

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.220094

基于自适应扩散高斯核密度风电预测误差估计的 风火联合优化调度研究

杜宇龙¹, 徐天奇¹, 李琰¹, 王阳光², 邓小亮²

(1. 云南省高校电力信息物理融合系统重点实验室(云南民族大学), 云南 昆明 650504;

2. 国家电网湖南省电力有限公司, 湖南 长沙 410004)

摘要: 随着风电大规模并网, 风电出力不确定性增加了电力系统调度的难度。针对风荷不确定性对电力系统调度的影响, 采用迭代自组织数据分析算法对风电功率预测值及对应风电功率预测误差进行分段。然后采用自适应扩散高斯核密度估计拟合分段后各风电功率区间段内的预测误差。在此基础上, 提出一种整体考虑风电及负荷预测误差得到净负荷预测误差、并将净负荷预测误差计入正负旋转备用容量概率约束的优化调度模型。采用机会约束规划将概率约束转换为等价确定性约束进行求解。在 IEEE39 节点系统进行三种代表性场景的算例仿真, 结果表明引入迭代自组织数据分析算法和自适应扩散高斯核密度估计后, 备用成本降低 6.71%, 含碳排放的环境成本降低 20.4%, 总发电成本降低 2.98%。最后分析了置信水平对备用容量和总发电成本的影响。

关键词: 经济调度; 预测误差; 迭代自组织数据分析算法; 自适应扩散高斯核密度; 分段拟合

Wind-fire joint optimal dispatching based on adaptive diffusion Gaussian kernel density wind farm output power forecast error estimation

DU Yulong¹, XU Tianqi¹, LI Yan¹, WANG Yangguang², DENG Xiaoliang²

(1. Key Laboratory of Cyber-Physical Power System of Yunnan Colleges and Universities (Yunnan Minzu University),

Kunming 650504, China; 2. State Grid Hunan Electric Power Company Limited, Changsha 410004, China)

Abstract: With the large-scale integration of wind power into the grid, the uncertainty of output increases the difficulty of power system dispatch. In this paper, an iterative self-organizing data analysis algorithm is used to segment the wind power prediction value and the corresponding wind power prediction error, and then the prediction error in each wind power interval segment after the adaptive diffusion Gaussian kernel density estimation is used. Then, an optimal scheduling model of the net load prediction error positive and negative rotational reserve capacity probability constraint considering the wind power and load prediction error as a whole is proposed. The probability constraint is converted into an equivalent deterministic constraint by using the opportunity constraint plan. The numerical analysis of three scenarios through the IEEE39 node system shows that after the introduction of the iterative self-organizing data analysis algorithm and adaptive diffusion Gaussian kernel density estimation, the backup cost is reduced by 6.71%, the environmental cost of carbon emissions is reduced by 20.4%, and the total power generation cost is reduced by 2.98%. Finally, the impact of the confidence level on standby capacity and total power generation cost is analyzed.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62062068 and No. 61761049).

Key words: economic dispatch; prediction error; iterative self-organizing data analysis algorithm; adaptive diffusion Gaussian kernel density; piecewise fitting

0 引言

随着电力系统中风电装机容量的不断增大, 减

少风电弃风、提高消纳的任务越来越重, 考虑风电功率不确定性的电网经济调度显得越来越重要^[1-6]。

总结目前考虑风电不确定性的电网调度建模方法有: (1) 鲁棒优化法^[7-10], 通过设定风电出力波动范围, 再寻求最恶劣场景下的最优决策方案, 但决策结果比较保守; (2) 概率场景法^[11-12], 根据概率

分布生成大量场景,再通过场景缩减获得典型场景刻画风电出力不确定性,但此方法规模大求解时间长。(3) 概率分布随机优化法^[13-14],利用概率密度函数拟合风电预测误差来刻画风电预测误差不确定性,并将其考虑进调度模型的备用容量约束条件中。针对前两种调度方法的缺点,本文采用概率分布随机优化法建立调度模型。风电预测误差的概率密度拟合方法通常分为两类:参数法和非参数法。

参数法是假设风电预测误差服从某一具体分布,再对误差数据进行拟合。文献[15-16]将风电出力看作服从Beta分布的随机变量,采用机会约束规划处理概率约束条件。文献[17-18]认为风荷预测误差均服从正态分布的随机变量,并将两者考虑进正负备用容量约束中。文献[19]依据风电预测值对预测误差分段,然后采用Cauchy分布拟合风电预测误差。有学者发现风电误差并不服从单一分布模型,并引进了混合分布模型,其中最有代表性的是混合高斯模型^[20]。文献[21]认为风电和负荷预测误差为分别服从混合高斯分布和正态分布的随机变量,并考虑进旋转备用容量约束中。文献[22]同时将风电和负荷预测误差考虑为服从混合高斯分布的随机变量,得到风电和负荷预测误差不确定性集合,实现了对调度方案鲁棒性的准确描述。

参数法模型掺杂了人为主观经验,没有基于误差数据本身特征。非参数法直接基于数据本身构建概率模型,能更直观地体现数据本身特征^[23]。本文通过非参数法-自适应扩散高斯核密度估计,与混合高斯模型进行风电预测误差概率密度拟合性能对比,进一步说明非参数法的优点。文献[24]采用非参数核密度估计模型拟合风电预测误差,降低了发电成本和风电功率波动。且目前一些采用非参数法拟合风电预测误差^[25]出力的研究都取得了较好的效果,因此本文采用非参数法拟合风电功率预测误差。

另外,文献[17-18]没有考虑风电预测值处于不同功率区间时,风电预测误差的概率密度分布差异性,文献[19-21]虽然考虑了这一特点,但对风电预测值和预测误差的分段只是通过观察法,并没有理论依据。本文通过建立观察法分段和ISODATA分段两种场景,进行发电总成本对比,来说明本文方法的优点。

针对以上分析,本文提出一种基于自适应扩散高斯核密度风电预测误差估计的风火联合优化调度模型。首先采用迭代自组织数据分析算法(iterative self-organizing data analysis algorithm, ISODATA)对风电预测值及其对应的预测误差进行分段,然后采用自适应扩散高斯核密度估计拟合分段风电预测误差,最后将约束条件中同时考虑风电和负荷预测误

差正负旋转备用容量概率约束,通过机会约束规划转化为净负荷预测误差确定性约束,再采用GUROBI求解器对设置的3种场景进行求解。

1 风荷预测误差不确定模型

1.1 自适应扩散高斯核密度估计

本文所采用的自适应扩散高斯核密度估计^[25]原理是采用线性扩散方程,对基础非参数核密度估计的高斯核函数进行改进而得到,其概率密度函数表达式为

$$\begin{cases} f(x;t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(x, X_i; t) \\ t = h^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: N 为样本数据总数; x 为定义域内随机变量; X_i 为误差数据; h 为核函数带宽; $K(x, X_i, t)$ 为扩散高斯核函数,具体表达如式(2)所示。

$$K(x, X_i; t) = \frac{p(x)}{\sqrt{2\pi t} [p(x)a(x)a(X_i)p(X_i)]^{1/4}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2t} \left[\int_{X_i}^x \sqrt{\frac{p(s)}{a(s)}} ds \right]^2 \right\} \quad (2)$$

