

分布鲁棒优化在综合能源系统调度与规划中的应用综述

于馨玮, 陈继明*, 仇志华

(中国石油大学(华东), 山东省 青岛市 266000)

A Review of the Application of Distributionally Robust Optimization in Integrated Energy System Dispatching and Planning

YU Xinwei, CHEN Jiming*, ZHANG Zhihua

(China University of Petroleum (East China), Qingdao 266000, Shandong Province, China)

Abstract: With a large number of distributed power sources and multi-energy loads connected to the energy system, the uncertainty of source side and load side has brought challenges to the planning and operation of integrated energy system. How to establish a corresponding model for these uncertain factors and form a reliable, economic, and efficient operation scheme, is an urgent problem to be solved at present. Starting with the problem of uncertainty, the application of distributionally robust optimization theory in the integrated energy system and its typical application scenarios are systematically expounded, and compared with the power system. Taking the distributionally robust optimization model based on moment information and based on probability distance as examples, their advantages and disadvantages are analyzed from the aspects of model, solution method, and application. Finally, combined with the current development trend of the integrated energy system, several research points are proposed in view of the uncertainty problem.

Keywords: uncertain factors; distributionally robust optimization theory; integrated energy system

摘要: 随着大量分布式电源、多能负荷等接入综合能源系统, 源侧与荷侧的不确定性给综合能源系统规划与运行带来了挑战。如何针对这些不确定因子搭建相应的模型, 形成安全、经济、高效的运行方案, 是目前亟需解决的问题。从不确定性问题入手, 系统阐述了分布鲁棒优化理论在综合能源系统中的应用, 总结了其典型的应用场景, 并与电力系统进行对比。其中, 以基于矩信息和基于概率距离的分布鲁棒优化模型为例, 从模型、求解方法以及应用等方面分析了各自的优缺点。最后, 结合当前综合能源系统的发展趋势, 针对不确定性问题提出了几个待研究方向。

关键词: 不确定性因素; 分布鲁棒优化理论; 综合能源系统

0 引言

为应对全球能源安全、环境污染问题, 实现联合国“2050年净零排放”的目标, 需要推进全球能源变革转型, 构建全球能源互联网^[1]。能源互联网的提出伴随着环境、经济、社会等多方面驱动力^[2], 既是整个能源系统的自身发展趋势, 也有外部对系统的迫切需求。国家发改委在《能源发展“十四五”规划》中指出, 到2025年, 非化石能源消费比重提高到20%左右, 非化石能源发电量比重达到39%左右^[3]。因此, 需要利用能源互联网中不同需求模式和可再生能源的互补性, 实现绿色低碳发展, 提高能源利用效率与经济效益。

综合能源系统(integrated energy system, IES)作为实现能源互联网的重要载体^[1], 集多种能源从生产到利用的各环节于一体, 能够对多种能源进行综合管理和经济调度, 为实现能源的综合利用提供了一种重要解决思路。近年来, 世界各国逐渐开始重视IES的发展。欧洲各国政府根据欧盟能源发展战略和本国国情纷纷制定能源战略, 并和企业紧密合作, 大力发展低碳IES, 引发了欧洲能源系统的深层变革^[4]; 美国在2007年颁布了能源独立和安全法, 以立法形式要求社会主要供用能环节必须制定综合能源规划方案; 加拿大将IES视为实现其2050年减排目标的重要手段, 并在2009年之后颁布了很多法案来研究社区级IES^[5]。目前, 中国已经颁布多个与综合能源技术相关的科技研发项目立项, 从国家层面积极推广综合能源利用技术, 构建清洁、安全、高效、可持续的综合能源供应系统。

IES包括多种能源的各个环节, 可以有效弥补电、

基金项目: 国家自然科学基金(51977220)。

National Natural Science Foundation of China (51977220).

气、冷、热等各种能源系统独立规划的不足,也可以有效优化和协调多种能源的使用,提高能效。但由于高比例可再生能源的接入以及能源耦合程度的加深,使IES规划工作在源荷两侧面临着多重不确定性。此外,相比单一的能源系统,IES有着更复杂的求解规模、时间尺度和控制变量,不确定性问题的处理是IES规划运行中的关键问题。

因此,如何适应系统中存在的各种不确定性,在规划中进行优化处理,是实现多能互补和经济运行的关键。随机优化(stochastic optimization, SO)^[6]和鲁棒优化(robust optimization, RO)^[7]是处理不确定优化问题的常用方法,二者在理论上都存在各自的局限性。分布鲁棒优化(distributionally robust optimization, DRO)可以克服上述两种规划方法的缺点,与SO相比,DRO不需要精确的随机变量分布函数,具有更好的鲁棒性;同时,DRO又弥补了RO的解过于保守的缺点。

本文考虑了不确定性因素给IES规划运行带来的影响,梳理了DRO理论在综合能源系统调度运行中的应用情况。首先,分析了DRO目前的应用现状,在此基础上研究其在处理IES中不确定性因素方面的应用。然后,分别以基于矩信息模型和基于概率距离模型的DRO为例,在模型、求解方法、应用现状等方面分析总结了各自的优缺点。最后,结合目前研究现状和IES的发展趋势,提出了几个未来可进一步研究的方向,为涉及不确定性的IES规划运行研究提供参考。

