

文章编号:1005-0523(2019)05-0129-07

大规模风电机组并网的多目标动态环境经济调度

张 大,彭春华,孙惠娟

(华东交通大学电气与自动化工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:在风力发电技术和并网技术不断成熟以及节能减排的背景下,构建了含大规模风电机组并网的电力系统多目标动态环境经济调度模型。该模型以火电机组的总燃料费用和污染排放量为目标,同时考虑了系统的功率平衡约束、火电机组的有功出力约束、爬坡约束以及系统的正负旋转备用约束。并采用基于非劣排序分子微分进化算法对该调度模型进行求解。最后通过分析,验证了所构建调度模型及求解算法的合理性和优越性。

关键词:风电机组;多目标;动态环境经济调度;基于非劣排序分子微分进化算法

中图分类号:TM46

文献标志码:A

近年来,随着传统化石燃料的衰竭以及由污染气体的排放所引发的环境问题日益严重,以风电为代表的清洁能源开始逐渐受到人们的重视,风电的开发和利用达到了前所未有的高度,其装机容量和并网容量也在逐年提高,使得含大规模风电机组并网的电力系统多目标动态环境经济调度(dynamic economic emission dispatch, DEED)问题成为了当前研究的热点^[1]。DEED问题是在静态经济调度(economic dispatch, ED)的基础上,考虑了各个时间段机组出力的相互影响,同时兼顾了环境目标,属于典型的非线性多目标优化问题^[2]。

很多国内外文献对含风电机组并网的电力系统多目标 DEED 问题进行了研究。在含风电机组并网的 DEED 建模问题上,文献[3-4]考虑了风电机组接入而产生的风险成本,构建了计及风电风险成本的电力系统多目标 DEED 调度模型。文献[5-6]利用了场景概率来刻画风电出力的波动性,构建了基于多场景分析的多目标 DEED 调度模型,然而多场景分析法需要生成较多场景,计算量较大。文献[7]通过机会约束法来处理风电的不确定性,构建了含风电机组并网的电力系统多目标 DEED 调度模型,但是机会约束法中置信水平的设置对调度结果影响较大。

在 DEED 问题的求解上,常采用的智能优化算法包括:基于非劣排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA)^[8]、多目标粒子群(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法^[9]以及非劣排序微分进化(non-dominated sorting differential evolution, NSDE)算法^[10]等,然而这些算法都普遍存在着寻优后期种群多样性丧失、易陷入局部最优解的缺点。因此如何改进这些算法成为了求解 DEED 问题的关键。

综上所述,本文在大规模风电机组全额并网消纳的基础上,构建了含风电机组并网的电力系统多目标 DEED 模型。该模型以火电机组的总燃料费用和污染排放量为目标函数,充分考虑了系统功率平衡约束、火电机组有功出力约束、爬坡约束以及为了应对风电机组出力的随机性而预留的系统正负旋转备用约束。并采用基于非劣排序分子微分进化(non-dominated sorting molecular differential evolution, NSMDE)算法对该模型进行求解,以此来克服 NSDE 算法易陷入早熟的缺点。最后在含有风电机组的常规电力系统中进行仿真计算,验证所构建的模型以及求解算法的合理性和优越性。

收稿日期:2019-01-01

基金项目:国家自然科学基金项目(51567007;51867008);江西省“百人远航工程”(2017080);江西省科学基金项目(20192ACBL20001)

作者简介:张大(1993—),男,硕士研究生,研究方向为配电网分布式电源规划。

通讯作者:彭春华(1973—),男,教授,博士,研究方向为智能电网优化调度。

1 含风电机组的 DEED 建模

1.1 目标函数

1) 火电机组总燃料费用。火电机组的总燃料费用目标函数表示为^[11]

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

式中： T 为调度总时段数， h ； N 为火电机组的台数； $P_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时段的有功出力； $P_{i,\min}$ 为火电机组 i 的最小有功出力； a_i, b_i 和 c_i 为火电机组 i 的燃料费用系数； d_i, e_i 为火电机组 i 的阀点效应系数。

