

文章编号:1001-9081(2015)08-2249-07

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2015.08.2249

基于修补策略的约束多目标动态环境经济调度优化算法

钱淑渠^{1*}, 武慧虹¹, 徐国峰²

(1. 安顺学院 数理学院, 贵州 安顺 561000; 2. 南京工程学院 工业中心, 南京 210016)

(* 通信作者电子邮箱 shuquqian@163.com)

摘要:针对传统的优化算法求解多目标动态环境经济调度(MODEED)模型时极难获得高质量的可行解,且收敛速度慢等问题,根据 MODEED 模型约束特征,设计了一种约束修补策略;然后将该策略嵌入非支配排序算法(NSGAII),进而提出一种修补策略的约束多目标优化算法(CMEA/R);接着借助模糊决策理论给出了多目标问题的最优决策向量;最后,以经典的 10 机系统为例,验证了 CMEA/R 的求解能力,并比较了不同群体规模下 CMEA/R 与 NSGAII 的性能。仿真结果表明,在不同群体规模下,与 NSGAII 相比,CMEA/R 的污染排放平均减少了 480 lb(217.7 kg),燃料成本平均减少了 7 800 美元,执行时间平均减少了 0.021 s;覆盖率(HR)性能优于 NSGAII,且收敛速度较 NSGAII 快。

关键词:电力系统;动态环境经济调度;多目标优化;修补策略;收敛性

中图分类号: TP18; TP301.6 文献标志码:A

Constrained multiobjective optimization algorithm based on repairing strategy for solving dynamic environment/economic dispatch

QIAN Shuqu^{1*}, WU Huihong¹, XU Guofeng²

(1. School of Sciences, Anshun University, Anshun Guizhou 561000, China;
2. Industrial Center, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: The classical multiobjective optimization algorithm is difficult to achieve high quality feasible solutions on Multiobjective Dynamic Environment/Economic Dispatch (MODEED) model, and shows a slower convergence speed. Firstly, a new constraint repairing strategy based on the constraint characteristic of MODEED was developed. Secondly, the proposed repairing approach was inserted into the Nondominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II), and a Constrained Multiobjective Evolutionary Algorithm based on repairing Strategy (CMEA/R) was proposed. Thirdly, fuzzy decision theory was applied to determine the best compromise solution of the MODEED. Finally, to validate the optimization ability of the CMEA/R, it was applied to solve the MODEED problem of standard IEEE 30-bus 10-generator system, and a comparative analysis with NSGA-II was presented under various population size. The simulation results revealed that the pollutant emission and fuel cost obtained by CMEA/R were reduced by 480 lb (217.7 kg) and 7 800 dollar, respectively, the average implication time was reduced by 0.021 second. Furthermore, CMEA/R shows a superior performance in terms of Hypervolume Rate (HR) indicator and convergence ability.

Key words: power system; dynamic environment/economic dispatch; multiobjective optimization; repairing strategy; convergence

0 引言

近年来,随着风力发电技术的不断进步以及风电并网规模的日益扩大,风电的波动及随机性对传统的电力系统调度带来了新的问题和挑战^[1-2],已有算法难于适应新模型的求解。特别地,在电力系统调度中由传统的单目标环境经济调度(Single-Objective Environment/Economic Dispatch, SOEED)转变为多目标动态环境经济调度(MultiObjective Dynamic Environment/Economic Dispatch, MODEED),致使目标函数、变量维数及约束数增多,此对求解算法提出了极高的要求。为此,国内外学者对 MODEED 求解算法开展了大量研究^[3-4],主要包括数学优化算法和智能优化算法。由于

MODEED 目标函数和约束的复杂性,智能优化技术备受学者的青睐。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[5]、差分进化(Differential Evolution, DE)^[6]、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[7]、克隆选择算法(Clone Selection Algorithm, CSA)^[8-9]等在 MODEED 求解中均有广泛应用。Basu^[10]首次验证了著名的非支配排序遗传算法(Nondominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)求解 MODEED 的有效性,其采用重复交叉和变异的方式获取可行子体存入匹配池,直到匹配池个体数目达到预定数才进入下一代循环,但未对算法作任何改进,且无任何约束处理策略,数值仿真表明了基于 Pareto 支配法优越于权重系数法,由于该算法借助重复交叉和变异获取可行个体,故需要多次循环

收稿日期:2015-02-12;修回日期:2015-03-25。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61304146);贵州省教育厅优秀科技创新人才奖励计划项目(黔教合 KY 字[2014]255);贵州省科学技术基金资助项目(20152002)。

作者简介:钱淑渠(1978-),男,安徽枞阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:智能计算、系统建模及控制; 武慧虹(1980-),女,山西太原人,副教授,硕士,主要研究方向:优化算法、群与图; 徐国峰(1976-),男,湖北武穴人,讲师,主要研究方向:重复控制、电力电子。

才能获取一定数目的可行个体,致使计算开销较大。更近一步,Basu^[11]将 DE 算子替代 NSGA II 中的交叉和突变算子提出了多目标差分进化(MultiObjective Differential Evolution, MODE)算法求解 MODEED 问题,并通过仿真比较验证了 MODE 的有效性。邱威等^[12]提出一种混沌多目标差分进化(Chaotic MultiObjective Differential Evolution, CMODE)求解 MODEED,CMODE 基于非支配排序的分级机制,引入了基于 Tent 混沌映射的种群初始化和控制参数动态调整策略以提高算法的全局寻优能力。江兴稳等^[13]将非支配排序机制应用于 DE 中,并引入二次选择和随机替换操作改善早熟收敛,同时嵌入动态约束处理方法,提出了改进的动态约束多目标差分进化算法用于 MODEED 的求解,数值实验验证了所提方法的有效性。陈功贵等^[14]在 PSO 中引入早熟判断及混沌机制,提出改进的量子 PSO 求解 MODEED。张晓辉等^[15]采用改进的 PSO 求解 MODEED,仿真验证了算法的有效性,但模型忽略了阀点效应成本对总成本的影响,势必降低了模型的难度。

