年 4 月实际运行的裂解炉生产乙烯的日报表数据和 DCS 数据采集器作为原始数据,经过舍弃异常数据,得到建模样本.

本文共采集 820 组数据,通过预处理,剔除 20 组错误明显的数据.选择其中 700 组数据作为训练样本,用于训练神经网络模型,剩余的 100 组数据用于测试,以检验模型的泛化能力. BP 神经网络建模,网络结构为 7-10-1,用 GPSO 算法优化 BP 神经网络初始权值和阈值,GPSO-NN 模型训练输出和测试输出分别如图 3 和图 4 所示.

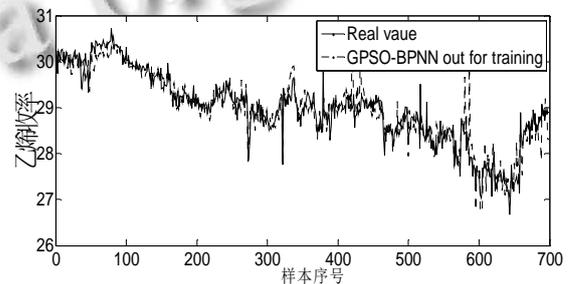


图 3 GPSO-NN 软测量模型训练数据预测

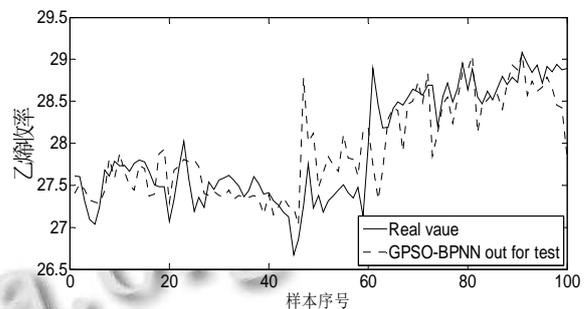


图 4 GPSO-NN 软测量模型测试数据预测

3 结论

本文首先提出了利用引力定律结合反动因子的方法改进基本 PSO 算法,得到改进算法即 GPSO 算法. GPSO 算法利用引力定律来加强寻优速度,同时加入反动因子使算法保持较强的搜索能力.然后将 GPSO 算法,基本 PSO 算法,基本 BBO 算法和改进 BBO 算法进行仿真测试,测试结果表明 GPSO 具有更好的优化效果.最后将改进算法应用在乙烯裂解炉乙烯收率模型建立上,所建模型精度较高,为乙烯裂解生产操作更加科学规范化,提供了一定依据,可以为生产做一定的指导.

参考文献

- 1 Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. IEEE International Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center. 1995. 1942–1948.
- 2 Kennedy J, Eberhart RC. Swarm Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann division of Academic Press, 2001.
- 3 Eberhart RC, Shi Y. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources. Proc. 2001 Congress on Evolutionary Computation. Seoul, South Korea. 2001. 81–86.
- 4 Shi Y, Eberhart RC. A modified particle swarm optimizer. Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation. Anchorage, AK, USA. 1998. 69–73.
- 5 Maurice Clerc. The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization. Proc. Congress on Evolutionary Computation. Washington, DC. 1999. 1927–1930.
- 6 Eberhart RC, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. Proc. Congress on Evolutionary Computation. San Diego, California, USA. 2000. 84–88.
- 7 Lovbjerg M, Rasmussen TK, Krink T. Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations. Proc third Genetic and Evolutionary Computation Conference. 2001.
- 8 Roy PK, Ghoshal SP, Thakur SS. Biogeography-based optimization for economic load dispatch problems. Electric Power Components and Systems (S1532-5008), 2010, 38: 166–181.
- 9 陈如清,俞金寿.基于带扰动项粒子群算法的软测量建模,华东理工大学学报(自然科学版),2007,3(6):414–418.
- 10 Simon D, Ergezer M, Du DW, Rarick R. Markov models for biogeography-based optimization. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics (S1083-4419), 2011, 41(1): 299–306.
- 11 陈邵武,宋书群,张凌波,顾幸生.改进生物地理学甲醇合成转化率软测量.系统仿真学报,2014,26(1):17–22.