

■ 中国高校优秀科技期刊

■ 全国中文核心期刊

■ 中国知网收录期刊

■ 万方数据收录期刊

中国科技核心期刊

《CAJ-CD规范》执行优秀期刊

考虑场景聚类的配电网天然气联合系统双层随机运行优化

唐海国 张志丹 康童 张帝 张聪 罗波

Bi-level Stochastic Operation Optimization of Distribution- Natural Gas Combined System Considering Scenario Clustering

TANG Haiguo, ZHANG Zhidan, KANG Tong, ZHANG Di, ZHANG Cong, LUO Bo

引用本文:

唐海国, 张志丹, 康童, 等. 考虑场景聚类的配电网天然气联合系统双层随机运行优化[J]. 现代电力, 2021, 38(6): 681-694. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0428

TANG Haiguo, ZHANG Zhidan, KANG Tong, et al. Bi-level Stochastic Operation Optimization of Distribution- Natural Gas Combined System Considering Scenario Clustering[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(6): 681–694. DOI: 10.19725/j.cnki.1007– 2322.2020.0428

在线阅读 View online: https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0428

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

计及灵活性的配电网储能优化配置

Optimal allocation of energy storage systems considering flexibility in distribution network 现代电力. 2020, 37(4): 341-350 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0087

计及光伏消纳率的分布式光伏电源双层多场景规划

Bi-layer Multi-scenario Planning of Distributed Photovoltaic Generations Considering Photovoltaic Accommodation Rate 现代电力. 2019, 36(2): 17-24 http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2019/I2/17

考虑风荷波动相似度的广义储能和输电网协同规划

Collaborative Planning of Generalized Energy Storage and Transmission Network Considering Wind Load Fluctuation Similarity 现代电力. 2021, 38(2): 213–220 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0415

含可再生分布式电源参与调控的配电网动态分区实时无功优化方法

Dynamic Partitioning Real-Time Reactive Power Optimization Method for Distribution Network with Renewable Distributed Generators Participating in Regulation

现代电力. 2020, 37(1): 42-50 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2019.0072

考虑充电站需求特性的电动汽车充电站与配电网联合规划方法

Joint Planning of Distribution Network with Electric Vehicle Charging Station Considering the Demand Characteristics of Charging Stations

现代电力. 2020, 37(5): 491-500 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0063

考虑需求侧电价的配电网储能设备运行策略与容量的协调优化

The Coordination Optimization Method of Operation Strategy and Capacity of Energy Storage Devices in Distribution Network Considering Demand Side Electricity Price

现代电力. 2018, 35(5): 70-78 http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2018/I5/70

Vol.38 No.6 Dec. 2021

文章编号: 1007-2322(2021)06-0681-14

文献标志码:A

中图分类号: TM73

考虑场景聚类的配电网-天然气联合系统 双层随机运行优化

唐海国¹,张志丹¹,康童¹,张帝¹,张聪²,罗波³
(1.国网湖南省电力公司电力科学研究院,湖南省长沙市 410007;
2.湖南大学电气与信息工程学院,湖南省长沙市 410082;
3.国网湖南省电力有限公司检修公司,湖南省长沙市 410007)

Bi-level Stochastic Operation Optimization of Distribution- Natural Gas Combined System Considering Scenario Clustering

TANG Haiguo¹, ZHANG Zhidan¹, KANG Tong¹, ZHANG Di¹, ZHANG Cong², LUO Bo³

(1. State Grid Hunan Electric Power Company Limited Research Institute, Changsha 410007, Hunan Province, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, Hunan Province, China; 3. State Grid Hunan Electric Power Company Maintenance Company, Changsha 410007, Hunan Province, China)

摘要:风电大规模接入配电网给系统安全经济运行带来了 极大挑战。为充分表征风电随机性和不确定性对系统运行 优化的影响,提出了考虑场景聚类的配电网-天然气联合系 统双层随机运行优化模型。首先,通过主成分分析法对海 量的高维度风电出力场景进行降维,在降维数据的基础上 构建了基于分层聚类算法的风电随机场景选取方法,并提 出最优聚类类数的确定标准以有效划分风电场景类数。其 次,构建了基于分层场景聚类法的配电网-天然气网耦合系 统双层随机运行优化模型,从多个时间尺度提高运行方案 对风电波动的适应性。同时,引入拉格朗日因子,并提出 KKT (Karush-Kuhn-Tucker)理论的等价方程表示方法,将 所提随机运行优化模型转化为单层求解。通过算例,将所 提方法与现有运行优化策略对比,验证了所提方法的有效 性和优越性。

关键词: 天然气网; 配电网; 场景聚类; 运行优化; 随机 调度

Abstract: Large-scale connection of wind power into distribution network brings great challenge to the secure and economic operation of the system. To fully characterize the impact of randomness and uncertainty of wind power on distribution system, firstly, by means of principal component analysis the dimen-

基金项目: 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院科技项目 (5216A5200007)

Science and Technology Project of Electric Power Research Institute of State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd. (5216A5200007) sions of massive high-dimensional scenario of large amounts of wind power output were reduced, on this basis a stochastic scenario selection method of wind power, which was based on hierarchical clustering algorithm, was constructed, and the standard to determine the number of optimal clusterings was proposed to effectively divide the categories of wind power scenarios. Secondly, a hierarchical scenarios clustering methodbased two-layer stochastic operation optimization system model for distribution network-natural gas network coupling system was built to improve the adaptability of operation scheme to wind power fluctuation from multiple time scales. Meanwhile, the Lagrange factor was led in, and the equivalent equation representation method of Karush-Kuhn-Tucker theory was presented to translate the built stochastic operation optimization model into single layer optimization problem to solve. By means of computing example, the proposed method is compared with existing operation optimization strategy, thereby the effectiveness and superiority of the proposed method are verified.

Keywords: natural gas network; distribution network; scenario clustering; operation optimization; stochastic scheduling

DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0428

0 引言

为应对化石能源对全球气候变化带来的挑战, 我国大力推动间歇性新能源的发展^[1]。然而,由 于间歇性新能源发电具有强随机性和不确定性的

特征,给电网安全运行带来了极大的挑战,进而 我国弃风弃光等问题日益严重^[2]。配电网与天然 气网相互耦合、相互联合系统可以达到提高能源 效率的目的^[3-4]。因此,研究考虑风电接入的配电 网-天然气网联合系统运行优化方法具有重要意义。

目前,针对配电网-天然气网联合系统运行 优化的研究主要关注环境友好性和效益性。文献[5] 提出可以通过电转气机组的电转气(power to gas, P2G)功能将电能转为天然气,并通过燃气机组 将天然气转为电能,建立了基于稳态流的电气耦 合系统环保运行优化模型。文献 [6] 针对天然气 调压站及其液化全过程,提出了考虑天然气压力 能的配电网-天然气网耦合系统调度优化模型。 文献 [7] 针对天然气系统中气量供应不足以及天 然气网络传输容量有限的情况,构建了多源配电 网与天然气网协同运行优化模型,并通过粒子群 算法求解所提非线性规划模型。文献 [8] 考虑系 统发电的能源成本和碳交易成本,建立了电气互 联综合能源系统和单纯火电机组电力系统的低碳 经济模型。但现有文献大多假设综合能源系统内 的间歇性发电机组出力为固定值,因而运行优化 策略难以有效应对间歇性发电机组的波动性。