虽然 MODEED 的求解算法已呈现多样性,但多数是已有目标算法的直接应用,设计适合求解 MODEED 的算法仍为研究热点,且对复杂约束处理技术的探索有待进一步研究^[16]。为此,本文提出一种约束修补策略,将其嵌入 NSGA II 的基本框架,获得一种基于修补策略的约束多目标进化算法(Constrained Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Repairing strategy, CMEA/R),数值实验基于 10 机系统测试了不同群体规模下 CMEA/R 的性能,并将 CMEA/R 与 NSGA II 进行了比较,结果表明所提出的策略在解决 MODEED 问题时能获较好的 Pareto 最优面,且收敛性好。

1 MODEED 模型及相关预备知识

1.1 MODEED 数学模型

假设某电力调度系统有火电机组 N 台,调度周期被均匀分成 T 个时段,每时段均满足一定的负荷需求,则 MODEED 模型的目标函数和约束条件如下。

1.1.1 目标函数

1) 经济成本。

常规机组的煤耗成本(\$/h)为机组有功出力的二次函数^[17],其表示为:

$$f_c(P_{t,i}) = a_i + b_i P_{t,i} + c_i (P_{t,i})^2 \quad (1)$$

其中:下标 t 和 i 分别表示时段和机组; $P_{t,i}$ 为有功出力(MW); a_i 、 b_i 、 c_i 为机组 i 耗煤成本函数的系数。另外,当汽轮机打开每个蒸汽进气阀时,都会产生一个脉冲,由此产生阀点效应成本^[18],其表示为:

$$f_v(P_{t,i}) = |d_i \sin[e_i(P_i^{\min} - P_{t,i})]| \quad (2)$$

其中: P_i^{\min} 为机组 i 的有功出力下限; 系数 e_i 、 d_i 为机组 i 的阀点特征参数。

由式(1)~(2),可得计及阀点效应的经济总成本为:

$$F_c(\mathbf{P}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [\Delta_t(f_c(P_{t,i}) + f_v(P_{t,i}))] \quad (3)$$

其中: \mathbf{P} 为 N 个机组在 T 个时段内的有功出力向量; Δ_t 为 t 时段的时间长度。

2) 环境成本。

火电机组燃煤过程中产生的主要污染气体是 SO₂、CO₂、NO_x,其中:SO₂ 和 CO₂ 的排放量为机组有功出力的二次函

数;而 NO_x 的排放量涉及的因素比较复杂,表现为指数形式^[10],其总排放可表示为二次函数和指数函数的组合:

$$F_e(\mathbf{P}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [\Delta_t(\alpha_i + \beta_i P_{t,i} + \gamma_i P_{t,i}^2 + \eta_i \exp(\delta_i P_{t,i}))] \quad (4)$$

其中: α_i 、 β_i 、 γ_i 、 η_i 、 δ_i 表示机组 i 的排放系数。

1.1.2 约束条件

1) 有功功率平衡。

$$\sum_{i=1}^N P_{t,i} - PL_t - PD_t = 0; t = 1, 2, \dots, T \quad (5)$$

其中: $PL_t = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} P_{t,i} B_{ij} P_{t,j} + 2P_{t,N} \left(\sum_{i=1}^{N-1} B_{Ni} P_{t,i} \right) + B_{NN} P_{t,N}^2$; B_{ij} 为网损系数矩阵 \mathbf{B} 第 i 行第 j 列分量, B_{i0} 为网损向量 \mathbf{B}_0 的第 i 分量, B_{00} 为网损常数; PD_t 为 t 时段负荷需求。

2) 发电机各时段的出力。

$$P_i^{\min} \leq P_{t,i} \leq P_i^{\max}; t = 1, 2, \dots, T, i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

其中: P_i^{\min} 和 P_i^{\max} 分别为发电机的出力下限和上限。

3) 发电机的向上和向下最大爬坡率:

$$\begin{cases} P_{t,i} - P_{t-1,i} \leq UR_i, & P_{t,i} \geq P_{t-1,i}; \\ P_{t-1,i} - P_{t,i} \leq DR_i, & P_{t,i} < P_{t-1,i} \end{cases} \quad t = 2, 3, \dots, T, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中: UR_i 和 DR_i 分别为机组 i 在相邻的时段出力容许的最大上升值和最大下降值。

根据目标函数和约束条件可得 MODEED 模型如下:

$$\begin{aligned} \text{min } \mathbf{f}(\mathbf{P}) &= (F_c(\mathbf{P}), F_e(\mathbf{P})) \\ \text{s. t. } & PL_t + PD_t - \sum_{i=1}^N P_{t,i} = 0; t = 1, 2, \dots, T \\ & P_{t,i} - P_{t-1,i} - UR_i \leq 0; P_{t,i} \geq P_{t-1,i}; t = 2, 3, \dots, T \\ & P_{t-1,i} - P_{t,i} - DR_i \leq 0; P_{t,i} < P_{t-1,i}; t = 2, 3, \dots, T \\ & P_i^{\min} \leq P_{t,i} \leq P_i^{\max}; t = 1, 2, \dots, T \\ & i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

