

6-25-2020

Adaptive Differential Crisscross Optimization Algorithm for Dynamic Economic Emission Dispatch Considering Wind Power

Panpan Mei

School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

Lianghong Wu

School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

Hongqiang Zhang

School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

Huiying Wang

School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Adaptive Differential Crisscross Optimization Algorithm for Dynamic Economic Emission Dispatch Considering Wind Power

Abstract

Abstract: Because of the randomness and fluctuation of the wind power, the large scale wind power integration makes the economic emission dispatch of power systems more complicated. By fusing the advantages of the differential evolution algorithm with the parameter self-adaption and crisscross optimization, a hybrid intelligent optimization algorithm called ADE-CSO is proposed to solve the dynamic economic emission dispatch considering wind power integration. A constraint handling technology is introduced to satisfy the feasibility of the power balance and ramp limits. To demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, a typical test case of five generator bus system is conducted and compared with four other intelligent optimization algorithms. The experiment results show that the proposed ADE-CSO has good optimization performance and global convergence ability, and is an effective algorithm to the dynamic economic emission dispatch.

Keywords

wind power, dynamic economic dispatch, differential evolution algorithm, crisscross optimization algorithm

Recommended Citation

Mei Panpan, Wu Lianghong, Zhang Hongqiang, Wang Huiying. Adaptive Differential Crisscross Optimization Algorithm for Dynamic Economic Emission Dispatch Considering Wind Power[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(6): 1179-1187.

含风电电力系统动态经济调度的差分纵横交叉优化

梅盼盼, 吴亮红, 张红强, 王慧莹

(湖南科技大学信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201)

摘要: 由于风电具有随机性和波动性的特点, 大规模风电并网使得电力系统经济调度更加复杂。结合参数自适应差分算法 (ADE) 和纵横交叉优化算法 (CSO) 各自的优点, 提出一种自适应差分纵横交叉 (ADE-CSO) 混合智能优化算法。为了满足负荷平衡等式约束和机组功率爬坡约束, 提出一种启发式约束处理方法。在接入风电的 5 机系统上对 ADE-CSO 算法进行仿真, 并与 4 种其他智能优化算法进行比较。实验结果表明, 提出的算法具有良好的优化性能和全局收敛性能, 是一种求解含风电场电力系统动态经济调度的有效方法。

关键词: 风力发电; 动态经济调度; 差分进化算法; 纵横交叉算法

中图分类号: TP13

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2020) 06-1179-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0647

Adaptive Differential Crisscross Optimization Algorithm for Dynamic Economic Emission Dispatch Considering Wind Power

Mei Panpan, Wu Lianghong, Zhang Hongqiang, Wang Huiying

(School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: Because of the randomness and fluctuation of the wind power, the large scale wind power integration makes the economic emission dispatch of power systems more complicated. By fusing the advantages of the differential evolution algorithm with the parameter self-adaption and crisscross optimization, a hybrid intelligent optimization algorithm called ADE-CSO is proposed to solve the dynamic economic emission dispatch considering wind power integration. A constraint handling technology is introduced to satisfy the feasibility of the power balance and ramp limits. To demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, a typical test case of five generator bus system is conducted and compared with four other intelligent optimization algorithms. The experiment results show that the proposed ADE-CSO has good optimization performance and global convergence ability, and is an effective algorithm to the dynamic economic emission dispatch.

Keywords: wind power; dynamic economic dispatch; differential evolution algorithm; crisscross optimization algorithm

引言

为应对全球能源危机和日益严重气候变化, 风

力发电技术发展迅速, 风电在电网中所占的比例不断增加。但是, 由于风电功率具有强烈的间歇性和随机波动性, 这给电力系统经济调度带来了新的挑战^[1]。

传统的电力系统经济调度分为静态优化调度和动态优化调度。静态优化调度解决电力系统某个时间段(通常是 1 h)的最优调度, 虽然这种安排可



收稿日期: 2018-09-28 修回日期: 2019-02-23;
基金项目: 国家自然科学基金(61603132, 61672226),
湖南省自然科学基金(2018JJ2137, 2018JJ3188), 湖南
省科技计划(2017XK2302);
作者简介: 梅盼盼(1995-), 女, 湖北黄冈, 硕士,
研究方向为电力系统经济调度。

能对某个小时有利,但它可能在下一个小时或者接下来几个小时依赖于需求而无法工作;动态优化调度解决在满足负荷和运行约束的前提下,合理地分配电网中每个机组的出力,使得在调度周期内发电成本最小。因此,动态优化调度的计算过程比静态优化调度复杂,但其计算结果更加符合电网实际运行需求^[2]。