1 DRO理论的发展现状

DRO是一种基于SO的不确定性处理方法,最初由Scarf于1958年提出^[8],用于弥补RO问题解的保守性,取不确定性因素在最恶劣情况下的分布,求得目标函数最优解。近年来,分布鲁棒优化引起众多学者的关注,随机变量扩展至多维,Bertsimas和Popescu在2005年提出用已知期望和方差来定义分布集合^[9];Bertsimas等在2006年提出在规定的边缘矩下建立不确定分布集合^[10]。此后,Wu等又提出了用一阶、二阶边际矩来刻画不确定参数之和的概率分布^[11]。

DRO在优化领域具有很广泛的应用,例如金融投资、库存管理以及机器学习回归问题等^[12]。文献[12]最早将分布式鲁棒优化应用在电力系统领域,用于解决以低碳为目标时最恶劣情况下的调度问题。近年来,分布式鲁棒优化经过一系列发展,按照模糊集的

构造方式可以分为基于矩信息^[10,13]的DRO和基于概率距离^[14]的DRO两种模型。

2 基于矩信息的DRO方法

在统计学中,矩表征随机变量的分布,是一种系统刻画概率分布的方法。随机变量的一阶矩为均值,表征其位置;二阶矩与方差有关,表征其散度;三阶矩表征其偏斜度。根据随机变量的矩信息确定与否,可以分为基于确定矩分布的鲁棒优化和基于不确定矩分布的鲁棒优化两种类型。

2.1 基于确定矩的DRO在IES中的应用

早期研究由于随机参数的概率分布无法获取,但是其部分矩信息可以获得,例如均值和协方差,可以根据这些信息构建模糊集,这种矩信息就是确定的矩,Scarf在1958年提出的就是这种方法^[8],从此衍生出基于矩信息的DRO。该模型可以归纳为以下形式^[15-18]:

$$\min \left(\mathbf{c}^T \mathbf{x} + \max_{\mathbf{p} \in \Omega} E_{\mathbf{p}} [D(\mathbf{x}, \mathbf{h})] \right) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} D(\mathbf{x}, \mathbf{h}) = \min \mathbf{d}^T \mathbf{y} \\ \mathbf{y} \in \mathbb{R} \\ \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{y} + \mathbf{C}\mathbf{h} \leq \Omega \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{c} 为确定成本的系数; \mathbf{d} 为不确定变量的成本系数; \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 分别为第一阶段、第二阶段决策变量; \mathbf{h} 为随机变量; $D(\mathbf{x}, \mathbf{h})$ 为不确定出力的最优调节成本; $E_{\mathbf{p}}$ 表示以 \mathbf{p} 概率为概率分布的期望值; Ω 为含有矩信息的随机变量不确定集。

Ω 满足以下关系式:

$$\Omega = \left\{ f(\mathbf{h}) \left| \begin{array}{l} P(\mathbf{h} \in B) = 1 \\ E(\mathbf{h}) = \mu \\ E((\mathbf{h} - \mu)^2) = \sigma \end{array} \right. \right. \quad (3)$$

式中:满足 $f(\mathbf{h}) \geq 0, \forall \mathbf{h} \in B$; B 为不确定变量 \mathbf{h} 的集合; μ 为不确定变量分布的期望; σ 为不确定变量的方差; $P(\mathbf{h} \in B) = 1$ 是指集合 B 中不确定变量 \mathbf{h} 的分布之和为1。

该模型在IES中有了初步的应用,用于描述可再生能源出力的不确定性。文献[15]提出了一种两阶段DRO模型,用于具有显著可再生能源渗透的大容量电力系统的能量和备用联合调度,其中假设不稳定可再生能源发电的输出概率分布有已知的期望和方差,在可再生能源最差的配电情况中达到生产成本最小化的目标。针对此模型提出了一种基于凸优化的求解算

法, 通过S-lemma、强对偶定理将主问题简化为半定规划问题, 子问题为双凸规划, 并采用延迟约束生成算法进行求解。最后, 与SO和可调RO方法在保守性和敏感性两方面进行了比较。

文献[16]在IES中水能、风能、热能联合调度的背景下, 基于风电出力不确定性分布的均值和方差, 以各个能源发电机组总成本最小为目标, 提出了一种水、热、风、电多能源协同优化模型, 求解方法与文献[15]类似。

由此可以看出, 基于确定矩的DRO算法针对IES中可再生能源发电的不确定性问题具有相似的处理方法, 可以用于求解多种能源联合调度模型。文献[15-16]中提出的这种分布鲁棒优化模型, 通过优化最高可再生能源配电的预期成本, 将SO和可调节RO的优点相结合。该模型与传统的DRO相比, 考虑了随机变量不确定性的范围; 与SO方法相比, 不需要精确的概率分布函数, 仅需要预测期望值和方差。然而, 这种模型不如传统的基于自适应鲁棒优化(adaptive robust optimization, ARO)的方法保守; 并且相对于SO方法, 模型求解过程更加复杂, 求解时间更长。