其中: $\mathbf{P} = (P_{1,1}, P_{1,2}, \dots, P_{1,N}, \dots, P_{T,1}, P_{T,2}, \dots, P_{T,N}) \in \mathbb{R}^{T \times N}$ 为各时段各机组的有功出力向量, $P_i^{\min} \leq P_{t,i} \leq P_i^{\max}$ 。该模型包括 2 个非线性目标函数, T 个等式约束和 $2N(T-1) + NT$ 个不等式约束。需要确定最优的出力向量 \mathbf{P} ,使得在满足所有约束下的经济成本 $F_c(\mathbf{P})$ 和环境成本 $F_e(\mathbf{P})$ 尽可能小。

MODEED 可简化为一般性极小化约束多目标优化问题(Constrained Multiobjective Optimization Problem, CMOP):

$$\min \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_M(\mathbf{x})) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } & \bar{g}_i(\mathbf{x}) = 0; i = 1, 2, \dots, p \\ & g_i(\mathbf{x}) \leq 0; i = p+1, p+2, \dots, p+q \\ & a_j \leq x_j \leq b_j; j = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

其中: $\mathbf{x} = \mathbf{P} \in \mathbb{R}^{T \times N}$ 为决策向量; $p = T$ 为等式约束数, $q = 2N(T-1) + NT$ 为不等式约束数; $M (\geq 2)$ 为目标数。满足所有约束的 \mathbf{x} 称为可行解,所有可行解构成的集合称为可行域,记为 Ω 。

1.2 相关定义

在 CMOP 求解中,一般将等式约束转化为不等式约束。如式(8)可将等式约束转化为 $g_i = |\bar{g}_i| - \varepsilon \leq 0$,其中 ε 为给定的约束阈值。则式(8)可转化为:

$$\min \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_M(\mathbf{x})) \quad (9)$$

$$\text{s. t. } g_i(\mathbf{x}) \leq 0; i = 1, 2, \dots, p+q$$

$$a_j \leq x_j \leq b_j; j = 1, 2, \dots, n$$

为便于表述,下面给出CMOP的相关定义。

定义1 违背度。设向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, 其违背度定义为

$$VD(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{p+q} \max\{g_i(\mathbf{x}), 0\}.$$

定义2 Pareto支配。设 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \Omega \subset \mathbb{R}^n$, 称 \mathbf{x} Pareto 支配 \mathbf{y} ($\mathbf{x} < \mathbf{y}$)。若对任意 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$, 均有 $f_m(\mathbf{x}) \leq f_m(\mathbf{y})$, 且至少存在一个 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$, 使得 $f_m(\mathbf{x}) < f_m(\mathbf{y})$ 。

定义3 Pareto最优。设 $\mathbf{x} \in \Omega \subset \mathbb{R}^n$, 若不存在任何向量 $\mathbf{y} \in \Omega (\mathbf{y} \neq \mathbf{x})$, 使得 $\mathbf{y} < \mathbf{x}$ (\mathbf{y} Pareto 支配 \mathbf{x}), 则称 \mathbf{x} 为 Pareto 最优。

定义4 约束支配。设向量 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$, 称 \mathbf{x} 约束支配 \mathbf{y} ($\mathbf{x} <_c \mathbf{y}$)。若满足下列条件之一:1) $\mathbf{x} \in \Omega, \mathbf{y} \notin \Omega$; 2) $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \Omega, \mathbf{x} < \mathbf{y}$; 3) $\mathbf{x}, \mathbf{y} \notin \Omega, VD(\mathbf{x}) < VD(\mathbf{y})$ 。

定义5 Pareto最优集(Pareto-optimal Set, PS)和Pareto最优面(Pareto-optimal Front, PF)。所有Pareto最优解构成的集合称为Pareto最优集,即:

$$PS = \{\mathbf{x} \in \Omega \mid \neg \exists \mathbf{y} \in \Omega, \text{s. t. } \mathbf{y} < \mathbf{x}\}$$

所有Pareto最优解通过 $f(\cdot)$ 映射到目标函数空间构成的集合称为Pareto最优面,即:

$$PF = \{f(\mathbf{x}) \mid \forall \mathbf{x} \in PS\}$$

求解CMOP任务即获得分布均匀且收敛性好的Pareto最优面。

1.3 最优解(折中解)决策方法

对于MODEED所获的Pareto最优解,调度人员可根据自身实际选择最合适调度方法,即最优决策。而模糊集理论已被应用于多目标最优决策^[19]。本文选择模糊集决策方法获取Pareto最优解的最优决策向量。具体步骤为:假设所获的Pareto最优集为 $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 。

步骤1 计算每个Pareto最优解 $\mathbf{x}_i \in X$ 的各子目标的线性隶属度函数 $\mu_m(\mathbf{x}_i)$:

$$\mu_m(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} 1, & f_m(\mathbf{x}_i) \leq f_m^{\min} \\ \frac{f_m^{\max} - f_m(\mathbf{x}_i)}{f_m^{\max} - f_m^{\min}}, & f_m^{\min} < f_m(\mathbf{x}_i) < f_m^{\max} \\ 0, & f_m(\mathbf{x}_i) \geq f_m^{\max} \end{cases}$$

其中: f_m^{\min} 、 f_m^{\max} 分别表示第 m 子目标函数的最小和最大目标值。

步骤2 计算每个Pareto最优解 $\mathbf{x}_i \in X$ 的标准化隶属度函数:

$$\eta(\mathbf{x}_i) = \left[\sum_{m=1}^M \mu_m(\mathbf{x}_i) \right] / \left[\sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M \mu_m(\mathbf{x}_i) \right]$$

