

基于不确定性场景的风-光-火-抽蓄多能互补系统日前优化调度

门宝辉, 李安宁, 向璐, 卞宗真

(华北电力大学 水利与水电工程学院, 北京 102206)

摘要:【目的】构建基于场景生成的随机优化调度框架,为解决新型电力系统多重不确定性及新建风光电站历史数据匮乏问题提供理论借鉴。【方法】首先,提出了一种基于改进的时间序列生成对抗网络,生成与历史数据相似的新能源出力、负荷场景和电价场景。同时,使用改进的k-medoids聚类方法进行场景削减。其次,以最小化系统运行成本为目标函数,构建了风-光-火-抽蓄多能互补系统的优化调度模型,在研究定速和变速抽水蓄能机组的情景下,进行了多能互补系统日前优化调度研究。【结果】结果表明,①改进的TimeGAN可以有效捕捉真实场景的内在结构和规律,实现不确定性场景的稳定生成。②抽水蓄能电站可以有效提高系统的新能源消纳率,变速抽水蓄能机组可以有效降低系统的运行成本。③随着抽水蓄能电站装机容量的增加,运行成本随之降低,但存在边际递减效应;允许不同抽水蓄能机组同时抽水和发电可以降低系统运行成本。【结论】本文的随机优化框架利用改进的TimeGAN有效应对了数据匮乏与不确定性,证实变速抽蓄及灵活运行模式能显著提升系统经济性与消纳能力。相关成果可为新能源基地规划和多能互补系统调度提供决策参考。

关键词:抽水蓄能电站;多能互补;优化调度;时序生成对抗网络;变速抽水蓄能机组

中图分类号:TV743

文献标识码:A

发展以风光为首的新能源是实现“双碳”目标的重要手段,近年来,中国的风光能源迅速发展,到2024年底,中国的风电和光伏的装机总量已经达到14.1亿kW,预计2050年新能源装机比重将会达到70%^[1]。然而,由于气象条件的影响,风光的随机性、间歇性和波动性不利于电网的安全稳定运行^[2]。在此背景下,发展储能系统是应对新型电力系统不确定性的重要手段,抽水蓄能电站具有独特的储存电能、能源转换、经济性好和易开发等特点,是电力系统中较为成熟的储能手段^[3-4]。因此,发展包含高比率新能源和大规模抽水蓄能电站的新型电力系统可以为推动能源转型,实现碳达峰和碳中和目标提供重要支撑^[5]。

不同于常规水电站将重力势能转化为电能的运行方式,抽水蓄能电站抽水-发电转换频繁,能量损耗大,给电站调度带来一定难度。彭煜民^[6]等单位电能上水库水位降深系数简化水电转换关系,建立了含抽水蓄能电力系统高效经济优化调度模型。GAO R^[7]等将废弃煤矿储能技术与风光互补技术相结合,实现了电能的时间维度的合理配置。然而,目前的抽水蓄能电站调度模型较少考虑抽水蓄能机组的出力下限,较少考虑变速抽水蓄能

机组对电站的影响,与实际情况有一定差距。

在多能源协同优化调度研究方面,现有研究主要围绕提升新能源消纳率、保障火电机组平稳性以及降低系统碳排放强度等核心目标展开。为此,国内外许多学者做了不少的研究^[8-10]。与此同时,针对以新能源为主的新型电力系统的多重不确定性也成为当前研究的热点问题。目前描述新型电力系统中不确定的研究方法主要有模糊优化、随机优化、鲁棒优化和分布鲁棒优化等。惠振国^[11]等采用frank-copula联合分布函数生成风光出力场景。郭NAJAFI A^[12]等考虑了风电和能源价格的不确定性,结合场景生成的方法将不确定性模型转化为确定性模型求解。FENG Z^[13]等提出了一种多源电力系统日前随机调度模型,使用蒙特卡洛模拟方法对风能和光伏发电的不确定性进行建模。上述的不确定性建模方法大多采用基于统计模型的场景生成法。这些抽样方法涉及关于数据分布的先验假设,其合理性无法保证。基于生成对抗网络(Generative adversarial network,GAN)的场景生成方法已经成为当前的研究热点,这种方法通过生成器和判别器训练学习不确定性数据的高维非线性特征,捕捉真实场景的内在结构和规律,

收稿日期/Received:2025-09-25

修回日期/Revised:2026-01-05

基金项目:国家“十三五”重点研发计划专题(2016YFC0401406);基于双碳目标的水安全评估及水风光储多能互补优化调度研究(2023-145)。

第一作者:门宝辉(1973—),男,教授,博导,博士,从事水文与水资源方面的研究。E-mail:menbh@ncepu.edu.cn。

无需先验假设即可生成近似真实分布的样本数据^[14]。例如,DONG W 等^[15]提出了一种基于改进可控 GAN 的可再生能源出力场景生成方法。WANG Y 等^[16]提出了一种基于瓦瑟斯坦生成对抗网络(Wasserstein-GAN)的综合能源系统场景生成方法。然而基于原始 GAN 的场景生成方法又容易出现梯度消失、模式崩溃(Mode Collapse,即生成模型生成的样本缺乏多样性,仅覆盖真实数据分布的少部分模式)的问题,同时无法有效刻画数据随时间变化的复杂动态,因此,更加稳定、准确度更高的场景生成方法需要被进一步研究。

综上所述,目前研究还存在以下局限性:一是现有方法多采用基于统计学假设的场景生成方法,难以生成高质量的场景;二是现有调度模型对变速抽水机组的精细化建模及多工况运行灵活性挖掘不足。因此,本文提出了一种基于场景生成的随机优化调度框架。首先,提出了一种基于改进的时间序列生成对抗网络(Time-series generative adversarial network,TimeGAN)的场景生成方法,通过对历史数据学习直接生成具有相似统计特征的新数据。提出了一种基于改进的 k-medoids 点算法的场景聚类方法,在兼顾计算效率的同时保持了良好的聚类准确性。然后,在综合考虑变速抽水蓄能机组和定速抽水蓄能机组的特性,细化变速、定

速机组运行约束的基础上,以最小化系统运行成本为目标函数,建立了风-光-火-抽蓄多能互补系统优化调度模型。最后,通过实例验证了本文所构建模型的有效性。

1 基于 TimeGAN 的不确定性场景生成

随机优化模型较为依赖数据的数量和质量,然而大量的新建的新能源电站缺乏历史实测数据,为解决历史数据有限的问题,本文首先利用 TimeGAN 扩展本地风电、光伏、负荷和电价数据,生成与历史数据分布相似的新场景。进一步采用改进的 k-medoids 聚类算法进行场景削减,保留具有代表性的典型场景集。随后,构建了风-光-火-抽蓄多能互补系统优化调度模型,最终得到系统的最优调度方案。本文技术路线图如图 1 所示。

1.1 基于改进 TimeGAN 的场景生成

GAN 的核心包括两个神经网络:生成器和鉴别器。传统 GAN 直接在数据空间中进行生成,难以捕捉时间依赖性。为了适应时间序列数据的动态特性,TimeGAN 在结构与优化策略上进行了显著改进,引入了编码器与解码器(Embedding 和 Recovery 网络),将原始时间序列映射到潜在空间进行建模,