2) 火电机组污染排放量。火电机组的污染排放量目标函数表示为^[11]

$$\min f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \{\alpha_i + \beta_i P_{i,t} + \gamma_i P_{i,t}^2 + \eta_i \exp(\delta_i P_{i,t})\} \quad (2)$$

式中： $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \eta_i$ 和 δ_i 为火电机组 i 污染排放系数。

1.2 约束条件

1) 系统功率平衡等式约束。为了保证系统的安全稳定运行，系统内的功率必须时刻保持平衡，即

$$\sum_{i=1}^N P_{i,t} + P_{W,t} - P_{D,t} - P_{L,t} = 0 \quad (3)$$

式中： $P_{W,t}$ 为并网风电机组在 t 时段总的有功出力预测值； $P_{D,t}$ 为系统在 t 时段的负荷预测值； $P_{L,t}$ 为系统在 t 时段的网损值。

系统在 t 时段的网损值 $P_{L,t}$ 一般通过网损系数矩阵 B 计算

$$P_{L,t} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{i,t} B_{i,j} P_{j,t} \quad (4)$$

式中： $B_{i,j}$ 为系统的网损系数。

2) 火电机组有功出力约束

$$P_{i,\min} \leq P_{i,t} \leq P_{i,\max} \quad (5)$$

式中： $P_{i,\max}$ 为火电机组 i 的最大出力。

3) 火电机组出力爬坡约束

$$-D_{Ri} \times \Delta T \leq P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq U_{Ri} \times \Delta T \quad (6)$$

式中： U_{Ri} 和 D_{Ri} 分别为火电机组 i 的上、下爬坡速率； ΔT 为调度的时间间隔， h 。

4) 系统正负旋转备用约束。为了应对风电机组的出力以及负荷的波动给电力系统调度带来的不利影响，系统必须预留一定量的正负旋转备用。

① 系统的正旋转备用容量约束

$$\begin{cases} P_{W,t} \times w_u \% + P_{D,t} \times L \% - \sum_{i=1}^N U_{i,t} \leq 0 \\ U_{i,t} = \min(P_{i,\max} - P_{i,t}, U_{Ri} T_{Ri}) \end{cases} \quad (7)$$

式中： $w_u \%$ 为风电机组出力预测误差的正旋转备用系数； $L \%$ 为负荷预测误差的正旋转备用系数； $U_{i,t}$ 为第 i 台火电机组在 t 时段所能提供的正旋转备用容量； T_{Ri} 为机组旋转备用的响应时间。

② 系统的负旋转备用容量约束

$$\begin{cases} (P_{W,\max} - P_{W,t}) \times w_d \% - \sum_{i=1}^N D_{i,t} \leq 0 \\ D_{i,t} = \min(P_{i,t} - P_{i,\min}, D_{Ri} T_{Ri}) \end{cases} \quad (8)$$

式中： $P_{W,\max}$ 为风电机组总的额定出力； $w_d \%$ 为风电机组出力预测误差的负旋转备用系数； $D_{i,t}$ 为第 i 台火电机

组在 t 时段所能提供的负旋转备用容量。

2 模型求解

2.1 NSMDE 算法

DEED 问题是典型的非线性多目标优化问题,传统的数学方法求解较为困难。而 NSDE 算法具有寻优速度快、收敛性好、Pareto 最优解集分布较为均匀等优点受到了广泛的应用,算法的基本流程在文献[10]中有详细描述,其中的微分进化过程包括变异、交叉和选择,而常用的变异操作为 DE/best/1 模式,该变异模式具有局部寻优能力强,寻优速度快的特点,具体表达式如下

$$\mathbf{Y}_i^{G+1} = \mathbf{X}_{\text{best}}^G + F(\mathbf{X}_{r1}^G - \mathbf{X}_{r2}^G) \quad (9)$$

式中: \mathbf{Y}_i^{G+1} 为进化操作所产生的中间个体向量; $\mathbf{X}_{\text{best}}^G$ 为第 G 代时种群个体的最优向量; $\mathbf{X}_{r1}^G, \mathbf{X}_{r2}^G$ 分别为第 G 代时的第 $r1, r2$ 个个体向量,且 $i \neq \text{best} \neq r1 \neq r2$; F 为变异因子。