数据锐化处理表达式如式(3)。

$$\begin{cases} \mu(x) = \frac{a'(x)}{2p(x)} \\ \sigma(x) = \sqrt{\frac{a(x)}{p(x)}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mu(x)$ 为漂移系数; $\sigma(x)$ 为扩散系数; $a(x)$ 和 $p(x)$ 为定义域内任意二阶导数的正函数。

把式(2)积分运算部分取出,并将式(3)代入其中,可得式(4)。

$$-\frac{1}{2t} \left[\int_y^x \sqrt{\frac{p(s)}{a(s)}} ds \right]^2 = \frac{[x - y - t\mu(x)]^2}{2t\sigma^2(y)} \quad (4)$$

当 $p(x) = f_p(x)$, $a(x) = p(x)^\alpha = f_p^\alpha(x)$, $\alpha \in [0,1]$ 时,有

$$f_p(x) = \lim_{t \rightarrow \infty} f(x;t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(x, X_i; t) \quad (5)$$

对 $K(x, X_i, t)$ 进一步推导,可得式(6)。

$$K(x, X_i; t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t f_p^{\alpha-1}(X_i)}} \times \exp \left\{ -\frac{\left[x - X_i - \frac{\alpha t}{2} f_p^{\alpha-2}(X_i) f_p'(X_i) \right]^2}{2t f_p^{\alpha-1}(X_i)} \right\} \quad (6)$$

高斯混合模型概率密度函数表达式如式(7)所示。将式(6)与式(7)进行对比。

$$\begin{cases} f(x) = \sum_{k=1}^n w_k \cdot f_N(x | \mu_k, \sigma_k^2) \\ 0 \leq w_k \leq 1 \\ \sum_{k=1}^n w_k = 1 \end{cases} \quad (7)$$

可以将自适应扩散高斯核密度估计表达式转换为式(8)。

$$\begin{cases} f(x;t) = w_i \sum_{i=1}^N K(x, X_i; t) \\ 0 \leq w_i \leq 1 \\ \sum_{i=1}^N w_i = 1 \end{cases} \quad (8)$$

因此, 自适应扩散高斯核密度估计可以看成是不同权重, 均值为 $X_i + \frac{\alpha h^2}{2} f_p^{\alpha-2}(X_i) f_p'(X_i)$ 、方差为 $t f_p^{\alpha-1}(X_i)$ 的 $K(x, X_i, t)$ 的叠加。

1.2 迭代自组织数据分析算法

ISODATA 克服了传统的 k-means 算法的两大弊端: 一是希望得到的聚类数需要预先设定; 二是 k-means 算法随机选择初始中心对计算结果和迭代次数影响很大。ISODATA 聚类算法针对 k-means 以上两个缺点, 提出了两个关键步骤: 分裂运算和合并运算。两个运算步骤的核心思想主要是通过设定阈值, 使最终的聚类结果中两个类别间距离太小的进行合并, 距离较大的进行分裂。ISODATA 聚类算法对最终的分类型数更加灵活, 适合本文根据风电预测值对风电预测误差进行分段。

ISODATA 算法主要的输入参数如下: K 为期望得到的最终聚类数; θ_N 为每个类别中最少的样本数, 若小于该值, 则去掉该类别; θ_s 为一个类别中样本特征最大标准差, 若大于该值, 则进行分裂; θ_C 为两个类别中心间最小距离, 若小于该值, 则进行合并; L 为在一次合并运算中, 可以合并的类别最多对数; I 为迭代运算的总次数。

ISODATA 算法的 7 个步骤如下。

Step1: 从数据集中随机选择 N_C 个初始聚类中心 $\{C_j = C_1, C_2, \dots, C_{N_C}\}$, 并对算法初始输入参数设定合适的值。

Step2: 针对数据集 $X_i, i=1, 2, \dots, N$, 采用欧氏距离计算每一个样本 X_i 到 N_C 个聚类中心的距离, 并根据 $d_j = \{\min \|X_i - C_j\|\}$ 将每个样本 X_i 分到

聚类中心为 C_j 的 S_k 中。

Step3: 判断是否有 $S_k < \theta_N$, 若有, 则去掉该类别, 令 $K = K - 1$, 返回 Step2。

Step4: 更新聚类中心。

$$C_j = \frac{\sum_{X_i \in S_k} X_i}{N_j}, j=1, 2, \dots, N_C \quad (9)$$

Step5: 判断是否需要进行分裂操作, 如果有 $N_C < M/2$, $\sigma_{j\max} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{X_i \in S_k} (X_i - C_j)^2} > \theta_s$ 或不满足迭代次数是偶数或 $N_C \geq 2K$ 。三种情况之一则进行分裂运算, 具体过程如下。

将 S_k 分裂为两个聚类, 其中心相应为

$$\begin{cases} C_j^+ = C_j + \omega \cdot \sigma_{j\max} \\ C_j^- = C_j - \omega \cdot \sigma_{j\max} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $0 < \omega \leq 1$, 分裂运算结束后, 令 $K = K + 1$ 。

Step6: 判断是否需要进行合并操作, 如果迭代次数是偶数次或者 $N_C \geq 2K$ 或某类别中样本数小于 θ_N , $\sigma_{ij\min} = \|C_i - C_j\| < \theta_C$ 。3 种情况之一则需进行合并操作。

$$C_k = \frac{1}{N_i + N_j} (N_i \cdot C_i + N_j \cdot C_j) \quad (11)$$

合并运算结束后, 令 $K = K - 1$ 。

Step7: 重复以上步骤, 直到达到初始设定迭代次数。

1.3 风电预测误差不确定性模型

本文将风电实际出力等价于风电预测值和风电预测误差之和, 如式(12)所示。

$$P_{w,act,t} = P_{w,pre,t} + P_{w,e,t} \quad (12)$$

式中: $P_{w,act,t}$ 为 t 时段风电实际出力; $P_{w,pre,t}$ 为 t 时段风电预测出力; $P_{w,e,t}$ 为 t 时段风电预测误差。

1.4 负荷预测误差的不确定模型

本文将负荷实际值也看作负荷预测值与负荷预测误差之和, 表达式为

$$P_{L,act,t} = P_{L,pre,t} + P_{L,e,t} \quad (13)$$

式中: $P_{L,act,t}$ 为负荷在 t 时段内实际出力值; $P_{L,pre,t}$ 为负荷在 t 时段内预测值; $P_{L,e,t}$ 为负荷在 t 时段内预测误差。

