

基于WGAN风光资源场景模拟和时序生产模拟的新能源电源容量配置

马燕峰¹,傅钰¹,赵书强¹,杨小款¹,王子建¹,董凌²,曾凡斐¹

(1. 华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室,河北 保定 071003;2. 国网青海省电力公司,青海 西宁 810000)

摘要:针对多能源电力系统中新能源电源容量配置问题,考虑到风光资源的不确定性,提出一种基于Wasserstein生成对抗网络(WGAN)的风光资源场景模拟和改进时序生产模拟的新能源电源容量配置模型。采用WGAN模拟大量风光资源场景,用K-medoids聚类削减得到若干典型场景,并提出综合评价指标对典型场景进行评估分析;综合考虑多能源电力系统的运行特性,基于改进时序生产模拟的线性规划模型,构建以经济性最优为目标的新能源规划模型。某地区实际电网算例仿真结果验证了所提模型的有效性以及对提高新能源消纳的显著效果,给出了新能源电源容量配置方案。

关键词:多能源电力系统;WGAN;综合评价指标;时序生产模拟;消纳

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202011012

0 引言

大力发展新能源发电是全球应对能源问题的重要手段^[1]。我国能源丰富但利用不充分,部分地区弃风、弃光现象严重,迫切需提高电力系统对新能源的消纳^[2]。相比风光发电,光热发电能够实现“以新能源消纳新能源”,有望成为支撑高比例新能源并网的重要技术^[3]。因此,合理配置多能源电力系统中风、光发电以及光热发电的电源容量,是现阶段推进新能源开发建设必不可少的环节^[4]。

近年来,针对风光资源的不确定性,大量文献给出了获取典型场景的措施。文献[5]提出基于拉丁超立方抽样的概率多场景生成方法,实现场景数量和精度平衡下多场景的快速生成。文献[6]利用蒙特卡洛方法模拟随机性电源出力,建立确定性优化模型。文献[7]假设风速和辐照度都服从Weibull分布,提出分类概率多场景分析法模拟风电、光伏机组出力的不确定性。但上述方法均需假定风光资源服从某一确定分布,因此不能准确描述风光资源的真实分布,存在所生成典型场景不准确的问题且模拟场景缺乏合理有效的评价方法。深度学习在电力行业的发展和应用为场景生成提供了新的解决思路。文献[8]基于生成对抗网络(GAN)分别生成风电与光伏出力场景。文献[9]利用GAN模拟反映历史数据真实分布的风光出力场景并削减得到典型场景,提高了生成场景的精确性。但是该方法存在梯度消

失、训练困难、生成样本缺乏多样性等问题。而文献[10]中采用Wasserstein生成对抗网络(WGAN),在GAN的基础上用Wasserstein距离(又称Earth-Mover距离)代替JS距离,有效解决了上述问题。

针对含高比例新能源电力系统的电源容量配置问题,文献[1]提出多能源电力系统规划总体研究框架,以全社会电力供应总成本最低为目标,考虑发电能源资源平衡约束、环境空间约束,建立电源投资决策模型得到相应的规划方案,进行生产模拟并选择最优方案。文献[11]以电网节能减排效益最大为目标,综合考虑风光出力特性、负荷特性、机组调峰特性等因素,建立含新能源发电的电网年度时序生产模拟仿真模型,最终得到综合考虑新能源限电率和电网节能减排效益的风光优化配比。文献[12]建立含机组启停机约束的混合整数线性规划MILP(Mixed Integer Linear Programming)模型,提出一种基于时序生产模拟的新能源消纳计算方法。上述研究采用MILP模型,在处理长时间尺度规划问题时求解效率无法满足要求。部分文献在建模方面对常规机组的运行状态进行了简化处理,文献[13]合并描述机组运行特性的整数变量,文献[14-15]通过机组聚类减少建模对象数目。但是大规模MILP模型的应用受限于研究问题中的整数变量规模。文献[16]通过构建集群机组以及连续化处理描述集群机组时序运行状态的整数变量,建立考虑资源时空特性的新能源线性规划模型,求解效率显著提升。然而模型中缺乏对实际电力系统中多种电源的全面考虑。由此可见,基于模拟准确、计算高效时序生产模拟的多能源电力系统规划模型还有待进一步研究。

针对现有场景法获得的典型场景不足以较好地代表原始数据的问题,本文首先采用WGAN^[10]生成大

收稿日期:2020-02-27;修回日期:2020-09-14

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0902200);国家电网公司科技项目(5228001700CW)

Project supported by the National Key R&D Program of China(2017YFB0902200) and the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China(5228001700CW)

量风速、辐照度场景,并利用场景削减技术得到若干典型场景;然后基于构建的典型场景评价体系对生成的场景进行评价,保证生成风光资源场景的代表性;在此基础上,针对多能源电力系统容量规划模型求解效率低或电源类型考虑不全面等问题,通过构建多能源集群机组及连续化处理各状态变量,综合考虑电力系统运行特性,构建基于改进时序生产模拟的新能源规划模型;最后通过算例分析验证所提模型求解的高效性及其对提高新能源消纳的显著效果,为电源规划的理论研究和实际建设工作提供参考。

1 风光典型场景生成方法

1.1 基于WGAN的风光资源场景生成

GAN^[8]是一种无监督的学习方法,其核心思想源自博弈论中的二人零和博弈,拥有一个生成器和一个判别器。生成器通过学习真实数据的潜在分布来模拟生成和真实数据尽可能相同的数据样本,以最大化地干扰判别器;判别器本质上是一个二分类器,其作用是尽可能准确判别生成器生成的数据是否接近真实数据。整个博弈的过程需要生成器和判别器通过不断学习和优化,寻找两者之间的纳什均衡来分别提高自身的生成能力和判别能力。

根据某地区历史风速和辐照度数据,将全年分为8760个时段。用 x 表示采样值, $p_r(x)$ 表示历史数据的真实分布,给定一个噪声数据 z 且满足高斯分布 $p_z(z)$ 。GAN的目标是通过生成器和判别器的博弈过程使采样数据 x 尽可能逼近真实分布 $p_r(x)$ 。