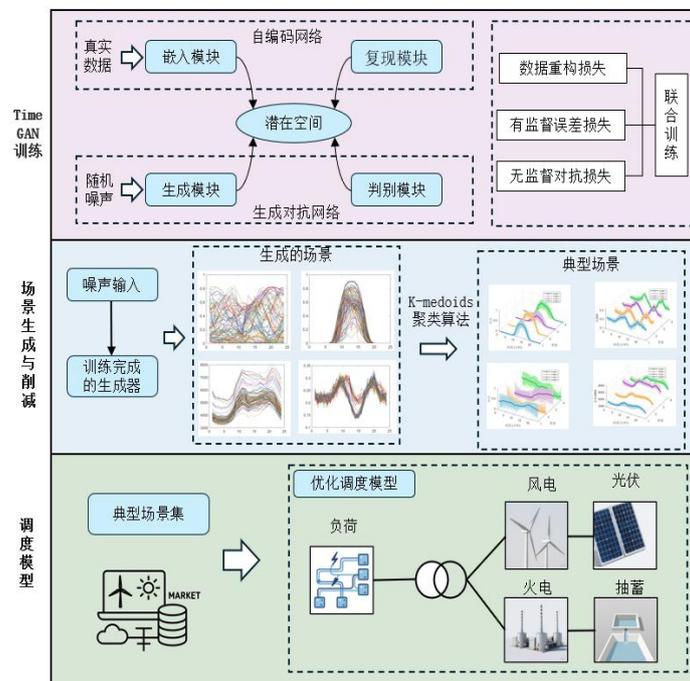


图 1 技术路线图

Fig.1 Technical Roadmap

更好地保留了时间序列的时序特征。原始的 TimeGAN 模型中采用传统的 Jensen-Shannon 距离(JS 距离)衡量生成数据和真实数据之间的差异。然而,该损失函数在训练不平衡、数据稀疏或生成器尚未收敛的情况下,常常面临梯度消失问题。

为了克服原始 GAN 模型中存在的模式崩溃问题^[17],可以采用“Wasserstein 距离”替代 JS 距离,Wasserstein 距离在两组分布之间不存在重叠时,仍能较好地反映出它们的差异,并且对高维数据具有更好的处理效果。因此,可以有效避免训练初期的梯度消失问题,使模型训练过程更加稳定

[18]。“Wasserstein 距离”的定义如公式(1)所示:

$$W(X, Y) = \inf_{f_{XY} \in \mathcal{F}_{XY}} \int \int |x - y| f_{XY}(x, y) dx dy \quad (1)$$

式中: f_{XY} 代表 X 和 Y 的联合概率分布 φ 的集合。

1.2 基于改进 k-medoids 的场景削减

针对生成多重不确定性场景集规模过大的问题,目前很多研究采用了 k-means 聚类算法进行场景削减,但是 k-means 算法对初始中心点敏感,并且噪声和异常数据对结果影响较大,会对聚类结果产生较大的影响。

因此本文提出一种改进的 k-medoids 算法。方法分为三个阶段:首先,计算每条场景数据的均值、方差、偏度和峰度等统计特征,将原始时间序列转换为紧凑的特征数据集;其次,从特征集中随机抽取多个较小子集,在每个子集上并行执行基于中心点的划分算法,并选取聚类误差最小的中心集合作为聚类初始中心;最后,将该中心集合应用于全体数据,完成样本分配,并在每个簇内并行进行局部优化,对中心点进行微调,当聚类中心不再发生变化或达到最大迭代次数时算法终止。

该方法的优势在于,采用中心点而非均值,提供了更强的鲁棒性,相较于 FC-Kmeans 等方法能够有效应对可再生能源发电中的异常值或噪声。将统计特征提取与并行子采样相结合,在聚类步骤之前显著降低了维度和搜索空间,在不影响场景代表性的前提下,实现比 k-medoids++ 等方法更快的收敛速度。

为了确定最佳聚类数,本文选择轮廓系数(SC)作为评估聚类质量的指标[19]。SC 越高,从而表明聚类性能越好。

2 优化调度模型

本文整合风电、光伏、火电和抽水蓄能电站构建了“源-荷-储”动态平衡的多能互补优化调度模型。该优化调度模型由目标函数和约束条件组成。

2.1 目标函数

日前调度的目标是以最小的运营成本发电与负荷需求相匹配,运行成本包括火力发电的运行成本,抽水蓄能电站的运行成本,弃风、弃光的惩罚成本以及购电成本。构建的目标函数如下:

$$\min f = \rho_s \sum_{s \in \Omega} (C_s^h + C_s^x + C_s^p + C_s^g) \quad (2)$$

式中: Ω 为新能源出力与负荷的典型联合场景集,由本文第 2 节的方法生成; ρ_s 为第 s 个场景的概率; C_s^h 为第 s 个典型场景中火电的运行成本; C_s^x 为第 s 个典型场景中弃风、弃光的惩罚成本; C_s^p 为第 s 个典型场景中抽水蓄能电站的运行成本; C_s^g 为第 s 个典型场景中的购电成本。

1)火电站运行成本。火电站运行成本主要包

括燃料成本、开机成本和爬坡成本,具体公式如下:

$$C_s^h = \sum_{t=1}^T f \Delta t [a(P_{s,t}^h)^2 + bP_{s,t}^h + c] + c_s x_s + \sum_{t=1}^T \gamma_{TP} \frac{|P_{s,t}^h - P_{s,t-1}^h|}{\Delta t} \quad (3)$$

式中: f 为煤炭价格; Δt 为每个时段的时间间隔; a, b, c 为火电机组的燃煤系数; $P_{s,t}^h$ 为第 s 个场景,第 t 时段内火电机组发电功率; c_s 为火电机组的启停成本; x_s 为火电机组的启停次数; γ_{TP} 为火电机组的爬坡成本系数。

由于火电机组的燃料成本是一个二次函数,所以要对其进行分段线性化。参考文献[20]中的处理方法,将火电机组的燃料成本分成了 6 段。

2)抽水蓄能电站运行成本。抽水蓄能电站运行成本主要包括正常运行费用和抽水蓄能机组的启停费用,具体公式如下:

$$C_s^x = c_b n_{s,b} + c_d n_{s,d} + \sum_{t=1}^T c_p \Delta t |P_{s,t}^x| \quad (4)$$

式中: c_b 为变速抽水蓄能机组的启停费用; $n_{s,b}$ 为变速机组的启停次数; c_d 为定速机组的启停费用; $n_{s,d}$ 为定速机组的启停次数; c_p 为抽水蓄能电站单位电量的运行成本; $P_{s,t}^x$ 为 t 时段内抽水蓄能电站的抽水或发电功率。

3)弃风光惩罚成本。为保证风电,光伏优先并网,对弃风、弃光行为做出惩罚,具体公式如下:

$$C_s^p = \sum_{t=1}^T c_w \Delta t (P_{s,t}^{w*} - P_{s,t}^w) + \sum_{t=1}^T c_{pv} \Delta t (P_{s,t}^{pv*} - P_{s,t}^{pv}) \quad (5)$$

