

## 基于环境经济调度问题的空间自适应划分多目标优化

伍大清<sup>1,2,3,4,5</sup>, 刘立<sup>1</sup>, 郑建国<sup>3</sup>, 朱君璇<sup>3</sup>, 赵燕<sup>3</sup>

(1. 南华大学 计算机科学与技术学院, 湖南 衡阳 421001; 2. 成都大学 四川省模式识别与智能信息处理重点实验室, 成都 610106; 3. 东华大学 管理学院, 上海 200051; 4. 四川理工大学 四川省人工智能重点实验室, 四川 自贡 643000; 5. 农业部农业信息服务技术重点实验室, 北京 100081)

**摘要:** 提出一种基于空间自适应划分的多目标优化算法. 为了增强种群的收敛性和多样性, 多维搜索空间被划分成多个网格, 网格内的粒子通过共享“引导”粒子的经验信息调整自身的速度和位置, 并引入年龄观测器实时记录引导粒子对 Pareto 解集所做的贡献, 及时更新引导粒子, 以增强算法的全局搜索能力. 对多目标测试函数以及环境经济调度问题进行了仿真实验, 实验结果表明, 所提出算法能对解空间进行更加全面、充分的探索, 快速找到一组分布具有较好的逼近性、宽广性和均匀性的最优解集合.

**关键词:** 多目标优化; 环境经济调度; 自适应空间划分; 粒子群优化

中图分类号: TM734

文献标志码: A

## Environmental economic power dispatch based on multi-objective evolution algorithm with adaptive space partition

WU Da-qing<sup>1,2,3,4,5</sup>, LIU Li<sup>1</sup>, ZHENG Jian-guo<sup>3</sup>, ZHU Jun-xuan<sup>3</sup>, ZHAO Yan<sup>3</sup>

(1. Computer Science and Technology Institute, University of South China, Hengyang 421001, China; 2. Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Information Processing of Sichuan Province, Chengdu University, Chengdu 610106, China; 3. School of Business and Management, Donghua University, Shanghai 200051, China; 4. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China; 5. Key Laboratory of Agri-informatics, Ministry of Agriculture, Beijing 100081, China. Correspondent: WU Da-qing, E-mail: DQW\_1982@126.COM)

**Abstract:** A multi-objective optimization algorithm based on adaptive spatial division is proposed to solve the environmental/economic dispatch problem. As to keep the population diversity, the search space is divided into multiple regions, particles are guided by three kinds of local and global particles to rapidly near the Pareto optimal frontier, an age observer is used to record the contribution of guiders for particles near the Pareto optimal solution set real-timely, and guiders are changed in a certain cycle according to the contribution degree. The algorithm can fully explore the solution space, so as to quickly find a set of distribution with the best possible approximation. The experiment simulations on the international test function and the power system environment economic dispatch model are carried out. The results show that the improved algorithm can maintain the diversity of Pareto-optimal solutions and get better convergence at the same time.

**Keywords:** multi-objective optimization; environmental economic dispatch; adaptive space partition; particle swarm optimization

### 0 引言

近年来,随着环境污染等问题的日益突出,同时考虑发电成本和污染气体排放量的环境经济调度(EED)问题受到了广大研究者的关注.EED模型以最

小的燃料成本和最少的空气污染为目标,这两个目标相互冲突,需要对彼此冲突、相互制约的目标进行权衡分析,才能对任何水平的需求找到一种可行的满足要求的调度策略,它是一个多目标优化问题.一般情

收稿日期: 2014-06-29; 修回日期: 2015-05-07.

基金项目: 湖南省科技计划项目(2015JC3089); 成都大学模式识别与智能信息处理四川省高校重点实验室基金项目; 上海市自然科学基金项目(152R1401600); 农业部农业信息服务技术重点实验室基金项目(2015-AIST-02); 四川省人工智能重点实验室基金项目(2015RYJ01).

作者简介: 伍大清(1982—),女,讲师,博士,从事智能计算的研究; 刘立(1971—),男,副教授,博士,从事复杂系统建模等研究.

况下, 环境经济调度问题是通过分析运用电力调度的约束模型, 将电力调度的经济最小化作为单一目标进行优化。但是, 这些方法没能有效地解决非凸的帕累托最优问题。目前, 同时并行处理两个或多个目标的多目标优化算法被应用于多目标环境经济调度问题中<sup>[1]</sup>, 如著名的多目标遗传算法 NSGA-II 也被用来解决 EED 问题<sup>[2]</sup>。文献[3-4]在假设已经建立排污权交易制度的条件下, 使用连续线性规划处理燃料消耗和污染排放双目标优化问题; 瞿博阳等<sup>[5]</sup>提出了基于双局部最优的多目标粒子群优化算法, 并与可行解为优的约束处理方法相结合来求解多目标 EED 问题; 朱永胜等<sup>[6]</sup>采用进化规划算法, 在综合考虑各种约束的情况下, 解决了以机组发电成本和污染气体的排放量同时作为优化目标的问题, 进行迭代搜索计算, 以 IEEE 30 节点系统 6 个发电机节点为例验证了该算法的可行性; 文献[7]采用文化粒子群算法解决了 EED 调度问题; 文献[8-10]设计了基于差分演化的改进多目标粒子群优化算法来求解电力系统环境经济调度问题。

