DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.191871

文章编号:0258-8013 (2020) 23-7511-11

中图分类号:TM 73

考虑决策相关随机规划的光热电站容量配置

(1.新能源与储能运行控制国家重点实验室(中国电力科学研究院有限公司),北京市 海淀区 100192;2.香港大学电气工程系,中国香港特别行政区 999077;3.国网青海省电力公司,青海省 西宁市 810000)

Capacity Optimization of Concentrating Solar Power Plant Based on Decision-dependent Stochastic Programming

SHI Zhaodi¹, WANG Weisheng¹, HUANG Yuehui¹, HOU Yunhe², DONG Ling³

(1. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems (China Electric Power Research Institute), Haidian District, Beijing 100192, China; 2. Department of Electrical Engineering, University of Hong Kong, Hongkong 999077, China; 3. State Grid Qinghai Electric Power Company, Xining 810000, Qinghai Province, China)

ABSTRACT: Renewable energy (RE) power systems have strong uncertainties. Concentrating solar power (CSP) plant, as a new renewable energy utilization technology, can provide flexibility for RE power systems. The traditional stochastic programming method generally fixes the future uncertainty probability distribution in the capacity planning problem. However, the existing research indicates that the current decision also affects the future uncertainty. Based on this problem, this paper proposed a decision-dependent stochastic programming model for capacity planning of CSP plants. The probability distribution of electricity price output depends on decision variables, which indicates that future uncertainty is not only affecting but also affected by current decisions. In order to solve the bilinear term in the model, the quasi-precision method was used to reconstruct the nonlinear model into a mixed integer linear programming (MILP) model. The test system is a 100% renewable energy penetration system. The calculation results verify the rationality and effectiveness of the proposed decision-dependent stochastic programming model.

KEY WORDS: concentrating solar power; stochastic planning; decision-dependent; endogenous uncertainty; renewable energy 摘要:可再生能源电力系统具有很强的不确定性。光热电站 作为一种新的可再生能源利用技术,可为可再生能源电力系 统提供灵活性。传统随机规划方法处理容量规划问题中的不 确定性通常预先固定未来不确定性概率分布,然而现有研究

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);青海省科技计划重大科技专项 (2018-GX-A6)。

National Key R&D Program of China (2017YFB0902200); Science and Technology Project of State Grid Corporation (5228001700CW); Qinghai Province Science and Technology Plan (2018-GX-A6). 表明现阶段投资决策也会影响未来不确定性。基于此,该文 提出一种光热电站容量规划的决策相关随机规划模型,其中 电价结果的概率分布依赖于投资决策变量,这表明未来不确 定性不仅影响当前决策,也受到当前决策影响。为了解决模 型中的双线性项,采用准精确法将非线性模型重构为混合整 数线性规划模型以便于求解。为了充分考虑可再生能源不确 定性,进一步依据历史出力数据生成多组新能源出力序列, 验证所提模型可适用于不同新能源出力场景。以100%可再 生能源渗透系统为测试系统,验证所提决策相关随机规划模 型的合理性和有效性。

关键词:光热发电;随机规划;决策相关;内生不确定性; 可再生能源

0 引言

为了应对能源危机,转变电力系统电源结构, 提高可再生能源电源在电力系统中的渗透率^[1],许 多国家大力发展高比例可再生能源渗透系统,甚至 已经开始建设 100%可再生能源接入的示范试点工 程。然而风、光等资源具有间歇性和不确定性,为 保证系统安全稳定运行,需要为系统提供足够的灵 活性^[2]。光热电站发电(concentrating solar power, CSP)技术是一种新兴的可控可再生能源利用技 术^[3],利用热能存储装置,CSP 电站可在缺乏光照 资源的情况下发电,因此可为电力系统提供灵活性 和可调度性,以便在不确定环境中通过大规模多种 可再生能源集成来平衡负荷和发电,从而在高比例 可再生能源渗透系统中广泛应用^[4]。虽然目前 CSP 电站成本明显高于其他可再生能源发电,但许多国 家正努力从提高可再生能源电力系统灵活性角度 促进 CSP 发展^[5]。CSP 容量规划问题已成为越来越 多研究者的关注点。

本文从容量规划角度,探讨 100%可再生能源 渗透系统中 CSP 电站对系统灵活性及提高可再生 能源消纳的影响。以前系统中可再生能源比例小, 系统中的不确定性主要由负荷引起,因此采用一些 常规方法即可消除不确定性的影响。但随着可再生 能源渗透水平增大,为了做出更有效的投资决策, 处理涉及大规模可再生能源发电容量规划中日益 增加的不确定性是一项紧迫且具有挑战的任务。

随机规划方法^[6]被广泛应用来处理这类不确定 性问题。然而过去的随机规划大多处理的外生不确 定性^[7],其不确定因素概率分布在优化之前就已经 确定并固定,与规划决策无关。然而已有研究表明, 在实际电力系统发电容量规划模型中,现阶段的决 策变量对未来的不确定性有着很大影响。这种未来 不确定性不仅影响当前决策,也受当前决策的影 响,即为内生不确定性^[8]。

许多学者对发电容量决策规划模型中的内生 不确定性进行了研究,文献[8]针对大规模风电发电 容量规划问题,提出一个多阶段决策相关的随机优 化模型。在决策相关模型中,风电上网电价的概率 分布函数由输入参数和决策变量共同决定。文献[9] 针对配电网规划问题,提出计算不确定需求侧响应 期权价值的决策相关方法,其中期权价值由系统投 资成本和运营成本决定。文献[10]提出考虑未来不 确定条件的可再生能源分布式发电的最优配置和 时间选择模型。文献[11]表明未来电价的概率分布 受不同风电装机容量水平影响。这些研究都表明当 前决策变量对决定未来不确定性起着重要作用。因 此为了考虑这种内生不确定性,本文采用一种考虑 决策变量的决策相关方法来确定不确定变量的分 布^[8]。相关研究已在运筹学领域中有了应用,例如 文献[12]提出一种混合整数规划方法来解决具有决 策相关不确定性的随机规划问题。

电力系统容量规划模型中电价分布对规划结 果有很大的影响,特别是成本较高的电源接入系统 时电价分布也会随之变化,这种影响是不可忽视 的,因此在高成本 CSP 电站容量规划模型中考虑具 有内生不确定性的电价分布是非常重要的。基于 此,本文提出一种基于决策相关随机非线性的光热 电站容量规划模型。首先,根据光热电站运行特性, 建立更为详细的 CSP 电站数学模型。其次考虑具有 内生不确定性的电价(即电价的概率分布取决于关 键决策变量——各类电源的装机容量),以最大净利润 为目标函数,建立光热电站容量决策相关随机规划 模型。但由于考虑不确定的电价,所提模型中存在 双线性项,使模型变为非凸非线性模型^[13],求解难 度大。对于此类模型,以往多采用重构线性化法[14]、 拉格朗日松弛法^[15]、启发式算法^[16]等求解。然而这 些方法都存在某些局限性,如一些算法只在某些条 件下收敛(如拉格朗日松弛的零对偶间隙条件),启 发式算法不总是收敛到全局最优。准精确线性化方 法[17]可以借助计算机领域中用一系列二元变量表 示任意真分数的方法,将本文中原包含双线性项的 非线性问题转换为混合整数线性规划(mixed integer linear programming, MILP)问题^[18],转换后的模型 可以直接采用商业求解器进行求解,并满足足够的 精度。本文依据所提模型和准精确法,求解得到 CSP 电站最优容量,最后通过仿真验证本文所提模 型和方法的合理性及有效性。