根据文献[19], 负荷预测误差表达为

$$P_{L,e,t} \sim N(0, \sigma_{L,t}^2) \quad (14)$$

其中

$$\sigma_{L,t} = \frac{3}{100} P_{L,\text{pre},t} \quad (15)$$

2 考虑风电和负荷预测误差的经济调度模型

2.1 目标函数

$$\min f = f_1 + f_2 + f_3 + f_4 + f_5 + f_6 \quad (16)$$

$$\left\{ \begin{aligned} f_1 &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^T (a_i P_{i,t}^2 + b_i P_{i,t} + c_i) I_{i,t} \\ f_2 &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^T I_{i,t} (1 - I_{i,t-1}) S_{i,t} \\ f_3 &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^T |e_i \sin[f_i (P_i^{\min} - P_{i,t})]| \\ f_4 &= \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^n (V_{e,k} Q_k W_{G,t} + V_k) \\ f_5 &= \sum_{w=1}^{N_w} \sum_{t=1}^T C_R (P_{w,\text{pre},t} - P_{w,\text{act},t}) \\ f_6 &= \sum_{t=1}^T (R_t^{\text{up}} r_u + R_t^{\text{down}} r_d) \\ W_{G,t} &= \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_g} P_{i,t} \end{aligned} \right. \quad (17)$$

式中： f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4 、 f_5 和 f_6 分别为火电机组煤耗、启停、阀点效应^[19]、环境、弃风和正负旋转备用成本； $P_{i,t}$ 为第 i 台火电机组在 t 时段的出力； P_i^{\min} 为第 i 台火电机组最小出力； N_g 和 N_w 分别为系统中火电机组和风电机组总数； T 为调度周期总数量，本文为24； a_i 、 b_i 、 c_i 、 e_i 和 f_i 分别为第 i 台火电机组的煤耗成本系数和阀点效应成本系数； $I_{i,t}=1$ 和 $I_{i,t}=0$ 分别表示在 t 时刻机组 i 处于运行和停机状态； $S_{i,t}$ 表示第 i 台火电机组在 t 时刻的启停费用； $V_{e,k}$ 表示火电机组燃煤时排放出第 k 类污染物的单位污染成本； n 表示火电机组燃煤排放的污染物种类总数； Q_k 表示火电机组每单位发电量第 k 类污染物的排放量； $W_{G,t}$ 为时段 t 内所有火力发电机的发电总量； V_k 表示第 k 类污染物超标排放的额外惩罚成本； C_R 为单位弃风惩罚成本； r_u 和 r_d 分别为正负旋转备用容量成本系数； R_t^{up} 和 R_t^{down} 分别为总正负旋转备用容量。

2.2 约束条件

1) 系统功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{i,t} I_{i,t} + \sum_{w=1}^{N_w} P_{w,\text{act},t} = P_{L,\text{pre},t} \quad (18)$$

2) 火电机组出力约束

$$I_{i,t} P_i^{\min} \leq P_{i,t} \leq I_{i,t} P_i^{\max} \quad (19)$$

式中， P_i^{\max} 、 P_i^{\min} 分别为第 i 台火电机组的最大、最小出力。

3) 火电机组爬坡约束

$$-r_i^{\text{down}} \Delta T \leq P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq r_i^{\text{up}} \Delta T \quad (20)$$

式中： r_i^{down} 和 r_i^{up} 分别为第 i 台火电机组的向下和向上爬坡率； ΔT 为一个调度时段。

4) 火电机组启停时间约束

$$\left\{ \begin{aligned} (I_{i,t-1} - I_{i,t})(T_{i,t-1}^{\text{on}} - T_{i,t}^{\text{on}}) &\geq 0 \\ (I_{i,t} - I_{i,t-1})(T_{i,t-1}^{\text{off}} - T_{i,t}^{\text{off}}) &\geq 0 \end{aligned} \right. \quad (21)$$

式中， $T_{i,\min}^{\text{on}}$ 、 $T_{i,\min}^{\text{off}}$ 、 $T_{i,t}^{\text{on}}$ 和 $T_{i,t}^{\text{off}}$ 分别为第 i 台火电机组最小开机和关机时间以及在 t 时段累积开机和关机时间。

5) 风电机组实际出力约束

$$0 \leq P_{w,\text{act},t} \leq P_w \quad (22)$$

式中， P_w 为风电场装机容量。

6) 系统旋转备用容量约束

正旋转备用容量约束为

$$\left\{ \begin{aligned} \Pr \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{up}} \geq P_{L,e,t} - P_{w,e,t} \right\} &\geq \beta_1 \\ R_{i,t}^{\text{up}} &= \min(P_{i,t}^{\max} - P_{i,t}, r_i^{\text{up}} \Delta T) \\ P_{i,t}^{\max} &= \min(P_i^{\max}, P_{i,t-1} + r_i^{\text{up}} \Delta T) \end{aligned} \right. \quad (23)$$

负旋转备用容量约束为

$$\left\{ \begin{aligned} \Pr \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{down}} \geq -P_{L,e,t} + P_{w,e,t} \right\} &\geq \beta_2 \\ R_{i,t}^{\text{down}} &= \min(P_{i,t} - P_i^{\min}, r_i^{\text{down}} \Delta T) \\ P_{i,t}^{\min} &= \min(P_i^{\min}, P_{i,t-1} - r_i^{\text{down}} \Delta T) \end{aligned} \right. \quad (24)$$

式中： $\Pr\{\cdot\}$ 为事件成立的概率； $R_{i,t}^{\text{up}}$ 和 $R_{i,t}^{\text{down}}$ 分别为第 i 台火电机组在 t 时段所提供的正负旋转备用容量； $P_{i,t}^{\max}$ 和 $P_{i,t}^{\min}$ 分别为 i 第台火电机组在 t 时段可提供的最大和最小出力； β_1 和 β_2 为满足备用约束给定置信水平。

7) 线路过载约束

$$\left\{ \begin{aligned} P_l &= B_l M X P \\ -P_{l,\max} &\leq P_l \leq P_{l,\max} \end{aligned} \right. \quad (25)$$

式中： P_l 为线路 l 流过的有功功率列向量； B_l 、 M 和 X 分别为系统所有支路所建立的对角电纳矩阵、节支关联矩阵和去除平衡节点导纳矩阵逆矩阵； P 为系统中每个节点注入的净功率列向量； P_{l_t} 为线路

l 在 t 时刻流过的有功功率, 有 $P_l \subset P_l$; $P_{l\max}$ 为线路 l 允许流过的最大有功功率。

2.3 净负荷预测误差模型

为了对系统正负旋转备用容量约束进行简化, 本文考虑将风电和负荷预测误差等价于净负荷预测误差, 如式(26)所示。

$$P_{\text{net},e,t} = P_{w,e,t} - P_{L,e,t} \quad (26)$$

由上述分析可知, 本文令风电和负荷预测误差分别服从自适应扩散高斯核密度估计和正态分布, 如式(27)所示。

$$\begin{cases} P_{w,e,t} \sim N\left(X_i + \frac{\alpha h^2}{2} f_p^{\alpha-2}(X_i) f_p'(X_i), t f_p^{\alpha-1}(X_i)\right) \\ P_{L,e,t} \sim N(0, \sigma_{L,t}^2) \end{cases} \quad (27)$$

