



电力系统自动化

Automation of Electric Power Systems

ISSN 1000-1026, CN 32-1180/TP

《电力系统自动化》网络首发论文

题目：考虑风电统计特性挖掘的分布鲁棒优化调度方法
作者：徐超然，徐潇源，严正，李恒杰
收稿日期：2021-04-13
网络首发日期：2021-10-09
引用格式：徐超然，徐潇源，严正，李恒杰. 考虑风电统计特性挖掘的分布鲁棒优化调度方法[J/OL]. 电力系统自动化.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20211008.1645.004.html>



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

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

考虑风电统计特性挖掘的分布鲁棒优化调度方法

徐超然¹, 徐潇源¹, 严正¹, 李恒杰^{1,2}

(1. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海市 200240;

2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃省兰州市 730050)

摘要: 提出一种基于数据驱动分布鲁棒优化的电力系统调度方法,以应对考虑风电不确定性的电力系统运行问题。首先,挖掘风电数据统计信息,提出了基于主成分分析与核密度估计的风电概率分布模糊集构建方法,刻画风电随机性以及不同风电机组出力之间的空间相关性;其次,针对含风电的调度问题,建立考虑概率分布模糊集的两阶段分布鲁棒优化问题;然后,将分布鲁棒优化问题变换为其等价可解形式,采用仿射策略以及对偶原理将其转化为线性规划问题进行求解,并且提出了基于样本外测试的概率分布模糊集范围参数选择策略,以保证调度方案的可靠性与经济性。采用6节点与IEEE 118节点系统进行仿真分析,并将所提出的分布鲁棒优化方法与不考虑随机变量相关性的分布鲁棒优化方法以及传统随机、鲁棒优化方法进行对比,以验证所提方法的有效性。

关键词: 数据驱动; 分布鲁棒优化; 经济调度; 不确定性; 风电出力

0 引言

近年来,化石燃料的大量使用导致生态环境遭到持续破坏。在此背景下,可再生能源及其发电技术迅速发展,为全球范围内能源结构转型提供了技术支撑^[1-4]。然而,可再生能源发电出力具有较强的随机性与波动性,随着可再生能源大规模并网,传统的确定性经济调度方法难以满足新型电力系统发展需求,需要寻求不确定性环境下的电力系统运行方法^[5]。

常用的考虑不确定性因素的电力系统优化运行方法包括随机优化(stochastic optimization, SO)、鲁棒优化(robust optimization, RO)与分布鲁棒优化(distributionally robust optimization, DRO)。随机优化需要建立不确定性因素的概率分布模型,优化结果与概率模型准确性密切相关,并且其通常基于一定数量的随机场景做出决策,难以涵盖不确定性因素的所有可能实现场景,样本外表现(out-of-sample performance)较差^[6-7]。鲁棒优化采用不确定集合描述不确定性因素变化范围,而无须设定具体概率分布模型,但其考虑最劣场景进行决策,调度结果可能较为保守^[8-9]。分布鲁棒优化基于不确定性因素部分信息建立概率分布模糊集(ambiguity set),并通常

采用范围参数刻画模糊集的可信赖程度,其针对模糊集中最劣概率分布进行决策,既利用了随机变量的统计信息,又保障了优化结果的可靠性^[10]。建立概率分布模糊集是分布鲁棒优化问题求解的基础,常用方法包括基于统计矩和基于距离的概率分布模糊集构建方法。文献[11]设定风电预测误差概率分布的期望与方差等于给定值,建立了基于统计矩的概率分布模糊集。然而,随机变量的真实统计矩信息与设定值之间可能存在一定偏差。对此,文献[12-15]考虑可再生能源发电出力矩信息的不确定性,引入约束参数以调整模糊集大小。

基于距离的方法通过定义经验概率分布与其他概率分布之间的距离,构建概率分布模糊集。常用的概率分布距离定义包括变换距离、Kullback-Leibler (KL)散度、Wasserstein距离等。文献[16]采用1-范数和 ∞ -范数建立风电概率分布的模糊集,提出了电-气能源系统分布鲁棒协同调度方法。基于同样的概率分布模糊集,文献[17-18]建立了考虑分布鲁棒的机会约束条件,以解决考虑可再生能源的机组组合问题。文献[19-20]采用KL散度建立风电的概率分布模糊集,分别研究机组组合与发电-备用协同调度问题。文献[21]建立了基于KL散度的概率分布模糊集,研究考虑风电不确定性的电-气-热综合能源系统经济调度问题。

分布鲁棒优化方法已经在电力系统中表现出了较好应用效果。然而现有方法主要基于期望、方差

收稿日期: 2021-04-13; 修回日期: 2021-08-10。

国家自然科学基金资助项目(52077136)。

或者样本数据构建概率分布模糊集,未能深入挖掘数据所表征的统计信息,因此亟待进一步研究概率分布模糊集的构建方法。并且,模糊集范围参数取值显著影响分布鲁棒优化方法所得调度方案的经济性与可靠性,但是现有文献中缺少关于范围参数选择策略的研究。对此,本文建立了基于主成分分析与核密度估计的概率分布模糊集,准确刻画风电出力的随机特性;提出一种数据驱动的模糊集范围参数选择策略,在提高系统运行经济性的同时保证调度方案的可靠性,并通过算例分析验证了所提方法的有效性与优越性。

1 分布鲁棒优化问题建模

1.1 确定性优化问题建模

针对考虑风电的电力系统经济调度,建立如下两阶段优化问题。第1阶段问题考虑风电预测出力,优化目标为常规机组发电与备用成本之和最小,有

$$\min \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{N_G} (a_{G,j} p_{G,j,t}^2 + b_{G,j} p_{G,j,t} + c_{G,j} + d_{Gu,j} r_{Gu,j,t} + d_{Gd,j} r_{Gd,j,t}) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^{N_G} p_{G,j,t} + \sum_{i=1}^{N_R} p_{R,i,t} = \sum_{k=1}^{N_L} p_{L,k,t} \quad (2)$$

$$\begin{cases} p_{G,j,\min} \leq p_{G,j,t} - r_{Gd,j,t} \\ p_{G,j,t} + r_{Gu,j,t} \leq p_{G,j,\max} \end{cases} \quad (3)$$

$$-F_l \leq \sum_{j=1}^{N_G} \pi_{G,lj} p_{G,j,t} + \sum_{i=1}^{N_R} \pi_{R,li} p_{R,i,t} - \sum_{k=1}^{N_L} \pi_{L,lk} p_{L,k,t} \leq F_l \quad (4)$$

$$\begin{cases} 0 \leq r_{Gu,j,t} \leq R_{Gu,j} \\ 0 \leq r_{Gd,j,t} \leq R_{Gd,j} \end{cases} \quad (5)$$

$$-p_{G,j,\text{ramp}} \leq p_{G,j,t+1} - p_{G,j,t} \leq p_{G,j,\text{ramp}} \quad (6)$$

式中: $p_{G,j,t}$ 、 $r_{Gu,j,t}$ 、 $r_{Gd,j,t}$ 分别为 t 时刻常规机组 j 的有功出力、正备用及负备用; $a_{G,j}$ 、 $b_{G,j}$ 、 $c_{G,j}$ 为常规机组 j 的发电成本系数; $d_{Gu,j}$ 、 $d_{Gd,j}$ 分别为常规机组 j 的正备用成本系数、负备用成本系数; N_G 、 N_R 、 N_L 分别为常规机组数量、风电机组数量、负荷数量; $p_{R,i,t}$ 、 $p_{L,k,t}$ 分别为 t 时刻风电机组 i 的预测有功出力、负荷 k 的有功需求; $p_{G,j,\min}$ 、 $p_{G,j,\max}$ 分别为常规机组 j 出力下限和上限; F_l 为线路 l 最大传输功率; $\pi_{G,lj}$ 、 $\pi_{R,li}$ 、 $\pi_{L,lk}$ 分别为常规机组 j 、风电机组 i 、负荷 k 与线路 l 之间的功率传输分布因子; $R_{Gu,j}$ 、 $R_{Gd,j}$ 分别为常规机组 j 最大正备用范围、最大负备用范围; $p_{G,j,\text{ramp}}$ 为常规机组 j 最大爬坡功率。式(2)为功率平衡约束,式(3)为常规机组出力上下限约束,式(4)为线路传输功率约