1 含储热系统的 CSP 电站数学模型

本文致力于建立含储热系统的 CSP 电站中长 期规划模型,主要关注的是稳态能量流模型,忽略 了(亚小时)时间分辨率中的热动力学。

CSP 发电是一种新的太阳能利用方式。它利用 大量反射镜将阳光直接聚焦来加热储能介质,然后 利用高温介质产生高温高压蒸汽驱动汽轮机发 电^[19]。在各种 CSP 生产技术中,塔式熔盐 CSP 电 站以其效率高、成本降低空间大等优点成为最主流 的技术。图 1 为塔式 CSP 电站结构示意图。

CSP 电站容量包含发电容量和储热容量两部 分,其中储热容量的大小包含储能罐与发电电源之 间换热器的热功率容量(以MW-t为单位0和储能罐 的总容量两部分。虽然可以用 MW-t 来衡量储热罐 容量,但通常采用储热小时数来衡量更为方便。因 此本文将储热容量定义为最大负荷下可向储热罐 充电的小时数(full load hours, FLH)。

CSP 电站主要由 4 个部分组成:1)太阳能场: 包含收集太阳能的聚光系统和将其转化为热能的 集热系统;2)利用油或熔盐储存热能以供日后利 用的热储能(thermal energy storage, TES)系统;3) 供系统启动及循环运行的加热器;4)通过朗肯循 环,发电机将热能转化为电能的电源模块。CSP 电 站将太阳能转化为热能,用于发电或储存在 TES 系 统中。TES 系统为 CSP 电站提供无光照时刻的发电 灵活性。根据 CSP 电站物理特性和操作限制,本文



图 1 塔式光热电站运行示意图 Fig. 1 Configuration of the tower type CSP plant

建立如下模型。

1.1 发电系统模型

光热电站储热介质与发电单元需要满足热电 转换关系约束:

$$P_{i,t}^{\text{TES}} = g(P_{i,t}^{\text{CSP}}) \tag{1}$$

式中:*i*为发电单元序号; $P_{i,t}^{CSP}$ 为发电单元*t*时段的 发电功率; $P_{i,t}^{TES}$ 为对应需要的热功率; $g(\cdot)$ 表示热 电转换关系,通常上述转换关系为非线性约束。为 方便求解,将该约束转换为线性约束。

以往处理 CSP 电站热电转换关系通常将该约 束直接处理为转换效率恒定的线性约束,但实际 上机组在不同运行区间转换效率差异较大,因此为 使模型更精确,本文将该非线性约束转换为分段 线性约束。根据实际机组运行曲线将发电功率分 为 *S* 个区间,式(1)可改写为:

$$P_{i,t}^{\text{TES}} = \sum_{s=1}^{S} [\eta_{t,s} (P_{i,t,s}^{\text{CSP}} - x_{t,s} \overline{P}_{i,t,s-1}^{\text{CSP}}) + x_{t,s} \overline{P}_{i,t,s-1}^{\text{TES}}]$$
(2)

式中: $x_{t,s}$ 为 0-1 变量, 取 1 表示发电功率在 t 时段 处于第 s 个区间内; $\overline{P}_{i,t,s}^{CSP}$ 为第 s 个功率区间内发电 功率上限; $\overline{P}_{i,t,s}^{TES}$ 为 $\overline{P}_{t,n,s}^{CSP}$ 对应的热功率,且 $\overline{P}_{i,t,s}^{CSP}$ = $\overline{P}_{i,t}^{CSP}$, $\overline{P}_{i,t,s}^{TES} = \overline{P}_{t,n}^{TES}$; $\eta_{t,s}$ 为 s 区间内热电转换效率。

$$\eta_{t,s} = \frac{\overline{P}_{i,t,s}^{\text{TES}} - \overline{P}_{i,t,s-1}^{\text{TES}}}{\overline{P}_{i,t,s}^{\text{CSP}} - \overline{P}_{i,t,s-1}^{\text{CSP}}}, \quad s \in S$$
(3)

为保证机组发电功率在某一时刻仅处于一个 区间上,需满足以下约束:

$$\sum_{i=1}^{S} x_{t,s} \le 1 \tag{4}$$

因此,机组发电功率表示如下:

$$P_{i,t}^{\text{CSP}} = \sum_{s=1}^{S} P_{i,t,s}^{\text{CSP}}$$

$$\tag{5}$$

发电功率需满足上下限约束:

$$P_{i,\min} \le P_{i,t}^{\text{CSP}} \le P_{i,\max} \tag{6}$$

$$P_{i,\min} = z_{i,t} \eta_{i,t} C_i^{\text{CSP}} \tag{7}$$

$$P_{i,\max} = z_{i,t} C_i^{\text{CSP}} \tag{8}$$

式中: $P_{i,\min}$, $P_{i,\max}$ 分别为发电功率上下限; $z_{i,t}$ 为 0-1 整数变量, $z_{i,t}=1$ 表示处于发电状态; $\eta_{t,n}$ 表示发 电功率下限比例; C_i^{CSP} 为 CSP 电站额定装机容量。

CSP 电站的年利用小时数约束如下:

$$\sum_{t} P_{i,t}^{\text{CSP}} \Delta t \le A_i^{\text{h}} C_i^{\text{CSP}} \tag{9}$$

式中 A_i^h为 CSP 电站设计年利用小时数。

CSP 电站发电机组爬坡约束:

$$\begin{pmatrix} (P_{i,t}^{\text{CSP}} - P_{i,t-1}^{\text{CSP}})\Delta t \le z_{i,t}R_{i,\text{U}} + P_{i,\max}(1 - z_{i,t})\Delta t \\ (P_{i,t}^{\text{CSP}} - P_{i,t-1}^{\text{CSP}})\Delta t \ge -z_{i,t}R_{i,\text{D}} + P_{i,\min}(z_{i,t} - 1)\Delta t \end{cases}$$
(10)

式中 *R_{i,U}、 <i>R_{i,D}* 分别为机组最大上下爬坡能力。 1.2 储热系统模型

储热系统应满足容量约束:

$$E_{i,t+1}^{\text{TES}} = (1 - \gamma_{i,t}) E_{i,t}^{\text{TES}} + \eta_c^{\text{TES}} P_{i,t}^{\text{TES},+} \Delta t - \frac{1}{\eta_d^{\text{TES}}} P_{i,t}^{\text{TES},-} \Delta t \quad (11)$$