然而 NSDE 算法在寻优后期种群多样性下降,变异操作中的差分项 $(\mathbf{X}_{r1}^G - \mathbf{X}_{r2}^G)$ 会趋于 0,从而导致种群易陷入早熟,无法得到最优的 Pareto 前沿。为此,利用物理学中分子间相互作用的势能来改善变异机制^[2],改进后的变异机制为

$$\mathbf{Y}_i^{G+1} = \mathbf{X}_{\text{best}}^G + F(\mathbf{X}_{r1}^G - \mathbf{X}_{r2}^G + V_{r1,r2}^G) \quad (10)$$

式中, $V_{r1,r2}^G$ 为第 G 代时种群个体之间的作用势能,具体表达式如式(11)所示

$$V_{r1,r2}^G = 0.001 \left[1 - \left(\frac{r}{r_0} \right)^6 \right] \quad (11)$$

式中: r 为分子之间的差距; r_0 为分子间作用势能为 0 时的临界距离。

由上式可知,当分子间距离小于临界距离时分子之间相互排斥,并且距离越小时,排斥作用越大。NS-MDE 算法正是利用此原理,在进化过程中当种群个体相互接近导致多样性丧失时,种群个体之间的作用势能会使得变异操作中的差分项增大,以此来保持种群的多样性,避免陷入局部最优解,增强其全局寻优能力,同时改进后的算法仍具有微分进化算法收敛速度快,局部寻优能力强的优点,兼顾了种群个体寻优的深度和速度,可以获得更好的 Pareto 最优解集。

2.2 DEED 模型约束处理

由于 DEED 模型含有强耦合的等式以及不等式约束,使得求解较为困难。如何处理好这些约束条件影响到了 DEED 模型的精确求解。

2.2.1 系统等式约束处理

本文采用启发式迭代法来处理系统等式平衡约束,具体步骤如下:

1) 根据式(12)计算系统在时段 t 时的等式约束违反值,并设置等式约束违反值的阈值 ε ,如果 $\text{abs}(\delta_t) > \varepsilon$,转到步骤 2)重新调节火电机组出力,否则转到步骤 3)

$$\delta_t = P_{D,t} + P_{L,t} - P_{i,t} - P_{W,t} \quad (12)$$

2) 根据式(13)均匀分配每台火电机组的约束违反值。如果调整后的火电机组出力值违反了机组出力约束,则需要按照 2.2.2 节中火电机组不等式约束的处理规则重新调节机组出力值,再返回到步骤 1)

$$P_{i,t} = \begin{cases} P_{i,t} + \delta_t \times (P_{i,\text{max}} - P_{i,t}) / \text{sum}(P_{i,\text{max}} - P_{i,t}) & \delta_t \geq 0 \\ P_{i,t} + \delta_t \times (P_{i,\text{min}} - P_{i,t}) / \text{sum}(P_{i,\text{min}} - P_{i,t}) & \delta_t < 0 \end{cases} \quad (13)$$

3) 结束系统在时段 t 时的等式约束处理过程,则返回到步骤 1),进行下一时刻的等式约束处理。

4) 待调节完所有时段的火电机组出力值之后,结束系统等式约束的处理。

2.2.2 系统不等式约束处理

由于相邻时刻火电机组的出力具有耦合性,因此下一时刻机组的出力范围必须以上一时刻作为参考,同时必须要满足机组的有功出力约束。对于火电机组出力及爬坡约束,本文按照式(14)和式(15)来处理系统火电机组以上不等式约束

$$P_{i,t,\max} = \begin{cases} P_{i,\max} & t=1 \\ \min(P_{i,t} + U_{R,t} P_{i,\max}) & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$P_{i,t,\min} = \begin{cases} P_{i,\min} & t=1 \\ \max(P_{i,t-1} + D_{R,t} P_{i,\min}) & \text{其他} \end{cases}$$

$$P_{i,t} = \begin{cases} P_{i,t,\min} & P_{i,t} < P_{i,t,\min} \\ P_{i,t} & P_{i,t,\min} \leq P_{i,t} \leq P_{i,t,\max} \\ P_{i,t,\max} & P_{i,t} > P_{i,t,\max} \end{cases} \quad (15)$$