针对 EED 优化调度问题, 大多国内研究者将多目标问题转化为单目标问题进行求解, 或者所提出的多目标算法存在求解精度不高、Pareto 最优解多样性不足等问题。本文提出一种新型基于空间自适应划分的多目标粒子群优化算法(简称 ASMP SO)来解决双目标环境经济调度问题, 将多目标搜索空间划分成多个网格, 每个网格区域内的粒子受到三类特色粒子的引导, 通过年龄观测器实时记录引导者为 Pareto 最优解集所做的贡献, 根据贡献程度在一定周期内更换引领者, 粒子通过分享引导粒子的经验信息进行更新, 这样不仅使种群多样性得到保持, 而且可以使粒子对解空间进行全面、充分的搜索, 快速靠近 Pareto 最优前沿面, 最终找到一组分布具有尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性的 Pareto 最优解集合。

## 1 多目标环境经济调度模型

电力系统环境经济调度问题是在已知机组开停计划的情况下, 以某时间段机组的有功出力为决策变量, 通过合理分配系统的总负荷, 使机组消耗的燃料最少及污染气体排放量最少<sup>[11]</sup>, 其约束条件由系统安全稳定运行的要求构成, 具体数学模型描述如下。

### 1) 目标函数。

多目标节能减排负荷调度模型是在满足系统运行约束和机组运行约束的条件下, 综合考虑系统耗能量和污染物排放量最小的多目标优化问题, 即

$$\min \left[ \sum_{i=1}^{N_G} F_i(P_{Gi}), \sum_{i=1}^{N_G} E_i(P_{Gi}) \right]. \quad (1)$$

其中:  $F_i(P_{Gi})$  为发电燃料耗量函数,  $E_i(P_{Gi})$  为发电机污染气体(SO<sub>2</sub>、NO<sub>x</sub>)排放量函数,  $i = 1, 2, \dots$ ,  $N_G$ ,  $N_G$  为系统内发电机总数。

### 目标 1: 燃料消耗函数

$$F_i(P_{Gi}) = \sum_{i=1}^N [a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 + |d_i \sin(e_i (P_{Gi}^{\min} - P_{Gi}))|]. \quad (2)$$

其中:  $P_{Gi}$  为第  $i$  台发电机的有功功率,  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$  均为系统参数。

### 目标 2: 有害气体(SO<sub>2</sub>、NO<sub>x</sub>)排放量函数

$$E_i(P_{Gi}) = \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 + \xi_i \exp(\delta_i P_{Gi}), \quad (3)$$

其中  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 、 $\xi_i$ 、 $\gamma_i$ 、 $\delta_i$  均为系统参数。

### 2) 约束条件。

① 发电机运行容量约束。每个机组的发电功率应介于其最大输出功率与最小输出功率之间, 即

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}, \quad (4)$$

其中  $P_{Gi}^{\max}$ 、 $P_{Gi}^{\min}$  分别为第  $i$  台发电机的最大和最小功率输出。

② 有功功率平衡约束条件。各机组发电功率之和应等于负载总的需求功率与网络损耗之和, 即

$$P_{\text{Loss}} + P_D - \sum_{i=1}^{N_G} P_{Gi} = 0. \quad (5)$$

其中:  $P_{\text{Loss}}$  为系统网络损耗,  $P_D$  为系统总负荷需求。采用 B 系数法, 系统网损与发电机有功功率的关系为

$$P_{\text{Loss}} = \sum_{i=1}^{N_G} \sum_{j=1}^{N_G} P_{Gi} B_{ij} p_{Gj}. \quad (6)$$

## 2 基于空间自适应划分的多目标环境经济调度算法

### 2.1 基于空间划分的粒子群速度位移更新

在基本 PSO 算法中, 每个粒子视为待优化问题的可行解, 假设  $n$  个粒子在  $D$  维搜索空间中, 通过互相协作和竞争来寻找问题的最优解<sup>[12]</sup>, 在每次迭代中, 优化问题的过程可看作粒子不断更新的过程, 所有粒子不参考其他粒子的信息, 仅通过共享个体最优 Pbest( $x$ ) 和全局最优粒子 gbest( $x$ ) 的信息和经验来调整自己的速度和位置, 粒子速度更新如下:

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times \text{rand}_{1d} \times (\text{pbest}_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times \text{rand}_{2d} \times (\text{gbest}_d(t) - x_{id}(t)). \quad (7)$$