现有针对含风电综合能源网运行优化的报道 大多采用随机规划的数学方法,通过海量功率来 刻画间歇性能源的不确定性。文献 [9] 采用 Monte Carlo模拟方法生成表示风电和负荷不确定参数 的场景,并构建了一种基于场景间距离的场景约 简算法以在一定程度上削减场景,从而建立基于 场景削减的天然气和电网运行的两阶段随机运行 优化模型。文献 [10] 基于间歇性电源的概率密度 分布,通过改良版的多线性 Monte Carlo 抽样方 法抽取间歇性电源出力场景,建立了考虑间歇性 电源多随机场景的配电网-天然气网系统概率潮 流模型。文献[11]通过预留系统备用的方式,建 立了考虑风电备用优化的多区域配电网-天然 气网系统日前调度模型,并提出了参数自适应 的交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)算法以有效求解模型。文 献 [12] 以机会约束的形式考虑风电随机波动场景, 并通过 Bernstein 近似理论将其转化为确定性运行 优化问题。然而,由于 Bernstein 近似理论只能针 对某些特定的机会约束形式, 需进一步探索其普 适化转化方法。文献 [13] 提出可以通过引入天然

气定价的调整机制来提高网络接入间歇性电源的 能力。文献 [14] 提出温控负荷调节的方法来降低 综合能源系统的运行成本,同时有利于消纳间歇 性能源。文献 [10-14] 基于随机规划数学模型具有 应对间歇性能源随机性的能力,但随机抽样所考 虑的无数随机场景大大增加了求解综合能源系统 运行优化模型的难度。文献 [15] 提出了核密度聚 类算法将海量风电场景聚类为少数风电场景以表 征风电不确定性,降低了配电网-天然气系统模 型求解规模和难度。然而,该方法需主观事先假 设风电聚类场景数目,而聚类场景数目会极大地 影响聚类效果和运行优化方案。

为了表征风电出力随机性并合理权衡聚类场 景数目对系统运行优化模型求解的影响,本文在 降维数据的基础上构建了基于分层聚类算法的风 电随机场景选取方法,并提出最优聚类类数的确 定标准以有效划分风电场景类数。此外,本文提 出了基于分层场景聚类法的配电网-天然气网耦 合系统双层随机运行优化方法,从中长期和短期 (包括日前和日内实时两个阶段)应对风电不确 定性。

1 整体框架

间歇性电源机组出力易受多种环境因素的影响,其发电功率表现为较强的随机性和波动性。 以我国某间歇性电源机组运行功率为例(见图1), 其出力在一年内呈现极强的波动和不确定。





系统决策者在制定运行优化策略时,若仅考 虑风电预测场景而不考虑风电波动,得到的运行 策略极可能因为风电波动而无法在实际中应用。 然而,若将所有的风电场景带入运行优化模型, 则模型会因为海量的风电场景而不可行。

针对以上问题,本文所提方法包括2个方面。 1)在典型风电场景选取方面:基于分层聚类法,

将海量的风电场景聚类为若干有代表性的典型场 景,以科学合理权衡聚类场景的数量与聚类效果, 主要包括3个部分,基于主成分分析法的数据降 维、对风电场景聚类分析、最优聚类类数的确定。 2)在运行优化方面:在风电聚类场景的基础上, 从中长期、日前和实时3个时间尺度,构建了基 于场景聚类的配电网和天然气网多时间尺度双层 随机运行优化模型。

需要指出的是,风电场景的聚类与配电网-天然气耦合系统运行优化这两部分具有密切联系, 风电场景聚类的优劣将极大地影响耦合系统运行 优化阶段的策略。若风电场景的聚类类别数过少, 则聚类后的风电场景往往不具典型性,因而基于 聚类场景所得到的运行优化策略极可能不可行。 相反地,若风电场景的聚类类别数过多,将给耦 合系统运行优化带来计算困难,难以满足实际工 程的计算时间要求。本文所提的配电网-天然气 联合系统双层随机运行优化整体框架可参考图 2。



图 2 整体框架示意图 Fig. 2 Schematic diagram of overall framework

2 基于分层聚类的风电场景生成

2.1 基于主成分分析法的数据降维

当风电场景数较多时,难以直接对风电原始 数据进行聚类,因此本文首先基于主成分分析法 对海量的风电场景进行数据降维,提取重要的特 征数据,以提高聚类效率。

在机器学习领域中,主成分分析法 (principal

component analysis method, PCAM)^[16] 可以通过线性优化,将高维的海量数据,提取少量线性无关的特征量以表征原数据,同时保证降维过程中仍然最大化原始海量数据的内含信息。为了便于说明,假设原始风电出力数据包含 $N_1 \uparrow T_1$ 维向量 S_{nt}^1 , PCAM执行的具体步骤如下文所述。

1) 归一化原始风电出力数据并得到归一化 后的数据 *S*:

$$S_{n\pi}^{1*} = \frac{S_{nt}^1 - \bar{S}_n^1}{\sqrt{V_{\rm ar}(S_n^1)}}, n = 1, 2, \cdots, N_1, t = 1, 2, \cdots, T_1 \qquad (1)$$

$$\bar{S}_n^1 = \frac{1}{T_1} \sum_{t=1}^{T_1} S_{nt}^1$$
(2)

$$V_{\rm ar}\left(\boldsymbol{S}_n^1\right) = \frac{1}{T_1 - 1} \sum_{t=1}^{T_1} \left(\boldsymbol{S}_{nt}^1 - \bar{\boldsymbol{S}}_n^1\right)^2, n = 1, 2, \cdots, N_1 \qquad (3)$$

2) 计算协方差系数并形成协方差矩阵:

$$r_{rn} = \frac{\sum_{t=1}^{T_1} \left(S_{nt}^{1*} - \bar{S}_n^{1*} \right) \left(S_{nt}^{1*} - \bar{S}_m^{1*} \right)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T_n} \left(S_{nt}^{1*} - \bar{S}_n^{1*} \right)^2 \left(S_{n'}^{1*} - \bar{S}_m^{-1*} \right)^2}}$$
(4)

$$\boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1N_1} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2N_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N_11} & r_{N_12} & \cdots & r_{N_1N_1} \end{bmatrix}$$
(5)

3) 求解协方差矩阵 R 的特征值及特征向量:

$$\boldsymbol{\varphi} = \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R} \boldsymbol{U} \tag{6}$$

式中: $\varphi = \operatorname{diag}(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{T_1})$ 为协方差矩阵**R**的特征值,且有 $\varphi_1 \ge \varphi_2 \ge \dots \ge \varphi_{T_1}$;**U**为正交矩阵。根据特征值,可以容易计算得到相应的特征向量 a_1, a_2, \dots, a_{T_1} 。

4) 通过矩阵线性变化,得到主成分分量 *z*₁,*z*₂,...,*z*₁及其矩阵 **Z**:

$$\boldsymbol{Z} = \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S} \tag{7}$$

