

DOI:10.3969/j.issn.1674-1951.2021.09.009

基于绿证-碳交易机制的含风电电力系统 动态环境经济调度

Environmental economic dispatch considering wind power systems based on green
certificate-carbon trading mechanism

张家瑞,余朋军,许忠义,徐加宝,朱泽伟

ZHANG Jiarui, YU Pengjun, XU Zhongyi, XU Jiabao, ZHU Zewei

(三峡大学 电气与新能源学院,湖北 宜昌 443002)

(College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

摘要:在低碳绿色经济背景下,为促进电力行业节能减排和绿色发展,将碳排放交易机制和绿色证书交易机制引入电力系统环境经济调度中,建立一个以绿色证书交易成本、火电发电成本、风电运行维护成本、弃风惩罚成本和碳交易成本为经济成本目标函数,SO₂和NO_x气体排放为污染物的含风电电力系统多目标环境经济调度模型。基于MOEA/D算法进行改进得出MOEA/D-OLSMS算法,采用MOEA/D-OLSMS算法与MOEA/D算法对模型进行求解。分析在不同调度情景以及不同可再生能源配额系数对系统的影响。通过算例仿真,验证所提出模型的有效性及其算法的优越性。

关键词:碳交易机制;绿色证书交易机制;环境经济调度;多目标;可再生能源配额;碳中和

中图分类号:TK 0:TM 712 **文献标志码:**A **文章编号:**1674-1951(2021)09-0069-09

Abstract: In the context of low-carbon green economy, in order to promote energy conservation, emission reduction and green development of power industry, carbon emission trading mechanism and green certificate trading mechanism are introduced into the environmental economic dispatch (EED) of power system. Based on the objective function attempting to minimize green certificate transaction cost, thermal power generation cost, wind power operation and maintenance cost, wind power curtailment penalty and carbon emission right transaction cost, and taking SO₂ and NO_x emissions as pollutant emissions, a multi-objective environmental economic dispatch model for the power system containing wind power is established. By improving the MOEA/D algorithm, the MOEA/D-OLSMS algorithm is obtained. The model is solved by MOEA/D-OLSMS and MOEA/D algorithm, respectively. The impact of different renewable energy quota coefficients on the power system under different dispatch scenarios is analyzed. The validity of the proposed model and the superiority of the algorithms are verified by the simulation examples.

Keywords: carbon emission trading mechanism; green certificate trading mechanism; environmental economic dispatch; multi-target; renewable energy quota; carbon neutrality

0 引言

近年来,环境污染及化石能源短缺等问题日益突出。为促进经济结构绿色转型,我国于2020年9月第七十五届联合国大会上提出碳达峰、碳中和目标^[1]。为实现“双碳”目标、减少污染物排放、促进可再生能源的发展,同时引入绿色证书交易机制和碳排放交易机制(以下简称碳交易),对于电力系统节能减排和绿色低碳发展有着重要的意义。

目前国内外学者对碳交易机制和绿色证书交

易机制已有较为深入的研究^[2-5]。文献[6]将碳交易机制引入到含风电的电力系统经济调度模型中,使碳排放权成为一种有经济价值的资源,建立了一种兼顾系统经济性和系统环保性的新型经济调度模型。文献[7]将绿色证书交易机制和碳交易机制引入到电源规划模型中,建立了以规划期内系统净收益最大为目标的低碳经济电源规划模型。文献[8]将绿色证书交易机制引入电力系统调度模型中,建立了基于绿色证书交易机制的含风电系统的低碳经济调度,并对不同绿色证书约束水平对系统成本以及碳排放量的影响进行了分析。文献[9]将碳交易引入到冷热电联供系统的经济调度模型中,建立

考虑碳交易成本、燃料成本和环境成本的冷热电联供系统多目标优化模型。以上文献都只是孤立地将碳交易机制或者绿色证书交易机制应用在电力系统中,并未在电力系统多目标调度模型中同时考虑 2 种交易机制。

电力系统的环境经济调度 (Environmental Economic Dispatch, EED) 问题是一个典型的高纬度、非凸、非线性且强约束的多目标优化问题^[10-12]。目前,求解多目标优化问题的方法有间接法和直接法。(1)间接法将多目标问题转化成单目标问题,如何进行转化是间接解法的关键。然而将多目标问题转化成单目标问题,其各目标的参数设置是未知的、不确定的,容易对求解结果产生较大的影响。因此,目前间接法求解多目标优化问题难以得出令人满意的结果。(2)相较于间接解法,直接解法搜索效率高、鲁棒性强、不易陷入局部最优^[13]。求解多目标优化问题的直接解法主要有非支配排序遗传算法 (NSGA-II)^[14]、多目标粒子群 (MOPSO)^[15]、基于分解的多目标进化算法 (MOEA/D)^[16]等。尽管这些算法取得了不错的效果,但也存在着收敛速度慢、运行耗时长以及种群多样性丧失等缺点^[17]。如何改善算法效率、均衡算法收敛性和保持种群多样性是高效求解 EED 问题的关键。

基于以上讨论,本文将碳交易机制和绿色证书交易机制同时引入电力系统 EED 中,构建计及碳交易机制和绿色证书交易机制的含风电的电力系统多目标环境经济调度模型:在经济调度目标模型中引入弃风惩罚机制,提高风电的适应性;同时引入旋转备用容量调度模型应对风电及负荷预测不确定性对电力系统产生的不利影响,提出一种基于反向学习混沌搜索多变异策略 (OLSMS) 的多目标进化算法 MOEA/D-OLSMS 对模型进行求解。该算法在 MOEA/D 的基础上,采用广义反向学习初始化种群扩大种群多样性,并采用 DE/rand/1 和 DE/current-to-rand/1 策略进行进化,同时引入基于 Logistic 映射的混沌搜索算法增强算法的局部搜索能力。仿真验证结果证明了该模型的合理性、有效性以及 MOEA/D-OLSMS 算法的可行性、优越性。