式中: $E_{i,t}^{\text{TES}}$ 表示 TES 在t时刻热能; $P_{i,t}^{\text{TES},+}$ 、 $P_{i,t}^{\text{TES},-}$ 分别表示 TES 在t时刻的储、放热功率; $\gamma_{i,t}$ 为耗散 系数; η_{c}^{TES} 、 η_{d}^{TES} 分别为 TES 储、放热效率。

TES 需满足容量上下限约束:

$$E_{i,\min}^{\text{TES}} \le E_{i,t}^{\text{TES}} \le E_{i,\max}^{\text{TES}}$$
(12)

$$E_{i,\max}^{\text{TES}} = \lambda_{\text{FLH}} \eta_t C_i^{\text{CSP}} \tag{13}$$

$$E_{i,\min}^{\text{TES}} = \mu_{\min} \lambda_{\text{FLH}} \eta_t C_i^{\text{CSP}}$$
(14)

式中: $E_{i,\max}^{\text{TES}}$ 、 $E_{i,\min}^{\text{TES}}$ 分别为储热容量上下限值; λ_{FLH} 为储热小时数; μ_{\min} 为最小储热容量占比。

CSP 电站内热功率关系约束为:

 $P_{i,t}^{\text{TES}} + \beta_t^+ P_{i,t}^{\text{TES},+} - \beta_t^- P_{i,t}^{\text{TES},-} + z_{i,t} E_{i,t,SU} = P_{i,t,sf}^{\text{TES}} - P_{i,t,cur}^{\text{TES}}$ (15) 式中: $E_{i,t,SU}$ 为发电单元开机损失热量; $P_{i,t,sf}^{\text{TES}}$ 为集 热器在 t 时刻收集的理论最大热功率; $P_{i,t,cur}^{\text{TES}}$ 为 t 时 刻弃热量; $\beta_t^+ \Pi \beta_t^-$ 均为 0-1 整数变量, $\beta_t^+ = 1$ 表 示正在储热, $\beta_t^+ = 0$ 表示没有储热; $\beta_t^- = 1$ 表明正 在放热, $\beta_t^- = 0$ 表示没有放热。

TES 装置储、放热功率约束如下:

$$P_{i,\min}^+ \le P_{i,t}^{\text{TES},+} \le P_{i,\max}^+ \tag{16}$$

$$P_{i,\min}^{-} \le P_{i,t}^{\text{TES},-} \le P_{i,\max}^{-}$$
(17)

式中: $P_{i,\max}^+$ 、 $P_{i,\min}^+$ 分别为储热功率上下限; $P_{i,\max}^-$ 、 $P_{i,\min}^-$ 分别为放热功率上下限。

TES 装置储、放热状态约束如下:

$$0 \le \beta_t^+ + \beta_t^- \le 1 \tag{18}$$

综上,式(2)—(18)即为构建的CSP电站详细数 学模型。

2 基于决策相关不确定性的联合系统 CSP 容量优化规划模型

由于所研究系统为 100%可再生能源渗透系统,系统中光热电站提供主要灵活性,考虑到光 热电站与风光联合优化是为了削减可再生能源的波动性和不确定性,光热电站容量与可再生能源资源禀赋有强相关性,因此在规划模型中需考虑资源 特性。

2.1 CSP 容量优化规划模型

2.1.1 目标函数

为规划 100%可再生能源渗透系统中 CSP 电站 容量,本文以系统净收益最大化为目标函数:

$$\max \quad N_{\text{sys}}^{\text{Net}} = F(P^x, C^x) = N_{\text{sys}}^{\text{Rev}} - N_{\text{sys}}^{\text{Exp}}$$
(19)

式中: N_{sys}^{Net} 为系统净收益; N_{sys}^{Rev} 和 N_{sys}^{Exp} 分别表示 系统总发电收益和总投资成本; P^x 和 C^x 分别表示 各电源发电功率和额定容量, $x \in \{W, PV, CSP\}_{o}$

$$N_{\rm sys}^{\rm Rev} = (1 - K_{\rm tax}) \cdot \sum_{t \in T} (\sum_{i=1}^{N_{\rm W}} K^{\rm W} P_{i,t}^{\rm W} + \sum_{i=1}^{N_{\rm PV}} K^{\rm PV} P_{i,t}^{\rm PV} + \sum_{i=1}^{N_{\rm CSP}} K^{\rm CSP} P_{i,t}^{\rm CSP}) \Delta t$$
(20)

$$N_{\rm sys}^{\rm Exp} = \frac{\lambda_l (1 + \lambda_l)^{Y} (1 + \lambda_m)}{(1 + \lambda_l)^{Y} - 1} (\sum_{i=1}^{N_{\rm W}} L^{\rm W} C_i^{\rm W} + \sum_{i=1}^{N_{\rm pv}} L^{\rm PV} C_i^{\rm PV} + \sum_{i=1}^{N_{\rm CSP}} L^{\rm CSP} C_i^{\rm CSP})$$
(21)

式中: K^{W} 、 K^{PV} 、 K^{CSP} 分别表示风电、光伏发电和 光热发电的售电单价; K_{tax} 为税率; $P_{i,t}^{W}$ 、 $P_{i,t}^{PV}$ 、 $P_{i,t}^{CSP}$ 分别表示风电、光伏发电和光热发电t 时刻的发电 功率;T为规划总周期; N_{W} 、 N_{PV} 、 N_{CSP} 分别表示 风电、光伏发电和光热发电发电机数量; L^{W} 、 L^{PV} 、 L^{CSP} 分别表示风电、光伏发电和光热发电单位容量 成本,不同于常规电源运维成本较高,需单独考虑, 可再生能源发电单元运维成本仅占投资成本的 10%以下,常将其运维成本按比例折算至投资成本, 因此本文单位容量成本包含了投资成本和运维成 本; C_i^{W} 、 C_i^{PV} 分别表示风电和光伏发电额定装机 容量; λ_i 和 λ_m 分别表示贷款利率和维修费用率;Y表示年限。

2.1.2 约束条件

1)风电出力约束。

$$0 \le P_{i,t}^{\mathsf{W}} \le p_t^{\mathsf{W}} C_i^{\mathsf{W}}, \forall i \in N_{\mathsf{W}}, t \in T$$
(22)

式中 p_t^W 为风电场在t时段归一化发电功率。

2) 光伏出力约束。

$$0 \le P_{i,t}^{\text{PV}} \le p_t^{\text{PV}} C_i^{\text{PV}}, \forall i \in N_{\text{PV}}, t \in T$$
(23)