对于生成器 G ,其输入是按 $p_z(z)$ 采样得到的噪声数据 z ,输出是生成的数据样本 $p_g(z)$ 。生成器网络的目标是使生成的数据样本尽可能接近真实分布,理想情况下, $p_g(z) \sim p_r(z)$ 。其损失函数 L_G 可表示为:

$$L_G = -E_{z \sim p_z(z)}(D(G(z))) \quad (1)$$

其中, $E(\cdot)$ 表示期望的分布; $G(z)$ 表示生成器生成数据; $D(\cdot)$ 表示判别器网络输出。

对于判别器 D ,其输入是真实数据或者生成器生成的数据,输出是判断数据是否来自真实数据样本的概率值。判别器网络的目标是尽可能正确地判别输入数据的来源,其损失函数 L_D 可表示为:

$$L_D = -E_{x \sim p_r(x)}(D(x)) + E_{z \sim p_z(z)}(D(G(z))) \quad (2)$$

为了建立生成器和判别器之间的博弈以使它们能同时训练,构造关于价值函数 $V(D, G)$ 的极小极大化博弈模型,如式(3)所示。

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_r(x)}(D(x)) - E_{z \sim p_z(z)}(D(G(z))) \quad (3)$$

WGAN是在原始GAN的基础上采用Wasserstein距离代替JS距离对真实样本和生成样本之间的距离进行度量,有效解决了GAN梯度消失、训练不稳

定等问题,WGAN模型结构如附录中图A1所示。根据文献[17],Wasserstein距离定义为:

$$W(p_r, p_g) = \frac{1}{Q} \sup_{\|f\|_L \leq Q} E_{x \sim p_r}(f(x)) - E_{z \sim p_g}(f(z)) \quad (4)$$

其中, $\sup$ 表示上确界,即最小上界; Q 为Lipschitz常数; $\|f\|_L \leq Q$ 表示函数 f 满足 Q -Lipschitz连续,其导函数绝对值存在上确界, L 为Lipschitz条件。在式(3)中,将 $D(x)$ 写作 $f_{\theta_D}(x)$, $G(z)$ 写作 $g_{\theta_G}(z)$ 即可得到Wasserstein距离下的优化目标。

模型训练的目标是使损失尽可能小,即最小化真实数据分布与生成数据分布间的Wasserstein距离。在训练初始阶段,生成器生成的数据样本与真实数据样本存在较大差异,此时判别器损失函数较大,而生成器损失函数较小。随着数据不断更新,生成器网络通过调整网络的权值使生成样本与真实样本的相似度越来越高,同时判别器网络也通过学习提升判别能力,Wasserstein距离不断减小,最后保持在0.02附近波动,见图1。最终判别器网络无法准确区分输入数据样本的来源,此时便模拟得到了能充分体现历史数据真实分布的风光资源场景。

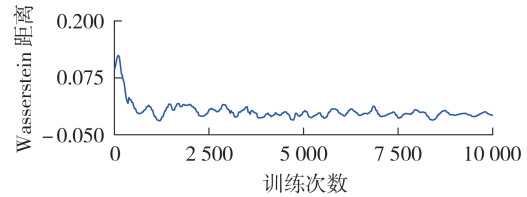


图1 Wasserstein距离变化情况

Fig.1 Change of Wasserstein distance

1.2 场景削减

经过WGAN模拟生成 N 个风速场景和 N 个辐照度场景,两两组合后的场景为 N^2 个,计算量随 N 的增大呈指数级增长。因此需要通过场景削减得到典型“规划场景”。

未削减前所有场景组成集合 S ,场景削减表示以典型场景组成的最优集合 F 替代原场景集合 S ,以尽可能涵盖 S 中包含的信息。即满足以下优化问题:

$$\min \sum_{\substack{u_i \in S \\ u_j \in F \\ u_i \neq u_j}} p_i \min d(u_i, u_j) \quad (5)$$

$$d(u_i, u_j) = \|u_i - u_j\| = \sum_{t=1}^T |u_i^t - u_j^t| \quad (6)$$

其中, p_i 为场景 u_i 出现的概率; $d(u_i, u_j)$ 为场景集合 S 中任意2个场景 u_i, u_j 间的差异值; u_i^t, u_j^t 分别为场景 u_i, u_j 在 t 时刻风速值或辐照度值; T 为典型场景周期。

利用 K -medoids^[18]进行场景削减的步骤如下。

(1)从原始场景集合中随机选取 r 个场景作为初始聚类中心,以 $F_1, F_2, \dots, F_r$ 表示。

(2)根据距离聚类中心最近的原则,将剩余对象

分配到 r 个簇类中。

(3)按照使式(5)中目标函数最小的原则,重新寻找新的聚类中心来替换原来的聚类中心。

(4)判断是否收敛。如果不收敛,则转至步骤(2);如果已经收敛,则聚类所得到的 r 个聚类中心 $\{F_1, F_2, \dots, F_r\}$ 就是场景削减之后的 r 个代表性场景。

1.3 综合评价指标

为全面评价场景的模拟效果,本文提出反映典型场景资源分布总量的统计指标以及反映场景离散性、极端性的时序指标。

年分布偏差表示所有场景全年资源曲线同一时段加权之和与历史数据同时段资源值的相对误差,即为所有时段资源值偏差的平均值:

$$\Delta R = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{\sum_{k \in K} \lambda_k R_{k,t}^{\text{typ}} - \frac{1}{N_y} \sum_{n \in Y} R_{n,t}^{\text{ori}}}{\frac{1}{N_y} \sum_{n \in Y} R_{n,t}^{\text{ori}}} \right| \quad (7)$$

其中, K 为风速或辐照度典型场景集合; Y 为风速或辐照度所有历史数据年份集合; N_y 为历史数据总数; λ_k 为典型场景 k 的权重系数,即场景概率值; $R_{k,t}^{\text{typ}}$ 为典型场景 k 在 t 时刻的资源值; $R_{n,t}^{\text{ori}}$ 为第 n 年历史数据在 t 时刻的资源值。

年峰值偏差表示同一时刻典型场景中的最大资源值和历史数据中该时刻最大资源值的相对误差:

$$\Delta M = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{\max_{k \in K} R_{k,t}^{\text{typ}} - \max_{n \in Y} R_{n,t}^{\text{ori}}}{\max_{n \in Y} R_{n,t}^{\text{ori}}} \right| \quad (8)$$

资源变异系数表示一组数据的标准差与相应平均数之比,刻画了数据相对分散性:

$$B_t = \frac{\sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T \left(\sum_{k \in K} \lambda_k R_{k,t}^{\text{typ}} - \bar{R}_t^{\text{ori}} \right)^2}}{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T \bar{R}_t^{\text{ori}}} \times 100\% \quad (9)$$