束,式(5)为备用约束,式(6)为爬坡约束。

考虑风电实际出力与预测出力之间的偏差,第2阶段问题的优化目标为常规机组再调度成本、弃风成本与削负荷成本之和最小,有

$$\min \sum_{t=1}^{24} \left[\sum_{j=1}^{N_G} (c_{Gu,j} p_{Gu,j,t} + c_{Gd,j} p_{Gd,j,t}) + \sum_{i=1}^{N_R} c_{Rc,i} p_{Rc,i,t} + \sum_{k=1}^{N_L} c_{Lc,k} p_{Lc,k,t} \right] \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^{N_G} (p_{G,j,t} + p_{Gu,j,t} - p_{Gd,j,t}) + \sum_{i=1}^{N_R} (p_{R,i,t} + \hat{\xi}_{i,t} - p_{Rc,i,t}) = \sum_{k=1}^{N_L} (p_{L,k,t} - p_{Lc,k,t}) \quad (8)$$

$$-F_l \leq \sum_{j=1}^{N_G} \pi_{G,lj} (p_{G,j,t} + p_{Gu,j,t} - p_{Gd,j,t}) + \sum_{i=1}^{N_R} \pi_{R,li} (p_{R,i,t} + \hat{\xi}_{i,t} - p_{Rc,i,t}) - \sum_{k=1}^{N_L} \pi_{L,lk} (p_{L,k,t} - p_{Lc,k,t}) \leq F_l \quad (9)$$

$$\begin{cases} 0 \leq p_{Rc,i,t} \leq \eta_{Rc,i} p_{R,i,t} \\ 0 \leq p_{Lc,k,t} \leq \eta_{Lc,k} p_{L,k,t} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} 0 \leq p_{Gu,j,t} \leq r_{Gu,j,t} \\ 0 \leq p_{Gd,j,t} \leq r_{Gd,j,t} \end{cases} \quad (11)$$

$$-p_{G,j,\text{ramp}} \leq (p_{G,j,t+1} + p_{Gu,j,t+1} - p_{Gd,j,t+1}) - (p_{G,j,t} + p_{Gu,j,t} - p_{Gd,j,t}) \leq p_{G,j,\text{ramp}} \quad (12)$$

式中: $p_{Gu,j,t}$ 、 $p_{Gd,j,t}$ 分别为 t 时刻常规机组 j 向上和向下再调整出力; $p_{Rc,i,t}$ 、 $p_{Lc,k,t}$ 分别为 t 时刻风电机组 i 弃风功率与负荷 k 削负荷功率; $c_{Gu,j}$ 、 $c_{Gd,j}$ 分别为常规机组 j 再调度的成本系数; $c_{Rc,i}$ 、 $c_{Lc,k}$ 分别为风电机组 i 弃风成本系数与负荷 k 削负荷成本系数; $\hat{\xi}_{i,t}$ 为 t 时刻风电机组 i 的出力预测误差; $\eta_{Rc,i}$ 、 $\eta_{Lc,k}$ 分别为风电机组 i 最大弃风比例与负荷 k 最大削负荷比例。式(8)为功率平衡约束,式(9)为线路传输功率约束,式(10)为弃风范围与削负荷范围约束,式(11)为常规机组再调度出力范围约束,式(12)为爬坡约束。

上述模型中,目标函数式(1)为二次函数,本文采用分段线性化的方法将其转换为一系列线性函数。对于第 j 台机组,其 t 时刻的运行成本函数可转换为如下所示的一组线性约束^[22]:

$$\begin{cases} W_{G,j,t} \geq \alpha_{G,j,t}^{(1)} p_{G,j,t} + \beta_{G,j,t}^{(1)} \\ W_{G,j,t} \geq \alpha_{G,j,t}^{(2)} p_{G,j,t} + \beta_{G,j,t}^{(2)} \\ \vdots \\ W_{G,j,t} \geq \alpha_{G,j,t}^{(d)} p_{G,j,t} + \beta_{G,j,t}^{(d)} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $W_{G,j,t}$ 为新引入的成本变量; $\alpha_{G,j,t}$ 和 $\beta_{G,j,t}$ 为线性化系数, 其上标表示线性函数段数; d 为分段数。

第1阶段问题的目标函数变为:

$$\min \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{N_G} (W_{G,j,t} + d_{Gu,j} r_{Gu,j,t} + d_{Gd,j} r_{Gd,j,t}) \quad (14)$$

式中: $W_{G,j,t}$ 需满足约束式(13)。

最终, 考虑风电预测误差的经济调度问题可表示为如下抽象数学问题:

$$\min (\mathbf{a}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{y}) \quad (15)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{A} \mathbf{x} \leq \mathbf{c} \quad (16)$$

$$\mathbf{C} \mathbf{x} + \mathbf{D} \mathbf{y} + \mathbf{E} \hat{\xi} \leq \mathbf{e} \quad (17)$$

式中: \mathbf{x} 为第1阶段决策变量, 包括 p_G, r_{Gu}, r_{Gd}, W_G ; \mathbf{y} 为第2阶段决策变量, 包括 $p_{Gu}, p_{Gd}, p_{Rc}, p_{Le}$; $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{A}, \mathbf{c}, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \mathbf{E}, \mathbf{e}$ 为对应系数矩阵; $\hat{\xi}$ 为风电预测误差的具体实现场景。式(16)代表式(2)一式(6)与式(13), 式(17)代表式(8)一式(12)。

1.2 不确定性因素建模

1.1节所建立模型中, 不确定性因素为风电功率, 本节提出基于数据驱动的风电概率分布模糊集构建方法。首先, 计及不同风电机组出力之间的空间相关性, 采用主成分分析方法对原始风电出力数据进行处理, 将不同维度间存在相关性的原始数据集转换为各个维度独立的数据集; 然后, 基于转换后的数据集, 采用核密度估计方法, 建立随机变量的概率分布模糊集, 并且基于分位数确定随机变量的样本空间。

1.2.1 主成分分析

主成分分析是一种数据降维方法, 其主要思想是以方差最大为依据, 将原先的 n 维特征映射到新的 v 维正交特征上。采用主成分分析方法, 能够消除不同维度数据间的相关性, 以便于采用核密度估计方法对每个维度上的数据分别进行分析。

对风电数据进行主成分分析的步骤如下:

1) 将数据按列组成 n 行 m 列的矩阵 ξ , 其中 n 为每个样本的维数, m 为样本数, 即

$$\xi = [\xi^{(1)}, \xi^{(2)}, \dots, \xi^{(m)}] \in \mathbf{R}^{n \times m} \quad (18)$$

2) 对 ξ 进行归一化处理:

$$\xi_0 = \xi - \bar{\xi} \mathbf{g}^T \quad (19)$$

式中: ξ_0 为归一化的数据矩阵; $\bar{\xi} = \sum_{i=1}^m \xi^{(i)} / m$; \mathbf{g} 为 m 维单位列向量。