其中: M 为目标函数的数目。

步骤3 标准化后隶属度最大的Pareto最优解即为最优决策向量。

2 CMEA/R步骤描述及算子设计

2.1 步骤描述

CMEA/R流程如图1,图1中 g 表示迭代数, G 为最大迭代数。其步骤描述如下。

步骤1 产生初始可行群。

- 1) 初始化群体 A_0 ;
 - 2) 依次修补 A_0 中不满足平衡方程和爬坡率的个体, 获群 B_0 , 计算 B_0 中个体的目标向量和违背度;
 - 3) 根据违背度和约束支配关系, 执行二人联赛选择从 B_0 中选择 P_s 个个体, 构成群 C_0 ;
 - 4) 模拟二进制交叉和多项式变异^[10] 作用于 C_0 , 获群 D_0 ;
 - 5) 依次修补 D_0 中不满足平衡方程和爬坡率的个体, 获群 E_0 , 计算 E_0 中个体的目标向量和违背度。
- 步骤2 设定初始代数 $g = 1$ 。
- 步骤3 组合 A_{g-1} 和 E_{g-1} , 获群 $Q_g = A_{g-1} \cup E_{g-1}$ 。
- 步骤4 对 Q_g 执行拥挤选择, 获下一代群 A_g 。
- 步骤5 外部集更新。
- 步骤6 判断是否达到最大迭代数。若是, 则输出结果; 否则, 转入步骤7。
- 步骤7 根据分层及拥挤距离对 A_g 执行二人联赛选择, 获群 C_g 。
- 步骤8 模拟二进制交叉和多项式变异作用于群 C_g , 获群 D_g 。
- 步骤9 依次修补群 D_g 中不满足平衡方程和爬坡率的个体, 获群 E_g , 计算 E_g 中个体的目标向量和违背度。
- 步骤10 置 $g \leftarrow g + 1$, 转入步骤3。

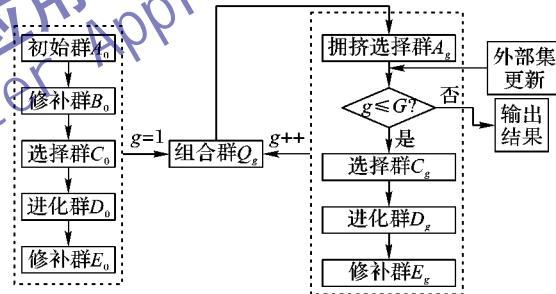


图1 CMEA/R流程

2.2 主要算子设计

2.2.1 初始化群体

由于 MODEED 问题需要确定各时段各机组的最优出力, 结合算法特征, 个体对应于各机组在各时段的出力向量, 则个体 \mathbf{P} 的编码可表示为:

$$\mathbf{P} = [P_{1,1} P_{1,2} \dots P_{1,N} \dots P_{T,1} P_{T,2} \dots P_{T,N}]$$

根据 $P_{t,i} = P_i^{\min} + (P_i^{\max} - P_i^{\min}) \cdot \text{rand}(0,1)$ 随机产生 P_s 个个体构成初始群体 A_0 。其中 $\text{rand}(0,1)$ 为 $[0,1]$ 区间均匀分布的随机数。

2.2.2 功率平衡方程和爬坡率约束处理

求解 MODEED 关键问题是功率平衡方程和爬坡率约束处理。模型要求每个时段均满足平衡方程(5)且各连续的时段间还必须满足爬坡率约束(7), 这些使得按照传统的方式产生的初始个体不可行率较高, 严重影响了算法的寻优能力。即使算法多次采样产生可行的初始群, 但经交叉和突变后的子体仍可能不满足约束。因此, 约束处理策略在 MODEED 问题求解中显得尤为重要, 本文提出一种修补策略提高群体的可行率。个体 \mathbf{P} 的功率平衡方程约束采取逐时段修补, 具体如下:

步骤1 对每时段 $t (1 \leq t \leq T)$, 置初始修补数 $l = 0$, 计

$$\text{算违背值 } v_t = PD_t + PL_t - \sum_{i=1}^N P_{t,i}$$

步骤 2 若 $|v_t| > \varepsilon \wedge (l < L)$, 则转步骤 3; 否则停止。

步骤 3 对每机组 $i (1 \leq i \leq N)$ 修补其出力:

$$P_{t,i} = P_{t,i} + v_t/N$$

步骤 4 若修补后的出力 $P_{t,i} > P_i^{\max}$, 令 $P_{t,i} = P_i^{\max}$; 若 $P_{t,i} < P_i^{\min}$, 令 $P_{t,i} = P_i^{\min}$ 。

步骤 5 重新计算违背值 v_t , 置 $l++$, 转步骤 2。

其中: ε 为约束阈值(非常小的数); l 为修补次数计数; L 为预先设定的数, 其控制最大的修补次数。

群体中所有个体的爬坡率约束采用整体修补, 对每机组 $i (1 \leq i \leq N)$ 及每两个相邻时段 $t-1$ 和 $t (2 \leq t \leq T)$ 。修补方法如下。