显然, 这是一个理想社会条件, 这种信息共享机制导致粒子多样性降低, 很容易使算法在复杂优化问题求解时陷入早熟收敛状态。

鉴于此, ASMP SO 将目标空间每个维度划分成多个网格, 在当前粒子所处的网格内, 粒子通过共享 Pbest( $x$ )、Archi( $x$ ) 和 Dbest( $x$ ) 的信息和经验快速靠近最优前沿面。Pbest( $x$ ) 是自身最优位置; Archi( $x$ ) 是与当前粒子  $x$  位于同一个网格内, 所处最低前沿面且拥挤距离最大的粒子; Dbest( $x$ ) 是与  $x$  的适应度之间存在最大欧几里得距离率(FER)的粒子。文献

[13-14] 已经证实, 使用 FER 在解决复杂函数优化问题时, 能有效避免粒子陷入局部最优, 并有利于粒子开拓新的搜索区间. 通过图 1 可以清晰地观察到粒子  $x$  在  $Pbest(x)$  ( $z$  粒子),  $Archi(x)$  ( $h$  粒子) 和  $Dbest(x)$  ( $y$  粒子) 引导下朝最优前沿面  $D$  方向前进.

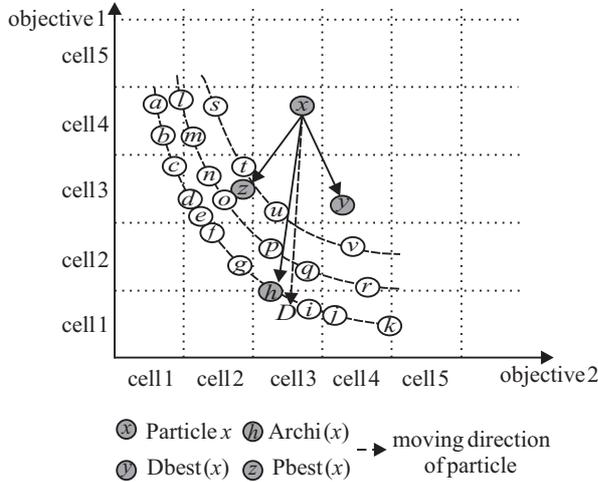


图 1 基于  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$  引导下的粒子寻优过程

为了减少参数灵敏性给算法带来的影响, 本算法使用随机学习因子  $r_1$  和  $r_2$  代替加速因子  $c_1$  和  $c_2$ , 每个粒子通过下式更新速度:

$$v_{id}^m(t+1) = wv_{id}^m(t) + r_{1d}(Pbest_{id}^m(t) - x_{id}^m(t)) + r_{2d}(Archi_{id}^m(t) - x_{id}^m(t)) + r_{3d}(Dbest_{id}^m(t) - x_{id}^m(t)), \quad (8)$$

$$x_{id}^m(t+1) = x_{id}^m(t) + v_{id}^m(t). \quad (9)$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, n$  为第  $i$  个粒子的序号,  $d = 1, 2, \dots, D$  为维度,  $m$  为种群号,  $t$  为迭代数,  $r_1$ 、 $r_2$  和  $r_3$  为服从  $U(0, 1)$  分布的随机数, 第  $i$  个粒子位置表示为  $x(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{id}(t))$ , 速度表示为  $v(t) = (v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{id}(t))$ ,  $w$  为惯性系数.  $Archi(x)$  的选择必须满足以下两条规则: 1) 与  $x$  处于同一个网格内, 并且在当前网格的最低前沿面上; 2) 在满足 1) 条件的所有粒子中, 拥挤距离最大.  $Dbest(x)$  可以通过下式计算得到:

$$FER_{(j,i)} = \alpha \times \frac{f(p_j) - f(p_i)}{\|p_j - p_i\|}. \quad (10)$$

其中:  $\alpha = \frac{\|s\|}{f(p_g) - f(p_w)}$ ,  $f(p_g)$  为当前种群中全局最小的适应度值,  $f(p_w)$  为当前种群中全局最大的适应度值,  $s = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_k^u - x_k^l)^2}$  和  $x_k^u$  和  $x_k^l$  分别为  $x$  的第  $k$  维搜索空间的上界和下界,  $\|s\|$  为搜索空间的大小;  $f(p_j)$  和  $f(p_i)$  分别对应了第  $j$  个和第  $i$  个粒子的适应度值;  $\|p_j - p_i\|$  为第  $j$  个和第  $i$  个粒子的欧氏距离.