3) 计算 ξ_0 的协方差矩阵:

$$\mathbf{G} = \frac{1}{m} \xi_0 \xi_0^T \quad (20)$$

4) 对协方差矩阵 \mathbf{G} 进行特征值分解:

$$\mathbf{G} = \mathbf{H} \mathbf{\Lambda} \mathbf{H}^{-1} \quad (21)$$

式中: \mathbf{H} 为 \mathbf{G} 的特征向量按列组成的矩阵; $\mathbf{\Lambda}$ 为对角矩阵, 对角元素为各特征向量对应的特征值。

5) 将特征向量按对应特征值从大到小按行排列成矩阵 \mathbf{P} , 则经主成分分析处理之后的数据为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{P} \xi_0 \quad (22)$$

至此, 可进一步采用核密度估计对每个维度上的数据进行分析, 建立连续随机变量概率分布函数。

1.2.2 基于核密度估计的概率分布模糊集

核密度估计是一种非参数的概率分布估计方法, 本文选用高斯核函数, 则对于变换后的数据而言, 第 u ($u=1, 2, \dots, v$) 维度上随机变量 z_u 的概率密度函数为:

$$\hat{f}_u(z_u) = \frac{1}{Nh} \sum_{s=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z_u - z_u^{(s)})^2}{2h^2}\right) \quad (23)$$

式中: N 为样本数量, h 为带宽; $z_u^{(s)}$ 为第 s 个样本。

各个维度上随机变量的联合概率分布 $\hat{f}(z)$ 与真实概率密度函数之间可能存在一定偏差, 因此建立如下概率分布模糊集^[23]:

$$P_{\text{set}} = \left\{ P \in M_+ : \int_{\mathbf{R}^v} |f(z) - \hat{f}(z)| dz \leq d_k, f = \frac{dP}{dz} \right\} \quad (24)$$

式中: M_+ 为所有可能概率分布的集合; d_k 为模糊集范围参数, 表示模糊集大小; P_{set} 包含与 $\hat{f}(z)$ 之间距离不大于 d_k 的所有概率分布; P 为累积分布函数; f 为概率密度函数。

考虑到:

$$\int_{\mathbf{R}^v} |f(z) - \hat{f}(z)| dz \leq \int_{\mathbf{R}^v} f(z) dz + \int_{\mathbf{R}^v} \hat{f}(z) dz \leq 2 \quad (25)$$

可取 d_k 的范围为 $0 \leq d_k \leq 2$ 。

对于本文所提不确定性因素建模方法而言, 不同的带宽 h 以及不同的核函数并不会影响概率分布模糊集的构建方法以及优化问题的求解方法; 本文采用拇指规则(rule of thumb)计算带宽 h , 核函数则选取采样方便的高斯核函数。

1.2.3 随机变量的样本空间

若核密度估计得到的随机变量 z_u 的累积概率分布为 $\hat{F}_u(z_u)$, 则可基于分位数确定 z_u 的变化范围^[24]。分位数的定义为:

$$\hat{F}_u(\epsilon) = \min \{ z_u \in \mathbf{R} | \hat{F}_u(z_u) \geq \epsilon \} \quad (26)$$

因此, 风电样本空间为:

$$\Omega = \{ \xi | \underline{z} \leq \mathbf{P} \xi \leq \bar{z} \} \quad (27)$$

式中:

$$\begin{cases} \underline{z} = [\hat{F}_1(\varepsilon), \hat{F}_2(\varepsilon), \dots, \hat{F}_v(\varepsilon)]^T \\ \bar{z} = [\hat{F}_1(1-\varepsilon), \hat{F}_2(1-\varepsilon), \dots, \hat{F}_v(1-\varepsilon)]^T \end{cases} \quad (28)$$

式(27)可进一步抽象为:

$$F\xi \leq q \quad (29)$$

式中: F 、 q 为式(27)中约束的对应系数矩阵。

本文考虑风电出力空间相关性,采用主成分分析与核密度估计方法对风电出力不确定性进行建模,以准确刻画风电数据分布特性,并减小样本空间范围。基于主成分分析与核密度估计的风电样本空间如附录A图A1所示。

风电出力概率分布模糊集与样本空间的建模流程如图1所示。

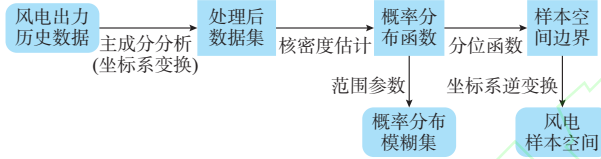


图1 不确定性因素建模流程

Fig. 1 Modeling process of uncertainty factors

1.3 分布鲁棒优化模型

基于上节所建立的概率分布模糊集,确定性优化问题式(15)~式(17)可转换为如下形式:

$$\min \left(a^T x + \max_{P \in P_{\text{set}}} E_P(Q(x, \xi)) \right) \quad (30)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} Q(x, \xi) = \min b^T y \\ \text{式(16)、式(17)、式(24)} \end{cases} \quad (31)$$

式中: $E_P(\cdot)$ 表示目标函数的期望值。

上述模型中第2阶段优化问题的目标为最劣概率分布下运行成本期望值最小。通过建立分布鲁棒优化问题,在充分利用历史数据统计信息的同时,规避概率分布建模不准确的问题,在提高系统运行经济性的同时确保优化结果的可靠性。

2 求解方法

2.1 优化模型等价变换

在式(30)中,概率分布函数也为优化问题决策变量,因此分布鲁棒优化问题难以直接求解。对此,文献[25]给出了式(30)的等价变换模型,具体如下。

对于任意给定的变量 x 以及函数 Q ,如果 Q 对于随机变量 ξ 是连续的,则存在如下等价变换模型。

1) $d_K \in [0, 2)$ 时,有:

$$\begin{aligned} \max_{P \in P_{\text{set}}} E_P(Q(x, \xi)) &= \left(1 - \frac{d_K}{2}\right) \text{CVaR}_{\frac{d_K}{2}}^{P_0}(Q(x, \xi)) + \\ &\frac{d_K}{2} \max_{\xi \in \Omega} Q(x, \xi) \end{aligned} \quad (32)$$

2) $d_K \geq 2$ 时,有:

$$\max_{P \in P_{\text{set}}} E_P(Q(x, \xi)) = \max_{\xi \in \Omega} Q(x, \xi) \quad (33)$$

式中: P_0 为核密度估计得到的概率分布;CVaR(\cdot)为条件风险价值(conditional value-at-risk)函数。

对于本文所构建的概率分布模糊集, $d_K \in [0, 2]$;且当 $d_K=0$ 与 $d_K=2$ 时,优化模型分别退化为风险中性(risk neutral)的随机优化问题以及风险规避(risk-averse)的鲁棒优化问题。因此不妨令 $d_K \in (0, 2)$,即式(30)等价变换为式(32)。从式(32)可以看出,在变换后的随机+鲁棒形式的优化问题中, d_K 取值决定随机以及鲁棒优化部分的权重: d_K 越小,优化问题越偏向于风险中性的随机优化问题; d_K 越大,优化问题越偏向于风险规避的鲁棒优化问题。因此, d_K 的取值决定了分布鲁棒优化问题的保守性。

2.2 第2阶段问题的随机优化部分求解方式

在式(32)中,条件风险价值的计算可以转换为基于场景的随机优化问题^[26]:

$$\min_{y_s, \zeta_s, \eta_s} \delta_{\text{CVaR}} \quad (34)$$

$$\text{s.t.} \quad \delta_{\text{CVaR}} = \zeta_s + \frac{1}{1 - \frac{d_K}{2}} \sum_i \omega_{s,i} \eta_{s,i} \quad (35)$$

$$\begin{cases} \eta_{s,i} \geq 0 \\ \eta_{s,i} \geq b^T y_{s,i} - \zeta_s \end{cases} \quad (36)$$

$$Cx + Dy_{s,i} + E\xi_{s,i} \leq e \quad (37)$$

式中: δ_{CVaR} 为条件风险价值的取值; ζ_s 为风险价值; $\omega_{s,i}$ 为第 i 个随机场景 $\xi_{s,i}$ 的概率; $\eta_{s,i}$ 为第 i 个随机场景对应的目标函数值; $y_{s,i}$ 为第 i 个随机场景下的决策变量。

