

中国电机工程学报
Proceedings of the CSEE
ISSN 0258-8013, CN 11-2107/TM

《中国电机工程学报》网络首发论文

题目: 风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度
作者: 叶林, 张步昇, 郭凯蕾, 裴铭, 夏雪, 谢欢
DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.232215
网络首发日期: 2024-02-26
引用格式: 叶林, 张步昇, 郭凯蕾, 裴铭, 夏雪, 谢欢. 风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度[J/OL]. 中国电机工程学报.
<https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.232215>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度

叶林¹, 张步昇¹, 郭凯蕾¹, 裴铭¹, 夏雪², 谢欢²

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院、北京市 海淀区 100083; 2. 华北电力科学研究院有限责任公司、北京市 西城区 100045)

Optimal Collaborative Dispatching of Wind-thermal Combined Power Generation System in the Day-ahead and Intra-day Stages

YE Lin¹, ZHANG Busheng¹, GUO Kailei¹, PEI Ming¹, XIA Xue², XIE Huan²

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Haidian District, Beijing 100083, China;
2. North China Electric Power Research Institute Co. Ltd., Xicheng District, Beijing 100045, China)

ABSTRACT: The dispatching of the wind-thermal combined power generation system is significantly affected by the wind power uncertainty and wind-thermal synergistic characteristics. Therefore, this paper proposes a day-ahead and intra-day stages cooperative dispatching method for a wind-thermal combined power generation system based on the improved robust optimization of wind power uncertainty sets. Firstly, a day-ahead and intra-day stages wind-thermal cooperative dispatching model is established, and the uncertainty set of wind power is constructed based on the "closed-loop feedback-type" data-driven robust optimization; Secondly, a wind-thermal cooperative robust dispatching method considering the improvement of the uncertainty set of wind power historical prediction error is proposed to achieve the dynamic random search of the day-ahead and intra-day stages wind-thermal cooperative dispatching plan; Then, the uncertain dispatching model is transformed using the robust duality theory, and the transformed mathematical model is solved by the branch and bound method, which is improved based on the feedback flow relaxation method and the effective uncertain domain space identification constraint method; Finally, cases validation was conducted on the IEEE-39 node system, the results show that, compared with the conventional wind-thermal bundled dispatching modes, the proposed method enhances the wind-thermal coordinated dispatching ability and economic efficiency, and significantly promotes wind power consumption.

KEY WORDS: coordination of wind and thermal dispatch;

wind power uncertainty set; robust optimization; improved branch and bound method; dynamic power flow constraint

摘要: 风火联合发电系统协同调度过程受风电不确定性和风火协同特性的影响显著。为此, 本文提出一种基于改进风电不确定集鲁棒优化的风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度方法。首先, 建立日前-日内两阶段风火协同调度模型, 构建基于“闭环反馈型”数据驱动鲁棒优化的风电不确定集合; 其次, 提出考虑改进风电功率历史预测误差不确定集的风火协同鲁棒调度方法, 实现日前-日内两阶段风、火协同调度计划的动态随机筛选; 然后, 采用鲁棒对偶理论将不确定调度模型进行转换, 并基于反馈流松弛和有效不确定域空间辨识约束的改进分支定界法对转换后的数学模型进行求解; 最后, 在 IEEE-39 节点系统上进行算例验证, 结果表明, 相比传统风火打捆调度模式, 所提方法更好地提升了风火协同调度能力和经济效益, 有效促进了风电消纳。

关键词: 风火协同调度; 风电不确定集; 鲁棒优化; 改进分支定界法; 动态潮流约束

0 引言

2021 年, 我国首次提出了构建新型电力系统的重要战略目标^[1]。2022 年, 我国风电装机规模 3.6 亿千瓦, 占总装机的 14%; 风电发电量 0.8 万亿千瓦时, 占总发电量的 9%^[2]。随着风电并网比例迅速增加, 以及日益增长的负荷需求, 优化配置电力资源, 降低新能源不确定性影响, 是支撑电力系统协同优化调度问题的关键技术, 有助于电力资源的灵活调节和新能源协同消纳。

目前, 基于风电功率预测技术来优化电力系统协同调度的研究体系已较为成熟^[3]。其中, 模型预测控制理论方法能够提高预测模型的鲁棒性

和预测精度,因此被广泛研究应用^[4-5]。但现有文献中大部分预测模型对特定场景的依赖度较高且难以准确求解^[6]。因此,有研究人员分析了基于风电不确定性的随机优化方法和传统鲁棒优化方法对风电不确定集构建的影响,例如,文献[7]针对大规模风电参与电力系统动态经济调度时复杂不确定约束增多的问题,提出一种基于场景法的风力发电不确定性随机优化方法;该方法需假设风力发电量符合威布尔分布的前提条件,这可能使得调度结果偏于激进。进一步,文献[8]分析了风电功率预测不确定性的时间特性和补偿机制,建立了一种计及日内滚动交易预期的日前调度鲁棒优化模型,但该方法采用确定性两阶段带补偿鲁棒优化模型来处理风电的不确定性,无法充分考虑可能存在的未知概率分布形状,且缺少必要的反馈校正环节对调度结果进行修正和再优化,使得调度结果过于保守。因此,需要考虑采用改进数据驱动鲁棒优化方法来进一步准确刻画风电的不确定性,为风火联合发电系统鲁棒协同调度过程中风电不确定集的构建提供参考。

实际上,采用分布式鲁棒优化方法构建风电不确定集,能够准确刻画风电不确定性的分布特性和概率分布函数^[9]。针对这一研究思路,文献[10]提出了一种基于风电出力数据矩信息的分布式鲁棒不确定集合构建方法,很好地描述了不确定变量间的数学特征,减少了系统调度决策的保守度;但该方法预先假设用一阶矩信息来构建风电不确定集,难以充分体现风电出力波动性和不确定性,且无法捕获极端复杂场景下风电出力相关特征,文献[11]采用非精确狄利克雷概率理论枚举了风电出力的所有可能的概率分布,通过区间约束推导出基于风电出力累计概率分布的鲁棒不确定集合,该方法在未知概率分布函数的前提下,能够利用有限的风电出力数据估计出相匹配的风电不确定集合,增强了调度模型的鲁棒性;但该方法不适合样本量不足或样本量过多的大规模多场景电力系统多源协同优化调度问题。进一步,文献[12]提出了一种基于分类概率机会约束的分布式鲁棒不确定集合构建方法,很好地表征了风-光-荷多类型不确定性因子随机分布的多态性,但该方法缺乏对不确定集合内异构数据相关性的有效表征,且构建的不确定集合没有形成“闭

环反馈”环节。综上所述,基于改进分布式鲁棒优化的风电不确定集合能够准确刻画电力系统有功功率变化趋势,有效提升风火联运协同优化调度的稳定性和经济性,为高比例风电接入的风火联合发电系统的协同调度提供决策支撑^[13]。

对于鲁棒优化模型的转换与求解问题,常见的方法包括分支定界法^[14]、割平面法^[15]、拉格朗日松弛优化^[16]和 Benders 分解法^[17]等。例如,文献[18]提出了一种基于 Benders 分解算法和外部近似技术相组合的电力系统两阶段自适应鲁棒调度优化模型;文献[19]通过多重拉格朗日切割近似函数来实现多阶段分布式鲁棒优化调度模型求解过程的线性化和重构。因此,一定程度上通过改进解空间寻优路径、松弛非必需约束条件和加速模型求解速度等手段可以提高鲁棒优化调度模型求解效率与解的准确性。相关研究还通过引入储能设备来参与电网的协同调度问题,动态分担负荷波动,平衡新能源出力不确定性^[20-21];但该方法需要考虑大规模储能投入的经济成本,并且目前大规模远距离储能开发技术还有待提升^[22]。因此,本文不考虑储能参与风火联合发电系统的协同优化调度问题。

综上所述,本文提出了一种风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度策略。在风火协同层,以总发电成本最小为目标函数,以系统运行、机组组合和外送输电潮流为约束条件,构建改进风电功率历史预测误差不确定集的风、火电协同优化调度模型;其次,在日前-日内阶段引入改进风电功率历史预测误差不确定集的动态随机筛选机制,实现了风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度;进而,采用两阶段鲁棒对偶理论进行不确定优化模型的主-子问题转换及改进分支定界优化求解;最后,基于改进的 IEEE-39 节点系统进行算例分析,验证了本文所提风电不确定集合、调度模型及其求解方法的有效性。

1 风火联运协同优化调度策略研究思路

如图 1 所示,本文提出了一种考虑改进不确定集鲁棒优化的风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度策略,具体步骤如下:

1) 根据风电出力预测数据,采用图论-正则化拉普拉斯方法引入自适应损失函数来推导风电

输出功率的特征值和特征向量,进而构建基于“闭环反馈型”数据驱动的改进风电不确定集合;