对于应对风电波动所需要满足的系统正负旋转备用约束,本文以罚函数的形式进行处理,具体表达式如式(16)所示。将罚函数乘以惩罚因子计入到目标函数中参与运算求解

$$F = \sum_{i=1}^T \max(P_{W,t} \times w_u \% + P_{D,t} \times L \% - \sum_{i=1}^N U_{i,t}, 0) + \sum_{i=1}^T \max((P_{W,\max} - P_{W,t}) \times w_d \% - \sum_{i=1}^N D_{i,t}, 0) \quad (16)$$

2.3 NSMDE 算法流程

本文的 NSMDE 算法求解步骤为:首先设置火电机组参数和 NSMDE 算法的参数,确定风电机组预测出力,按照火电机组的出力约束随机生成一组火电机组出力,形成初始种群个体,然后将初始种群个体分别代入式(1)和式(2)(包含罚函数计算项)求取 DEED 模型的目标函数值,据此对初始种群个体进行非劣排序并选优得到优势种群(0.5 倍的初始种群规模),对优势种群个体进行分子微分进化操作得到子代种群个体,接着将子代种群个体和原优势种群个体混合并筛选掉差的种群个体(0.5 倍的初始种群规模),再将剩余的种群个体(1 倍的初始种群规模)继续进行寻优,如此循环迭代直至得到 Pareto 最优解集。最后基于模糊集理论的决策原则从 Pareto 最优解集中选择出最优折中解^[13]。NSMDE 算法的流程图如图 1 所示。