上述模型中的随机场景可基于1.2.2节中核密度估计得到的概率分布函数获取。

2.3 第2阶段问题的鲁棒优化部分求解方式

1) 仿射策略

针对式(32)的鲁棒优化部分,可以采用仿射策略对其进行求解。假设机组再调度出力、弃风功率、削负荷功率与风电预测误差之间存在如下关系^[27]:

$$p_{\text{Gu},j} = M_{\text{Gu},j} \sum_{i=1}^{N_R} \xi_i + m_{\text{Gu},j} \quad (38)$$

$$p_{Gd,j} = M_{Gd,j} \sum_{i=1}^{N_R} \xi_i + m_{Gd,j} \quad (39)$$

$$p_{Lc,k} = M_{Lc,k} \sum_{i=1}^{N_R} \xi_i + m_{Lc,k} \quad (40)$$

$$p_{Rc,i} = M_{Rc,i} \xi_i + m_{Rc,i} \quad (41)$$

相应矩阵形式为:

$$y = M\xi + m \quad (42)$$

式中: $M_{Gu,j}$ 、 $m_{Gu,j}$ 、 $M_{Gd,j}$ 、 $m_{Gd,j}$ 、 $M_{Lc,k}$ 、 $m_{Lc,k}$ 、 $M_{Rc,i}$ 、 $m_{Rc,i}$ 为仿射系数; M 、 m 为仿射系数对应矩阵。

引入仿射策略后,原优化问题变为如下形式:

$$\min_{x, m, \xi} \left(a^T x + \left(1 - \frac{d_K}{2}\right) \delta_{CVaR} + \frac{d_K}{2} \max_{\xi} (b^T M\xi + b^T m) \right) \quad (43)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(16)、式(29)、式(35)一式(37)} \\ (DM + E)\xi \leq e - Cx - Dm, \forall \xi \in \{\xi | F\xi \leq q\} \end{cases} \quad (44)$$

此时目标函数为双层的 min-max 问题,且约束式(44)为鲁棒约束,不利于直接求解,需进一步变形。

2) 基于对偶原理的优化问题变形

根据标准鲁棒优化技术,式(44)等价于如下优化问题:

$$q^T \pi_1 \leq e - Cx - Dm \quad (45)$$

$$F^T \pi_1 = (DM + E)^T \quad (46)$$

$$\pi_1 \geq 0 \quad (47)$$

式中: π_1 为对偶变量。

对于目标函数式(43),其内层最大化问题的对偶形式为:

$$\min_{\pi_2} (q^T \pi_2 + b^T m) \quad (48)$$

$$\text{s.t.} \quad F^T \pi_2 = (b^T M)^T \quad (49)$$

$$\pi_2 \geq 0 \quad (50)$$

式中: π_2 为对偶变量。

最终,分布鲁棒优化问题变为如下线性规划问题:

$$\begin{cases} \min_{x, m, \xi, \pi_1, \pi_2} \left(a^T x + \left(1 - \frac{d_K}{2}\right) \delta_{CVaR} + \frac{d_K}{2} (q^T \pi_2 + b^T m) \right) \\ \text{s.t.} \quad \text{式(16)、式(35)一式(37)、式(45)一式(47)、} \\ \quad \text{式(49)、式(50)} \end{cases} \quad (51)$$

2.4 d_K 自适应选择策略

根据式(51)可知,模糊集范围参数 d_K 显著影响分布鲁棒优化方法得到的调度方案的经济性与可靠

性。对此,本文提出一种数据驱动的模糊集范围参数选择策略,能够基于具体的风电数据,选择最佳 d_K 值,以提高调度策略的经济性与可靠性。

1) 将风电数据划分为两部分,一部分用于不确定性因素建模,另一部分作为测试样本。

2) 在(0, 2)的区间里,取若干值作为最佳 d_K 的候选值,分别求解式(51)的优化问题,得到第1阶段调度方案和第1阶段调度成本,包括常规机组发电成本与备用成本。

3) 将第1阶段调度方案代入测试样本,求解得到第2阶段运行成本。

4) 将两阶段运行成本相加得到系统总运行成本。

5) 总运行成本的平均值和标准差分别反映了调度方案的经济性与风险性,若仅仅以平均值或者标准差作为评价指标难以综合评估调度方案的优劣;四分位数同时包含了平均值与标准差信息,因此本文将四分位数作为调度方案的评价指标:采用核密度估计得到总运行成本的累积分布函数,选取四分位数最小的 d_K 为最佳取值。上述模糊集范围参数选择策略能够反映所得调度策略在实际运行中的经济性与可靠性。数据驱动的分布鲁棒优化调度问题求解流程如图2所示。

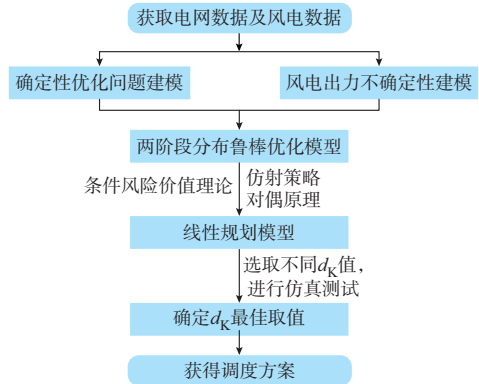


图2 优化问题求解流程
Fig. 2 Solving procedure of optimization problem

3 算例分析

本章以6节点系统和IEEE 118节点系统为对象进行仿真,分析了模糊集范围参数 d_K 取值对系统运行成本的影响,并将分布鲁棒优化方法与传统随机、鲁棒优化方法进行对比,以验证所提方法的有效性。

3.1 6节点系统算例

本节所用6节点系统如附录A图A2所示,线路

参数如表1所示。3台火电机组 G_1, G_2, G_3 分别接在节点1、节点2与节点6处,最小出力分别为100、10、10 MW,最大出力分别为220、100、40 MW,机组参数如表2所示, a, b, c 分别为机组成本的常数项系数、一次项系数与二次项系数。每台机组的备用成本系数为其发电成本系数 b 的10%,再调度成本系数设为最大出力下的单位发电成本,每台机组的爬坡能力为其最大出力的20%。节点3、节点4与节点5处的负荷分别为100、150、150 MW。2台风电机组 W_1, W_2 分别接在节点3与节点5。弃风与削负荷的最大比例分别为0.5与0.2,成本系数分别为100美元/MW与200美元/MW。

表1 线路参数
Table 1 Parameters of transmission line

起始节点	终点节点	X/p.u.	最大传输功率/MW
1	2	0.170	200
2	3	0.037	100
1	4	0.258	100
2	4	0.197	100
4	5	0.037	60
5	6	0.140	100
3	6	0.018	100

表2 火电机组参数
Table 2 Parameters of thermal power generation units

机组编号	成本系数		
	a /(美元)	b /(美元·MW ⁻¹)	c /(美元·MW ⁻²)
G_1	177	13.5	0.000 45
G_2	130	40.0	0.001 00
G_3	137	17.7	0.005 00

假设风电机组出力服从多元高斯分布,均值为风电预测出力,标准差为均值的10%,不同风电机组出力间的相关系数为0.5。采用蒙特卡洛模拟生成800组数据,其中700组数据用于建立不确定性因素模型,100组数据用于测试。

