

梯级水光互补配电系统数据驱动不确定性建模与鲁棒调度

李洪¹, 蔺晨晖², 丁理杰³, 张华³, 吴冠男², 吴文传², 杨勇波³

(1. 清华大学深圳国际研究生院, 广东深圳 518000; 2. 清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京 100084;
3. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川成都 610041)

摘要:小水电来水与分布式光伏都存在极强的不确定性和相关性,如何在保证安全的前提下实现水光互补最优运行是亟待解决的问题。为了确保配电网安全运行以及提高发电效益,以最小弃光弃水为目标,考虑交流潮流,引入安全约束,建立梯级水电-光伏互补日前两阶段调度模型。考虑到多重不确定性之间的相关性,提出一种数据驱动的方法,建立不确定性高维多面体集。采用两阶段鲁棒优化处理可再生能源的不确定性。针对水电站边界运行状态短时间尺度下水流不确定性造成的影响,提出改进的列与约束生成算法。算例分析表明,所提方法能够充分挖掘梯级小水电的灵活性,提升分布式光伏的消纳能力,并保证配电网的安全运行。

关键词:主动配电网;梯级小水电;水光互补;高维多面体集;两阶段鲁棒调度

中图分类号:TM73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202603004

0 引言

为了应对能源枯竭与全球气候变化问题,大力发展可再生能源、加快能源转型已成为战略举措,2025年末我国可再生能源发电量占全部发电量的38%^[1]。分布式光伏电源主要通过10 kV及以下配电网接入,相较于城市而言,农村配电网的网架结构薄弱,供电半径大,用电负荷轻,自动化水平低,分布式光伏大规模接入会使配电网潮流过载、电压越限等安全问题频发^[2-3]。针对以上问题,以我国西南为代表的水电富集地区通过对小水电灵活性进行改造,提升小水电调节能力,促进分布式可再生能源经济消纳与运行安全。因此,为了适应配电网中分布式光伏日益提高的渗透率,开展小水电与分布式光伏互补优化运行技术研究具有巨大的科技和工程应用价值^[4]。

近年来,为了充分发挥梯级小水电的潜力,小水电与光伏等可再生能源多能互补的短期运行调度优化策略备受关注^[5]。随着预测能力的不断提高,目前短期优化大多只考虑风光的不确定性^[6-8],而针对水电站径流不确定性的研究主要集中在中长期规

划^[9]。然而,在水位到达边界,小水电水库蓄水或者排水容量不足以满足调度需求时,水库会因短期径流误差而超出限制水位或者供电不足,从而产生大量的弃水或者弃光^[10-11]。文献[12]证明,虽然短期径流预测不确定性较小,但仍对水电站短期运行产生不可忽视的影响。文献[13]针对短期水电站运行规划,提出一种短期水流量预测不确定性的量化方法。在一些缺乏数据支撑、预测能力较差的偏远地区,考虑水库边界运行状态,确保配电网安全与可再生能源消纳,针对分布式光伏与梯级小水电接入配电网日前调度的不确定性展开研究具有重要的现实意义。

在应对可再生能源的不确定性时,建立不确定性集是一种常用方法^[14]。部分研究建立的简单盒式不确定性集^[15],具有较高的保守性,难以描述多重不确定性在时间和空间上的相关性。为此,有学者研究数据驱动的不确定性集建立方法。文献[16]基于历史样本建立多场景的离散不确定性集,求解高效,但是难以刻画高维时空相关性。文献[17]利用神经网络训练得到电动汽车充放电的多面体不确定性集,以降低保守性,但是神经网络训练依赖大量的数据集,在高维高相关场景下,很难训练出一个较好的模型。文献[18]将不确定性集拉向高密度区域,以降低保守性,但是该方法在二维层面就已经出现高度的非线性项,在拓展到高维的情况下计算成本将很高,且会出现维数灾问题^[19]。文献[20]采用主成分分析(principal component analysis, PCA)以及核密度估计(kernel density estimation, KDE)方法建立风电出力多面体集,有效捕捉时序上的相关性并降低保守度,但为多重不确定性变量统一建立高维不确定性集时,空间上的量级差异会导致模型的拟合

收稿日期:2025-04-14;修回日期:2025-12-31

在线出版日期:2026-03-09

基金项目:国家电网公司总部科技项目(小水电调节能力提升及与分布式光伏联合运行关键技术研究)(5400-202426191A-1-1-ZN)

Project supported by the Science and Technology Program of the Headquarters of State Grid Corporation of China (Research on the Key Technologies for Enhancing the Regulation Capacity of Small Hydropower Stations and Their Joint Operation with Distributed Photovoltaic Systems)(5400-202426191A-1-1-ZN)

效果非常差。当前,基于数据驱动构建高维不确定性集的方法大多应用于风光发电及电动车虚拟电厂场景,而关于该方法在水光互补发电领域应用的研究较为匮乏。

当前关于水光互补发电系统的研究一般只考虑功率平衡,未能充分考量梯级小水电与光伏大规模接入对配电网运行产生的复杂影响^[21]。文献[22]在构建水光互补调度模型时,引入直流潮流理论,但忽略了无功调节对电网运行的关键作用,未深入探究配电网节点电压质量问题。文献[23]围绕小水电接入配电网的无功优化控制策略展开研究。文献[24]针对微网场景,提出基于电力电子的电压控制策略以改善电压质量。但上述研究均未考虑梯级水电间复杂的高维水力耦合特性。关于在多重不确定性条件下,深度挖掘梯级水光互补特性,提升可再生能源消纳水平,并保障配电网电压质量的日前调度策略的研究,目前仍处于探索阶段。

本文考虑日前调度的水光不确定性,通过引入配电网交流潮流与安全约束,建立水光互补模型,充分挖掘梯级水电与光伏协同优化配电网的能力。本文主要工作如下:考虑配电系统中梯级水电来水和光伏可用功率的复杂时空相关性,通过改进的PCA-KDE方法建立刻画水光不确定性的高维多面体集,提升高维不确定性集的拟合精度;针对配电系统中光伏广泛接入以及强波动性引入的电压越限风险,构建梯级水光互补发电联合优化调度模型,通过挖掘梯级水电站发电的灵活性实现光伏消纳能力与配电网电压质量的提升;考虑日前来水不确定性对水库水位边界运行的影响,基于列和约束生成算法(column and constraint generation algorithm, C&CG)提出子问题不可行性检验方法,保证日内安全运行;通过仿真算例验证基于数据驱动建立的高维多面体集的有效性,结合实际电网案例进行优化调度,验证本文所提调度算法的有效性。

