

考虑柔性负荷的电力系统全场景日前优化调度

赵 磊¹,徐 伟²,李天然¹

(1.南京师范大学,江苏南京 210023;2.南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司),江苏南京 211106)

摘要:为解决场景分析法在考虑源荷不确定性的日前优化调度中,存在高风险场景泄露、无可行解及最优调度计划难以确定的问题,提出了考虑柔性负荷的电力系统全场景日前优化调度方法。根据新能源平均同时率和峰谷差率对时序场景集进行分类,并通过综合考虑欧式距离和动态时间规整的改进K-means聚类法,得到典型的时序场景;进一步建立了考虑柔性负荷的两阶段优化调度模型,在模型求解时,首先确定所有典型场景下常规机组的最优启停计划,以及不同场景下机组的出力计划和柔性负荷控制量;在此基础上,分别以常规发电机组运行成本及柔性负荷控制成本最小化确定各时段常规发电机组的最优出力计划及柔性负荷的最优控制量,得到日前调度计划;最后通过实际电网算例,验证了所提日前调度优化方法的可行性和有效性。

关键词:新能源;时空相关性;时序多场景;柔性负荷;全场景;最优调度计划

中图分类号:TM 732 文献标志码:A 文章编号:1006-348X(2025)06-0062-06

0 引言

构建以新能源为主体的新型电力系统是实现“双碳”战略目标的重要途径^[1]。一方面,大规模新能源机组对常规机组的置换,导致电网的调峰容量严重不足^[2];另一方面,随着具有随机性、波动性的新能源机组大规模并网,以及以电动汽车为代表的新型负荷的快速发展,源荷双侧的不确定性显著增加,导致电网未来运行状态的可预见性降低^[3];同时,风电的反调峰特性导致电网净负荷的峰谷差不断增大,给电网优化调度带来了巨大的挑战^[4]。因此,将柔性负荷考虑到日前优化调度中具有重要的意义^[5]。

在新能源并网规模较小时,主要是根据源荷预测结果进行日前优化调度。但随着新能源以及新型负荷的不断增加,源荷预测的准确性不断下降,确定性的优化调度无法应对源荷不确定性导致的高风险场景。考虑源荷不确定性的调度优化方法主要有随机优化法和鲁棒优化法^[6-7]。随机优化方法包括场景法和机会约束规划法;鲁棒优化法包括传统鲁棒优化法

和分布鲁棒优化法。其中,机会约束规划法对于极端天气导致的极端场景无法给出相应的应对措施;传统鲁棒优化方法在最恶劣的场景下进行优化调度,存在经济性较差的问题^[8];分布鲁棒优化法不确定性模型构建和转化求解过程非常复杂,近似转化求解的方法可能带来较大的误差;场景法由于具有模型直观、物理意义清晰的优点而得到广泛应用^[9]。

由于优化调度是针对一个调度周期的措施,因此需生成考虑源荷不确定性的多时序场景,在此基础上对构建的调度优化模型进行求解,得到日前调度计划。在多时序场景生成方面,文献[10]考虑了风电场输出功率在时间上的相关性,通过场景树来描述风电的不确定性,以缩减前后概率距离最小的原则,对场景进行缩减,但未考虑多风电场间的空间相关性;文献[11]建立风电场出力的时空相关性模型,通过蒙特卡洛抽样生成大量时序场景,采用同步回代缩减法对场景进行缩减,这种通用的场景缩减法易将低概率高风险的场景剔除,从而出现场景泄露的问题。在模型构建方面,现有的研究鲜少将柔性负荷考虑到日前优化调度中,随着新能源并网规模增加,可能存在某些

收稿日期:2025-07-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(新型电力系统调度计划决策基础理论与方法, U24B6009)。

作者简介:赵磊(2000),男,硕士研究生,就读于南京师范大学电气工程专业。

极端场景无可行解的问题;在模型求解方面,现有的方法基本都是先确定机组的最优组合,再确定各场景下机组的最优出力以及柔性负荷控制量,但不同的典型场景机组的出力计划是不一致的,如何根据不同的机组出力计划确定最优的机组出力,从而得到确定性的日前调度计划,现有的文献暂无相关说明。