式中 p_t^{PV} 为光伏电站在 t 时段归一化发电功率。

3) 功率平衡约束。

电力系统时刻应保持总发电量等于总需求量, 因此功率平衡约束为:

$$P_{t}^{\text{Dem}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{W}}} P_{i,t}^{\text{W}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{PV}}} P_{i,t}^{\text{PV}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{CSP}}} P_{i,t}^{\text{CSP}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{Line}}} P_{i,t}^{\text{Line}}, \forall t \in T (24)$$

式中: P_t^{Dem} 表示系统总需求; $P_{i,t}^{\text{Line}}$ 表示联络线交换功率,注意其可为负值,表示受入功率; N_{Line} 表示联络线总数。

4) 联络线功率约束。

为保障联络线不发生故障,联络线输送功率需 满足上下限约束:

$$\underline{P}_{\min}^{\text{Line}} \le P_t^{\text{Line}} \le \overline{P}_{\max}^{\text{Line}}, \,\forall t \in T$$
(25)

式中 \bar{P}_{max}^{Line} 、 $\underline{P}_{min}^{Line}$ 分别表示各联络线的最大、最小输送功率。

5) 可再生能源限电率约束。

$$(1 - \eta_{\text{RE}}^{\text{Sys}}) \sum_{t=1}^{T} (\sum_{i=1}^{N_{\text{W}}} p_{t}^{\text{W}} C_{i}^{\text{W}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{PV}}} p_{t}^{\text{PV}} C_{i}^{\text{PV}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{CSP}}} P_{i,t,\text{sf}}^{\text{TES}} / \eta_{\text{c}}^{\text{CSP}}) \leq \sum_{t=1}^{T} (\sum_{i=1}^{N_{\text{W}}} P_{i,t}^{\text{W}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{PV}}} P_{i,t}^{\text{PV}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{CSP}}} P_{i,t}^{\text{CSP}})$$
(26)

7515

式中 $\eta_{\rm RE}^{\rm Sys}$ 表示可再生能源限电率。

综上,可制定 CSP 电站容量规划的优化问题 如下:

max
$$N_{sys}^{Net} = F(P^x, C^x)$$

subject to 发电约束(2) - (18),(22) - (23), $\forall t$
功率平衡约束(24), $\forall t$ (27)
联络线功率约束(25), $\forall t$
限电率约束(26), $\forall t$
其他约束(20) - (21), $\forall t$

2.2 基于决策相关不确定性 CSP 容量规划模型

电力系统中长期规划模型中负荷增长和电价 趋势是投资决策的主要驱动因素。考虑到系统规模 和投资决策的多阶段性,即使是简化的投资问题, 如果考虑到所有的运行约束,以及可再生能源发电 和负荷的随机、动态特性,也可能使优化模型变得 极其复杂和更高维度。因此,许多以前的研究常会 忽略不太重要的网络约束^[20]。

本文关注一种新的决策相关建模方法,即未来 不确定价格的发展取决于当前的投资决策。不确定 的电价具有不同的离散层,每个离散层由场景树的 一个节点表示。针对不确定性电价,采用具有不同 分支的场景树来表示不确定性范围,其示意图如 图 2 所示。令 *a*(*n*)和 *n* 分别表示电价的母节点和子 节点下标,则对于任意节点 *n*,都有唯一的母节点 *a*(*n*)。*J_n* 表示节点 *n* 下一层所有节点的集合,即节 点 *n* 为集合 *J_n* 中所有节点的母节点。对于每个母节 点 *n*,子节点集合 *J_n* 中每个节点对应于离散随机电 价的一个结果。



图 2 不确定电价场景树

Fig. 2 Scenario tree of uncertain electricity price

令 *K_n、K_{a(n}*分别表示子节点 *n* 与其母节点 *a*(*n*) 的电价,对于给定参数*δ_n*,*K_n* 与 *K_{a(n)}*的关系表示 如下:

$$K_n = (1 + \delta_n) K_{a(n)}, \forall n \in J_{a(n)}$$
(28)

式中 δ_n 为节点n处的电价不确定水平,注意针对不同节点, δ_n 取值不同。例如对于一个二叉树节点, δ_n 可取相反的值如±2%来表示价格的增加和降低。

2.2.1 决策相关概率建模

现有研究指出电价直接受系统发电容量组合 的影响^[21]。例如风电的边际成本(不包含维护成本) 通常认为是零,因此风电渗透率提高无疑会降低电 价。然而,在众多电力系统规划问题中电价视为不 确定的,因此在电力系统容量规划模型中将电价不 确定性与决策变量(发电容量)联系起来非常重要。 这使得规划模型变为决策相关随机模型,其关键特 征是不确定性服从决策相关概率分布。在决策相关 随机模型中,假设与给定电价水平相关的概率分布 不是固定的,而是取决于投资决策^[9]。例如,现有 研究发现,电力系统平均电价将随着风力发电在发 电组合中所占份额的增加而降低^[11]。因此,为了将 不确定电价的概率和投资决策联系起来,提出决策 相关容量规划模型。

在所提模型中,假设电价概率是未来不确定电 价本身、发电组合(各发电机组容量)以及联合发电 成本的多变量函数,在场景树中,每个子节点都与 其母节点的转换概率相关联。由于投资成本是推动 电价的重要因素,因此对于决策相关的不确定电 价,假设电价概率与其投资回报(盈利)能力存在正 相关性。为了降低模型维数,令*C*^{RE}表示风光总容 量,其对应平均投资成本 *L*^{RE}。基于随机整数规划 法^[22],建立电价概率模型如下:

$$\xi_{n}^{K} = \frac{\sum_{x \in \{\text{RE,CSP}\}} \frac{C_{n}^{x}(K_{n} - L^{x})}{L^{x}(C_{n}^{\text{RE}} + C_{n}^{\text{CSP}})}}{\sum_{m \in J_{a(n)}} \sum_{x \in \{\text{RE,CSP}\}} \frac{C_{m}^{x}(K_{n} - L^{x})}{L^{x}(C_{m}^{\text{RE}} + C_{m}^{\text{CSP}})}}$$
(29)

从表1可以看出, $\xi_n^K \ge 0$,且 $\sum_{m \in J_{a(n)}} \xi_m^K = 1$ 。采 用 $(K_n - L^x)/L^x$ 作为衡量电价 K_n 的投资回报率指标,则 $\sum_{x \in \{\text{RE,CSP}\}} \frac{C_n^x}{(C_n^{\text{RE}} + C_n^{\text{CSP}})} \cdot \frac{(K_n - L^x)}{L^x}$ 可作为衡量 总发电容量平均回报率指标。式(29)定义了节点n电价与其母节点电价之间的转换概率,其与总发电 容量投资成本成正比。可以看出,与概率固定的传 统具有外生不确定性的随机规划模型不同,决策相 关的概率作为模型的参数是随投资决策变化的,这 使得模型变为决策相关的随机规划模型。即决策变