电力系统经济调度的求解方法可分为传统算法和启发式人工智能算法两类。传统方法主要有等微增率法、二次规划、非线性规划等,要求目标函数可导,且定义于凸可行域,优化结果与初值选取有很大的关系^[3-4];动态规划法对目标函数无严格限制,但随着求解问题的维数增加,计算量急剧增大,面临“维数灾”问题。因此,传统优化算法难以求解复杂的非线性经济调度问题。智能优化算法不需要满足目标函数的数学属性,并成功应用于电力系统经济调度。Qu^[5]提出了一种多目标差分进化算法来求解电力系统调度问题, Liang^[6]提出一种改进混合蝙蝠算法来解决电力系统调度问题,但都没有考虑火电机组的阀点效应。Xie 等^[7]提出了一种求解含风电场的动态经济问题调度的模糊模型,但模糊模型中隶属函数较为简单,难以反映真实情况,人为因素较大。Zhang 等^[8]提出了一种先进的并行粒子群算法求解电力系统调度问题,但该算法要求用户调整控制参数,如惯性权重、加速系数等,同时还存在早期收敛问题。Basu 等^[9]采用 NSGA-II 算法求解电力系统环境经济调度问题,但算法缺少针对复杂约束的有效处理方法和高效的全局寻优能力。Jiang 等^[10]提出了一种带有动态约束处理的改进多目标差分进化算法来解决电力系统调度问题,但变异、交叉等操作较复杂,约束处理效率较低。郭等^[11]提出一种改进竞争群优化算法 ICSO 来解决电力系统调度问题,但并未提及对约束条件的处理,同时存在需要调整的参数过多的问题。本文针对大规模风电并网对电网的影响,提出一种自适应差分进化算法和纵横交叉算法的混合优化算法(ADE-CSO)求解含风电的电力系统的动态经济

调度问题。为了保证解的可行性和保持种群个体的多样性,提出一种启发式方法对约束进行处理,指导不可行解过渡到可行解空间。为验证本文所提策略的有效性和优越性,以 5 机系统为例进行仿真计算,并与其他多种智能优化算法进行了比较。实验结果表明,本文方法是一种求解含风电电力系统动态经济调度的有效方法。

1 含风电场的动态经济调度模型

1.1 目标函数

风电是可再生清洁能源,无需燃料费用,发电成本低廉,大规模风电场并网能够节约电力系统调度过程中的煤耗成本,又能减少传统机组所排放的污染性物质,因此在本文中风电发电的成本忽略不计^[2]。在电力系统的优化调度中,汽轮机进气阀突然开启时出现的拔丝现象会在机组耗量曲线上叠加一个脉动效应,产生阀点效应。当目标函数计及阀点效应等非线性因素时,发电成本目标函数为^[2]

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

式中: FC 为整个调度周期内(T 小时)常规机组运行的总费用,单位为元; N 为常规机组的台数; T 为调度运行周期,单位为 h; a 、 b 、 c 、 e 、 f 为燃料费用系数; $P_{i,t}$ 为 t 时段常规机组 i 的出力,单位为 MW; $P_{i,t}^{\min}$ 为常规机组 i 的最小出力,单位为 MW。

1.2 带风电并网的约束条件

(1) 考虑系统网损的功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^N P_{i,t} + P_{w,t} - PD_t = P_{loss,t} \quad (2)$$

式中: $P_{w,t}$ 为风电场在 t 时段的出力,单位为 MW; PD_t 为 t 时段的系统负荷,单位为 MW; $P_{loss,t}$ 为 t 时段系统的网损,单位为 MW,其计算公式见式(3)。

$$P_{loss,t} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{i,t} \times B_{i,j} \times P_{j,i} \quad (3)$$

式中: $B_{i,j}$ 为传输损耗系数。

(2) 机组出力上下限约束

$$P_i^{\min} < P_{i,t} < P_i^{\max} \quad (4)$$

式中: $P_i^{\min}$, $P_i^{\max}$ 分别为发电机组 i 的最小出力 and 最大出力, 单位为 MW。

(3) 发电机爬坡率限制

$$P_{i,t} - P_{i,t-1} < UR_i \quad (5)$$

$$P_{i,t-1} - P_{i,t} < DR_i \quad (6)$$

式中: UR_i , DR_i 分别是常规机组 i 的上下爬坡率。

1.3 风电机组出力模型

风速具有随机波动性, 大量的风电场实测数据表明, 风速基本服从双参数的威布尔(Weibull)分布, 如式(7)所示:

$$F(v) = 1 - \exp(-(v/c)^k) \quad (7)$$

式中: F 为风速的概率分布函数; k 为 Weibull 分布的形状参数; c 为 Weibull 分布的尺度参数; v 为风速; 其概率密度为:

$$f(v) = (k/c)(v/c)^{k-1} \exp[-(v/c)^k] \quad (8)$$

当知道风速的概率分布后, 通过分析风机的有功出力 $P_{w,t}$ 与风速 v 的近似关系, 可以得到风机有功出力的随机分布^[12]。

$$P_{w,t}(v_t) = \begin{cases} 0, & (v_t < v_{ci}) \cup (v_t > v_{co}) \\ \frac{P_{rate}(v_t^3 - v_{ci}^3)}{v_R^3 - v_{ci}^3}, & (v_{ci} < v_t < v_R) \\ P_{rate}, & (v_R < v_t < v_{co}) \end{cases} \quad (9)$$