针对上述问题,文中考虑源荷不确定性生成多时序场景,并与基准预测场景构成全场景,针对全场景制定优化调度计划,提升系统运行经济性。首先,构建考虑时空相关性的源荷不确定性模型,抽样生成时序多场景,按照新能源平均同时率和峰谷差率对多时序场景进行分类;在此基础上,提出了综合考虑欧式距离和动态时间规整(dynamic time warping,DTW)的改进K-means聚类法,得到典型的时序场景;然后,建立了考虑柔性负荷的两阶段优化调度模型,分别以常规发电机组运行成本及柔性负荷控制成本最小为目标确定各时段常规发电机组的最优出力计划及柔性负荷的最优控制量;最后,通过某地区实际电网验证了文中所提的调度优化方法的有效性和可行性。

1 计及源荷时空相关性的典型场景生成

1.1 源荷时空相关性建模

为更准确的反应源荷预测误差不确定性,文中采用多元正态分布描述预测误差的时间相关性,在此基础上采用Gaussian Copula等函数构造混合Copula函数描述源荷预测误差的空间相关性,建立考虑时空相关性的源荷预测误差模型^[12]。以风电为例,具体方法如下:首先,计算每个风电场的协方差矩阵,确定出力预测误差考虑时间相关性的多元正态概率密度分布, M 为风电场个数;其次,随机生成 M 个 N 维(采样规模)均匀向量 X_1, X_2, \dots, X_M ,设 Y_1, Y_2, \dots, Y_M 为经Copula函数修正后具有时空相关性的风电场累积概率;然后,以风电场 W_1 为参考,并令 $Y_1=X_1$,根据式(1)计算得 $X_2=\partial C(Y_1, Y_2)/\partial Y_1$,采用二分法求解 Y_2 ,同理可求 Y_3, \dots, Y_M ;对 W_1, W_2, \dots, W_M 进行逆变换,进而得到风电场出力预测误差的时序场景。可按照相同的方法生成光伏和负荷预测误差时序场景,不再赘述。

$$F(x|v) = \frac{\partial C[F(x|v_j), F(v_j|v_j)]}{\partial F(v_j|v_j)} \quad (1)$$

式中: x 为条件分布函数对应的变量; v 为已知变量组成的向量; v_j 为 v 的第 j 个分量; v_j 表示 v 去除 v_j 后的向量; $C(\cdot)$ 为混合 Copula 函数; $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 维变量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的累积分布函数; $F(x_k/x_1, x_2, \dots, x_{k-1})$ 为已知 x_1, x_2, \dots, x_{k-1} 时变量 x_k 的条件分布函数。

1.2 典型场景生成

K-means聚类法算法简单、计算效率高,在大规模场景约简中广泛使用^[13]。若对场景集直接聚类约简,则很可能削弱典型场景的代表性,甚至引起场景风险泄露,因此有必要根据场景特征进行预分类,将相似性较高的初始场景分为同一类,然后针对每类场景进行聚类,提高典型场景代表性。

源荷不确定性对电力平衡带来重大影响,在新能源大发而负荷水平较低时,新能源消纳困难,容易产生弃电风险;相反,在新能源小发而负荷水平较高时,容易引发限电,降低供电可靠性^[14]。据此,采用新能源平均同时率和峰谷差率分别从源荷角度对场景进行预分类。新能源平均同时率反应新能源发电对电网的平均支撑能力,是指在统计时间内新能源平均出力与装机容量的比值,能够评估新能源发电的可靠性和稳定性,文中按照日时间计算新能源平均同时率,如下所示。

$$N_{av} = \frac{\sum_{i=1}^{24} p_i}{24 \times P_e} 100\% \quad (2)$$

式中: N_{av} 表示新能源平均同时率; P_e 为新能源装机容量, P_i 为时刻 i 的新能源出力。

峰谷差率是评估电网的负荷波动程度的重要指标,是指在统计时间区间内,最高负荷与最低负荷的差值与最高负荷的比值,其计算公式如下。

$$\eta = \frac{P_{l_{max}} - P_{l_{min}}}{P_{l_{max}}} 100\% \quad (3)$$

式中: η 表示峰谷差率; $P_{l_{max}}, P_{l_{min}}$ 分别为一天内负荷最大值和最小值。

因此,所提的初始场景预分类方法如下:首先计算各初始场景的新能源平均同时率及其平均值;然后,计算新能源平均同时率大于和小于平均值的所有初始场景的峰谷差率及其平均值;最后,将初始场景分为高同时率高峰谷差率、高同时率低峰谷差率、低同时率高峰谷差率、低同时率低峰谷差率四类。