式中: c_w, c_{pv} 为弃风光的单位惩罚费用; $P_{s,t}^{w*}, P_{s,t}^w$ 为预测、实际的风电出力; $P_{s,t}^{pv*}, P_{s,t}^{pv}$ 为预测、实际的光伏出力。

4)购电成本。购电价格与 TimeGAN 生成的“电价场景”一致,反映了现货市场的价格波动。

$$C_s^g = \sum_{t=1}^T c_{s,t}^g P_{s,t}^g \quad (6)$$

式中: $c_{s,t}^g$ 为 TimeGAN 生成的日前电价场景; $P_{s,t}^g$ 为外购电功率。

2.2 约束条件

2.2.1 功率平衡约束

要求系统所有电源出力总和等于系统所需负荷,功率平衡等式如下:

$$P_{s,t}^{\text{load}} = P_{s,t}^h + P_{s,t}^w + P_{s,t}^{pv} + P_{s,t}^x + P_{s,t}^g \quad (7)$$

式中: $P_{s,t}^{\text{load}}$ 为第 s 个典型场景 t 时段内的负荷; $P_{s,t}^h, P_{s,t}^w, P_{s,t}^{pv}, P_{s,t}^x, P_{s,t}^g$ 分别为第 s 个典型场景 t 时段内的火电出力、风电出力、光伏出力、抽水蓄能电站出

力、购电功率。

2.2.2 火电机组约束

(1) 机组出力约束

要求火电机组出力不低于机组的出力下限，不高于机组的出力上限。

$$P_{\min}^{h,i} \leq P_{s,t}^{h,i} \leq P_{\max}^{h,i} \quad (8)$$

式中： $P_{\max}^{h,i}$ 、 $P_{\min}^{h,i}$ 为第 i 台火电机组的出力上、下限； $P_{s,t}^{h,i}$ 火电机组 i 在 t 时段的输出功率。

(2) 机组爬坡约束

$$V_i^{\text{down}} \Delta t \leq P_{s,t}^{h,i} - P_{s,t-1}^{h,i} \leq V_i^{\text{up}} \Delta t \quad (9)$$

式中： V_i^{up} 、 V_i^{down} 分别为火电机组 i 在 Δt 时段内增、减速率的上限。

2.2.3 风电、光伏约束

$$\begin{aligned} 0 &\leq P_{s,t}^w \leq P_{s,t}^{w*} \\ 0 &\leq P_{s,t}^{pv} \leq P_{s,t}^{pv*} \end{aligned} \quad (10)$$

式中： $P_{s,t}^{w*}$ 、 $P_{s,t}^{pv*}$ 分别为风电和光伏在 s 场景下 t 时段内的预测出力； $P_{s,t}^w$ 、 $P_{s,t}^{pv}$ 分别为风电和光伏在 s 场景下 t 时段内的实际出力。

2.2.4 抽水蓄能电站约束

(1) 抽水蓄能电站机组约束

① 变速抽水蓄能机组约束

抽水蓄能机组只能处于发电、抽水和停机 3 种工况之一。式(11)-式(13)分别表示机组处于抽水、发电和停机工况。

$$P_{\min}^{b,\text{pum}} \leq P_{s,t,i}^{b,\text{pum}} \leq P_{\max}^{b,\text{pum}}, \quad (11)$$

$$P_{s,t,i}^{b,\text{gen}} = 0, T_{s,t,i} = -1$$

$$\text{或 } P_{\min}^{b,\text{gen}} \leq P_{s,t,i}^{b,\text{gen}} \leq P_{\max}^{b,\text{gen}}, \quad (12)$$

$$P_{s,t,i}^{b,\text{pum}} = 0, T_{s,t,i} = 1$$

$$\text{或 } P_{s,t,i}^{b,\text{gen}} = 0, P_{s,t,i}^{b,\text{pum}} = 0, T_{s,t,i} = 0 \quad (13)$$

式中： $P_{\min}^{b,\text{pum}}$ 、 $P_{\max}^{b,\text{pum}}$ 表示变速机组抽水工况下的功率上下限； $P_{s,t,i}^{b,\text{pum}}$ 表示 s 场景下 t 时刻第 i 个抽水蓄能机组的抽水功率； $P_{\min}^{b,\text{gen}}$ 、 $P_{\max}^{b,\text{gen}}$ 表示变速机组发电工况下的功率上下限； $P_{s,t,i}^{b,\text{gen}}$ 表示 s 场景下 t 时刻第 i 个抽水蓄能机组的发电功率； $T_{s,t,i}$ 表示 s 场景下 t 时刻第 i 个抽水蓄能机组的工况，“-1”表示抽水，“0”表示停机，“1”表示发电。

② 定速抽水蓄能机组约束

抽水蓄能机组只能处于发电、抽水和停机 3 种工况之一。式(14)-式(16)分别表示机组处于抽水、发电和停机工况。

$$P_{\min}^{d,\text{pum}} \leq P_{s,t,i}^{d,\text{pum}} \leq P_{\max}^{d,\text{pum}}, \quad (14)$$

$$P_{s,t,i}^{d,\text{gen}} = 0, T_{s,t,i} = -1$$

$$\text{或 } P_{\min}^{d,\text{gen}} \leq P_{s,t,i}^{d,\text{gen}} \leq P_{\max}^{d,\text{gen}}, \quad (15)$$

$$P_{s,t,i}^{d,\text{pum}} = 0, T_{s,t,i} = 1$$

$$\text{或 } P_{s,t,i}^{d,\text{gen}} = 0, P_{s,t,i}^{d,\text{pum}} = 0, T_{s,t,i} = 0 \quad (16)$$

式中： $P_{\min}^{d,\text{pum}}$ 、 $P_{\max}^{d,\text{pum}}$ 表示定速机组抽水工况下的功率上下限； $P_{s,t,i}^{d,\text{pum}}$ 表示 s 场景下 t 时刻第 i 个抽水蓄能机组的抽水功率； $P_{\min}^{d,\text{gen}}$ 、 $P_{\max}^{d,\text{gen}}$ 表示定速机组发电工况下的功率上下限； $P_{s,t,i}^{d,\text{gen}}$ 表示 s 场景下 t 时刻第 i 个抽水蓄能机组的发电功率。

③ 抽水蓄能机组启停时间约束

最小开机时间：一旦机组启动，必须连续运行至少 T_i^{on} 个时段。最小停机时间：一旦机组停机，必须保持停机至少 T_i^{off} 个时段。式(17)、(18)分别表示机组最小开停机时间的约束。式(19)为机组启停变量的计算公式。

$$\sum_{\tau=t}^{t+T_i^{\text{on}}-1} |T_{\tau,i}| \geq T_i^{\text{on}} \cdot y_{t,i} \quad (17)$$

$$\sum_{\tau=t}^{t+T_i^{\text{off}}-1} (1 - |T_{\tau,i}|) \geq T_i^{\text{off}} \cdot z_{t,i} \quad (18)$$

$$|T_{t+1,i}| - |T_{t,i}| = y_{t,i} - z_{t,i} \quad (19)$$

式中： $y_{t,i}$ 为机组启机变量，机组在 i 时刻由停转开则为“1”，否则为“0”； $z_{t,i}$ 为机组停机变量，机组在 i 时刻由开转停则为“1”，否则为“0”。