式中: P_{rate} 为风机的额定有功出力; v_{ci} , v_R , v_{co} 分别是切入风速, 额定风速, 切除风速^[13-14]; v_t 为 t 时刻的风速大小; $P_{w,t}(v_t)$ 为风机在 t 时刻速度为 v_t 时的有功出力。

2 ADE-CSO 算法

2.1 自适应差分进化算法

差分进化算法(DE)是 Rainer 和 Kenneth^[15]于 1995 年提出的一种全局随机优化算法。DE 由 NP 个 n 维参数矢量 $X_i^g = (x_{i,1}^g, x_{i,2}^g, \dots, x_{i,n}^g)$ ($i=1, 2, \dots, NP$) 构成一代种群在搜索空间寻优。其中, NP 为种群规模, n 为问题的决策变量个数, g 为进化代数。在进化的每一代中, 对每一目标个体进行变异和交叉操

作以产生试验个体, 然后对目标个体和试验个体进行选择操作, 选择适应值更优的个体进入下一代。

对于每一目标个体 X_i^g , 对应的变异矢量 $V_i^g = (v_{i,1}^g, v_{i,2}^g, \dots, v_{i,n}^g)$ 由式(10)确定:

$$V_i^g = X_{r_1}^g + F \times (X_{r_2}^g - X_{r_3}^g) \quad (10)$$

式中: F 为大于零的实数, 通常称为变异常数, 其取值范围一般为 $[0,1]$; r_1, r_2, r_3 为互不相同的个体索引, 随机取自于种群集 $\{i=1,2,\dots, NP\}$, 且这些索引与当前目标个体索引 i 不相同。

DE 变异之后进行交叉操作, 以产生试验个体 $U_i^g = (u_{i,1}^g, u_{i,2}^g, \dots, u_{i,n}^g)$ 。对于每一变异矢量 V_i^g , 按式(11)生成一试验个体, 即

$$u_{i,j}^g = \begin{cases} v_{i,j}^g, & \text{rand}_j \leq CR \text{ or } j = \text{randn}_i \\ x_{i,j}^g, & \text{rand}_j > CR \text{ or } j \neq \text{randn}_i \end{cases} \quad (11)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$, rand_j 为 $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数; CR 为交叉概率常数, 其取值范围为 $(0,1]$; $\text{randn}_i \in (1, 2, \dots, n)$ 是一随机选择的变量索引, 以保证 U_i^g 至少有一维变量由 V_i^g 贡献, 否则很有可能由于没有新的个体产生而导致整个种群没有任何更新。

经变异和交叉操作后生成的试验个体 U_i^g 与 X_i^g 进行竞争, 适应度更优的个体选择进入下一代。值得一提的是, 当 U_i^g 与 X_i^g 的适应度值相等时, U_i^g 也会被选择进入下一代, 这有利于个体在平坦的适应度景观区域移动, 从而提高算法的全局搜索能力。

DE 算法的优化性能通常依赖于变异常数 F 和交叉概率常数 CR 的选择, 而合适的 F 和 CR 与问题相关。由变异公式(10)可知, F 的取值越大, 有利于算法的全局搜索, 而 F 的取值越小有利于算法进行局部搜索。为了使 DE 算法在进化的早期具有良好的全局搜索能力而在后期具有良好的局部搜索能力, 这里变异常数 F 采用一种线性自适应策略, 如式(12)所示。

$$F^g = F_{\max} - (F_{\max} - F_{\min}) \times \frac{g}{G_{\max}} \quad (12)$$

式中: $F_{\max}$ 和 $F_{\min}$ 分别为变异常数 F 给定的最大

值和最小值; g 为进化代数; $G_{\max}$ 为最大进化代数。

对于交叉概率常数 CR , 由交叉操作公式(11)可知, CR 的取值会影响到种群的多样性以及种群的收敛速度。为了保持算法在探索和开采之间的平衡, 在进化的早期尽可能保持种群的多样性, 而在进化的后期加快收敛速率, 交叉概率常数 CR 随着迭代次数的增加而增加, 采用一种如式(13)所示的自适应策略。

$$CR^g = CR_{\max} + (CR_{\min} - CR_{\max}) \times e^{-\frac{g}{G_{\max}}} \quad (13)$$

式中: $CR_{\max}$ 和 $CR_{\min}$ 分别是交叉概率常数 CR 给定的最大值和最小值。

2.2 纵横交叉算法

纵横交叉优化(Crisscross Optimization, CSO)算法是 Meng 等于 2014 年开发的一种新的启发式优化算法^[16]。CSO 算法主要由横向交叉操作、纵向交叉操作和选择操作等 3 种算子组成。其中横向交叉操作是为了提高该算法的全局认知能力, 而纵向交叉操作为了提高该算法的自身认知能力^[17]。此外, CSO 算法采用贪婪的选择策略, 这样能保证算法总是向着适应度最优的方向进化。