步骤 1 判断向上爬坡率 $P_{t,i} - P_{t-1,i} > UR_i$ 是否成立, 若是, 按式(10)修补, 并判断修补后的出力 $P_{t,i}$ 是否超出上界, 若是, 则令 $P_{t,i} = P_i^{\max}$ 。

$$P_{t,i} = P_{t-1,i} + UR_i - \text{rand}(0,1) \quad (10)$$

步骤 2 判断向下爬坡率 $P_{t-1,i} - P_{t,i} > DR_i$ 是否成立, 若是, 按式(11)修补, 并判断修补后的出力 $P_{t,i}$ 是否超出下界, 若是, 则令 $P_{t,i} = P_i^{\min}$ 。

$$P_{t,i} = P_{t-1,i} - UR_i + \text{rand}(0,1) \quad (11)$$

其中: $\text{rand}(0,1)$ 为 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数。

2.2.3 拥挤选择

拥挤选择即从组合群 Q_g 中选择 N 个优秀个体构成新一代群体 A_g , 其步骤如下。

步骤 1 对群体 Q_g 根据定义 4 进行约束支配分层, 并按层由小到大排序。

步骤 2 依次将第 1 层、第 2 层、……、 k 层个体存入 A_g 。若选到第 k 层时, $|A_g| < N$, 但若添加第 $k+1$ 层个体有 $|A_g| > N$, 则计算第 $k+1$ 层中个体的拥挤距离^[14]。

步骤 3 选取第 $k+1$ 层中拥挤距离较大的部分个体, 使其与前面 k 层所有个体构成规模为 N 的新一代群体 A_g (即 $|A_g| = N$)。

2.2.4 外部集更新

外部集用于保存 Pareto 最优解, 算法每执行一代所获的 Pareto 最优解将复制到外部集。因此, 随着算法的循环, 外部集中 Pareto 最优解的数目逐渐增多, 为了避免外部集无限地增大, 预先设定 Pareto 最优解的最大数目为群体规模 P_s 。当外部集中 Pareto 最优解的数目大于 P_s , 则根据拥挤距离选择 P_s 个个体作为当前代 Pareto 最优解。

3 数值实验及结果分析

为了验证被提出的算法求解 MODEED 的有效性, 本文选用经典的 10 机系统^[20]作为测试实例, 并将其与 NSGA II 比较。数值实验中, 为避免随机性对实验结果的影响, 采用各算法独立执行 20 次, 然后分析所获结果的统计特征。模型、算法的参数设置及结果比较如下:

3.1 MODEED 模型参数设置

调度周期 $T=24$ h, 每时段的时间长度 $\Delta_t = 1$ h, 通过多次测试效果分析选取约束阈值 $\varepsilon = 10^{-2}$ 。模型中其他参数及

网损矩阵见文献[10]。

3.2 算法参数设置

各算法使用 C++ 语言在个人计算机(Intel Core i5-4200U 2.3 GHz, 500 GB 硬盘)上通过 VC 平台实现, 群体规模 P_s 分别考虑 5 种情况: 20, 40, 60, 80 和 100, 以便分析群体规模对求解结果的影响, 最大迭代数 $G = 1000$, 外部集最大规模等于相应的 P_s 大小。NSGA II 的交叉概率和变异概率根据文献[10]设置, 分别为 0.9 和 $1/n + g(1 - 1/n)/G$ 。CMEA/R 交叉概率为 0.9, 突变概率采用分段设置: 当迭代数 $g < 2G/3$ 时, 突变概率为 0.2, 此意在提高算法的前期开采能力; 当 $g \geq 2G/3$ 时, 突变概率为 $1/g$, 意在提高算法的后期局部探索能力。CMEA/R 功率平衡方程约束的最大的修补次数 $L = 5$ 。NSGA II、CMEA/R 的交叉和突变方式均为模拟二进制交叉和多项式突变^[10]。

3.3 仿真结果比较分析

在多目标算法性能分析中, Pareto 最优解的覆盖率(Hypervolume Rate, HR)是度量所获 Pareto 最优解在目标空间中的覆盖范围, 收敛性可由世代距离(Inverted Generational Distance, IGD)度量^[21]。其中 HR 定义为: 如图 2 所示的二维目标空间, 假设算法 A 和 B 所获的 Pareto 最优解集分别为 $X = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ 和 $Y = (y_1, y_2, y_3, y_4)$, C 为选定的参考点, 则: δ 为 X 、 Y 的公共覆盖(控制)区域, $\delta + \sigma$ 为 Y 的覆盖区域(虚线包围部分), $\delta + \rho$ 为 X 的覆盖区域(实线包围部分)。则 X 对 Y 和 Y 对 X 的相对覆盖率(简称覆盖率)分别定义为:

$$HR(X, Y) = (\delta + \rho) / (\rho + \delta + \sigma)$$

$$HR(Y, X) = (\delta + \sigma) / (\rho + \delta + \sigma)$$

其中 $0 \leq HR(\cdot, \cdot) \leq 1$ 。若 $HR(X, Y) > HR(Y, X)$, 表明: Pareto 最优解集 X 接近于 X 和 Y 公共面的程度优越于 Pareto 最优解集 Y 接近于 X 和 Y 公共面的程度, 即对应的算法 A 优越于算法 B。

注: 由图 2 知覆盖率的计算涉及到区域大小的计算, 主要是参考点 C 的选取, 本文观察两算法 20 次执行所获的 Pareto 最优解, 发现其在各目标轴方向上最大的目标值不超过 3.0×10^5 和 2.6×10^6 , 故选该点为参考点 C 的坐标。