2)将改进的风电功率不确定集带入到日前调度阶段的目标函数和约束条件中,通过调整风电功率的不确定集合来控制日前调度模型鲁棒保守性,为日内调度阶段提供机组组合调度计划;

3)在日内调度阶段,通过备用补偿、断面潮流和更高分辨率的功率平衡调度指令约束来调整日前调度阶段的机组组合和风电出力计划,并将优化调度的结果反馈给日前调度环节。

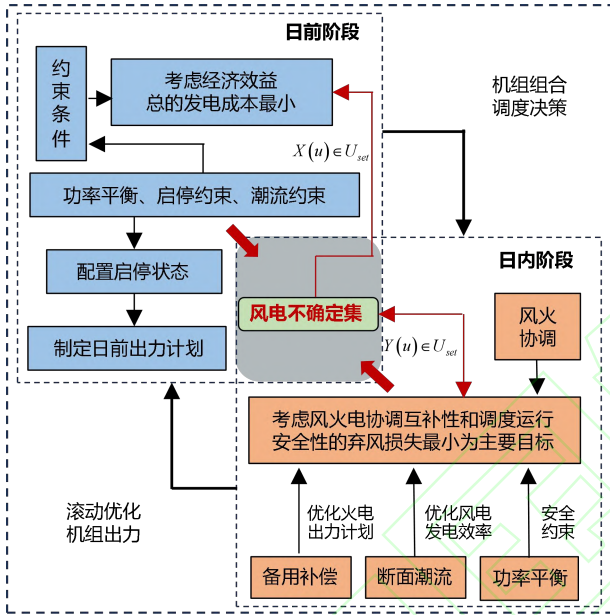


图1 改进鲁棒不确定集优化的风火联合协同调度策略

Fig.1 Improved robust uncertainty set optimization for wind-thermal combined dispatch strategy

2 风火联合发电系统鲁棒协同调度模型

2.1 日前-日内两阶段风火协同优化调度模型

2.1.1 日前调度层

1) 目标函数

日前调度模型以日前总发电成本最小为目标函数,主要包括煤耗成本、机组启动成本和弃风惩罚成本,计算表达式如下:

$$\min_{X(u) \in U_{set}} C_{total}^{ahead} = C_{g,coal} + C_{g,on} + C_{w,loss} \quad (1)$$

$$\begin{cases} C_{g,coal} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^{T_{d-a}} [\alpha_i (P_{i,t}^g)^2 + \beta_i P_{i,t}^g + \gamma_i] U_{i,t}^g \\ C_{g,on} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^{T_{d-a}} [x_{i,t}^g (1 - U_{i,t-1}^g)] U_{i,t}^g \\ C_{w,loss} = \sum_{i=1}^{N_w} \sum_{t=1}^{T_{d-a}} [z_{i,t}^w (P_{i,t}^{wf} - P_{i,t}^w)] \end{cases} \quad (2)$$

式中, C_{total}^{ahead} 为日前调度机组组合模型的总发电成本, $C_{g,coal}$ 为煤耗发电运行成本, $C_{g,on}$ 为启动成本, $C_{w,loss}$ 为弃风惩罚成本; u 表示风电不确定集合的不确定变量, U_{set} 代表风电不确定集合, $X(u)$ 为含不确定变量的决策变量; T_{d-a} 为日前调度时长, N_g 和 N_w 分别为火电和风电机组总数, α_i β_i 和 γ_i 为煤耗曲线的系数, $P_{i,t}^g$ 为火电机组 i 在时段 t 时的有功输出值, $U_{i,t}^g$ 和 $U_{i,t-1}^g$ 分别为火电机组 i 在第 t 和第 $t-1$ 时段的启停状态, 开机为 1, 否则为 0; $x_{i,t}^g$ 为火电机组 i 在 t 时段的启动成本系数; $z_{i,t}^w$ 为弃风惩罚成本系数; $P_{i,t}^{wf}$ 和 $P_{i,t}^w$ 分别为 t 时段风电场 i 的预测出力和实际输出功率。

2) 约束条件

日前调度阶段, 调度模型在系统运行、机组组合、以及外送输电通道三个层面约束条件如下:

系统功率平衡约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{i,t}^g + \sum_{i=1}^{N_w} P_{i,t}^w + \sum_{j=1}^{N_l} P_{j,t}^l = D_t \quad (3)$$

式中, $P_{j,t}^l$ 为输电线路 j 上 t 时段输送的有功功率值, D_t 为系统负荷 t 时段的负荷值, N_l 为系统输送有功功率的输电线路总数。

基于数据驱动的风电不确定集对功率平衡条件进行约束优化,使调度模型具备良好的保守性。

$$U \left\{ \left(\sum_{i=1}^{N_g} P_{i,t}^g + \sum_{i=1}^{N_w} P_{i,t}^w + \sum_{j=1}^{N_l} P_{j,t}^l \right) - D_t \leq 0 \right\} \geq Pr \quad (4)$$

式中, Pr 表示为负荷需求小于风火打捆调度水平的置信区间, $U\{\cdot\}$ 表示日前调度周期内风电不确定集的可用区间裕度。

火电机组和风电功率输出的上下限约束:

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

$$0 \leq P_{i,t}^w \leq P_{i,t}^{w,max} \quad (6)$$

火电机组爬坡速率约束:

$$\begin{cases} P_{i,t+1}^g - P_{i,t}^g \leq \Delta Q_i^{g,up} U_{i,t}^g + P_{i,t+1}^{g,min} (U_{i,t+1}^g - U_{i,t}^g) + P_{i,t+1}^{g,max} (1 - U_{i,t+1}^g) \\ P_{i,t}^g - P_{i,t+1}^g \leq \Delta Q_i^{g,down} U_{i,t+1}^g - P_{i,t+1}^{g,min} (U_{i,t+1}^g - U_{i,t}^g) + P_{i,t+1}^{g,max} (1 - U_{i,t+1}^g) \end{cases} \quad (7)$$

日前最小连续开停机时间约束:

$$\begin{cases} (U_{i,t+1}^g - U_{i,t}^g) T_{i,t}^{up} \leq T_{i,t}^{up} \\ (U_{i,t}^g - U_{i,t+1}^g) T_{i,t}^{down} \leq T_{i,t}^{down} \end{cases} \quad (8)$$

日前最大启停次数约束:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{T_{d-a}} \eta_{i,t} \leq \eta_{i,t}^{\max} \\ \sum_{i=1}^{T_{d-a}} \mu_{i,t} \leq \mu_{i,t}^{\max} \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{i,t} = \begin{cases} 1 & U_{i,t+1}^g = 1 \cap U_{i,t}^g = 0 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (10)$$

$$\eta_{i,t} = \begin{cases} 1 & U_{i,t+1}^g = 0 \cap U_{i,t}^g = 1 \\ 0 & \text{other} \end{cases}$$

线路潮流安全约束和面传输极限约束如下:

$$P_{l,t}^{\min} \leq \sum_{i=1}^{N_g} \delta_{i,l}^g P_{i,t}^g + \sum_{i=1}^{N_w} \delta_{i,l}^w P_{i,t}^w + \sum_{j=1}^{N_l} \delta_{j,l}^l P_{j,t}^l - \sum_{k=1}^{N_D} \delta_{k,l}^l D_{k,t} \leq P_{l,t}^{\max} \quad (11)$$

$$P_{s,t}^{\min} \leq \sum_{i=1}^{N_g} \delta_{i,s}^g P_{i,t}^g + \sum_{i=1}^{N_w} \delta_{i,s}^w P_{i,t}^w + \sum_{j=1}^{N_l} \delta_{j,s}^l P_{j,t}^l - \sum_{k=1}^{N_D} \delta_{k,s}^l D_{k,t} \leq P_{s,t}^{\max} \quad (12)$$

式中, N_l 为输电线路数量, $P_{i,t}^{g,\min}$ 和 $P_{i,t}^{g,\max}$ 分别为火电机组 i 在 t 时段的上、下功率输出, $P_{i,t}^{w,\max}$ 为风力发电的最大功率输出; $\Delta Q_i^{g,up}$ 和 $\Delta Q_i^{g,down}$ 分别为火电机组 i 的上下爬坡率, T^{up} 和 T^{down} 分别为火电机组的启停时间, $T_{i,t}^{up}$ 和 $T_{i,t}^{down}$ 分别为火电机组 i 在 t 时段时的最小连续开机和停机的时间, $\eta_{i,t}$ 和 $\mu_{i,t}$ 分别为火电机组 i 在 t 时段内的启停次数, $\eta_{i,t}^{\max}$ 和 $\mu_{i,t}^{\max}$ 分别为火电机组 i 在 t 时段内的最大启停次数; $P_{l,t}^{\min}$ 和 $P_{l,t}^{\max}$ 为外送输电通道的传输功率上下限, $\delta_{i,l}^g$ 、 $\delta_{i,l}^w$ 、 $\delta_{j,l}^l$ 、 $\delta_{k,l}^l$ 分别为线路 l 上允许对传输火电、风电、外部有功和负荷功率的有效传输权重系数, N_D 为负荷侧有功输出的个数, $D_{k,t}$ 负荷侧有功功率输出 k 在 t 时段时的负荷有功输出, $P_{s,t}^{\min}$ 和 $P_{s,t}^{\max}$ 分别为输电断面 s 上 t 时段的传输功率上下限值, $\delta_{i,s}^g$ 、 $\delta_{i,s}^w$ 、 $\delta_{j,s}^l$ 、 $\delta_{k,s}^l$ 分别为输电断面上允许对传输火电、风电、外部有功和负荷功率的转移分布系数。