其中, B_t 为 t 时刻的风速或者辐照度资源变异系数; $\bar{R}_t^{\text{ori}}$ 为历史数据在 t 时刻的资源均值。

2 基于中长期时序生产模拟的电源容量配置模型

2.1 新能源出力模型

风电机组出力与风速大小密切相关,典型场景 k 中 t 时刻风电机组输出功率 $P_k^{\text{win}}(t)$ 与风速 $v_{k,t}$ 关系为:

$$P_k^{\text{win}}(t) = \begin{cases} 0 & v_{k,t} \leq v_{\text{ci}}, v_{k,t} > v_{\text{co}} \\ \frac{v_{k,t} - v_{\text{ci}}}{v_{\text{N}} - v_{\text{ci}}} P_{\text{N}}^{\text{win}} & v_{\text{ci}} < v_{k,t} \leq v_{\text{N}} \\ P_{\text{N}}^{\text{win}} & v_{\text{N}} < v_{k,t} \leq v_{\text{co}} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $P_{\text{N}}^{\text{win}}$ 为风电机组的额定功率; v_{ci} 、 v_{co} 、 v_{N} 分别为风机的切入风速、切出风速和额定风速。

典型场景 k 中 t 时刻的光伏输出功率 $P_k^{\text{pho}}(t)$ 与光照强度 $\gamma_{k,t}$ 的关系为:

$$P_k^{\text{pho}}(t) = \begin{cases} P_{\text{N}}^{\text{pho}} & \gamma_{k,t} > \gamma_{\text{N}} \\ P_{\text{N}}^{\text{pho}} \gamma_{k,t} / \gamma_{\text{N}} & \gamma_{k,t} \leq \gamma_{\text{N}} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $P_{\text{N}}^{\text{pho}}$ 、 γ_{N} 分别为光伏额定功率和额定光照强度。

典型场景 k 中 t 时刻的光热输出功率 $P_k^{\text{hea}}(t)$ 与光照强度 $\gamma_{k,t}$ 的关系为:

$$P_k^{\text{hea}}(t) = \begin{cases} \eta_{\text{p,h}} \eta_{\text{h,e}} P_{\text{N}}^{\text{hea}} & \gamma_{k,t} > \gamma_{\text{N}} \\ \eta_{\text{p,h}} \eta_{\text{h,e}} P_{\text{N}}^{\text{hea}} \gamma_{k,t} / \gamma_{\text{N}} & \gamma_{k,t} \leq \gamma_{\text{N}} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $P_{\text{N}}^{\text{hea}}$ 为光热额定功率; $\eta_{\text{p,h}}$ 、 $\eta_{\text{h,e}}$ 分别为光热、热电转化效率。

2.2 目标函数

目标函数为综合成本最小,表示为:

$$\min C = \sum_{k \in K} q_k (C_{\text{g}} + C_{\text{m}} + C_{\text{p}}) \quad (13)$$

其中, C_{g} 、 C_{m} 、 C_{p} 分别为投资成本、运行维护成本及惩罚成本(弃风、弃光、弃水); q_k 为典型场景 k 发生的概率。

(1)投资成本 C_{g}

$$C_{\text{g}} = (S_{\text{k}}^{\text{win}} - \underline{S}^{\text{win}}) I^{\text{win}} + (S_{\text{k}}^{\text{pho}} - \underline{S}^{\text{pho}}) I^{\text{pho}} + (S_{\text{k}}^{\text{hea}} - \underline{S}^{\text{hea}}) I^{\text{hea}} \quad (14)$$

其中, I^{win} 、 I^{pho} 、 I^{hea} 分别为单位容量风电机组、光伏机组及光热机组的投资费用; $\underline{S}^{\text{win}}$ 、 $\underline{S}^{\text{pho}}$ 、 $\underline{S}^{\text{hea}}$ 分别为已经并网的风电机组、光伏机组及光热机组的容量; $S_{\text{k}}^{\text{win}}$ 、 $S_{\text{k}}^{\text{pho}}$ 、 $S_{\text{k}}^{\text{hea}}$ 分别为在典型场景 k 中风电机组、光伏机组及光热机组的总装机容量。

(2)运行维护成本 C_{m}

$$C_{\text{m}} = \sum_{t=1}^T (F_k^{\text{p}}(t) + F_k^{\text{u}}(t) + F_k^{\text{d}}(t) + S_{\text{k}}^{\text{win}} M^{\text{win}} + S_{\text{k}}^{\text{pho}} M^{\text{pho}} + S_{\text{k}}^{\text{hea}} M^{\text{hea}}) \quad (15)$$

其中, $F_k^{\text{p}}(t)$ 、 $F_k^{\text{u}}(t)$ 、 $F_k^{\text{d}}(t)$ 分别为场景 k 中集群火电机组的运行成本、开机成本和停机成本; M^{win} 、 M^{pho} 、 M^{hea} 分别为单位容量风电机组、光伏机组、光热机组运行维护成本。

本文在构建集群火电机组模型时,首先根据机组类型、容量级别和运行特性(运行煤耗参数、爬坡能力、调峰能力、最小启停机时间)对电力系统中的所有火电机组进行分类;然后将运行特性相同或相近的火电机组视为一个整体,构建集群火电机组;最后忽略机组容量离散型,引入开机容量、停机容量和启动容量作为决策变量,来描述多台火电机组时序运行状态的聚合效果。

线性的集群火电机组的运行成本、启动成本和停机成本函数为:

$$\begin{cases} F_k^P(t) = \sum_{j=1}^J \left[C_j^F S_{j,k}^0(t) + C_j^I \left(P_{j,k}^{\text{the}}(t) - \underline{A}_j S_{j,k}^0(t) \right) \right] \\ F_k^U(t) = \sum_{j=1}^J C_j^U S_{j,k}^U(t), F_k^D(t) = \sum_{j=1}^J C_j^D S_{j,k}^D(t) \\ C_j^F = \sum_{i=1}^{I_j} f_i^{\min} / S_j, C_j^I = \sum_{i=1}^{I_j} m_i p_i^{\max} / S_j \\ C_j^U = \sum_{i=1}^{I_j} c_i^U / S_j, C_j^D = \sum_{i=1}^{I_j} c_i^D / S_j \end{cases} \quad (16)$$

