

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191454

考虑风电出力不确定性的分布鲁棒主备协同优化调度

周计晨¹, 吕胤杰², 杨诚之², 黄微³, 韩冬³

(1. 国网上海市南供电公司, 上海 201100; 2. 国网上海市区供电公司, 上海 200080;
3. 上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

摘要: 随着大量可再生能源如风电接入电网, 如何最大化地利用可再生能源、减小传统火电机组的成本成为亟需解决的难题, 特别是机组运行和备用容量的协同调度成为现在研究的一大热点。考虑风电出力的不确定性, 建立了成本最小化的两阶段经济调度模型。在第一阶段, 即日前调度, 根据预测的风电出力制定机组预调度方案。在第二阶段, 即实时调度阶段, 根据风电的实时出力对第一阶段调度方案进行反馈调节。针对风电出力的不确定性, 应用 Kullback-Leibler 离散度原理对不确定因素进行建模。结合分布鲁棒方法, 建立了极端概率分布下的两阶段分布鲁棒主备协同优化模型, 并将其转化为可解的混合整数非线性规划问题。基于广义 Benders 分解方法, 提出了分解协调算法对优化模型进行求解。最后以 IEEE 6 节点系统和 IEEE 118 节点系统进行算例仿真分析, 并对传统鲁棒及随机规划方法, 验证了所提方法的可行性和优越性。

关键词: 可再生能源; 主备容量调度; 分布鲁棒; 离散度

Distributionally robust co-optimization of energy and reserve dispatch considering uncertain wind power output

ZHOU Jichen¹, LÜ Yinjie², YANG Chengzhi², HUANG Wei³, HAN Dong³

(1. State Grid Shanghai Shinan Power Supply Company, Shanghai 201100, China; 2. State Grid Shanghai Urban Power Supply Company, Shanghai 200080, China; 3. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: With a large number of renewable energy sources such as wind power connected to the grid, how to maximize the use of renewable energy and reduce the cost of traditional thermal power units have become urgent problems. In particular the co-optimization of energy and reserve dispatch has become a hot research topic. Considering the uncertainty of wind power output, a two-stage economic dispatch model is established to minimize the cost of the objective value. In the first stage, day ahead dispatching is determined according to the predicted wind power output. In the second stage, i.e., the real-time dispatching stage, feedback regulation is used for the first stage scheduling considering the real-time output of wind power. Given the uncertainty of wind power output, Kullback-Leibler divergence is used to model the uncertain variables. Combined with the distributed robust method, a two-stage distributionally robust energy and reserve co-optimization model with an extreme probability distribution is established, and it is transformed into a solvable mixed integer nonlinear programming problem. Based on the generalized Benders decomposition method, a decomposition coordination algorithm is proposed to solve the optimization model. Finally, IEEE 6-bus system and IEEE 118-bus system are taken as tested simulation systems, and the feasibility and superiority of the proposed method are verified by comparing the traditional robust and stochastic programming methods.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51777126).

Key words: renewable energy; energy and reserve dispatch; distributionally robust; divergence

0 引言

近年来, 化石燃料消耗和气候变化问题的严峻

性日益受到关注。为了解决这些问题, 可再生能源如风电和光伏发电已大规模参与到电力系统运行中。然而, 可再生能源出力具有间歇性和难以预测性的特征, 导致其对电力系统运行, 如机组组合、经济调度、旋转备用调度等问题引发了新的挑战^[1-3],

如何平衡负荷需求和制定发电调度变得愈发困难^[4-5]。

解决由不确定性因素引起的电网优化问题已成为目前的研究热点, 如何以数学方法刻画不确定因素是首要解决的问题。目前对可再生能源出力不确定的建模方法主要有以下两种: 一是随机优化^[6]。一般来说, 随机优化通过假设不确定变量服从某一确定的概率分布进行优化求解。然而, 有些原因可能会导致错误的调度决策方案, 如数据缺失致使不确定变量概率分布不准确或难以获得不确定参数的概率分布。二是鲁棒优化^[7], 所有的不确定变量在一个给定的集合中, 只考虑不确定变量在最坏情况下得到的目标函数优化值。鲁棒优化只需要较少的不确定变量信息即可对不确定变量进行建模, 但此方法得到的优化值具有很大的保守性, 因为它只考虑最坏的场景, 而实际上最坏场景可能不会发生。