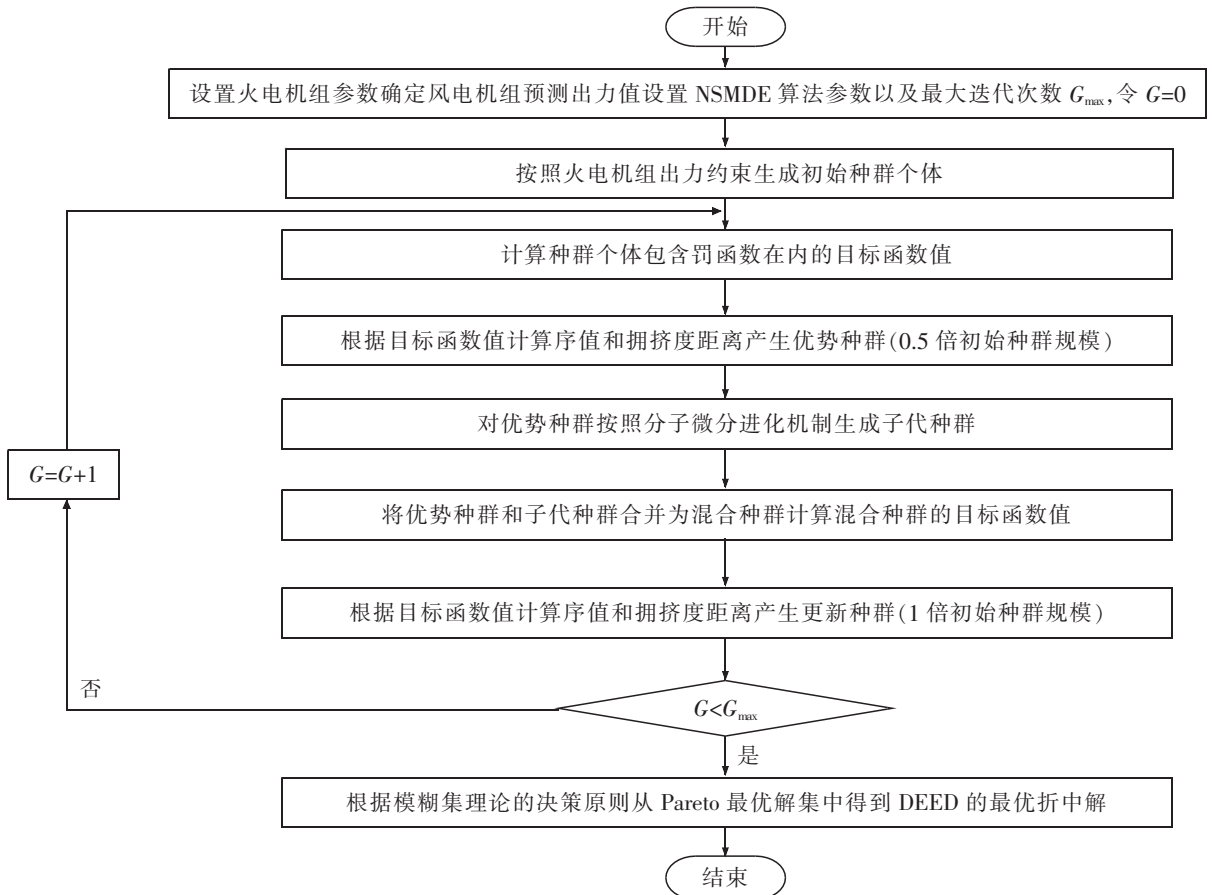


图 1 NSMDE 算法流程图
Fig.1 Flow chart of NSMDE algorithm

3 算例分析

3.1 系统参数设置

本文用来仿真计算的系统包含 10 台常规的火电机组和 100 台并网的风电机组,其中火电机组参数、负荷数据以及网损系数见文献[14],每台风电机组的额定容量 1 MW。调度的总时段数为 24 h,调度时间间隔为 1 h,火电机组旋转备用的响应时间 T_R 为 10 min,负荷预测误差的正旋转备用系数 $L\%$ 取值为 5%,风电机组出力预测误差的正负旋转备用系数 $w_u\%$ 以及 $w_d\%$ 均取值为 20%,等式约束违反值的阈值 ε 的取值为 10^{-4} ,惩罚因子取值为 1 000。NSMDE 算法的参数设置如下:种群大小为 200,变异尺度因子 F 为 0.85,交叉概率因子 C_R 为 0.5,临界距离 r_0 为 0.001,最大迭代次数为 5 000。