不同 d_k 取值下样本外测试的总运行成本的平均值与标准差如图3所示。随着 d_k 的增大,式(32)中鲁棒优化权重逐渐增加,优化模型侧重于考虑调度方案的可靠性,样本外测试时第2阶段运行成本的波动性减小,使得总运行成本的标准差逐渐减小。另一方面,随着 d_k 的增大,调度方案更为保守,备用容量逐渐增加,使得第1阶段问题的运行成本增加,而第2阶段问题的运行成本由于调度方案的可靠性较高而相对较小,两者叠加使得总运行成本的平均值呈先下降后上升的趋势。图4为不同 d_k 取

值下总运行成本的累积概率分布。从图4可知,以四分位数作为选取标准时, $d_k=0.6$ 为最佳取值。

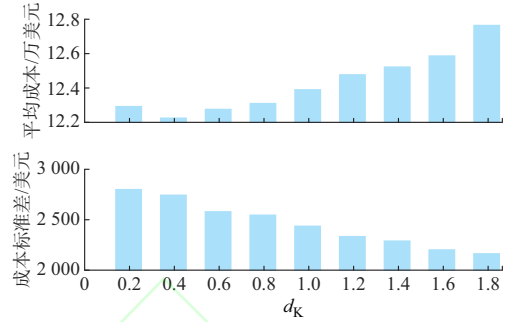


图3 6节点系统仿真结果
Fig. 3 Simulation results of the 6-bus system

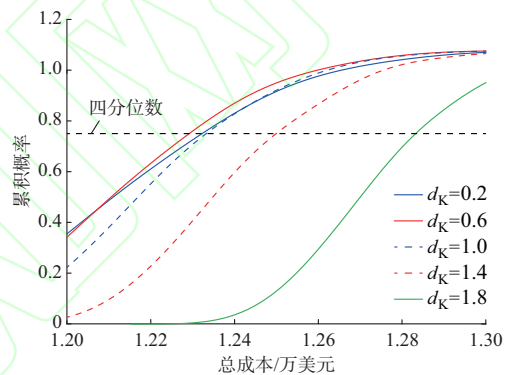


图4 总运行成本的累积分布函数
Fig. 4 Cumulative distribution function of total operation costs

为了分析分布鲁棒优化方法的有效性,将 $d_k=0.6$ 时的仿真结果与随机优化、鲁棒优化的仿真结果进行对比,对比结果见附录A表A1与图A3。由附录A表A1与图A3可知,随机优化方法第1阶段发电成本与备用容量最小,第2阶段成本则要明显高于分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法,这是由于随机优化方法基于特定场景做出决策,而风电实际出力可能与求解随机优化方法问题所依据的随机场景存在一定偏差,导致再调度成本较高。相比之下,分布鲁棒优化方法和鲁棒优化方法的备用容量大于随机优化方法,再调度成本均值与总成本标准差小于随机优化方法,这是由于分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法考虑了最劣场景,所得调度策略具有较高可靠性。与鲁棒优化方法相比,分布鲁棒优化方法的第2阶段目标函数为条件风险价值与鲁棒优化的加权,其综合考虑了调度策略的经济性与风险性,因此分布鲁棒优化方法的总成本均值小于鲁棒优化方法。由附录A图A4可知,在100组测试样本中,分布鲁棒优化方法对应调度策略的样本外测试成本均

小于鲁棒优化方法的样本外测试成本,这表明与鲁棒优化方法相比,分布鲁棒优化方法能够在确保调度策略可靠性的同时,减小系统运行成本。

为了进一步分析分布鲁棒优化方法特点以及条件风险价值场景数量对优化问题求解效率和计算精度的影响,选取不同场景数量,比较分布鲁棒优化方法与随机优化方法、鲁棒优化方法的优化效果,仿真结果见附录A表A2—表A4及图A5—图A7。由仿真结果可知,相比于传统的随机优化方法与鲁棒优化方法,本文所提出的分布鲁棒优化方法在相近的计算时间下,能够获得更优的调度结果,且条件风险价值场景数量对分布鲁棒优化结果和求解效率的影响较小。

下文分析了不同不确定性因素建模方式对优化结果的影响。首先,风电相关性对优化结果的影响如表3所示。在考虑相关性后,系统运行成本均值与标准差更小,这是由于本文所提出的基于主成分分析与核密度估计的概率分布模糊集构建方法考虑了风电出力相关性,准确刻画了风电波动范围。从表中数据也能够直观看出,本文所提不确定集建模方法能够在充分挖掘数据统计信息的同时,缩小不确定集范围,从而降低系统运行成本。

表3 相关性对运行成本的影响
Table 3 Impact of dependencies on operation costs

不确定性因素建模方式	第1阶段成本/美元	第2阶段成本均值/美元	总成本均值/美元	总成本标准差/美元
考虑相关性	113 482	8 069	121 551	2 556
不考虑相关性	117 177	8 377	125 554	2 857

其次,为分析核密度估计带宽对优化结果的影响,将采用拇指规则计算得到的带宽记作 h ,比较 $0.9h$ 、 h 以及 $1.1h$ 的仿真结果如附录A图A8与表A5所示。在本算例中,以四分位数为评判标准时,带宽为 h 时取得更优结果。因此,不同带宽会影响决策结果,需要分析不同带宽的影响,选择合适的带宽建立不确定性因素模型。

3.2 IEEE 118节点系统

IEEE 118节点系统中共有54台发电机与

186条输电线路,系统总负荷为5 500 MW。4台风电机组 W_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 分别接在节点15、节点49、节点59与节点90处。详细数据参考文献[28]。负荷数据来源于某实际电网,风电数据来源于甘肃地区的4处风电场,负荷功率与风电机组出力根据IEEE 118节点系统负荷进行了折算。

在IEEE 118节点系统中,不同 d_k 取值下系统总运行成本的平均值与标准差如附录A图A9所示。随着 d_k 的增大,平均成本呈先减小后增大的变化趋势,标准差则呈一直减小的变化趋势。随着 d_k 的增大,式(32)中鲁棒优化部分的权重增大,整体优化模型偏重于调度策略的可靠性:一方面,第1阶段运行成本较高,而再调度成本较低,二者叠加使得总成本平均值呈现先减小后增大的变化趋势;另一方面,样本外测试时第2阶段运行成本的波动减小,总成本标准差会随着 d_k 的增大而减小。附录A图A10为不同 d_k 取值下系统总运行成本的累积分布函数,从图中可知,以四分位数为选取标准时, $d_k=0.6$ 为最佳取值。

将 $d_k=0.6$ 时的分布鲁棒优化方法所得结果与随机优化方法、鲁棒优化方法的结果进行对比。由表4可知,3种方法中,随机优化方法的第1阶段运行成本最低,而分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法的总成本均值与标准差则明显低于随机优化方法的结果。随机优化方法基于随机场景做出决策,难以考虑随机因素所有可能实现场景,所得调度策略的样本外表现较差,再调度成本较高。与随机优化方法相比,分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法考虑了最劣场景,所得调度策略可靠性更强,样本外测试时再调度成本较低。与鲁棒优化方法相比,分布鲁棒优化方法的总成本标准差与其基本相同,而总成本的平均值更小,即分布鲁棒优化方法能够在保证可靠性的同时提高系统运行经济性。由图5可知,虽然分布鲁棒优化方法第1阶段成本要略高于随机优化方法,但是总成本明显小于随机优化方法,即分布鲁棒优化方法对于随机变量的波动具有更强适应能力,能够显著减小系统总运行成本。

表4 不同方法运行成本
Table 4 Operation cost obtained by different methods

优化方法	第1阶段成本/美元	第2阶段成本均值/美元	总成本均值/美元	总成本标准差/美元
随机优化	1 282 288	108 329	1 390 617	33 901
分布鲁棒优化	1 286 500	33 153	1 319 653	15 364
鲁棒优化	1 286 614	33 250	1 319 864	15 345