其中, J 为聚类形成的集群火电机组数; $S_{j,k}^0(t)$ 为开机容量连续变量, 表示场景 k 中集群机组 j 在 t 时刻的并网容量, $C_j^F S_{j,k}^0(t)$ 表示场景 k 中集群机组 j 在 t 时刻的开机容量 $S_{j,k}^0(t)$ 最小技术出力对应的煤耗; $S_{j,k}^U(t)$ 为启动容量连续变量, 表示场景 k 中集群机组 j 在 t 时刻启动的容量; $S_{j,k}^D(t)$ 为停机容量连续变量, 表示场景 k 中集群机组 j 在 t 时刻停机的容量; $P_{j,k}^{\text{the}}(t)$ 为场景 k 中集群机组 j 在 t 时刻的输出功率; $\underline{A}_j$ 为集群机组 j 的最小技术出力系数; S_j 为集群机组 j 的总装机容量; I_j 为集群机组 j 中的机组数; C_j^F 为单位开机容量输出最小功率时的煤耗系数; $f_i^{\min}$ 为机组 i 以最小技术出力水平发电时的运行煤耗; C_j^I 为线性发电成本函数的斜率, 表示新增单位输出功率的运行煤耗; m_i 为线性煤耗系数; $p_i^{\max}$ 为机组 i 最大输出功率; C_j^U 、 C_j^D 分别为集群机组 j 单位启动、停机容量的煤耗系数; c_i^U 、 c_i^D 分别为机组 i 单次启动和停机的煤耗系数。

(3) 惩罚成本 C_p 。

$$C_p = \sum_{t=1}^T \sum_{s \in R} \gamma_s \left(\bar{P}^s(t) - P_k^s(t) \right) \quad (17)$$

其中, R 为风电、光伏和水电 3 种电源类型集合; $\bar{P}^s(t)$ 为电源 s 在 t 时刻的最大可发出力, $P_k^s(t)$ 为场景 k 中电源 s 在 t 时刻的发电功率, $\bar{P}^s(t) - P_k^s(t)$ 为电源 s 在 t 时刻无法并网消纳的出力; γ_s 为电源 s 限电出力的惩罚系数, 即各电源单位容量上网电价。

2.3 约束条件

(1) 新能源装机容量决策约束。

新能源装机容量不得超过该区域最大可开发容量。

$$\begin{cases} S_k^{\text{win}} \leq \bar{S}^{\text{win}} \\ S_k^{\text{pho}} \leq \bar{S}^{\text{pho}} \\ S_k^{\text{hea}} \leq \bar{S}^{\text{hea}} \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\bar{S}^{\text{win}}$ 、 $\bar{S}^{\text{pho}}$ 、 $\bar{S}^{\text{hea}}$ 分别为该区域最大可开发风电、光伏、光热装机容量。

(2) 新能源发电约束。

$$\begin{cases} 0 \leq P_k^{\text{win}}(t) \leq \bar{P}^{\text{win}}(t) \\ 0 \leq P_k^{\text{pho}}(t) \leq \bar{P}^{\text{pho}}(t) \\ \underline{A}^{\text{hea}} S_k^{\text{hea}} \leq P_k^{\text{hea}}(t) \leq \bar{A}^{\text{hea}} S_k^{\text{hea}} \end{cases} \quad (19)$$

其中, $\bar{P}^{\text{win}}(t)$ 、 $\bar{P}^{\text{pho}}(t)$ 分别为风电机组和光伏机组在 t 时刻的最大发电功率; $\bar{A}^{\text{hea}}$ 、 $\underline{A}^{\text{hea}}$ 分别为光热电站的最大、最小技术出力系数。

(3) 时序功率平衡约束。

$$\sum_{j=1}^J P_{j,k}^{\text{the}}(t) + P_k^{\text{win}}(t) + P_k^{\text{pho}}(t) + P_k^{\text{hea}}(t) = L(t) \quad (20)$$

其中, $L(t)$ 为 t 时刻的负荷功率。

(4) 备用容量约束。

$$\sum_{j=1}^J \bar{A}_j S_{j,k}^0(t) + \sum_{s \in R} \bar{P}^s(t) \geq L(t) + \delta^L L(t) + \sum_{s \in R} \delta^s \bar{P}^s(t) \quad (21)$$

其中, $\bar{A}_j$ 为集群机组 j 的最大出力系数; δ^L 、 δ^s 分别为负荷功率和电源 s 最大可发出力的备用需求系数。

(5) 光热机组运行约束。

光热电站的爬坡约束为:

$$-R_D \leq P_k^{\text{hea}}(t) - P_k^{\text{hea}}(t-1) \leq R_U \quad (22)$$

其中, R_U 、 R_D 分别为光热电站最大向上和向下爬坡能力。

光热电站储热系统的容量配置对电站的运行有重要影响, 系统的储热量约束为:

$$Q^{\min} \leq Q_k^T(t) \leq Q^{\max} \quad (23)$$

其中, $Q_k^T(t)$ 为场景 k 中储热系统在 t 时刻的储热量; ρ 为储热系统的最大储热容量系数; $Q^{\min}$ 、 $Q^{\max}$ 分别为最小、最大储热容量。

储热系统充放热约束为:

$$\begin{cases} 0 < Q_k^{\text{FS}}(t) \leq Q^{\text{FSmax}} \\ 0 < Q_k^{\text{FE}}(t) \leq Q^{\text{FEmax}} \\ Q_k^{\text{FE}}(t) Q_k^{\text{FS}}(t) = 0 \end{cases} \quad (24)$$

其中, $Q_k^{\text{FS}}(t)$ 为场景 k 中 t 时刻流向储热系统的热量; $Q_k^{\text{FE}}(t)$ 为场景 k 中 t 时刻由太阳能光场流向发电系统的热量; Q^{FSmax} 、 Q^{FEmax} 分别为最大充、放热功率。

为了避免光热电站因平抑其他新能源出力波动而产生大量弃光, 加入最大可接受弃光率的约束, 保证光热电站的出力, 即:

$$\frac{Q_k^{\text{spill}}(t)}{Q_k^{\text{FS}}(t) + Q_k^{\text{FE}}(t) + Q_k^{\text{spill}}(t)} \leq \alpha \quad (25)$$

其中, $Q_k^{\text{spill}}(t)$ 为场景 k 中 t 时刻系统弃热量; α 为最大可接受弃光率。

(6) 集群水电机组运行约束。

$$\underline{P}^{\text{hyd}}(t) \leq P_k^{\text{hyd}}(t) \leq \bar{P}^{\text{hyd}}(t) \quad (26)$$