CSO 的种群用矩阵 X 表示, 矩阵中每一行(代表问题的一个解)表示一个粒子 X_i , 而矩阵中每一个元素 X_{ij} 表示第 i 个个体粒子的第 j 维; 矩阵的行数 M 和列数 D , 分别代表种群规模大小和问题解空间的维数。横向交叉和纵向交叉得到的解称之为中庸解, 分别用 MS_{hc} 和 MS_{vc} 表示, 而 MS_{hc} 和 MS_{vc} 经过选择算子后得到的解称之为占优解。

横向交叉是在种群中两个不同个体所有维之间进行的一种算术交叉。假设父代个体 X_i 和 X_j 的第 d 维进行水平交叉操作, 则他们的子代由式(14)确定:

$$\begin{cases} MS_{hc}(i, d) = r_1 \times X_{i,d} + (1 - r_1) \times X_{j,d} + \\ \quad c_1 \times (X_{i,d} - X_{j,d}) \\ MS_{hc}(j, d) = r_2 \times X_{j,d} + (1 - r_2) \times X_{i,d} + \\ \quad c_2 \times (X_{j,d} - X_{i,d}) \end{cases} \quad (14)$$

式中: r_1, r_2 分别是[0,1]区间的随机数; c_1, c_2 分

别是[-1,1]区间均匀分布的随机数; $X_{i,d}$ 和 $X_{j,d}$ 分别是父代种群中个体 X_i 和 X_j 的第 d 维, $MS_{hc}(i, d)$ 和 $MS_{hc}(j, d)$ 分别是 $X_{i,d}$ 和 $X_{j,d}$ 通过横向交叉操作产生的第 d 维子代。

由式(14)可以看出, 横向交叉以较大概率在父代个体 X_i 和 X_j 为对角顶点的超立方体内繁殖后代 $MS_{hc}(i)$ 和 $MS_{hc}(j)$ 。同时, 为了减少搜索盲点, 横向交叉以较小的概率在超立方体外缘搜索新的位置, 这种跨界搜索机制是提高全局收敛能力的重要保障。在迭代过程中, 横向交叉总是出现在纵向交叉后(除第一代外)。为了进行横向交叉, 需要对个体进行配对, 方法是产生一系列从 1 到 M 的随机整数序列(前后相邻的两个数代表每个配对中两个父代个体在种群中的序号), 被选中的个体通过式(14)产生中庸解, 然后与父代进行竞争, 适应度值更优的个体才会被保留下来^[16-17]。

纵向交叉是在种群所有个体 2 个不同维之间进行的一种算术交叉。假定种群的第 d_1 维和第 d_2 维参加纵向交叉操作, 则根据式(15)生成 $MS_{vc}(i, d_1)$ 。

$$MS_{vc}(i, d_1) = r \times X_{i,d_1} + (1 - r) \times X_{i,d_2} \quad (15)$$

式中: $d_1, d_2 \in N(1, D)$, $i \in N(1, M)$, $r \in U(0, 1)$ 。

$MS_{vc}(i, d_1)$ 是个体 X_i 的第 d_1 维和第 d_2 维通过纵向交叉产生的第 d_1 维后代。纵向交叉操作的父代种群是横向交叉经过选择算子保留下来的占优解。相比于横向交叉操作, 纵向交叉的区别在于以下 3 点: (1) 由于种群不同维的上下限不同, 所以在进行纵向交叉前需要根据每一维的上下限进行归一化操作, 以确保纵向交叉产生的子代在反归一化后不超过原来的上下限; (2) 每次纵向交叉发生在同一个个体的不同维之间, 看似不可思议, 但是这种交叉机制却能有效避免优化过程中种群在某些维度陷入局部最优; (3) 一次纵向交叉只产生一个子代, 其目的是使可能陷入停滞不前的维(如 d_1)跳出局部最优, 而不会破坏其它正常进化的维(如 d_2)。

纵向交叉操作完成后, 选择算子将其所得的子代与其父代进行比较, 同样, 只有适应度更好的个体才能被保留至下一代。

2.3 ADE-CSO 算法流程

由于采用独特的纵横交叉机制和贪婪的选择操作, CSO 算法在解决优化问题时表现出良好的全局搜索能力和快速的收敛性能。然而, CSO 由于本身不存在变异操作, 进化策略相对单一, 对于求解一些复杂优化问题无法得到最优解。为了解决以上问题, 本文提出用自适应差分进化算法来弥补纵横交叉优化算法的不足, 从而形成自适应差分进化和纵横交叉优化混合算法(ADE-CSO), 其算法流程图如图 1 所示。