## 2.2 不可行个体处理

在多目标优化问题中, Pareto 前沿往往分布在边

界值附近, 为了防止算法快速陷入局部收敛, 对不满足条件即不可行个体的处理是非常必要的. 对粒子位置和速度越界进行如下处理<sup>[15]</sup>:

$$v_{id}(t+1) = \begin{cases} wv_{max,d}, & \text{if } v_{id}(t+1) > v_{max,d}; \\ wv_{min,d}, & \text{if } v_{id}(t+1) < v_{min,d}; \\ v_{id}(t+1), & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$x_{id}(t+1) = \begin{cases} wx_{max,d}, & \text{if } x_{id}(t+1) > x_{max,d}; \\ wx_{min,d}, & \text{if } x_{id}(t+1) < x_{min,d}; \\ x_{id}(t+1), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

当实际粒子的速度和位置超出第  $j$  维决策变量上界或下界时, 通过缩短粒子的搜索步长, 让粒子最大程度保持原来的搜索方向, 即通过惯性权值  $w$  修正粒子的速度和位置, 能在接近边界的较小范围内搜索, 这样减少了粒子在 Pareto 前沿附近“徘徊”的概率.

## 2.3 年龄观测器

本算法中粒子通过共享每个  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$  (文中将这 3 个粒子称为引导粒子) 的信息和经验来调整自己的速度和位置, 相对一个粒子而言, 每次迭代完毕,  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$  的信息有可能在不停地变化, 所以并不能完全保证首次获得的  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$  的信息以后都对粒子达到最优前沿面有贡献, 而每次都对粒子的  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$  的信息进行更新, 毫无疑问, 算法必定需要耗费大量时间. 因此, 年龄观测器被引入到多目标粒子群演化 ASMP SO 算法中, 它根据当前的解搜索状态实时跟踪记录粒子的演化过程. 如果经过一段时间搜索 (达到年龄观测器阈值), 引导者没有对粒子做任何贡献, 则种群的个体可能被聚集在某个区域内, 并陷入局部最优状态, 此时, 粒子必须让更优秀的“引导者”领导分享他们的最新信息以帮助粒子跳出局部极值.

## 2.4 基于 ASMP SO 的环境经济调度算法描述

ASMP SO 基于多目标技术, 让种群中的粒子相互协同合作寻找到分布尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性 Pareto 最优解集合. 基于环境经济调度问题的 ASMP SO 算法流程如下.

**Step 1:** 获得具有多台发电机组的电力系统中每台机组的出力数据上限和下限、燃料消耗函数的系数数据、有害气体排放量函数的系数数据、输电线路损耗的  $B$  系数数据和系统总负荷数据.

**Step 2:** 建立电力系统环境经济调度问题的数学优化模型.

**Step 3:** 初始化种群. 根据每个维度的约束条件 (即每台机组的发电功率应介于其最大输出功率与最小输出功率之间), 随机初始化个体, 为每个个体分

配  $Pbest(x)$ ,  $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$ , 设置最大迭代次数和年龄观测器阈值.

**Step 4:** 迭代更新. 对于每个种群的每个粒子进行如下操作: ① 判断粒子对应的年龄观测器是否大于阈值, 若是, 则重新为粒子分配  $Pbest(x)$ 、 $Archi(x)$  和  $Dbest(x)$ , 年龄观测器值清 0; ② 更新种群中所有粒子的速度和位置, 并进行越界处理; ③ 评估适应度函数值; ④ 判断粒子对外部存档是否做贡献, 若没有, 则年龄观测器增 1.

**Step 5:** 外部存档更新. 所有种群共享一个外部存档集, 用来存储每次迭代产生的非劣解. 如果档案集中的非劣解数目超过其最大容量, 则需要在档案中筛选具有代表性的个体保留下来, 外部存档集的大小一般与种群的规模一致, 这里利用拥挤距离算法<sup>[16]</sup>来保持解群分布的均匀性.

**Step 6:** 迭代计数器累增 1, 判断是否满足算法终止条件. 若满足, 则执行 Step 7, 否则转 Step 4.

**Step 7:** 输出 Pareto 最优前沿面.

**Step 8:** 采用多目标决策方法在 Pareto 最优解集中确定最终解.

**Step 9:** 将确定的最终解作为指令通过自动发电控制装置发送给相关发电厂或机组的自动控制调节装置, 实现对机组发电功率的控制.

### 3 实验测试

#### 3.1 测试用例及参数设置

由于参数的取值对算法的性能有很大影响, 本文先选取国际 CEC09 最新测试用例<sup>[17]</sup>来验证 ASMP SO 算法的有效性. 这些测试问题已在很多不同的重要研究中被提及, 它们能够在不同的方面对进化多目标问题进行测试. 将实验结果与 NSGAI<sup>[2]</sup>、MOEA/D-DE<sup>[18]</sup> 和 2LB-MOPSO<sup>[5]</sup>进行了比较, 算法参数设置如表 1 所示, 实验采用的 10 个测试函数表达式如表 2 所示.