其中, $P_k^{\text{hyd}}(t)$ 为场景 k 中 t 时刻的水电机组出力; $\bar{P}^{\text{hyd}}(t)$ 、 $\underline{P}^{\text{hyd}}(t)$ 分别为水电机组在 t 时刻的最大和最小发电功率。

(7) 集群火电机组运行约束。

运行状态约束为:

$$\begin{cases} 0 \leq S_{j,k}^0(t), S_{j,k}^U(t), S_{j,k}^D(t) \leq S_j \\ S_{j,k}^0(t) - S_{j,k}^U(t) = S_{j,k}^0(t-1) - S_{j,k}^D(t) \end{cases} \quad (27)$$

式(27)中等式约束的等号两边均表示从 $t-1$ 时刻到 t 时刻持续运行的机组容量。

输出功率 $P_{j,k}^{\text{the}}(t)$ 满足以下约束:

$$\begin{cases} \underline{A}_j S_{j,k}^0(t) \leq P_{j,k}^{\text{the}}(t) \leq \bar{A}_j S_{j,k}^0(t) \\ P_{j,k}^{\text{the}}(t) \leq \bar{A}_j (S_{j,k}^0(t) - S_{j,k}^U(t) - S_{j,k}^D(t+1)) + \\ \quad \underline{A}_j S_{j,k}^U(t) + \underline{A}_j S_{j,k}^D(t-1) \\ \underline{A}_j = \sum_{i=1}^{I_j} \alpha_i p_i^{\max} / S_j \\ \bar{A}_j = \sum_{i=1}^{I_j} \bar{\alpha}_i p_i^{\max} / S_j \end{cases} \quad (28)$$

其中, α_i 、 $\bar{\alpha}_i$ 分别为机组 i 最小、最大技术出力系数。

爬坡约束为:

$$\begin{cases} P_{j,k}^{\text{the}}(t) - \underline{A}_j S_{j,k}^U(t) - (P_{j,k}^{\text{the}}(t-1) - \underline{A}_j S_{j,k}^D(t)) \leq \\ \quad R_j^U (S_{j,k}^0(t) - S_{j,k}^U(t) - S_{j,k}^D(t+1)) \\ P_{j,k}^{\text{the}}(t) - \underline{A}_j S_{j,k}^U(t) - (P_{j,k}^{\text{the}}(t-1) - \underline{A}_j S_{j,k}^D(t)) \geq \\ \quad R_j^D (-S_{j,k}^0(t) + S_{j,k}^U(t) + S_{j,k}^D(t-1)) \\ R_j^U = \sum_{i=1}^{I_j} r_i^U p_i^{\max} / S_j \\ R_j^D = \sum_{i=1}^{I_j} r_i^D p_i^{\max} / S_j \end{cases} \quad (29)$$

其中, R_j^U 、 R_j^D 分别为集群机组 j 的向上和向下爬坡率; r_i^U 、 r_i^D 分别为机组 i 的向上和向下爬坡系数。

最小启、停机时间约束:

$$\begin{cases} 0 \leq S_{j,k}^D(1) \leq S_{j,k}^0(0) \\ 0 \leq S_{j,k}^D(t+1) \leq S_{j,k}^0(t) - \sum_{\tau=0}^{t-1} S_{j,k}^U(t-\tau) \quad 1 \leq t \leq T_j^U - 1 \\ 0 \leq S_{j,k}^D(t+1) \leq S_{j,k}^0(t) - \sum_{\tau=0}^{T_j^U-1} S_{j,k}^U(t-\tau) \quad T_j^U \leq t \leq T-1 \\ 0 \leq S_{j,k}^U(1) \leq S_j - S_{j,k}^0(0) \\ 0 \leq S_{j,k}^U(t+1) \leq S_j - S_{j,k}^0(t) - \sum_{\tau=0}^{t-1} S_{j,k}^U(t-\tau) \quad 1 \leq t \leq T_j^D - 1 \\ 0 \leq S_{j,k}^U(t+1) \leq S_j - S_{j,k}^0(t) - \sum_{\tau=0}^{T_j^D-1} S_{j,k}^U(t-\tau) \quad T_j^D \leq t \leq T-1 \end{cases} \quad (30)$$

其中, T_j^U 、 T_j^D 分别为集群机组 j 最小启动和最小停机时间。约束条件第 1 式和第 4 式用于限制初始时刻机组启停机容量取值范围; 约束条件第 2 式和第 5 式分别描述了在时段 $1-T_j^U-1$ 、 $1-T_j^D-1$ 内的机组启

停机容量取值范围; 约束条件第 3 式和第 6 式则描述了在剩余时段内的机组启停机容量取值范围。

2.4 运行调度策略

以尽可能消纳新能源为目标, 设定如下运行调度策略。

首先安排集群火电机组最小技术出力容量带负荷, 然后优先安排光伏及风电机组带负荷。根据光照强度及储热罐情况判断光热机组是否处于开机状态, 若开机则按火电机组处理, 否则继续储热。最后根据水文条件, 安排集群水电机组带负荷。同时计算该时刻的源荷情况以及火电机组启停容量, 利用水电机组、光热机组、火电机组进行调峰。如果当前状态需要降坡, 则以调峰机组最小技术出力为下限减小其出力来保证源荷实时平衡。若此时电源出力仍大于负荷, 则减少新能源机组出力, 即出现弃风、弃光现象。

2.5 模型求解

在上述分析的基础上按照以下步骤对电力系统新能源进行容量配置。

(1) 基于 WGAN 模拟可反映历史风光资源历史数据真实分布的大量场景。

(2) 采用 K-medoids 算法聚类得到风光资源典型场景, 并通过年分布偏差、年峰值偏差和资源变异系数指标对典型场景进行评估。

(3) 对规划的各类电源机组进行集群处理, 并连续化处理各状态变量。

(4) 在 MATLAB 中建立基于时序生产模拟的新能源电源容量配置模型, 以运行调度策略为基础, 调用优化软件 Gurobi 对该模型进行计算。

(5) 若目标效益函数收敛, 则得到最终电源规划方案并输出结果; 反之, 返回步骤(4)继续迭代计算。

新能源电源容量配置具体流程见附录中图 A2。

3 算例分析

3.1 算例系统概述

本文提出的新能源电源容量配置模型是线性规划模型, 将全年分为 8 760 个时段, 在 MATLAB 的 YALMIP 工具包中调用优化软件 Gurobi 对该模型进行计算。以西北某地区 2018 年电力系统为例进行 2020 年新能源电源容量优化。