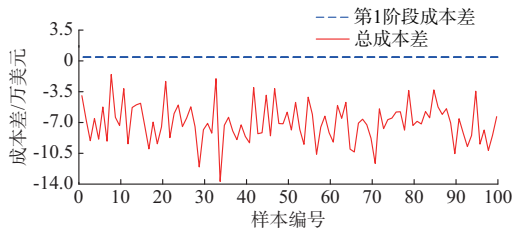


图5 分布鲁棒优化方法与随机优化方法的成本差
Fig. 5 Cost difference between distributionally robust optimization and stochastic optimization

最后,本文讨论不同分布鲁棒优化方法的特点。分布鲁棒优化问题中的概率分布模糊集主要分为2类:基于矩信息的模糊集与基于距离的模糊集。基于矩信息的模糊集构建方法对数据的依赖性较低,在缺乏足够历史数据、仅能获取随机变量期望与方差的问题中具有较好的应用效果;本文所建立的概率分布模糊集为基于距离的模糊集,在有一定数量数据的问题中,能够更充分挖掘数据所包含的统计信息;本文所用模糊集与其他基于距离的概率分布模糊集相比,不确定性因素的建模方式不同,适用于不同优化问题。为了说明本文所用模糊集的优点,将其与基于矩信息的模糊集进行对比,仿真结果见附录A表A6、表A7及图A11、图A12。由仿真结果可知,在有足够历史数据的场景下,本文所提出方法具有更好的经济性与可靠性。

4 结语

本文以含风电机组的电力系统为研究对象,考虑风电出力不确定性与空间相关性,提出了数据驱动的两阶段分布鲁棒优化模型,所得结论如下:

1)本文提出了考虑风电空间相关性的概率分布模糊集构建方法,通过主成分分析对风电数据进行处理,采用核密度估计建立概率分布函数,进一步结合模糊集范围参数 d_k 构建概率分布模糊集。

2)本文提出了基于样本外测试的模糊集范围参数 d_k 选取方法,综合考虑总运行成本的平均值与标准差,以总运行成本四分位数最小为 d_k 选取标准,以平衡系统运行的风险性与经济性。

3)所构建的分布鲁棒优化方法是随机优化与鲁棒优化的结合,因此能够在充分利用随机变量数据统计信息的同时,保障优化结果的可靠性。

下一步工作将研究大规模分布鲁棒优化问题的高效求解技术,以提高其在实际电力系统调度中的适用性。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/>)

[aeps/ch/index.aspx](#)), 扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 周孝信,鲁宗相,刘应梅,等.中国未来电网的发展模式和关键技术[J].中国电机工程学报,2014,34(29):4999-5008.
ZHOU Xiaoxin, LU Zongxiang, LIU Yingmei, et al. Development models and key technologies of future grid in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 4999-5008.
- [2] 康重庆,陈启鑫,夏清.低碳电力技术的研究展望[J].电网技术,2009,33(2):1-7.
KANG Chongqing, CHEN Qixin, XIA Qing. Prospects of low-carbon electricity [J]. Power System Technology, 2009, 33(2): 1-7.
- [3] 董朝阳,赵俊华,文福拴,等.从智能电网到能源互联网:基本概念与研究框架[J].电力系统自动化,2014,38(15):1-11.
DONG Zhaoyang, ZHAO Junhua, WEN Fushuan, et al. From smart grid to energy Internet: basic concept and research framework [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15): 1-11.
- [4] 邢运民,张文娟.新能源与可再生能源发电技术的发展[J].西华大学学报(自然科学版),2007,26(1):50-52.
XING Yunmin, ZHANG Wenjuan. The development of new energy and renewable energy power generation [J]. Journal of Xihua University (Natural Science Edition), 2007, 26(1): 50-52.
- [5] 鲁卓欣,徐潇源,严正,等.不确定性环境下数据驱动的电力系统优化调度方法综述[J].电力系统自动化,2020,44(21):172-183.
LU Zhuoxin, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, et al. Overview on data-driven optimal scheduling methods of power system in uncertain environment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(21): 172-183.
- [6] TAN W S, SHAABAN M, AB KADIR M Z A. Stochastic generation scheduling with variable renewable generation: methods, applications, and future trends [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(9): 1467-1480.
- [7] NING C, YOU F Q. Data-driven stochastic robust optimization: general computational framework and algorithm leveraging machine learning for optimization under uncertainty in the big data era [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 111: 115-133.
- [8] 于丹文,杨明,翟鹤峰,等.鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J].电力系统自动化,2016,40(7):134-143.
YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(7): 134-143.
- [9] SHANG C, YOU F Q. Distributionally robust optimization for planning and scheduling under uncertainty [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 110: 53-68.

- [10] 贺帅佳,阮贺彬,高红均,等.分布鲁棒优化方法在电力系统中的理论分析与应用综述[J].电力系统自动化,2020,44(14):179-191.
HE Shuaijia, RUAN Hebin, GAO Hongjun, et al. Overview on theory analysis and application of distributionally robust optimization method in power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 179-191.
- [11] WEI W, LIU F, MEI S W. Distributionally robust co-optimization of energy and reserve dispatch [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1): 289-300.
- [12] YANG Y, WU W C. A distributionally robust optimization model for real-time power dispatch in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3743-3752.
- [13] 周安平,杨明,翟鹤峰,等.计及风电功率矩不确定性的分布鲁棒实时调度方法[J].中国电机工程学报,2018,38(20):5937-5946.
ZHOU Anping, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. Distributionally robust real-time dispatch considering moment uncertainty of wind generation [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(20): 5937-5946.
- [14] 周任军,闵雄帮,童小娇,等.电力环保经济调度矩不确定分布鲁棒优化方法[J].中国电机工程学报,2015,35(13):3248-3256.
ZHOU Renjun, MIN Xiongbang, TONG Xiaojiao, et al. Distributional robust optimization under moment uncertainty of environmental and economic dispatch for power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3248-3256.
- [15] 杨策,孙伟卿,韩冬,等.考虑风电出力不确定的分布鲁棒经济调度[J].电网技术,2020,44(10):3649-3655.
YANG Ce, SUN Weiqing, HAN Dong, et al. Distributionally-robust economic dispatch considering uncertain wind power output [J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3649-3655.
- [16] 税月,刘俊勇,高红均,等.考虑风电不确定性的电气能源系统两阶段分布鲁棒协同调度[J].电力系统自动化,2018,42(13):43-50.
SHUI Yue, LIU Junyong, GAO Hongjun, et al. Two-stage distributed robust cooperative dispatch for integrated electricity and natural gas energy systems considering uncertainty of wind power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 43-50.
- [17] BAGHERI A, ZHAO C Y, GUO Y X. Data-driven chance-constrained stochastic unit commitment under wind power uncertainty [C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 16-20, 2017, Chicago, USA: 1-5.
- [18] SHI Z C, LIANG H, DINAHAHI V. Data-driven distributionally robust chance-constrained unit commitment with uncertain wind power [J]. IEEE Access, 2019, 7: 135087-135098.
- [19] CHEN Y W, GUO Q L, SUN H B, et al. A distributionally robust optimization model for unit commitment based on Kullback-Leibler divergence [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5147-5160.
- [20] 周计晨,吕胤杰,杨诚之,等.考虑风电出力不确定性的分布鲁棒主备协同优化调度[J].电力系统保护与控制,2020,48(20):66-73.
ZHOU Jichen, LÜ Yinjie, YANG Chengzhi, et al. Distributionally robust co-optimization of energy and reserve dispatch considering uncertain wind power output [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 66-73.
- [21] 高晓松,李更丰,肖遥,等.基于分布鲁棒优化的电-气-热综合能源系统日前经济调度[J].电网技术,2020,44(6):2245-2254.
GAO Xiaosong, LI Gengfeng, XIAO Yao, et al. Day-ahead economical dispatch of electricity-gas-heat integrated energy system based on distributionally robust optimization [J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2245-2254.
- [22] 王晗,徐潇源,严正.考虑柔性负荷的多目标安全约束机组组合优化模型及求解[J].电网技术,2017,41(6):1904-1912.
WANG Han, XU Xiaoyuan, YAN Zheng. Multi-objective optimization of security constrained unit commitment model and solution considering flexible load [J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1904-1912.
- [23] XU X Y, YAN Z, SHAHIDEHPOUR M, et al. Data-driven risk-averse two-stage optimal stochastic scheduling of energy and reserve with correlated wind power [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(1): 436-447.
- [24] NING C, YOU F Q. Data-driven decision making under uncertainty integrating robust optimization with principal component analysis and kernel smoothing methods [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 112: 190-210.
- [25] JIANG R W, GUAN Y P. Risk-averse two-stage stochastic program with distributional ambiguity [J]. Operations Research, 2018, 66(5): 1390-1405.
- [26] LI Y, LIU W J, SHAHIDEHPOUR M, et al. Optimal operation strategy for integrated natural gas generating unit and power-to-gas conversion facilities [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(4): 1870-1879.
- [27] LORCA Á, SUN X A. Multistage robust unit commitment with dynamic uncertainty sets and energy storage [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 1678-1688.
- [28] IEEE 118 bus test case [EB/OL]. [2020-02-01]. <http://labs.ece.uw.edu/pstca/pf118/ieee118psp.txt>.

