

# PSO 算法原理及应用

唐 俊

(同济大学 软件学院, 上海 200092)

**摘 要:**粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法在众多的优化问题上都表现出有益的性能,已经开始广泛应用于实际工程项目中。回顾了 PSO 算法的发展过程,介绍了 PSO 算法的基本原理,在标准 PSO 算法的基础上,介绍了 tsPSO、EOPSO 和 MPSO 等扩展算法,对几种改进算法的性能和改进效果进行了总结。并对 PSO 算法在电网规划和建筑结构损伤中的应用进行了仿真实验。实验结果表明,改进的 PSO 算法能够在一定时间内给出令人满意的优化方案,符合工程应用的实际要求,具有推广意义。

**关键词:**粒子群算法; PSO 应用; 电网规划; 结构损伤检测

**中图分类号:** TP181

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2010)02-0213-04

## Principle and Application of PSO Algorithm

TANG Jun

(School of Software Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** PSO (Particle swarm optimization) algorithm in a large number of optimization problems have shown the beneficial properties, have been extensively used in practical projects. Reviewed the development process of PSO algorithm, introduced the basic principle of PSO algorithm, on the basis of the standard PSO algorithm introduced tsPSO, EOPSO and MPSO such as the expansion algorithm, several improvements to the algorithm to improve the performance and results are summarized. PSO algorithm applications simulated in network planning and construction of structural damage. The experimental results show that the improved PSO algorithm can be given a certain period of time satisfactory to optimize the program, in line with the actual requirements of engineering applications, with the promotion of significance.

**Key words:** particle swarm optimization; PSO applications; network planning; structural damage detection

## 0 引 言

粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法于 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 共同开发<sup>[1]</sup>。PSO 算法源于对鸟群觅食行为的研究。研究者发现鸟群在飞行过程中经常会突然改变方向、散开、聚集,其行为不可预测,但其整体总保持一致性,个体与个体间也保持着最适宜的距离。

由于 PSO 算法容易理解、易于实现,所以 PSO 算法发展很快。目前已被 PSO 算法“国际进化计算会议”(IEEE International Conferences on Evolutionary Computation, CEC)列为一个讨论专题。

除了标准 PSO 算法外,还有很多改良的算法以及与其他算法相结合的混合算法。首先介绍标准 PSO 算法原理,及几种最新的扩展 PSO 算法,包括唐俊提出的 EOPSO<sup>[1]</sup>,王晖在 PSO 算法中引入了一种多母交叉算子进行算法改良<sup>[2]</sup>,胡旺提出的带极值扰动的简化粒子群优化(extremum disturbed and simple particle swarm optimization, tsPSO)算法<sup>[3]</sup>。在混合算法方面,刘波等将 PSO 算法和蚁群算法进行了融合,优化了 XML 群体智能搜索<sup>[4]</sup>,王博提出了一种基于 GAs 和 PSO 组合算法的 PID 控制器参数自整定方法<sup>[5]</sup>。最后对 PSO 算法在各行业的实际应用进行介绍,重点介绍了 PSO 算法在建筑结构损伤检测中的应用。

## 1 标准 PSO 算法

PSO 其基本思想是:将所优化问题的每一个解称为一个微粒,每个微粒在  $n$  维搜索空间中以一定的速度飞行,通过适应度函数来衡量微粒的优劣,微粒根据自己的飞行经验以及其他微粒的飞行经验,来动态调

收稿日期:2009-05-29;修回日期:2009-08-10

基金项目:湖南省自然科学基金项目(09JJ3116);湖南省教育厅科研基金项目(08D031)

作者简介:唐 俊(1980-),男,讲师,高级工程师,硕士,CCF 会员(E20-0012235M),系统分析师,研究方向为 SOA、人工智能、信息系统安全。

整飞行速度,以期向群体中最好微粒位置飞行,从而使所优化问题得到最优解<sup>[6]</sup>。

标准 PSO 算法描述为:假设搜索空间为  $d$  维,种群中有  $N_p$  个粒子,那么群体中的粒子  $i$  在第  $t$  代的位置表示为一个  $d$  维向量  $x_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t)$ 。粒子的速度定义为位置的改变,用向量  $v_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{id}^t)$  表示。粒子  $i$  的速度和位置更新通过公式(1)和(2)可以得到。

$$v_{ij}(t+1) = w \cdot v_{ij}(t) + c_1 \cdot \text{rand1}_{ij} \cdot (pbest_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot \text{rand2}_{ij} \cdot (gbest_j(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