在实践中, 这种基于矩信息的优化方法也具有一定的局限性。实际环境中满足同一种矩信息的概率分布可能并不只有一组, 而是一种集合, 这对决策结果提供了更多的可能性; 如果仅考虑一种确定矩的情况, 则对决策结果的适应性会产生一定影响。

2.2 基于不确定矩的DRO算法在IES中的应用

在实际问题中, 随机变量矩的准确信息很难掌握, 当方差分布的上界已知但准确的方差无法确定时, 矩的信息就是不确定的。2010年Delage和Ye考虑了分布集合的形式和有限的矩信息, 提出了两种约束: 随机变量的期望值处于一个椭球中, 二阶矩位于两个半正定圆锥体的交点处^[19]。随后, 含有矩约束的决策环境逐渐被展开研究。

根据随机参数所服从分布的期望与方差的不确定性, 限定这些矩满足一定的约束条件, 建立矩的不确定集合, 从而构建参数分布的不确定集, 其一般的数学形式为

$$\Omega = \left\{ f(h) \left| \begin{array}{l} P(h \in B) = 1 \\ \underline{\mu} \leq E(h) \leq \bar{\mu} \\ \underline{\sigma} \leq E((h - \mu)^2) \leq \bar{\sigma} \end{array} \right. \right. \quad (4)$$

式中: $\bar{\mu}$ 和 $\underline{\mu}$ 分别为随机变量期望值 μ 能取到的上下限值; $\bar{\sigma}$ 和 $\underline{\sigma}$ 分别为随机变量的方差 σ 能够取到的上

下限值。

考虑矩不确定性的DRO方法主要涉及随机变量的一阶矩、二阶矩信息, 首先应用在电力系统中。文献[20]考虑到意外事件的真实概率分布不确定的情况, 提出了基于不确定矩的DRO方法来解决应急约束机组组合问题。该方法利用偶然事件即时信息作为概率分布的矩信息, 从而降低了保守性。文献[21]针对系统在长期规划中的不确定性以及规划方案的择优问题, 以最小投建、运行成本以及失负荷弃风惩罚为目标建立了规划模型。用基于不确定矩的DRO处理最坏场景下的不确定性, 将广义矩约束在预定义的阈值内, 最后利用对偶原理与仿射决策规则将模型重构为混合整数规划进行求解。文中采用实际数据获取矩信息参数, 能够很好地结合风电与负荷之间的预测误差, 降低了模型的保守性。

基于矩的DRO问题还可以根据一些线性假设和近似值, 表述为半定规划或二阶圆锥规划问题^[22]。文献[23]针对水力发电的随机性, 考虑到径流水电出力的矩参数在一定范围内波动, 采用矩不确定DRO模型来描述含径流水电系统的经济调度问题, 文中假设随机变量的期望处在椭球球心, 实际协方差在矩阵不等式限定的半定锥不确定集内。然后采用拉格朗日对偶原理, 将其转换成确定性的半定规划模型, 再用计算工具进行求解。最后通过算例将该方法与具体分布的条件风险价值方法进行了对比, 由于该方法考虑了矩的不确定性信息, 因此方案的安全性更高。该方法也同时可以应用于求解价格、负荷等随机参数的不确定性问题。

由此可见, 考虑矩不确定性的DRO方法逐渐应用到了IES中, 比如可再生能源出力、机组组合问题等, 可处理的不确定因素较多, 求解方式主要是通过对偶定理、模型线性化进行处理。然而, 该方法也存在一定的局限性。首先, 基于不确定矩的DRO根据矩信息构建的模糊集仅仅利用了参数历史信息中的矩信息而忽略了其他有效信息, 一阶和二阶矩的信息不能涵盖真实分布的所有概率信息, 因此具有一定的保守性。其次, 从二阶矩开始就涉及了非线性约束, 转化为凸优化问题进行求解的过程较为复杂。

3 基于概率距离的DRO方法

在大数据时代的背景下, 随机参数的历史数据获取越来越方便。为了获取随机参数的概率分布, 可以基于参数的历史数据对应的经验分布来描述近似真实

的概率分布,这种方法被称为基于概率距离的DRO。衡量概率分布的方式有很多种,比如常见的Kullback-Leibler (KL) 散度^[24]、Wasserstein距离^[25]、Hausdorff距离^[26]等,本章主要分析基于KL散度和Wasserstein距离这两种类型的优化方法。

3.1 基于Kullback-Leibler (KL) 散度的分布鲁棒优化在IES中的应用

KL散度又称相对熵,起源于信息论领域,现在广泛用于描述概率函数与历史经验分布之间的距离,对于连续型分布,有以下形式^[27-30]:

$$d_{\text{KL}}(P \parallel P_0) = \int_M f(\xi) \ln \frac{f(\xi)}{f_0(\xi)} d\xi \quad (5)$$