1 计及绿证-碳交易机制的含风电电力系统 EDD 模型

1.1 绿色交易证书机制数学模型

绿色证书交易机制是可再生能源配额制的辅助政策工具。其中,可再生能源配额指标是指政府规定发电企业中可再生能源发电量要达到或占有总发电量一定的比例。政府将发电企业生产的绿

色电能可以按比例量化为绿色证书。当发电企业生产的绿色证书超过配额指标时,可出售绿色证书获取利润;反之,则需要为购买绿色证书。其绿色证书交易成本模型如下

$$f_{gre} = \begin{cases} p_{gre} (G_b^t - G_s^t) & G_b^t \geq G_s^t \\ p_{gre} (G_s^t - G_b^t) & G_b^t < G_s^t \end{cases}, \quad (1)$$

式中: f_{gre} 为绿色证书交易成本,美元; G_b^t, G_s^t 分别为电力系统在 t 时刻购买和出售的绿色证书数量,本; p_{gre} 为绿色证书的交易价格,美元/本。

1.2 碳交易机制数学模型

目前,世界范围内初始碳配额主要有免费分配、拍卖分配、免费分配与拍卖混合分配 3 种方式。我国主要采用免费分配的方式。在政府免费分配给企业一定碳排放权配额的情况下,当企业实际产生的碳排放量大于给定配额时,需要在市场上购买碳排放配额;反之,可以在市场上出售碳排放配额以获取利润。

(1) 碳排放模型。

$$E_p = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \delta_{p,i} P_i^t, \quad (2)$$

式中: E_p 为火电机组实际碳排放; $\delta_{p,i}$ 为发电机组 i 的发电量碳排放强度; P_i^t 为发电机组 i 在 t 时刻的有功功率; N 为发电机组数; T 为调度时段。

(2) 碳排放配额的分配。

碳排放配额分配与发电机组有功出力成比例的模式可表示为

$$E_q = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \delta_{q,i} P_i^t, \quad (3)$$

式中: E_q 为火电机组碳排放配额; $\delta_{q,i}$ 为发电机组 i 单位电量分配的碳排放配额,由国家发改委规定的“区域电网基准线排放因子”确定。

(3) 碳交易模型。

$$f_c = \begin{cases} p_c (E_q^t - E_p^t) & E_p^t \leq E_q^t \\ p_c (E_p^t - E_q^t) & E_q^t < E_p^t \leq E_h^t + E_q^t \\ p_c E_h^t + K_h^t (E_p^t - E_h^t - E_q^t) & E_p^t > E_h^t + E_q^t \end{cases}, \quad (4)$$

$$E_h^t = \mu_0 E_q^t, \quad (5)$$

式中: f_c 为碳交易总成本; E_h^t 为系统 t 时刻购买的碳排放权; E_q^t 为系统 t 时刻的碳排放量; K_h^t 为系统 t 时刻超部分的罚金价格; μ_0 为系统碳排放权的裕度; p_c 为碳交易价格。

1.3 机组成本

考虑阀点效应,火电机组的发电成本费用目标函数为

$$f_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T a_i + b_i P_i^t + c_i (P_i^t)^2 + |d_i \sin [e_i (P_{i,\min} - P_i^t)]|, \quad (6)$$

式中: a_i, b_i, c_i, d_i, e_i 为机组*i*的成本费用系数; $P_{i, \min}$ 为机组*i*的出力下限。

1.4 风电场运行成本

1.4.1 风电运行维护成本

为了促进可再生能源的利用,将风电进行大规模并网,风电场在运行过程中虽然无能源消耗,但会产生运行维护成本,其数学模型为

$$f_w = \sum_{j=1}^M \sum_{t=1}^T R_w P_{w,j}^t, \quad (7)$$

式中: f_w 为风电场运行维护成本; R_w 为风电场发电单位功率的成本系数; $P_{w,j}^t$ 为第*j*台风机在*t*时刻的发电功率; M 为风电机组数量。

1.4.2 弃风惩罚成本

为了提高风电并网的适应性,应在经济成本中加入弃风惩罚成本

$$f_2 = \sum_{j=1}^M \sum_{t=1}^T g_j (P_{sw,j}^t - P_{w,j}^t), \quad (8)$$

式中: $P_{sw,j}^t$ 为第*j*个风电场在*t*时刻的预测功率; g_j 为第*j*个风电场的弃风成本价格。

本文调度模型经济目标包括火电发电成本、绿色证书交易成本、碳交易成本、风电弃风惩罚成本以及风电场运行成本,综合可得经济目标函数模型

$$\min F = \min (f_1 + f_2 + f_c + f_{gre} + f_w). \quad (9)$$

1.5 污染物排放量目标函数

火电机组在运行中会产生大量污染环境的气体,以 CO_2, SO_2 及 NO_x 等气体为主,其中 CO_2 主要参与碳交易,气体污染物排放以 SO_2 及 NO_x 为主,污染物的排放量(E)用一定的权重系数来表示,

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T e_i (\gamma_{i,S} + \beta_{i,S} P_i^t + \alpha_{i,S} (P_i^t)^2) + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T h_i (\gamma_{i,N} + \beta_{i,N} P_i^t + \alpha_{i,N} (P_i^t)^2), \quad (10)$$

式中: $\gamma_{i,S}, \beta_{i,S}, \alpha_{i,S}$ 为机组*i*的 SO_2 排放特征系数; $\gamma_{i,N}, \beta_{i,N}, \alpha_{i,N}$ 为机组*i*的 NO_x 排放特征系数; e_i 为 SO_2 的权重系数; h_i 为 NO_x 的权重系数。

1.6 约束条件

(1)功率平衡约束和网损。

$$\sum_{i=1}^N P_i^t + \sum_{j=1}^M P_{w,j}^t = P_L^t + P_g^t, \quad (11)$$

$$P_g^t = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_i^t B_{ij} P_j^t, \quad (12)$$