1 梯级水光互补接入的配电网调度模型

梯级水光互补联合发电系统的构成及运行模式如附录A图A1所示。该系统由梯级水电站、光伏电站、负荷以及上级电网构成。在互补系统运行中,梯级水电站利用灵活的出力能力,不仅需要承担平抑光伏与负荷波动、增加光伏消纳能力、提升经济效益的任务,还需要配合光伏的无功调节能力以保证电网的安全性,确保电压不越限以及线路不过载。因此,为了保障配电网安全以及提升经济效益,本文考虑交流潮流安全约束,建立梯级水光互补调度模型。

1.1 梯级水电站建模

梯级水电站一般是指同一流域上下游串联的水电站组,水电站组之间存在复杂的水力关系与电力

关系。模型中最重要的约束是水平衡约束,即:

$$V_{i,t} = V_{i,t-1} + \left(I_{i,t} - Q_{\text{out},i,t} + \sum_{j \rightarrow i} Q_{\text{out},j,t} \right) \Delta t \quad (1)$$

式中: $V_{i,t}$ 、 $V_{i,t-1}$ 分别为节点*i*水电站在*t*、*t-1*时刻的库容; $I_{i,t}$ 为节点*i*水电站在*t*时刻的总自然来水; $\sum_{j \rightarrow i} Q_{\text{out},j,t}$ 为所有上级节点*j*水电站在*t*时刻流向节点*i*水电站的流量; $Q_{\text{out},i,t}$ 为水电站*i*在*t*时刻的总出库流量; Δt 为单位计算时长。

另外,梯级水电站模型还包括水电站出力约束、发电水头计算公式、水位-库容转换约束、库容限制约束、水电站出力限制约束、排水量限制约束,具体表达式如附录A式(A1)~(A9)所示。

1.2 分布式光伏电站建模

分布式光伏发电受自然因素的影响较大,考虑分布式光伏可能存在减载的运行场景,其出力模型为:

$$P_{i,t}^{\text{pv}} = P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}} - P_{\text{loss},i,t}^{\text{pv}} \quad (2)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{pv}}$ 为节点*i*光伏电站在*t*时刻的实际发电; $P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}}$ 为节点*i*光伏电站在*t*时刻的预测最大发电,由当地光照强度、环境温度决定,是日前预测的不确定变量; $P_{\text{loss},i,t}^{\text{pv}}$ 为节点*i*光伏电站在*t*时刻的弃光量。

光伏电站在向电网发送有功的同时也具有无功调控能力,光伏无功功率计算公式为:

$$\left(P_{i,t}^{\text{pv}} \right)^2 + \left(Q_{i,t}^{\text{pv}} \right)^2 \leq S_{\text{max},i}^2 \quad (3)$$

式中: $Q_{i,t}^{\text{pv}}$ 为节点*i*光伏电站在*t*时刻的无功出力; $S_{\text{max},i}$ 为节点*i*光伏电站的视在功率最大容量,由光伏电站设备决定。

同时,光伏电站出力存在式(4)所示限制。

$$0 \leq P_{i,t}^{\text{pv}} \leq P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}} \quad (4)$$

1.3 配电系统建模

配电系统模型由潮流断面容量约束和配电系统潮流约束组成。

1.3.1 潮流断面容量约束

配电系统接入上级电网的节点潮流断面容量存在限制,约束公式为:

$$P_{\text{min}} \leq \sum_i \left(P_{i,t}^{\text{g}} + P_{i,t}^{\text{pv}} + P_{i,t}^{\text{l}} \right) \leq P_{\text{max}} \quad (5)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{g}}$ 为节点*i*负荷在*t*时刻的有功功率; $P_{i,t}^{\text{pv}}$ 为节点*i*水电站在*t*时刻的发电功率; P_{min} 、 P_{max} 分别为潮流断面功率下限和上限。接入上级电网的潮流断面允许功率交换,但是这种功率交换的能力会受到设备容量的限制。

1.3.2 配电系统潮流约束

考虑交流潮流,引入电网安全约束,不仅可以确保配电网节点电压不越限以及线路不过载,还能充分利用光伏无功调节能力,确保电网安全。

1) 线路潮流约束。

光伏电站具备灵活可调的无功容量,其无功调节能力对提升电能质量、维持配电网电压稳定具有重要作用。然而,现有研究大多采用直流潮流模型^[25],仅能描述有功功率的传输特性,还需要考虑无功功率对配电网运行的关键影响。采用二阶锥松弛方法建立混合整数二阶锥凸优化模型^[26]会使算法收敛到非最优状态,因此,本文采用一种状态无关潮流模型^[27]对交流潮流进行线性化处理,以平衡模型准确性与计算效率。线性化交流潮流方程为:

$$Y_{ij} = \begin{cases} -y_{ij} & j \neq i \\ y_{ii} + \sum_{s=1, s \neq i}^N y_{is} & j = i \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{Y}^m = \mathbf{G}^m + j\mathbf{B}^m \quad (7)$$

$$P_{i,t}^m = \sum_{j=1}^N G_{ij} V_{j,t} - \sum_{j=1}^N B'_{ij} \theta_{j,t} \quad (8)$$

$$Q_{i,t}^m = -\sum_{j=1}^N B_{ij} V_{j,t} - \sum_{j=1}^N G_{ij} \theta_{j,t} \quad (9)$$

式中: \mathbf{Y}^m 为节点导纳矩阵; Y_{ij} 为 \mathbf{Y}^m 的第*i*行第*j*列元素; y_{ij} 为节点*i*和节点*j*之间线路的导纳; y_{ii} 为节点*i*对地导纳; N 为节点总数; \mathbf{G}^m 、 \mathbf{B}^m 分别为 \mathbf{Y}^m 的实部和虚部矩阵; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为 \mathbf{G}^m 、 \mathbf{B}^m 的第*i*行第*j*列元素; $P_{i,t}^m$ 、 $Q_{i,t}^m$ 分别为节点*i*在*t*时刻的注入有功和无功; $\theta_{j,t}$ 为节点*j*在*t*时刻的电压相角; B'_{ij} 为 \mathbf{B} 近似矩阵 \mathbf{B}' 的第*i*行第*j*列元素,计算公式如式(10)所示。

$$B'_{ij} = \begin{cases} B_{ij} & j \neq i \\ B_{ij} - b_{ii} & j = i \end{cases} \quad (10)$$