徐超然(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统优化运行。E-mail: xcrzs37@sjtu.edu.cn

徐潇源(1989—),男,通信作者,助理教授,主要研究方向:电力系统不确定性分析、电力系统优化运行。E-mail: xuxiaoyuan@sjtu.edu.cn

严正(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统优化运行、电力系统稳定分析及智能电网。E-mail: yanz@sjtu.edu.cn

(编辑 蔡静雯)

Distributionally Robust Optimal Dispatch Method Considering Wind Power Statistical Characteristics Mining

XU Chaoran¹, XU Xiaoyuan¹, YAN Zheng¹, LI Hengjie^{1,2}

(1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education
(Shanghai Jiao Tong University), Shanghai 200240, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: A power system dispatch method based on data-driven distributionally robust optimization (DRO) is proposed to deal with the operation problem of power system considering the uncertainty of wind power. Firstly, the statistical information of wind power data is mined, and a construction method of probability distribution ambiguity set of wind power based on principal component analysis and kernel density estimation is proposed to describe the randomness of wind power and the spatial correlation between the outputs of different wind turbines. Secondly, aiming at the dispatch problem with wind power, a two-stage DRO problem considering probability distribution ambiguity set is established. Thirdly, the DRO problem is transformed into its equivalent solvable form, and the affine strategy and duality principle are used to transform it into a linear programming problem for solving. The range parameter selection strategy of probability distribution ambiguity set based on out-of-sample test is proposed to ensure the reliability and economy of the dispatch scheme. Finally, the 6-bus and IEEE 118-bus systems are used for simulation analysis, and the proposed DRO method is compared with the DRO method without considering the correlation of random variables and the traditional stochastic and robust optimization methods to verify the effectiveness of proposed method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52077136).

Key words: data-driven; distributionally robust optimization (DRO); economical dispatch; uncertainty; wind power output



附录 A

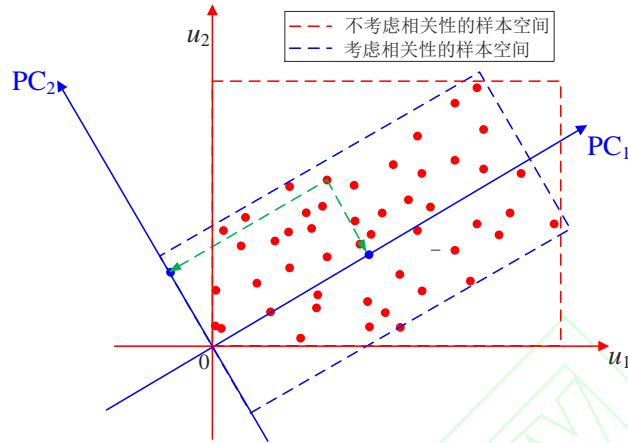


图 A1 样本空间示意图
Fig. A1 Illustration of sample space

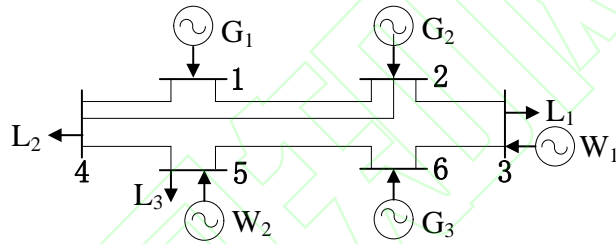


图 A2 6节点系统
Fig. A2 6-bus system

表 A1 不同方法运行成本
Table A1 Operation costs obtained by different methods

优化方法	第1阶段发电成本/美元	第1阶段备用成本/美元	第2阶段成本均值/美元	总成本均值/美元	总成本标准差/美元
随机优化	110 404	1 889	12 097	124 390	3 607
分布鲁棒优化	110 833	2 649	8 069	121 551	2 556
鲁棒优化	120 111	1 432	5 994	127 537	2 000

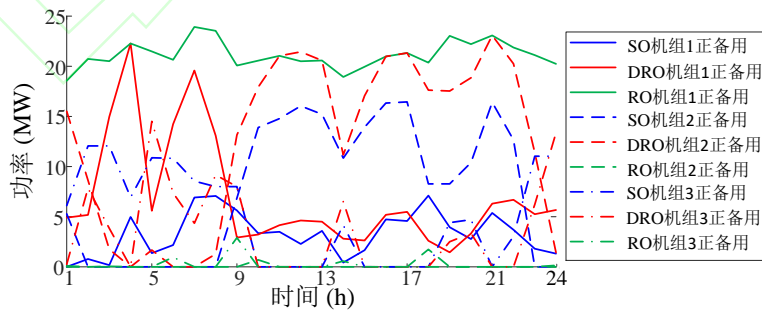


图 A3 不同方法得到的备用容量
Fig. A3 Reserve capacities obtained by different methods

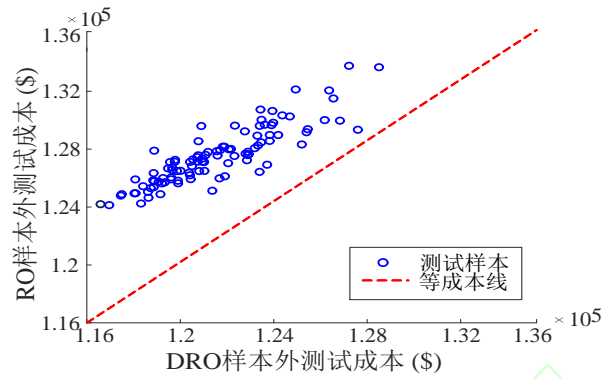


图 A4 分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法成本对比
Fig. A4 The cost comparison between DRO and RO

表 A2 不同样本数量下分布鲁棒优化方法与随机优化方法的计算时间
Table A2 Solving time of DRO and SO with different sample sizes

优化方法	计算时间			
	样本数量为 5 时	样本数量为 10 时	样本数量为 20 时	样本数量为 30 时
分布鲁棒优化方法	18.36s	19.28s	20.13s	21.70s
随机优化方法	9.94s	10.13s	11.59s	14.03s

表 A3 分布鲁棒优化方法与随机优化方法样本外测试结果累积分布函数的四分位数值
Table A3 Quartile values of the CDF of the out-of-sample test results of DRO and SO