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

$t$  为粒子更新迭代次数。在第  $t$  代,粒子  $i$  在  $d$  维空间中所经历过的“最好”位置记作  $p_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t)$ ;粒子群中“最好”的粒子位置记作  $p_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gd}^t)$ ;  $w$  为惯性系数;  $c_1$  和  $c_2$  为加速系数;  $r_1$  和  $r_2$  为区间  $[0, 1]$  服从均匀分布的两个独立随机数。参数  $w, c_1, c_2$  的取值依赖于具体问题。

## 2 几种改进的 PSO 算法

标准 PSO 算法收敛快,但也存在着精度较低,易发散等缺点。很多学者都致力于提高 PSO 算法的性能。

### 2.1 带极值扰动的简化粒子群优化(tsPSO)

四川大学的胡旺博士针对基本粒子群优化(basic particle swarm optimization, bPSO)算法容易陷入局部极值、进化后期的收敛速度慢和精度低等缺点,采用简化粒子群优化方程和添加极值扰动算子两种策略加以改进,提出了简化粒子群优化(simple particle swarm optimization, sPSO)算法、带极值扰动粒子群优化(extremum disturbed particle swarm optimization, tPSO)算法和基于二者的带极值扰动的简化粒子群优化(extremum disturbed and simple particle swarm optimization, tsPSO)算法。

对 bPSO 方程式和 sPSO 方程式添加极值扰动算子后的形式为:

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (r_3^{>T_0} p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (r_4^{>T_0} p_{gd} - x_{id}) \quad (3)$$

$$x_{id}^{t+1} = \omega x_{id}^t + c_1 r_1 (r_3^{>T_0} p_{id} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (r_4^{>T_0} p_{gd} - x_{id}^t) \quad (4)$$

优化实验结果表明:sPSO 能够极大地提高收敛速度和精度;tPSO 能够有效摆脱局部极值点;以上两种策略相结合,使得 tsPSO 以更小的种群数和进化世代数获得了更好的优化效果,从而使得粒子群优化算法更加实用化。

### 2.2 扩展的相对基粒子群优化(EOPSO)

唐俊等人提出的扩展的相对基粒子群优化算法(Enhanced Opposition-based Particle Swarm Optimization, EOPSO)结合了标准粒子群算法和相对基学习(opposition-based learning, OBL)的特点,通过 8 种常用的基准测试表明 EOPSO 执行结果要明显优于标准的 PSO 和相对基 PSO。

扩展相对数<sup>[7]</sup>定义:令  $x \in [a, b]$  为一个实数,扩展相对数  $x^e$  定义为:

$$E = (a + b)/2 \quad (5)$$

$$x^e = \begin{cases} E + (x^* - E) \cdot \text{rand}(0, 1), & \text{if } x < E \\ E + (E - x^*) \cdot \text{rand}(0, 1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$E$  是一个临时变量,  $\text{rand}(0, 1)$  是一个  $[0, 1]$  之间的随机数,扩展相对点的定义和相对点的定义类似。

从数学上可以证明,对于一个黑盒的优化问题(这意味着可以在全局任何地方出现最佳的搜索空间),扩展相对点  $x^e$  比相对点  $x^*$  更能够搜索到全局最优解。证明如下:

定理:给出一个点  $x$ , 它的相对点  $x^*$  和扩展相对点  $x^e$ , 并且给出到全局最优点的距离  $d(\cdot)$  和概率函数, 已知

$$P_r[d(x^e) < d(x^*)] > 1/2 \quad (7)$$

扩展相对基 PSO: 假设目前的粒子是  $P_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ , 它的扩展相对粒子是  $EOP_i = (x_{i1}^e, x_{i2}^e, \dots, x_{in}^e)$ 。EOP <sub>$i$</sub>  的速度保持与  $P_i$  一致, 并按同样的方向飞行。如果  $f(EOP_i)$  比  $f(P_i)$  更优, 就用 EOP <sub>$i$</sub>  对  $P_i$  进行更新, 否则保持  $P_i$  不变。EOP <sub>$i$</sub>  的计算机公式如(8)(9):

$$E_{ij} = (a_j(t) + b_j(t))/2 \quad (8)$$

$$EOP_{ij} = \begin{cases} E_{ij} + (OP_{ij} - E_{ij}) \cdot \text{rand}(0, 1), & \text{if } P_{ij} < E_{ij} \\ E_{ij} + (E_{ij} - OP_{ij}) \cdot \text{rand}(0, 1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中的  $E_{ij}$  是一个临时值,  $a_j(t)$  和  $b_j(t)$  在 OPSO 算法中定义,  $P_{ij}$  是群体中第  $j$  个粒子的第  $j$  个位置矢量,  $OP_{ij}$  是  $P_{ij}$  的相对点, EOP <sub>$ij$</sub>  是  $P_{ij}$  的扩展相对点,  $\text{rand}(0, 1)$  是一个  $[0, 1]$  之间的随机数, EOPSO 算法的主要步骤如表 1 所示。

### 2.3 基于粒子变异的改进粒子群算法(MPSO)

冯骏提出了一种基于粒子变异的改进粒子群算法(MPSO)<sup>[8]</sup>。MPSO 针对基本及其改进算法表现出强烈的趋同性的特点, 通过改变部分粒子的运动方向来维持和增加种群的多样性, 提高粒子群算法对解空间的搜索能力。算法的基本思想是把整个种群分成不同的两个小组, 当一个小组的粒子飞向目前的最优解时,

另外一个小组反方向飞行,以有效避免算法陷入局部最优的可能性。具体的方法是借用遗传算法中变异率的概念,将整个种群的数目乘以变异率,产生变异的粒子,这部分变异的粒子,飞行速度的方向不再按照原速度更新公式计算出的速度方向,向整个种群目前找到的最优解飞行,而是朝相反的方向飞行。这样就显著增加了种群在搜索过程中的多样性,使得粒子集聚的程度大大减轻,不至于陷于局部最优解。

表 1 EOPSO 算法的主要步骤

Begin
$P$ = current population;
EOP = the enhanced opposite population of $P$ ;
$p_o$ = the opposite probability;
$Max_{NE}$ = maximum number of evaluations (NE);
while ( $NE \leq Max_{NE}$ )
if( $rand(0,1) < p_o$ )
Update $[a_j(t), b_j(t)]$ according to equation (6);
for $i = 1$ to PopSize
Calculate the enhanced opposite particle EOP $_i$ of $P_i$ according to equation (11);
Calculate the fitness value of particle EOP $_i$ ;
for end
Select $n$ fittest particles in $P$ and EOP as a new population;
else
for $i = 1$ to PopSize
Calculate the velocity of $P_i$ according to equation (1);
Update the position of $P_i$ according to equation (2);
Calculate the fitness value of $P_i$ ;
for end
if end
Update pbest, gbest in $P$ if needed;
while end
End

3 PSO 算法的应用情况

PSO 算法在数据聚类、模式识别、生物系统建模、流程规划、信号处理、机器人控制、决策支持以及仿真和系统辨识方面都有广泛的应用。介绍了 PSO 在电网规划和建筑结构损伤检测中的应用。

3.1 PSO 在电网规划中的应用

图 1 所示是江苏省 220kV 电力传输系统网络<sup>[9]</sup>。取单回线、双回线、三回线和四回线的走廊宽度分别为 48127m、68127m、88127m 和 108127m。取投资费用的目标值为 6 千万元,电力不足期望值的目标值为