式中: ξ 为随机变量; M 为随机空间; P 和 P_0 分别是随机变量在随机空间中的概率分布函数和经验概率分布函数; $d_{\text{KL}}(P \parallel P_0)$ 表示分布 P 和 P_0 之间的KL散度。

对于离散型分布,可用下式表示^[34]:

$$d_{\text{KL}}(P \parallel P_0) = \sum_{n=1}^N \pi_n \ln \frac{\pi_n}{\pi_n^0} \quad (6)$$

式中: π_n 、 π_n^0 分别是 P 和 P^0 在样本 ξ_n 的离散概率; N 为样本数。

基于KL散度的分布鲁棒优化不确定集为

$$D = \{P \mid d_{\text{KL}}(P \parallel P_0) \leq d_{\text{KL}}\} \quad (7)$$

式中: d_{KL} 是散度容差。由式(7)可知,当 $d_{\text{KL}} > 0$ 时,不确定集合 D 为一组分布函数集; $d_{\text{KL}} = 0$ 时,概率分布函数退化为经验分布函数 P_0 , 此时便退化成了随机规划模型。由此可见, d_{KL} 的值决定了决策结果的保守度。

文献[27]将基于KL散度的风电处理不确定集合嵌入到IES储能电站规划模型中,并进一步考虑了储能电池的衰减特性,建立了基于储能电站全寿命周期成本和机组成本的DRO规划模型,利用定理等价转换成了传统的机会约束模型并进行求解。文献[28]针对电-气-热IES中风电出力的不确定性,将KL散度作为分布函数与参考分布之间距离的量度,建立了风电出力的分布函数集合。以系统运行总成本为目标函数建立了日前经济调度鲁棒机会约束优化模型,采用保守的凸近似法进行处理,最终转化为确定性混合整数线性优化模型,使用MATLAB下的CPLEX求解器直接进行求解。通过算例验证了方法的保守性越强,就会增加调节设备来平衡预测误差,运行成本也会相应增加。基于KL散度的分布鲁棒优化方法的鲁棒性相对较强,保守性不高,同时具有很好的经济性。

可见,基于KL散度的分布式鲁棒优化介于随机优化和鲁棒优化之间,平衡了规划成本的经济性和鲁棒性。散度容差是基于KL散度分布式鲁棒优化方法的关键参数,可以反映决策者的风险偏好程度,方法的保守性和鲁棒性可以据此进行调节。相比基于矩信息的分布鲁棒优化算法,该方法的保守性大大降低。在模型的求解方法方面,可以等效转换成各自的经典机会约束问题,计算过程比较简单。此外,文献[30]表明,KL发散约束的DRO模型还可以作为基于其他距离度量的DRO模型的保守近似处理。

然而,使用KL散度建立模糊集也有一些局限性。首先,模糊集大小的确定目前还没有统一标准,当分布在有限集中时,可以根据数据推导出一些置信集信息,但是当分布是连续时,便无法得到。模糊集的大小关系着决策结果的保守性,目前关于IES不确定性问题的模糊集大小的选择仍需进一步研究。

3.2 基于Wasserstein距离的分布鲁棒优化在IES中的应用

Wasserstein距离又被称为Earth-Mover距离,用于衡量两种分布之间的距离,其一般的数学形式为^[31-35]

$$d(P_1, P_2) = \inf_{\Pi(P_1, P_2)} \left\{ \int_{\mathbb{R}^m} \|x - y\| \Pi(dx - dy) \right\} \quad (8)$$

式中: $d(P_1, P_2)$ 表示分布 P_1 和分布 P_2 之间的Wasserstein距离; $\Pi(\bullet)$ 表示所有可能的 P_1 和 P_2 联合分布集合; $\|\bullet\|$ 表示 \mathbb{R}^m 上的任意范数; $\inf(\bullet)$ 表示下确界函数。Wasserstein距离其实就是在 P_1 和 P_2 之间的某个联合分布下,决策变量 x 和 y 距离的最小期望值。

基于Wasserstein距离的不确定集为

$$D = \{P \in \Phi(\Xi) \mid d(P_N, P) \leq \varepsilon\} \quad (9)$$

式中: P_N 是根据历史数据得到的经验分布,整个不确定集就是在Wasserstein距离的基础上以经验分布为球心, ε 为半径的球内。 ε 的大小决定了整个模型的保守性。

近年来, Wasserstein度量在机器学习方向流行起来,作为测量概率分布之间距离的一种方法,已应用于各种领域,包括计算机视觉、生成性对抗网络和分布鲁棒优化。在分布鲁棒优化应用方面,由于Wasserstein距离优于其他距离指标,且距离的计算不需要任何统计推理方法,因此主要应用在IES系统优化配置^[31]、最优潮流^[32]、机组组合^[33]等方面。