5) 计算第 t 个主成分分量的单个特征保留程度指标 σ_t和前 t 个主成分分量的特征保留程度指标 σ_t:

$$\varpi_t = \varphi_t / \sum_{t=1}^{T_1} \varphi_t \tag{8}$$

$$\hat{\varpi}_t = \sum_{\nu=1}^t \varphi_\nu / \sum_{\nu=1}^{T_1} \varphi_\nu \tag{9}$$

单个特征保留程度指标数值 *w*_i越大,则说 明其对应的主成分分量*z*_i包含越多的风电出力数 据内部信息。相似地,特征保留程度指标数值 *w*_i越大,则说明前*t*个主成分分量*z*₁,*z*₂,...,*z*₇₁包 含的风电出力数据内部信息越充足。因此,可 以通过特征保留程度指标*w*_i选取合适的降维维 度以权衡计算复杂度和原始数据信息保留程度 的矛盾。

2.2 基于分层聚类的风电场景聚类分析

为了便于说明,假设 PCAM 降维处理后,风电场包含 N个风电随机出力场景,每个场景包含 T个时段,则第 n个风电场景可表示为 $S_n = [S_{n1} \ S_{n2} \ \cdots \ S_{nT}]$,因此全部风电场景可表示为

S =	S_1	$= [s_{nt}]_{N \times T} =$	<i>s</i> ₁₁	s_{12}	 s_{1T}	(10)
	<i>S</i> ₂		<i>s</i> ₂₁	<i>s</i> ₂₂	 s_{2T}	
	÷		÷	÷	÷	
	S_N		s_{N1}	s_{N2}	 S _{NT}	

式中*s_{nt}为第 n*个风电随机场景中第 *t* 时段的风电出力。

为了评估 2 个不同场景*S*_n和*S*_m之间的相似程度,本文引入欧几里得距离*d*_(nm)加以量化不同场景之间的差别程度:

$$d_{(nm)} = \sqrt{\sum_{t=1}^{T} (s_{nt} - s_{mt})^2}$$
(11)

随着 2 个不同场景*S*_n和*S*_m的相似程度降低, 其欧几里得距离*d*_(nm)数值将增大; 而随着 2 个不 同场景*S*_n和*S*_m的相似程度提高,其欧几里得距离 *d*_(nm)数值将减小。特别地,对于 2 个相同的场景, 其欧几里得距离等于 0。本文进一步定义场景距 离矩阵 *D* 如下:

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} 0 & d_{(12)} & \cdots & d_{(1N)} \\ d_{(21)} & 0 & \cdots & d_{(2N)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{(N1)} & d_{(N2)} & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{N \times N}$$
(12)

由于欧几里得距离具有对称性,可以得到 *d*_(nm)=*d*_(nm), 故式 (12) 可进一步转化为

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} 0 & d_{(12)} & \cdots & d_{(1N)} \\ d_{(12)} & 0 & \cdots & d_{(2N)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{(1N)} & d_{(2N)} & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{N \times N}$$
(13)

除此之外,本文定义场景类G_a与场景类G_b之间的欧几里得距离D_{ab}为2个场景类内的两两场景距离平方和平均值的欧几里得距离:

$$D_{ab} = \sqrt{\frac{1}{n_a n_b} \sum_{n \in G_o, m \in G_b} d_{nm}^2}$$
(14)

式中: n_a 和 n_b 分别为场景类 G_a 与场景类 G_b 的场景数量。

基于以上定义,本文给出分层聚类的具体流 程如下文所述。

1)将每个风电场景分为一类,则得到N类 风电场景,每类风电场景可表示为

$$G_n^{(1)} = \{S_n\}, n = 1, \cdots, N$$
 (15)

2) 通过式(16) 计算所有场景类间的距离:

$$D_{ab}^{(1)} = \sqrt{\frac{1}{n_a n_b} \sum_{n \in G_o^{(1)}, m \in G_b^{(1)}} d_{nm}^2}$$
(16)

4) 将场景类 *l* 与场景类 *j* 结合为同类场景
 G⁽¹⁾_r:

$$G_r^{(1)} = \left\{ G_l^{(1)}, G_j^{(1)} \right\} \tag{17}$$

5)新场景类 $G_r^{(1)}$ 的风电场景数 $n_r = n_k + n_j$,删除场景类间的距离矩阵 $D^{(1)}$ 中的第l、j行以及l、j列,并在矩阵最后一行最后一列补上新场景类 $G_r^{(1)}$ 与其他场景类的欧几里得距离,得到新场景类的距离矩阵 $D^{(2)}$,其中,新场景类 $G_r^{(1)}$ 与其他场景类

$$D_{ru}^{2} = \frac{n_{j}}{n_{r}} D_{ju}^{2} + \frac{n_{k}}{n_{r}} D_{lu}^{2}$$
(18)

6)场景类数量减少1,即N-1。

以上为一次完整的聚类流程,每次迭代总场 景数量均减少1,不断重复上述聚类,直至所有 的风电场景合为一类,其分层聚类直观示意如 图3所示。

2.3 最优聚类类数的确定

由于聚类类数会对聚类质量和运行优化效率 有较大影响,若聚类类数较少,则聚类后的场景



图 3 分层聚类直观图 Fig. 3 Pictorial diagram of hierarchical clustering

可能难以充分代表所有场景;若聚类类数较多,则由于场景间特征不明显而不具代表性,同时也给后续系统运行优化模型带来求解困难。因此有必要合理选取最优聚类类数以合理权衡聚类场景的数量与聚类效果。首先,为了定量评估聚类后每一类风电场景内部的紧凑程度,本文定义类内的集中度 *B*,为该类中所有风电场景与该类中心场景 *Z*,的欧几里得距离:

$$B_{r} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_{r}} \left\| G_{rj} - Z_{r} \right\|^{2}}$$
(19)

式中: *G_{rj}*为第 *r* 分类内的第 *j* 个场景; *n_r* 为第 *r* 分类的场景数量。

此外,为了定量评估聚类后类与类场景之间 的分散程度,本文定义类间的分散度 *B* 为每类中 心点与所有场景中心点 *Z* 的欧几里得距离:

$$B = \sqrt{\sum_{r=1}^{R} ||Z_r - Z||^2}$$
(20)

式中R为分类的总数量。

为了综合考虑类内集中度指标 *B*_r 与类间分散 度指标 *B*,本文进一步提出了综合聚类指标 *O*(*R*):

$$O(R) = \frac{(B)^2/R}{\sum_{r=1}^{R} (B_r)^2 / [n_r(N-R)]}$$
(21)

因此,综合聚类指标 O(R) 表征为类间分散度 指标 B 与类内集中度指标 B, 的比值。若综合聚类 指标 O(R) 越大,则意味着各类内部场景越紧凑, 类与类之间的区别界限越明确,因此代表着聚类 的效果越佳。反之,则意味着各类内部场景越分散,类与类之间的区别界限越模糊,聚类的效果 越差。因此,通过比较不同聚类数情况下的综合 聚类指标 O(R),可以有效地选取最优聚类类数 R, 避免人为主观选取 R 所带来的盲目性。

3 考虑场景聚类的配电网和天然气 网多时间尺度随机运行优化模型

为了使本文模型更具普遍性,本文以典型配 电网-天然气网联合系统(如图4所示)为例建模, 该联合系统主要包括配电网系统、天然气网系统 以及衔接两系统的燃气发电机,配电网包含火电 机组、风电场以及配电网内的电力负荷,而天然 气网包含天然气生产机组和天然气负荷。在未来 高比例风电并网下,配电网与天然气网的联合协 同运行,可提高网络应对风电出力不确定性的能 力,进而促进风电的消纳。