01144p.u., 占地面积的目标值为 7km<sup>2</sup>。网络数据见文献[9]。

图 2 所示为运行混合粒子群优化算法后,得到的电网规划方案为(526,6213,829,10211)。其中,实线表示已经存在的传输线路,粗线表示新架设的线路,虚线表示未架设的线路。三个目标函数值分别为 F1 = 5312 千万元, F2 = 01142 p.u., F3 = 6118 km<sup>2</sup>。其中, F1 为投资费用; F2 为系统可靠度; F3 为对环境的影响。

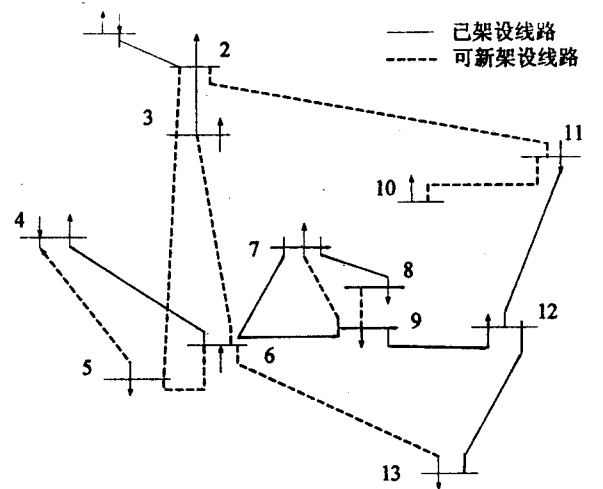


图 1 220kV 电网结构图

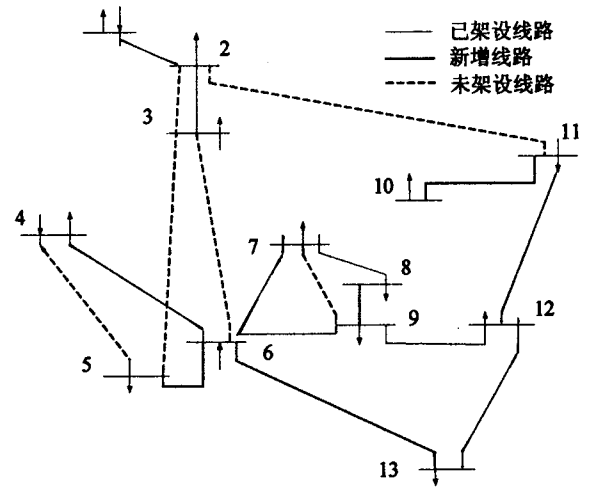


图 2 规划后的 220kV 电网结构图

3.2 改进 PSO 算法在结构损伤检测中的应用

万祖勇等人提出了一种带惯性权重因子的 PSO 算法,并将该方法用于结构损伤检测中<sup>[10]</sup>。结构损伤检测,在数学上常转化为求解约束优化问题,利用传统的约束优化方法往往存在一些问题。

文章首先利用两层的刚架进行数值仿真,并同带惯性因子的粒子群算法进行对比,然后将改进的算法应用于三层框架结构损伤检测并进行试验研究。

图 3 为三层建筑框架结构试验模型。它由三块

850mm×500mm×25mm 的钢楼板和 4 个相同大小的 9.5mm×75mm 矩形钢柱组成。柱和楼板通过焊接形成刚性连接,整个结构被焊在一块 20mm 厚的钢板基础上,并用 8 个高强螺栓锚固于振动台,完整结构尺寸为 1450mm×850mm×500mm。为了更真实地模拟实际建筑结构,每层楼板上放置了 135kg 的附加质量块,同时将四个矩形钢柱按相同方向布置以模拟结构单方向的剪切变形<sup>[11]</sup>,在计算时将结构简化为层间剪切模型。