K-means聚类方法是根据样本之间的欧式距离,将各初始场景分到各类中,因欧式距离表征样本的相似性难以反映场景的动态时序特性,可能引起聚类结果不理想,而DTW能够衡量时序场景之间的相似性,因此提出综合DTW距离和欧式距离的表征样本与聚类中心的距离,并将类中到其他样本距离之和最小的样本作为新的聚类中心,从而提高聚类质量加快收敛速度,其中,样本与聚类中心的距离计算公式如下所示:

$$D_i(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) = \alpha_1 D_1(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) + \alpha_2 D_2(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) \quad (4)$$

式中: $D_i(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)$ 、 $D_1(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)$ 、 $D_2(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)$ 分别表示第*i*个时序场景 \mathbf{X}_i 和聚类中心 \mathbf{X}_0 的相似距离、欧式距离和DTW距离, α_1 、 α_2 表示权重,采用熵权法确定。

针对四类预分类场景,采用改进K-means算法进行聚类,聚类数设为2~15类,并以手肘法确定最佳聚类数,最后选取各聚类中心作为典型场景,其概率为所属类中的场景数除以抽样场景总数。

2 基于场景分析的日前优化调度模型

2.1 第一阶段优化模型

第一阶段以常规发电机组的启停成本最小构建目标函数,目标函数为

$$\min C_{ss} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} [\mu_i^t (1 - \mu_i^{t-1}) \times CS_i + \mu_i^{t-1} (1 - \mu_i^t) \times CP_i] \quad (5)$$

式中: C_{ss} 为常规发电机组的启停成本; T 为优化决策的总时段数; N_G 为常规发电机组的台数; μ_i^t 为常规发电机组*i*在时间*t*的运行状态,停运为0,运行为1; CS_i 为常规发电机组的启动成本; CP_i 为常规发电机组的停运成本。

第一阶段优化决策模型的约束条件包括功率平衡、常规发电机组最小开机时间和最小停机时间约束等。

2.2 第二阶段优化模型

第二阶段在第一阶段优化结果的基础上以常规发电机组的运行成本、可中断负荷的补偿成本、激励负荷的激励成本以及弃风、弃光的惩罚成本期望最小构建目标函数,目标函数为

$$\min \{C_r + C_z + C_i + C_n\} \quad (6)$$

式中: C_r 为常规发电机组的期望运行成本; C_z 为可中

断负荷的期望补偿成本; C_i 为激励负荷的期望激励成本; C_n 为弃风、弃光的期望惩罚成本。

$$C_r = \sum_{s=1}^S \rho_s \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} a_i \mu_i^t + b_i P_i^t(s) + c_i (P_i^t(s))^2 \right] \quad (7)$$

式中: S 为典型场景总数; ρ_s 为第*s*个典型场景出现的概率; a_i 、 b_i 、 c_i 分别为第*i*台常规发电机组的发电燃料成本函数的系数。

$$C_z = \sum_{s=1}^S \rho_s \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_z} (\lambda_i \times P_{z,i}^t(s)) \right] \quad (8)$$

式中: λ_i 为可中断负荷单位补偿成本; N_z 为电网中的可中断负荷节点总数; $P_{z,i}^t(s)$ 为第*s*个场景下第*i*个可中断负荷节点在第*t*个时间可中断负荷大小。

$$C_i = \sum_{s=1}^S \rho_s \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_i} (\sigma_i \times P_{i,i}^t(s)) \right] \quad (9)$$

式中: σ_i 为激励负荷单位调整成本; N_i 为电网中的激励负荷节点总数; $P_{i,i}^t(s)$ 为第*s*个场景下第*i*个激励负荷节点在第*t*个时间可调整的负荷大小。

$$C_n = \sum_{s=1}^S \rho_s \left[\sum_{t=1}^T (\beta \times P_d^t(s)) + \sum_{t=1}^T (\varphi \times P_f^t(s)) \right] \quad (10)$$