式中: P_L^t 为系统在*t*时刻的负荷; P_g^t 为系统在*t*时刻的网损; B_{ij} 为机组*i*与机组*j*之间的网损系数。

(2)系统旋转备用容量约束。为了应对风电出力不确定性对系统的影响,系统需要预留一定的备用容量。

$$\sum_{i=1}^N (P_{i, \max}^t - P_i^t) \geq P_r^t + P_{Wu}^t, \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^N (P_i^t - P_{i, \min}^t) \geq P_{Wd}^t, \quad (14)$$

式中: P_r^t 为未接入风电时系统的旋转备用容量,取系统负荷的5%; P_{Wu}^t, P_{Wd}^t 分别为接入风电后针对风电出力突然减少和增加引起的上调、下调旋转备用容量, P_{Wu}^t, P_{Wd}^t 由风电预测出力的置信度 β_1, β_2 决定, $P_{Wu}^t = P_{sw,j}^t \times (1 - \beta_1)$ 。

(3)绿色证书配额约束。

$$\sum_{i=1}^N \eta k_g P_i^t = \sum_{j=1}^M k_g P_{w,j}^t + G_b^t - G_s^t, \quad (15)$$

式中: η 为可再生能源配额系数; $k_g = 1$ 本/(kW·h),为量化系数,即将可再生能源配额的数量量化为绿色证书的数量。

(4)机组约束。火电机组出力上下限约束

$$P_{i, \min}^t \leq P_i^t \leq P_{i, \max}^t \quad (16)$$

式中: $P_{i, \min}^t, P_{i, \max}^t$ 分别为机组*i*的最小和最大出力。

(5)火电机组爬坡约束。

$$-60R_{d,i} \leq P_i^t - P_i^{t-1} \leq 60R_{u,i}, \quad (17)$$

式中: $R_{d,i}, R_{u,i}$ 分别为机组*i*每分钟有功输出的最大下降速度和最大上升速度。

(6)风电功率约束。

$$P_{w,j}^t \leq P_{w, \text{rate}}^t, \quad (18)$$

式中: $P_{w, \text{rate}}^t$ 为风机在*t*时刻的额定功率。

2 MOEA/D-OLSMS 算法

本文在MOEA/D算法的基础上,结合OLSMS提出了一种MOEA/D-OLSMS优化算法。

2.1 MOEA/D 算法

MOEA/D算法框架由模型分解和进化搜索组成:首先将多目标优化问题分解为一系列的子问题;然后利用单目标进化算法求解每个子问题。MOEA/D算法是于2007年提出的一种新颖的求解多目标问题优化算法,包括模拟二进制交叉(Simulated Binary Crossover, SBX)和差分进化(Differential Evolution, DE)^[18-20]2种进化算子。本文采用了DE进化算子。

DE进化算子主要通过变异、交叉和选择操作进行智能搜索。算法一般设置 N_p 个种群,每个个体的维度为 n ,个体表示为 $x_{i,G} = (x_{1i,G}, x_{2i,G}, \dots, x_{ni,G})$,其中种群个数 $i = (1, 2, \dots, N_p)$, G 为当前种群的进化代数。

(1)策略1,若采用目前被广泛使用的DE/rand/1变异策略,可得到

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + w_0 (x_{r2,G} - x_{r3,G}), \quad (19)$$

式中: $v_{i,G}$ 为第 G 代种群变异后生成的第 i 个体; $x_{r1,G}$, $x_{r2,G}$, $x_{r3,G}$ 为从种群规模中随机产生 3 个互不相等的个体, 而 $x_{best,G}$ 为当前最优个体; w_0 为缩放因子。

若采用 DE/current/1 变异策略,

$$v_{i,G} = x_{best,G} + w_0(x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (20)$$

若采用 DE/current-to-best/1 变异策略,

$$v_{i,G} = x_{i,G} + w_0(x_{best,G} - x_{i,G}) + w_0(x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (21)$$

w_0 通常取定值, 虽然这样取值比较简单直接, 但难以适应算法进化的全过程, 它的取值可以决定算法能否平衡全局寻优和局部寻优的能力。采用小波函数代替缩放因子 w_0 , 使算法具有自适应能力, $w_0 = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{\frac{1}{4}} (1 - T_0^2) e^{-\frac{T_0^2}{2}}$, 其中 $T_0 = \frac{G}{G_{max}}$, G 为当前迭代数, G_{max} 为最大迭代数。

上述分析可见, DE 进化算子关键部分是变异操作。不同的变异策略所具有的特性不一样, DE/rand/1 变异策略具有全局搜索能力突出、较强的全局收敛性能, 且倾向于开采能力, DE/best/1 变异策略全局搜索能力弱, 局部寻优能力和倾向于探索能力, 收敛速度快^[20]。DE/current-to-best/1 变异策略同时具有 DE/rand/1 和 DE/best/1 的特性, 被广泛用于各类算法。

(2) 策略 2, 根据 DE/current-to-best/1 变异策略改进得到 DE/current-to-rand/1 变异策略,

$$v_{i,G} = x_{i,G} + w_0(x_{r1,G} - x_{i,G}) + w_0 \times (x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (22)$$

2.2 反向学习混沌搜索多变异策略 OLSMS

2.2.1 反向学习原理

反向学习由 Tizhoosh^[21] 于 2005 年提出, 其主要思想是根据当前解得出反向解, 并从当前解和反向解中择优选取候选解。

一般反向学习, 设 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,K})$ 为当前的一个可行解, $x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,K}$ 为实数, 则 X_i 相对应的反向解为 $\bar{X}_i = (\bar{x}_{i,1}, \bar{x}_{i,2}, \dots, \bar{x}_{i,K})$, K 为一个可行解的维度。一般反向学习反向解 \bar{X}_i 的定义公式

$$\bar{x}_{i,j} = a_j + b_j - x_{i,j} \quad (23)$$

式中: $x_{i,j} \in [a_j, b_j]$, $[a_j, b_j]$ 为 j 维的搜索空间边界, 且 $a_j = \min(x_{i,j})$, $b_j = \max(x_{i,j})$ 。