2.1.2 日内调度层

1) 目标函数

日内调度模型以周期内的总发电成本最小、弃风损失最小为目标函数, 包括煤耗成本、备用成本和弃风惩罚成本, 调度模型的目标函数如下:

$$\min_{Y(u) \in U_{set}} C_{total}^{intra} = C'_{g,coal} + C_{g,sparc} + C'_{w,loss} \quad (13)$$

式中, C_{total}^{intra} 为风火打捆日内调度机组组合模型的总发电成本, $C'_{g,coal}$ 为分段线性化后的日内调度阶段的煤耗发电运行成本, $C'_{w,loss}$ 为日内调度阶段的弃风惩罚成本, $C_{g,sparc}$ 为火电机组的备用容量成本; $Y(u)$ 为日内调度阶段含不确定变量的决策变量。

日内调度层各项成本的计算公式为:

$$\begin{cases} C'_{g,coal} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^{T_{i-d}} \sum_{s=1}^{M_s} [\hat{\alpha}_{i,t,s} P_{i,t,s}^g + \hat{\beta}_{i,t,s} \hat{U}_{i,t}^g] \\ C_{g,reserve} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^{T_{i-d}} [y_{i,t}^g \times R_{i,t}^g] \\ C'_{w,loss} = \sum_{i=1}^{N_w} \sum_{t=1}^{T_{i-d}} [\hat{z}_{i,t}^w (P_{i,t}^{wf} - P_{i,t}^w)] \end{cases} \quad (14)$$

式中, T_{i-d} 为日内调度周期时长, $\hat{U}_{i,t}^g$ 为日内阶段对火电机组启停成本优化后的启停状态, 为二阶的 0-1 变量状态矩阵; 为提高计算效率和后续决策的可行性, 本文将煤耗二次特性函数进行了分段线性化处理, 其中 M_s 为煤耗量特性曲线的线性化的分段数, $\hat{\alpha}_{i,t,s}$ 和 $\hat{\beta}_{i,t,s}$ 分别表示在 t 时段时火电机组 i 第 s 段的斜率和常系数; $F_{i,t,s}^g$ 和 $F_{i,t,s+1}^g$ 为火电机组 i 在 t 时段中的第 s 分段和第 $s+1$ 分段上的拟合供电煤耗量, $P_{i,t,s}^g$ 和 $P_{i,t,s+1}^g$ 为火电机组 i 在 t 时段中的第 s 分段和第 $s+1$ 分段上的有功出力值; $C_{g,reserve}$ 为优化后的火电机组备用容量成本, $y_{i,t}^g$ 为火电机组 i 在 t 时段的备用成本系数, $R_{i,t}^g$ 为备用容量; $\hat{z}_{i,t}^w$ 为日内阶段跟踪弃风电量动态变化的弃风惩罚成本系数。

2) 约束条件

日内调度阶段, 在系统运行、机组组合、以及外送输电通道三个层面综合考虑风火电机组的安全约束条件与日前调度阶段的约束条件相类似, 这里不再赘述。

系统正负备用约束:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_g} U_{i,t}^g P_{i,t}^{\max} - \sum_{s=1}^S R_{s,t}^{\lim+} \geq D_t R_{i,t}^{g+} \\ \sum_{i=1}^{N_g} U_{i,t}^g P_{i,t}^{\min} \leq D_t - R_{i,t}^{g-} \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_g} \min \{ P_{i,t}^{g,\max} - P_{i,t}^g, \Delta Q_i^{g,up} \} \geq R_{i,t}^{g++} \\ \sum_{i=1}^{N_g} \min \{ \Delta Q_i^{g,down}, P_{i,t}^g - P_{i,t}^{\min} \} \geq R_{i,t}^{g--} \end{cases} \quad (16)$$

式中, $R_{i,t}^{g+}$ 、 $R_{i,t}^{g-}$ 、 $R_{i,t}^{g++}$ 、 $R_{i,t}^{g--}$ 分别为优化后的火电机组 i 在第 t 时段提供的正负备用容量和正负快速旋转补偿备用容量; $R_{s,t}^{\lim+}$ 表示在 t 时刻第 s 分段下的火电机组所提供的最大备用容量。

2.2 改进风电功率历史预测误差集鲁棒优化

如图 2 所示, 本文提出了一种基于“闭环反馈型”数据驱动的风电不确定集鲁棒优化方法。详细公式推导步骤及符号定义见附录 A 部分。

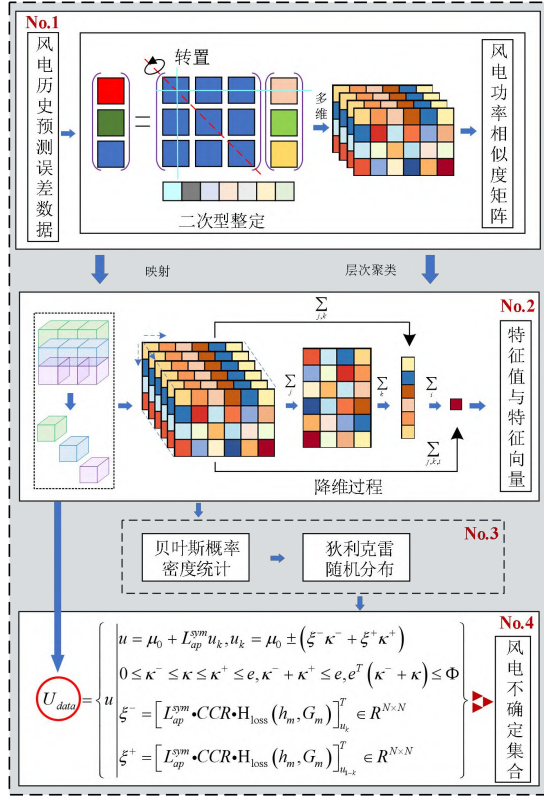


图2 风电功率历史预测误差数据的不确定集建模框图

Fig.2 The modeling framework for the uncertainty set of historical forecast error data of wind power

由此可得，狄利克雷随机分布的风电功率历史预测误差数据的不确定集合：

$$U_{set} = \left\{ \begin{aligned} &u = \mu_0 + L_{ap}^{sym} u_k, \\ &u_k = \mu_0 \pm (\xi^- \kappa^- + \xi^+ \kappa^+) \\ &0 \leq \kappa^- \leq \kappa \leq \kappa^+ \leq e \\ &\kappa^- + \kappa^+ \leq e, e^T (\kappa^- + \kappa^+) \leq \Phi \\ &\xi^- = [L_{ap}^{sym} \cdot CCR \cdot H_{loss}(h_m, G_m)]_{u_k}^T \in R^{N \times N} \\ &\xi^+ = [L_{ap}^{sym} \cdot CCR \cdot H_{loss}(h_m, G_m)]_{u_{1-k}}^T \in R^{N \times N} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

式中， U_{set} 表示基于“闭环反馈型”数据驱动的风电功率历史预测误差数据鲁棒不确定集，该多面体不确定集具有线性结构、且易于控制不确定度，能够有效描述风电功率历史预测数据的相关特性； μ_0 为不确定参数向量的均值， L_{ap}^{sym} 为表征风电功率历史预测数据空间分布相关性的拉普拉斯矩阵； u_k 和 u_{1-k} 分别表示风电数据在第 k 维度和第 $1-k$ 维度上的参数向量， e 和 e^T 表示欧拉常数及其转置值， CCR 表述主成分的累积贡献率指标，用于确定最具有代表性的不确定集合； ξ^- 和 ξ^+ 为考虑损失函数、主成分累计贡献率和贝叶斯多元高斯概率分布权重的不确定性上限向量和下限向量， κ^- 和 κ^+ 分别表示不确定性向量概率分

布的前、后向偏差量； $H_{loss}(h_m, G_m)$ 表示基于数据驱动的 AdaBoost 构架下的损失函数，其中， h_m 和 G_m 分别表示分类器模型对应的分类权重系数矩阵， $R^{N \times N}$ 用于表示风电不确定集的 $N \times N$ 维随机向量矩阵； Φ 表示允许偏离其均值的最大不确定性偏差，该参数可以控制多面体不确定集的大小和形状，改善不确定集合的保守度。