文献[32]针对不确定风力发电条件下的燃气最优潮流问题,基于Wasserstein距离构造模糊集,建立了

运营成本和风险最小化的分布式鲁棒优化模型。同时考虑分区线路组和线路组备用的概念, 在拓扑上区分燃气机组的燃料供应商, 确保备用部署期间燃气系统的运行安全。针对上述模型约束条件中的非凸性, 采用了一种凸化方法, 重新处理了分布鲁棒优化最优燃气潮流的目标函数, 最后设计了一种基于序列凸规划的算法来增强原始问题解的可行性, 并验证了所提出的模型和方法在样本外性能、计算成本和实用性方面的有效性和前景。文献[31]针对冷热联供系统里风、光和负荷的不确定性, 基于Wasserstein概率距离指标分别对其概率密度函数进行了最优离散划分, 由此得到各个状态下的出力及对应的状态概率, 然后以经济性、环保性以及自平衡能力为目标进行多目标优化, 最后使用非劣性排序遗传算法进行求解。文献[34]考虑了风电的日前预测误差, 基于Wasserstein距离构建了其模糊集和支撑集, 然后建立了分布鲁棒优化日前阶段和实时阶段的电-气耦合经济调度模型。针对模型的求解, 基于仿射函数, 将DRO模型等价转换为易于求解的形式, 然后基于强对偶理论将实时阶段的模型进行转换, 最终模型被转换成混合整数线性规划问题, 可以用商业求解器直接进行求解。文献[35]使用了与文献[34]类似的先转换成线性规划再进行求解的方法。

可见, 基于Wasserstein距离的DRO在IES中多用于处理可再生能源的出力、负荷不确定性或者电压的同源检测^[36]等, 模型的求解一般通过转换成混合整数线性规划来处理。相比KL散度, 基于Wasserstein距离构建的模糊集具有有限样本性质, 可以构造成含高概率水平的真实概率分布, 而且可以将目标函数转化为易于处理的形式, 从而降低基于Wasserstein距离构建的模型的求解难度。

基于Wasserstein距离的分布鲁棒优化目前在IES系统中应用并不广泛, 这是由于维度诅咒的存在, 目前还没有将完全调度规则与分布鲁棒优化模型相结合^[12]。利用完全调度规则建立实用的、计算效率高的综合能源耦合系统运行分布鲁棒优化模型将是今后的研究方向之一。此外, 基于Wasserstein模糊集的分布鲁棒机会约束模型的文献较为有限, 因为处理Wasserstein模糊集是多项式复杂程度的非确定性问题, 转换过程的计算量较大。

4 DRO在IES中的应用场景

本文第2章与第3章分别介绍了两类DRO方法及其

在IES中的应用, 下面对DRO在IES中的应用场景进行总结。

考虑风光出力不确定性的系统运行优化或规划是DRO在IES中应用最多的场景。这类模型的处理方法一般会采用凸优化的求解算法, 通过S-lemma、强对偶定理将问题简化为半定规划问题。其次还有针对各类能源负荷的不确定性的IES调度问题, 比如电负荷、热负荷、天然气负荷等。热力系统、天然气系统源荷不确定性模糊集的构建方法与电力系统类似^[25,31,37-38], 文献[37]考虑了IES中的热力系统精细化阻力和热网动态模型, 将热网传输损耗和传输延时加入运行约束中, 基于Wasserstein概率距离构建了模糊集。因此, DRO在电力系统中的应用场景可以扩展至其他能源系统, 决策者需要考虑的是其他能源系统的精细化建模以及动态特性, 然后针对模型中的非线性化部分(例如燃气轮机的热耗率曲线、管道流量约束等)进行线性化处理。该场景下目标函数的求解方法与上述求解方法类似。此外, 还有考虑意外事件发生概率的系统安全机组组合问题, 以及考虑动态氢价的低碳调度问题等其他相关应用场景。

众所周知, 相对电力系统而言, IES融合了多种能源系统, 在源、网、荷三部分都有不同程度的扩展。因此, IES中需要解决的不确定问题远远多于电力系统, 现有的DRO算法还无法解决同时包含区间不确定性和概率不确定性的混合优化问题。再者, IES中除了要考虑非线性潮流之外, 还需注意电力、热力等不同能源传输网络具有显著的动态特性差异, 时间尺度相差较大, 必须引入相应的时间尺度算法^[39-41]。此外, 还需平衡模型精细程度和求解效率这两个目标。提高模型精度需要引入更多表征设备和系统运行状态的决策变量和运行约束, 基于DRO方法在构建模型的过程中则需要引入大量辅助变量和辅助约束, 因此对于不确定性变量维度较高的综合能源系统DRO问题, 变量和约束数目显著增长^[42]。因此, 现有的大多数文献基于DRO方法建立的IES调度运行模型中, 各个子系统模型进行了简化处理, 而且并未考虑时间尺度的差异性, 这也是制约DRO方法在IES中推进应用的重要因素。