量通过影响概率而影响随机价格。

2.2.2 基于决策相关不确定性的 CSP 容量规划 模型

由于本文研究对象为是 100%可再生能源接入 系统, CSP 电站是保证系统灵活性的主要手段。考 虑到 CSP 电站与风电/光伏联合优化可以降低可再 生能源的波动性和不确定性, CSP 电站容量与可再 生能源资源禀赋有关,在规划模型中应充分考虑可 再生能源资源特性。目标函数通过最大化总收入和 最小化总成本来最大化利润(基于整个场景树)。考 虑到电价的不确定性,目标函数变为总收益和总成 本的加权和,其权重是场景树中关联节点的概率。 在式(19)的基础上,目标函数变为:

$$\max \quad N_{\text{sys 1}}^{\text{Net}} = F(P^x, C^x) \tag{30}$$

对目标函数的附加约束条件为:

$$N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Net}} = \sum_{m \in J_{a(n)}} \xi_m^K (N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}}) - N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Exp}} \quad (31)$$

$$N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} = (1 - K_{\text{tax}}) \cdot \sum_{t \in T} (\sum_{i=1}^{N_{\text{W}}} K^{\text{W}} P_{i,t,m}^{\text{W}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{PV}}} K^{\text{PV}} P_{i,t,m}^{\text{PV}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{CSP}}} K^{\text{CSP}} P_{i,t,m}^{\text{CSP}}) \Delta t \qquad (32)$$

$$N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Exp}} = \frac{\lambda_{l} (1 + \lambda_{l})^{Y} (1 + \lambda_{m})}{(1 + \lambda_{l})^{Y} - 1} (\sum_{i=1}^{N_{w}} L^{W} C_{i,a(n)}^{W} + \sum_{i=1}^{N_{pv}} L^{Pv} C_{i,a(n)}^{PV} + \sum_{i=1}^{N_{csp}} L^{CSP} C_{i,a(n)}^{CSP})$$
(33)

$$0 \le \xi_m^K \le 1 \tag{34}$$

综上所述,基于决策相关不确定性的 CSP 容量 规划问题可以表述为:

max
$$N_{\text{sys,1}}^{\text{Net}}$$

subject to 发电约束(2)-(18), (22)-(23), $\forall t$
功率平衡约束(24), $\forall t$ (35)
联络线功率约束(25), $\forall t$
限电率约束(26), $\forall t$
其他约束(29), (31)-(34), $\forall t$

3 含双线性项非线性模型的求解方法

由于式(29)和(31)包含决策变量的双线性项和 分数项,因此本文所提规划模型(式(35))是一个非线 性优化模型。为了方便求解,首先将式(29)改写为 $\xi_n^K \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m = U_n$ 消去分数项,其中 $U_n = \sum_{x \in \{\text{RE,CSP}\}} \cdot \frac{C_n^x(K_n - L^x)}{L^x(C_n^{\text{RE}} + C_n^{\text{CSP}})}$,由于 U_n 分式上下均含决策变量, 通过分离常数法可以处理为仅分母项包含决策变 量的形式。这样,式(29)和(31)分别包含双线性项 $\xi_n^K \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m$ 和 $\sum_{m \in J_{a(n)}} \xi_m^K(N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}})$ 。双线性项 是两个决策变量的乘积,因此导致模型是非凸的, 从而很难求解。线性重构法广泛应用于解决非凸非 线性优化问题。本文使用准精确法来处理模型的双 线性项。该方法与重构线性化技术^[14]类似,都是用 一组二进制变量对约束进行扩充。区别在于本文所 提模型中双线性项包含一个介于 0 和 1 之间的连续 变量,即 ξ_m^{κ} 。准精确法正好适用于求解这种特殊 格式。与需要额外线性松弛预处理的重构线性化技 术不同,准精确法使用更直接的方法,将双线性项 直接转换为包含二进制变量和连续变量的一系列 双线性乘积。然后进一步线性化这些乘积,从而转 化为一系列混合整数线性规划约束。结果表明,具 有双线性项的约束可以表示为一系列混合整数线 性约束。

本节通过准精确法离散线性化所提模型中包含的双线性项。根据式(29)给出的电价概率定义,可以看出 ξ_n^K 取值范围为[0,1]。现代计算机系统可通过一系列二进制变量 $d_q \in \{0,1\}$ 表示任意真分数或

取值范围为 0 到 1 的变量 x , 即 $x = \sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} d_q + \delta$ 。 其中 Q 表示需要的二进制变量个数 , 其与精度有 关。 δ 表示非负误差项 , 取值的范围为 δ ~2^{-Q}。可以

看出,该方法的精确度随 ${\it Q}$ 的增加而增加。

基于该方法,概率变量 ξ_n^K 可表示为:

$$\xi_n^K = \sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} d_{q,n} + \delta_n$$
(36)

用式(36)替代所提规划模型中的*ξ^K*,则式(29) 和(31)可改写为如下形式:

$$\left(\sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} d_{q,n} + \delta_n\right) \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m = U_n \tag{37}$$

$$N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Net}} = \sum_{m \in J_{a(n)}} \left(\sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} d_{q,n} + \delta_n \right) \left(N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}} \right) - N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Exp}}$$
(38)

式中 $d_{q,n}$ 和 δ_n 均为变量,因此式(37)和(38)中仍然存在双线性项。这些双线性项具有相同格式:一个二进制变量乘以一个连续变量,可以通过引入额外的约束和一个极大数 M_q 很容易线性化这类双线性项。对于式(37),引入一个新变量 $\alpha_{q,n}$ 来替代双线性项。

$$\alpha_{q,n} = \sum_{q=0}^{Q} d_{q,n} \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m$$
(39)

然后通过以下2个线性约束替代式(39)。

$$0 \le \alpha_{q,n} \le \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m \tag{40}$$

$$\sum_{m \in J_{a(n)}} U_m - M_q (1 - d_{q,n}) \le \alpha_{q,n} \le M_q d_{q,n}$$
(41)

对于式(37)中的另一个双线性项
$$\delta_n \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m$$
,

可知 δ_n 取决于Q, 即 $\delta_n < 2^{-Q}$ 。因此可以无误差的 引入新变量 β_n 表示 $\delta_n \cdot \sum_{m \in I} U_m$ 如下:

$$0 \le \beta_n \le 2^{-Q} \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m \tag{42}$$