采用改进不确定集对两阶段风火协同优化调度过程进行动态随机筛选，在时间尺度上，将当前时刻日内调度得到的风电出力预测值与同一调度周期内前面所有时刻日内调度得到的风电出力预测值和实际出力值进行实时对比，判断在上述改进风电功率历史预测误差不确定集允许的保守范围内，是否有与其唯一对应的情况，若存在与其唯一对应的情况，则类比给出与其相同的当前时刻日内调度的决策指令；相反，则当前时刻日内调度计划的决策指令可以表示为当前时刻日内调度计划得到的风电出力预测值与同一调度周期内前面所有时刻日内调度计划得到的风电出力预测值和实际出力值的加权之和之比。此时，权重值的大小取决于同一调度周期内各个时刻调度指令之间相距时段的大小，与当前时刻日内调度指令的时间间隔越长，则权重系数越小，反之则越大。

3 风火联合发电系统两阶段鲁棒优化调度模型转换及求解

3.1 鲁棒优化调度模型转换过程

本文在考虑数据驱动风电不确定集的基础上，建立日前-日内两阶段风火联运协同鲁棒优化调度模型的对偶形式，日前-日内两阶段风火联运协同调度模型的原不确定优化问题可以描述为：

$$\begin{aligned} &\min_{\mathbf{x}} \left\{ B_1^T \mathbf{x} + \max_{u \in U_{set}} \min_{y \in F(\mathbf{x}, u)} C_1^T \mathbf{x} + C_2^T \mathbf{y} \right\} \\ &\begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{A}'u \geq \mathbf{b}, \forall u \in U \\ \mathbf{S}_x \subseteq R_+^n, \mathbf{S}_y \subseteq R_+^m \\ \mathbf{F}(\mathbf{x}, u) = \{ \mathbf{x} \in \mathbf{S}_x : \mathbf{G}\mathbf{x} \bar{\mathbf{F}}\mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{y} - \mathbf{M}u \} \end{cases} \\ &\text{s.t.} \left\{ \begin{aligned} &u = \mu_0 + L_{ap}^{sym} u_k \\ &u_k = \mu_0 \pm (\xi^- \kappa^- + \xi^+ \kappa^+) \\ &0 \leq \kappa^- \leq \kappa \leq \kappa^+ \leq e \\ &\kappa^- + \kappa^+ \leq e \\ &e^T (\kappa^- + \kappa^+) \leq \Phi \end{aligned} \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

式中， \mathbf{x} 为启停决策变量和备用决策变量的不确定集合， \mathbf{y} 为风电输出功率不确定性决策变量； B_1 为与启停状态的决策变量相关的参数， C_1 为与备用决

策相关的参数, C_2 为与风电输出功率不确定性决策变量相关的参数; $B_1^T \mathbf{x}$ 为启停决策对应的目标函数; $C_1^T \mathbf{x} + C_2^T \mathbf{y}$ 为备用决策和风电输出功率决策对应的目标函数之和; \mathbf{A} 和 \mathbf{A}' 为系数矩阵, \mathbf{b} 为约束向量, $\mathbf{S}_x \subseteq \mathbb{R}_+^n$ 和 $\mathbf{S}_y \subseteq \mathbb{R}_+^m$ 分别表示 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的 $n \times 1$ 维的非负连续决策变量, $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 表示给定风电不确定集参数 \mathbf{u} 对应的 \mathbf{y} 的可行取值范围, 其中, $\mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{y} - \mathbf{M}\mathbf{u}$ 为约束右端项的常数列向量, 具体定义为如下表达式:

$$\begin{cases} \mathbf{D}\mathbf{y} \geq \mathbf{d} & \rightarrow \gamma \\ \mathbf{K}\mathbf{y} = \mathbf{0} & \rightarrow \lambda \\ \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{G}\mathbf{y} \geq \mathbf{h} & \rightarrow \mathbf{v} \\ \mathbf{I}_u \mathbf{y} = \mathbf{u} & \rightarrow \pi \end{cases} \quad (19)$$

由此, 对公式(18)进行分解可以得到主问题:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & z \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} z \geq B_1^T \mathbf{x} + \eta, \eta \in \mathbb{R} \\ \eta \geq (\mathbf{h} - \mathbf{E}\mathbf{y} - \mathbf{M}\mathbf{u}_l)^T \pi_l, \forall l \leq k \\ \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{A}'\mathbf{u}_l \geq \mathbf{b}, \mathbf{S}_x \subseteq \mathbb{R}_+^n, \mathbf{S}_y \subseteq \mathbb{R}_+^m \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

进一步, 将双层不确定优化问题转换为两个单层优化子问题:

$$\left\{ \begin{aligned} \max_{\mathbf{u} \in U_{set}, \gamma, \lambda, \mathbf{v}, \pi} \quad & \mathbf{d}^T \gamma + (\mathbf{h} - \mathbf{F}\mathbf{x})^T \mathbf{v} + \\ & \left[\xi^- (1 + \kappa\Phi) \mu_0 - \xi^+ (1 - \kappa\Phi) \mu_0 \right]^T \pi \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{D}^T \gamma + \mathbf{K}^T \lambda + \mathbf{G}^T \mathbf{v} + \mathbf{I}_u^T \pi \leq C_1 \\ \gamma \geq 0, \lambda \geq 0, \mathbf{v} \geq 0, \pi \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

$$\left\{ \begin{aligned} \max_{\mathbf{u} \in U_{set}, \gamma', \lambda', \mathbf{v}', \pi'} \quad & \mathbf{d}^T \gamma' + (\mathbf{h} - \mathbf{F}\mathbf{x})^T \mathbf{v}' + \\ & \left[\xi^- (1 + \kappa\Phi) \mu_0 - \xi^+ (1 - \kappa\Phi) \mu_0 \right]^T \pi' \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{D}^T \gamma' + \mathbf{K}^T \lambda' + \mathbf{G}^T \mathbf{v}' + \mathbf{I}_u^T \pi' \leq C_2 \\ \gamma' \geq 0, \lambda' \geq 0, \mathbf{v}' \geq 0, \pi' \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

式中, γ 、 λ 、 \mathbf{v} 、 π 和 γ' 、 λ' 、 \mathbf{v}' 、 π' 表示两个单层优化子问题中各个约束条件对应的对偶变量; \mathbf{D} 和 \mathbf{F} 分别为可行域 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 中变量 \mathbf{y} 和 \mathbf{x} 的系数矩阵, \mathbf{K} 、 \mathbf{G} 、 \mathbf{h} 、 \mathbf{d} 常数系数矩阵, \mathbf{I}_u 为 0-1 变量系数矩阵; η 为辅助变量, 用于识别极端不确定集场景下日内调度阶段的目标函数; $\forall l \leq k$ 表示在前 k 次的优化迭代过程中每次迭代优化的结果。

3.2 模型求解方法

本文采用基于约束反馈流松弛和有效不确定域空间辨识技术的改进分支定界优化求解方法对上一小节转换后的混合整数线性规划问题求解。

约束反馈流松弛方法是一种改进的松弛策略, 能够在每个分支节点上通过反馈信息来调整

松弛程度, 以降低过度保守性。根据动态潮流分布的变化, 调整风火电出力和不确定风电出力, 实时调整电力系统的潮流分布, 尽量缩减潮流分布的峰谷差, 进而调整风火联合发电系统的协同优化调度计划, 实现分支过程的约束反馈流松弛优化, 使之尽可能协调稳定且提升风电消纳率, 以适应潮流分布的变化, 实现风火协同优化调度。进一步, 采用有效不确定域空间辨识技术来遍历风电功率输出初始不确定集, 实现不确定域内风电功率误差数据的辨识, 可以预先确定最优可行解可能存在的优化邻域。由此可得, 根据不确定集 U_{set} 上的一个最佳子集来为潮流约束方程提供一个有效的松弛解, 以及一个对应的目标值下界。模型求解的具体流程如下:

步骤一: 初始化环节: 设置初始分支节点, 确定不确定变量的概率分布或区间范围, 初始化各节点接入的风、火电的装机容量;

步骤二: 约束反馈流松弛与有效不确定域空间辨识技术加速环节: 在每个分支节点上进行约束反馈流松弛, 对于每个分支节点, 根据当前节点的反馈信息, 自动调整约束的松弛程度, 以此来降低过度保守性, 获得更准确的求解结果; 利用每次求解结果, 寻找不确定变量的概率分布, 将不确定约束转化为概率约束, 从而准确地描述风火协同调度过程中决策变量求解的不确定性;

步骤三: 剪枝与分支环节: 根据当前节点的最优解和松弛信息, 进行剪枝操作, 去除不可能获得更好解的分支; 根据剪枝结果, 确定需要进一步分支的节点, 并生成相应的子问题;

步骤四: 终止条件判断环节: 判断是否满足终止条件, 如果满足, 则输出当前最优解; 如果不满足, 则回到步骤二继续迭代求解。通过以上步骤, 改进的分支定界算法可以在考虑不确定性约束的情况下, 逐步收敛至全局最优解, 同时避免过度保守的结果。