为验证所提模型的有效性, 收集该地区历史风速和辐照度数据, 进行场景生成和削减, 并根据 2020 年该地区的负荷预测结果进行新能源电源容量配置。光热电站主要参数见文献[19]。贴现率为 0.12, 其余经济技术参数见附录中表 A1。

3.2 风光典型场景模拟

以历史数据为基础, 采用 WGAN 进行场景生成并利用 K-medoids 削减场景得到 10 个风速和辐照度

场景,各典型场景概率见附录中表A2。由各场景对应的概率系数加权相加得到附录中图A3、A4所示曲线。传统蒙特卡洛模拟法^[6]假设风速、辐照度误差分别服从Weibull分布和Beta分布。本文分别通过上述2种方法模拟大量场景并计算其评价指标,结果如表1所示。为了对比更加直观,图2列出了2种方法得到的风光资源曲线的资源变异系数对比情况。

表1 WGAN场景模拟和传统场景模拟典型年结果对比

Table 1 Comparison of typical annual results between WGAN scenario simulation and traditional scenario simulation

场景模拟方法	年分布偏差 / %		年峰值偏差 / %		资源变异系数 / %			
	风速	辐照度	风速	辐照度	风速		辐照度	
					平均值	最大值	平均值	最大值
传统	0.43	3.61	19.58	9.95	7.54	45.83	11.71	56.88
WGAN	0.29	0.16	4.21	8.54	4.45	22.49	3.77	19.67

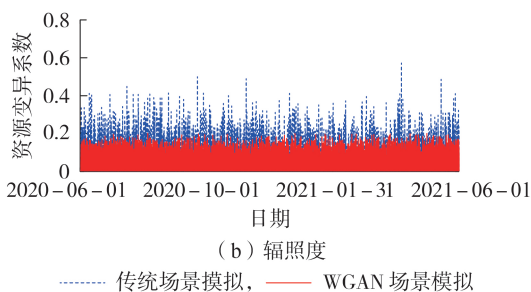
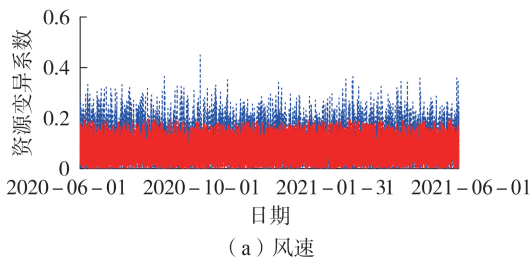


图2 变异系数

Fig.2 Variation coefficient

原始数据的年分布误差保证了一定的资源总量偏差,而资源变异系数考虑了资源的时序性波动情况。另外,在满足典型性要求的同时,年峰值偏差体现出极端天气下风光资源的特性。从表1可以看出,相比于传统场景模拟方法,本文提出的利用WGAN模拟得到的规划场景中各项评价指标更小,保留的风光资源曲线的信息更加完善,精度大幅提

高。这是因为WGAN无需指定某一特定分布来描述风速、辐照度,而是直接训练生成器和判别器网络,生成能够描述历史数据真实分布的风光资源场景。

从图2可以看出,WGAN场景模拟方法可以保持风光资源变异系数在20%以内,误差明显小于传统场景模拟方法。

3.3 新能源电源容量配置结果分析

在同一负荷水平下对2018年该系统电源结构进行优化仿真,并以2020年为规划水平年,在有、无新增光热机组2种情况下进行容量规划。各类电源的规划结果如表2所示。所对应的新能源并网运行情况如表3所示。

由表2与表3可以看出,2018年和2020年新能源容量配置方案均是通过新增光热装机容量提升系统的调峰能力,进而对风电以及光伏两者进行互补作用实现弃风、弃光率的降低。2018年的优化方案表明,在现有电力系统中,风电、光伏发电以及光热发电按照1.75:5.11:1的比例装机可以有效降低弃风、弃光率。对比2020年规划有、无考虑新增光热机组2个方案可知:若仅通过新增风电、光伏机组满足电量需求,受限于现有常规机组的调峰能力,会导致大量弃风、弃光;若考虑新增光热机组,风电、光伏发电以及光热发电按照1.03:3.38:1的比例装机,虽然增加了投资,但降低了弃风、弃光率,有效提高了系统的调峰能力以及对新能源的消纳。

该地区负荷具有午高夜低的特性,与光伏发电的时序特性相吻合,且该地区水电、光伏资源丰富,利用风电、光伏和水电间的良好互补性以及火电、光热机组的调峰特性提升电力系统对新能源的消纳。同时,随着政策的支持以及技术的发展,光热电站储热容量成本有较大的下降空间,这也为未来新能源的规划提供了强有力的指导。

以典型场景1为例,随机选取2020年规划方案中夏季某日出力曲线如图3所示。由图中可见,风电出力波动性较大,正午时刻出力较低,夜晚和凌晨出力较高,而光伏出力主要集中在白天。风电出力和光伏出力在时间上的互补性可以降低对常规机组爬坡容量的需求。同时,含储热系统的光热电站具有“能量时移特性”,可以实现出力在时间上的平移,从而实现削峰填谷,利用其稳定可控的出力和良好

表2 新能源电源容量配置结果

Table 2 Allocation results of new energy source capacity

方案	风电装机容量 / MW	光伏装机容量 / MW	光热装机容量 / MW	建设成本 / 亿元
2018年(实际)	1896.5	7889.4	100.0	1200.3
2018年(优化)	1937.1	5642.3	1105.2	1040.8
2020年(无新增光热机组)	3375.5	10827.9	100.0	1509.9
2020年(有新增光热机组)	2882.6	9434.3	2787.3	1663.7

表 3 新能源发电并网运行结果
Table 3 Operation results of new energy generation grid-connection

方案	发电量 占比 / %	弃风率 / %	弃光率 / %
2018 年(实际)	43.90	3.58	7.26
2018 年(优化)	45.27	2.95	6.27
2020 年(无新增光热机组)	46.19	7.64	9.08
2020 年(有新增光热机组)	57.89	2.91	6.25