广义反向学习公式为

$$\bar{x}_{i,j} = k_0(a_j + b_j) - x_{i,j} \quad (24)$$

式中: k_0 为系数, 取 0 ~ 1 之间的随机数。

对于反向解与当前解的最优解选取公式

$$X_0 = \begin{cases} X & f_r(X) \leq f_r(\bar{X}) \\ \bar{X} & f_r(X) > f_r(\bar{X}) \end{cases} \quad (25)$$

式中: X 为一个可行解; \bar{X} 为 X 的反向解; X_0 为当前解和反向解中的最优解。

2.2.2 基于 Logistic 映射的混沌搜索

混沌搜索具有遍历性、随机性和规律性等特点^[22], 根据这些特点可以不重复地遍历整个搜索空间。本文采用了 Logistic 映射法, 其具体数学表达式为

$$z_{n+1} = \mu z_n (1 - z_n) \quad (26)$$

式中: μ 为控制变量, $\mu = 4$, 系统处于完全混沌状态。

混沌搜索步骤如下。

(1) 首先令迭代数 $k=0$, 将解 $x^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_j^k)$ 通过以式(27)映射为混沌的变量 s^k , 其中 x_j^{\min} , x_j^{\max} 分别为第 j 维的最小值和最大值,

$$s_j^k = \frac{x_j^k - x_j^{\min}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \quad (27)$$

(2) 计算下一次迭代的混沌变量

$$s_j^{k+1} = 4s_j^k (1 - s_j^k) \quad (28)$$

(3) 将混沌变量逆映射返回原解公式

$$x_j^{k+1} = x_j^{\min} + s_j^{k+1} (x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (29)$$

(4) 根据混沌搜索生成的新解, 计算其适应度值, 并比较新解适应度值和原解适应度值的大小, 更优的解进入下一次迭代, 直至混沌搜索迭代达到最大迭代数, 输出混沌搜索的结果; 否则, $k = k + 1$, 转入式(28)。

2.2.3 反向学习混沌搜索多变异策略

将反向学习策略、基于 Logistic 映射混沌搜索以及多变异策略融入到 MOEA/D 算法中, 可得其基于反向学习混沌搜索多变异策略的 MOEA/D-OLSMS 算法步骤。

(1) 基于广义反向学习的最优初始种群生成。首先采用随机策略生成最初种群, 其次采用广义反向学习策略求出反向种群, 根据式(24)生成反向种群, 分别计算最初种群和反向种群的个体适应度值, 最后根据式(25)来选择最终初始种群。

(2) 多变异策略搜索。根据(1)中得出初始种群, 先经过策略 1 中 DE/rand/1 变异、交叉、选择生成当前个体, 计算当前个体的适应度值, 并保存最优个体和更新种群适应度值, 再经过策略 2 中 DE/current-to-rand/1 策略变异、交叉、选择生成当前个体, 计算当前个体的适应度值, 并保存最优个体和更新种群适应度值。

(3) 基于 Logistic 映射混沌搜索。根据(2)中得出最优个体和种群适应度值, 对最优解进行混沌搜索得出新解并计算出新适应度值, 保存新解和更新种群适应度值, 将得出的更优解进入下一次迭代。

2.3 基于 MOEA/D-OLSMS 算法的含风电场的电力系统模型求解

2.3.1 参数设置

(1)输入机组数据、风电场数据、绿色证书交易数据、碳交易数据以及日负荷数据。

(2)设置算法中种群规模和子问题个数都为 N_p , 权重向量邻域大小为 M_0 , 交叉概率为 C_R , 变异概率为 p_m , 缩放因子为 w_0 , 最大迭代次数 $F_1(y)$ 。

2.3.2 算法初始化

(1)采用广义反向学习策略初始化种群 $F_1(y)$, 即机组有功出力, 以及初始化权重向量 $\lambda = \{\lambda^1, \lambda^2, \lambda^3, \dots, \lambda^{N_p}\}$ 。计算任意 2 个权重向量之间的欧氏距离, 为每个权重向量选出最近的 M_0 个向量作为它的邻域, 则设邻域 $B(i) = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_M\}$, 以及进化代数 $G = 0$ 。

(2)把初始化个体 x^i 代入目标函数计算适应度值 $\{F_1(x^i), F_2(x^i)\}$ 。则初始化参考点 $z_1 = (z_1, z_2)^T$, 其中 $z_1 = F(x)$, $z_2 = F_2(x)$, 则 $z_\psi = \min(F_\psi(x))$, $\psi = 1, 2$ 。

2.3.3 算法更新

(1)根据 2.2.1 中所述广义反向学习策略生成初始种群。

(2)根据机组出力约束条件, 初始化个体 x^i 经过策略 1 中 DE/rand/1 变异、交叉、选择修复生成个体 y , 得到变异修复后的机组出力, 代入目标函数计算适应度值 $F_\psi(y)$, 如果 $z_\psi > F_\psi(y)$, 则 $z_\psi = F_\psi(y)$ 。

(3)根据步骤(2)的生成个体和适应度值。更新邻域 $B(i)$, 如果 $g^{te}(y|\lambda^i, z) \leq g^{te}(x|\lambda^i, z)$, 则 $x=y$, $F_\psi(x) = F_\psi(y)$, $\psi = 1, 2$, 更新得出全局最优个体 x 和全局最优值 $F_\psi(x)$ 。

(4)全局最优个体 x 和全局最优值 $F_\psi(x)$ 经过策略 2 中 DE/current-to-rand/1 策略变异、交叉、选择修复生成个体 y' , 代入目标函数计算得到适应度值 $F_\psi(y')$ 。根据个体 y' 和适应度值 $F_\psi(y')$, 同时更新邻域 $B(i)$, 得出全局最优个体 x_0 和全局最优值 $F_\psi(x_0)$ 。