④ 不允许同时抽发(模型的标准约束，代表常规抽蓄电站的运行方式)。表示同一场景下的同一时刻，不允许抽水蓄能电站同时进行抽水和发电。

$$\forall i \in [1, \text{num}], T_{s,t,i} \geq 0 \text{ 或 } T_{s,t,i} \leq 0 \quad (20)$$

式中： num 为抽蓄机组数量。

(2) 抽水蓄能电站水库约束

要求上下水库库容在其上下限内，且每日初时段库容和末时段库容的差值在一定范围内。式(21)-(22)上下水库库容的计算公式，式(23)、(24)表示上下水库库容上下限约束，式(25)表示首末时段库容差约束。

$$V_{s,t+1}^u = V_{s,t}^u - k_{\text{gen}} P_{s,t}^{\text{gen}} \Delta t + k_{\text{pum}} P_{s,t}^{\text{pum}} \Delta t \quad (21)$$

$$V_{s,t+1}^d = V_{s,t}^d - k_{\text{gen}} P_{s,t}^{\text{gen}} \Delta t + k_{\text{pum}} P_{s,t}^{\text{pum}} \Delta t \quad (22)$$

$$V_{\min}^u \leq V_{s,t}^u \leq V_{\max}^u \quad (23)$$

$$V_{\min}^d \leq V_{s,t}^d \leq V_{\max}^d \quad (24)$$

$$-\Delta V \leq V_{s,t_e}^d - V_{s,t_0}^d \leq \Delta V \quad (25)$$

式中： $V_{s,t}^u$ 、 $V_{s,t}^d$ 为 s 场景下 t 时刻抽水蓄能电站上、下水库的库容； k_{gen} 、 k_{pum} 是抽水蓄能机组发电、抽水功率和流量的转换系数； V_{\min}^u 、 V_{\max}^u 分别为上水库的库容上下限； V_{\min}^d 、 V_{\max}^d 分别为下水库的库容上下限； ΔV 为一天内允许的初时段库容和末时段库容的差值上限。

2.2.4 购电功率上限约束

$$0 \leq P_{s,t}^g \leq P_{\max}^g \quad (26)$$

式中: P_{\max}^e 为购电功率上限。

2.3 模型求解

综上,本文所提出风-光-火-抽蓄联合系统日前优化调度模型经过简化后,可以看作是一个混合整数线性规划(MILP)模型,可在 matlab 中调用 cplex 求解器进行求解。

3 案例分析

为了验证本文所提出的模型的有效性和可行性,构建了一个由 9 000 MW 的风电站、6 000 MW 的光伏电站、1 000 MW 的火电站以及一个抽水蓄能电站组成的多能互补系统为本文的研究对象。

3.1 模型参数率定

本文设定日前优化调度周期为 24 h,调度的时间尺度为 1 小时。风光的惩罚费用为 300 元/(MWh),火电站采用了 2 台装机容量 450 MW 和 1 台装机容量 100 MW 的火电机组,具体参数见文献[21]。抽水蓄能电站的机组参数参考文献[22],其他参数根据实际情况率定和估计,具体的机组参数如表 1 所示。

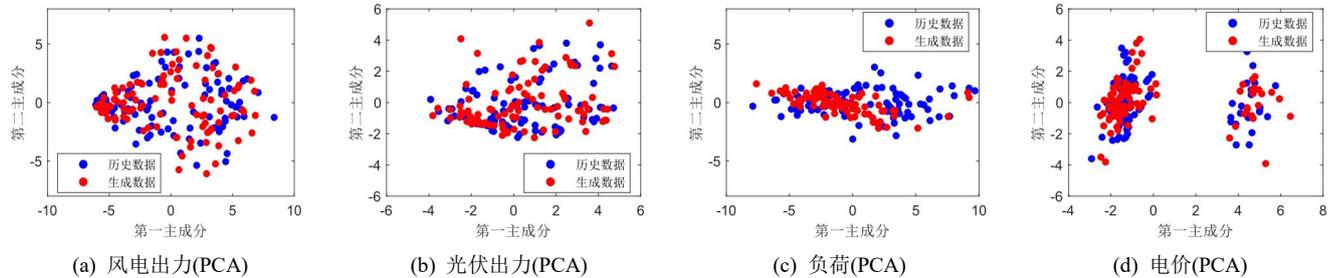
表 1 抽水蓄能电站机组参数

Tab.1 Unit Parameters of Pumped Storage Station

| 参数 | 取值 | 参数 | 取值 |
|------------|-------|-------------|------|
| 发电效率 | 0.87 | 抽水效率 | 0.87 |
| 变速机组 | - | - | - |
| 发电功率上限/MW | 330 | 抽水功率上限/MW | 310 |
| 发电功率下限/MW | 180 | 抽水功率下限/MW | 120 |
| 启停成本/(元/次) | 2 000 | 运行成本/(元/MW) | 30 |
| 定速机组 | - | - | - |
| 发电功率上限/MW | 300 | 抽水功率上限/MW | 300 |
| 发电功率下限/MW | 150 | 抽水功率下限/MW | 300 |
| 启停成本/(元/次) | 3 000 | 运行成本/(元/MW) | 30 |

3.2 不确定性场景生成结果

TimeGAN 的网络结构和参数根据文献[23]



进行设置。本文使用 3 个月的数据作为训练集,使用 python3.13 中的 pytorch 架构进行训练。为了将生成的数据更好地展示,分别采用主成分分析法和 T-SNE(T-distributed stochastic neighbor embedding)降维对数据进行降维处理,PCA 和 T-SNE 的降维结果如图 2 所示。蓝色点群代表历史训练数据,红色点群代表生成样本数据,可以看出生成的数据样本边界清晰,与历史数据之间重合量大,表明本文所采用的 TimeGAN 在场景生成中表现出较高的精度。

为了进一步验证本文所采用的 TimeGAN 模型的效果,将 TimeGAN 的生成结果(归一化后)与传统的 GAN 模型进行对比分析,并引入衡量分布相似性的 JS 散度(Jensen-Shannon Divergence)和衡量序列形状相似性的 DTW(Dynamic Time Warping,动态时间规整)作为评价指标。JS 散度和 DTW 的值越小,相似性越高。各场景的 JS 散度和 DTW 结果如表 2 所示,可以看出各个不确定性场景中本文所采用的 TimeGAN 均有较好的表现。

表 2 GAN 与 TimeGAN 结果对比

Tab.2 Comparison of Result between GAN and TimeGAN

| 模型 | 指标 | 风电 | 光伏 | 负荷 | 电价 |
|---------|-----|-------|-------|-------|-------|
| GAN | JS | 0.152 | 0.138 | 0.110 | 0.149 |
| | DTW | 3.42 | 3.35 | 3.18 | 3.46 |
| TimeGAN | JS | 0.089 | 0.065 | 0.036 | 0.075 |
| | DTW | 2.90 | 2.84 | 2.72 | 2.97 |