结合式(40)—(42),可以将式(37)改写为如下线 性形式:

$$\begin{cases} U_n = \sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} \alpha_{q,n} + \beta_n \\ 0 \le \alpha_{q,n} \le \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m \\ \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m - M_q (1 - d_{q,n}) \le \alpha_{q,n} \le M_q d_{q,n} \\ 0 \le \beta_n \le 2^{-Q} \cdot \sum_{m \in J_{a(n)}} U_m \end{cases}$$

$$\tag{43}$$

同理,式(38)可改写为如下线性形式:

$$\begin{cases} N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Net}} = \sum_{m \in J_{a(n)}} \left(\sum_{q=0}^{Q} 2^{-q} \phi_{q,n} + \varphi_n \right) - N_{\text{sys},a(n)}^{\text{Exp}} \\ 0 \le \phi_{q,n} \le \left(N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}} \right) \\ \left(N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}} \right) - M_q (1 - d_{q,n}) \le \phi_{q,n} \le M_q d_{q,n} \\ 0 \le \varphi_n \le 2^{-Q} \cdot \left(N_{\text{sys},m}^{\text{Rev}} + N_{\text{sys},m}^{\text{Net}} \right) \end{cases}$$
(44)

综上,基于决策相关不确定性的 CSP 容量规划 问题由包含双线性项的非线性模型(式(35))转换为 一个 0-1 型随机 MILP 模型,模型如下:

max

$$N_{sys,1}^{Net}$$

 subject to
 发电约束(2) - (18), (22) - (23), $\forall t$

 功率平衡约束(24), $\forall t$
 (45)

 联络线功率约束(25), $\forall t$

 限电率约束(26), $\forall t$

 其他约束(32) - (34), (43), (44), $\forall t$

目前已有成熟的商业软件求解器可解决本文 所提 0-1 型 MILP 模型,本文基于 GAMS^[23]平台利 用 CPLEX^[24]求解该模型。

4 算例分析

4.1 参数设置

本文以中国西北某省级电网为测试系统,其中 风电装机容量为 13550MW,光伏和光热总装机为 6700MW,全年最大负荷 9685.43MW,最小负荷 7563.34MW。此外无其他常规电源,系统中单个 CSP 电站发电系统装机容量为 50MW。由于不考虑 网架约束,风、光发电单元可分别等值为一台电源。 系统以联络线与区域外系统相连,系统灵活性主要 靠 CSP 电站以及联络线提供。仿真间隔Δ*t*=1*h*,*K*, 取初始值 0.75 元/kW·h。为充分考虑可再生能源资 源特性,本文以全年可再生能源时序出力序列(标幺 值)作为输入,图 3 为风电和光伏的全年时序出力序 列,其中风电理论利用小时数为 1984h,光伏发电 理论利用小时数为 1563h,最大迭代次数为 50,其 他算例参数见表 1。



图 3 时丹王能称时历田刀历列

Fig. 3 Renewable energy time sequence output

表1 算例参数

Tab. 1 Simulation parameters

		A	
参数	数值	参数	数值
($\eta_{ m c}^{ m TES}$ / $\eta_{ m d}^{ m TES}$)/%	95	$R_{i.U}/R_{i.D}$ (MW/min)	5
$\eta_{i,t}$ %	20	$A^{ m h}/h$	3600
η_t	2.4	μ_{\min}	0.2
$\eta^{h}_{t}/\%$	20	$P_{i,\max}/MW$)	50
$\lambda_r / \%$	5	$E_{i,\text{max}}/(\text{MW-h})$	400
$\lambda_m/\%$	2	Y	25
$\eta_{ ext{RE}}^{ ext{Sys}}$ /%	5	$K_{\rm tax}$ /%	30
$K^{\text{CSP}}/(\overline{\pi}/\text{MW})$	3321	$L^{CSP}/(万元/(MW \cdot h))$	2.846
$K^{W}/(\overline{\pi}/MW)$	1862	$L^{W}/(万元/(MW \cdot h))$	0.978
$K^{\rm PV}/(\overline{\pi}/{ m MW})$	2706	L ^{PV} /(万元/(MW·h))	0.993

4.2 所提 MILP 模型准确性分析

由于本文采用的准精确法在处理误差项β, 时 引入了误差范围[0,2^{-Q}],这是一种近似替代方法, 故所提模型的精准度取决于所采用的这组 0-1 变量 的个数 Q,因此 Q 取值合理对在较短计算时间内得 到较高的计算精度非常重要。本文以确定性模型的 计算结果为基准,测量不同 Q 值对模型精度的影 响。确定性模型将电价变化水平设为 0,即每个节 点的几个概率应该相等。例如,对于二叉树节点, 概率输出应分别为 0.5。此时将概率变量设为固定 值 0.5,以线性化所提出的随机模型。确定性模型 不需要引入准精确线性化过程,可直接用线性求解 器求解。

表 2 给出了不同 Q 的误差水平、相对误差、净 收益和计算时间。从表 2 可以看出,随着 Q 的增加, 计算时间增加,相对误差明显减小。当 Q=25 时, 相对误差与确定性基准结果最为接近。因此,在后 续计算中选择 Q=25 作为初始参数。

表 2 0-1 变量个数对模型准确性的影响 Tab. 2 Impact of number of binary variables

Q	净收益/万元	相对误差/万元	计算时间/min
确定性结果	24008.08	0	2.03
10	22590.756	1417.324	8.17
15	23374.864	633.216	8.55
20	23760.253	247.827	10.08
25	24008.216	0.136	12.38
30	24009.236	1.156	14.91

4.3 决策相关模型有效性分析

为了验证电价不确定性是影响投资决策的因 素之一。本节研究不同电价变化水平对决策变量 CSP 发电容量的影响,其结果如图 3 所示。注意, 这里的平均价格是场景树中所有节点的平均值。电 价不确定水平为 0 时模型简化为确定性模型,平均 电价即为初始电价 0.75元/kW·h,此时计算得到 CSP 电站为 33 座,即光热发电总装机容量为 1650MW。 从图 4 可以看出,随着电价不确定水平变化程度的 增加,市场平均价格增加。此外,随着市场价格的 增加,光热电站发电容量降低。这是由于在电力系 统投资问题中,由于新能源发电的边际成本可认为 是零,光热发电容量越大,电价越低。因此,当平 均价格上升时,光热电站渗透率预计会下降。

进一步分析电价不确定性对经济性的影响。随 着平均价格增加,项目所得净收益增加。净收益的 增加是由于2个原因,即收入增加的同时成本降低。



uncertainty levels

一方面,当电价大幅上涨,会增加总收入。另一方面,电价升高会导致部分需求降低,进而导致生产和投资成本的降低。因此对于确定性模型,考虑电价内生不确定性的决策相关模型会得到更优的净收益。

现有研究已经证实考虑不确定电价会使确定 性规划模型变为随机规划模型,但传统的随机规划 模型通常在计算前预先给定不确定电价范围(外生 不确定性),而不考虑决策变量对未来不确定电价的 影响。本文所提决策相关模型正是为这种情况考虑 的。为了检验本文所提决策相关模型的有效性,比 较在相同边界条件和参数下,本文所提模型和传统 随机规划模型的结果。其中传统随机规划模型和传统 随机规划模型的结果。其中传统随机规划模型中将 电价概率分布固定为均匀分布。定义 V_{DDSS-TSS}为决 策相关随机规划模型解与传统随机规划模型解之 差,得到在不同价格不确定水平下的 V_{DDSS-TSS} 如 图 5 所示。