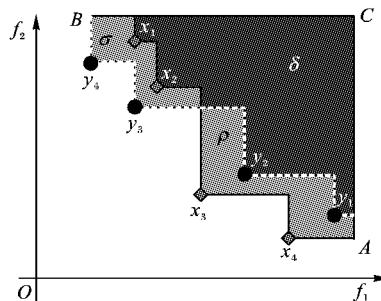


图 2 覆盖率度量指标示意图

表 1 为两算法在不同群体规模下分别独立执行 20 次所获平均覆盖率 HR、平均执行时间及模糊最优决策目标向量的比较。从表 1 可以看出: 在不同群体规模下, 算法 CMEA/R 所获的性能指标 HR 平均值均接近于 100%, 而算法 NSGA II 均比 85% 低, 表明 CMEA/R 的收敛能力明显强于 NSGA II。随群体规模的增大, 两算法的性能指标 HR 平均值逐渐增大, 但 CMEA/R 均能保持在 99% 以上, 这充分表明了 CMEA/R 具有较好的鲁棒性, 受群体规模影响较小。由每代的平均执行时间

可知CMEA/R略低于NSGAⅡ,与NSGAⅡ相比,CMEA/R的执行时间平均减少了0.021 s。这是由于CMEA/R采用了合适的修补策略,算法易于搜索到可行的解,而NSGAⅡ需要多次的循环才能获取一定数目的可行解;根据模糊决策方法,CMEA/R获得的最优决策向量在不同群体规模下均优于NSGAⅡ所获结

果(表1最后列为CMEA/R与NSGAⅡ所获的最优决策向量的差),与NSGAⅡ相比,CMEA/R的污染排放平均减少480 lb(1 lb=0.4536 kg),成本平均减少7800美元。此表明:CMEA/R所获的Pareto最优解的质量优越于NSGAⅡ,CMEA/R更适应MODEED模型的求解,具有较好的应用潜力。

表1 不同群体规模时各算法独立执行20次所获性能指标HR均值、平均执行时间及最优决策目标向量

群体规模Ps	性能指标 HR 平均值	算法	平均时间/s	平均最优决策向量	CMEA/R 的目标减少量
20	HR(CMEA/R, NSGA Ⅱ) = 99.58%	CMEA/R	0.075	(2.963E+5, 2.538E+6)	(7.0E+2, 6.0E+3)
	HR(NSGA Ⅱ, CMEA/R) = 80.45%	NSGA Ⅱ	0.090	(2.970E+5, 2.544E+6)	
40	HR(CMEA/R, NSGA Ⅱ) = 99.29%	CMEA/R	0.169	(2.955E+5, 2.540E+6)	(3.0E+2, 7.0E+3)
	HR(NSGA Ⅱ, CMEA/R) = 80.31%	NSGA Ⅱ	0.179	(2.958E+5, 2.547E+6)	
60	HR(CMEA/R, NSGA Ⅱ) = 100.00%	CMEA/R	0.246	(2.952E+5, 2.539E+6)	(2.0E+2, 1.1E+4)
	HR(NSGA Ⅱ, CMEA/R) = 80.55%	NSGA Ⅱ	0.267	(2.954E+5, 2.550E+6)	
80	HR(CMEA/R, NSGA Ⅱ) = 100.00%	CMEA/R	0.332	(2.947E+5, 2.543E+6)	(4.0E+2, 9.0E+3)
	HR(NSGA Ⅱ, CMEA/R) = 83.19%	NSGA Ⅱ	0.357	(2.951E+5, 2.552E+6)	
100	HR(CMEA/R, NSGA Ⅱ) = 100.00%	CMEA/R	0.415	(2.947E+5, 2.541E+6)	(8.0E+2, 6.0E+3)
	HR(NSGA Ⅱ, CMEA/R) = 84.11%	NSGA Ⅱ	0.449	(2.955E+5, 2.547E+6)	

由于受页面空间的限制,以下分析仅选取群体规模为40和80两种情况,图3描述了群体规模为40和80时两算法在20次独立执行中所获的HR统计盒图。观察图3(a)易知,CMEA/R的HR均值接近于1,而NSGAⅡ劣于CMEA/R,且CMEA/R最坏的HR值也优越于NSGAⅡ最好的HR值。群体规模为80时可得同样的结论(图3(b))。

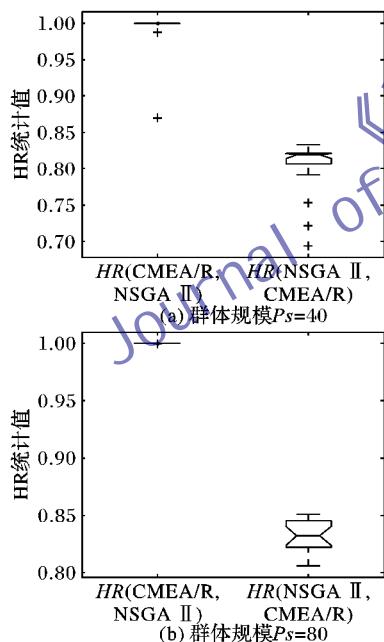


图3 $P_s=40$ 和 80 时各算法独立执行20次所获覆盖率统计盒图

图4(a)和(b)为两算法在群体规模为40和80时所有Pareto最优面及最优决策目标向量。由图可以看出,CMEA/R所获的最优面及最优决策向量明显优越于NSGAⅡ的最优面及最优决策向量。

图5为各算法在群体规模为40和80时分别独立执行20次所获平均IGD曲线。需要注意的是:由于MODEED问题真正Pareto最优面未知,故在计算IGD时,通过CMEA/R执行10000代后所获的Pareto最优面作为近似Pareto最优面,进而计算IGD值。由图5可知,在该两种群体规模下,CMEA/R收敛速度均快于NSGAⅡ。