式中: b_{ii} 为 y_{ii} 的虚部。

2)节点功率约束为:

$$P_{i,t}^m = P_{i,t}^g + P_{i,t}^{pv} - P_{i,t}^l \quad (11)$$

$$Q_{i,t}^m = Q_{i,t}^g + Q_{i,t}^{pv} - Q_{i,t}^l \quad (12)$$

式中: $Q_{i,t}^l$ 为节点*i*负荷在*t*时刻的无功功率; $Q_{i,t}^g$ 为节点*i*水电站在*t*时刻的无功功率。当*i*∉ N_1 时, $P_{i,t}^g=0$, $Q_{i,t}^g=0$;当*i*∉ N_2 时, $P_{i,t}^{pv}=0$, $Q_{i,t}^{pv}=0$;当*i*∉ N_3 时, $P_{i,t}^l=0$, $Q_{i,t}^l=0$ 。其中: N_1 为水电站节点集合; N_2 为光伏电站节点集合; N_3 为负荷节点集合。

3)安全约束。

安全约束包括节点电压与线路电流上下限约束,即:

$$\begin{cases} V_{i,t}^{\min} \leq V_{i,t} \leq V_{i,t}^{\max} \\ I_{ij,t}^{\min} \leq I_{ij,t} \leq I_{ij,t}^{\max} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $V_{i,t}$ 为节点*i*在*t*时刻的电压幅值; $V_{i,t}^{\min}$ 、 $V_{i,t}^{\max}$ 分别为节点*i*最小和最大允许电压; $I_{ij,t}$ 为线路*ij*在*t*时刻的电流; $I_{ij,t}^{\min}$ 、 $I_{ij,t}^{\max}$ 分别为线路*ij*允许通过的最小和最大电流。

1.4 优化目标

在偏远地区的水光互补系统中,配电网的净功

率由上级电网通过并网节点进行补偿。考虑到该场景下的经济性优化目标,暂不考虑向主网购电的费用及分时电价机制,而以最小化弃光弃水量为核心目标,具体目标函数为:

$$\min \sum_i \sum_t K_i H_{i,m} (Q_{\text{out},i,t} - Q_{i,t}) + \sum_i \sum_t (P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}} - P_{i,t}^{\text{pv}}) \quad (14)$$

式中: K_i 为节点*i*水电机组的出力系数,一般取一固定值; $H_{i,m}$ 为最高水位下的转换系数,计算公式如式(15)所示。

$$H_{i,m} = Z_{i,\text{max}} - b_{0,i} \quad (15)$$

$$Z_{i,\text{max}} = a_{3,i} V_{i,\text{max}}^3 + a_{2,i} V_{i,\text{max}}^2 + a_{1,i} V_{i,\text{max}} + a_{0,i} \quad (16)$$

式中: $Z_{i,\text{max}}$ 为节点*i*水电站的最高水位; $a_{3,i}$ 、 $a_{2,i}$ 、 $a_{1,i}$ 、 $a_{0,i}$ 分别为节点*i*水电站水位-库容函数的三次、二次、一次、零次项系数, $b_{0,i}$ 为节点*i*水电站尾水位-出库流量函数的零次项系数,这些系数由水库实际规模决定; $V_{i,\text{max}}$ 为节点*i*水电站的最大库容。

由于弃水只在水库水位达到最高时出现,而尾水位主要受基准值的影响,因此,式(1)可线性转换为式(15)。

2 数据驱动的不确定性高维多面体集构建方法

考虑配电网梯级水光互补系统中存在时空相关性的多重不确定性,本文采用PCA法以及核密度函数建立高维多面体集来描述不确定性,针对数据量级差异对不确定性集构建的干扰,提出建立归一化矩阵,将各维度数据映射至统一尺度空间。

2.1 不确定性归一化

将不确定性数据表示为不确定性数据集 $U = [\mathbf{u}^1, \mathbf{u}^2, \dots, \mathbf{u}^n]^T \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 。其中: \mathbf{u}^p ($p=1, 2, \dots, n$)为第*p*个不确定性历史数据, n 为不确定性样本的数量; m 为不确定性的维度。

在处理高维复杂系统时,多重不确定性来源导致变量维度剧增,各数据特征的数量级存在显著差异。这种量级失衡会扭曲不确定性集的几何结构,降低不确定性量化的可靠性和优化模型的鲁棒性。针对该问题,本文提出一种归一化矩阵方法,通过构建归一化系数矩阵,将各维度数据映射至统一尺度空间,有效消除量级差异对不确定性集构建的干扰。

列向量 $\mathbf{v}^1 - \mathbf{v}^m$ 构成不确定性数据集 $U = [\mathbf{v}^1, \mathbf{v}^2, \dots, \mathbf{v}^m]$,不确定性数据集的归一化公式为:

$$U_s = \mathbf{W}_s U \quad (17)$$

$$\mathbf{W}_s = \text{diag} \left\{ \frac{\max_{k=1,2,\dots,m} \{ \max \{ \mathbf{v}^k \} - \min \{ \mathbf{v}^k \} \}}{\max \{ \mathbf{v}^1 \} - \min \{ \mathbf{v}^1 \}}, \dots, \frac{\max_{k=1,2,\dots,m} \{ \max \{ \mathbf{v}^k \} - \min \{ \mathbf{v}^k \} \}}{\max \{ \mathbf{v}^m \} - \min \{ \mathbf{v}^m \}} \right\} \quad (18)$$

式中: U_s 为归一化后的不确定性数据矩阵; W_s 为归一化矩阵。

2.2 PCA 法提取多维相关性

PCA 是一种在高维空间中提取核主成分的技术。首先使用归一化后的不确定性数据集减去平均值 $u_{s,0}$ 获取不确定性中心训练数据矩阵 $U_{s,0}$, 如式(19)所示。

$$U_{s,0} = [u_s^1, u_s^2, \dots, u_s^n]^T - e u_{s,0}^T \quad (19)$$

$$u_{s,0} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_s^i \quad (20)$$

式中: e 为全 1 列向量。

可以计算出样本协方差矩阵 S_U , 如式(21)所示。

$$S_U = \frac{1}{n-1} U_{s,0}^T U_{s,0} \quad (21)$$

对协方差矩阵进行特征值分解, 即:

$$S_U = P_U \Lambda P_U^T \quad (22)$$

式中: $P_U = [p_1, p_2, \dots, p_m] \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为正交矩阵, 包含 m 个特征向量 $p_1 \sim p_m$, 即主成分; $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$ 为对角矩阵, 包含 m 个特征值 $\lambda_1 \sim \lambda_m$ 。

最后, 对历史不确定性数据进行降维, 获取中心数据训练集在所有主成分上的投影 Δ , 即:

$$\Delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m] = U_{s,0} P_U \quad (23)$$

式中: $\delta_k (k=1, 2, \dots, m)$ 为原始历史数据沿第 k 个主成分的映射。

2.3 KDE 沿主成分的概率密度

KDE 是一种非参数估计方法, 通过加权平均每个数据点的核函数来获得整体的概率密度。首先计算不确定性变量沿第 k 个主成分的概率密度, 即:

$$f_{\text{KDE},k}(\xi) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^m K_h(\delta_k, \xi) \quad (24)$$