图 4 配电网-天然气网 Fig. 4 Integrated distribution network with natural gas network

当前研究表明,随着时间尺度从中长期到短 期的缩短,风电预测误差逐步减小。因此,本文 建立了基于场景聚类的配电网和天然气网联合系 统双层随机运行优化模型以充分消纳风电,其中, 主层优化模型为中长期运行优化时间尺度,主要 调整中长期的天然气价格以使得综合能源网络总 运行成本最优,而次层优化模型则为日前和日内 实时两阶段经济调度优化,优化目标包括配电网 火电机组的发电成本、天然气网产气成本,以及 日内实时阶段的运行成本,其结构模式如图5所示。



图 5 双层运行优化模型



3.1 主层天然气价格运行优化模型

主层模型主要优化天然气中长期的可变价格 *C*^A,以最小化配电网-天然气网的目标函数,目 标函数包含日前和日内实时两大部分,其中日前 目标函数包含发电和产气成本,而日内目标函数 则由不同风电出力场景下的期望出力变动成本、 风险成本组成:

$$\min \sum_{t \in T} \left\{ \sum_{i \in I} C_i p_{i,t} + \sum_{k \in K} C_k g_{k,t} + \sum_{s \in \Omega} \varepsilon_s \left[\sum_{i \in I} \left(C_i^+ p_{i,s,t}^+ - C_i^- p_{i,s,t}^- \right) + \sum_{k \in K} \left(C_k^+ g_{k,s,t}^+ - C_k^- g_{k,s,t}^- \right) + C^{1s,E} L_{s,t}^{1s,E} + C^{1s,G} L_{s,t}^{1s,G} + \sum_{w \in W} C^{wpc} P_{w,s,t}^{wpc} \right] \right\}$$
(22)

式中: T为运行时段集合; I、K分别为火电机组 和天然气生产机组集合; Ω 为风电场景集合; C_i 、 C_k 分别为火电机组 i 和天然气生产机组 k 的运行 成本系数; $p_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时段的发电出力; $g_{k,t}$ 为天然气生产机组 k 在 t 时段的产气功率; ϵ_s 为风电场景 s 发生的概率; C_i^+ 、 C_i^- 为火电机组 i的正负调整功率成本系数; $p_{i,s,t}^+$ 、 $p_{i,s,t}^-$ 为火电机组 i在 s 场景下 t 时段的正负调整功率; C_k^+ 、 C_k^- 分别 为天然气生产机组 k的向上、向下调整产气功率 成本系数; $g_{k,s,t}^+$ 、 $g_{k,s,t}^-$ 分别为天然气生产机组 k在 s 场景下 t 时段的向上、向下调整产气功率; $C^{1s,E}$ 、 $C^{1s,G}$ 、 C^{wpc} 分别为切电负荷成本系数、切气 负荷成本系数和弃风成本系数; $L_{s,t}^{ls,E}$ 、 $L_{s,t}^{ls,G}$ 、 $P_{w,s,t}^{wpc}$ 分别为在s场景下t时段切电负荷功率、切 气负荷功率和弃风功率。

主层优化模型需满足的约束如下文所述。

1) 天然气电厂的气电价格可变约束:

$$C^{A\min} \leqslant C_t^A \leqslant C^{A\max}, \forall t \tag{23}$$

式中: C_t^A 为天然气t时段的可变价格变量; C^{Amin} 、 C^{Amax} 分别为天然气可变价格的最大和最小值。

2) 收益平衡约束:

$$\sum_{t \in T} \sum_{g \in G} \phi_g p_{g,t} C_t^{\mathcal{A}} = 0$$
(24)

式中: G为燃气机组集合; ϕ_g 为燃气机组g的功 率换算系数; $p_{g,t}$ 为燃气机组g在t时段的发电功 率。该约束保证了价格的调整不会给系统的调度 带来收益的增加或者减少,因而避免给调度带来 不必要的争议。

3) 燃气机组日前发电成本系数约束:

$$C_{g,t} = \left(\hat{\lambda}_t^{\rm G} + C_t^{\rm A}\right)\phi_g, \forall g, t \tag{25}$$

式中: $C_{g,t}$ 为燃气机组 g 在 t 时段的发电成本系数; $\hat{\lambda}_{t}^{G}$ 为 t 时段天然气网日前阶段功率平衡约束的拉格朗日变量,如式 (35) 所示。该约束建立了燃气机组发电成本系数与天然气电厂的气电价格的耦合关系。

4) 燃气机组功率调整成本系数约束:

$$C_{g,s,t}^{+} = \left(\tilde{\lambda}_{s,t}^{\mathrm{G}} + C_{t}^{\mathrm{A}}\right)\phi_{g}, \quad \forall g, t, s$$

$$(26)$$

$$C_{g,s,t}^{-} = \left(\tilde{\lambda}_{s,t}^{\mathrm{G}} + C_{t}^{\mathrm{A}}\right)\phi_{g}, \quad \forall g, t, s$$

$$(27)$$

式中: $\tilde{\lambda}_{s,t}^{G}$ 为 s风电场景下 t时段天然气网实时阶段功率平衡约束的拉格朗日变量,如式 (51) 所示。

3.2 次层日前-日内两阶段经济调度模型

在给定各个时段天然气可变价格的前提下, 该层是一个基于分层场景聚类的日前-日内实时 两阶段的随机经济调度模型:1)日前阶段通过 优化配电网中火电机组和燃气机组的日前出力 $(p_{i,t}, p_{g,t})$ 以及天然气网中天然气生产机组的产气 变量 $g_{k,t}$ 以应对日前风电不确定性,同时使得配电 网系统发电成本(包括火电机组发电成本和燃气 机组发电成本)和天然气网系统产气成本最小; 2)日内实时阶段则在给定配电网和天然气网各 个时段各机组日前出力 $(p_{i,t}^*, p_{s,t}^*, g_{k,t}^*)$ 的前提下,该 层通过优化配电网中火电机组、燃气机组和天然 气生产机组的实时调度变量 $(p_{i,s,t}^*, p_{i,s,t}^*, g_{k,\omega,t}^*, g_{k,\omega,t})$ 以应对日内实时风电不确定性,同时使得联合系 统实时再调度成本最小,包括配电网中的火电机 组发电功率调整成本、燃气机组发电功率调整成 本、切负荷成本、弃风成本以及天然气网中的天 然气生产机组发电功率调整成本和切气负荷成本。 因此,次层模型的目标函数可表示为

$$\min \sum_{t \in T} \left(\sum_{i \in I} C_i p_{i,t} + \sum_{g \in G} C_{g,t} p_{g,t} + \sum_{k \in K} C_k g_{k,t} \right) + \sum_{s \in \Omega} \varepsilon_s \left[\sum_{i \in I} \left(C_i^+ p_{i,s,t}^+ - C_i^- p_{i,s,t}^- \right) + \sum_{k \in K} \left(C_k^+ g_{k,s,t}^+ - C_i^- p_{i,s,t}^- \right) + \sum_{k \in K} C_k^+ g_{k,s,t}^+ - C_k^- g_{k,s,t}^- + C_k^{1s,E} L_{s,t}^{1s,E} + C_k^{1s,E} L_{s,t}^{1s,G} + \sum_{w \in W} C_{w,s,t}^{wpc} P_{w,s,t}^{wpc} \right]$$
(28)