4 算例分析

4.1 数据准备

本文采用改进的 IEEE-39 节点系统进行算例验证, 该节点系统拓扑结构如图 3 所示, 其中, 火电机组的相关参数配置见附录表 B-2。风电场接入汇集站的风火打捆耦合外送系统的实际装机

规划方案如图 4 所示, 由此形成的多区域、远距离源源协同的风火联合调度系统, 为后续测试模型的改进及算例验证环节提供数据基础。如图 5 所示, 本文所采用的负荷数据为我国三北地区某电网中某典型日数据。风电数据为我国三北地区某电网典型风电场的历史运行数据。进一步, 还描述了风电功率与负荷需求数据的不确定误差波动曲线以及选取的极端风电场景。

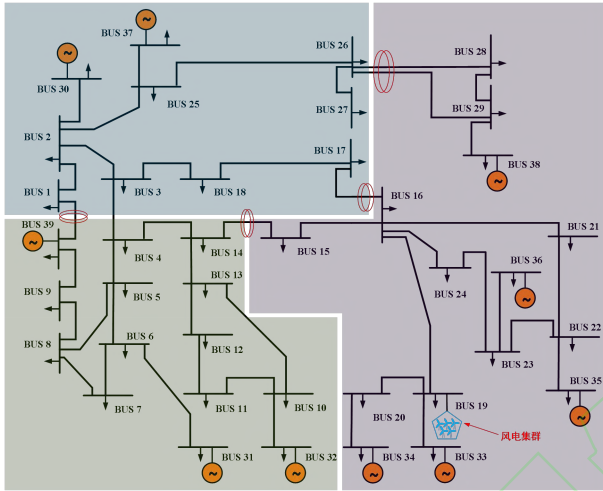


图 3 改进的 IEEE-39 节点系统拓扑网络

Fig.3 Improved IEEE 39-bus topological network

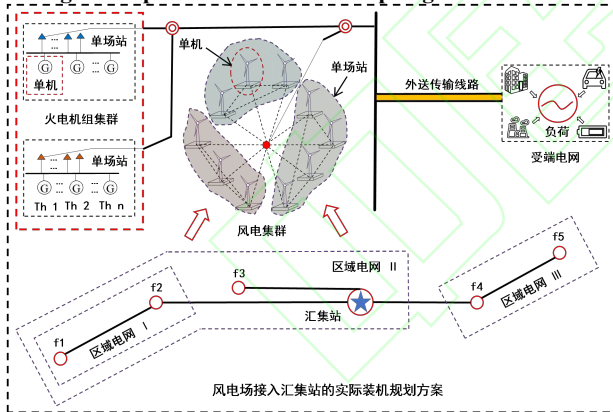


图 4 风火联合发电系统的拓扑结构

Fig. 4 Topology of wind-thermal combined generation system

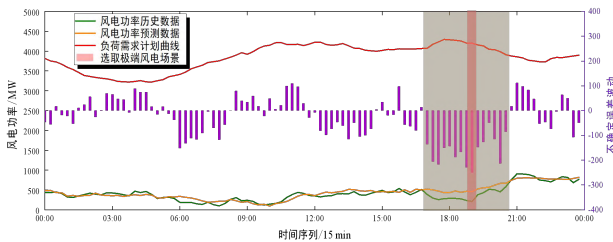


图 5 极端风电场景下的风电功率和负荷需求数据曲线

Fig.5 Wind power generation and load demand data curves under extreme wind power scenarios

4.2 模型验证

4.2.1 风电不确定集构建方法验证

为验证风电不确定集构建方法的有效性, 本文设计算例 CS_A。

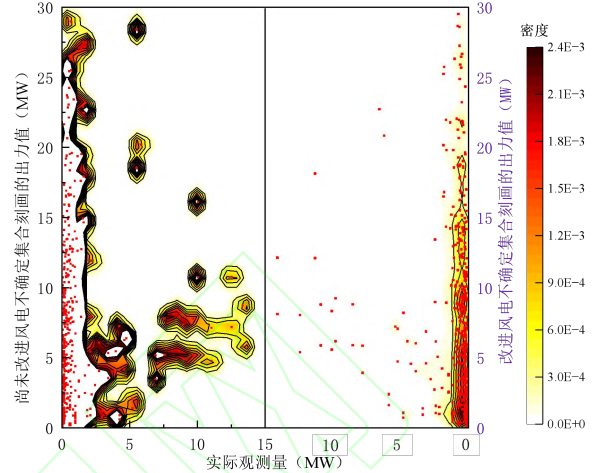


图 6 风电功率预测误差数据核密度散点图

Fig.6 Wind power forecast error density scatter plot

由图 6 所示, 横坐标表示的是实际观测量(即影响风电出力的不确定性因素), 左侧纵坐标表示采用尚未改进的风电不确定集刻画的风电出力值, 右侧纵坐标则表示采用改进的风电不确定集刻画的风电出力值。通过对比左右两侧风电功率预测误差数据核密度散点分布规律, 可以发现, 本文采用的改进的风电不确定集合的风电功率历史预测误差数据的相对误差分布表现为基本对称、高度集中, 且风电数据的空间分布紧凑、数据相关性高, 只存在较少的散点离群值。为进一步说明本文所提的改进的不确定集构造方法的有效性和准确性, 可以通过调整置信度为 80%、90% 和 95% 来与尚未采用改进风电不确定集的出力结果进行对比分析, 在置信区间相同的前提条件下, 采用改进风电不确定集构建方法的风电场历史预测出力数据的误差波动越小, 变化趋势越接近, 即说明本文方法对不确定风电出力的刻画更精细化。这说明相比于尚未改进的风电不确定集的输出结果, 改进风电不确定集的输出结果整体上更接近真实值, 具有较高的准确性, 验证了本文所构建的风电不确定集的有效性和准确性。

4.2.2 风火联运协同优化调度策略验证

为验证日前-日内两阶段风火联运协同优化调度模型以及方法的有效性, 设计算例 CS_B。

以不同比例的风、火电功率协同调度数据为

输入参量,将鲁棒优化求解得到的最优风火打捆联合调度效果为输出,基于改进的 IEEE-39 节点系统进行测试。设计两个对照组如下:

1) 方法一:基于 NWP 风电预测出力数据构建风电不确定置信区间,进而优化风火联合发电

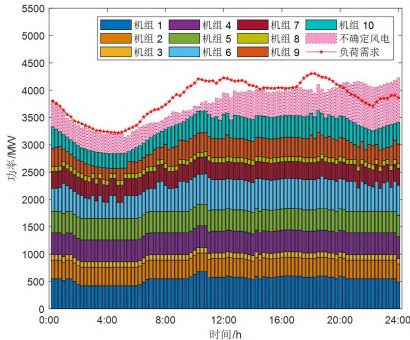


图 7 基于方法一的日内调度结果

Fig.7 Intraday dispatch results for methodology I

如图 7 和 8 所示,负荷需求为谷值负荷时,在 2:30-4:45 时段内,风火电协同互补调度输出功率等于负荷需求功率,确保了电力系统源荷电量的供需平衡稳定条件,在 19:45-24:00 时段风电出力增加,火电机组发出的下调指令不能满足系统功率平衡,联合外送功率越限,分别为 4313.48MW 和 3767.62MW;负荷需求为峰值负荷时,在 9:15-11:00 时段,火电机组增加出力,其协调调度能力达到极限条件,此时风电处于极端条件,风电输出功率极低,导致系统总的输出功率低于此时的负荷需求,在 17:30-18:00 时段,风电出力处于正常状态,但此时火电机组的协同互补能力不足,同理,使得源端风火电联合发电输出功率低于负荷需求,影响系统稳定运行。如图 9 所示,风火电在日内时间尺度上更好地分配到了最优的输出功率,满足源荷功率平衡的同时保证了最优的经济效益。该方法能够在日内调度阶段使得风火联合发电系统的调度计划更加精细化,优化了风火电的协调互补能力的同时也降低了风电出力的不确定性影响。

进一步,采用本文方法的风火联运协同调度模型的不确定集有效覆盖区间指标和不确定集高效数据刻画指标分别为 99.45%和 98.76%,相对于方法一和方法二,不确定集有效覆盖区间指标分别有效提升了 6.37%和 13.66%,不确定集高效数据刻画指标分别有效提升了 3.92%和 9.7%。上