(5)根据 2.2.2, 对全局最优个体 x_0 和全局最优值 $F_\psi(x_0)$ 进行混沌搜索, 得出最优个体 y_0 进入下一次迭代。

2.3.4 迭代终止判断

如果 $G=G_{max}$, 则停止迭代计算, 输出 Pareto 最优解集。否则, $G=G+1$, 则转到 2.3.3 的步骤(3)。

2.4 模糊决策

在得出 Pareto 最优解集后, 采用模糊决策方法选取最佳折中解, 通常取标准化满意度最大的非劣

解为最优折中解。一般隶属度函数表示为

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & F_i^m \leq F_{\min}^m \\ \frac{F_{\max}^m - F_i^m}{F_{\max}^m - F_{\min}^m} & F_{\min}^m < F_i^m < F_{\max}^m \\ 0 & F_i^m \geq F_{\max}^m \end{cases}, \quad (30)$$

式中: F_i^m 为第 i 个最优解的第 m 维目标函数值; F_{\max}^m, F_{\min}^m 分别为第 m 维函数得最大值和最小值; μ_i 为第 i 目标函数值的满意度, μ_i 越大则满意度越大, 其 Pareto 最优解越好。基于此可得 Pareto 最优解集中各非劣解的标准化满意度,

$$\mu^r = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i^r}{\sum_{r=1}^l \sum_{i=1}^m \mu_i^r}, \quad (31)$$

式中: μ^r 为第 r 个 Pareto 最优解集中各非劣解的标准化满意度; l 为在 Pareto 最优解的个数。

3 算例分析

3.1 算例陈述

为了验证本文提出调度模型的有效性以及算法的优越性, 以某风电场和 10 台火电机组的电力系统进行仿真算例研究。设定一个调度周期 $T=24$ h, 绿色证书交易价格为 20 美元/(MW·h), 风电场发电成本价格为 80 美元/(MW·h), 风电惩罚成本为 50 美元/(MW·h), 系统的正负旋转备用容量取系统负荷的 5%, 置信水平取 0.95, 可再生能源配额系数为 0.15。碳交易价格为 15 美元/t, 碳排放权的裕度为 0.4, 碳交易的超额罚金价格为 50 美元/t。MOEA/D-OLSMS 算法的参数设置见表 1, 火电机组发电成本及排污参数见表 2 和表 3, 网损系数矩阵元素见表 4, 风电出力日预测曲线和日负荷预测数据如图 1 所示。

表 1 MOEA/D-OLSMS 算法参数设置

Tab. 1 MOEA/D-OLSMS algorithm parameter settings

参数	取值	参数	取值
N_p	100	p_m	0.2
w_0	0.5	G_{max}	100
M_0	20	C_R	0.5

3.2 仿真结果及分析

3.2.1 不同算法调度结果分析

为了验证本文所提 MOEA/D-OLSMS 算法具有有效性和优越性, 采用 MOEA/D-OLSMS 和 MOEA/D 算法分别求解含风电电力系统环境经济调度模型。图 2 为算法求解模型得到的 Pareto 最优边界, 表 5 为 2 种算法求得的最优极端解和折中解。

表 2 机组能耗特性参数

Tab. 2 Energy consumption characteristic parameters of the units

机组	$P_{G.min}/MW$	$P_{G.max}/MW$	$a_i/(\text{美元}\cdot\text{h}^{-1})$	$b_i/(\text{美元}\cdot\text{h}^{-1})$	$c_i/[\text{美元}\cdot(\text{MW}^2\cdot\text{h})^{-1}]$	$d_i/(\text{美元}\cdot\text{h}^{-1})$	$e_i/(\text{rad}\cdot\text{MW}^{-1})$	$\delta_{p,i}$
1	150	455	1 000	16.19	0.004 80	400	0.023	0.98
2	150	455	970	17.26	0.003 10	420	0.035	0.95
3	20	130	700	16.60	0.002 50	260	0.030	0.93
4	20	130	680	16.50	0.002 11	250	0.048	1.13
5	25	162	450	19.70	0.003 98	260	0.043	1.15
6	20	80	370	22.36	0.007 12	300	0.034	0.86
7	25	85	480	27.74	0.007 90	220	0.075	0.68
8	10	55	660	25.92	0.004 13	210	0.075	0.95
9	10	55	665	27.27	0.002 22	160	0.088	1.32
10	10	55	670	27.79	0.001 73	150	0.079	0.59

表 3 机组排污特性方程参数

Tab. 3 Blowdown characteristic equation parameters of the units

机组	$\alpha_s/(\text{kg}\cdot\text{h}^{-1})$	$\beta_s/[\text{kg}\cdot(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]$	$\gamma_s/[\text{kg}\cdot(\text{MW}^2\cdot\text{h})^{-1}]$	$\alpha_N/(\text{kg}\cdot\text{h}^{-1})$	$\beta_N/[\text{kg}\cdot(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]$	$\gamma_N/[\text{kg}\cdot(\text{MW}^2\cdot\text{h})^{-1}]$
1	198.33	2.06	0.000 19	130.0	-2.86	0.022
2	195.34	2.09	0.000 18	132.0	-2.72	0.020
3	155.15	2.14	0.000 22	137.7	-2.94	0.044
4	152.26	2.25	0.000 22	130.0	-2.35	0.058
5	152.26	2.11	0.000 21	125.0	-2.36	0.065
6	101.43	3.45	0.000 25	110.0	-2.28	0.080
7	111.87	2.62	0.000 22	135.0	-2.36	0.075
8	126.62	5.18	0.000 42	157.0	-1.29	0.082
9	134.15	5.38	0.000 54	160.0	-1.14	0.090
10	142.26	5.40	0.000 55	137.7	-2.14	0.084