假设 $P_{w,e,t}$ 和 $P_{L,e,t}$ 之间相互独立, 根据正态分布性质, 如果相互独立随机变量 X 和 Y 满足 $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ 和 $Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$, 则 $V = (X - Y) \sim N(\mu_X - \mu_Y, \sigma_X^2 + \sigma_Y^2)$, 进一步可得

$$P_{\text{net},e,t} \cdot N\left(X_i + \frac{\alpha h^2}{2} f_p^{\alpha-2}(X_i) f_p'(X_i), t f_p^{\alpha-1}(X_i) + \sigma_{L,t}^2\right) \quad (28)$$

从而可得净负荷误差的概率密度表达式为

$$\begin{cases} f_n(P_{\text{net},e,t}) = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} f_n(P_{\text{net},e,t} | \mu_{i,t}, \sigma_{L,t}^2 + \sigma_{i,t}^2) \\ \mu_{i,t} = X_i + \frac{\alpha h^2}{2} f_p^{\alpha-2}(X_i) f_p'(X_i) \\ \sigma_{i,t}^2 = t f_p^{\alpha-1}(X_i) \\ \sigma_{L,t} = \frac{3}{100} P_{L,\text{pre},t} \end{cases} \quad (29)$$

由于正态分布函数不可积, 利用高斯误差函数可得 $P_{\text{net},e,t}$ 的累积分布函数 $F_n(P_{\text{net},e,t})$ 。

正态分布概率密度函数 f 和累积分布函数可表示为

$$\begin{cases} f = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ F = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}}\right)\right) \end{cases} \quad (30)$$

式中: μ 为均值; σ 为标准差; $\operatorname{erf}()$ 为误差函数。

由式(30)可以将正负旋转备用容量约束条件改为式(31)和式(32)。

$$\Pr\left\{\sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{up}} \geq -P_{\text{net},e,t}\right\} = 1 - F_n\left(-\sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{up}}\right) \geq \beta_1 \quad (31)$$

$$\Pr\left\{\sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{down}} \geq P_{\text{net},e,t}\right\} = F_n\left(\sum_{i=1}^{N_g} R_{i,t}^{\text{down}}\right) \geq \beta_2 \quad (32)$$

2.4 求解步骤

基于自适应扩散高斯核密度风电预测误差估计的风火联合优化调度研究具体流程如图 1 所示。

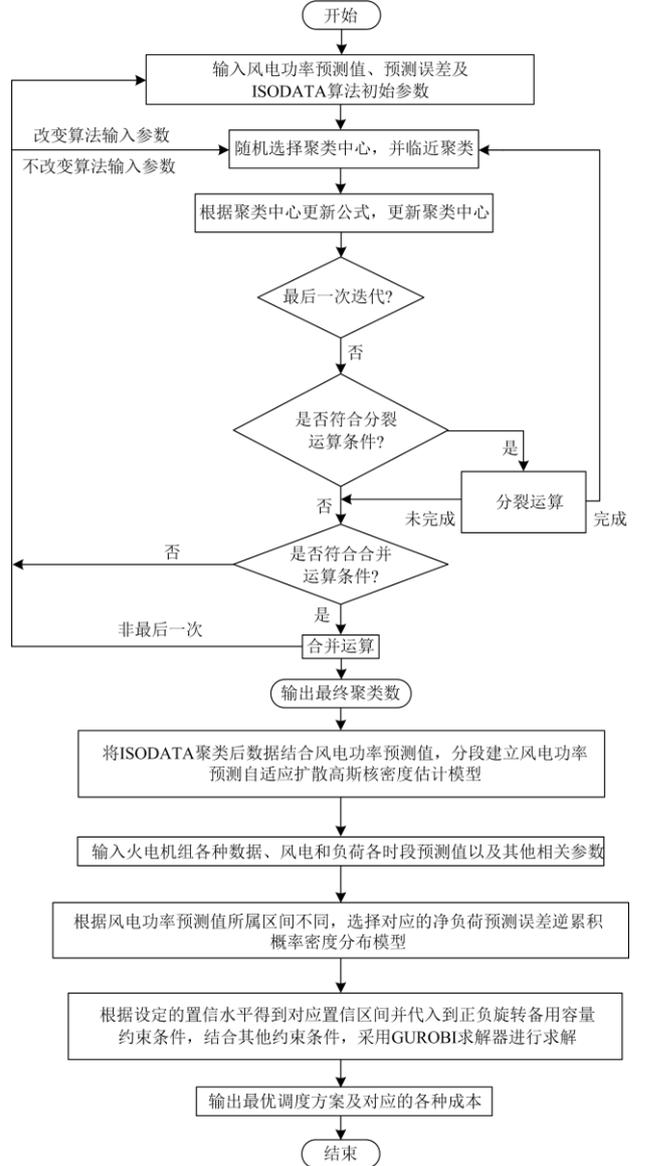


图 1 基于自适应扩散高斯核密度风电预测误差估计的风火联合优化调度研究流程图

Fig. 1 Research flowchart of wind-heat joint optimal dispatch based on adaptive diffusion Gaussian kernel density wind power forecast error estimation

采用 GUROBI 求解本文调度模型的具体步骤如下。

1) 将风电预测值及对应预测误差作为一个二维样本进行 ISODATA 聚类。

2) 对聚类后每一个风电预测值功率段内风电预测误差数据, 采用自适应扩散高斯核密度估计建立概率密度分布模型。

3) 根据各个调度时段风电预测值归一化后选取对应的概率密度函数, 结合此调度时段负荷预测误差概率密度函数, 进一步得到各个调度时段净负荷预测误差累积分布函数。

4) 在 GUROBI 求解器中, 输入火电机组参数、风荷每个时段的预测值以及约束条件等相关参数并进行求解。

5) 输出机组最优调度方案及各种成本。

3 算例分析

为了验证本文所提优化调度模型是否有效, 采用图 2 的 IEEE39 节点系统(包含 1 个风电场和 10 个火电机组)进行算例仿真。火电机组的相关参数^[26]见附录, 各个时段风电和负荷预测值见图 3, 火电机组发电环境成本具体参数参见文献[27], 系统正负旋转备用容量约束置信水平平均设置为 0.95, 其他相关参数如表 1 所示。

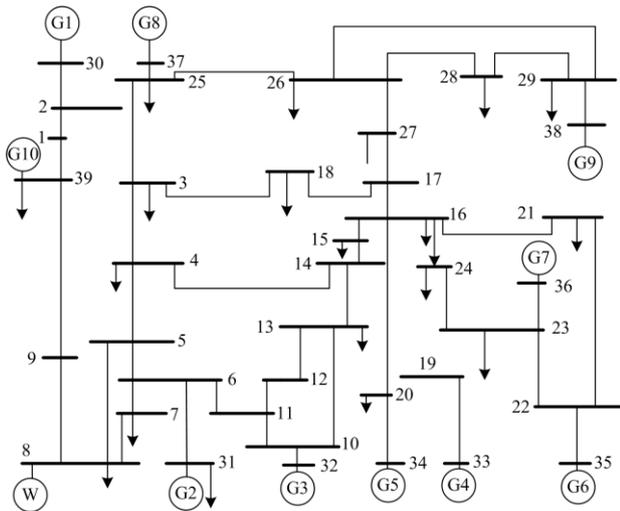


图 2 IEEE10 机 39 节点系统接线图

Fig. 2 Wiring diagram of IEEE 10-machine 39-node system

表 1 风火经济调度相关参数

P_{\max}/MW	$C_R/(\text{元 MW}^{-1})$	$r_u/(\text{元 MW}^{-1})$	$r_d/(\text{元 MW}^{-1})$
500	200	160	88