式中: $f_{\text{KDE},k}(\cdot)$ 为沿第 k 个主成分的概率密度函数; ξ 为主成分维度上的任意取值, 是概率密度函数的自变量; $K_h(\cdot)$ 为带宽是 h 的核函数, 本文选取应用最为广泛的高斯径向基核函数。

$F_{\text{KDE},k}(\cdot)$ 为沿第 k 个主成分的累计密度函数, 通过选取分位数 α 可以获取潜在不确定性的置信区间, 即:

$$\underline{\gamma} = \left[F_{\text{KDE},1}^{-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right), \dots, F_{\text{KDE},m}^{-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right) \right] \quad (25)$$

$$\bar{\gamma} = \left[F_{\text{KDE},1}^{-1}\left(1-\frac{\alpha}{2}\right), \dots, F_{\text{KDE},m}^{-1}\left(1-\frac{\alpha}{2}\right) \right] \quad (26)$$

式中: $\bar{\gamma}$ 、 $\underline{\gamma}$ 分别为上界向量和下界向量。

因此, 基于 PCA 和 KDE 构建的高维不确定性多面体集 U_d 为:

$$U_d = \left\{ u \left| \begin{array}{l} W_s u = u_{s,0} + P_U \gamma, \gamma = \gamma \omega^- + \gamma \omega^+ \\ 0 \leq \omega^-, \omega^+ \leq e; \omega^- + \omega^+ \leq e \\ e^T (\omega^- + \omega^+) \leq \phi \end{array} \right. \right\} \quad (27)$$

式中: u 为不确定性变量; γ 为中心投影向量; ω^- 、 ω^+ 分别为负偏差向量和正偏差向量, 通过鲁棒预算 ϕ 控制。

3 考虑多重不确定性的日前两阶段鲁棒优化调度建模

3.1 两阶段鲁棒调度模型目标函数

梯级水电站系统涵盖众多地理位置分散的小型水电站, 水电站间的水力关系层层传递, 形成了错综复杂的耦合水位关系网络。而弃水风险、水光资源的不确定性、配电网潮流的影响, 进一步加剧了系统的复杂性, 给梯级水电站群的运行调度带来了严峻挑战。

本文针对水光互补配电网系统日前调度问题, 构建两阶段鲁棒优化模型。第一阶段聚焦于制定日前总排水计划, 通过对梯级水电站系统排水过程的全局规划, 提前协调梯级水电站间的水位与流量关系, 降低系统耦合复杂度; 第二阶段通过搜寻不确定性集中的最差弃光弃水情况, 优化发电计划, 以应对水光波动等不确定性因素。通过日前排水计划的协同优化, 精准界定各水电站的发电能力边界, 为梯级水电站群的高效协同运行管理提供新的研究思路。

两阶段鲁棒优化模型的目标函数为最小化弃光弃水量, 将式(14)扩展到整个系统和时间段得到式(28)。

$$\min_{u} \sum_i \sum_t Q_{\text{out},i,t} + \max_u \min_x \left(\sum_i \sum_t P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}} - \sum_i \sum_t P_{i,t}^{\text{pv}} - \sum_i \sum_t Q_{i,t} \right) \quad (28)$$

式中: 不确定变量 u 包含自然来水 $I_{i,t}$ 、光伏的预测可最大发电量 $P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}}$ 和负荷 $P_{i,t}^{\text{pv}}$; x 为第二阶段决策变量, 包含发电流量 $Q_{i,t}$ 、光伏有功出力 $P_{i,t}^{\text{pv}}$ 和光伏无功出力 $Q_{i,t}^{\text{pv}}$ 。

3.2 两阶段鲁棒调度模型约束

基于两阶段考虑的决策变量, 第一阶段约束条件包括式(A4)、(A6), 第二阶段考虑发电计划以及潮流约束。考虑到第二阶段目标函数包括不确定变量 $P_{i,t}^{\text{pv}}$, 引入新的决策变量 $x_{i,t}^u$, 满足如下约束:

$$x_{i,t}^u = P_{\text{max},i,t}^{\text{pv}} \quad \forall i, \forall t \quad (29)$$

因此, 第二阶段约束条件包括式(1) — (13)、(27)、(29)以及式(A1) — (A5)、(A7) — (A9)。

4 求解算法

当水电站水位处于边界运行状态时, 水库的可蓄水容量或可发电容量不足, 自然来水的不确定性可能导致日内实际来水量无法满足调度需求, 出现大量弃光或弃水。因此, 本章首先采用 C&CG 建立两阶段鲁棒求解模型, 具体求解过程如附录 B 式

(B1)一(B6)所示。

4.1 模型约束的线性化处理

水光互补系统中存在较多的非线性问题,非线性约束包括式(A1)、(A3)、(A4)和式(3)。通过将非线性约束线性化,能够将问题转化成混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)问题,有利于简化计算以及提高计算效率。其中:对式(A1)、(A3)采用分段线性化方法进行近似,如附录C式(C1)、(C2)所示;对式(A4)采用McCormick envelope包络法进行线性化,如附录C式(C3)一(C6)所示;对式(3)采用内接六边形网格法进行线性化,如附录C式(C7)一(C12)所示。

4.2 不可行性检验子问题

鲁棒规划要求在所有的不确定性场景(包括最差场景^[28-29])下均存在可行解。在丰水期或枯水期,水库水位处于边界状态,在第一阶段制定日前排水计划后,由于来水的不确定性,日内来水过多或过少都可能导致水库水位超出边界。然而,直接求解式(B6)只会得到1个可行解,并不会识别出这种极端来水不确定性。因此,本文提出不可行性检验子问题,以检验 $\forall u \in U_d$,内层子问题式(B4)是否均有解,若无解,则找出该不确定性场景 u^* 。

在主问题决策日前排水的基础上,子问题不可行性只会出现在溢水或枯水场景,将式(1)松弛后放入目标函数,内层子问题式(B4)转换成内层不可行性检验子问题SP1,即:

$$\begin{cases} \min_x \sum_i \sum_t \left[V_{i,t} - V_{i,t-1} - \left(I_{i,t} - Q_{out,i,t} + \sum_{j=i} Q_{out,j,t} \right) \Delta t \right]^2 \\ \text{s.t. } E'y_\sigma + G'x \geq h' - M'u \end{cases} \quad (30)$$

式中: E' 、 G' 、 M' 为式(B1)原约束去除式(1)后的紧凑系数矩阵; h' 为原约束去除式(1)后的紧凑偏移向量; y_σ^* 为主问题第 σ 次迭代解得的最优解。