表 4 网损系数矩阵 B 元素

Tab. 4 Network loss factor matrix B element

机组(i)	$B_{i1}(\times 10^{-4})$	$B_{i2}(\times 10^{-4})$	$B_{i3}(\times 10^{-4})$	$B_{i4}(\times 10^{-4})$	$B_{i5}(\times 10^{-4})$	$B_{i6}(\times 10^{-4})$	$B_{i7}(\times 10^{-4})$	$B_{i8}(\times 10^{-4})$	$B_{i9}(\times 10^{-4})$	$B_{i10}(\times 10^{-4})$
1	2.022	0.286	0.543	0.565	0.454	0.103	0.324	0.213	0.154	0.302
2	0.286	0.243	0.016	0.307	0.422	0.147	0.456	0.235	0.171	0.365
3	0.534	0.016	0.185	0.831	0.023	0.27	0.336	0.214	0.158	0.412
4	0.565	0.307	0.831	1.129	0.113	0.295	0.298	0.465	0.185	0.346
5	0.454	0.422	0.023	0.113	0.460	0.153	0.265	0.155	0.374	0.135
6	0.103	0.147	0.270	0.295	0.153	0.898	0.323	0.255	0.196	0.462
7	0.454	0.422	0.023	0.113	0.460	0.153	0.179	0.365	0.186	0.389
8	0.286	0.243	0.016	0.307	0.422	0.147	0.298	0.561	0.165	0.584
9	0.542	0.136	0.266	0.354	0.155	0.398	0.175	0.123	0.245	0.338
10	0.561	0.414	0.323	0.122	0.223	0.315	0.421	0.371	0.286	0.541

由图 2 可知, MOEA/D-OLSMS 算法求解的最优边界解要优于 MOEA/D 算法, 且本文算法求得的 Pareto 最优解集在目标空间多样性要比 MOEA/D 算法的范围更广, 可为决策者提供更多更优的选择。

由表 5 可知, 在最优解方面, 本文 MOEA/D-OLSMS 算法求得的经济成本和污染排放分别为 79.60 万美元和 93.61 t, 相比 MOEA/D 算法, 经济成本减少了 1.37 万美元, 污染排放减少了 5.12 t。在

最优折中解方面, 本文算法求得的最优折中解优于其他 MOEA/D 算法, 经济成本和污染排放分别为 90.65 万美元和 98.11 t。因此, 本文所提 MOEA/D-OLSMS 算法在求解电力系统动态环境经济调度模型优于 MOEA/D 算法。

3.2.2 不同调度情景的结果分析

为了研究绿色证书交易机制和碳交易机制对含风电场电力系统环境经济调度的影响, 设定 3 种

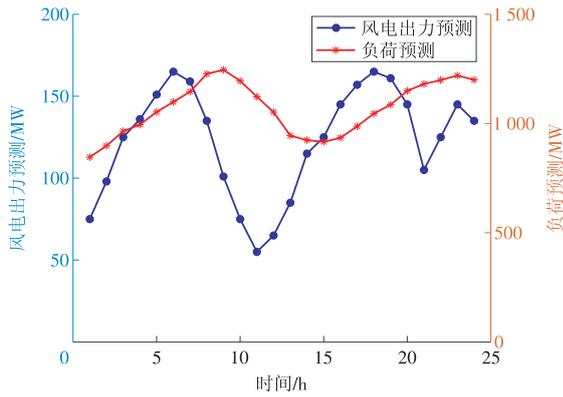


图 1 负荷和风电出力预测曲线

Fig. 1 Load and wind power output prediction curves

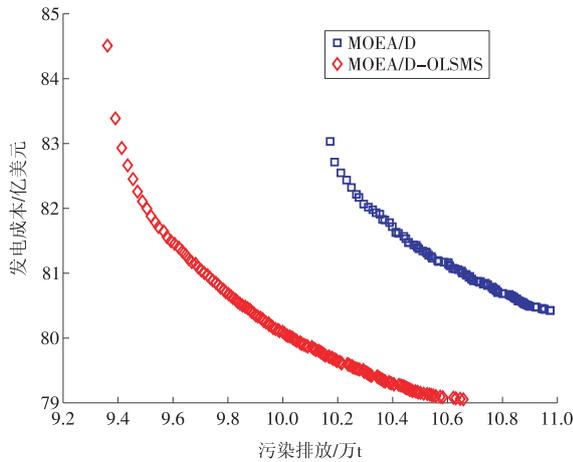


图 2 不同算法下电力系统调度 Pareto 最优边界

Fig. 2 Pareto optimal boundary for power system dispatching under different algorithms

表 5 不同算法的最优折中解和极端解

Tab. 5 Optimal compromise and extreme solutions of different algorithms

算法	目标	E_p/t	$F/$ 万美元
MOEA/D	经济最优	106.70	80.43
	环境最优	98.73	83.03
	最优折中解	102.10	81.38
MOEA/D-OLSMS	经济最优	106.60	79.06
	环境最优	93.61	84.51
	最优折中解	98.11	80.65

情景,见表 6:情景 1 为经济成本不计及绿色证书交易成本和碳交易机制;情景 2 为经济成本只计及绿色证书交易成本;情景 3 为经济成本同时计及绿色证书交易成本和碳交易成本。

通过调度结果可知,虽然情景 2 较情景 1 经济成本增加了 7.05 万美元,但污染物排放量减少了 0.82 t,同时风电惩罚成本减少了 1.63 万美元,说明风电出力增大,弃风量减少。考虑碳交易成本的情景 3 虽然经济成本较情景 2 上升了 11.33 万美元,但污染物排放量减少 0.49 t,同时风电惩罚成本减少

了 0.38 万美元,说明风电出力有所增大,弃风减少。由上可知,考虑绿色证书交易机制与考虑碳交易机制相比,在节能减排、促进风电出力、降低弃风率等方面的效果更佳。同时考虑碳交易成本和绿色证书交易成本的情景 3 与情景 1 相比,经济成本会进一步上升,但污染物排放量进一步减少,风电惩罚成本进一步减少。

表 6 不同情景下的调度结果

Tab. 6 Scheduling results under different scenarios

情景	E_p/t	$F/$ 万美元	$f_c/$ 万美元	$f_{gre}/$ 万美元	$f_2/$ 万美元
1	98.11	80.65	0	0	2.53
2	97.29	87.70	0	5.66	0.90
3	96.08	99.03	10.80	5.01	0.52