图 3 为一天内 24 个调度时段的风电和负荷预测值。

3.1 ISODATA 聚类 and 风电预测误差拟合方法对比

本文选取湖南省某风电场一年内实测风电数据作为实验数据, 采样时间分辨率为 15 min, 经风电

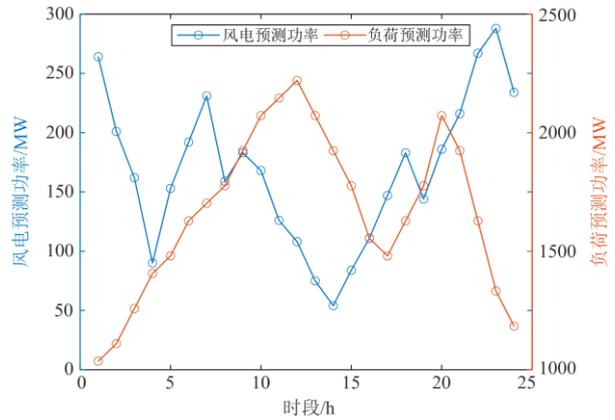


图 3 风电功率和负荷预测值

Fig. 3 Predicted value of wind power and load

功率预测后, 对所有风电预测值和对应预测误差利用风电装机容量进行归一化处理, 将每一个风电预测值和其对应预测误差作为一个二维样本, 采用 ISODATA 算法对所有二维样本进行聚类, 并在下文与观察法分段场景成本作对比。不同风电功率预测值对应的预测误差分布如图 4 所示。

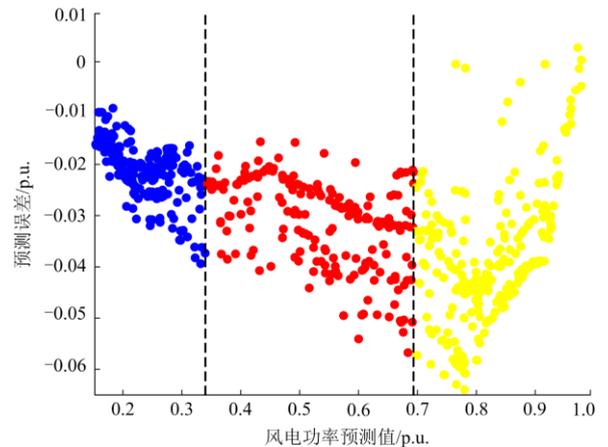


图 4 不同风电功率预测值对应的预测误差分布

Fig. 4 Prediction error distribution corresponding to different wind power predicted values

分别统计图 4 聚类后三个风电预测值功率区间内的风电预测误差数据样本, 并根据自适应扩散高斯核密度估计, 对三个功率区间内的风电预测误差数据进行概率密度拟合, 同时对风电预测误差数据不分段进行概率密度拟合, 从而得到风电预测误差分段和不分段时的概率密度拟合图, 如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 根据风电预测值进行聚类分段后, 对每一个功率区间段内的误差采用自适应扩散高斯核密度估计进行拟合, 所得到概率密度曲线分布特点各不相同(总体分布: 对风电功率预测误差,

不按照聚类进行分段, 直接采用自适应扩散高斯核密度估计拟合)。

由图 5 可得, 在风电预测值小于 0.3268 时, 如蓝色曲线所示, 呈现 4 个尖峰, 这 4 个尖峰对应的预测误差出现的概率较大, 且最大概率密度值的尖峰所对应的预测误差靠近 0, 说明风电预测值较小时, 预测精度高; 当风电预测值处于 0.3268~0.6786 时, 如黄色曲线所示, 呈现 4 个尖峰, 最大概率密度值尖峰所对应的预测误差靠近 -0.02, 说明随风电预测值增大, 预测误差逐渐增大; 当风电预测值大于 0.6786 时, 如绿色曲线所示, 呈现更多低概率密度值尖峰和一个高概率密度值尖峰, 最大概率密度值尖峰对应的预测误差靠近 -0.04, 进一步说明随风电预测值增大, 预测精度变低, 以及对风电预测误差分段的必要性。而从图 5 中红色概率密度曲线可以看出, 尖峰数量减少, 尖峰对应概率密度变低, 损失一些分段拟合才能得到的信息。

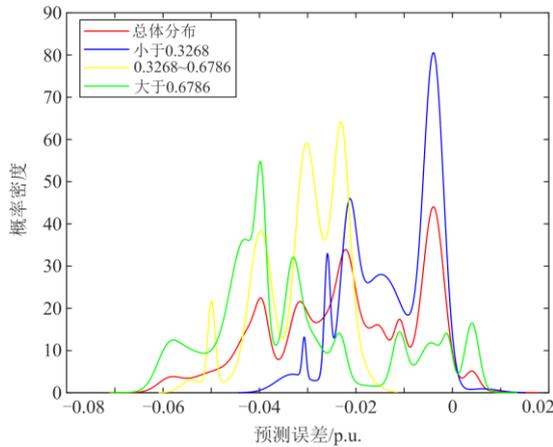


图 5 风电功率预测误差概率密度分布拟合曲线

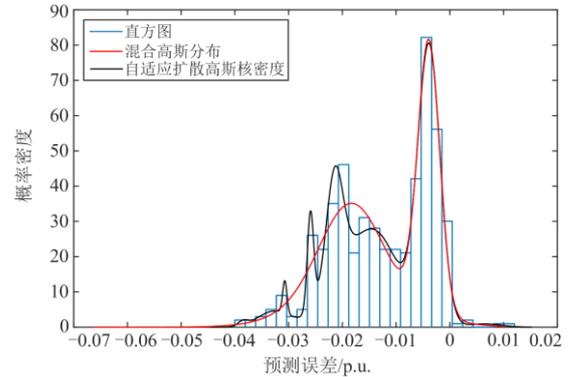
Fig. 5 Fitting curve of probability density distribution of wind power prediction error

将本文方法与目前对风电预测误差拟合效果较好的高斯混合模型进行对比, 来确认自适应扩散高斯核密度估计模型对风电预测误差进行概率密度拟合的优越性。模型评价指标采用均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)及相关系数 $R^{[28]}$ 。