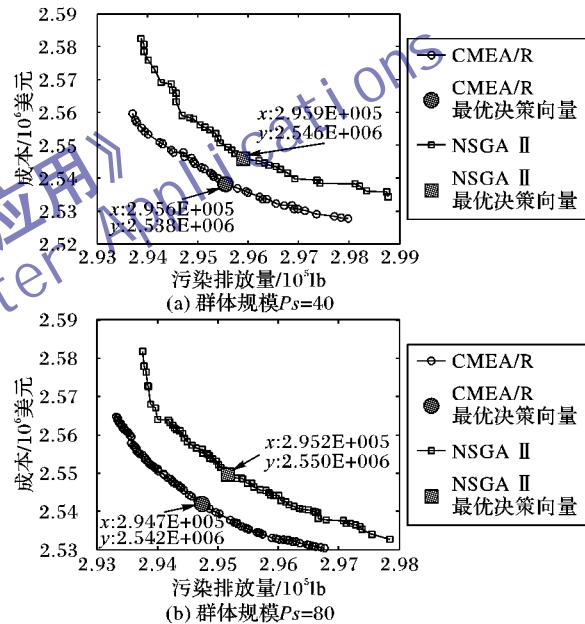


图4 $P_s=40$ 和 80 时各算法所获Pareto最优面及最优决策向量

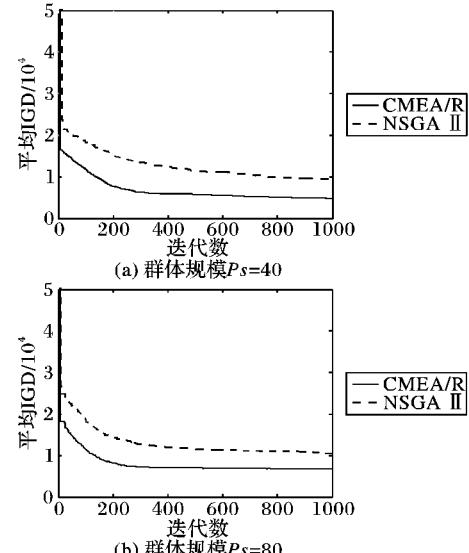


图5 各算法在不同群体规模下所获平均IGD曲线比较

表 2 和表 3 分别给出了群体规模为 80 时 CMEA/R 和 NSGA II 所获最优决策目标下的各机组在 24 时段内的出力大

小。由表中数据可知,根据各算法所获最优出力,CMEA/R 较 NSGA II 使污染排放量减少了 500 lb,成本减少了 8 000 美元。

表 2 群体规模 $P_s = 80$ 时 CMEA/R 的最优决策目标所对应的各机组在 24 时段的出力(MW)及对应的目标向量

t	出力/MW										最优出力时排放/lb	最优出力时成本/美元
	机组 1	机组 2	机组 3	机组 4	机组 5	机组 6	机组 7	机组 8	机组 9	机组 10		
1	151.025	137.175	81.253	84.886	124.455	124.365	98.044	119.861	79.868	54.863		
2	151.509	136.743	98.714	102.617	145.056	139.008	103.847	120.000	80.000	55.000		
3	152.342	139.105	139.534	131.194	182.042	157.866	129.492	120.000	80.000	55.000		
4	159.449	170.449	169.406	167.867	229.690	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
5	164.262	204.792	185.698	177.316	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
6	232.678	230.744	215.976	210.056	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
7	239.014	247.249	238.017	243.965	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
8	250.601	289.744	248.119	259.251	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
9	305.802	313.148	296.147	292.127	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
10	331.572	348.600	333.465	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
11	380.043	385.835	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
12	407.962	406.518	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	294 700	2 542 000
13	361.086	367.353	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
14	305.287	313.464	288.462	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
15	244.726	293.931	251.293	257.745	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
16	188.216	226.137	188.593	213.242	237.372	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
17	160.461	211.801	184.456	178.052	240.329	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
18	228.517	232.276	208.652	219.962	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
19	250.649	278.586	256.170	262.172	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
20	314.534	325.858	318.756	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
21	313.622	317.849	296.517	279.443	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
22	234.432	237.866	218.614	230.130	216.805	158.033	129.334	119.192	79.294	53.842		
23	157.777	166.421	149.330	182.311	177.331	148.523	129.364	119.413	79.342	54.361		
24	152.137	137.312	105.956	139.374	149.661	139.979	130.000	120.000	80.000	55.000		

表 3 群体规模 $P_s = 80$ 时 NSGA II 的最优决策目标所对应的各机组在 24 时段的出力(MW)及对应的目标向量

t	出力/MW										最优出力时排放/lb	最优出力时成本/美元
	机组 1	机组 2	机组 3	机组 4	机组 5	机组 6	机组 7	机组 8	机组 9	机组 10		
1	155.730	139.349	87.733	83.040	118.301	120.357	97.176	119.728	79.722	54.722		
2	155.811	148.363	84.744	99.071	145.868	139.992	103.816	119.996	79.995	54.997		
3	169.008	148.660	108.219	141.193	174.741	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
4	166.308	181.883	151.143	176.158	221.529	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
5	189.505	192.111	187.060	182.094	224.403	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
6	221.724	229.360	221.380	216.822	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
7	245.500	257.065	230.812	235.073	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
8	238.724	288.598	267.675	252.562	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
9	302.465	318.767	295.068	290.952	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
10	334.187	352.133	327.406	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
11	379.877	385.999	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
12	402.380	412.081	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	295 200	2 550 000
13	368.201	360.263	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
14	296.244	308.522	302.242	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
15	249.817	283.345	254.310	260.151	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
16	189.911	226.089	193.584	221.039	222.932	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
17	184.184	172.035	192.299	189.637	236.792	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
18	222.404	235.973	216.689	214.305	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
19	267.894	262.970	262.184	254.582	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
20	309.471	329.441	320.689	299.515	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
21	315.237	320.531	296.948	274.778	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000		
22	235.241	243.598	224.370	231.201	210.967	147.303	130.000	120.000	80.000	55.000		
23	171.517	176.363	158.809	187.090	175.153	125.690	114.924	119.972	80.000	54.975		
24	166.540	145.750	92.404	144.809	152.437	137.837	114.872	120.000	80.000	55.000		