在 3 种情景下,10 台不同机组(G1—G10)的出力如图 3 所示。G1 和 G2 的出力最大,单位机组出力高,单位污染排放低。较于情景 1,情景 2 的部分机组出力有所减少,这是因为在负荷一定的情况下,风电机组出力增大导致火电机组出力减少。较情景 1,情景 3 中 G7 和 G10 的机组出力有所增加,这是由于情景 3 中计及了碳交易机制,同时情景 3 中 G7 和 G10 的碳排放强度低于初始分配碳排放权。

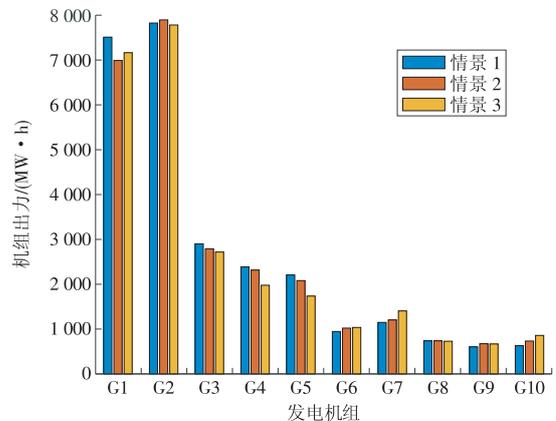


图 3 不同情景下各火电机组出力对比

Fig. 3 Comparison of the output of each thermal power unit under different scenarios

图 4 为某典型日 3 种情景下的该风电场的风电出力。情景 2 下的风电日消纳出力明显高于情景 1 的,情景 3 下的风电出力又明显高于情景 2 的,且情景 1 的风电日消纳量为 2 505 MW,与日前可调度风电最大出力相比,风电弃风量为 443 MW,弃风率为 15.01%。情景 2 的风电日消纳量 2 768 MW,风电弃风量为 180 MW,弃风率为 6.11%,相较于情景 1,弃风率降低了 8.9%。情景 3 的风电日消纳量为 2 845 MW,与日前可调度风电最大出力相比,风电弃风量为 103 MW,弃风率为 3.47%。相较于情景 2,弃风率降低了 2.64%,相较于情景 1,弃风率降低了

11.54%。由此得出,计及绿色证书交易机制和碳交易机制对系统都具有促进风电消纳的作用,但计及绿色证书交易机制比计及碳交易机制的效果更佳。与此同时,同时考虑绿色证书交易机制和碳交易机制的在促进风电消纳,减少污染排放方面,效果会进一步提升。

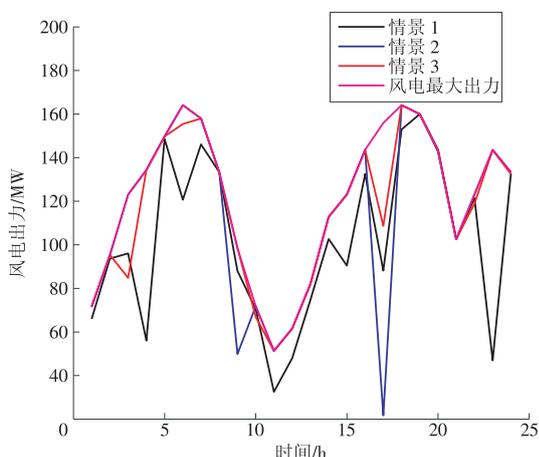


图 4 不同情景风电机组出力对比

Fig. 4 Comparison of wind turbine output under different scenarios

3.2.3 不同可再生能源配额系数的结果分析

为研究可再生能源配额系数(η)对系统成本及污染物排放量,以及风电出力的影响。设定 3 种情景下不同的 η 分别为 0.13, 0.15, 0.17。表 7 为在不同可再生能源配额下系统的调度结果。

表 7 不同配额系数下的调度结果

Tab 7 Scheduling results under different quota coefficients

情景	E_{net}	F /万美元	风电消纳量/MW	风电弃风率/%
1	97.17	96.11	2 810	4.68
2	96.40	99.03	2 845	3.47
3	96.06	102.90	2 886	2.08

由表 7 可知,随着可再生能源配额比例的提高,虽然系统的经济成本增加,但污染物的排放量减少,同时风电日消纳量也会增加,风电弃风率也随之降低。这是因为系统必须完成规定的强制性配额任务,随着配额的提高,系统必须提高风电机组消纳量或者从绿色证书交易市场购买绿色证书数量。

4 结论

本文将碳交易机制和绿色证书交易机制同时引入电力系统中,构建一个计碳交易-绿证的含风电电力系统多目标动态环境经济调度模型,并提出一种基于反向学习混沌搜索多变异策略的 MOEA/D-OLSMS 算法对模型进行求解。

(1) 本文所提 MOEA/D-OLSMS 算法求解获得的最优边界和范围要优于 MOEA/D 算法,证明了所提 MOEA/D-OLSMS 算法的有效性和优越性。

(2) 本文将绿色证书交易机制、碳交易机制和风电惩罚机制引入电力系统中,在保证系统一定比例的绿色电能时,同时考虑火发电机组的碳排放,有效提高了风电消纳能力,降低了系统污染物的排放量,提高了系统的环境效益,促进了可再生能源的发展。

(3) 本文分析了可再生能源配额系数的不同对系统的影响。结果表明:可再生能源配额系数越高,系统中风电出力就越多或者购买更多的绿色证书数量,导致风电出力增加,风电弃风率降低,直接导致系统污染物排放量减少。

参考文献:

[1] 胡鞍钢. 中国实现 2030 年前碳达峰目标及主要途径[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2021, 21(3): 1-15.
 HU Angang. China's goal of achieving carbon peaks by 2030 and the main ways [J]. Journal of Beijing University of Technology (Social Science Edition), 2021, 21(3): 1-15.