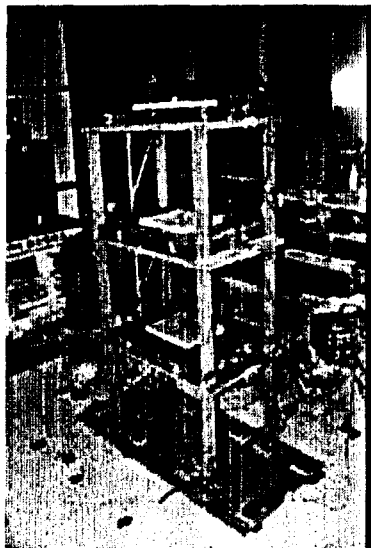


图 3 框架结构试验模型

结构初始有限元模型、实测结果以及利用该文改进的算法以实测值为目标值进行模型修正。以修正后有限元模型作为基准模型,同样采用优化目标函数并采用改进的粒子群算法对该结构进行损伤检测研究。通过减小柱子截面来模拟结构损伤,如图 4 所示。

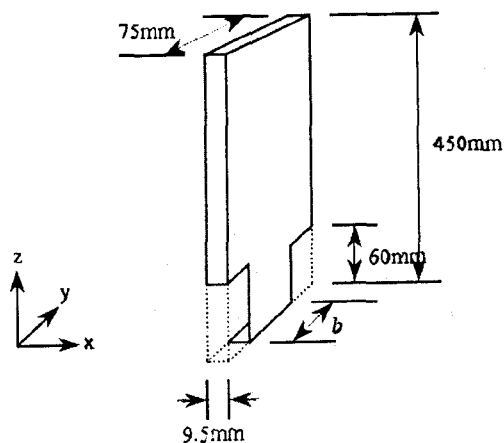


图 4 柱子截面切割图

通过考虑 4 种损伤工况,对 20 次试验数据进行对比得出,采用改进的粒子群算法不仅能够准确定位损

伤位置,而且对损伤程度的判断也非常接近真实值。

#### 4 结束语

粒子群优化算法是一种有潜力的全局优化计算方法,经过 10 多年的研究,粒子群算法已经进行了大量的研究和改进,并且已经开始应用于各行各业。但由于在实际应用中并不是每一种算法都是普适于所有问题的,对于很多问题,混合优化算法是一种合适的选择,因此将粒子群优化算法与其它算法相结合。对于具体的问题,设计合适的混合优化算法,是应用中一个很重要的问题。在粒子群研究领域,不论是理论还是应用效果都还需要进一步的探讨。

#### 参考文献:

- [1] Tang Jun, Zhao Xiaojuan. An Enhanced Opposition - based Particle Swarm Optimization[C]//2009 Global Congress on Intelligent Systems (GCIS 2009). Xiamen, China: [s. n.], 2009:149 - 153.
- [2] Wang Hui, Wu Zhijian, Liu Yong, et al. Particle Swarm Optimization with a Novel Multi - parent Crossover Operator[C]//The 4th International Conference on Natural Computation (ICNC'08). Jinan, China: [s. n.], 2008:664 - 668.
- [3] 胡旺,李志蜀.一种更简化而高效的粒子群优化算法[J].软件学报,2009(4):861 - 868.
- [4] 刘波,杨路明,雷刚跃,等.融合粒子群与蚁群算法优化 XML 群体智能搜索[J].计算机研究与发展,2008(8):1371 - 1377.
- [5] 王博,胡成玉,王永骥.基于 GAs/PSO 组合算法的水轮机调速系统 PID 参数寻优[J].华东理工大学学报:自然科学版,2006(7):893 - 896.
- [6] 胡建秀,曾建潮.二阶微粒群算法[J].计算机研究与发展,2007(11):1825 - 1831.
- [7] Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Quasi - Oppositional Differential Evolution[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC - 2007). Singapore: [s. n.], 2007:2229 - 2236.
- [8] 冯骏.改进粒子群算法研究及其在网络路由中的应用[D].南京:河海大学,2006:16 - 22.
- [9] Chung T S, Li K K, Chen G J, et al. Multiobjective transmission network planning by a hybrid GA approach with fuzzy decision analysis[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2003,2(5):187 - 192.
- [10] 万祖勇,朱宏平,余岭.基于改进 PSO 算法的结构损伤检测[J].工程力学,2006,6(21):73 - 79.
- [11] Chen W F, Atsuta T. 梁柱分析与设计(第二卷)空间问题特性及设计[M].周绥平,刘西拉,译.北京:人民交通出版社,1997.