将式(1)松弛后,通过平方处理可避免目标函数出现正负两侧的取值。当存在 $u \in U_d$,使得可行域内任意 x 都不满足式(1)时,计算式(30)则可得到一个非零最优目标。再将式(30)进行卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件变换,将其并入外层,得到外层不可行性检验子问题SP2,即:

$$\begin{cases} \max_{u,x} \sum_i \sum_t \left[V_{i,t} - V_{i,t-1} - \left(I_{i,t} - Q_{out,i,t} + \sum_{j=i} Q_{out,j,t} \right) \Delta t \right]^2 \\ \text{s.t. } G'x \geq h' - M'u - E'y_\sigma^* \\ Kx - G'\pi' = 0 \\ (G'x - h' + E'y_\sigma^* + M'u) \odot \pi' = 0 \\ u \in U_d, \pi' \geq 0 \end{cases} \quad (31)$$

式中: K 为式(30)目标函数求导后的系数矩阵; π' 为式(30)中 x 的拉格朗日对偶乘子;“ \odot ”为哈达玛乘

积符号。

KKT转换后的不可行性检验子问题是一个MILP问题。式(31)目标函数没有引入平方项,是因为仅当一天内同时出现溢水和枯水时,目标函数才会取异号。综合上述分析,求解主问题式(B2)得到第 σ 次迭代的最优解 y_σ^* 之后,求解不可行性检验子问题会得到以下2种情况:

1) SP2最优目标 $Z_{SP2,\sigma}^* = 0$,此时对于 $\forall u \in U_d$,内层子问题式(B4)均有解;

2) SP2最优目标 $Z_{SP2,\sigma}^* \neq 0$,此时存在 $u \in U_d$,使得内层子问题式(B4)无解,即存在恶劣不确定性场景导致次日调度无法满足所有约束的情况。

4.3 算法流程

改进的C&CG算法流程如下。

1)如果程序刚开始,则初始化主问题以及上界 U_B 、下界 L_B 。求解主问题,得到结果 $(y_\sigma^*, \eta_\sigma^*)$,更新下界 $L_B = \max(L_B, c^T y_\sigma^* + \eta_\sigma^*)$ 。其中: c 为式(B1)紧凑后的系数矩阵; η_σ^* 为主问题第 σ 次迭代解得的第二阶段目标估计。

2)代入 y_σ^* ,求解不可行性检验子问题SP2,得到解 $(Z_{SP2,\sigma}^*, u_{1,\sigma}^*)$ 。其中 $u_{1,\sigma}^*$ 为SP2第 σ 次迭代解得的不确定性矩阵。若 $Z_{SP2,\sigma}^* = 0$,则转到步骤3);否则转到步骤4)。

3)代入 y_σ^* ,求解子问题SP1,得到最优解 $(Z_{SP1,\sigma}^*, u_{2,\sigma}^*)$ 。其中: $Z_{SP1,\sigma}^*$ 为解SP1的最优目标; $u_{2,\sigma}^*$ 为SP1第 σ 次迭代解得的不确定性矩阵。更新上界 $U_B = \min(U_B, c^T y_\sigma^* + Z_{SP1,\sigma}^*)$ 。若无解,则取一极射线表示 u_σ^* ,以此得到目标函数趋于无穷大的方向,同样实现算法上界的更新。

4)在主问题中新增变量 x^σ ,并添加约束 $\eta \geq b^T x^\sigma$ 与 $E'y + G'x \geq h - M'u_\sigma^*$ 。其中: η 为第二阶段问题的目标估计; y 为第一阶段决策变量; b 、 G 、 E 、 M 为式(B1)紧凑系数矩阵; h 为紧凑偏移向量。

5)判断 $U_B - L_B \leq e$ 是否成立。若成立,则满足收敛精度要求,结束程序并输出结果;否则,转到步骤1)进行第 $\sigma+1$ 次迭代。

具体流程图如附录C图C1所示。

5 算例分析

5.1 场景设置

本文利用浙江省的三相平衡10 kV馈线系统^[30]对所提方法进行验证,系统结构如图1所示。

系统共含6座水电站、5座光伏电站以及1个并网点。其中水电站1、2是一系列梯级水电站,水电站3—6是一系列梯级水电站,节点0是并网点。设置枯水期和丰水期典型日场景,日前调度周期为24 h,时间间隔为1 h。

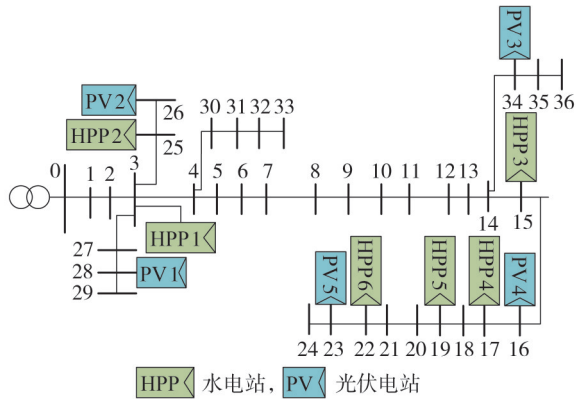


图 1 37 节点系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of 37-node system

5.2 数据驱动的不确定性集算例分析

在光伏电站运行过程中,短时间内的出力波动主要受制于当地云层的动态变化。本文基于历史水光数据,构建高维不确定性多面体集,并与传统的盒式不确定性集进行归一化对比分析,具体结果如图 2 所示。

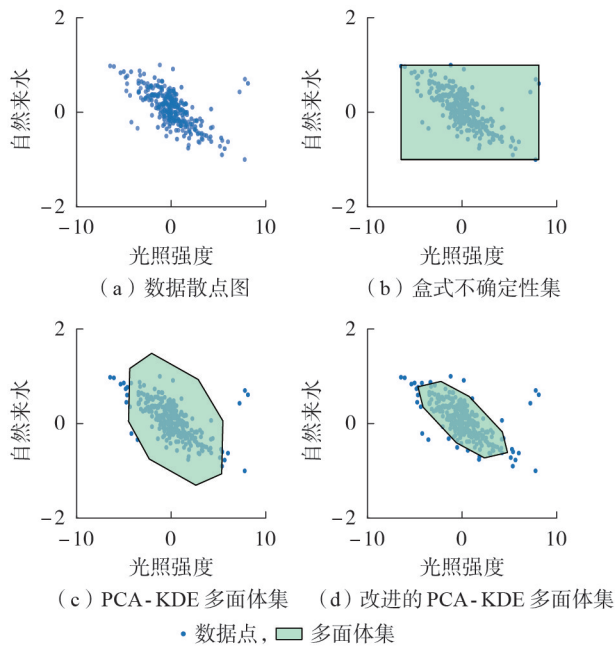


图 2 多种不确定性集对比图

Fig.2 Comparison diagram among multiple uncertainty sets

由图 2 可知:水库自然来水与光伏电站最大出力间呈现显著的相关性;盒式不确定集虽能完整覆盖所有的数据点,但构建的不确定性区域过于宽泛,难以精准刻画实际波动特征;基于 PCA-KDE 构建的二维多面体集虽捕捉到水光变量间的负相关关系,却由于不同维度数据的区间差异悬殊,拟合出的多面体集与真实分布存在较大偏差;而经数据归一化处理后构建的改进 PCA-KDE 不确定性多面体集,通