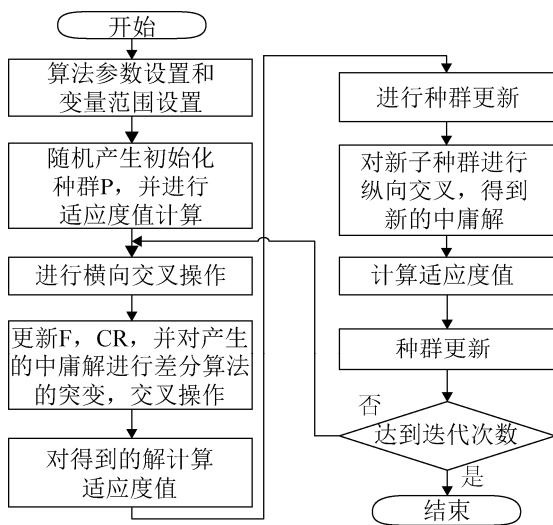


图 1 ADE-CSO 算法流程图

Fig. 1 ADE-CSO algorithm flow chart

具体优化步骤如下:

step 1: 设置自适应差分进化算法和纵横交叉优化算法的参数和优化变量范围。

step 2: 在可行范围内随机初始化种群 NP 作为初始解。

step 3: 利用目标函数, 计算种群中每个个体适应度值。

step 4: 对种群 NP 进行横向交叉操作。

step 5: 更新差分进化算法的变异常数 F 和交叉概率常数 CR 。

step 6: 对横向交叉产生的中庸解进行差分进化算法中的变异操作。

step 7: 进行差分进化算法的交叉操作。

step 8: 计算适应度值, 进行种群更新, 保留适应度更好的解。

step 9: 对更新后的种群进行纵向交叉操作。

step 10: 计算适应度值, 对种群进行更新, 同样保留适应度好的解。

step 11: 判断是否达到最大迭代次数。若达到迭代次数, 则结束; 否则回到 step4 继续进化。

3 不可行解的调整机制

由于随机优化算法通过交叉和变异操作生成的子代往往不能满足等式和不等式约束条件, 为此, 本文中提出一种将不可行解随机修正为可行解的启发式算法。不可行解的调整机制包括以下步骤:

step 1: 将决策变量排列成矩阵形式

$$P = \begin{bmatrix} P_1^1 & P_2^1 & \cdots & P_n^1 \\ P_1^2 & P_2^2 & \cdots & P_n^2 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ P_1^T & P_2^T & \cdots & P_n^T \end{bmatrix}$$

式中: 矩阵 P 的第 T 行表示第 T 个时段所有常规机组的出力大小; 第 n 列表示第 n 个机组在整个周期的出力大小; 矩阵 P 代表所有的机组在整个周期的出力。

step 2: 对于机组出力上下限的限制, 按式(15)进行初始化。

$$P_{i,t} = P_i^{\min} + (P_i^{\max} - P_i^{\min}) \times r_0 \quad (15)$$

式中: r_0 是 $[0,1]$ 区间之间的随机数。

step 3: 对于发电机组爬坡率限制, 按以下算法流程确定。

在调度开始时, 令 $P_{i,1}^{\min} = P_i^{\min}$, $P_{i,1}^{\max} = P_i^{\max}$, 其余时间段, 每个机组按照式(16,17)进行更新。

$$P_{i,t+1}^{\min} = \max [P_i^{\min}, (P_{i,t} - DR_i)] \quad (16)$$

$$P_{i,t+1}^{\max} = \min [P_i^{\max}, (P_{i,t} + UR_i)] \quad (17)$$

最后根据更新后的 $P_{i,t+1}^{\min}$, $P_{i,t+1}^{\max}$ 判断矩阵 P 中元素是否满足要求。若不满足, 则进行边界吸收, 令它们等于边界值。

step 4: 对于发电机组等式约束, 按以下算法流程确定。

计算 Δ 判断机组出力是否满足等式约束, 其中 $\Delta = \sum_{i=1}^N P_{i,t} + P_{w,t} - P_{loss,t} - PD_t$, 如果 $|\Delta| < \delta$, (δ 是等式约束可以允许的误差), 则认为该解决方案是满足条件的, 否则每个机组的出力按照式(18)~(19)随机进行修正。

$$f_N = r_N \quad (18)$$

$$P_{i,t} = P_{i,t} - \Delta * f(i) / \sum_{i=1}^N f(i) \quad (19)$$

式中: N 为常规机组的个数; r_N 为 N 个 $[0,1]$ 区间之间的随机数。利用式(18)~(19), 每个机组出力大小可以得到一个随机修正值, 最后判断修正后的 $P_{i,t}$ 是否满足等式约束条件, 若满足条件则认为该解决方案可行, 若不满足条件, 则执行 step 4。在限定次数内, 满足等式约束, 停止循环接受该解决方案, 否则舍弃该解决方案。