式中: β 为弃风的惩罚系数; $P_d^t(s)$ 为第*s*个场景下第*t*个时间风电机组的弃风功率; φ 为弃光的惩罚系数; $P_f^t(s)$ 为第*s*个场景下第*t*个时间光伏电站的弃光功率。

第二阶段优化决策模型的约束条件包括功率平衡、常规发电机组出力、常规发电机组爬坡、系统旋转备用约束等。

3 模型求解思路

文中所提的两阶段调度优化模型求解具体步骤如下:

步骤1:基于新能源及负荷的历史样本数据拟合得到考虑时空相关性的新能源及负荷功率预测误差的不确定性模型;

步骤2:通过蒙特卡洛抽样生成大量离散化的时序场景,通过场景约减得到典型时序场景;

步骤3:以常规发电机组启停成本最小,通过CPLEX求解器进行求解得到所有典型时序场景下常规发电机组的启停计划;

步骤4:参照文献[15]对式(7)进行线性化处理,

将第二阶段的优化模型转化为混合整数线性规划(MILP)问题;

步骤5:在最优常规发电机组启停计划的基础上,以常规发电机组运行成本、可中断负荷的补偿成本、激励负荷的激励成本以及弃风、弃光惩罚成本期望之和最小为目标,通过CPLEX求解器求出所有典型时序场景下各机组在不同时段的出力计划及柔性负荷在不同时段的控制量;

步骤6:分别以常规机组运行成本及柔性负荷控制成本最小为目标,确定常规机组的最优出力计划及柔性负荷的最优控制量,目标函数如式(11)所示,约束条件包括功率平衡约束、机组上下限出力约束、常规发电机组爬坡约束、柔性负荷调整上下限约束等。

$$\min_{1 \leq i \leq T} \left\{ \sum_{i=1}^{N_a} \gamma_{G,i} P_{G,i}^i + \psi_Z P_Z^i + \psi_L P_L^i \right\} \quad (11)$$

式中: N_a 为第一阶段优化模型得到的常规机组开机台数; $P_{G,i}^i$ 为第*i*台常规发电机组在第*t*个时段的最优有功功率; $\gamma_{G,i}$ 为第*i*台常规发电机组单位功率的运行成本; P_Z^i 为第*t*个时段系统的最优可中断负荷功率; ψ_Z 为可中断负荷单位功率的补偿成本; P_L^i 为第*t*个时段系统的最优激励负荷功率; ψ_L 为激励负荷单位功率的激励成本。

4 算例分析

文中以某实际电网为例,验证所提方法的有效性和可行性,其地理接线图如图1所示。该电网包括8个火电机组、11个风电场和9个光伏场站,其中常规机组装机容量为2 150 MW,风机装机容量为1 050 MW,光伏装机容量为680 MW。

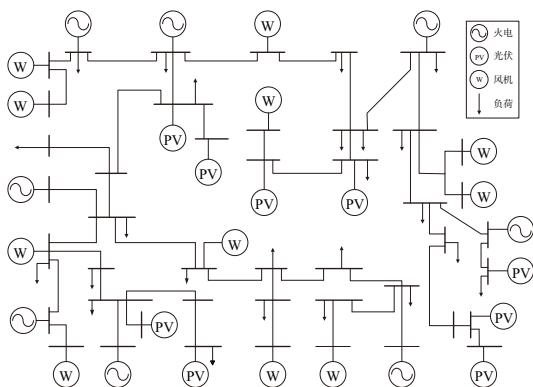


图1 实际电网地理接线图

火电机组相关参数信息见表1,其中3号机组和6号机组为经过灵活性改造后的火电机组,各火电机组发电燃料成本函数系数见表2,可中断负荷单位补偿成本系数为41.92元/(MW·h⁻¹),激励负荷单位调整成本系数为33.83元/(MW·h⁻¹)。

表1 火电机组参数信息

机组编号	最大出力/MW	最小出力/MW	爬坡率/(MW/min)	最小启停机时间/h	启动成本/万元
1	300	122	6.5	8	13.62
2	250	103	5.5	8	10.53
3	220	89	5.0	7	9.78
4	350	141	7.3	8	16.25
5	330	136	6.8	9	15.11
6	200	82	4.2	7	8.19
7	250	108	5.6	9	10.95
8	250	105	5.3	9	10.62