表 1 算法相关参数设置

Algorithms	Parameters Settings
NSGA-II	$N = 100, P_c = 0.9, P_m = 1/D,$ $\eta_c = \eta_m = 20, \max\_iter = 2000$
MOEA/D-DE	$N = 100, P_c = 0.6, P_m = 0.03,$ $\max\_iter = 2000$
2LB-MOPSO	$N = 100, \max\_iter = 2000, \omega = 0.9 \rightarrow 0.2$
ASMP SO	$N = 100, n = 10, \max\_iter = 2000,$ $\omega = 0.729, c_1 = c_2 = c_3 = 2.05$

表 2 测试函数

函数名	维度	搜索空间	目标函数
SCH	1	$x_1 \in [0, 1], x_i = 0, 2 \leq i \leq D$	$f_1(x) = x^2, f_2(x) = (x - 2)^2$
FON	3	$x_1 \in [0, 1], x_i = 0, 2 \leq i \leq D$	$f_1(x) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^3 (x_i - 1/\sqrt{3})^2\right),$ $f_2(x) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^3 (x_i + 1/\sqrt{3})^2\right)$
ZDT1	30	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)}],$ $g(x) = 1 + 9\left(\sum_{i=2}^n x_i\right)/(n - 1)$
ZDT2	30	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)}],$ $g(x) = 1 + 9\left(\sum_{i=2}^n x_i\right)/(n - 1)$
ZDT3	30	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)}] - x_1/g(x),$ $g(x) = 1 + 9\left(\sum_{i=2}^n x_i\right)/(n - 1)$
ZDT4	10	$x_1 \in [0, 1], x_i \in [-5, 5], 2 \leq i \leq D$	$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)} - x_1/g(x)],$ $g(x) = 1 + 10(n - 1) + \sum_{i=2}^n [x_i^2 - 10(4\pi x_i)]$
ZDT6	10	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$f_1(x) = 1 - \exp(-4x_1) \sin^6(6\pi x_1), f_2(x) = g(x)[1 - (f_1(x)/g(x))^2],$ $g(x) = 1 + 9\left[\left(\sum_{i=2}^n x_i\right)/(n - 1)\right]^{0.25}$
DTLZ2	$k +  x_k  - 1$	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$f_1(x) = (1 + g(x_k)) \cos(x_1\pi/2) \cos(x_2\pi/2) \cdots \cos(x_{k-2}\pi/2) \cos(x_{k-1}\pi/2),$ $f_2(x) = (1 + g(x_k)) \cos(x_1\pi/2) \cos(x_2\pi/2) \cdots \cos(x_{k-2}\pi/2) \sin(x_{k-1}\pi/2),$ $\vdots$ $f_{M-1}(x) = (1 + g(x_k)) \cos(x_1\pi/2) \sin(x_2\pi/2),$ $f_M(x) = (1 + g(x_k)) \sin(x_1\pi/2), g(x_k) = \sum_{x_i \in x_k} (x_i - 0.5)^2$
UF1	30	$x_1 \in [0, 1], x_i \in [-1, 1], 2 \leq i \leq D$	$x_i = \begin{cases} 0.3x_1^2 \cos(24\pi x_1 + 4i\pi/D) + 0.6x_1 \sin(6\pi x_1 + j\pi/D), & j \in J_2; \\ (0.3x_1^2 \cos(24\pi x_1 + 4i\pi/D) + 0.6x_1 \cos(6\pi x_1 + j\pi/D)), & j \in J_1 \end{cases}$
UF3	30	$x_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq D$	$x_i = x_1^{0.5\left(1.0 + \frac{3(i-2)}{D-2}\right)}, 2 \leq i \leq D$

在本次实验中,采用一种综合评价指标 Inverted Generational Distance (IGD)<sup>[19]</sup>来评估算法的性能.假定  $P^*$  为 MOP 的理想 PF 上的一组均匀采样,  $P$  为多目标优化算法求得的一组对理想 PF 的逼近解,则解集  $P$  的 IGD 指标定义如下:

$$IGD(P^*, P) = \frac{\sum_{v \in P^*} d(v, P)}{|P^*|}. \quad (12)$$

其中:  $d(v, P)$  为  $v$  与种群  $P$  中与之距离最近的点之间的欧氏距离;  $|P^*|$  为种群  $P^*$  中 Pareto 最优解的个数,在本文实验中,其设置与种群大小相等. IGD 指标可以综合衡量多目标优化算法求得 Pareto 最优解集  $P$  的收敛性和多样性, IGD 值越小,算法的求解性能越好.