为了便于表示,本文将火电机组 *I*和燃气机 组 *G* 统称为可调度电力机组 *U*,用集合可表示为 *U=I*₀*G*。

联合系统日前-日内两阶段经济调度模型的 约束包含日前发电调度约束和实时发电调度约束, 其中,联合系统日前发电调度模型需满足的约束 如下文所述。

1) 可调度电力机组的出力约束:

$$0 \le p_{u,t} \le P_u^{\max}, \quad \forall u,t \tag{29}$$

式中: $p_{u,t}$ 为可调度电力机组 $u \neq t$ 时段的出力; P_u^{\max} 为可调度电力机组 u 的出力上限值。

2)风电机组的出力约束:

$$0 \le p_{w,t} \le \hat{P}_{w,t}, \quad \forall w,t \tag{30}$$

式中: $p_{w,t}$ 为风电机组 w 在日前调度 t 时段的发电 功率; $\hat{P}_{w,t}$ 为风电机组 w 在日前调度 t 时段的预测 出力功率。

3) 配电网日前阶段功率平衡约束:

$$\sum_{u \in U} p_{u,t} + \sum_{w \in W} p_{w,t} - D_t^{\rm E} = 0, \forall t$$
 (31)

式中 D_t^E 为配电网负荷在t时段的用电需求。

4) 天然气网管道容量约束:

$$0 \leq \sum_{g \in A_l(g)} \phi_g p_{g,t} \leq F_{l,t}^{\mathsf{M}}, \forall l, t$$
(32)

式中: $A_l(g)$ 表示与天然气管道 l 相连的燃气机组 g 集合; $F_{l,t}^{M}$ 为天然气管道 l 在 t 时段的最大可传 输容量上限。

5) 天然气网管道合同可传输约束:

$$0 \leq \sum_{l \in T} \sum_{g \in A_l(g)} \phi_g p_{g,l} \leq F_l^{A}, \forall l$$
(33)

式中F^A为天然气管道l的每日合同可传输容量上限。 6)天然气产气机组容量约束:

$$0 \le g_{k,t} \le G_k^{\max}, \quad \forall k,t \tag{34}$$

式中G_kax为天然气产气机组 k 的最大产气功率。

7) 天然气网日前阶段功率平衡约束:

$$\sum_{k \in K} g_{k,t} - D_t^{\mathcal{G}} - \sum_{g \in G} \phi_g p_{g,t} = 0 : \hat{\lambda}_t^{\mathcal{G}}, \quad \forall t$$
(35)

式中D^G为天然气网用气负荷在 t 时段的用气需求。 联合系统实时发电调度模型需满足的约束如

下文所述。

8) 可调度机组的功率调节范围约束:

$$0 \le p_{u,s,t}^+ \le P_u^+, \quad \forall u,t,s \tag{36}$$

$$0 \le p_{u,s,t}^- \le P_u^-, \quad \forall u,t,s \tag{37}$$

$$0 \le p_{u,s,t}^+ \le P_u^{\max} - p_{u,t}^*, \quad \forall u, t, s$$
(38)

$$0 \leqslant p_{u,s,t}^- \leqslant p_{u,t}^*, \quad \forall u, t, s \tag{39}$$

式中: P_u^+ 、 P_u^- 分别为可调度电力机组 u 在 t 时段的上调、下调功率最大值; $p_{u,s,t}^+$ 、 $p_{u,s,t}^-$ 分别为可调度电力机组 u 在 s 风电出力场景下 t 时段的上调、下调功率; $p_{u,t}^*$ 为第二层模型所确定的可调度电力机组 u 在日前调度 t 时段的发电功率。

9) 弃风约束:

$$0 \leqslant P_{w,s,t}^{\text{wpc}} \leqslant P_{w,s,t}, \quad \forall w,t,s$$

$$\tag{40}$$

式中: *P*^{wpc}_{w,s,t}为风电机组 w 在 s 场景下 t 时段的弃 风电功率,受到实际风电机组发电的限制*P*_{w,s,t}。

10) 配电网切电负荷约束:

$$0 \leq L_{s,t}^{1s,E} \leq D_t^E, \quad \forall t,s \tag{41}$$

式中: $L_{s,t}^{1s,E}$ 为配电网负荷在s场景下t时段的切电 负荷功率,其最大值受到实际用电需求的限制 D_t^E 。

11) 配电网实时功率平衡约束:

$$\sum_{u \in U} \Delta p_{u,s,t} + L_{s,t}^{1s,E} + \sum_{w \in W} \left(P_{w,s,t} - P_{w,s,t}^{wpc} - p_{w,t}^* \right) = 0, \forall s \quad (42)$$

式中: $\Delta p_{u,s,t}$ 为可调度电力机组 $u \neq s$ 风电出力场 景下 t 时段的调节功率,可表示为

$$\Delta p_{u,s,t} = p_{u,s,t}^{+} - p_{u,s,t}^{-}$$
(43)

12) 天然气网管道实时容量约束:

$$0 \leq \sum_{g \in A_l(g)} \phi_g \left(p_{g,t}^* + \Delta p_{g,s,t} \right) \leq F_{l,t}^{\mathcal{M}}, \forall l, t, s$$
(44)

13) 天然气网管道合同实时可传输约束:

$$0 \leq \sum_{l \in T} \sum_{g \in A_l(g)} \phi_g \left(p_{g,l}^* + \Delta p_{g,s,l} \right) \leq F_l^{\rm A}, \forall l, s$$
(45)

 $0 \leq g_{k,s,t}^+ \leq G_k^+, \ \forall k,t,s \tag{46}$

$$0 \leq g_{k,s,t}^- \leq G_k^-, \ \forall k, t, s \tag{47}$$

 $0 \le g_{k,s,t}^+ \le G_k^{\max} - g_{k,t}^*, \,\forall k, t, s$ (48)

 $0 \leq \bar{g}_{k,s,t} \leq \bar{g}_{k,t}, \forall k, t, s \tag{49}$

式中: G_k^+ 、 G_k^- 分别为天然气生产机组 k的上调、 下调功率最大值; $g_{k,s,t}^+$ 、 $g_{k,s,t}^-$ 分别为天然气生产机 组 $k \neq s$ 风电出力场景下 t 时段的上调、下调产 气功率; $g_{k,t}^*$ 为第二层模型所确定的天然气生产机 组 $k \neq t$ 日前调度 t 时段的产气功率。

15) 天然气网切气负荷约束:

$$0 \leqslant L_{s,t}^{1s, G} \leqslant D_t^G, \quad \forall t, s \tag{50}$$

式中: $L_{s,t}^{1s,G}$ 为天然气网在s场景下t时段的切气负荷功率,受到实际用气需求的限制 D_t^G 。

16) 天然气网实时产气耗气平衡约束:

$$\sum_{k \in K} \left(g_{k,s,t}^{+} - g_{k,s,t}^{-} \right) + L_{s,t}^{1s,G} - \sum_{g \in G} \phi_g \Delta p_{g,s,t} = 0 : \tilde{\lambda}_{\omega',t}^{G}, \forall t, s$$
(51)