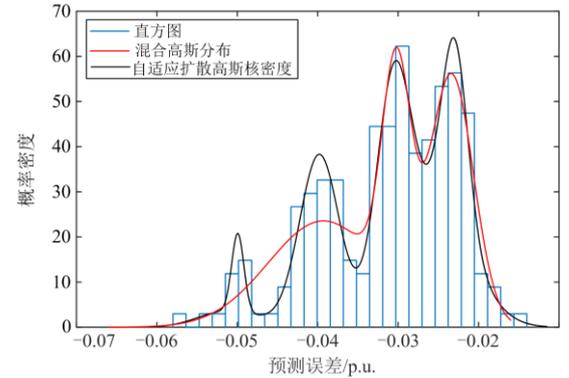
对由 ISODATA 聚类得到的 3 个风电预测值功率段内的风电预测误差, 采用自适应扩散高斯核密度估计和混合高斯分布进行概率密度拟合, 如图 6 所示。

从图 6 可得, 自适应扩散高斯核密度估计对于风电预测误差直方图呈现出的尖峰和胖尾以及一些局部峰谷处的拟合效果比混合高斯模型好, 且能更好地跟随风电预测误差直方图的变化趋势, 而混合

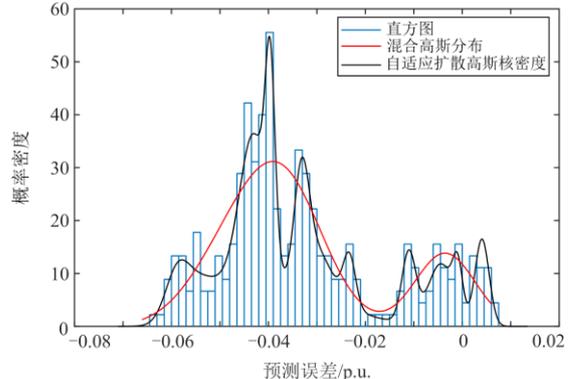
高斯分布只能反映大体误差特性。因此, 自适应扩散高斯核密度估计有更高的拟合准确性。



(a) 小于 0.3268



(b) 0.3268~0.6786



(c) 大于 0.6786

图 6 风电预测值在小于 0.3268、0.3268~0.6786 和大于 0.6786 时各概率密度拟合曲线

Fig. 6 Fitting curve of each probability density when the predicted value of wind power is less than 0.3268, between 0.3268 and 0.6786, and greater than 0.6786

通过表 2 两种分布模型的拟合效果评价指标可以得到: 各功率段内, 本文方法对风电预测误差拟合的 RMSE 和 MAE 值比混合高斯分布小, R 值比混合高斯分布大; 又 RMSE 和 MAE 值越小, R 值越大, 模型拟合效果越好。说明采用本文方法拟合风电

预测误差,能更好地反映风电预测误差的不确定性。

表 2 两种分布模型的拟合效果评价指标

Table 2 Evaluation index of fitting effect of the two distribution models

误差区间	分布模型	MAE	RMSE	R
<0.3268	混合高斯分布	0.2993	0.1886	0.9769
	自适应扩散高斯核密度估计	0.2586	0.1769	0.9799
0.3268~0.6786	混合高斯分布	0.3340	0.1976	0.9562
	自适应扩散高斯核密度估计	0.1915	0.1287	0.9773
>0.6786	混合高斯分布	0.3540	0.2273	0.9362
	自适应扩散高斯核密度估计	0.2615	0.1287	0.9769

3.2 不同调度场景成本对比

分别对表 3 中的 3 种场景建立风火经济调度模型,并利用 GUROBI 进行求解。表 4 和表 5 分别为

三种场景下正负旋转备用容量对比以及总发电成本和总发电成本中各种成本对比。

表 3 风火经济调度 3 种场景

Table 3 Three scenarios of wind and fire economic dispatch

场景	ISODATA 聚类	分段拟合
一	否	否
二	否(观察法)	是
三	是	是

表 4 各场景下正负旋转备用容量对比

Table 4 Comparison of positive and negative spinning reserve capacity in various scenarios

场景	正旋转备用容量/MW	负旋转备用容量/MW
一	1892.44	2296.74
二	1769.44	2296.73
三	1559.69	2296.74

表 5 场景间各种成本及总发电成本对比

Table 5 Comparison of various costs and total power generation costs between scenarios

场景	煤耗成本/元	启停成本/元	调点成本/元	环境成本/元	弃风成本/元	备用成本/元	总成本/元
一	985 913.80	44 200	27 206.87	70 778.43	81 888.24	504 903.52	1 714 890.86
二	984 783.54	44 200	27 168.64	70 687.57	75 459.67	485 222.64	1 687 522.06
三	982 645.93	44 200	27 109.65	70 533.09	60 030.87	452 663.52	1 637 183.06

通过各场景结果对比,可以得出以下结论:

1) 与场景一相比,场景二中加入风电预测误差的人为观察分段拟合,仿真结果得到的总发电成本比场景一低 27 368.8 元,正旋转备用容量比场景一低 123 MW,负旋转备用容量与场景一近乎相同,备用成本比场景一低 19 680.88 元。其原因由图 5 可以看出,对风电预测误差采用分段拟合更能反应预测误差的不确定性,能使正负旋转备用容量约束更精确,备用成本减少,同时风电利用率更高,弃风成本减少,包含碳排放的环境成本更低,最终使火电机组最终总发电成本下降。从而使调度结果更加具有经济性。

2) 与场景二相比,场景三在对风电预测值及其对应预测误差分段时采用 ISODATA 聚类,从仿真结果可以看出,场景三的总发电成本比场景二低 50 339 元,正旋转备用容量比场景二低 209.75 MW,负旋转备用容量与场景一、场景二近乎相同,备用成本比场景二低 32 559.12 元。其原因是采用 ISODATA 算法对风电预测误差分段比人为观察分段更精确,使每一个分段内的风电预测误差集更充分,进一步使概率密度分布函数更加准确,正负旋转备用容量约束更精确,备用成本更低,风电利用率更高,弃风成本更少,包含碳排放的环境成本进一步降低,最

终使总发电成本下降,得到的调度结果会更加经济。

图 7 为场景三下每个火电机组和风电机组在各个调度时刻的最优计划出力图。

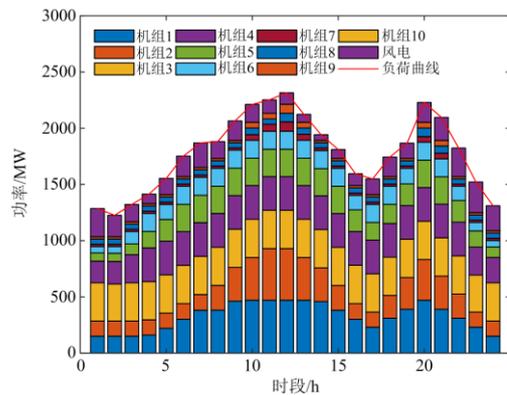


图 7 机组每个调度时段最优计划出力

Fig. 7 Optimal planned output of the unit in each dispatching period

从图 7 中机组每个调度时段最优计划出力可得,火电机组并没有全部参与调度,机组 10 处于冷备用状态,且因机组自身装机容量不同,导致每一个机组在不同的调度时段承担的负荷水平不一致,每个机组在各个调度时段出力也不相同,机组 1—5 承担的负荷压力较大。