### 3.2 参数敏感性分析

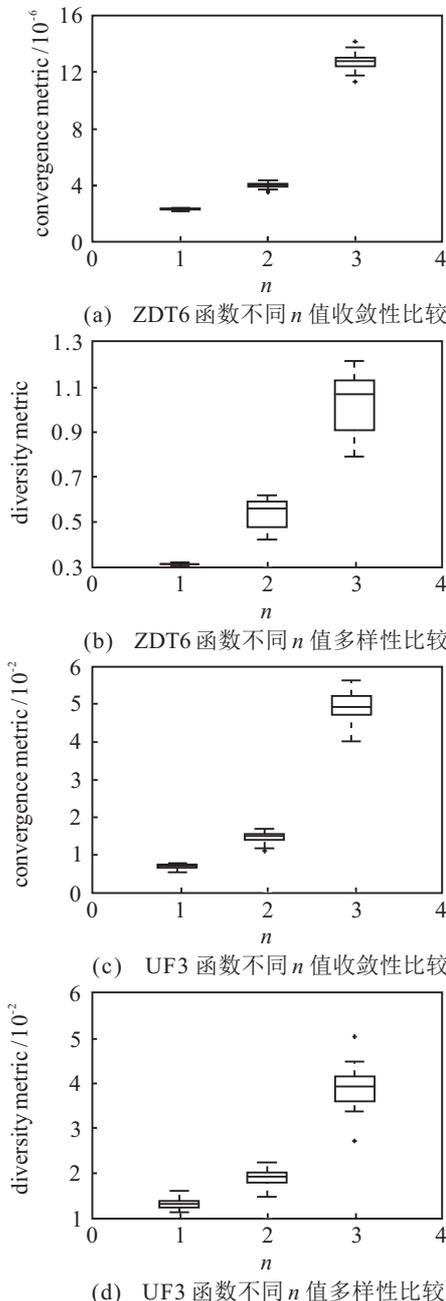


图 2 不同  $n$  值下函数收敛性和多样性度量指标比较

1) 每个目标搜索空间被划分成  $n$  个网格.

为了增强种群的多样性和收敛性,多目标空间被划分成  $n$  个网格,分别选取  $n = \{5, 2, 10\}$  值进行算法敏感性分析,对每个函数算法独立运行 10 次,其结果如图 2 所示.

分析横坐标  $n$  值对多样性和收敛性指标的影响<sup>[21]</sup>,可以得出:当  $n = 10$  时,即当每个空间维度被划分成 10 个网格时,个体多样性丧失,易陷入局部收敛;当  $n = 2$  时,网格太稀疏,不同“引领粒子”信息和经验对粒子飞行造成的影响不大,导致最优解收敛性不足,精度不高;从 ZDT 6 和 UF 3 函数结果分析可知,当  $n = 5$  时,算法的收敛性和多样性均处于最佳状态.

2) 年龄观测器阈值.

经过一段时间的搜索,年龄观测器观测到一部分粒子可能被聚集在某个区域内,很可能处于局部收敛状态,那么将需要新的引导者为粒子提供经验和信息共享,何时在搜索空间内为粒子更换新的引导粒子是需要考虑的问题.

为了寻找算法的较好参数组合,对 3 个函数进行了测试,测试  $L = (3, 8, 15)$ ,年龄观测器设定在不同阈值下的 ZDT 2、ZDT 6 和 UF 1 三个函数如表 3 所示.

表 3 状态观测器更新周期分析

Problems	Statistic	$L = 3$	$L = 8$	$L = 15$
ZDT 2	Mean	1.797 e-002	1.245 e-003	1.449 e-002
	Std	3.146 e-004	1.132 8 e-004	1.658 e-004
ZDT 6	Mean	1.205 e-001	2.523 e-002	7.201 e-001
	Std	1.846 e-002	3.954 e-004	3.370 e-002
UF 1	Mean	2.889 e-001	3.101 e-003	2.643 e-002
	Std	2.432 e-002	3.072 e-004	2.457 e-002

表 4 4 种算法在 4 个测试函数上 IGD 评价指标上的比较

Problems	Statistic	ASMP SO	MOEA/D-DE	NSGA-II	2LB-MOPSO
SCH	Mean	1.26 e-004	1.72 e-002	1.81 e-003	3.14 e-003
	Std	3.52 e-005	4.32 e-003	3.32 e-005	3.41 e-005
FON	Mean	1.14 e-003	2.04 e-002	1.09 e-003	2.14 e-003
	Std	3.46 e-004	7.59 e-002	9.59 e-003	3.48 e-003
ZDT 1	Mean	1.02 e-003	0.16	5.00 e-003	1.32 e-002
	Std	6.29 e-004	1.93 e-002	2.33 e-004	1.65 e-003
ZDT 2	Mean	3.92 e-003	0.23	0.19	1.56 e-002
	Std	6.02 e-005	3.07 e-002	0.28	3.17 e-003
ZDT 3	Mean	1.67 e-002	0.23	1.54 e-002	0.35
	Std	4.53 e-003	2.17 e-002	2.71 e-002	3.7 e-002
ZDT 4	Mean	4.49 e-002	0.31	0.29	0.42
	Std	1.7 e-003	0.23	0.40	0.26
ZDT 6	Mean	4.52 e-004	1.54	6.22 e-003	6.32 e-002
	Std	6.49 e-005	0.13	7.02 e-004	5.02 e-003
DTLZ 1	Mean	5.06 e-004	2.79 e-003	2.75 e-003	3.54 e-003
	Std	1.21 e-004	4.36 e-004	2.86 e-004	3.05 e-004
DTLZ 2	Mean	6.72 e-004	3.33 e-002	5.81 e-003	2.76 e-003
	Std	1.50 e-005	3.02 e-003	4.7 e-004	2.89 e-004
UF 1	Mean	2.64 e-003	5.96 e-002	7.30 e-002	2.91 e-003
	Std	2.45 e-004	2.15 e-002	2.46 e-002	2.34 e-003
UF 3	Mean	1.80 e-003	0.59	3.89 e-002	0.48
	Std	1.43 e-003	4.37 e-002	1.57 e-002	1.55 e-002