4 双层调度模型求解

区别于传统单层运行优化问题,本文所建 模型是一个带有平衡约束的数学优化问题 (mathematical optimization with equilibrium constraints, MOEC),在数学本质上为斯塔科尔伯 格博弈优化问题^[17],在求解算法上为 NP-hard 问 题,求解难度较高,难以通过传统单层数学优化 算法求解。

为了有效求解所建模型,本文通过引入拉格 朗日因子,并利用 KKT 条件将下层的线性运行 优化问题以 KKT 约束形式表征,进而将与上层 优化模型合并,从而将双层优化模型合并转化为 单层优化问题。

为了便于理解和推导,本文将所提的斯塔科 尔伯格博弈模型可分为主层模型和次层模型,其 一般形式可表征如下:

$$\begin{cases} \min f(x, y) \\ \text{s.t. } g(x, y) \leq 0 \\ h(x, y) = 0 \\ y^* = \operatorname{argmin} f(x^*, y) \\ \text{s.t. } g(x^*, y) \leq 0 \\ h(x^*, y) = 0 \end{cases}$$
(52)

式中: x、y分别对应于主层和次层优化模型的决 策变量; f(·)对应于主层优化目标; g(·)、h(·)分 别对应于主层优化的不等式约束和等式约束; f(·)对应于次层优化目标; g(·)、h(·)对应于次层优 化的不等式约束和等式约束。

因此,在斯塔科尔伯格博弈双层优化模型中, 主层模型为同时融合主层模型与次层模型全部变 量的决策优化,而次层则为在主层决策变量给定 下的运行优化,2层之间相互制约、相互依赖。 对此,本文用γ、α分别表示斯塔科尔伯格博弈双 层优化模型(式 (52))的次层优化模型不等式约束 和等式约束的对偶变量。

根据 KKT 最优性条件,次层模型的最优解 等价于以下方程解:

$$\begin{cases} \frac{\delta f(x^*, y)}{\delta y} + \alpha \frac{\delta h(x^*, y)}{\delta y} + \gamma \frac{\delta g(x^*, y)}{\delta y} = 0\\ 0 \leqslant \gamma \perp g(x^*, y) \leqslant 0\\ h(x^*, y) = 0\\ g(x^*, y) \leqslant 0 \end{cases}$$
(53)

式中: $\gamma \perp g(x^*, y)$ 表示 $\gamma g(x^*, y) = 0$, 当 $\gamma = 0$ 时, 则 $g(x^*, y) \leq 0$; 当 $g(x^*, y) = 0$ 时, 则 $\gamma \geq 0$ 。

将 KKT 等价的表达式 (式 (53)) 代入主层模型, 进而合并为单层模型:

$$\begin{cases} \min f(x,y) \\ \text{s.t. } g(x,y) \leq 0 \\ h(x,y) = 0 \\ \frac{\delta f(x^*,y)}{\delta y} + \alpha \frac{\delta h(x^*,y)}{\delta y} + \gamma \frac{\delta g(x^*,y)}{\delta y} = 0 \\ 0 \leq \gamma \perp g(x,y) \leq 0 \\ h(x,y) = 0 \\ g(x,y) \leq 0 \end{cases}$$
(54)

因此,通过引入朗格朗日因子和利用 KKT 条件,可将本文所提斯塔科尔伯格博弈优化模型 转为单层数学规划问题,进而可调用目前高性能 的数学优化求解器求解。

5 算例分析

为了验证所提基于场景聚类的配电网-天然 气网随机运行优化模型的有效性,本文在修正的 IEEE 14 节点配电网^[18]和天然气网耦合系统基础 上编程仿真。该耦合系统包含 3 台火电机组,2 台燃气机组,2 台天然气生产机组和1个风电厂, 耦合系统机组具体参数见表1和表2。

		表 1	配电网机	儿组参数		
Table 1		Parameters of generating sets in distribution				
network						
机组	机组	最大功率/	向上调整	向下调整	成本系数/	

类型	编号	MW	功率/MW	功率/MW	$(USD \cdot (MW \cdot h)^{-1})$
火电	i1	80	10	10	0.21
	i2	110	0	0	0.07
	i3	100	0	0	0.42
燃气	g1	50	30	30	_
	g2	100	25	25	_

表 2 天然气机组参数

Table 2Parameters of generating sets in natural gas
network

机组 编号	最大功率/ (km ³ ·h ⁻¹)	下可调整功率/ (km ³ ·h ⁻¹)	下可调整功率/ (km ³ ·h ⁻¹)	成本系数/ (USD:(km ³) ⁻¹)
k1	150	50	50	0.84
k2	100	20	20	1.12

配电网系统中风电机组典型日的预测出力曲线、电负荷曲线以及天然气网系统的气负荷曲线如图 6 所示,其中基准电负荷值为 500 MW,基准气负荷值为 100 km³/h,基准风电出力值为 300 MW。





为了更真实客观地表征风电的实际出力,本 文取西北电网某实际风电场历史出力进行分析。 根据风电出力历史数据可知,由于风电机组出力 受环境因素影响较大,具有较强不确定性和随机 性,风电的实际出力将在其典型日出力附近随机 波动,如图7所示。

为了验证所提分层聚类算法的有效性,本文 在 Jupyter Notebook 环境下编写 PCAM 数据降维 算法、聚类算法及相应评估程序,并在 GAMS 运 筹优化软件中编写随机运行优化程序,通过调用 Cplex 商业数学求解器求解 KKT 转化后的模型,



Fig. 7 Wind power random output scenarios

其中算法的相对求解精度设置为 10⁻⁵。计算机软 件环境为 Windows 10, 内存 RAM 为 16 GB, 处 理器 CPU 为 Intel(R) Core ™ i7, 主频为 3.20 GHz。

5.1 场景生成分析

由于风电场景数过多,直接进行聚类将带来 维数灾难问题。因此本文先对风电场 365 天每天 24h 维度的历史数据进行降维处理,提取数据的 关键特征,特征保留程度与保留特征维数的关系 如图 8 所示。



Fig. 8 Relationship between the feature preserving degree and the dimensions of preserved features

从图 8 可看出,随着特征维数的增多,特征 保留程度数值越大,降维后的数据包含越多原始 数据特征和信息。当特征维数取为 24 h,由于降 维后的风电出力数据与原始风电出力数据维度相 同,此时特征保留程度为 100%,然而此时数据 维数和计算复杂度也最高。可以观察到,当保留 特征维数取为 3 维时,可以有效保留 95% 的数据 信息,再往后增幅并不明显,因此本文保留 3 维 特征维数以合理权衡计算复杂度和数据信息保留 精度。 为了验证所提分层聚类算法的聚类效果,本 文将其与目前先进的密度聚类算法^[15]进行对比, 并通过综合聚类指标 O(R)评估其优越性,如图 9 所示。