优化方法	样本外测试结果累积分布函数的四分位数值/美元			
	样本数量为 5 时	样本数量为 10 时	样本数量为 20 时	样本数量为 30 时
分布鲁棒优化方法	123679.53	123528.84	123296.26	123244.47
随机优化方法	126153.23	124438.94	124307.49	124184.11

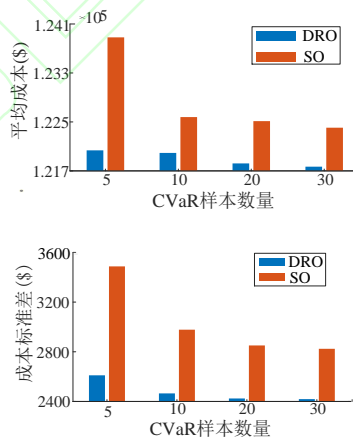


图 A5 不同样本数量下分布鲁棒优化方法与随机优化方法的样本外测试结果
Fig. A5 The out-of-sample test results of DRO and SO with different sample sizes

表 A4 分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法样本外测试结果
Table A4 The out-of-sample test results of DRO and RO

优化方法	平均成本/美元	成本标准差/美元	最大成本/美元	最小成本/美元	四分位数/美元
分布鲁棒优化	122158.66	2476.68	138597.60	117714.48	123528.84
鲁棒优化	127404.21	2360.07	141785.99	123238.93	128683.02

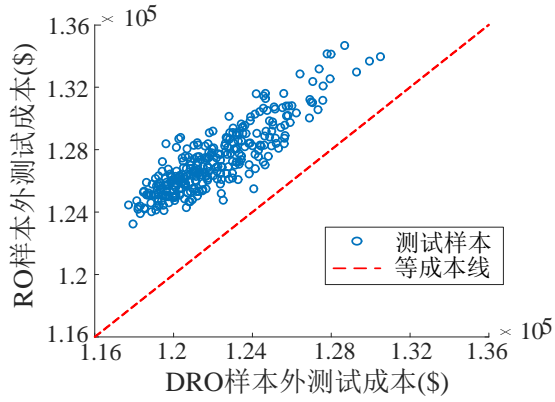


图 A6 分布鲁棒优化方法与鲁棒优化方法样本外测试结果对比

Fig. A6 Cost comparison between the out-of-sample test results of DRO and SO

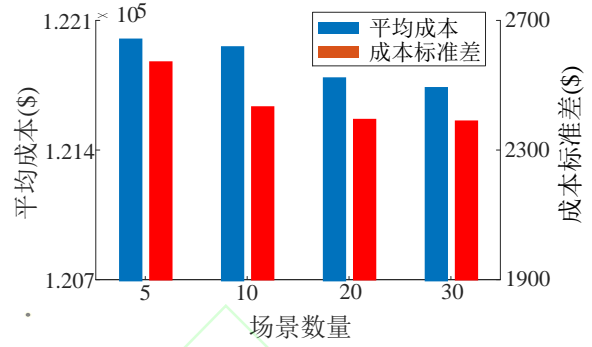


图 A7 不同样本数量下分布鲁棒优化方法的样本外测试结果

Fig. A7 The out-of-sample test results of DRO with different sample sizes

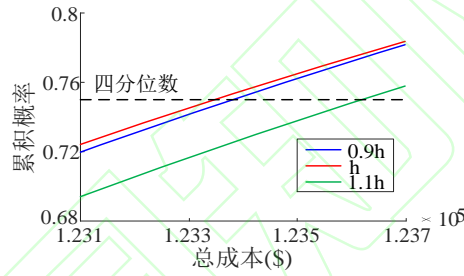


图 A8 不同带宽下总运行成本的累积分布函数
Fig. A8 Cumulative distribution function of total Operation cost under different bandwidths

表 A5 不同带宽下样本外测试结果
Table A5 The out-of-sample test results under different bandwidths

带宽	平均成本(美元)	成本标准差(美元)	四分位数(美元)
0.9h	121761.77	2489.62	123378.11
h	121721.39	2455.31	123343.81
1.1h	121985.60	2516.42	123618.94

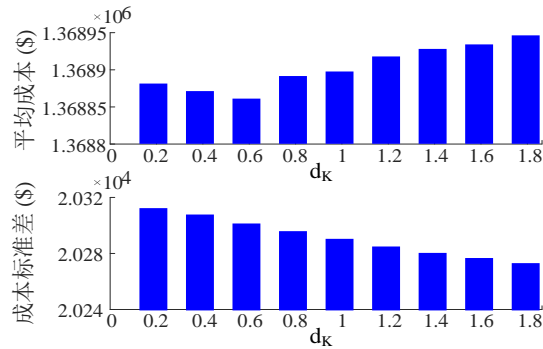


图 A9 IEEE 118节点系统仿真结果
Fig. A9 Simulation result of IEEE 118-bus system

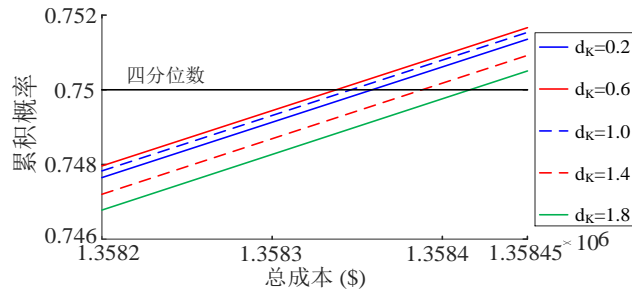


图 A10 仿真结果的累积分布函数
Fig. A10 Cumulative distribution functions of simulation result

表 A6 6节点系统不同分布鲁棒优化方法结果对比
Table A6 The result comparison between different DRO methods of the 6-bus system

模糊集	平均成本/美元	成本标准差/美元	四分位数/美元
矩信息	5049.62	315.69	5311.09
本文所提方法	5080.19	291.05	5167.30

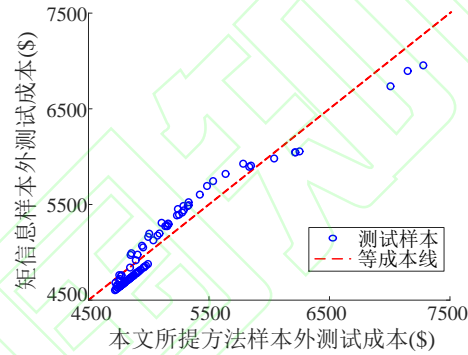


图 A11 6节点系统不同分布鲁棒优化方法结果对比
Fig. A11 The result comparison between different DRO methods of the 6-bus system

表 A7 IEEE 118节点系统不同分布鲁棒优化方法结果对比
Table A7 The result comparison between different DRO methods of the IEEE 118-bus system

模糊集	平均成本/美元	成本标准差/美元	四分位数/美元
矩信息	64772.04	768.75	65022.23
本文所提方法	64665.12	636.30	64454.52

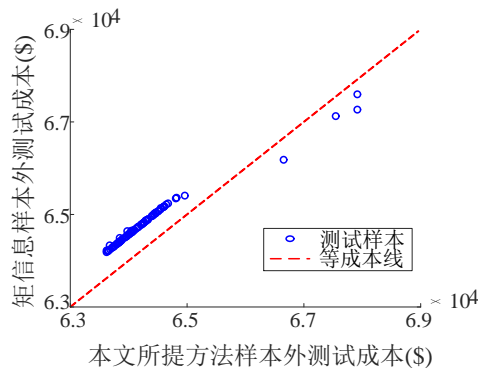


图 A12 IEEE 118节点系统不同分布鲁棒优化方法结果对比
Fig. A12 The result comparison between different DRO methods of the IEEE 118-bus system