使用改进的 k-medoids 算法对 TimeGAN 生成的场景进行聚类为了选择合适聚类中心数,我们以轮廓系数(SC)作为衡量指标来评估不同聚类中心数下的聚类结果。对于各个不确定性因素,计算了聚类中心数量从 3 到 8 范围内的轮廓系数,结果如表 3 所示。轮廓系数在聚类中心数量为 4 时达到峰值,这表明各因素的典型输出场景的最佳数量为 4。聚类中心为 4 时的典型场景如图 3 所示。

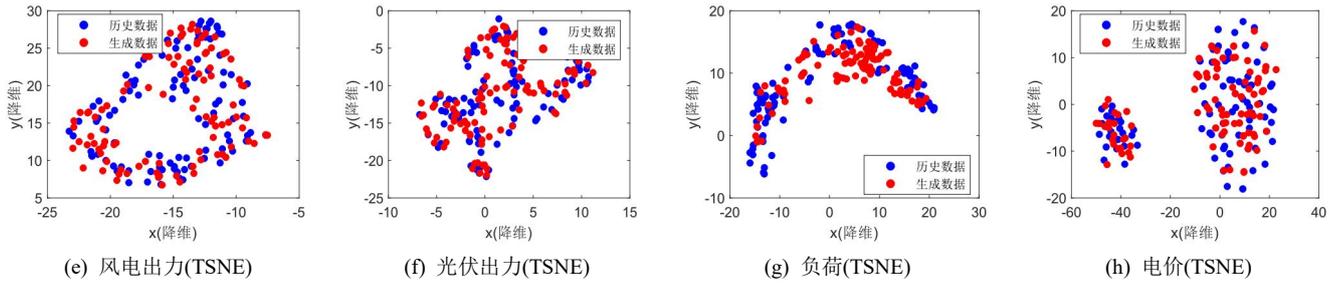


图2 风电、光伏、负荷、电价生成数据与历史数据对比

Fig.2 Comparison between generated and historical data of wind power, photovoltaic, load, and electricity price

表3 各聚类中心下轮廓系数

Tab.3 Silhouette coefficients under each cluster center

| 聚类中心 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 数量 | | | | | | |
| 风电 | 0.545 | 0.551 | 0.486 | 0.483 | 0.436 | 0.445 |
| 光伏 | 0.519 | 0.537 | 0.526 | 0.549 | 0.509 | 0.498 |
| 负荷 | 0.618 | 0.615 | 0.580 | 0.562 | 0.514 | 0.510 |
| 电价 | 0.246 | 0.257 | 0.129 | 0.140 | 0.132 | 0.125 |

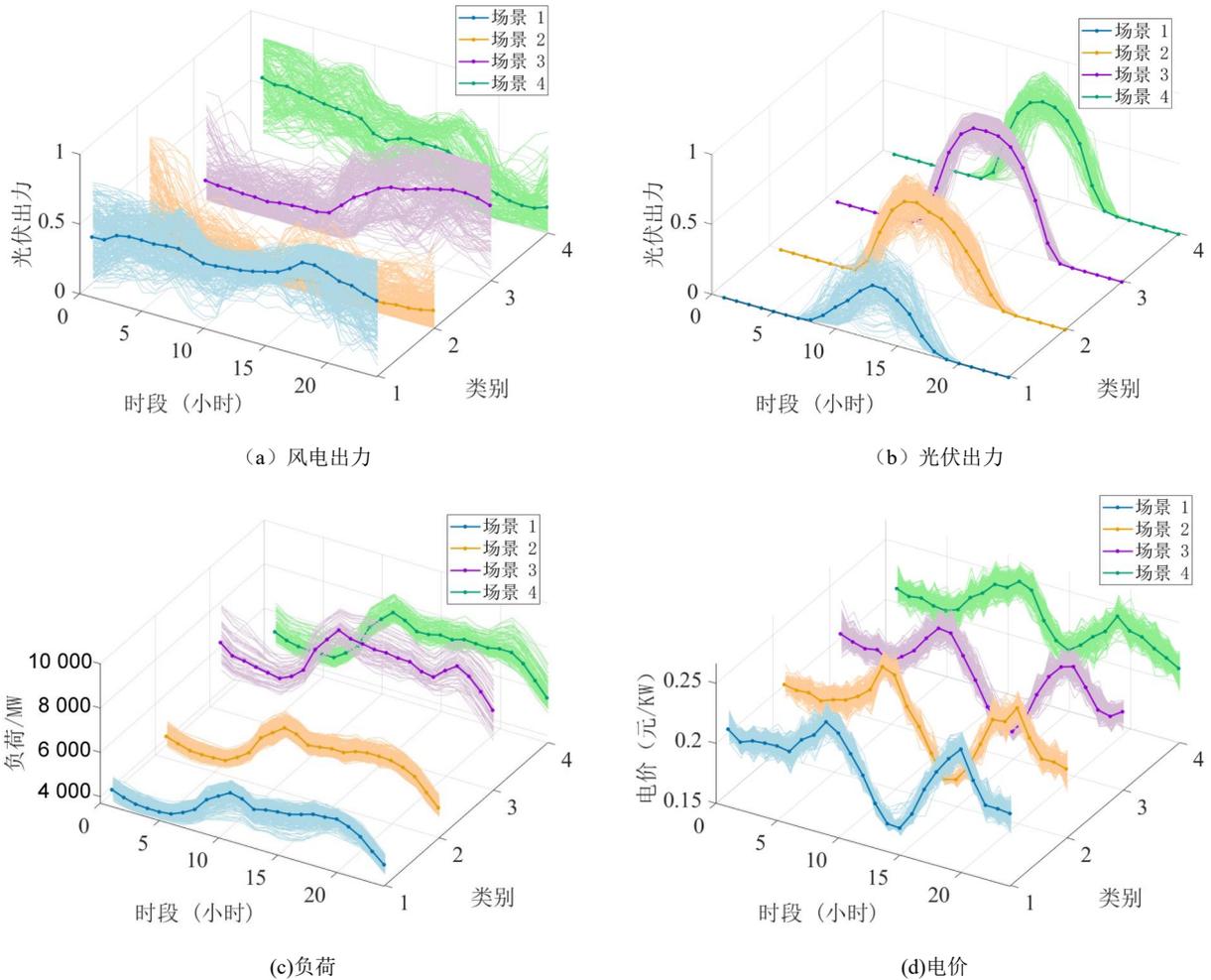


图3 风电、光伏、负荷、电价聚类结果

Fig.3 Clustering results of wind power, photovoltaic, load, and electricity price

3.3 多能互补系统调度结果分析

本节共设置了4个不同的案例进行对比分析

。案例 1 为了验证本文所提随机优化模型有效性,设置了随机优化模型和传统的确定性模型的对比实验。案例 2 为探究系统中最适合的抽蓄装机比例,共设置了共 5 个系统进行实验。案例 3 为探究变速抽水蓄能机组相较于定速抽水蓄能机组对系统的运行成本的影响,设置了变速和定速抽蓄机组系统的对比实验。案例 4 为了探究更加灵活的抽水蓄能电站运行策略,允许不同抽水蓄能机组同时进行抽水和发电。