Fig. 9 Comprehensive clustering index

由图 9 可知,当聚类分类数取为 11 时,密度 聚类算法的综合聚类指标 *O*(*R*)取到最大值,其 数值约为 230,此时密度聚类算法的聚类效果最 优。相比之下,本文所用的分层聚类算法综合聚 类指标 *O*(*R*)整体优于密度聚类算法,因此分层 聚类算法聚类效果更优。另外,当聚类分类数取为2时,分层聚类算法的综合聚类指标 O(R) 取到最大值,其数值约为 500,因此本文取分类数为 2 类。

为了更加清晰直观地展示分层聚类算法在不同分类别数下的聚类情况,本文分别以2、3、4、5类别数为例展示场景分类,如图 10 所示。从图 10 可以看出,当取2类别数时,已经呈现明显的聚类及其分界线。当取3类别数时,虽然也呈现较为明显的分界线,但类别间的距离有所增加,因而综合聚类指标 O(R)并不是最优。当类别数进一步增加时,例如4类别数和5类别数,此时类别间的界限逐渐模糊,甚至类别间出现部分交叉融合。

在2分类数下,分层场景聚类算法所得到的 代表性聚类场景如图11所示,这2个场景将代表 风电出力场景嵌入联合系统双层运行优化模型中, 以获得最优调度策略。



图 10 不同场景类数下的分类结果





Fig. 11 Scenarios of hierarchical clusterings

5.2 调度结果对比

为了验证所提方法的有效性和优越性,本文 将所提基于分层场景聚类的双层调度优化方法与 确定性调度模型、经典随机优化调度模型对比, 其调度出力如图 12 所示,结果对比见表 3。

从表 3 可看出,确定性调度方法假设可以得 到准确的风电预测出力场景并对其进行优化,虽 然日前运行成本最低,但由于其无法充分考虑风 电不确定性和随机性,在风电波动严重时,将导 致最多的切负荷和弃风,同时无法保证系统在风 电波动最严重时的安全性。相比之下,本文所提 的运行优化模型通过分层聚类方式考虑风电波动, 在调度成本基本不变情况下,通过调整机组出力 有效地应对风电波动场景,因而切负荷量和弃风 量也显著减少。与经典随机优化运行模型相比, 本文所提模型在总弃风切负荷量接近的情况下, 大大地降低运行优化成本。综合而言,本文所提 的方法可以在不明显增加运行成本的前提下,充 分考虑风电不确定性,有效地减少切负荷量和弃 风量,具有较强的工程应用价值。

5.3 陡坡峰风况对调度策略的影响

需要注意的是,最严重的风电波动在实际中 发生概率不大,更常见的是陡坡峰风况,即具有 相邻时段具有较陡的风电波动。为了分析日常陡 坡峰风况对确定性运行优化模型、随机运行优化 模型和本文所建优化模型的影响,本文从西北风 电数据中选取5个典型陡坡峰风况场景进行分析, 如图13所示。在此5个典型场景下各个调度模型 策略所对应的切电负荷、切气负荷以及弃风量见 表4。

从表4可看出,在陡坡峰风况下,与其他调 度模型相比,确定性调度测策略所对应的切电/气





表 3 不同调度方法的对比

	日前成木/	最严重风电波动				
方法	USD	切电负荷/	切气负荷/	弃风/	总弃风切负荷量/	
		(MW·h)	(km ³)	(MW·h)	(MW·h)	
确定性	293476	2045	0	2896	4941	
运行优化	_/* //*				.,	
随机 运行优化	316329	1459	0	3047	4506	
本文模型	295551	1808	0	2763	4571	

负荷、弃风量均为最高,总弃风切负荷量较本文 所建模型高11.03%;内嵌海量场景的经典随机运



图 13 典型陡坡峰风况场景



表 4 陡坡峰风况下不同调度方法的对比 Table 4 Comparison of different scheduling methods under peak wind conditions with steep slopes

方法	切电负荷/ (MW·h)	切气负荷/ km ³	弃风/ (MW·h)	总弃风切 负荷量/(MW·h)
确定性运行优化	1839	0	2732	4571
随机运行优化	1164	0	2895	4056
本文所建优化模型	1553	0	2514	4067

行优化模型由于其考虑了大量的风电波动场景, 可以有效应对陡坡峰风况,所导致的切电/气负荷、 弃风量最低。虽然本文所提模型的整体弃风、切 负荷比经典随机运行优化模型稍高,但差异不明 显,且本文所提模型所需场景远小于经典随机运 行优化模型,因此在一定程度上验证了聚类场景 的代表性以及所提运行优化模型的优越性。

5.4 不同风电渗透率下的结果对比

不同的风电接入容量会对最优调度策略产生 不同影响。为了对比不同风电接入容量对所提调 度优化模型的影响,本文定义风电渗透率为

$$\varpi = P^{\mathrm{w}} / \left(\max D_t^{\mathrm{E}} \right) \times 100\% \tag{55}$$

式中: *P*^w为风电总装机容量; max *D*^E表示取所有 时段电力负荷的峰值。不同风电渗透率下调度策 略的总成本、切电负荷量以及弃风量如图 14 所示。

从图 14 可以看出,随着接入系统的风电渗透 率不断升高,目标函数(即运行优化的总成本) 逐渐上升,最后趋于稳定并稍微有所上升。这是 由于在风电渗透率较低时,风电出力的占比较低, 柴油机组、燃气机组等可控机组可以通过调节功 率应对风电波动,因而总运行成本较低。然而, 在可控机组容量不变的情况下,随着风电的不断 接入,系统无法消纳多余的风电,因而造成更严



Fig. 14 Comparison of indicators under different wind power permeability

重的弃风和切负荷,进而导致总运行成本逐渐 增加。

需要指出的是,当风电渗透率低于某个阈值 时,在本文算例中对应为30%左右,若再进一步 降低风电渗透率,总运行成本将有所上升,这是 由于在风电渗透率过低时,风电出力的占比极低, 主要由需要消耗化石燃料的柴油机组、燃气机组 提供电力,此时发电成本将逐渐上升,进而导致 总运行成本增加。因此,在可控机组容量不变的 情况下,该配电网-天然气耦合系统存在最佳的 风电渗透率(约为30%)使得总运行成本最小, 约为423559USD。

5.5 求解时间对比

为了进一步对比不同调度模型的计算性能, 本文测试了不同风电渗透率下的 CPU 计算时间, 结果如表 5 所示。在算法的相对求解精度设置为 10⁻⁵时,由于经典随机优化方法在风电渗透率为 40%~70%时计算时间超过 15h 仍然无法得到最优 解,因此为了得到可以对比结果,本文将算法的 相对求解精度设置降低为 10⁻⁴。

表 5 不同调度方法的对比 Table 5 Comparison of different scheduling methods

回由途沃亚/0/	CPU计算时间/s				
风电诊透平/%	确定性调度	随机优化调度	本文所建调度模型		
100	0.297	24.453	0.515		
90	0.438	56.297	0.532		
80	0.391	28.860	0.875		
70	0.313	2864.765	0.563		
60	0.219	9016.453	0.422		
50	0.328	9317.563	0.515		
40	0.422	10000.380	0.640		

由表 5 可知, 经典随机优化调度模型由于通 过大量场景的方式考虑风电不确定性, 求解难度 大大增加, 平均求解时间超过 4473 s, 分别为确 定性调度模型和本文模型的 13002 倍和 7712 倍, 难以满足实际实时运行调度的需求。与之相比, 基于准确风电出力预测场景的确定性调度模型计 算时间最短, 平均为 0.344 s, 而本文所提方法所 需 CPU 时间平均为 0.580 s, 与确定性模型较为接 近,已可以满足日内实时调度要求, 为考虑风电 大规模接入联合系统的实时在线调度优化提供一 种可行方法。