4 结语

本文针对多目标动态环境经济调度问题,提出了一种约束的多目标进化算法用于该问题的求解。根据模型约束的复杂性,设计了一种约束修补策略。数值实验以典型的10机系统为测试算例,根据所获的性能指标及Pareto最优面充分表明了本文提出的算法在求解动态环境经济调度问题时的有效性和可行性。通过与NSGA II的仿真比较,结果表明提出的算法在求解动态环境经济调度模型中表现出极其优越的性能。本文算法与其他算法(如PSO)的比较,以及应用于更复杂的动态环境经济调度模型将是下一步的研究工作。

参考文献:

- [1] CAO Y, WANG G. Research on power system complexity and related topics [J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(2): 5–10. (曹一家, 王光增. 电力系统复杂性及其相关问题研究[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(2): 5–10.)
- [2] ZHANG L, YE T, XIN Y, et al. Problems and measures of power grid accommodating large scale wind power [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2010, 30(25): 1–9. (张丽英, 叶廷路, 辛耀中, 等. 大规模风电接入电网的相关问题及措施[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(25): 1–9.)
- [3] CIORNEI I, KYRIAKIDES E. Recent methodologies and approaches for the economic dispatch of generation in power systems [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2013, 23(7): 1002–1027.
- [4] LI D, GAO L, WANG K, et al. Dynamic double-population particle swarm optimization algorithm for power system unit commitment [J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(1): 104–107. (李丹, 高立群, 王珂, 等. 电力系统机组组合问题的动态双种群粒子群算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(1): 104–107.)
- [5] PLATBROOD L, CAPITANESCU F, MERCKX C, et al. A generic approach for solving nonlinear-discrete security-constrained optimal power flow problems in large-scale systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1194–1203.
- [6] WANG L, HUANG F, LI L. Economic distribution of power systems based on hybrid differential evolution with double populations [J]. Control and Decision, 2009, 24(8): 1156–1160. (王凌, 黄付卓, 李灵坡. 基于混合双种群差分进化的电力系统经济负荷分配[J]. 控制与决策, 2009, 24(8): 1156–1160.)
- [7] ZHANG Y, GONG D, GENG N, et al. Hybrid bare-bones PSO for dynamic economic dispatch with valve-point effects [J]. Applied Soft Computing, 2014, 18: 248–260.
- [8] SRINIVASA RAO B, VAISAKH K. Multi-objective adaptive clonal selection algorithm for solving environmental/economic dispatch and OPF problems with load uncertainty [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 53: 390–408.
- [9] GUO C, ZHU C, ZHAO B, et al. Power system reactive optimization based on an improved immune algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(15): 23–29. (郭创新, 朱承治, 赵波, 等. 基于改进免疫算法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(15): 23–29.)
- [10] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2008, 30(2): 140–149.
- [11] BASU M. Multi-objective Differential evolution for dynamic economic emission dispatch [J]. International Journal of Emerging Electric Power Systems, 2014, 15(2): 141–150.
- [12] QIU W, ZHANG J, WU X, et al. Environmental and economic dispatch based on chaotic multiobjective differential evolution algorithm considering coordinative operation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(11): 26–31. (邱威, 张建华, 吴旭, 等. 采用混沌多目标差分进化算法并考虑协调运行的环境经济调度[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(11): 26–31.)
- [13] JIANG X, ZHOU J, WANG H, et al. Modeling and solving for dynamic economic emission dispatch of power system [J]. Power System Technology, 2013, 37(2): 385–391. (江兴稳, 周建中, 王浩, 等. 电力系统动态环境经济调度建模与求解[J]. 电网技术, 2013, 37(2): 385–391.)
- [14] CHEN G, CHEN J. Environmental / economic dynamic dispatch modeling and method for power systems integrating wind farms [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2013, 33(10): 27–35. (陈功贵, 陈金富. 含风电场电力系统环境经济动态调度建模与算法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 27–35.)
- [15] ZHANG X, DONG X. Research on multiobjective scheduling for low-carbon power system with wind farms [J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 24–31. (张晓辉, 董兴华. 含风电场多目标低碳电力系统动态环境经济调度研究[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 24–31.)
- [16] WENG Z, SHI L, XU Z, et al. Power system dynamic economic dispatch incorporating wind power cost [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(4): 514–523. (翁振星, 石立宝, 徐政, 等. 计及风电成本的电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(4): 514–523.)
- [17] GENT M R, LAMONT J W. Minimum emission dispatch [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1971, 90(6): 2650–2660.
- [18] CHEN Y, WEN J, JIANG L, et al. Hybrid algorithm for dynamic economic dispatch with valve-point effects [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2013, 7(10): 1096–1104.
- [19] FARINA M, AMATO P. A fuzzy definition of optimality for many criteria optimization problems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2004, 34(3): 315–326.
- [20] ATTAVIRIYANUPAP P, KITA H, TANAKA E, et al. A hybrid EP and SQP for dynamic economic dispatch with nonsmooth fuel cost function [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 411–416.
- [21] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173–195.