3.2 调度结果分析

表 1 给出采用 NSMDE 算法求得的最优折中解,验证了其满足系统功率等式平衡约束的条件。

表 1 最优折中解
Tab.1 Optimal compromise solution

时段	各时段机组出力										风电出力	负荷	网损
	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	158.462	143.208	95.137	115.310	123.129	100.018	80.962	51.133	51.725	43.518	90	1 036	16.602
2	156.152	140.815	115.032	115.315	128.873	114.849	97.091	73.336	44.900	42.316	100	1 110	18.679
3	154.032	164.233	144.104	117.997	169.104	128.633	102.941	84.137	74.900	42.449	100	1 258	24.530
4	162.734	176.552	158.872	139.388	216.578	148.086	120.638	102.912	78.291	43.570	90	1 406	31.621
5	158.838	187.119	156.389	172.227	238.741	148.734	125.306	119.640	69.024	49.220	90	1 480	35.237
6	183.726	220.198	236.373	197.919	231.457	156.215	128.129	118.769	79.024	50.909	70	1 628	44.719
7	185.885	260.111	248.138	221.130	241.332	156.620	127.058	119.406	79.886	52.563	60	1 702	50.129
8	210.806	247.944	280.832	257.999	239.900	154.490	128.171	118.413	79.196	53.136	60	1 776	54.887
9	250.821	305.140	317.102	288.271	240.468	157.823	128.977	119.418	78.788	53.967	50	1 924	66.775
10	286.566	342.744	330.261	299.347	240.314	156.122	128.463	119.077	78.458	54.944	60	2 022	74.296
11	349.697	375.679	337.611	297.570	241.968	158.417	128.963	119.691	79.192	50.322	50	2 106	83.110
12	384.820	401.286	338.187	297.052	241.051	157.936	128.877	118.400	77.505	53.512	40	2 150	88.626
13	334.476	364.908	324.902	296.005	239.712	158.988	128.087	117.262	78.644	52.531	56	2 072	79.515
14	288.990	326.590	280.556	287.788	236.311	155.807	126.339	115.049	77.097	51.372	46	1 924	67.899
15	214.522	271.350	276.545	254.858	224.480	151.029	128.784	116.577	78.920	54.179	60	1 776	55.244
16	170.321	227.343	212.664	233.458	211.132	136.384	125.513	110.582	70.638	43.447	54	1 554	41.482
17	154.479	205.704	195.564	183.458	225.006	150.556	129.177	114.807	74.861	44.236	40	1 480	37.848
18	175.421	221.283	232.997	215.446	238.366	158.169	129.296	118.681	79.043	52.946	52	1 628	45.648
19	240.709	247.577	269.040	250.018	234.180	155.784	126.795	116.494	78.382	52.250	60	1 776	55.229
20	288.644	317.866	315.922	294.567	241.551	159.241	128.898	119.154	79.356	54.164	44	1 972	71.363
21	255.758	320.362	292.530	295.713	242.449	157.861	126.928	117.167	78.068	54.197	50	1 924	67.033
22	178.457	245.099	238.041	248.404	208.880	145.786	118.388	110.781	78.858	40.878	60	1 628	45.572
23	160.072	183.503	166.618	203.339	175.166	121.787	99.527	98.114	48.862	23.687	80	1 332	28.675
24	156.270	140.399	142.829	162.163	162.580	108.350	90.982	84.632	52.906	19.842	85	1 184	21.953

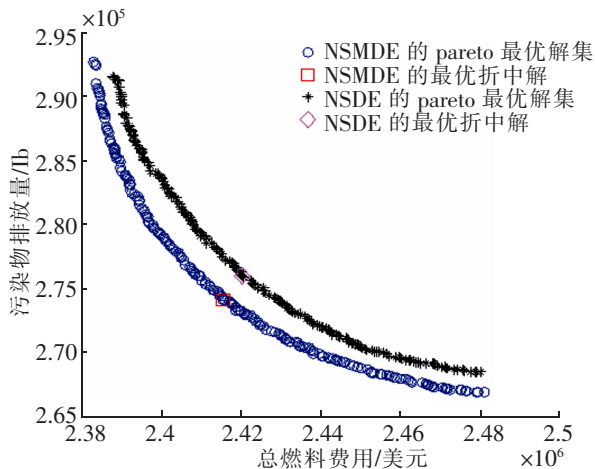


图 2 优化算法的对比

Fig.2 Comparison of optimization algorithm

为了验证本文采用的 NSMDE 算法的优越性,现将其与 NSDE 算法作对比分析,分别对算例机组进行求解,两种算法获得的 Pareto 最优解集以及最优折中解如图 2 所示。

由图 2 可知,采用 NSMDE 算法对 DEED 模型进行求解较 NSDE 算法能够获得更好的 Pareto 前沿,克服了 NSDE 算法在进化后期易陷入局部最优解的缺点,提高种群的多样性,增强其全局寻优能力。

3.3 风电机组并网规模分析

本文在并网风电机组能够全额消纳的基础上,验证风电机组的并网规模对调度的影响。表 2 给出了不同规模的风电机组并网时最优折中解的对比,其中 θ 表示并网风电机组增长到的初始时(100 台并网的风电机组,每台额定容量为 1 MW)的倍数。

表 2 不同规模的风电机组并网最优折中解对比

Tab.2 Comparison of optimal compromise results for wind power integration of different scales

θ	总燃料费用/美元	污染排放量/lb
0	2 535 882	309 743.1
1	2 415 639	274 146.2
2	2 359 815	249 542.6
3	2 202 032	227 894.2
4	无解	无解