系统的调度计划^[23]。

2) 方法二:基于随机规划多场景生成方法构建多个不同场景下的风电不确定集合,进而优化风火联合发电系统的调度计划^[24]。

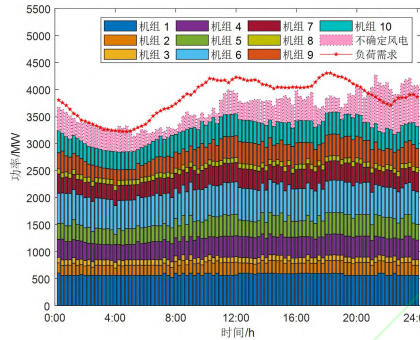


图 8 基于方法二的日内调度结果

Fig.8 Intraday dispatch results for methodology II

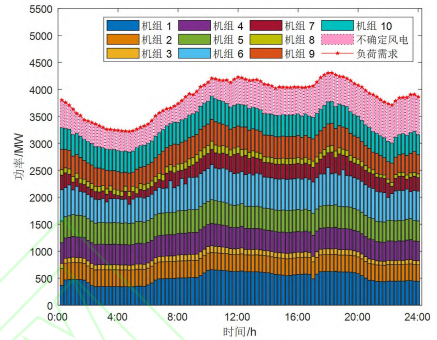


图 9 基于本文方法的日内调度结果

Fig.9 Intraday dispatch results for the methodology of this paper

述两个指标的解释与计算公式可参考文献^[25],这里不做详细介绍。综上可知,相比于方法一和方法二,本文所提出的改进风电不确定集构建方法的有效覆盖效果以及刻画的精细度更好。

4.2.3 风火联合发电系统调度动态潮流分析

为验证极端风电场景下考虑动态潮流安全约束的风火联合发电系统,设计算例 CS_C。

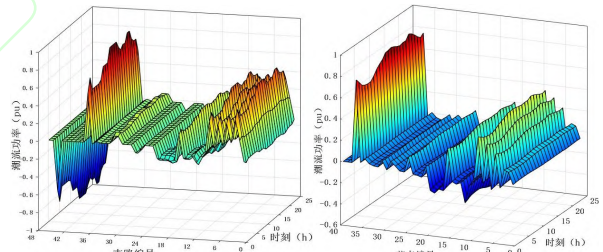


图 10 支路和节点各时段的潮流功率

Fig.10 The dynamic power flow of the branch and node

基于约束反馈流松弛和有效不确定域空间辨识技术的改进分支定界方法求解改进的 39 节点系统特定支路和所有节点的电网潮流分布,如图 10 表示联络线各支路和各节点功率流的实时分布情况;通过对风火联合发电系统的运行状态和功率流变化进行模拟计算和分析,并引入考虑输电线路功率转移因子动态调整矩阵,进一步跟踪约束风火协同调度模型机组组合的出力结果,计算出每个节点的功率输入和功率输出;通过减少互联节点间支路交互功率的偏差、优化风电场最优潮流的功率分配,能够跟踪电力系统中各个节点的功率转移量和输电线路断面潮流越限情况,

可以为制定优化调度计划提供指导，进一步验证了风火电协同调度的鲁棒性^[26]。

4.2.4 风火联合发电系统的经济效益分析

为验证并评估所提的风火联合发电系统优化调度策略的经济效益，本文设计算例 **CS_D**。

表 1 不同方法的经济效益评估指标对比

Tab.1 Comparison of economic benefit evaluation indicators of different methods

参数名称	本文方法	传统方法
外送通道功率波动率/%	6.77	8.96
全年外送电量/MWh	22 593 653.90	22 592 707.12
外送通道利用率/%	51.80	47.27
火电实际发电量/MWh	17 107 841.70	17 148 166.01
火电利用小时数/h	4 260.42	4 609.72
火电运行成本/万元	36 030.32	38 984.35
火电售电收益/万元	513 235.25	514 444.98
风电售电收益/万元	257 833.17	255 893.79
售电收益/万元	771 068.42	770 338.77
总体利润/万元	707 882.85	612 914.61

表 2 不同方法的风电消纳性能评估指标对比

Tab.2 Comparison of wind power integration performance evaluation indicators for different methods

参数名称	本文方法	传统方法
风电理论发电量/MWh	5 576 145.76	5 576 145.76
风电实际发电量/MWh	5 485 812.20	5 444 548.72
风电总弃电量/MWh	90 517.51	131 707.21
风电利用小时数/h	2 743.50	2 722.90
风电利用率/%	98.38	97.64

从经济效益角度分析，如表 1 所示，相比于传统模型来说，采用本文方法的调度模型的火电运行成本下降 2954.03 万元，火电售电收益下降 1209.73 万元，风电售电收益也增加 1939.38 万元，调度模型风火电售电收益整体增加大约 729.65 万元，全年总体利润可增加大约 94968.24 万元。经济参数指标详见附录 B-1。

从电力电量平衡角度分析，结合表 2 可知，本文采用的调度模型在全年调度过程中没有出现由于断面约束造成的大规模弃风现象，其火电机组实际发电量减少 40324.31MWh，火电利用小时数相应减少 349.3 小时，风电实际发电量增加 4126.35 万千瓦时，总弃电量减少 4118.97 万千瓦时；优化模型的火电实际发电、用电的比例减少，风电利用率有效提升。因此，从稳定调度效果、风电消纳能力和经济效益三个方面总结可知，本文采用的协同优化调度方法有效提升了风电消纳

能力和系统整体经济效益。

5 结论

本文提出了一种考虑改进风电不确定集鲁棒优化的风火联合发电系统日前-日内两阶段协同调度方法，充分利用源端系统风、火电资源的运行特性和互补协同优势来提高风火联合发电系统整体协调调度能力、风电消纳能力与经济效益，为风火联合发电系统更好地协同调度运行提供了支撑与参考。算例分析验证了本文所提方法的有效性和准确性，结论如下：

1)通过在狄里克雷随机分布的非参数贝叶斯概率密度函数中引入数据驱动 AdaBoost 构架下的损失函数，构造了一种基于“闭环反馈型”数据驱动的风电不确定集合，一定程度上避免了利用先验概率信息的激进性和使用传统鲁棒优化的保守性问题，有效降低了风电不确定性出力的影响，提升了风电消纳能力和系统整体经济效益。

2)通过建立基于改进风电不确定集合的日前-日内两阶段风火联运鲁棒优化调度模型，实现对风火协同调度过程的动态随机筛选，并增加考虑风电不确定集鲁棒性和线路潮流安全性的约束，保证了不确定集参与鲁棒优化调度的准确性，改善了风火联合优化调度模型的鲁棒性。

3)采用鲁棒对偶理论将风火联运协同调度的不确定性优化问题转换为可求解的确定性鲁棒对等模型，并基于反馈流松弛和有效不确定域空间辨识约束的改进分支定界鲁棒优化求解方法进行潮流计算，实现了复杂模型的快速优化求解。

参考文献

- [1] 舒印彪, 陈国平, 贺静波, 等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. 中国工程科学, 2021, 23(6): 61-69.
SHU Yinbiao, CHEN Guoping, HE Jingbo, et al. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. Strategic Study of CAE, 2021, 23(6): 61-69 (in Chinese)
- [2] 国家能源局. 新型电力系统发展蓝皮[EB/OL]. [2023-06-02]. <http://www.nea.gov.cn>.
National Energy Administration. Development blue book for new power systems[EB/OL]. [2023-02-17]. <http://www.nea.gov.cn>.

- [3] 杜刚, 赵冬梅, 刘鑫. 计及风电不确定性优化调度研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2608-2627.
DU Gang, ZHAO Dongmei, LIU Xin. Research review on optimal scheduling considering wind power uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2608-2627(in Chinese)
- [4] 叶林, 路朋, 赵永宁等. 含风电电力系统有功功率模型预测控制方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6181-6198.
YE Lin, LU Peng, ZHAO Yongning, et al. Review of model predictive control for power system with large-scale wind power grid-connected[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6181-6198(in Chinese)
- [5] 叶林, 张慈杭, 汤涌等. 多时空尺度协调的风电集群有功分层预测控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(13): 3767-3780+4018.
YE Lin, ZHANG Cihang, TANG Yong, et al. Active power stratification predictive control approach for wind power cluster with multiple temporal and spatial scales coordination[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(13): 3767-3780+4018(in Chinese)
- [6] Lin Ye, Cihang Zhang, Yong Tang, et al. Hierarchical model predictive control strategy based on dynamic active power dispatch for wind power cluster integration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4617-4629.
- [7] SOROUDI A, RABIEE A, KEANE A. Stochastic real-time scheduling of wind-thermal generation units in an electric utility[J]. IEEE Systems Journal, 2017, 11(3): 1622-1631.
- [8] 蒋宇, 陈星莺, 余昆等. 考虑风电功率预测不确定性的日前发电计划鲁棒优化方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(19): 57-63+183.
JIANG Yu, CHEN Xingying, YU Kun, et al. Robust optimization method for day-ahead generation scheduling considering prediction uncertainty of wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 57-63+183(in Chinese)
- [9] 葛晓琳, 郝广东, 夏澍等. 高比例风电系统的优化调度方法[J]. 电网技术, 2019, 43(2): 390-400.
GE Xiaolin, HAO Guangdong, XIA Shu, et al. An optimal system scheduling method with high proportion of wind power[J]. Power System Technology, 2019, 43(2): 390-400(in Chinese)
- [10] 杨策, 孙伟卿, 韩冬等. 考虑风电出力不确定的分布鲁棒经济调度[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3649-3655.
YANG Ce, SUN Weiqing, HAN Dong, et al. Distributionally-robust economic dispatch considering uncertain wind power output[J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3649-3655(in Chinese)
- [11] 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+5288.
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+5288(in Chinese)
- [12] 彭春华, 刘兵, 孙惠娟. 基于分类不确定性集合的电力系统环境经济鲁棒调度[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2202-2212+2399.
PENG Chunhua, LIU Bing, SUN Huijuan. Environmental economic robust dispatch of power system based on classification uncertainty sets[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2202-2212+2399(in Chinese)
- [13] 王博, 詹红霞, 张勇等. 考虑风电不确定性的风蓄火联合优化经济调度研究[J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 93-100.
WANG Bo, ZHAN Hongxia, ZHANG Yong, et al. Combined optimal economic dispatch of wind-storage-fire considering wind power uncertainty[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(1): 93-100(in Chinese)
- [14] P. Liu, Z. Wu, W. Gu, et al. An improved spatial branch-and-bound algorithm for non-convex optimal electricity-gas flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems. 2022, 37(2): 1326-1339.
- [15] W. van Ackooij, E. C. Finardi and G. M. Ramalh. An exact solution method for the hydrothermal unit commitment under wind power uncertainty with joint probability constraints[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6487-6500.
- [16] 宋晨辉, 冯健, 杨东升等. 考虑系统耦合性的综合能源协同优化[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(10): 38-45+86.
SONG Chenhui, FENG Jian, YANG Dongsheng, et al. Collaborative optimization of integrated energy considering system coupling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 38-45+86(in Chinese)
- [17] 晏鸣宇, 张伊宁, 艾小猛等. 采用 Benders 分解含机组禁止运行区间的安全约束最优潮流[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(6): 60-65.
YAN Mingyu, ZHANG Yining, AI Xiaomeng, et al. Benders decomposition based security-constrained