表2 火电机组发电燃料成本函数系数

调峰阶段	成本系数a/元	成本系数b/(元/MW)	成本系数c/(元/MW ²)
常规调峰	2 590	40.397	0.033
不投油深度调峰	3 960	38.306	0.039
投油深度调峰	4 780	36.327	0.041

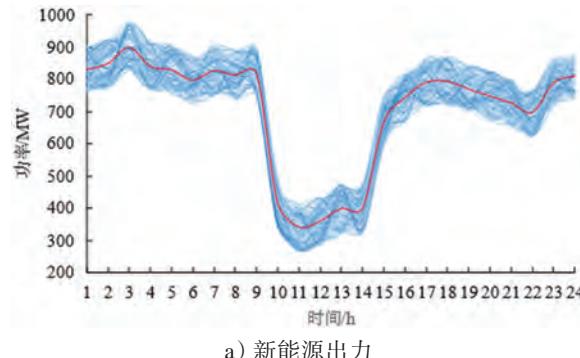
4.1 典型场景生成

根据考虑源荷时空相关性的概率分布,采用蒙特卡洛抽样得到20 000个初始时序场景,根据新能源平均同时率和峰谷差率将场景分为四类,并分别采用改进的K-means聚类法得到16个典型场景,各典型场景的概率如表3所示。

表3 初始时序场景聚类结果

初始场景类别	典型场景编号	概率/%	初始场景类别	典型场景编号	概率/%
高同时率低峰 谷差率	1	9.28	低同时率低峰 谷差率	9	9.15
	2	7.96		10	8.42
	3	7.28		11	5.28
	4	6.99		12	3.51
	5	5.77		13	7.28
高同时率高峰 谷差率	6	7.19	低同时率高峰 谷差率	14	4.65
	7	6.63		15	3.69
	8	5.33		16	1.59

根据初始场景,得到新能源平均同时率为55.28%,峰谷差率平均值为45.33%。以典型场景16为例,该典型场景包括318个初始场景,其新能源出力和负荷分别如图2所示,图中红色实线代表典型场景16,蓝色虚线表示典型场景16对应的初始场景。



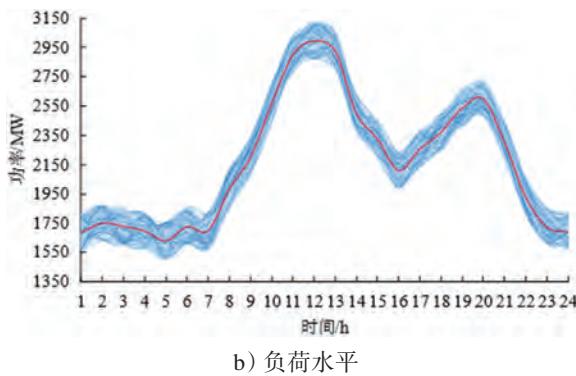


图2 典型场景 16 及对应场景集新能源出力及负荷水平

从图3可以看出,各初始场景新能源出力和负荷水平变化趋势基本一致。以初始场景62和2698为例,负荷最大值分别为3 102 MW和2 962 MW,最小值分别为1 580 MW和1 524 MW;新能源出力最大值分别901 MW和891 MW,最小值分别为334 MW和343 MW;峰谷差率分别为49.07%和48.55%;新能源同时率分别为41.08%和40.82%,因此初始场景62和2698均属于低同时率高峰谷差率场景,场景分类结果正确。

初始场景62和2698在01:00-09:00及16:00-24:00新能源出力均维持在较高水平,在10:00-15:00时段新能源出力骤降,最低值分别为352 MW和343 MW;全天负荷在11:00-13:00及19:00-21:00呈现出用电高峰,属于典型的双峰型负荷曲线;此外,场景62和2698的新能源出力曲线的皮尔逊相关系数为0.928,负荷曲线的皮尔逊相关系数为0.941。综上分析可得,初始场景62及2698新能源出力与负荷总体变化趋势和大小基本一致,因此聚为同一类合理可信。