3.3 不同求解模型成本对比

为了进一步验证本文调度方法的经济性, 基于表 3 中的场景三, 将分段拟合方法替换为混合高斯分布模型, 其他条件不变, 用 GUROBI 进行求解, 将求得的结果与表 5 场景三的结果进行对比, 得到表 6。

表 6 场景三不同求解模型成本对比

Table 6 Comparison of cost of different solution models in scenario III

求解模型	备用成本/元	总发电成本/元
混合高斯分布模型	492 465.21	1 654 236.21
本文模型	452 663.52	1 637 183.06

由表 6 场景三下不同求解模型成本对比可知, 采用本文拟合方法比采用混合高斯分布拟合方法建立的概率密度旋转备用容量约束模型求解出的总发电成本低, 备用成本更低, 进一步说明针对风电预测误差, 本文拟合方法的高拟合精度性导致了总发电成本的降低。

3.4 不同置信水平下总发电成本和备用容量对比

为了分析不同置信水平对本文调度模型的影响, 基于 11 组不同置信水平 (β_1, β_2) 的正负旋转备用容量约束对场景三求解模型进行求解, 得到图 8。

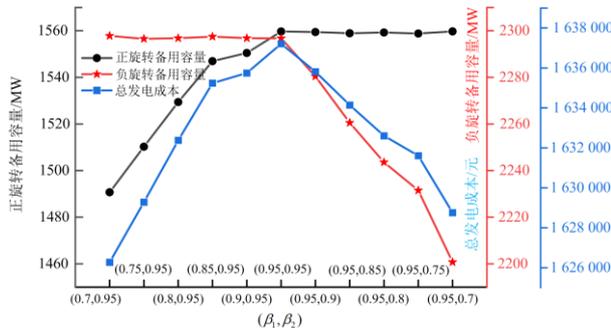


图 8 不同置信水平对总发电成本和备用容量的影响

Fig. 8 Impact of different confidence levels on total generation cost and reserve capacity

由图 8 可以看出, 随 β_1 增大, β_2 保持 0.95 不变, 正旋转备用容量逐渐增大, 负旋转备用容量基本不变, 总发电成本逐渐增大, 直到 β_1 增大到 0.95, 总发电成本达到最大值; 当 β_1 保持 0.95 不变, 随 β_2 减小, 负旋转备用容量逐渐减小, 正旋转备用容量基本不变, 总发电成本逐渐减小。置信水平反映系统违反备用容量约束的程度, 置信水平越高, 系统风险越低, 但需要增加备用容量, 这将导致总发电成本增加。由于本文风电预测误差拟合模型精度高, 最终因改变置信水平, 使得备用容量和总发电成本的改变量都较小。

4 总结

本文针对风电预测值及对应预测误差的关系, 为电网风火联合优化调度建模提出一种 ISODATA 聚类结合自适应扩散高斯核密度估计的调度模型。通过实验仿真, 得出以下结论。

1) 采用自适应扩散高斯核密度估计(非参数法)对依据风电预测值分段得到的三个风电功率预测误差集进行概率密度拟合, 相较于混合高斯模型(参数法), MAE 和 RMSE 更小, R 更高, 表明自适应扩散高斯核密度估计有更高的拟合精度; 从本文求解模型的总发电成本更低, 也可以看出这点。

2) 对风电预测值及对应预测误差采用 ISODATA 聚类进行功率区间分段, 相较于人为观察分段, 更具有理论依据; 并通过成本对比可以得出, 采用 ISODATA 对风电预测误差聚类分段相较于人为观察分段, 能够使总发电成本降低 2.98%, 旋转备用成本降低 6.71%。

3) 本文所提建模方法给电网调度人员制定更加精确和经济的调度计划提供了一种新思路, 通过本文的电网调度方法, 可以进一步降低风荷不确定性对电网调度的影响, 并为调度人员设定备用容量约束置信水平提供了依据。下一步将继续考虑碳交易的风荷不确定性风火优化调度模型建立。

附录 A

附表 A1 火电机组参数

Attached Table A1 Thermal power unit parameters

机组编号	P_{max}/MW	P_{min}/MW	$a/(\text{元 } MW^2h^{-1})$	$b/(\text{元 } MWh^{-1})$	$c/(\text{元 } h^{-1})$	$e/(\text{元 } h^{-1})$	$f/(\text{rad } MW^{-1})$	上坡坡/MW	下坡坡/MW
1	470	150	0.0027	137.16	6084.57	2857.5	0.041	80	80
2	460	135	0.004	133.67	8341.36	3810	0.036	80	80
3	340	73	0.0025	132.14	3841.56	2032	0.028	80	80
4	300	60	0.0044	151.77	2994.66	1651	0.052	50	50
5	243	73	0.005	137.29	3049.84	1778	0.063	50	50
6	160	57	0.0036	113.47	3821.11	1968.5	0.048	50	50
7	130	20	0.0134	104.84	3192.15	3192.15	0.086	30	30
8	120	47	0.0304	147.51	4060.19	4060.19	0.082	30	30
9	80	20	0.6927	124.33	2893.06	2893.06	0.098	30	30
10	55	55	0.0604	143.13	4396.74	4396.74	0.094	30	30