过统一不同维度间的数据尺度,显著提升了模型对数据分布的拟合精度,比前 2 种方法展现出更优的适用性。从多个维度对 3 种建模方法的性能进行系统对比与量化分析,如表 1 所示。

表 1 不确定性集的有效性对比
Table 1 Comparison of effectiveness among uncertainty sets

算法	样本数	覆盖率 / %	空间大小	优化结果
盒式不确定性集	300	100	1.0000	18.5497
PCA-KDE 多面体集	300	97.165	0.8551	19.8760
改进的 PCA-KDE 多面体集	300	94.330	0.2528	13.6798

由表 1 可知:本文构建的不确定性集在描述多重不确定性间的相关性以及剔除不合理数据点方面表现显著更优;直接使用 PCA-KDE 建立多面体集,不但得到的空间比盒式不确定集大,而且由图 2 可见,增加了更恶劣的区间,因此优化结果反而更差;采用改进后的方法建立的不确定性集比未改进方法建立的多面体集覆盖率仅下降 2.835 个百分点,但集合空间显著缩小,可见改进方法以牺牲保守性换取了经济性。为了验证改进方法对这种保守性的取舍,引入敏感度参数对归一化矩阵进行修正,如附录 D 式(D1)所示。不确定性集敏感性分析结果如图 3 所示。图中:横坐标采用对数尺度,(-1,0)区间表示归一化偏小,(0,1)区间表示归一化偏大;纵坐标进行了归一化处理。

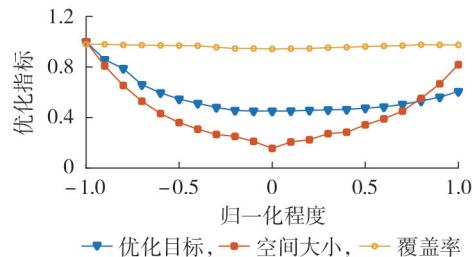


图 3 不确定性集敏感性分析结果

Fig.3 Sensitivity analysis results of uncertainty sets

可见,多面体集的大小与优化目标对敏感度参数较为敏感,无论归一化偏大还是偏小,多面体集的大小都会显著提高,优化目标也会明显变差,但历史数据的覆盖率变化并不明显。这表明,当数据存在数值上的差异时,建立的不确定性集就会受到较大干扰,而本文提出的方法通过将各维数据映射到统一尺度空间,以损失较小的覆盖率为代价,得到了更精确、更贴合实际的不确定性集,实现了以保守性的少量牺牲换取更优的经济性。

5.3 改进的 C&CG 算例分析

当水库处于边界运行状态时,水电站的蓄水或

发电能力均较弱,日前调度自来水的确定性易导致大量弃光或弃水现象。针对这一问题,本文基于C&CG设计了不可行性检验子问题。为此,本节对比丰水期传统确定性方法、两阶段鲁棒C&CG及本文所提方法的弃水与计算效率,结果如表2所示。具体日内弃水对比如附录D图D1所示。

表2 3种方法的总弃水量与计算效率比较

Table 2 Comparison of total water curtailment and computational efficiency among three methods

方法	总弃水量 / m ³	迭代次数	迭代时间 / s
传统确定性方法	2.083 55×10 ⁴	0	1.091 1
两阶段鲁棒C&CG	2.125 85×10 ⁴	3	73.240 6
本文方法	0	5	222.504 2

由表2可知:传统确定性方法和两阶段鲁棒C&CG的总弃水量较高且相近,这是由于2种方法均未考虑水库边界运行状态;本文方法的总弃水量为0,但迭代次数稍微增加且运行时间有所延长,本文方法以迭代次数的增加和运行时间的延长为代价,在应对来水不确定性时,在保障水库高效运行、减少弃水方面更具优势。

5.4 水光互补系统日前调度结果分析

为验证本文所提日前调度模型的有效性,本节首先针对丰水期以及枯水期典型场景,对比潮流优化前后的节点电压偏离值,结果如图4所示。

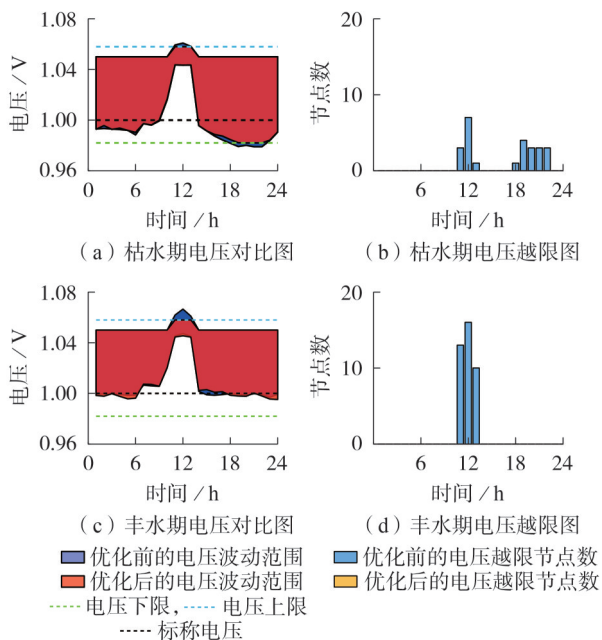


图4 节点电压整体波动以及越限节点数

Fig.4 Overall fluctuation of node voltage and number of nodes exceeding limit

由图4可知,在枯水期运行场景下,电压越限问题在昼夜时段均较为突出:在日间强光照条件下光伏电站出力激增,致使局部区域出现电压攀升现象;

而由于夜间负荷需求显著增加以及枯水期水电站发电能力受限,系统电压水平持续走低。图4(b)、(d)显示,经本文方法优化后,电压越限节点数降至0。典型节点在优化前后的电压对比结果如附录D图D2所示。对各时期节点电压统计指标的综合分析如附录D表D1所示。可以看出,优化后的调度方案将节点电压有效控制的安全限制范围内,显著减小了电压波动幅度。