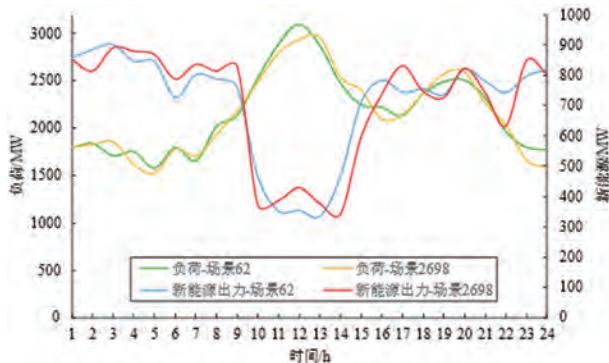


图3 初始场景 62 及 2698 新能源出力与负荷水平

4.2 日前调度计划生成

基于4.1节生成的典型场景,以第一阶段优化调度模型中常规机组启停成本最小为目标,通过CPLEX求

解器求出机组的最优启停计划,如表4所示。

表4 机组启停计划

机组编号	运行时段	停运时段	机组编号	运行时段	停运时段
1	1:00-24:00	/	5	1:00-24:00	/
2	1:00-24:00	/	6	9:00-18:00 1:00-8:00, 19:00-24:00	
3	10:00-16:00 1:00-9:00, 17:00-24:00		7	1:00-24:00	/
4	1:00-24:00	/	8	1:00-24:00	/

在此基础上,以常规发电机组的运行成本、可中断负荷的补偿成本、激励负荷的激励成本以及弃风、弃光的惩罚成本期望最小为目标,采用文中所提的机组最优出力计划及柔性负荷最优控制量的确定方法,得到柔性负荷调整量如表5所示,机组出力计划如表6所示。

表5 柔性负荷调整方案

时间	激励负荷调整量/MW	可中断负荷切除量/MW	时间	激励负荷调整量/MW	可中断负荷切除量/MW
11:00	156	181	15:00	-97	0
12:00	50	72	16:00	-39	0
13:00	27	0	17:00	-162	0
14:00	0	0	24:00	-99	0

表6 火电机组调度计划最优出力

时间	机组1/MW	机组2/MW	机组3/MW	机组4/MW	机组5/MW	机组6/MW	机组7/MW	机组8/MW
1	136	128	0	163	166	0	135	129
2	142	133	0	159	169	0	145	155
3	132	123	0	151	159	0	137	128
4	133	136	0	157	162	0	142	127
5	137	122	0	145	142	0	125	131
6	157	141	0	162	158	0	148	164
7	155	136	0	153	151	0	137	142
8	199	189	0	203	216	0	178	187
9	216	199	0	219	243	101	212	191
10	266	227	145	275	291	163	229	216
11	293	248	216	346	322	189	241	245
12	300	250	220	350	330	200	250	250

以典型场景16为例,调度优化模型中考虑柔性负荷与不考虑柔性负荷时,系统净负荷(实际负荷与新能源出力的差值)与常规机组出力的情况如图4所示。

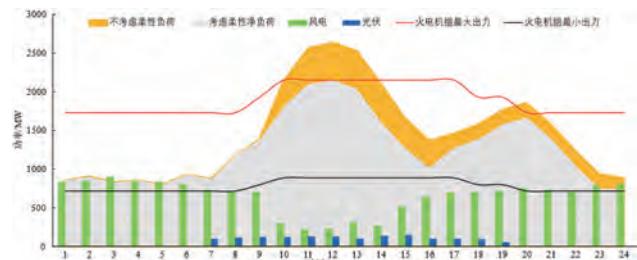


图4 不同调度优化模型系统净负荷及火电机组计划出力情况

由图4可知,若调度优化模型中不考虑柔性负荷,将在09:00-13:00和20:00出现系统负荷大于常规机组与新能源机组的有功出力之和,从而导致调度优化模型无可行解,此时必须采用拉闸限电措施保证

电网功率平衡,供电可靠性低;采用文中所提方法生成的调度计划后,全天电网净负荷均小于火电机组的最大出力,无电力平衡问题。

进一步对比调度优化模型中不考虑柔性负荷与考虑柔性负荷所需的经济代价。所有典型场景的期望成本按照下式计算。

$$EC = \sum_{i=1}^n p_i EC_i \quad (12)$$

式中: n 表示典型场景个数; EC_i 表示典型场景*i*的运行成本,包括常规发电机组的期望运行成本、可中断负荷的期望补偿成本、激励负荷的期望激励成本和弃风、弃光的期望惩罚成本; p_i 为典型场景*i*的概率。