的调峰能力平抑风电波动,大幅提高系统的稳定性以及对新能源的消纳。

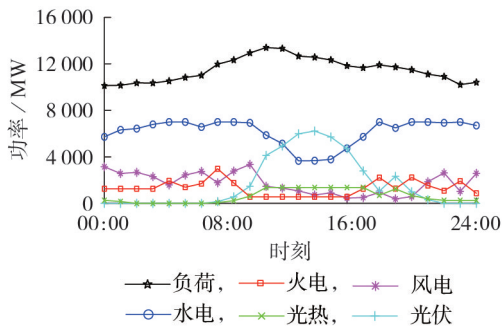


图 3 2020 年夏季某日出力曲线

Fig.3 Output curve of one day in summer of 2020

3.4 计算效率分析

对比本文时序生产模拟线性规划模型与现有电力系统时序生产模拟 MILP 模型^[13]的计算效率。不同时间尺度的耗时结果如表 4 所示。

表 4 不同时间尺度下的计算耗时

Table 4 Comparison of computational time among different time scales

模型	计算耗时 / s			
	24 h	168 h	30 d	1 a
本文模型	0.35	1.54	7.68	474.23
MILP 模型	108.23	3 938.44	>10 000	>10 000

注:表头中数据表示时间尺度。

随着计算时间尺度的增加,MILP 模型包含的整数量数不断增加,计算耗时增长到数小时甚至使模型难以求解。而采用连续变量表征集群机组运行容量的时序生产模拟线性规划模型计算耗时均在数分钟以内,计算效率显著提升。

4 结论

本文提出一种基于 WGAN 风光资源场景模拟和时序生产模拟的新能源电源容量配置方法。利用 WGAN 方法模拟生成风光资源场景描述其不确定性,以多能源电力系统的经济性最优为目标,对新能源机组装机容量进行合理配置。得出如下结论。

(1)年分布偏差、年峰值偏差和资源变异系数能够全面反映数据的整体性、极端性和时序性。相较于传统场景模拟方法,WGAN 场景模拟方法无需采

用任何特定分布来描述风速、辐照度的预测误差,直接利用历史数据训练网络参数模拟得到能够描述真实分布的风光资源场景,且各项评价指标更优越。

(2)本文采用连续变量表征集群机组运行容量的新能源电源容量配置模型求解效率明显提高。考虑多能源机组的运行特性,在与当地资源特性和负荷特性相适应的同时,显著增加了对新能源的消纳。

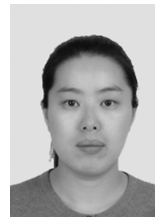
附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 白建华,辛颂旭,刘俊,等. 中国实现高比例可再生能源发展路径研究[J]. 中国电机工程学报,2015,35(14):3699-3705.
BAI Jianhua, XIN Songxu, LIU Jun, et al. Roadmap of realizing the high penetration renewable energy in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3699-3705.
- [2] 李志伟,赵书强,刘金山. 基于机会约束目标规划的风-光-水-气-火-储联合优化调度[J]. 电力自动化设备,2019,39(8):214-223.
LI Zhiwei, ZHAO Shuqiang, LIU Jinshan. Coordinated optimal dispatch of wind-photovoltaic-hydro-gas-thermal-storage system based on chance-constrained goal programming[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8): 214-223.
- [3] 崔杨,杨志文,仲悟之,等. 基于成本最优的含储热光热电站与火电机组联合出力日前调度[J]. 电力自动化设备,2019,39(2):71-77.
CUI Yang, YANG Zhiwen, ZHONG Wuzhi, et al. Day-ahead dispatch for output of combined CSP with thermal storage system and thermal power units based on minimized operation cost[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(2): 71-77.
- [4] 梅生伟,王莹莹,刘锋. 风-光-储混合电力系统的博弈论规划模型与分析[J]. 电力系统自动化,2011,35(20):13-19.
MEI Shengwei, WANG Yingying, LIU Feng. A game theory based planning model and analysis for hybrid power system with wind generators-photovoltaic panels-storage batteries[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(20): 13-19.
- [5] 王志强,方正,刘文霞,等. 基于概率多场景的柔性配电网鲁棒运行优化[J]. 电力自动化设备,2019,39(7):37-44.
WANG Zhiqiang, FANG Zheng, LIU Wenxia, et al. Robust operation optimization of flexible distribution network based on probabilistic multi-scenario[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 37-44.
- [6] 白晓清,赵瞻,鲍海波. 基于 CLARA 算法的考虑时序特性分布式电源规划[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):14-22,29.
BAI Xiaoqing, ZHAO Zhan, BAO Haibo. DG planning based on CLARA algorithm with consideration of timing characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 14-22, 29.
- [7] 孙惠娟,刘君,彭春华. 基于分类概率综合多场景分析的分布式电源多目标规划[J]. 电力自动化设备,2018,38(12):39-45.
SUN Huijuan, LIU Jun, PENG Chunhua. Multi-objective DG planning based on classified probability integration multi-scenario analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 39-45.
- [8] CHEN Y Z, WANG Y S, KIRSCHEN D, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 3265-3275.
- [9] 李康平,张展耀,王飞,等. 基于 GAN 场景模拟与条件风险价

- 值的独立型微网容量随机优化配置模型[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1717-1725.
- LI Kangping, ZHANG Zhanyao, WANG Fei, et al. Stochastic optimization model of capacity configuration for stand-alone microgrid based on scenario simulation using GAN and conditional value at risk[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1717-1725.
- [10] LIU Y F, ZHOU Y, LIU X, et al. Wasserstein GAN-based small-sample augmentation for new-generation artificial intelligence: a case study of cancer-staging data in biology[J]. Engineering, 2019, 5(1): 156-163.
- [11] 张军, 许晓艳, 黄永宁, 等. 基于时序生产模拟仿真的宁夏电网风光优化配比研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(19): 81-86.
- ZHANG Jun, XU Xiaoyan, HUANG Yongning, et al. Optimal proportion study of wind and PV capacity in Ningxia Power Grid based on time sequence simulation[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(19): 81-86.
- [12] 董存, 李明节, 范高锋, 等. 基于时序生产模拟的新能源年度消纳能力计算方法及其应用[J]. 中国电力, 2015, 48(12): 166-172.
- DONG Cun, LI Mingjie, FAN Gaofeng, et al. Research and application of renewable energy accommodation capability evaluation based on time series production simulation[J]. Electric Power, 2015, 48(12): 166-172.
- [13] CARRION M, ARROYO J M. A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(3): 1371-1378.
- [14] 曹阳, 刘纯, 黄越辉, 等. 基于等效聚合的大型互联电网风电接纳能力[J]. 高电压技术, 2016, 42(9): 2792-2799.
- CAO Yang, LIU Chun, HUANG Yuehui, et al. Wind power accommodation capability of large-scale interconnected power grid based on equivalent aggregation method[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(9): 2792-2799.
- [15] PALMINTIER B S, WEBSTER M D. Heterogeneous unit clustering for efficient operational flexibility modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1089-1098.
- [16] 韩杏宁. 大区电力系统新能源电源规划及储能配置方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
- HAN Xingning. Variable renewable generation expansion planning and energy storage allocation in large-scale power systems[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017.
- [17] 梁俊杰, 韦舰晶, 蒋正锋. 生成对抗网络GAN综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(1): 1-17.
- LIANG Junjie, WEI Jianjing, JIANG Zhengfeng. Generative adversarial networks GAN overview[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2020, 14(1): 1-17.
- [18] 韩家炜, 坎伯, 裴建. 数据挖掘概念与技术[M]. 3版. 北京: 机械工业出版社, 2012: 295-296.
- [19] 崔杨, 张汇泉, 仲悟之, 等. 基于分时能量互补的风电-光热联合外送容量优化配置方法[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 3875-3882.
- CUI Yang, ZHANG Huiquan, ZHONG Wuzhi, et al. An optimization method to determine power delivery capacity of combined wind-CSP system based on time-sharing energy complementation[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 3875-3882.