- optimal power flow considering generator prohibited zones[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(6): 60-65(in Chinese)
- [18] 王斌, 夏叶, 夏清等. 基于 Benders 分解法的交直流互联电网安全约束经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(6): 1588-1595.
- WANG Bin, XIA Ye, XIA Qing, et al. Security-constrained economic dispatch with ac/dc interconnection system based on benders decomposition method[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6): 1588-1595(in Chinese)
- [19] Zhuangzhuang Li, Ping Yang, Yi Guo, Guanpeng Lu. Medium-term multi-stage distributionally robust dispatching of hydro-wind-solar complementary systems in electricity markets considering multiple time-scale uncertainties[J]. Applied Energy, 2023, 347(1): 121371.
- [20] 周校聿, 刘尧, 鲍福增等. 百兆瓦级储能参与电网双重辅助服务调度的联合优化模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(19): 60-69.
- ZHOU Xiaoyu, LIU Rao, BAO Fuzeng, et al. Joint optimization model for hundred-megawatt-level energy storage participating in dual ancillary services dispatch of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(19): 60-69(in Chinese)
- [21] 张舒鹏, 董树峰, 徐成司等. 大规模储能参与电网调频的双层控制策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19): 55-62.
- ZHANG Shupeng, DONG Shufeng, XU Chengsi, et al. Bi-level control strategy for power grid frequency regulation with participation of large-scale energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 55-62(in Chinese)
- [22] Kaifeng Wang, Lin Ye, Shihui Yang, et al. A hierarchical dispatch strategy of hybrid energy storage system in internet data center with model predictive control[J]. Applied Energy, 2023, 331(1): 120414.
- [23] 苗长新, 王霞, 李昊等. 基于数值天气预报风速误差修正的风电功率日前预测[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3455-3464.
- MIAO Changxin, WANG Xia, LI Hao, et al. Day-ahead prediction of wind power based on nwp wind speed error correction[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3455-3464 (in Chinese)
- [24] Jinghua Li, Jiasheng Zhou, Bo Chen. Review of wind power scenario generation methods for optimal operation of renewable energy systems [J]. Applied Energy, 2020, 280 (15): 115992.
- [25] 刘斌, 刘锋, 王程等. 适用于鲁棒调度的风电场出力不确定性集合建模与评估[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(18): 8-14.
- LIU Bin, LIU Feng, WANG Cheng, et al. Uncertainty set modeling and evaluation of wind farm power output for robust dispatch[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(18): 8-14(in Chinese)
- [26] 叶林, 张亚丽, 巨云涛等. 用于含风电场的电力系统概率潮流计算的高斯混合模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(15): 4379-4387+4578.
- YE Lin, ZHANG Yali, JU Yuntao, et al. Gaussian mixture model for probabilistic power flow calculation of system integrated wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(15): 4379-4387+4578(in Chinese)

附录 A

采用的表征风电功率历史预测误差的二次型整定函数表达式为:

$$J(u) = (\tau_1^T W_1 \tau_1 + \tau_3^T W_3 \tau_3) + \tau_2^T W_2 \tau_2 \quad (A-1)$$

式中, $J(u)$ 描述为风电功率历史预测误差值, τ_1 、 τ_1^T 、 τ_2 、 τ_2^T 、 τ_3 和 τ_3^T 分别为风电功率历史数据和预测数据的状态变量及其转置和输入变量及其转置, W_1 、 W_2 、 W_3 为与其对应的加权矩阵。

根据二次型整定函数表达式和基于图论的误差集合 $m_i = [u_k | u_{(1)}, u_{(2)}, \dots, u_{(N)}, k \in N]$, 得到一个 $n \times n$ 维的相似度矩阵:

$$D_{eg} = \begin{bmatrix} 1 & \sum_{j=1}^n W_{1,2} & \sum_{j=1}^n W_{1,i} & \sum_{j=1}^n W_{1,i+1} & \cdots & \sum_{j=1}^n W_{1,n} \\ \sum_{j=1}^n W_{2,1} & 1 & \sum_{j=1}^n W_{2,i} & \sum_{j=1}^n W_{2,i+1} & \cdots & \sum_{j=1}^n W_{2,n} \\ \sum_{j=1}^n W_{i,1} & \sum_{j=1}^n W_{i,2} & \ddots & \sum_{j=1}^n W_{i,i+1} & \cdots & \sum_{j=1}^n W_{i,n} \\ \sum_{j=1}^n W_{i+1,1} & \sum_{j=1}^n W_{i+1,2} & \sum_{j=1}^n W_{i+1,i} & 1 & \cdots & \sum_{j=1}^n W_{i+1,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 1 & \vdots \\ \sum_{j=1}^n W_{n,1} & \sum_{j=1}^n W_{n,2} & \sum_{j=1}^n W_{n,i} & \sum_{j=1}^n W_{n,i+1} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (A-2)$$

式中, $\sum_{j=1}^n W_{ij}$ 为风电功率历史预测误差数据 i 和其他所有 n 个数据点 j 之间权重值的总和, 即数据点 i 的度; D_{eg} 为 $n \times n$ 对称型相似度矩阵。

基于高斯核函数的全连接法计算得到风电功率历史预测误差数据的邻接矩阵如下:

$$A_{dj} = \exp \left(-\frac{\|m_i - m_j\|_2^2}{2\sigma^2} \right) \quad (A-3)$$

式中, A_{dj} 为基于高斯核函数的全连接法得到风电场各个空间状态数据点之间的 $n \times n$ 阶数据邻接矩阵, 体现了不确定数据样本点间的映射关系; σ 表示高斯核函数中用来调整邻接矩阵中各因子邻近幅值的超参数。 $\|m_i - m_j\|_2^2$ 表述风电场两个数据样本点间的欧氏距离。

风电功率历史预测误差数据的正则化拉普拉斯矩阵表达

式如下:

$$\begin{cases} L_{ap} = D_{eg} - A_{dj} \\ L_{ap}^{sym} = I - D_{eg}^{-\frac{1}{2}} A_{dj} D_{eg}^{-\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (A-4)$$

求解可得: 均值、协方差以及主成分的累积贡献率指标计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_0 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u_k \\ S_{cov} = H \Lambda H^T = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (m_i - e\mu_0^T)^T (m_{ki} - e\mu_0^T) \\ CCR = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^N \lambda_k} (i=1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (A-5)$$

式中, L_{ap} 和 L_{ap}^{sym} 分别为用于高维空间中风电场不确定数据映射相关性解释的拉普拉斯矩阵和正则化拉普拉斯矩阵; μ_0 和 S_{cov} 分别为主成分分析得到的风电场出力数据的均值和协方差矩阵, N 为风电场出力数据向量的维度, Λ 表示由协方差矩阵 Γ 的特征值倒序排列组成的对角矩阵, H 和 H^T 表示相应的特征矩阵及其转置, m_i 和 m_{ki} 为第 i 个风电出力数据样本和在第 k 维度上的第 i 个风电出力数据样本。

数据驱动 AdaBoost (Adaptive Boosting, 自适应增强)