5 DRO在IES中的应用展望

5.1 不确定性因素众多

DRO能应对随机变量概率分布的不确定性, 很好

地解决了IES中新能源发电出力 and 负荷波动的不确定性问题。然而IES中随机因素众多, 现有大多数研究只考虑了可再生能源的波动性或者负荷预测的不确定性, 忽略了外界因素以及用户主观变化对系统的影响。其次, IES中耦合设备众多, 其内部参数的不确定性导致其能源转换效率无法维持恒定。市场环境也是不可忽略的影响因素, 电价的波动影响着投资者的决策^[43]。如果能够充分模拟电力市场中的不确定因素, 不仅能够节省投资, 还能避免输电阻塞的问题。如何对多重不确定性进行统筹考虑, 用DRO方法同时表征新能源发电、多能耦合机组转换效率、综合需求响应等因素的不确定性, 在此基础上建立多重目标的优化模型, 是今后的研究方向之一。

5.2 基于数据驱动的DRO算法

DRO算法在SO基础上通过已知的不确定参数信息, 来获取满足参数不确定性的分布函数, 在一定程度上避免了SO和RO的劣势。然而, 通过矩信息或者概率距离等参数进行建模求解时, 计算过程往往非常复杂, 不便于IES系统规划人员使用。实际上, 针对IES实际调度中大量的历史负荷数据, 可采用一种新型数据驱动方式来获得, 对不确定变量的概率函数进行离散化, 得到各个离散场景的概率分布, 并通过相应范数约束已知场景的概率分布, 从而避免复杂的对偶问题^[44-46]。目前该方法已经应用在机组组合和无功优化中, 如果能够选择合适的历史数据数量和置信度取值, 并且保证聚类场景或初始概率分布的典型性、各场景之间的关联性, 那么将此方法进一步应用到其他不确定性问题的处理中或许是未来的发展方向之一。

5.3 基于深度学习构造模糊集

针对较多场景中出现的风电出力不确定性, 现有DRO机会约束模型中仅考虑了单个约束, 往往忽略了嵌在多个约束中风电出力不确定性的时空相关性。在考虑满足系统各种约束的同时, 还要合并复杂甚至非线性的相关性, 无疑是比较困难的。深度学习的概念源于神经网络的研究, 通过强大的无监督深度学习技术, 利用一对神经网络之间的竞争, 将潜在真实分布从潜在空间映射到了不确定性空间^[47]。基于提取的不确定性信息, 利用神经网络中包含的分布来设计风力发电分布的模糊集。基于深度学习生成的模糊集很好地捕捉了风电不确定性的复杂时空相关性, 并且

可以满足多个约束条件, 将深度学习领域的技术与DRO进行了很好的结合, 这在未来或许是一个比较有意义的研究方向。

6 结论

IES中可再生能源出力、用户负荷需求以及耦合机组的转换效率等不确定性因素对传统的规划运行方法提出了挑战。本文从随机因素的处理角度出发, 依据现有的文献, 总结了DRO方法的分类以及在IES中的应用。

SO算法模型一般会采用平均近似法进行处理, 然后将SO模型转换成确定性优化问题, 目前在电力系统中应用广泛。其确定性优化形式简单, 但调度结果受不确定因素影响较大, 能否找到合理描述随机变量分布的场景是SO中的关键问题。RO也是一种兴起较早、发展时间较长的优化方法, 一般会考虑建立多阶段的RO优化模型, 在优化的不确定集内寻找最恶劣的运行场景, 可以很好地保证系统的稳定性。目前比较先进的求解算法有列约束生成算法、鲁棒对偶动态规划算法等, 或者通过YALMIP、CPLEX工具箱来进行求解。各类优化算法都存在各自的优缺点, 决策者需要根据相应的优化场景选择最合适的方法。

DRO模型基于历史数据构建模糊集, 其公式确保满足基于分布矩和距离信息建立的任何模糊集中分布的约束。该问题可以通过重新转换为可处理的公式来解决, 包括线性规划、半定规划和二阶圆锥规划, 具体取决于逼近程度。在上述几种DRO方法中, 基于矩信息的DRO对不确定性信息的要求最小, 但其保守性较高, 一般应用在系统机组组合、调度规划等方面。基于KL散度的训练样本的保守性要小得多, 不能保证样本外性能, 在电力市场应用较多, 可用于小规模IES的规划。基于Wasserstein距离的DRO克服了上述两种方法的不足, 能够涵盖生成概率函数的未知数据, 控制模型的保守性, 这是其他方法没有的优势。但其模型的求解处理更加复杂, 当应用到大型IES中时, 计算量会相当大, 这也是待解决的问题之一。

本文最后总结了DRO方法在IES中的应用场景、求解思路以及与电力系统的差异性, 并且针对目前IES系统的现状, 提出了多目标优化问题、基于数据驱动的DRO算法优势以及基于深度学习构造模糊集等有待进一步研究的方向。