为挖掘电压控制能力的内在机制,对比丰水期与枯水期最优日前排水计划及弃光状况,如附录D图D3所示。在丰水期水库水位接近上限时,最下级水电站全天大部分时段维持满负荷排水运行模式,但当中午光照强度达到峰值时,光伏出力激增,引发电网节点电压严重越限。为满足严格的电压安全约束条件,通过日前调度策略的降低水电出力以及日内调度的弃光措施,实现系统电压稳定控制。而在枯水期,夜间光伏停止发电,负荷需求却大幅攀升,为避免节点电压过低引发系统风险,水电站夜间排水发电,呈现出“昼蓄夜排”的显著特征,与光伏发电形成互补运行机制,有效提升了系统电压水平,保障了供电质量。

通过上述算例的分析可知,本文构建的水光互补调度系统能够精准协调水电与光伏的动态出力,显著降低配电网电压偏差与越限风险,在提升电压稳定性、改善供电质量方面展现出优异的调控性能,为电网安全可靠运行提供了有效的技术方案。

6 结论

本文通过研究偏远地区分布式光伏对配电网交流潮流的影响,建立水光互补调度模型来提升配电网电压质量,考虑日前来水不确定性对丰水、枯水期水电站调度策略的影响,提出含不可行性检验子问题的两阶段求解算法,并改进PCA-KDE方法,建立高维不确定性集。本文的主要结论如下。

1)综合考虑水光资源的时空相关性,提出改进的PCA-KDE方法,建立高维多面体不确定性集,构建归一化系数矩阵,将各维数据映射至统一尺度空间,有效消除了量级差异对不确定性集构建的干扰,显著提升了不确定性集拟合精度。

2)考虑小水电自来水与光伏出力的多重不确定性,以及梯级水光互补调度中的配电网交流潮流约束,构建两阶段鲁棒优化模型,制定小水电日前排水计划,保证了日内水光波动下的系统运行安全,提升了配电网电压质量。

3)针对自来水电不确定性对水电站丰水、枯水期调度的影响,基于C&CG提出不可行性检验子问题,保证了水电站的安全运行并提升了经济性。

4)算例仿真分析证明,本文提出的模型明显降

低了节点电压偏差,改善了配电网电压质量。在处理多重不确定性方面,相比于传统的确定性方法,本文所提方法具有更优的经济性与安全性。

本文采用的交流潮流线性化方法存在一定的误差,且本文未考虑电力市场的作用,未来笔者将重点考虑提升潮流模型精度以及探索水光互补系统参与电力市场的机制。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 国家能源局. 2025年可再生能源并网运行情况[EB/OL]. [2026-02-12]. <https://www.nea.gov.cn/20260212/742b8c6a-078347b0b39de676c05c5d58/c.html>.
- [2] 刘浩,王丹,刘佳委,等. 计及分布式水风光发电时空相关性的多微网协同优化策略[J]. 电力系统保护与控制,2025,53(13):23-35.
LIU Hao,WANG Dan,LIU Jiawei,et al. Multi-microgrid collaborative optimization strategy considering spatiotemporal correlation of distributed hydro-wind-solar generation[J]. Power System Protection and Control,2025,53(13):23-35.
- [3] 吴文传,蔺晨晖,孙宏斌,等. 基于机器学习的主动配电网能量管理与运行控制[J]. 电力系统自动化,2024,48(20):2-11.
WU Wenchuan,LIN Chenhui,SUN Hongbin,et al. Machine learning based energy management and operation control for active distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems,2024,48(20):2-11.
- [4] 韩晓言,丁理杰,陈刚,等. 梯级水光蓄互补联合发电关键技术与研究展望[J]. 电工技术学报,2020,35(13):2709-2722.
HAN Xiaoyan,DING Lijie,CHEN Gang,et al. Key technologies and research prospects for cascaded hydro-photovoltaic-pumped storage hybrid power generation system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2020,35(13):2709-2722.
- [5] ZHOU S Y, HAN Y, ZALHAF A S, et al. A novel multi-objective scheduling model for grid-connected hydro-wind-PV-battery complementary system under extreme weather: a case study of Sichuan, China[J]. Renewable Energy,2023,212:818-833.
- [6] APOSTOLOPOULOU D, DE GRÈVE Z, MCCULLOCH M. Robust optimization for hydroelectric system operation under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2018,33(3):3337-3348.
- [7] LU M K, GUAN J, WU H H, et al. Day-ahead optimal dispatching of multi-source power system[J]. Renewable Energy, 2022,183:435-446.
- [8] 杨楠,宋旭日,董亮,等. 基于生成式多对抗强化学习的高比例新能源电网日内优化调度[J]. 电力自动化设备,2025,45(11):43-51.
YANG Nan,SONG Xuri,DONG Liang,et al. Intraday optimal scheduling for power system with high renewable energy based on generative multi-adversarial reinforcement learning [J]. Electric Power Automation Equipment,2025,45(11):43-51.
- [9] DING Z Y, WEN X, TAN Q F, et al. A forecast-driven decision-making model for long-term operation of a hydro-wind-photovoltaic hybrid system[J]. Applied Energy,2021,291:116820.
- [10] JIANG Z Q, WU W J, QIN H, et al. Credibility theory based panoramic fuzzy risk analysis of hydropower station operation near the boundary [J]. Journal of Hydrology, 2018, 565: 474-488.
- [11] 钟浩,刘浩宇,石宇,等. 考虑流域小水电-农排灌溉聚合效应的抽蓄体水库容量优化配置[J]. 电力系统保护与控制,2025,53(11):1-13.
ZHONG Hao,LIU Haoyu,SHI Yu,et al. Optimal capacity allocation of pumped storage reservoirs considering the synergistic effect of small hydropower and agricultural irrigation in river basins[J]. Power System Protection and Control,2025,53(11):1-13.
- [12] YANG Z, YANG K, WANG Y F, et al. Multi-objective short-term hydropower generation operation for cascade reservoirs and stochastic decision making under multiple uncertainties [J]. Journal of Cleaner Production,2020,276:122995.
- [13] LIU Y, JI C M, WANG Y, et al. Quantifying streamflow predictive uncertainty for the optimization of short-term cascade hydropower stations operations[J]. Journal of Hydrology,2022,605:127376.
- [14] 郭茜,张锐,刘可,等. 计及光伏预测不确定性的电力系统鲁棒经济调度方法[J]. 智慧电力,2025,53(12):51-58.
GUO Han,ZHANG Rui,LIU Ke,et al. A robust economic dispatch method for power systems considering photovoltaic forecasting uncertainty[J]. Smart Power,2025,53(12):51-58.
- [15] LU N, WANG G Y, SU C G, et al. Medium- and long-term interval optimal scheduling of cascade hydropower-photovoltaic complementary systems considering multiple uncertainties[J]. Applied Energy,2024,353:122085.
- [16] 金坤坎,郝丽丽,闫新旭,等. 考虑热浪或寒潮下城市电网供需安全的风-光-抽蓄协同规划[J]. 电力自动化设备,2025,45(10):30-39,58.
JIN Kunkan,HAO Lili,YAN Xinxu,et al. Collaborative planning of wind-photovoltaic-pumped storage considering supply-demand security of urban power grid under heat wave or cold wave[J]. Electric Power Automation Equipment,2025,45(10):30-39,58.
- [17] TAN B F, CHEN H Y, ZHENG X D, et al. Two-stage robust optimization dispatch for multiple microgrids with electric vehicle loads based on a novel data-driven uncertainty set[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022,134:107359.
- [18] GHASVAND M R, RAHMANI D. A novel weighted data-driven robust optimization approach for creating adjustable uncertainty sets[J]. Computers & Chemical Engineering,2023,178:108390.
- [19] 姚维为,李文浩,张宝允,等. 基于有限理性的风光-定/变速抽水蓄能联合运行系统两阶段鲁棒优化配置[J]. 电力自动化设备,2025,45(7):19-27.
YAO Weiwei,LI Wenhao,ZHANG Baoyun,et al. Two-stage robust optimization configuration of wind-solar-fixed/variable-speed pumped storage combined operation system based on bounded rationality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025,45(7):19-27.
- [20] VAES J, CHARITPOULOS V M. A data-driven uncertainty modelling and reduction approach for energy optimisation problems[M]//33rd European Symposium on Computer Aided Process Engineering. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2023: 1161-1167.
- [21] 张帅,王子涵,张蜀程,等. 基于数据驱动分布鲁棒优化的梯级水光蓄联合优化调度[J]. 工程科学与技术,2023,55(2):128-140.
ZHANG Shuai,WANG Zihan,ZHANG Shucheng,et al. Data-driven distributionally robust optimization based coordinated dispatching for cascaded hydro-PV-PSH combined system [J]. Advanced Engineering Sciences,2023,55(2):128-140.