表 3 的仿真结果表明,  $L = 8$  时算法性能较好, 函数均值和方差值明显减小。

由表 4 可知, 相对于 MOEA/D-DE、2LB-MOPSO 和 NSGA-II, ASMPSO 在收敛速度和种群多样性上都有很大的优越性。

针对测试函数优化, ASMPSO 之所以有如此好的效果, 主要是由于该算法能够及时更新并共享引导粒子的信息, 粒子可以快速地向前移动, 这样就在最大程度上保留了种群的多样性, 并引导整个种群以最大的可能均匀地分布在所求问题的最优前沿上, 成功避免了由单个全局最优引导所产生的整个种群向部分最优前沿移动的弊端。

### 3.3 环境经济调度优化仿真实验

这里采用标准的 IEEE 30 节点系统作为测试算例, 该系统包括 10 个发电机节点, 其燃料消耗和经济排放的相关系数参考文献[2], 基准容量为 2000 MW, 初始种群为 100, 最大迭代次数为 2000, 以最大迭代次数作为优化计算结束的条件, 采用本文提出的算法并分别与 MOEA/D 算法、NSGAI 算法、2LB-

MOPSO 算法进行对比, Pareto 最优前沿面和 Pareto 解集中值比较分别如图 3 和表 5 所示。

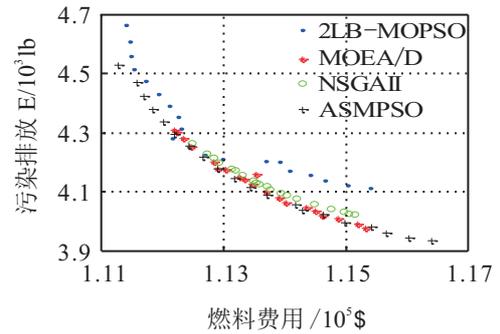


图 3 不同算法的 Pareto 最优前沿面

由图 3 可知, ASMPSO 采用时间观测机制, 空间自适应划分策略, 所得解不仅保持多样性, 而且具有很好的均匀分布性, 所求得帕累托最优解能遍布整个均衡面。

表 5 给出了不同算法获得的 Pareto 解的中值比较, 可观察到, 较其他算法而言, ASMPSO 算法在解决环境经济调度问题上更快速、高效, 能同时兼顾环保性和经济性。

表 5 各种算法所获 Pareto 解集中值比较

Parameter	ASMPSO	MOEA/D-DE	NSGAI	2LB-MOPSO
$P1/MW$	55.000 0	54.948 7	51.951 5	54.930 0
$P2/MW$	80.000 0	74.582 1	67.258 4	79.003 5
$P3/MW$	83.559 4	79.429 4	73.687 9	84.654 7
$P4/MW$	84.603 1	80.687 5	91.355 4	84.785 4
$P5/MW$	146.563 2	136.855 1	134.052 2	135.567 2
$P6/MW$	169.248 1	172.639 3	174.950 4	171.854 3
$P7/MW$	300.000 0	283.823 3	289.435 0	293.639 7
$P8/MW$	317.349 6	316.340 7	314.055 6	315.347 4
$P9/MW$	412.918 3	448.592 3	455.697 8	432.743 3
$P10/MW$	434.313 3	436.428 7	431.805 4	441.643 5
Power losses/MW	83.56	84.33	84.25	83.97
Fuel cost/\$	113 444.85	113 539.24	113 716.62	113 498.46
Emission/lb	4 113.98	4 157.88	4 119.56	4 185.53
Computing time/s	3.07	4.82	6.02	5.32

## 4 结 论

为了综合考虑 Pareto 最优解集的宽广性、均匀性和逼近性, 本文提出了一种基于空间自适应划分的多目标粒子群优化算法. 该算法采用多种群来处理多目标问题, 多目标搜索空间被分割成多个区域, 区域内的粒子被一种新的局部和全局最优来引导, 通过年龄观测器实时记录引导者为粒子靠近 Pareto 最优解集所做的贡献, 在一定周期内更换引领者, 从而使解快速靠近 Pareto 最优前沿面. 该算法能对解空间进行更加全面、充分的探索, 从而快速找到一组分布具有尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性的最优解集合. 实验部分对参数敏感性进行了分析, 通过对国际测试函数以及 IEEE 30 总线、10 机组的电力系统环境经济调