6 结论

为了合理考虑风电随机性的影响,本文从中 长期、日前和实时3个时间尺度,提出了考虑风 电场景分层聚类的配电网和天然气网多时间尺度 双层随机运行优化策略。算例表明:1)所用的 分层聚类算法在各个聚类数情况下聚类性能均表 现更优,同时所提的综合聚类指标可以有效地确 定最优聚类数;2)本文所提模型在不明显增加 运行成本的前提下,充分考虑风电不确定性,有 效地减少切负荷量和弃风量;3)配电网-天然气 网耦合系统存在最佳的风电接入渗透率;4)所 提模型求解时间远短于经典随机优化调度方法, 可满足实际调度的时间需求。

参考文献

- [1] 国家发展改革委. 可再生能源发展"十三五"规划[R]. 2016.
- [2] 康重庆,姚良忠.高比例可再生能源电力系统的关键科学
 问题与理论研究框架[J].电力系统自动化,2017,41(9):
 2-11.

KANG Chongqing, YAO Liangzhong. Key scientific issues and theoretical research framework for power systems with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 2–11(in Chinese).

- [3] 国家能源局. 配电网建设改造行动计划 (2015—2020 年)[R]. 2015.
- [4] 孟明,马辰南,薛宛辰,等.基于多代理的综合能源系统分 层分布式能量协调方法[J].现代电力,2021,38(2): 129-137.

MENG Ming, MA Chennan, XUE Wanchen, et al. A multiagent based hierarchical distributed energy coordination method for integrated energy system[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(2): 129–137(in Chinese).

- [5] 王亚男, 徐潇源, 严正, 等. 含电转气过程的电-气网络联合优化运行[J]. 现代电力, 2017, 34(4): 1-7.
 WANG Yanan, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, *et al.* Optimizing operation of integrated electrical and gas network with power-to-gas process[J]. Modern Electric Power, 2017, 34(4): 1-7(in Chinese).
- [6] 张安安, 冯雅婷, 林冬, 等. 考虑天然气压力能综合利用的 微能网气-电需求响应模型[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(8): 19-33.

ZHANG Anan, FENG Yating, LIN Dong, *et al.* Gas-electricity demand response model for micro energy grid considering comprehensive utilization of natural gas pressure energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(8): 19–33(in Chinese).

- [7] 林俐, 张玉, 王世谦. 计及微电源效率约束的多源微网优 化调度[J]. 现代电力, 2019, 36(4): 17-23.
 LIN Li, ZHANG Yu, WANG Shiqian. Optimized scheduling of multi-source microgrid considering micropower supply constraint[J]. Modern Electric Power, 2019, 36(4): 17-23(in Chinese).
 [8] 卫主农 张田德 孙国强 等 其王礎交易机制的电 气瓦
- [8] 卫志农,张思德,孙国强,等.基于碳交易机制的电—气互. 联综合能源系统低碳经济运行[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(15): 9-16.
 WEI Zhinong, ZHANG Side, SUN Guoqiang, *et al.* Carbon trading based low-carbon economic operation for integrated electricity and natural gas energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(15): 9-16(in Chinese).
- [9] SHABAZBEGIAN V, AMELI H, AMELI M T, et al. Stochastic optimization model for coordinated operation of natural gas and electricity networks[J]. Computers and Chemical Engineering, 2020, 142(11): 107060.
- [10] 靳康萌, 张沛, 邓晓洋, 等. 基于K-means聚类技术改进的 多线性蒙特卡洛概率能流算法[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 65-74.
 JIN Kangmeng, ZHANG Pei, DENG Xiaoyang, *et al.* Improved multi-linear montecarlo probabilistic energy flow calculation method based on K-means clustering
 - technique[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 65–74(in Chinese).
- [11] WU Gang, XIANG Yue, LIU Junyong, et al. Decentralized day-ahead scheduling of multi-area integrated electricity and natural gas systems considering reserve optimization[J]. Energy, 2020, 198: 117271.
- [12] 周晟锐, 刘继春, 张浩禹, 等. 基于机会约束的多能源枢纽

电气互联综合能源系统日前经济调度[J].现代电力, 2020, 37(2): 197-204.

ZHOU Shengrui, LIU Jichun, ZHANG Haoyu, *et al.* Dayahead economic dispatch for electricity-gas integrated energy system with multiple energy hubs based on chance constraints[J]. Modern Electric Power, 2020, 37(2): 197–204(in Chinese).

- [13] ORDOUDIS C, DELIKARAOGLOU S, PINSON P, et al. Exploiting flexibility in coupled electricity and natural gas markets: A price-based approach[C]// IEEE Manchester PowerTech, Manchester, 2017: 1-6.
- [14] 王静,徐箭,廖思阳,等. 计及新能源出力不确定性的电气 综合能源系统协同优化[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(15): 2-15.

WANG Jing, XU Jian, LIAO Siyang, *et al.* Coordinated optimization of integrated electricity -gas energy system considering uncertainty of renewable energy output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 2–15(in Chinese).

[15] 王芃, 刘伟佳, 林振智, 等. 基于场景分析的风电场与电转 气厂站协同选址规划[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(6): 20-29.

WANG Peng, LIU Weijia, LIN Zhenzhi, *et al.* Scenario analysis based collaborative site selection planning of wind farms and power-to-gas plants[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(6): 20–29(in Chinese).

[16] 张素智, 陈小妮, 杨芮, 等. 基于类内和类间距离的主成分分析 算法 [J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(8): 2177-2183.

ZHANG Suzhi, CHEN Xiaoni, YANG Rui, et al. Method of principal component analysis based on intra-class dis-

tance and inter-class distance[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(8): 2177–2183(in Chinese).

- [17] 梅生伟, 魏韡. 智能电网环境下主从博弈模型及应用实例
 [J]. 系统科学与数学, 2014, 34(11): 1331-1344.
 MEI Shengwei, WEI Wei. Hierarchal game and its application in the smart grid[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2014, 34(11): 1331-1344(in Chinese).
- [18] CHEN L, DENG Z, XU X. Two-stage dynamic reactive power dispatch strategy in distribution network considering the reactive power regulation of distributed generations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(2): 1021–1032.

收稿日期: 2020-12-02 作者简介:

唐海国(1985),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为 配电智能运检、配电自动化、配电网数字化,E-mail: homebbs2085@163.com;

张志丹(1986),男,博士,高级工程师,主要研究方向为 智能配电网与配电自动化,E-mail: 544782268@qq.com;

康童(1987),男,博士,工程师,主要研究方向为智能配 电网,E-mail: 649360483@qq.com;

张帝 (1989),男,博士,高级工程师,主要研究方向为智 能配电网, E-mail: 869002972@qq.com;

张聪(1989),男,博士,副教授,通信作者,主要研究方向为电力系统优化运行与控制,E-mail: zcong@hnu.edu. cn;

罗波 (1987),男,硕士,工程师,主要研究方向为智能运检, E-mail: 415296437@qq.com。