基于4.1节生成的典型场景,通过式(12)计算不考虑柔性负荷的调度优化模型期望成本为198.29万元,考虑柔性负荷的调度优化模型期望成本为149.72万元。因此,不考虑柔性负荷生成的调度计划,在负荷高峰时段需通过削减刚性负荷维持系统功率平衡,而采用文中所提方法生成的调度计划后,小概率高风险场景虽然增加了柔性负荷互动运行成本,但相对于直接切除刚性负荷,仍然显著降低了期望成本。因此,文中所提调度优化方法能够充分利用柔性负荷的灵活调节能力,在保证全场景供电可靠性的同时,提高了系统运行经济性,具有显著的优越性。

5 结语

随着新能源并网规模以及新型负荷接入容量的不断增加,电力系统运行中的不确定因素增多,高风险场景出现的概率增大,针对现有优化调度方法面临的挑战,文中提出了考虑柔性负荷的电力系统全场景日前优化调度方法,得到以下结论:

1) 根据新能源平均同时率和峰谷差率,对时序场景集进行分类,再通过综合考虑欧式距离和动态时间规整的改进K-means聚类法,对场景进行约减,可提高典型场景的代表性。

2) 将柔性负荷纳入到可调资源中,可充分利用柔性负荷的削峰填谷作用,不仅可以解决考虑电力系统全场景后日前调度计划无可行解的问题,而且可以

提高系统运行的经济性。

参考文献:

- [1] 张智刚,康重庆.碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J].中国电机工程学报,2022(08):2806-2819.
- [2] 李军徽,潘雅慧,穆钢,等.高比例风电系统中储能集群辅助火电机组调峰分层优化控制策略[J].电工技术学报,2005,40(07):2127-2145.
- [3] 周念成,戴旭晖,池源,等.考虑快速变负荷和灵活性供需匹配的耦合系统优化调度[J/OL].电力系统自动化,1-19[2024-11-27].
- [4] 崔杨,张家瑞,仲悟之,等.考虑源-荷多时间尺度协调优化的大规模风电接入多源电力系统调度策略[J].电网技术,2021(05):1828-1837.
- [5] 罗金满,刘丽媛,刘飘,等.考虑源网荷储协调的主动配电网优化调度方法研究[J].电力系统保护与控制,2022(01):167-173.
- [6] 赵书强,赵蓬飞,韦子瑜,等.数据驱动下考虑多预测误差带信息的多场景随机优化调度[J].电力自动化设备,2024(11):52-59.
- [7] 谭晶,何川,陈保瑞,等.考虑水光蓄互补和直流外送的电力系统分布鲁棒优化调度方法[J].中国电机工程学报,2024(15):5947-5960.
- [8] 魏巍,刘锋,梅生伟.电力系统鲁棒经济调度(一)理论基础[J].电力系统自动化,2013(17):37-43.
- [9] 徐秋实,邓长虹,赵维兴,等.含风电电力系统的多场景鲁棒调度方法[J].电网技术,2014(03):653-661.
- [10] 雷宇,杨明,韩学山.基于场景分析的含风电系统机组组合的两阶段随机优化[J].电力系统保护与控制,2012(23):58-67.
- [11] 赵书强,金天然,李志伟,等.考虑时空相关性的多风电场出力场景生成方法[J].电网技术,2019(11):3997-4004.
- [12] 牟长兴,张俊涛,程春田,等.考虑时空相关性的流域水风光多能互补系统高维不确定性场景生成方法[J].电网技术,2024(09):3614-3623.
- [13] 程雄,戴鹏,钟浩,等.考虑综合相似性度量的光伏典型出力场景聚类方法[J].中国电机工程学报,2024(21):8462-8475.
- [14] 苏向敬,刘一航,张知宇,等.计及源荷不确定影响的不平衡配电网两阶段优化[J].电力系统保护与控制,2022(23):94-103.
- [15] 滕孟杰,陈晨,赵宇鸿,等.不确定风电接入下计及煤电机组深调和储能的电力系统分布鲁棒优化日前调度方法[J].电网技术,2024(08):3122-3132.