参考文献

- [1] 刘振亚. 全球能源互联网跨国跨洲互联研究及展望[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(19): 5103-5110.
LIU Zhenya. Research of global clean energy resource and power grid interconnection[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(19): 5103-5110(in Chinese).
- [2] 孙宏斌, 郭庆来, 潘昭光, 等. 能源互联网: 驱动力、评述与展望[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3005-3013.
SUN Hongbin, GUO Qinglai, PAN Zhaoguang, et al. Energy Internet: driving force, review and outlook[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3005-3013(in Chinese).
- [3] 国家发展改革委 国家能源局: 《“十四五”现代能源体系规划》印发[J]. 华北电业, 2022(3): 4.
- [4] 吴建中. 欧洲综合能源系统发展的驱动与现状[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(5): 1-7.
WU Jianzhong. Drivers and state-of-the-art of integrated energy systems in Europe[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(5): 1-7(in Chinese).
- [5] 舟丹. 各国综合能源系统研究进展[J]. 中外能源, 2021, 26(07): 91.
- [6] LI Y, ZOU Y, TAN Y, et al. Optimal stochastic operation of integrated low-carbon electric power, natural gas, and heat delivery system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 273-283.
- [7] CONEJO A J, WU X. Robust optimization in power systems: a tutorial overview[J]. Optimization and Engineering, 2021: 1-23.
- [8] SCARF H E. A min-max solution of an inventory problem[M]. Santa Monica, CA: RAND Corporation, 1957.
- [9] BERTSIMAS D, POPESCU I. Optimal inequalities in probability theory: a convex optimization approach[J]. SIAM J Optim, 2005, 15: 780-804.
- [10] BERTSIMAS D, NATARAJAN K, TEO C P. Persistence in discrete optimization under data uncertainty[J]. Mathematical Programming, 2006, 108(2/3): 251-274.
- [11] WU C, XU D, ZHANG J. Safe approximations for distributionally robust joint chance constrained program[J]. Asia-Pacific Journal of Operational Research, 2015, 32(1): 1540004.
- [12] BAI M R, YANG Z P. Distributionally robust self-scheduling optimization with CO₂ emissions constraints under uncertainty of prices[J]. Journal of Applied Mathematics, 2014, 2014: 356527.
- [13] BERTSIMAS D, NATARAJAN K, TEO C P. Probabilistic combinatorial optimization: moments, semidefinite programming, and asymptotic bounds[J]. SIAM Journal on Optimization, 2004, 15(1): 185-209.
- [14] KLABJAN D, SIMCHI-LEVI D, SONG M. Robust stochastic lot-sizing by means of histograms[J]. Production and Operations Management, 2013, 22(3): 691-710.
- [15] 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.
- [16] CHEN Y, WEI W, LIU F, et al. Distributionally robust hydro-thermal-wind economic dispatch[J]. Applied Energy, 2016, 173: 511-519.
- [17] WANG Z, BIAN Q Y, XIN H H, et al. A distributionally robust co-ordinated reserve scheduling model considering CVaR-based wind power reserve requirements[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(2): 625-636.
- [18] 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.
- [19] DELAGE E, YE Y. Distributionally robust optimization under moment uncertainty with application to data-driven problems[J]. Operations Research, 2010, 58(3): 595-612.
- [20] ZHAO C Y, JIANG R W. Distributionally robust contingency-constrained unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 94-102.
- [21] 陈保瑞, 刘天琪, 何川, 等. 考虑需求响应的源网荷协调分布鲁棒长期扩展规划[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(20): 6886-6900.
CHEN Baorui, LIU Tianqi, HE Chuan, et al. Distributionally robust coordinated expansion planning for generation and transmission systems with demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(20): 6886-6900(in Chinese).
- [22] 张轩, 韩有攀. 带矩约束的二阶段分布式鲁棒优化[J]. 西安工程大学学报, 2018, 32(5): 616-621.
ZHANG Xuan, HAN Youpan. Two-stage distributionally robust optimization with moment constraints[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2018, 32(5): 616-621(in Chinese).
- [23] 冷鹏, 陈众, 伍雅娜, 等. 含径流式水电系统安全经济调度的矩不确定分布式鲁棒优化方法[J]. 电力科学与工程, 2018, 34(12): 49-56.
LENG Peng, CHEN Zhong, WU Yana, et al. Distributionally robust optimization under moment uncertainty for security economic dispatch of power system with run-of-river hydropower plants[J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34(12): 49-56(in Chinese).
- [24] 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.
- [25] MOHAJERIN ESFAHANI P, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations[J]. Mathematical Programming, 2018, 171(1/2): 115-166.
- [26] 陈光宇, 张子祥, 李庆, 等. 基于Hausdorff距离的电-热-气综合能源系统分布鲁棒优化调度[J/OL]. 电网技术. (2022-04-11)[2022-07-04]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673>.