Fig. 5 $V_{DDSS-TSS}$ under different price uncertainty level 由图 5 可以看出,随着价格不确定性从 0 变化 到 40%, $V_{DDSS-TSS}$ 急剧增加。当价格变动水平等于 零时,可以看到 $V_{DDSS-TSS}$ 也等于零。这是因为此时 决策相关随机规划模型与传统随机规划模型都简 化为同一个确定性模型。由图中可以看出在不同电 价不确定性下, $V_{DDSS-TSS}$ 均大于零,这表明决策相 关模型的最优解比传统随机规划模型提供了更大的收益。此外,随着电价变化水平的增加,V_{DDSS-TSS}更大。因此,决策相关方法优于传统的随机规划方法,特别是当电价变化水平较高时。根据这些结果,可以得出结论,在系统存在巨大不确定性且与投资决策相互影响的情况下,评估电力系统规划方案的

经济性时考虑决策相关方法式非常必要的。

4.4 基于决策相关模型的 CSP 电站容量规划结果

基于以上分析可知,采用决策相关模型规划考 虑内生不确定性电价的 CSP 电站容量是合理且可行 的。式(13)、(14)表明,当储热罐储热小时数(λ_{FLH}) 为固定值时,CSP 储热罐的储热量与发电量成线性 关系。根据 CSP 实际运行特点可知,CSP 的发电能 力一般取决于负荷需求和相关政策,而与其储热能 力无关。因此,可以通过固定 λ_{FLH} 的值来优化发电 容量。然后,根据发电容量最优解,确定最优 λ_{FLH} , 从而得到最优的储热容量。本文将 λ_{FLH} 的初值设为 10h,电价不确定水平设置为±8%,基于 4.1 节算例 参数,调用 CPLEX 求解本文所提 MILP 模型,得到 CSP 电站为 28 座 即 CSP 最优发电容量为 1400MW, 此时系统弃电率为 3.77%,最大净收益为 24042.65 万元。根据式(13),得到储热罐储热小时数为 12h, 表 3 给出了本文所提模型最优计算结果。

Tab. 3 Results of decision	Tab. 3 Results of decision-dependent model		
指标	决策相关模型		
净收益/万元	24042.65		
新能源发电量/(TW·h)	38.2		
弃电率/%	3.77		
弃风率/%	2.7		
计管时间/min	11.83		

表 3 决策相关模型计算结果

4.5 多组新能源出力序列计算结果对比

为了验证本文所提模型适用于不同新能源出 力情况,基于图2可再生能源出力序列,利用新能 源生产模拟软件 REPS 生成 100 组具有相同年利用 小时数、概率分布特性和波动特性的出力序列。分 别计算这些场景下系统最大净收益与新能源接纳 能力,算例中 CSP 电站发电容量为 1400MW,储热 罐储热小时数为 12h,所得结果如图6所示。图中 红线表示新能源出力为图2 出力序列时的计算结 果。由图中可以看出,所得 100 组结果均服从正态 分布,其收敛值与原始序列结果误差不超过3%。 即可证明所提模型可适用于计算不同新能源年度 场景。



5 结论

本文基于 100%可再生能源渗透系统,提出了 一种光热电站容量规划的决策相关随机规划模型, 模型中电价结果的概率依赖于投资决策变量。首先 根据光热电站运行特性,建立了更为详细的光热电 站数学模型。其次以系统总利润最大化为目标函 数,考虑了具有内生不确定性的电价,并建立了光 热电站容量决策相关随机规划模型。由于该模型为 包含双线性项的非线性随机规划问题,为便于求 解,采用准精确法将该模型转换为 MILP 模型。最 后调用 CPLEX 求解模型得到系统最优 CSP 电站容 量。计算结果表明,在光热电站容量规划模型中, 考虑决策相关概率是非常重要的,其可为电力系统 容量规划模型提供有效的投资信息。同时选取了一 系列不同可再生能源出力样本为输入序列,验证了 本文所提方法可适用于不同新能源出力场景。

参考文献

[1] 国家发展改革委.国家能源局关于印发能源发展"十三五"规划的通知[Z].2016.

National Development and Reform Commission . Circular of the state energy administration on the issuance of the 13th Five-Year plan for energy development[Z] . 2016(in

Chinese) .

- Fan Miao, Sun Kai, Lane D, et al. A novel generation rescheduling algorithm to improve power system reliability with high renewable energy penetration[J].
 IEEE Transactions on Power System, 2018, 33(3): 3349-3357.
- [3] 崔杨,杨志文,严干贵,等.降低火电机组调峰成本的 光热电站储热容量配置方法[J].中国电机工程学报, 2018,38(6):1605-1611.

Cui Yang , Yang Zhiwen , Yan Gangui , et al . Capacity configuration of thermal energy storage within CSP to reduce the cost of peak load regulation[J] . Proceedings of the CSEE , 2018 , 38(6) : 1605-1611(in Chinese).

- [4] Sioshansi R ,Denholm P .The value of concentrating solar power and thermal energy storage[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2010, 1(3): 173-183.
- [5] Chen Runze, Sun Hongbin, Guo Qinglai, et al. Reducing generation uncertainty by integrating CSP with wind power : an adaptive robust optimization-based analysis[J].
 IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(2): 583-594.
- [6] 陈鹏伟,陶顺,肖湘宁,等.配电网电压不确定水平区
 间分析模型[J].中国电机工程学报,2018,38(4):
 1035-1044.

Chen Pengwei , Tao Shun , Xiao Xiangning , et al . An interval model to analyze the voltage levels of uncertainty in distribution network[J] . Proceedings of the CSEE , 2018 , 38(4) : 1035-1044(in Chinese) .

[7] 税月,刘俊勇,高红均,等.考虑风电不确定性的电热综合系统分布鲁棒协调优化调度模型[J].中国电机工程学报,2018,38(24):7235-7247.
Shui Yue, Liu Junyong, Gao Hongjun, et al. A

distributionally robust coordinated dispatch model for integrated electricity and heating systems considering uncertainty of wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7235-7247(in Chinese).

- [8] Zhan Yiduo, Zheng Qipeng, Wang Jianhui, et al. Generation expansion planning with large amounts of wind power via decision-dependent stochastic programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 3015-3026.
- [9] Giannelos S , Konstantelos I , Strbac G . Option value of demand-side response schemes under decision-dependent uncertainty[J] . IEEE Transactions on Power Systems , 2018 , 33(5) : 5103-5113 .
- [10] Montoya-Bueno S , Muñoz J I , Contreras J . A stochastic investment model for renewable generation in distribution

systems[J] . IEEE Transactions on Sustainable Energy , 2015 , 6(4) : 1466-1474 .