- [22] WANG Y C, SHI P, ZENG Z L, et al. Coordinated operation of PV and cascaded hydropower considering the power grid security constraints[C]//2021 International Conference on Power System Technology (POWERCON). Haikou, China: IEEE, 2022:1035-1039.
- [23] SHARMA D, MISHRA S, NANDA J. Micro-grid operation and control of Photo-Voltaic power with canal based small hydro power plant[C]//2016 IEEE Region 10 Conference(TENCON). Singapore:IEEE,2017:1289-1293.
- [24] ZHANG Z F, YANG X Y, WANG Z D, et al. Highly applicable small hydropower microgrid operation strategy and control technology[J]. Energy Reports, 2020, 6: 3179-3191.
- [25] 王仕龙, 张汉雄, 卢嘉琛, 等. 基于梯级水电调节的风-光-水联合跨区消纳优化调度[J]. 智慧电力, 2025, 53(7): 28-35.
WANG Shilong, ZHANG Hanxiong, LU Jiachen, et al. Optimal dispatch for cross-regional integration of wind: PV: hydropower hybrid systems based on cascade hydropower regulation [J]. Smart Power, 2025, 53(7): 28-35.
- [26] 吕超贤, 罗刚, 孙文, 等. 产-需全链条耦合的矿山综合能源电-热-煤协同低碳调度[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(2): 61-68.
LÜ Chaoxian, LUO Gang, SUN Wen, et al. Electricity-heat-coal collaborative low-carbon scheduling of coal mine integrated energy system considering full chain coupling of production and demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(2): 61-68.
- [27] YANG J W, ZHANG N, KANG C Q, et al. A state-independent linear power flow model with accurate estimation of voltage magnitude[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3607-3617.
- [28] 杨茂, 朱一丹, 于楠楠, 等. 多时间尺度下考虑源-荷协同降碳的综合能源系统分布鲁棒低碳调度[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(2): 34-42.
- YANG Mao, ZHU Yidan, YU Xinnan, et al. Distributionally robust low-carbon scheduling of integrated energy system considering source-load collaborative carbon reduction under multiple time scales[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(2): 34-42.
- [29] 刘颂凯, 秦浩, 胡畔, 等. 可量化风电不确定性风险的暂态稳定约束最优潮流模型[J]. 智慧电力, 2025, 53(9): 28-36.
LIU Songkai, QIN Hao, HU Pan, et al. Transient stability constrained optimal power flow model quantifying wind power uncertainty risk[J]. Smart Power, 2025, 53(9): 28-36.
- [30] ZHAO B, XU Z C, XU C, et al. Network partition-based zonal voltage control for distribution networks with distributed PV systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4087-4098.

作者简介:

李洪(2001—),男,硕士研究生,主要研究方向为主动配电网优化运行与控制(**E-mail**:lihong23@mails.tsinghua.edu.cn);

简晨晖(1995—),男,副研究员,通信作者,主要研究方向为电力系统调控、主动配电网(**E-mail**:linchenhui@tsinghua.edu.cn);

吴冠男(1986—),男,助理研究员,主要研究方向为新能源并网技术和新型电力系统宽频动态稳定控制技术(**E-mail**:wuguannan722@163.com);

吴文传(1973—),男,教授,IEEE/CSEE Fellow,主要研究方向为能量管理系统、主动式配电网运行与控制、机器学习在能源系统中的应用(**E-mail**:wuwench@tsinghua.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Data-driven uncertainty modeling and robust scheduling of cascaded hydropower-photovoltaic complementary distribution system

LI Hong¹, LIN Chenhui², DING Lijie³, ZHANG Hua³, WU Guannan², WU Wenchuan², YANG Yongbo³

(1. Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Shenzhen 518000, China;

2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, China)

Abstract: There exists strong uncertainty and correlation in small hydropower water-inflow and distributed photovoltaic, how to achieve optimal operation of hydropower-photovoltaic complementary in the premise of ensuring safety is an urgent problem to be solved. In order to ensure safe operation of distribution network and improve power generation efficiency, a day-ahead two-stage scheduling model for cascaded hydropower-photovoltaic complementary is built with the object of minimizing hydropower and photovoltaic abandonment, considering AC power flow and introducing the safety constraints. Considering the correlation between multiple uncertainties, a data-driven method is adopted to establish a high-dimensional polytope set of uncertainty. The two-stage robust optimization is adopted to deal with the uncertainty of renewable energy. Aiming at the impact of water flow uncertainty in short-term scale on the boundary operation state of hydropower station, an improved column-and-constraint generation algorithm is proposed. The example analysis shows that the proposed method can fully excavate the flexibility of cascaded small hydropower, improve the consumption capacity of distributed photovoltaic, and ensure the safe operation of distribution network.

Key words: active distribution network; cascaded small hydropower; hydro-photovoltaic complementary; high-dimensional polyhedron set; two-stage robust scheduling