构架下的损失函数计算公式如下:

$$H_{loss}(h_m, G_m) = \arg \min_{h, G} \sum_{i=1}^n \exp[-p_i(t) f_{m-1}(t, p_i) + hG(t, p_i)] \quad (A-6)$$

式中, n 为分类器模型迭代总次数, $f_{m-1}(t, p_i)$ 表示风电功率历史预测误差数据在高维空间不确定变化的输出结果, 该损失函数的构造原则一定程度上满足贝叶斯一致性判断。

狄里克雷随机分布的非参数贝叶斯概率密度函数为:

$$D_{ir}(m|u_k) = \frac{\Gamma\left(\sum_{k=1}^N u_k\right)}{\prod_{k=1}^N \Gamma(u_k)} \prod_{k=1}^{N-1} \mathbb{Z}_k^{u_k-1} (1 - \mathbb{Z}_1 - \dots - \mathbb{Z}_{N-1})^{\alpha_N-1} \quad (A-7)$$

附录 B

表 B-2 火电机组的主要技术参数指标

Tab.B-2 The main technical parameter indicators of thermal power units

参数	机组对应接入节点编号									
	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
最大出力(MW)	600	600	400	400	400	400	350	350	100	100
最小出力(MW)	240	240	100	100	100	100	140	140	25	25
成本参数 α_i (元/MW ²)	0.033 6	0.033 6	0.019 4	0.019 4	0.019 5	0.019 5	0.015 3	0.015 3	0.061 2	0.062 0
成本参数 β_i (元/MW)	113.4	113.3	74.921	74.921	75.031	75.031	108.816	108.816	181	180
成本参数 γ_i (元)	6 994	6 989.2	3 100.02	3 100.02	3 119.1	3 119.1	1 770.57	1 770.57	2 183.35	2 183.35
最小启停时间(h)	10	10	8	8	8	8	5	5	1	1
上下爬坡速率(p.u./h)	0.375	0.375	0.3	0.3	0.3	0.3	0.27	0.27	0.15	0.15
启停成本(元)	45 000	45 000	31 200	31 200	31 200	31 200	23 400	23 400	2 300	2 300

$$\begin{cases} \mathbb{Z}_k^{u_k-1} = [\mathbb{Z}_1^{u_1}, \mathbb{Z}_2^{u_2}, \dots, \mathbb{Z}_k^{u_k}] \sim \sum_{k=1}^{\infty} \left(\pi_k N(u_k | \bar{u}_k, \Sigma S_{cov}^{u_k}) \right) \\ m.g.d \sim N(u_k | \bar{u}_k, \Sigma S_{cov,k}) \\ = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{k}{2}}} \frac{1}{|\Sigma S_{cov,k}|^{\frac{1}{2}}} e^{\left[-\frac{1}{2} (u_k - \bar{u}_k)^T (\Sigma S_{cov,k})^{-1} (u_k - \bar{u}_k) \right]} \end{cases} \quad (A-8)$$

式中, $\Gamma(u_k)$ 为 Gamma 函数表达式, $D_{ir}(m|u_k)$ 表示风电出力数据在高维空间中的不确定随机变化过程; $\mathbb{Z}_k^{u_k-1}$ 用来表示风电场出力数据样本在不同维度上的随机变量集的空间映射关系, $N(u_k | \bar{u}_k, \Sigma S_{cov}^{u_k})$ 表示维度 k 上的均值为 u_k , 协方差为 $\Sigma S_{cov,k}$ 的向量呈现多元高斯分布, \bar{u}_k 表示维度为 k 的数据向量的均值, π_k 为采用狄里克雷随机分布的非参数贝叶斯统计的权重系数。

附录 B

表 B-1 主要经济参数指标

Tab.B-1 Main economic parameter indicators

参数	数值
统计周期(h)	8 760.00
断面极限功率(MW)	5 456.00
煤炭价格 (元/t)	787.00
风电上网电价 (元/kWh)	0.47
煤电上网电价 (元/kWh)	0.30



叶林

作者简介:

叶林(1968), 男, 教授, 博士生导师, 德国洪堡学者, 主要研究方向为电力系统自动化、新能源发电并网运行与控制, yelin@cau.edu.cn;

张步昇(1999), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与控制、新能源发电技术, zhangbusheng@cau.edu.cn;

Optimal Collaborative Dispatching of Wind-thermal Combined Power Generation System in the Day-ahead and Intra-day Stages

YE Lin¹, ZHANG Busheng¹, GUO Kailei¹, PEI Ming¹, XIA Xue², XIE Huan²

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University; 2. North China Electric Power Research Institute Co. Ltd.)

KEY WORDS: coordination of wind and thermal dispatch; wind power uncertainty set; robust optimization; improved branch and bound method; dynamic power flow constraint

With the rapid growth of connected wind power resources and increasing demand, it is necessary to optimally allocate electric and thermal power resources to improve the coordinated dispatching of wind-thermal complements. A synergistic approach using wind-fire co-generation and optimal dispatching technology can achieve coordination of complementary and flexible dispatching within the wind-fire power system.

This paper proposes a day-ahead and intra-day stages cooperative dispatching method for a wind-thermal combined power generation system based on the improved robust optimization of wind power uncertainty sets. The schematic diagram is shown in Fig. 1.

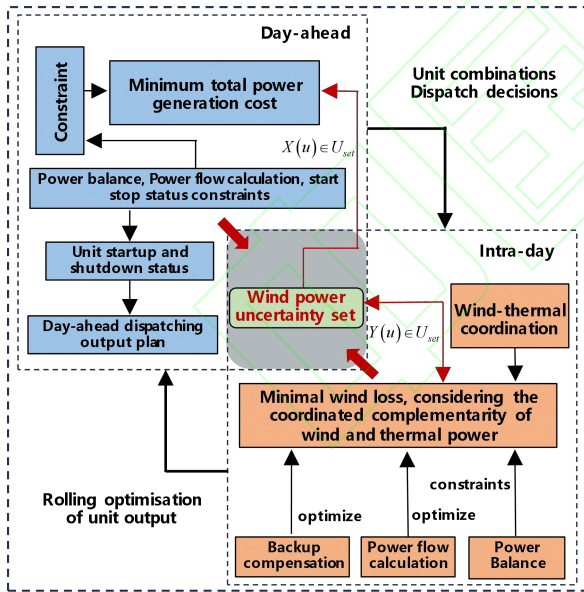


Fig. 1 Improved robust uncertainty set optimization for wind-thermal combined dispatch strategy diagram

Firstly, the paper proposes a mathematical model for the coordinated optimization and dispatching of wind-thermal combined power generation systems in the day-ahead and intra-day stages. Secondly, a refined uncertain set for wind power historical forecast errors is presented. Using a non-parametric Bayesian probability density statistic based on the Dirichlet stochastic distribution, the expression for determining the range of

uncertainty in the prediction error for historical wind power generation is:

$$U_{set} = \left\{ \begin{array}{l} u = \mu_0 + L_{ap}^{sym} u_k, \\ u_k = \mu_0 \pm (\xi^- \kappa^- + \xi^+ \kappa^+) \\ 0 \leq \kappa^- \leq \kappa \leq \kappa^+ \leq e, \\ \kappa^- + \kappa^+ \leq e, e^T (\kappa^- + \kappa^+) \leq \Phi \\ \xi^- = [L_{ap}^{sym} \cdot CCR \cdot H_{loss}(h_m, G_m)]_{u_k}^T \in R^{N \times N} \\ \xi^+ = [L_{ap}^{sym} \cdot CCR \cdot H_{loss}(h_m, G_m)]_{u_{1-k}}^T \in R^{N \times N} \end{array} \right\} \quad (1)$$

where U_{set} is a robust uncertain set of wind power historical prediction error data, μ_0 is the mean value of uncertain parameter vector, $[u_k, k \in N]$ is the k -th error vector in the $n \times n$ dimensional similarity matrix of error sets, L_{ap}^{sym} is the Laplacian matrix that characterizes the spatial distribution correlation law of wind power historical prediction data. CCR is the cumulative contribution rate indicator of principal components, ξ^- and ξ^+ respectively are the upper and lower uncertainty limit vectors of the wind power historical prediction data, κ^- and κ^+ respectively are the forward deviation amount and backward deviation amount of the probability distribution of the uncertainty vector, Φ is the maximum uncertainty deviation value allowed to deviate from its mean vector. $H_{loss}(h_m, G_m)$ represents the loss function, h_m and G_m respectively are the classifier models and their corresponding weight coefficient matrices under the AdaBoost framework.

In addition, the complex problem of theoretical uncertainties within the robust pairwise model has been simplified by creating a deterministic robust reciprocal model. This has been achieved using the improved branch-and-bound method for calculating tidal currents. Compared to the conventional approach, the suggested dispatching approach decreases the influence of wind power unpredictability. It enhances the consumption capability of wind power, as well as the overall economic effectiveness of the system.