3.3.1 随机优化模型与确定性模型对比

为了验证本文所提出的随机优化模型的优越性,本节根据聚类中心数量设置了 6 组对照实验对随机优化模型和传统的确定性模型的运行成本进行比较。为了确保传统的确定性调度和随机优化调度有可比性,本文使用生成的场景的均值作为确定性模型的输入。其中,确定性模型是不使用随机优化考虑系统的不确定性,仅为各场景运行结果的平均值。图 4 显示,在 6 组实验中,随机优化模型相较于确定性模型展现出更低的运行成本,成本降低率在 33.6%~56.6%之间,这表明该模型在应对电力系统的多重不确定性时更具优势。

3.3.2 不同抽蓄电站装机容量下的调度结果

不同装机容量的抽水蓄能电站将给电力系统带来不同的经济效益。为探究系统中最适合的装机比例,本节共设置了抽水蓄能电站的装机容量从 0 MW~2 400 MW 共 5 个系统进行实验,其中 2 台机组为变速机组,其余均为定速机组(不足两台系统中的抽水蓄能机组均为变速机组),具体系统的装机容量如表 4 所示。

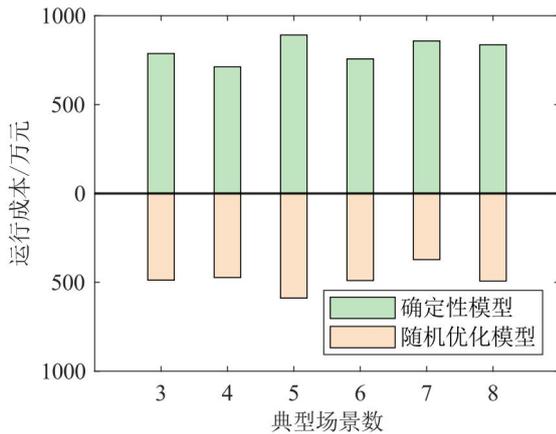


图 4 确定性模型和随机优化模型的运行成本
Fig.4 Operating Costs under the Deterministic and Stochastic Optimization Models

表 4 案例 1 系统装机容量

Tab.4 Installed Capacity of Case 1 System

| 系统 | 风电/MW | 光伏/MW | 火电/MW | 抽蓄/MW |
|------|-------|-------|-------|-------|
| 系统 1 | 9 000 | 6 000 | 1 000 | 0 |
| 系统 2 | 9 000 | 6 000 | 1 000 | 600 |

| | | | | |
|------|-------|-------|-------|-------|
| 系统 3 | 9 000 | 6 000 | 1 000 | 1 200 |
| 系统 4 | 9 000 | 6 000 | 1 000 | 1 800 |
| 系统 5 | 9 000 | 6 000 | 1 000 | 2 400 |

从图 5 中可以看出系统中抽水蓄能装机占比变化和系统运行成本、弃风光率之间的关系。抽水蓄能装机容量从 0 增加到 600 MW 时,系统运行成本和弃风光率降低较快,降低速率几乎保持不变。当抽水蓄能装机容量从 600 MW 增加到 1 800 MW 时,运行成本和弃风光率降低放缓,当抽水蓄能装机容量从 1 800 MW 增加到 2 400 MW 时,运行成本和弃风光率降低速率减小至开始的一半。

抽水蓄能电站装机容量在 0 至 600 MW 阶段对电力系统的影响最大。在这个阶段,电力系统增加了额外的峰荷调节能力,缓解火电机组的运行压力,减小了弃风光率。当抽水蓄能电站的装机容量增至 2 400 MW 时,成本降低不再明显。此时,抽水蓄能电站已几乎完全取代火电削峰的作用。火电机组只需满足基荷的负荷平衡,不再需要启停和调峰。

3.3.3 定速机组与变速机组对比

为探究变速抽水蓄能机组相较于定速抽水蓄能机组对系统的运行成本的影响,设置了一个包含 4 台装机容量 300 MW 的变速抽水蓄能机组的系统和一个包含 4 台装机容量 300 MW 的定速抽水蓄能机组的系统。

系统运行结果如表 5 所示。从表中可以看出在抽水蓄能机组为全定速的情况下,系统的运行成本为 1 025.91 万元,在系统的抽水蓄能机组全为变速机组的情况下,系统的运行成本为 963.46 万元。变速系统运行成本降低了 62.44 万元,降低比率为 6.09%,表明变速抽水蓄能机组对降低系统成本有一定的作用。含变速抽水蓄能系统的弃风、弃光率分别下降了 0.47%和 0.96%,表明变速抽水蓄能机组在降低系统弃风、弃光率方面也有一定的作用。

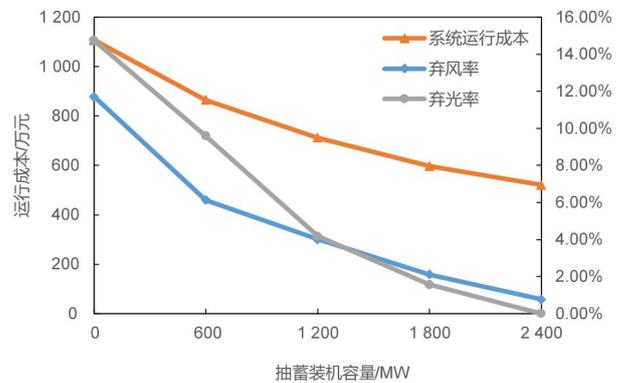


图 5 各抽水蓄能占比系统运行结果

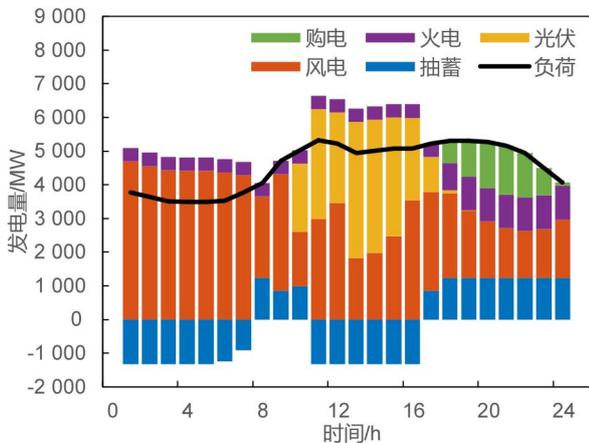
Fig.5 Operation Results of Systems with Different Pumped Storage Penetration Rates