4 算例分析

为了验证本文所提算法 ADE-CSO 在含风电场的电力系统动态经济调度模型的有效性与优越性, 本文采用 5 机测试系统为例进行仿真计算, 系统的负荷采用 24 时段调度周期(每时段为 1h), 负荷曲线、每台发电机的物理特性参数通过文献 16 得到。系统网络拓扑结构如图 2 所示, 在节点 27 接入了一个容量为 100 MW 的风电场, 风速大小以及相应的风电场在 24 小时的出力值情况如图 3 所示^[14]。机组的特征参数如表 1 所示, 实验中所有算例均考虑耗量特性的阀点效应和系统网损。本文算法的关键参数设置如下: 种群规模 $NP=100$, 最大进化代数 G_{max} 为 8000, F_{max} , F_{min} 分别设置为 0.6, 0.2; 变异常数 CR_{max} , CR_{min} 分别为 0.6 和 0.1。纵横交叉算法中的横向交叉竞争算子 P_h 设为 1, 纵向交叉竞争算子 P_v 设为 0.8^[16]。

为验证 ADE-CSO 算法在求解含风电场的电力系统动态经济调度问题上的有效性和优越性, 与其它 4 种智能算法进行对比试验, 即自适应差分进化算法 ADE^[18], 纵横交叉算法 CSO^[19], 增强型自适应差分进化算法 E-DE^[20]和改进竞争群优化算法

ICSO^[11]。为了避免随机性, 各优化算法均独立运行 30 次。为了比较的公平性, 各算法的最大函数评价次数保持一致。

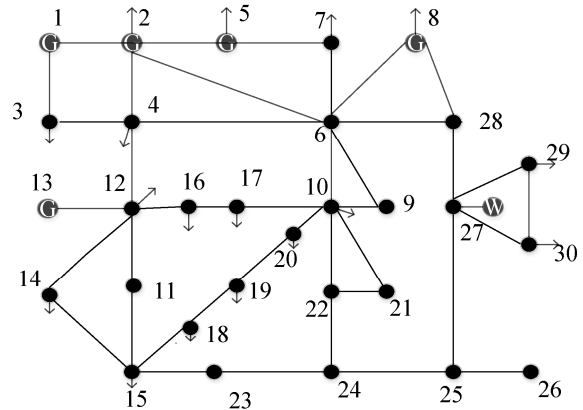


图 2 30 节点网络拓扑结构

Fig. 2 30-node network topology

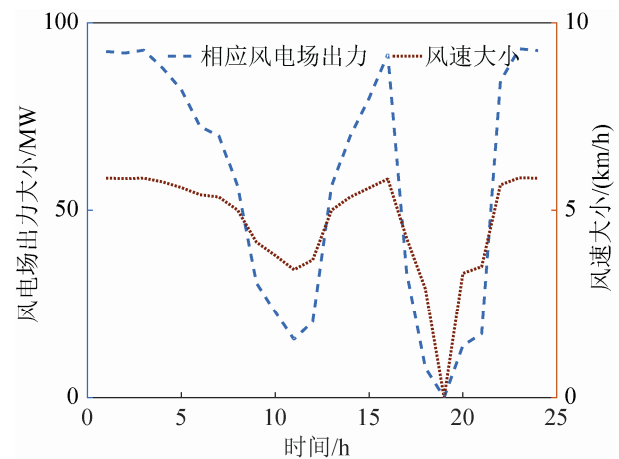


图 3 24 h 风速大小以及相对应风电场出力值

Fig. 3 Wind speed and corresponding wind farm output value of 24 h

表 1 系统机组特征参数
Tab. 1 System unit characteristic parameters

机组 编号	煤耗系数					机组出力 范围		爬坡 上下限	
						$P^{\min}/$	$P^{\max}/$	$DR/$	$UR/$
	a	b	c	e	f	MW	MW	MW	MW
1	0.008	2.0	25	100	0.042	10	75	30	30
2	0.003	1.8	60	140	0.040	20	125	30	30
3	0.0012	2.1	100	160	0.038	30	175	40	40
4	0.001	2.0	120	180	0.037	40	250	50	50
5	0.0015	1.8	40	200	0.035	50	300	50	50

表 2 给出了 ADE-CSO 算法对整个调度时段进

行整体优化所求得的一组典型最优解, 相应的各机组在调度周期内的详细出力情况如图 4 所示, 同时由图 4 可知, 所求的机组出力值是满足各个约束条件的。

表 3 给出了各算法独立运行 30 次求得的目标函数值的统计情况。图 5 给出了各算法 30 次平均最优适应度曲线。由表 3 和图 5 可知, ADE-CSO 算法对整个调度时段进行整体优化后, 所求得的成本代价是最低的, 其结果明显优于其他 4 种算法, 表明该算法具有优越的优化性能和良好的收敛性能, 是一种求解含风电场的电力系统动态经济调度的有效方法。