参考文献

- [1] 黄慧, 贾嵘, 师小雨, 等. 考虑机组动态特性的超短期风电功率预测及不确定性量化分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 109-117.
HUANG Hui, JIA Rong, SHI Xiaoyu, et al. Ultra-short-term wind power prediction considering the dynamic characteristics of a unit and uncertainty quantitative analysis[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 109-117.
- [2] 李军徽, 冯喜超, 严干贵, 等. 高风电渗透率下的电力系统调频研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(2): 163-170.
LI Junhui, FENG Xichao, YAN Gangui, et al. Survey on frequency regulation technology in high wind penetration power system[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(2): 163-170.
- [3] 赵倩, 黄景涛. 基于 EMD-SA-SVR 的超短期风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(4): 89-96.
ZHAO Qian, HUANG Jingtao. On ultra-short-term wind power prediction based on EMD-SA-SVR[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 89-96.
- [4] 李福东, 曾旭华, 魏梅芳, 等. 基于聚类分析和混合自适应进化算法的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(22): 151-158.
LI Fudong, ZENG Xuhua, WEI Meifang, et al. Short-term wind power forecasting based on cluster analysis and a hybrid evolutionary-adaptive methodology[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 151-158.
- [5] 陈云, 刘东, 高飞, 等. 考虑电转气环节氢能精细化利用的区域综合能源系统日前优化调度[J]. 供用电, 2021, 38(11): 59-67.
CHEN Yun, LIU Dong, GAO Fei, et al. Day-ahead optimal dispatching of regional integrated energy system considering refined utilization of hydrogen in power to gas process[J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(11): 59-67.
- [6] 尚敬福, 马克睿, 花志浩, 等. 计及碳排放的综合能源系统优化调度及仿真实现[J]. 供用电, 2021, 38(11): 77-84.
SHANG Jingfu, MA Kerui, HUA Zhihao, et al. Optimal scheduling and simulation of integrated energy system considering carbon emission[J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(11): 77-84.
- [7] 张玉敏, 韩学山, 杨明, 等. 基于狄利克雷模型的分布鲁棒机组组合[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(17): 5074-5084.
ZHANG Yumin, HAN Xueshan, YANG Ming, et al. Distributionally robust unit commitment based on imprecise Dirichlet model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(17): 5074-5084.
- [8] 陈哲, 张伊宁, 马光, 等. 计及需求侧响应日前—日内两阶段鲁棒备用优化[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 67-76.
CHEN Zhe, ZHANG Yining, MA Guang, et al. Two stage day-ahead and intraday robust reserve optimization considering demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 67-76.
- [9] LI Gengyin, LI Guodong, ZHOU Ming. Comprehensive evaluation model of wind power accommodation ability based on macroscopic and microscopic indicators[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(3): 215-226.
- [10] MA X Y, SUN Y Z, FANG H L. Scenario generation of wind power based on statistical uncertainty and variability[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(4): 894-904.
- [11] STAID A, WATSON J P, WETS R J B, et al. Generating short-term probabilistic wind power scenarios via nonparametric forecast error density estimator[J]. Wind Energy, 2017, 20(12): 1911-1925.
- [12] 罗翼婷, 杨洪明, 牛犇, 等. 考虑多风能预测场景的虚拟电厂日内滚动柔性优化调度方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 51-59.
LUO Yiting, YANG Hongming, NIU Ben, et al. Day-ahead flexible rolling optimization dispatch of virtual power plant based on multi-wind forecasting results[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 51-59.
- [13] 周玮, 孙辉, 顾宏, 等. 计及风险备用约束的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 47-55.
ZHOU Wei, SUN Hui, GU Hong, et al. Dynamic economic dispatch of wind integrated power systems based on risk reserve constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 47-55.
- [14] 张海峰, 高峰, 吴江, 等. 含风电的电力系统动态经济调度模型[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1298-1303.
ZHANG Haifeng, GAO Feng, WU Jiang, et al. Dynamic economic dispatching model for power grid containing wind power generation system[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1298-1303.
- [15] 王颖杰, 詹红霞, 胡晓晖, 等. 考虑源荷不确定性的电热系统联合调度[J]. 智慧电力, 2021, 49(4): 7-13.
WANG Yingjie, ZHAN Hongxia, HU Xiaohui, et al. Combined dispatch of electricity and heat system considering the uncertainty of source and load[J]. Smart

- Power, 2021, 49(4): 7-13.
- [16] 马燕峰, 范振亚, 刘伟东, 等. 考虑碳权交易和风荷预测误差随机性的环境经济调度[J]. 电网技术, 2016, 40(2): 412-418.
MA Yanfeng, FAN Zhenya, LIU Weidong, et al. Environmental and economic dispatch considering carbon trading credit and randomness of wind power and load forecast error[J]. Power System Technology, 2016, 40(2): 412-418.
- [17] 姜欣, 陈红坤, 熊虎, 等. 基于预测误差不确定性的规模化间歇式电源机组组合研究[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2455-2460.
JIANG Xin, CHEN Hongkun, XIONG Hu, et al. A prediction error uncertainty based day-ahead unit commitment of large scale intermittent power generation[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2455-2460.
- [18] 赵书强, 王扬, 徐岩. 基于风电预测误差随机性的火储联合相关机会规划调度[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(增刊 1): 9-16.
ZHAO Shuqiang, WANG Yang, XU Yan. Dependent chance programming dispatching of integrated thermal power generation and energy storage system based on wind power forecasting error[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(S1): 9-16.
- [19] 杨茂, 董骏城. 基于混合高斯分布的风电功率实时预测误差分析[J]. 太阳能学报, 2016, 37(6): 1594-1602.
YANG Mao, DONG Juncheng. Real time prediction error analysis of wind power based on mixed Gaussian mixture distribution model[J]. Acta Energiae Sinica, 2016, 37(6): 1594-1602.
- [20] 易明月, 童晓阳. 考虑风荷预测误差不确定性的动态经济调度[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 4050-4057.
YI Mingyue, TONG Xiaoyang. Dynamic economic dispatch considering uncertainties of wind power and load forecast error[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 4050-4057.
- [21] 彭春华, 陈婧, 郑聪. 基于机会约束高斯混合模型的含光热电站热电联供型微网鲁棒经济调度[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(4): 77-84.
PENG Chunhua, CHEN Jing, ZHENG Cong. Robust economic dispatch of CSP-CHPMG based on chance constrained Gaussian mixture model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(4): 77-84.
- [22] 张晓英, 张晓敏, 廖顺, 等. 基于聚类与非参数核密度估计的风电功率预测误差分析[J]. 太阳能学报, 2019, 40(12): 3594-3604.
ZHANG Xiaoying, ZHANG Xiaomin, LIAO Shun, et al. Prediction error analysis of wind power based on clustering and nonparametric kernel density estimation[J]. Acta Energica Sinica, 2019, 40(12): 3594-3604.
- [23] 徐询, 谢丽蓉, 叶林, 等. 基于非参数核密度估计的风电场有功功率双层优化模型[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(2): 43-55.
XU Xun, XIE Lirong, YE Lin, et al. Bi-level optimization model of active power for wind farm based on nonparametric kernel density estimation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 43-55.
- [24] 叶瑞丽, 郭志忠, 刘瑞叶, 等. 基于风电功率预测误差分析的风电场储能容量优化方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(16): 28-34.
YE Ruili, GUO Zhizhong, LIU Ruiye, et al. A method for designing optimal energy storage system based on analysis of wind power forecast error[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(16): 28-34.
- [25] BOTEV Z I, GROTHOWSKI J F, KROESE D P. Kernel density estimation via diffusion[J]. The Annals of Statistics, 2010, 38(5): 2916-2957.
- [26] ATTAVIRIYANUPAP P, KITA H, TANAKA E, et al. A hybrid EP and SQP for dynamic economic dispatch with nonsmooth fuel cost function[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 411-416.
- [27] 何伟, 韦钢, 吴万禄, 等. 计及充放储一体站的主动配电网 DG 出力优化研究[J]. 现代电力, 2018, 35(2): 49-55.
HE Wei, WEI Gang, WU Wanlu, et al. Research on DG optimization of active distribution network with charge-discharge-storage integrated stations[J]. Modern Electric Power, 2018, 35(2): 49-55.
- [28] 徐曼, 乔颖, 鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(12): 20-26.
XU Man, QIAO Ying, LU Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20-26.

收稿日期: 2022-02-09; 修回日期: 2022-04-07

作者简介:

杜宇龙(1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事风电误差分析和并网研究; Email: 1692523244@qq.com

徐天奇(1978—), 男, 博士, 教授, 研究方向为新能源发电并网, 电力信息物理系统, 电力市场等;

李琰(1977—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为新能源发电并网, 电力信息物理系统。

(编辑 许威)