表 5 多能互补系统运行结果

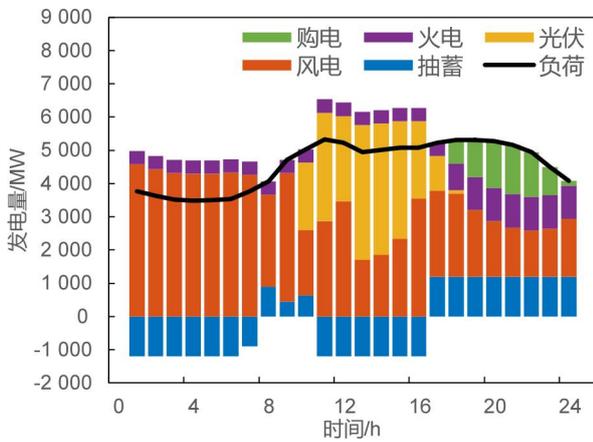
Tab.5 Results of Multi-Energy Complementary System

| 抽蓄机组情况 | 运行成本/万元 | 火电成本/万元 | 购电成本/万元 | 弃风率 | 弃光率 |
|--------|----------|---------|---------|-------|------|
| 全定速 | 1 025.91 | 282.43 | 263.54 | 13.4% | 8.3% |
| 全变速 | 963.46 | 271.26 | 253.29 | 12.9% | 7.4% |

图 6 显示了抽水蓄能机组主要在光伏发电量较大的白天抽水,在光伏不发电的夜间发电,这意味着抽水蓄能电站与可再生能源的结合可以有效克服可再生能源输出的波动性和间歇性对电力系统稳定性的影响,使电网能够充分消纳可再生能源。具体而言,两个系统中的抽水蓄能电站均在 11-17 时抽水,18-24 时发电,抽发电量大致相同。



(a) 变速抽水蓄能机组



(b) 定速抽水蓄能机组

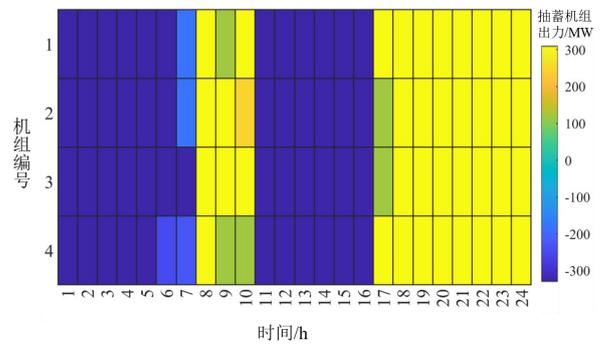
图 6 多能互补系统日前调度结果

Fig.6 Day-Ahead Scheduling Results of Multi-Energy Complementary System

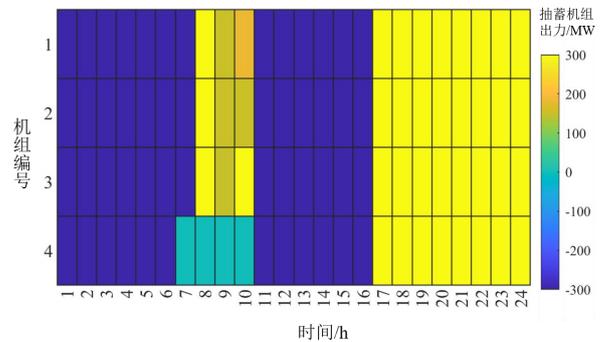
系统中各抽水蓄能机组的运行情况如图 7 所示,正值表示抽水蓄能机组处于发电工况下,负值表示抽水蓄能机组处于抽水工况下。从图中可以看出,在 7-10 时变速机组可以调节机组抽水和发电功率,无需停机。而定速抽水蓄能机组在 7-10 时均有 1 台机组停机。由此可见,由于变速抽水蓄能机组具有较大的可调节空间,可以更灵活地调节功率,减少机组自身的启停次数,从而降低了系统运行成本。

3.3.4 不同抽水蓄能电站运行策略对比

为了探究抽水蓄能电站的灵活性极限,我们在本案例中松弛了公式(16)的约束,允许同一时段不同机组分别处于抽水和发电状态。在系统中抽水蓄能电站装机容量为 2 400 MW 时,允许不同抽水蓄能机组同时进行抽水和发电。结果表明,允许同时抽发平均运行成本为 498.62 万元,低于不允许同时抽发的 520.55 万元。究其原因,一方面是允许同时抽水和发电,让原本需要停机的机组可以不用停机,适应比较极端的风光在短时间内快速变化的情况;另一方面,允许同时抽水发电让整个抽水蓄能电站的输出功率更加灵活,电站整体的抽水、发电功率的可调节范围变大,让只有少量新能源发电量剩余的时段的电量也可以被储存利用起来。



(a) 变速抽水蓄能机组



(b) 定速抽水蓄能机组

图 7 抽水蓄能机组运行情况

Fig.7 Operational Status of Pumped Storage Units

4 结论

本文提出了一种基于 TimeGAN 与 k-medoids 聚类的场景生成与缩减框架,并以此为基础,构建了考虑定速与变速抽水蓄能机组精细化运行约束的风-光-火-抽蓄日前随机优化调度模型,得出以下主要结论:

1)TimeGAN 模型通过有效捕捉真实场景的内在结构和规律,在所有不确定性因素的建模中都取得了令人满意的结果。生成数据分布相似性和序列形状相似性均优于传统的 GAN 模型,其中

JS 散度减小了 41.4%-67.2%,动态时间规整降低 14.1%-15.2%。

2)随机优化模型能够更好地刻画电力系统的不确定性,较传统的确定性模型成本降低率在 33.6%-56.6%之间,在降低系统运行成本中有显著效果。

3)增加多能互补系统中的抽水蓄能电站的装机容量可以降低运行成本,但是存在一定的边际递减效应。变速抽水蓄能机组相较于定速抽水蓄能机组存在一定优势,能够在一定程度上降低系统运行成本和弃风、弃光率。允许抽水蓄能电站不同机组同时进行抽水和发电的运行策略可以降低运行成本。