- pst.2021.2315.
CHEN Guangyu, ZHANG Zixiang, LI Qing, et al. Distributed robust optimal scheduling of electricity-heat-gas integrated energy system based on Hausdorff distance[J/OL]. Power System Technology. (2022-04-11)[2022-07-04]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2315>(in Chinese).
- [27] 李旭霞, 张琳娜, 郑晓明, 等. 基于KL散度的储能电站分布鲁棒规划方法[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 46-55.
LI Xuxia, ZHANG Linna, ZHENG Xiaoming, et al. KL divergence-based distributionally robust planning method for energy storage plants[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(4): 46-55(in Chinese).
- [28] 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(in Chinese).
- [29] LI Z H, WU W C, ZHANG B M, et al. Kullback-Leibler divergence-based distributionally robust optimisation model for heat pump day-ahead operational schedule to improve PV integration[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2018, 12: 3136-3144.
- [30] HU Z L, HONG J. Kullback-Leibler divergence constrained distributionally robust optimization[J]. Available at Optimization Online, 2013: 1695-1724.
- [31] 曹芷健, 刘继春, 武云霞, 等. 基于Wasserstein距离多状态建模的冷热电联供系统优化配置[J]. 电气应用, 2018, 37(7): 22-29.
- [32] WANG C, GAO R, WEI W, et al. Risk-based distributionally robust optimal gas-power flow with Wasserstein distance[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 2190-2204.
- [33] ZHU R J, WEI H, BAI X Q. Wasserstein metric based distributionally robust approximate framework for unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4): 2991-3001.
- [34] 付安媛. 基于分布式鲁棒优化的电-气耦合系统经济调度研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2021.
- [35] ZHOU A P, YANG M, WANG M Q, et al. A linear programming approximation of distributionally robust chance-constrained dispatch with Wasserstein distance[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 3366-3377.
- [36] 肖先勇, 桂良宇, 李成鑫, 等. 基于Wasserstein距离的多电压暂降事件同源检测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4684-4693.
XIAO Xianyong, GUI Liangyu, LI Chengxin, et al. Multiple voltage sag events homology detection based on Wasserstein distance[J]. Power System Technology, 2020, 44(12): 4684-4693(in Chinese).
- [37] 吴雪妍. 考虑热网流量调节和不确定性的综合能源系统协调优化调度[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [38] 曾捷, 童晓阳, 范嘉乐. 计及需求响应不确定性的电-气耦合配网系统动态分布鲁棒优化[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1877-1888.
ZENG Jie, TONG Xiaoyang, FAN Jiale. Dynamic distributionally robust optimization of integrated electric-gas distribution system considering demand response uncertainty[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1877-1888(in Chinese).
- [39] 江艺宝. 多重不确定性下区域综合能源系统协同优化运行研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [40] 徐箭, 胡佳, 廖思阳, 等. 考虑网络动态特性与综合需求响应的综合能源系统协同优化[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(12): 40-48.
XU Jian, HU Jia, LIAO Siyang, et al. Coordinated optimization of integrated energy system considering dynamic characteristics of network and integrated demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(12): 40-48(in Chinese).
- [41] 张惠智, 程志韬, 贾嵘, 等. 考虑天然气动态特性的电-气综合能源系统经济优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(4): 1304-1311.
ZHANG Huizhi, CHENG Zhitao, JIA Rong, et al. Economic optimization of electric-gas integrated energy system considering dynamic characteristics of natural gas[J]. Power System Technology, 2021, 45(4): 1304-1311(in Chinese).
- [42] 陈克. 考虑不确定性的综合能源系统动态调度方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.
- [43] 崔杨, 郭福音, 仲悟之, 等. 多重不确定性环境下的综合能源系统区间多目标优化调度[J]. 电网技术, 2022, 46(8): 2964-2975.
CUI Yang, GUO Fuyin, ZHONG Wuzhi, et al. Interval multi-objective optimal dispatch of integrated energy system under multiple uncertainty environment[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 2964-2975(in Chinese).
- [44] 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).
- [45] 侯健敏, 余威杰, 徐志豪, 等. 考虑柔性电/热负荷的综合能源系统分布鲁棒优化调度[J/OL]. 电测与仪表. (2021-10-20)[2022-07-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211019.1225.004.html>.
HOU Jianmin, YU Weijie, XU Zhihao, et al. Distributionally robust optimal dispatching of integrated energy system with flexible electrical/thermal load [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation. (2021-10-20)[2022-07-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211019.1225.004.html>.

cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211019.1225.004.html(in Chinese).

- [46] 魏震波, 郭毅, 魏平桢, 等. 考虑传输线重构的电气综合能源系统分布鲁棒扩展规划模型[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(2): 16-23.
WEI Zhenbo, GUO Yi, WEI Pingan, et al. Distribution robust expansion planning model for integrated natural gas and electric power systems considering transmission switching[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 16-23(in Chinese).
- [47] DING Y F, MORSTYN T, MCCULLOCH M. Distributionally robust joint chance-constrained optimization for networked microgrids considering contingencies and renewable uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 13: 2467-2478.

收稿日期: 2022-07-24; 修回日期: 2022-09-27。



于馨玮

作者简介:

于馨玮(2000), 女, 硕士研究生, 研究方向为综合能源系统规划运行, E-mail: 1250279887@qq.com。

陈继明(1970), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统稳定分析与控制、电力系统高压设备运行状态评估。通信作者, E-mail: jimingchen@126.com。

仇志华(1977), 男, 博士, 教授, 研究方向为多能互补综合能源系统结构设计与优化调控技术、交直流混合配电系统保护与控制技术等, E-mail: zzh-upc@163.com。

(责任编辑 张宇 翁宇威)