- [11] Valenzuela J, Wang Jianhui . A probabilistic model for assessing the long-term economics of wind energy[J].
 Electric Power Systems Research ,2011 ,81(4) :853-861 .
- [12] Goel V , Grossmann I E . A class of stochastic programs with decision dependent uncertainty[J] . Mathematical Programming , 2006 , 108(2-3) : 355-394 .
- [13] 郑顺林,刘进,陈艳波,等.基于加权最小绝对值的电-气综合能源系统双线性抗差状态估计[J].电网技术,2019,43(10):3733-3742.
 Zheng Shunlin, Liu Jin, Chen Yanbo, et al. Bilinear robust state estimation based on weighted least absolute value for integrated electricity-gas system[J]. Power System Technology,2019,43(10):3733-3742(in Chinese).
- [14] Zare A , Chung C Y , Zhan Junpeng , et al . A distributionally robust chance-constrained MILP model for multistage distribution system planning with uncertain renewables and loads[J]. IEEE Transactions on Power System , 2018 , 33(5) : 5248-5262 .
- [15] 罗天,汪可友,李国杰,等.基于拉格朗日对偶松弛的 多区域柔性直流互联电网无功优化[J].电力系统自动 化,2019,43(11):68-76.

Luo Tian , Wang Keyou , Li Guojie , et al .Reactive power optimization in multi-area VSC-HVDC interconnected power grids based on Lagrangian dual relaxation[J] . Automation of Electric Power Systems , 2019 , 43(11) : 68-76(in Chinese) .

[16] 张志义,余涛,王德志,等.基于集成学习的含电气热
 商业楼宇群的分时电价求解[J].中国电机工程学报,
 2019,39(1):112-125.

Zhang Zhiyi ,Yu Tao ,Wang Dezhi ,et al .Optimal solution of time-of-use price based on ensemble learning for electricity-gas-heat commercial building[J]. Proceedings of the CSEE , 2019 , 39(1) : 112-125(in Chinese).

- [17] Mínguez R, García-Bertrand R, Arroyo J M, et al. On the solution of large-scale robust transmission network expansion planning under uncertain demand and generation capacity[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1242-1251.
- [18] Tan Yi, Li Yong, Cao Yijia, et al. Cyber-attack on overloading multiple lines: a bilevel mixed-integer linear programming model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 1534-1536.
- [19] 杜尔顺,张宁,康重庆,等.太阳能光热发电并网运行 及优化规划研究综述与展望[J].中国电机工程学报, 2016,36(21):5765-5775.

Du Ershun ,Zhang Ning ,Kang Chongqing ,et al .Reviews and prospects of the operation and planning optimization for grid integrated concentrating solar power[J] . Proceedings of the CSEE , 2016 , 36(21) : 5765-5775(in Chinese) .

[20] 于东立,曹军,屠聪为,等.考虑线性化网络约束的电
 -热多能源系统最优能量流分析[J].中国电机工程学报,2019,39(7):1933-1943.

Yu Dongli , Cao Jun , Tu Congwei , et al . Optimal energy flow of combined electrical and heating multi-energy system considering the linear network constraints[J] . Proceedings of the CSEE , 2019 , 39(7) : 1933-1943(in Chinese) .

- [21] Steeger G , Barroso L A , Rebennack S . Optimal bidding strategies for hydro-electric producers : A literature survey[J] . IEEE Transactions on Power Systems , 2014 , 29(4) : 1758-1766 .
- [22] Ahmed S .Strategic planning under uncertainty :stochastic integer programming approaches[D] .Urbana-Champaign : University of Illinois , 2000 .
- [23] GAMS Development Corp . The general algebraic

modeling system[EB/OL] [2017-10-01] http://www.gams. com/ .

[24] IBM ILOG .CPLEX[EB/OL] .[2017-12-01] .https://www. gamscom/latest/docs/S_CPLEX.html .



在线出版日期:2020-05-27。 收稿日期:2019-11-26。 作者简介: 史昭娣(1991),女,博士研究生,研究 方向为可再生能源发电并网及调度运行技 术,shizd91@163.com;

王伟胜(1968),男,博士,教授级高级 工程师,博士生导师,研究方向为新能源 发电与并网技术、电力系统分析与新能源 发电等,wangws@epri.sgcc.com.cn。

黄越辉(1979), 女, 博士, 教授级高级 工程师, 研究方向为新能源发电并网及调 度运行技术, huangyh@epri.sgcc.com.cn。

(责任编辑 邱丽萍)

Capacity Optimization of Concentrating Solar Power Plant Based on Decision-dependent Stochastic Programming

SHI Zhaodi¹, WANG Weisheng¹, HUANG Yuehui¹, HOU Yunhe², DONG Ling³

(1. China Electric Power Research Institute; 2. University of Hong Kong; 3. State Grid Qinghai Electric Power Company)

KEY WORDS: concentrating solar power, stochastic planning, decision-dependent, endogenous uncertainty, renewable energy

Renewable energy (RE) power systems have strong uncertainties. Concentrating solar power (CSP) plant, as a new renewable energy utilization technology, can provide flexibility for RE power systems, so it can be widely used in high penetration RE system.

This paper is devoted to the capacity planning of concentrating solar power (CSP) plant in high penetration RE system. With the increasing of renewable energy penetration, in order to make more effective investment decisions, it is an urgent and challenging task to deal with the increasing uncertainty in capacity planning problem of large-scale RE system. The traditional stochastic programming method generally fixes the future uncertainty probability distribution in the capacity planning problem. However, the existing research indicates that the current decision also affects the future uncertainty. Based on this, this paper proposes a decision-dependent stochastic programming model for capacity planning of CSP plants.

Firstly, according to the operation characteristics of the CSP, a more detailed mathematical model of CSP plant is established in this paper. Secondly, considering the price with endogenous uncertainty. The probability distribution of electricity price output depends on decision variables, which indicates that future uncertainty is not only affecting but also affected by current decisions. A stochastic programming model related to capacity decision-dependent is established with the maximizing net profit. However, due to the consideration of uncertain electricity price, there are bilinear terms in the proposed model, which makes it difficult to solve the model. In order to solve the bilinear term in the model, the quasi-precision method is used to reconstruct the nonlinear model into a mixed integer linear programming (MILP) model by using a series of binary variables to express any true fraction in the field of computer. The transformed model can be solved directly by commercial solver and can meet enough accuracy. According to the proposed model and quasi accurate method, the optimal capacity of CSP plant is obtained.

The test system is a 100% renewable energy penetration system. The optimized generation capacity of CSP power station is 1400MW, and the heat storage hours of heat storage tank is 12h. The optimization results under different price uncertainty levels is shown in Fig. 1.



Fig. 1 Results under different price uncertainty levels

With the increase of price uncertainty, the average price increases and the generation capacity of CSP decreases. This is because in the investment of power system, the marginal cost of RE power generation can be considered as zero. The larger the capacity of CSP, the lower the price. Therefore, when the average price increases, the penetration rate of the CSP plant is expected to decrease.