参 考 文 献

- [1] 申建建,王月,程春田,等.水风光互补系统灵活性需求量化及协调优化模型[J].水利学报,2022,53(11):1291-1303.[SHEN J J,WANG Y,CHENG C T,et al.Quantification of flexibility requirements and coordinated optimization model for hydro-wind-solar complementary systems[J].Journal of Hydraulic Engineering,2022,53(11):1291-1303.]
- [2] FAN Y,LIU W,ZHU F,et al.Short-term stochastic multi-objective optimization scheduling of wind-solar-hydro hybrid system considering source-load uncertainties[J].Applied Energy,2024,372:123781.
- [3] 莫巨华,王浩,王超,等.基于卧式抽蓄的风光水储蓄联合运行优化调度研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(1):1-9.[MO J H,WANG H,WANG C,et al.Research on optimal scheduling of joint operation of wind-solar-hydro storage based on horizontal pumped storage[J].Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2025,46(1):1-9.]
- [4] 谢建恒,王浩,任岩,等.基于卧式抽蓄的多能互补系统容量配置优化研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(01):10-19.[XIE J H,WANG H,REN Y,et al.Research on capacity configuration optimization of multi-energy complementary system based on horizontal pumped storage[J].Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2025,46(1):10-19.]
- [5] 刘德旭,杨迎,黄宏旭,钟海旺.新型电力系统大规模抽水蓄能调度运行与控制综述及展望[J].中国电机工程学报,2025,45(1):80-97.[LIU D X,YANG Y,HUANG H X,ZHONG H W.An Overview and Outlook of the Operation and Control of Large-scale Pumped Hydro Storages in Modern Power Systems[J].Proceedings of the CSEE,2025,45(1):80-97.]
- [6] 彭煜民,刘德旭,王雪林,等.计及水库运行约束的极端气象场景下抽蓄电站优化调度研究[J].水利学报,2023,54(11):1298-1308.[PENG Y M,LIU D X,WANG X L,et al.Optimization scheduling of pumped-storage power stations under extreme weather scenarios considering reservoir operation constraints[J].Journal of Hydraulic Engineering,2023,54(11):1298-1308.]
- [7] GAO R,WU F,ZOU Q,et al.Optimal dispatching of wind-PV-mine pumped storage power station:A case study in Lingxin Coal Mine in Ningxia Province,China[J].Energy,2022,243:123061.
- [8] 邵磊,多增森,柴嘉启,等.抽蓄-风-光-火联合系统日前优化调度研究[J].电网与清洁能源,2023,39(06):108-114.[SHAO L,DUO Z S,CHAI J Q,KONG Kai,ZHUANG Xiaolong.A study on the day-ahead optimal scheduling of the pumped storage-wind-solar-thermal combined system[J].Power system and Clean Energy,2023,39(6):108-114.]
- [9] WANG Y S,HUANG W L,CHEN H Y,et al.Optimal scheduling strategy for virtual power plants with aggregated user-sided distributed energy storage and photovoltaics based on CVaR-distributionally robust optimization[J].Journal of Energy Storage,2024,86:110770.
- [10] LU M,GUAN J,WU H,et al.Day-ahead optimal dispatching of multi-source power system[J].Renewable Energy,2022,183:435-446.
- [11] 惠振国,艾澜,常鹏霞,等.计及风光出力相关性的风光水储互补系统优化调度[J].水电能源科学,2024,42(8):218-222.[HUI Z G,AI L,CHANG P X,et al.Optimal scheduling of wind-photovoltaic-hydro-storage complementary system considering correlation of wind and photovoltaic power outputs[J].Water Resources and Hydropower Energy Science,2024,42(8):218-222.]
- [12] NAJAFI A,FALAGHI H,CONTRERAS J,et al.Medium-term energy hub management subject to electricity price and wind uncertainty[J].Applied Energy,2016,168:418-433
- [13] FENG Z,WANG X,NIU W.Complementary operation optimization of cascade hydropower reservoirs and photovoltaic energy using cooperation search algorithm and conditional generative adversarial networks[J].Energy,2025:136525.
- [14] 邵晨颖,刘友波,邵安海,等.基于生成对抗网络与局部电流相量的配电网拓扑鲁棒辨识[J].电力系统自动化,2023,47(1):55-62.[SHAO C Y,LIU Y B,SHAO A H,et al.Robust identification for distribution network topology based on generative adversarial network and partial current phasor[J].Automation of Electric Power Systems,2023,47(1):55-62.]
- [15] Dong W,Chen X,Yang Q.Data-driven scenario generation of renewable energy production based on controllable generative adversarial networks with interpretability[J].Applied Energy,2022,308:118387.
- [16] WANG Y,LIU Y,YANG Q.Operational Scenario Generation and Forecasting for Integrated Energy Systems[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2024,20(2):2920-2931.
- [17] CHEN X,DUAN Y,HOUTHOOFT R,et al.Infogan:Interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets[J].Advances in neural information processing systems,2016,29.
- [18] ARJOVSKY M,CHINTALA S,BOTTOU L.Wasserstein generative adversarial networks[C].International conference on machine learning.PMLR,2017:214-223.
- [19] Ay M,Özbakır L,Kulluk S,et al.FC-Kmeans:Fixed-centered K-means algorithm[J].Expert Systems with Applications,2023,211:118656.
- [20] 吴宏宇,管晓宏,翟桥柱,等.水火电联合短期调度的混合整数规划方法[J].中国电机工程学报,2009,29(28):82-88.[WU H Y,GUAN X H,ZHAI Q Z,et al.Mixed integer programming method for short-term hydro-thermal scheduling[J].Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering,2009,29(28):82-88.]
- [21] 韩自奋,张柏林,崔凯华,等.考虑新能源消纳能力及发电成本的风光火储联合调度策略研究[J].电工技术,2020(8):21-25.[HAN Z F,ZHANG B L,CUI K H,et al.Research on Joint Dispatching Strategy of

Wind-Solar-Thermal Power Storage System Considering New Energy Accommodation Capacity and Power Generation Cost[J].Electric Engineering,2020(8):21-25.]
[22] DING H,HU Z,SONG Y.Stochastic optimization of the daily operation of wind farm and pumped-hydro-storage

plant[J].Renewable Energy,2012,48:571-578
[23] YOON J,JARRETT D,VAN DER SCHAAR M.Time-series generative adversarial networks[J].Advances in neural information processing systems,2019,32.

Uncertainty-Scenario-Based Day-Ahead Optimal Scheduling of Wind-PV-Thermal-Pumped Storage Multi-Energy Complementary System

MEN Baohui, LI Anning, XIANG Lu, BIAN Zhongzheng

(School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206)

Abstract: 【Objective】 To address the multiple uncertainties in the novel power system and the scarcity of historical data for newly constructed wind and solar power plants, this paper proposes a stochastic optimization scheduling framework based on scenario generation. **【Methods】** Firstly, a scenario generation method for multiple power system uncertainties based on an improved Time-series Generative Adversarial Network (TimeGAN) is proposed. This method achieves stable generation of renewable energy output scenarios, load data, and electricity price data by learning from historical data. An improved k-medoids clustering method is then employed for scenario reduction. Secondly, with the objective of minimizing system operating costs, an optimization scheduling model for a wind-PV-thermal-pumped storage multi-energy complementary system is constructed. Day-ahead optimal scheduling studies for this multi-energy complementary system were conducted under scenarios involving both fixed-speed and variable-speed pumped storage units. **【Results】** The results demonstrate that the improved TimeGAN effectively captures the intrinsic structure and patterns of real scenarios, enabling stable generation of uncertainty scenarios. Pumped storage power plants can significantly enhance the system's renewable energy accommodation rate, and variable-speed units can effectively reduce system operating costs. Increasing the installed capacity of pumped storage plants reduces operating costs, but exhibits a diminishing marginal effect; Allowing simultaneous pumping and generating operations for different pumped storage units can lower system operating costs. **【Conclusion】** Overall, the proposed stochastic optimization framework effectively addresses data scarcity and uncertainty through the improved TimeGAN, and confirms that variable-speed pumped storage and flexible operating modes can substantially improve system economic performance and renewable energy utilization. The findings provide valuable decision-making references for renewable energy base planning and multi-energy complementary system scheduling.

Keywords: Pumped-storage power station; Multi-energy complementarity; Optimal scheduling; TimeGAN; Variable-speed pumped storage unit