[2] 王乾坤, 李琼慧, 谢国辉. 美国加州可再生能源配额制及对我国的启示[J]. 中外能源, 2012, 17(9): 25-31.
 WANG Qiankun, LI Qionghui, XIE Guohui. Renewable portfolio standard in California and its enlightenment for China [J]. Sino-global Energy, 2012, 17(9): 25-31.

[3] 娄素华, 卢斯煜, 吴耀武, 等. 低碳电力系统规划与运行优化研究综述[J]. 电网技术, 2013 (6): 1483-1490.
 LOU Suhua, LU Siyu, WU Yaowu, et al. An overview on low-carbon power system planning and operation optimization [J]. Power System Technology, 2013 (6) : 1483-1490.

[4] 高亚静, 李瑞环, 梁海峰, 等. 碳市场环境计及碳捕集电厂和换电站的电力系统优化调度[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(17): 150-156.
 GAO Yajing, LI Ruihuan, LIANG Haifeng, et al. Power system optimal dispatch incorporating carbon capture power plant and battery swap station under carbon market environment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(17): 150-156.

[5] 吉斌, 刘妍, 朱丽叶, 等. 基于联盟区块链的电力碳权交易机制设计[J]. 华电技术, 2020, 42(8): 32-40.
 JI Bin, LIU Yan, ZHU Liye, et al. Design of carbon emission permit trading mechanism in power industry based on consortium blockchain [J]. Huadian Technology, 2020, 42 (8): 32-40.

[6] 赵国涛, 钱国明, 丁泉, 等. 基于区块链的可再生能源消纳激励机制研究[J]. 华电技术, 2021, 43(4): 71-77.

- ZHAO Guotao, QIAN Guoming, DING Quan, et al. Study on incentive mechanism of renewable energy consumption based on blockchain [J]. *Huadian Technology*, 2021, 43(4): 71-77.
- [7] 张晓辉, 闫柯柯, 卢志刚, 等. 基于碳交易的含风电系统低碳经济调度[J]. *电网技术*, 2013, 37(10): 2697-2704.
- ZHANG Xiaohui, YAN Keke, LU Zhigang, et al. Carbon trading based low-carbon economic dispatching for power grid integrated with wind power system [J]. *Power System Technology*, 2013, 37(10): 2697-2704.
- [8] 张晓辉, 闫鹏达, 钟嘉庆, 等. 可再生能源激励制度下的低碳经济电源规划[J]. *电网技术*, 2015, 39(3): 655-662.
- ZHANG Xiaohui, YAN Pengda, ZHONG Jiaqing, et al. Research on generation expansion planning in low-carbon economy environment under incentive mechanism of renewable energy sources [J]. *Power System Technology*, 2015, 39(3): 655-662.
- [9] 徐基光. 基于绿色证书交易的含风电系统低碳经济调度[J]. *中国电力*, 2016, 49(7): 145-150.
- XU Jiguang. Low carbon economic dispatch of wind power system based on green certificate transaction [J]. *Electric Power*, 2016, 49(7): 145-150.
- [10] 周任军, 李绍金, 陈瑞先, 等. 采用模糊自修正粒子群算法的碳排放权交易冷热电多目标调度[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(12): 6119-6126.
- ZHOU Renjun, LI Shaojin, CHEN Ruixian, et al. Multi-objective scheduling for carbon emissions trading based on fuzzy self-modifying particle swarm optimization [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(12): 6119-6126.
- [11] 肖俊明, 周谦, 瞿博阳, 等. 多目标进化算法及其在电力环境经济调度中的应用综述[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2016, 37(2): 4-12.
- XIAO Junming, ZHOU Qian, QU Boyang, et al. Multi-objective evolutionary algorithm and its application in electric power environment economic dispatch [J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2016, 37(2): 4-12.
- [12] 戴光明, 王茂才. 多目标优化算法及在卫星星座设计中的应用[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 2009.
- [13] 林铿云, 董加礼. 多目标优化的方法与理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 1992.
- [14] 张福威, 李军, 孟品超, 等. 多目标进化算法综述[J]. *长春光学精密机械学院学报*, 2012, 35(3): 102-105.
- ZHANG Fuwei, LI Jun, MENG Pinchao, et al. Survey of multi-objective evolutionary algorithms [J]. *Journal of Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics*, 2012, 35(3): 102-105.
- [15] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2008, 78(2): 140-149.
- [16] ABIDO M A. Multi-objective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem [J]. *Electric Power Systems Research*, 2009, 79(7): 1105-1113.
- [17] 朱永胜, 王杰, 瞿博阳, 等. 采用基于分解的多目标进化算法的电力环境经济调度[J]. *电网技术*, 2014, 38(6): 1577-1584.
- ZHU Yongsheng, WANG Jie, QU Boyang, et al. Environmental economic dispatch adopting multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. *Power System Technology*, 2014, 38(6): 1577-1584.
- [18] 丁青锋, 尹晓宇. 差分进化算法综述[J]. *智能系统学报*, 2017, 12(4): 431-442.
- DING Qingfeng, YIN Xiaoyu. Research survey of differential evolution algorithms [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2017, 12(4): 431-442.
- [19] LI H, ZHANG Q. Multi-objective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2009, 13(2): 284-302.
- [20] 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.
- [21] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence [A]. *Proceeding of the IEEE International Conference of Intelligent Agents Web Technologies and Internet Commerce [C]/Vienna*, IEEE Press, 2005: 695-701.
- [22] 卢有麟, 周建中, 李英海, 等. 基于混沌搜索的自适应差分进化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(10): 31-33.
- LU Youlin, ZHOU Jianzhong, LI Yinghai, et al. Adaptive differential evolution algorithm combined with chaotic search [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(10): 31-33.

(本文责编: 陆华)

作者简介:

张家瑞(1994—),男,山东滨州市人,在读硕士研究生,从事综合能源系统、大规模新能源接入后电力系统优化运行与控制等方面的研究(E-mail: 892676757@qq.com)。