由表 2 可知,在 θ 为 0 时,即无风电机组并网时,系统调度所产生的总燃料费用和污染排放量最高,随着并网的风电机组的增加,常规火电机组的出力降低,总燃料费用和污染排放量均有所减少,有利于节能减排。但是当风电机组的并网容量增长到初始时的 4 倍时,则无法得到最优调度解集,原因在于此时系统的所能提供的正负旋转备用无法应对风电机组的出力波动,故在安排风电机组并网时需要考虑其波动性对系统调度的影响。

4 结论

本文构建的含风电机组并网的电力系统多目标 DEED 模型,以火电机组的总燃料费用和污染排放量为目标函数,充分考虑了系统功率平衡约束、火电机组有功出力约束、爬坡约束以及正负旋转备用约束,并采用 NSMDE 算法对该模型进行求解。结果表明,风电的接入能够减少火电机组的出力,降低总燃料费用和污染排放量,具有很好的经济和环境效应,但风电机组并网的容量受到了系统正负旋转备用的制约。同时,NSMDE 算法克服了 NSDE 算法在进化后期易陷入局部最优解的缺点,提高了种群的多样性,增强其全局寻优能力,能够获得更优的 Pareto 前沿。

参考文献:

- [1] ZHU Y S, WANG J, QU B Y. Multi-objective economic emission dispatch considering wind power using evolutionary algorithm based on decomposition[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014(63):434-445.
- [2] 左丽霞,余愿,孙惠娟. 电力系统动态环境经济调度模型研究[J]. 华东交通大学学报, 2018, 35(3):134-142.
- [3] 李晨,胡志坚,董骥,等. 计及风险系数的含风电场电力系统多目标动态优化调度[J]. 现代电力, 2015, 32(5):56-65.
- [4] 杨家然,兴成,蒋程,等. 计及风力发电风险的电力系统多目标动态优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7):25-31.

- [5] AGHAEI J, NIKNAM T, AZIZIPANAH-ABARGHOOEE R, et al. Scenario-based dynamic economic emission dispatch considering load and wind power uncertainties[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2013(47):351-367.
- [6] 张晓辉, 闫柯柯, 卢志刚, 等. 基于场景概率的含风电系统多目标低碳经济调度[J]. *电网技术*, 2014, 38(7):1835-1841.
- [7] 朱永胜, 王杰. 采用 MOEA/D 算法的含风电系统环境经济调度[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2014, 35(4):96-100.
- [8] RAMESH S, KANNAN S, BASKAR S. Application of modified NSGA-II algorithm to multi-objective reactive power planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(2):741-753.
- [9] 张子泳, 仇梦林, 李莎. 基于多目标粒子群算法的电力系统环境经济调度研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(10):1-10.
- [10] 彭春华, 孙惠娟. 基于非劣排序微分进化的多目标优化发电调度[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(34):71-76.
- [11] 刘刚, 朱永利, 蒋伟. 基于混合 DE-PSO 多目标算法的动态环境经济调度[J]. *电力自动化设备*, 2018, 38(8):1-7.
- [12] 彭春华, 姜磊, 刘君, 等. 采用极限学习机预测优化的超高压输电线畸变电场屏蔽[J]. *电网技术*, 2017, 41(11):3655-3662.
- [13] 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.
- [14] 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.

Multi-Objective Dynamic Economic Emission Dispatch of Large-Scale Wind Power Integration

Zhang Da, Peng Chunhua, Sun Huijuan

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Under the background of the maturity of wind power generation technology and grid-integrated technology as well as energy saving and emission reduction, a multi-objective dynamic environmental economic dispatch model of power system with large-scale wind power integration is constructed. The model aims at the total fuel cost and pollution emission of thermal power units, and takes into account the power balance constraints, active power output constraints, climbing constraints and the positive and negative spinning reserve constraints of the system. The constructed model is solved by non-dominated sorting molecular differential evolution algorithm. Finally, the rationality and superiority of the proposed model and algorithm are verified by an example analysis.

Key words: wind power integration; multi-objective; dynamic economic emission dispatch; non-dominated sorting molecular differential evolution