表 2 24 h 各机组出力
Tab. 2 Each unit output of 24 h

时段/h	机组 1/MW	机组 2/MW	机组 3/MW	机组 4/MW	机组 5/MW
1	10.00	98.42	31.68	40.02	139.86
2	12.43	98.85	39.39	54.28	140.74
3	11.08	98.58	31.70	104.26	139.93
4	11.56	98.28	71.69	124.94	139.75
5	10.00	96.20	111.61	124.12	138.60
6	27.29	98.51	113.24	124.98	177.55
7	10.00	93.56	111.57	120.58	226.95
8	39.49	98.54	112.63	124.96	229.60
9	66.03	98.48	112.69	161.78	229.57
10	40.7	98.33	112.67	209.96	229.45
11	64.33	98.52	112.68	209.69	229.88
12	75.00	100.02	113.56	212.26	229.97
13	53.21	98.62	112.68	209.77	182.24
14	63.98	99.50	113.80	210.35	140.54
15	44.53	98.47	112.67	185.31	140.01
16	14.53	97.00	110.64	135.31	135.87
17	11.22	98.54	112.71	124.95	182.89
18	41.22	98.71	113.00	125.16	229.64
19	71.22	101.58	111.93	147.67	230.66
20	70.63	98.44	112.62	189.16	229.46
21	68.72	98.50	112.71	209.79	182.63
22	38.72	83.83	104.50	159.79	139.32
23	10.01	96.63	67.39	123.99	139.96
24	10.10	95.05	30.00	107.02	131.42

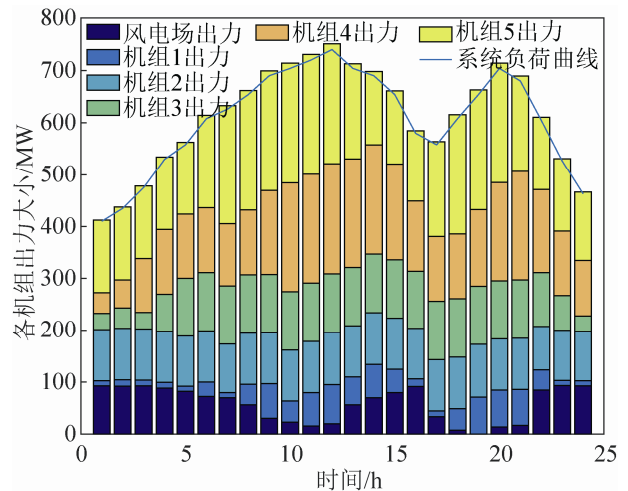


图 4 系统负荷曲线以及各机组在调度周期内的出力大小
Fig. 4 System load curve and output of each unit in scheduling period

表 3 5 种算法 30 次运行结果的统计情况

Tab. 3 Statistics of 30 operations of five algorithms

算法	$FC_{\min}/\text{元}$	$FC_{\max}/\text{元}$	$FC_{\text{mean}}/\text{元}$
ADE-CSO	40 732	41 923	41 083
E-DE	41 154	42 277	41 827
ICSO	41 258	42 725	41 897
ADE	47 023	48 655	48 319
CSO	43 521	44 623	44 123

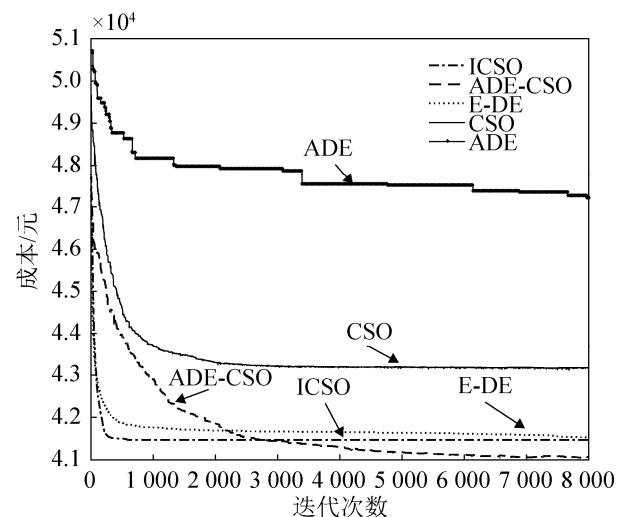


图 5 不同算法的平均最优适应度进化曲线
Fig. 5 Average optimal fitness evolution curve of different algorithms

5 结论

风电并网条件下的电力系统动态经济调度问

题是一个多峰非线性多约束优化问题,对求解方法能摆脱局部最优解的吸附并迅速找到全局最优解的能力提出了很高的要求。本文提出了一种求解考虑风电的电力系统动态经济调度问题的自适应差分纵横交叉优化算法,该算法成功的避免早熟收敛问题,在搜索过程中具有跳出局部最优解的潜力,全局搜索能力较好。提出的约束处理策略有效可行,能快速高效地将不可行解修正为可行解,并极大地提高了种群多样性。最后对考虑风电接入的 5 机系统进行了仿真研究,并与其他 4 种智能优化算法进行了比较,实验结果表明,本文方法能够获得更优的结果,具有良好的优化性能和全局收敛性,是一种求解复杂电力系统动态经济调度的有效方法。