作者简介:



马燕峰

马燕峰(1978—), 女, 河北唐山人, 副教授, 博士, 主要研究方向为电力系统分析、运行与控制(E-mail: ma_yanfeng01@163.com);

傅钰(1996—), 男, 山东潍坊人, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源电力系统规划(E-mail: fuyuuuu_1996@163.com)。

(编辑 王锦秀)

Capacity allocation of new energy source based on wind and solar resource scenario simulation using WGAN and sequential production simulation

MA Yanfeng¹, FU Yu¹, ZHAO Shuqiang¹, YANG Xiaokuan¹, WANG Zijian¹, DONG Ling², ZENG Fanfei¹

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. State Grid Qinghai Electric Power Company, Xining 810000, China)

Abstract: Aiming at the capacity allocation problem of new energy source in multi-energy power system, a capacity allocation model of new energy source based on the wind and solar resource scenario simulation using WGAN(Wasserstein Generative Adversarial Network) and the improved sequential production simulation is proposed considering the uncertainty of wind and solar resources. WGAN is used to simulate a large number of wind and solar resource scenarios, several typical scenarios are obtained through clustering reduction by K -medoids, and comprehensive evaluation indicators are proposed to evaluate and analyze the typical scenarios. A new energy planning model aiming at optimal economy is built based on the improved linear programming model of sequential production simulation, which comprehensively considers the operation characteristics of multi-energy power system. The case simulative results of an actual power grid in an area verify the effectiveness of the proposed model and the significant effect on improving consumption of new energy, and the capacity allocation scheme of new energy source is given.

Key words: multi-energy power system; WGAN; comprehensive evaluation index; sequential production simulation; consumption

附录：

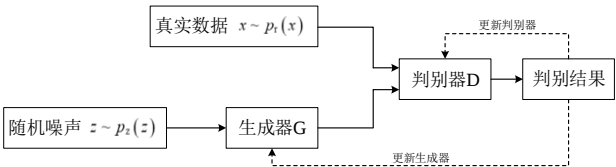


图 A1 WGAN 模型结构示意图

Fig.A1 Schematic diagram of WGAN model structure

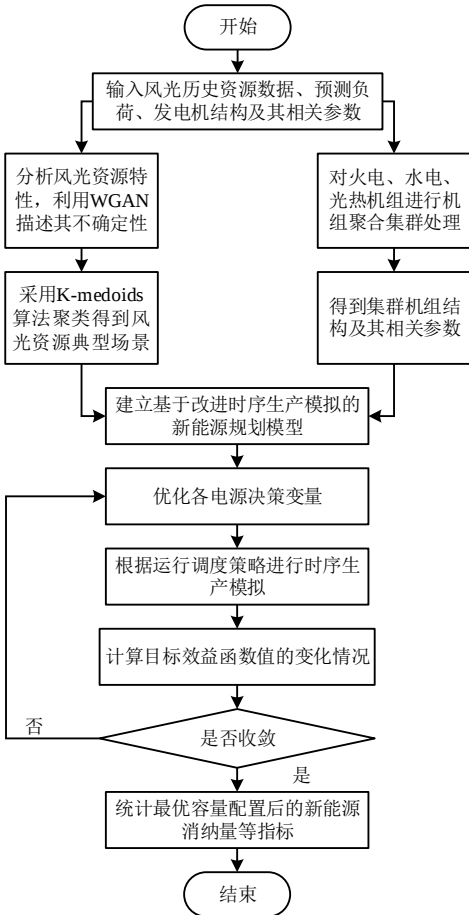


图 A2 新能源电源容量配置流程

Fig.A2 Flowchart of new energy source capacity allocation

表 A1 经济技术参数

Table A1 Economic and Technical Parameters

对象	单位容量建设成本/（万元·MW ⁻¹ ）	单位容量运行费用/（万元·MW ⁻¹ ）
风电	500.0	13
光伏	1 226.6	13
光热	1 300.0	13

表 A2 场景削减结果
Table A2 Results of scenarios reduction

场景	场景概率	场景	场景概率
1	0.092	6	0.094
2	0.126	7	0.103
3	0.089	8	0.099
4	0.106	9	0.111
5	0.079	10	0.101

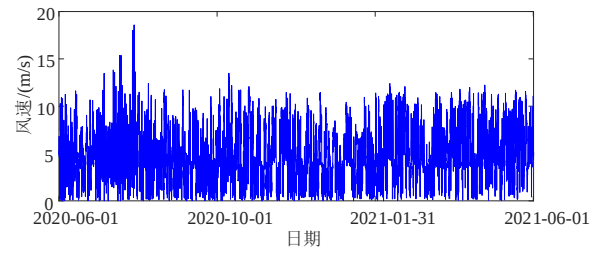


图 A3 风速曲线

Fig.A3 Curve of wind speed

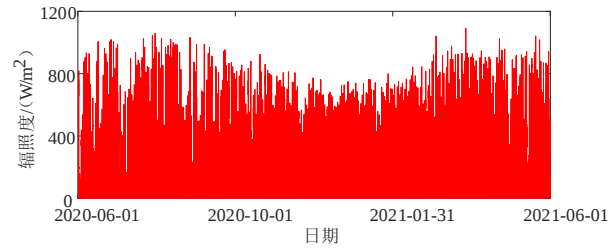


图 A4 辐照度曲线

Fig.A4 Curve of irradiance