度问题进行了仿真, 并与其他算法相比较, 验证了所提出算法具有更好的多样性和高效性。

### 参考文献(References)

- [1] 伍大清, 郑建国. 基于混合策略自适应学习的并行粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(7): 1087-1093. (Wu D Q, Zheng J G. Improved parallel particle swarm optimization algorithm with hybrid strategy and self-adaptive learning[J]. Control and Decision, 2013, 28(7): 1087-1093.)
- [2] Robert T F, King A H, Harry C S, et al. Stochastic evolutionary multiobjective environmental/economic dispatch[C]. Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver: IEEE Press, 2006: 946-953.

- [3] 白忠彬, 温步瀛, 文福栓. 排污权交易制度下电力系统多目标环境经济优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(1): 29-34.  
(Bai Z B, Wen B Y, Wen F S. Multi-objective environmental and economical power optimal dispatch under emissions trading system[J]. Power System and Clean Energy, 2012, 28(1): 29-34.)
- [4] Cai J J, Ma X Q, Li Q. A multi-objective chaotic particle swarm optimization for environment/economic dispatch[J]. Energy Conversion and management, 2009, 50(5): 1318-1325.
- [5] 瞿博阳, 梁静. 双局部粒子群算法解决环境经济调度问题[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(11): 1-6.  
(Qu B Y, Liang J. Two local best based multi-objective particle swarm optimization algorithm to solve environmental/economic dispatch problem[J]. CEA, 2014, 50(11): 1-6.)
- [6] 朱永胜, 董燕, 瞿博阳. 基于多目标进化算法的电力系统环境经济调度[J]. 中原工学院学报, 2013, 24(3): 1-4.  
(Zhu Y S, Dong Y, Qu B Y. Environmental economic power dispatch based on multi-objective evolution algorithm[J]. J of Zhongyuan University of Technology, 2013, 24(3): 1-4.)
- [7] Zhang R, Zhou J, Mo L, et al. Economic environmental dispatch using an enhanced multi-objective cultural algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2013, 99(7): 18-29.
- [8] 卢有麟, 周建中, 覃晖, 等. 差分进化算法在电力系统环境经济调度中的应用[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2010, 38(8): 121-124.  
(Lu Y L, Zhou J Z, Qin H, et al. Application of differential evolution algorithm to environmental/economic dispatch of power systems[J]. J Huazhong University of Science & Technology: Natural Science Edition, 2010, 38(8): 121-124.)
- [9] 徐丽青, 吴亚丽. 求解环境经济调度问题的多目标差分粒子群优化算法[J]. 西安理工大学学报, 2011, 27(1): 62-68.  
(Xu L Q, Wu Y L. Multi-objective particle swarm Optimization based on differential evolution for environmental/economic dispatch problem[J]. J of Xi'an University of Technology, 2011, 27(1): 62-68.)
- [10] Basu M. Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(2): 2845-2853.
- [11] 赵冬梅, 张虹. 多目标环境经济调度模型与算法研究综述[J]. 华东电力, 2014, 42(2): 303-308.  
(Zhao D M, Zhang H. Survey of multi-objective environmental economic dispatch models and algorithms[J]. East China electric Power, 2014, 42(2): 303-308.)
- [12] Kennedy J. Particle swarm optimization[M]. US: Springer, 2010: 760-766.
- [13] Li X. A multimodal particle swarm optimizer based on fitness Euclidean-distance ratio[C]. Proc of the 9th Annual Conf on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2007: 78-85.
- [14] Qu B Y, Liang J J, Suganthan P N. Niching particle swarm optimization with local search for multi-modal optimization[J]. Information Sciences, 2012, 197(197): 131-143.
- [15] Huband S, Barone L, While L, et al. A scalable multi-objective test problem toolkit[C]. Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin: Springer, 2005: 280-295.
- [16] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [17] Zhang Q, Zhou A, Zhao S, et al. Multi-objective optimization test instances for the CEC 2009 special session and competition[R]. Chester: University of Essex, 2008.
- [18] Zhang Q, Li H. MOEA/D: A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [19] 戚玉涛, 刘芳, 常伟远, 等. 求解多目标问题的 Memetic 免疫优化算法[J]. 软件学报, 2013, 24(7): 1529-1544.  
(Qi Y T, Liu F, Chang W Y, et al. Memetic immune algorithm for multi-objective optimization[J]. J of Software, 2013, 24 (7): 1529-1544.)
- [20] Abido M A. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(4): 1529-1537.