参考文献:

- [1] 王豹, 徐箭, 孙元章, 等. 基于通用分布的含风电电力系统随机动态经济调度[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(16): 17-23.
Wang Bao, Xu Jian, Sun Yuanzhang, et al. Stochastic Dynamic Economic Dispatch of Wind Power System Based on Universal Distribution [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(16): 17-23.
- [2] Qu B Y, Zhu Y S, Jiao Y C, et al. A survey on multi-objective evolutionary algorithms for the solution of the environmental/economic dispatch Problems[J]. Swarm Evol Comput (S2210-6502), 2018, 38(1): 1-11.
- [3] Lin W M, Cheng F S, Tsay M T. Nonconvex economic dispatch by integrated artificial intelligence [J]. IEEE Trans on Power Systems (S0885-8950), 2001, 16(2): 307-311.
- [4] Ralin A J, Alun H C, Brian J C. A homogenous linear programming algorithm for the security constrained economic dispatch problem [J]. IEEE Trans on Power Systems (S0885-8950), 2000, 15(3): 930-936.
- [5] .Qu B Y, Liang J J, Zhu Y S, et al. Economic emission dispatch problems with stochastic wind power using summation based multi-objective evolutionary algorithm[J]. Information Sciences (S0020-0255), 2016:S0020025516300172.
- [6] Liang H, Liu Y, Shen Y, et al. A Hybrid Bat Algorithm for Economic Dispatch with Random Wind Power[J]. IEEE Transactions on Power Systems (S0885-8950), 2018: 1.
- [7] Xie L, Ilic M D. Model predictive economic /environmental dispatch of power systems with intermittent resources [C]. Power & Energy Society General Meeting (PES '09). Calgary: IEEE, 2009: 1-6.
- [8] Zhang Y, Gong D W, Ding Z. A bare-bones multi-objective particle swarm optimization algorithm for environmental/economic dispatch [J]. Information Sciences (S0020-0255), 2012, 192(6): 213-227.
- [9] Basu M. Fuel constrained economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II[J]. Energy (S0360-5442), 2014, 78(4): 649-664.
- [10] Jiang X, Zhou J, Wang H, et al. Dynamic environmental economic dispatch using multi-objective differential evolution algorithm with expanded double selection and adaptive random restart [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems(S0142-0615), 2013, 49(1): 399-407.
- [11] 郭艳艳, 熊国江. 大规模电力系统经济调度的改进竞争群优化算法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(15): 97-103.
Guo Yanyan, Xiong Guojiang. Large scale power system economic dispatch based on an improved competitive swarm optimizer [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(15): 97-103.
- [12] 张硕, 李庚银, 周明, 等. 风电场可靠性建模[J]. 电网技术, 2009, 33(13): 37-41.
Zhang Shuo, Li Gengyin, Zhou Ming, et al. Reliability Modeling of Large-Scale Wind Farms [J]. Power System Technology, 2009, 33(13): 37-41.
- [13] 陈杰, 沈艳霞, 陆欣, 等. 一种风电功率概率区间多目标智能优化预测方法[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2281-2283.
Chen Jie, Shen Yanxia, Lu Xin, et al. An Intelligent Multi-Objective Optimized Method for Wind Power Prediction Intervals [J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2281-2283.
- [14] 周娜. 含大规模风电电力系统调度模式的经济性比较 [D]. 北京: 华北电力大学, 2012.
Zhou Na. Economic Comparison for Different Generation Scheduling with Large Scale wind Power in Power System[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.
- [15] Rainer S, Price K. Difference evolution-A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization (S0925-5001), 1997, 11(4): 341-359.
- [16] 蔡妙妆, 李慧, 杜锦阳, 等. 改进纵横交叉算法在电力

- 系统环境经济调度方面的研究[J]. 广东电力, 2017, 30(1): 46-51.
- Cai Miaozhuang, Li Hui, Du Jinyang, et al. Research on Improved Vertical and Horizontal Intersection Algorithm in Power System environment and Economy dispatching [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(1): 46-51.
- [17] 刘凯. 纵横交叉算法在地区电网无功优化中的研究与应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2015.
- Liu Kai. Research and Application of Crisscross Optimization Algorithm on Reactive Power Optimization of Regional Power Grid [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2015.
- [18] Lu Y, Zhou J, Qin H, et al. An adaptive hybrid differential evolution algorithm for dynamic economic dispatch with valve-point effects [J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2010, 37(7): 4842- 4849.
- [19] Meng A, Hu H, Hao Y, et al. Crisscross optimization algorithm for large-scale dynamic economic dispatch problem with valve-point effects[J]. Energy (S0360-5442), 2015, 93: 2175-2190.
- [20] Zaman M F, Elsayed S M, Ray T, et al. Evolutionary Algorithms for Dynamic Economic Dispatch Problems [J]. IEEE Transactions on Power Systems (S0885-8950), 2016, 31(2): 1486-1495.