为了克服随机优化和鲁棒优化的不足, 学者们提出了分布鲁棒优化方法对不确定性因素进行建模^[8]。分布鲁棒优化是一种结合了鲁棒优化与随机优化的方法, 它不要求得到确定的随机变量的概率分布, 而是由一系列的分布组成的模糊集来刻画不确定变量的数学特征, 并在模糊集中寻找最坏场景下的概率分布进行模型优化求解。分布鲁棒优化建模方法已经在电力系统运行中开展了相关研究。文献[9]用分布鲁棒优化方法优化电气能源系统的经济调度问题, 建立一个两阶段调度模型。文献[10]考虑风电参与电力系统运行时, 以分布鲁棒优化方法对风电出力不确定进行建模, 并将原模型转化为一个确定性的二次规划问题。文献[11]构建了风电出力的矩不确定集合, 建立微电网系统的分布鲁棒经济调度模型。文献[12]提出了一种计及风电功率概率分布特征的鲁棒实时调度方法, 结合条件风险价值对模型进行转化求解。文献[13]以概率分布鲁棒机会约束优化模型描述含风电场的输电网规划问题, 并消除了模型中的随机变量使之成为一个确定性的优化问题。文献[14]提出了一种机会约束规划方法来处理在可再生资源与负荷不确定性下的扩展规划问题, 并应用分布鲁棒模型处理不确定性变量。为了解决电网中主备协同调度问题, 促进可再生能源利用, 文献[15]提出了一种结合风险约束模型的分布鲁棒模型, 并将该模型转化为一个二阶规划问题。

目前, 在电力系统运行优化研究中, 考虑可再生能源出力不确定性的主备协同优化还有待更深的研究^[16-17]。本文采用 Kullback-Leibler (KL) 离散度来刻画风电出力的不确定性, 建立了基于分布鲁棒的主备协同调度的两阶段优化模型, 并将模型转化成可解的混合整数非线性规划问题, 采用广义 Benders

分解方法对优化模型进行求解。数值结果验证了本文所提方法的有效性和优越性。

1 两阶段优化模型

1.1 两阶段主备调度模型

假设风电在第二天的出力值是确定的, 将第一阶段即日前调度建模为

$$\min \sum_{i=1}^{N_G} (a_i p_i^2 + b_i p_i + c_i + c_i^{r,up} r_i^{up} + c_i^{r,dw} r_i^{dw}) \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} p_i^l \leq p_i - r_i^{dw} \\ p_i + r_i^{up} \leq p_i^u \end{cases} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{N_G} p_i + \sum_{j=1}^{N_W} \omega_j^f = \sum_{q=1}^{N_Q} p_q \quad (3)$$

$$-\bar{F}_l \leq f_{NI} \left(\sum_{i=1}^{N_G} p_i + \sum_{j=1}^{N_W} \omega_j^f - \sum_{q=1}^{N_Q} p_q \right) \leq \bar{F}_l \quad (4)$$

$$\begin{cases} 0 \leq r_i^{up} \leq R_i^{up} \Delta t \\ 0 \leq r_i^{dw} \leq R_i^{dw} \Delta t \end{cases} \quad (5)$$

式中: a_i 、 b_i 、 c_i 为机组运行成本系数; p_i 为机组有功出力; $c_i^{r,up}$ 、 $c_i^{r,dw}$ 分别为上、下旋转备用成本系数; r_i^{up} 、 r_i^{dw} 分别为上、下旋转备用容量; p_i^l 、 p_i^u 分别为机组最小、最大出力值; ω_j^f 为风电出力预测值; p_q 为负荷需求; F_l 为线路最大传输功率; R_i^{up} 、 R_i^{dw} 分别为机组上、下爬坡速率; Δt 为调度时间间隔。目标函数(1)是总的生产成本, 包括运行成本和旋转备用成本。约束(2)是考虑旋转备用的机组出力约束, 约束(3)是考虑风电出力预测值的功率平衡条件, (4)是线路潮流约束, 约束(5)描述了在调度间隔内, 旋转备用容量不能超过爬坡上、下限。

第二阶段即实时调度阶段模型为

$$\min \sum_{i=1}^{N_G} (c_i^{g,up} p_i^{up} + c_i^{g,dw} p_i^{dw}) + \sum_{j=1}^{N_W} (c_j \omega_j^c) + \sum_{q=1}^{N_Q} c_q p_q^l \quad (6)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \sum_{q=1}^{N_Q} (p_q - p_q^l) = \sum_{j=1}^{N_W} (\omega_j^f + \xi_j - \omega_j^c) + \\ \sum_{i=1}^{N_G} (p_i + p_i^{up} - p_i^{dw}) \end{cases} \quad (7)$$

$$-\bar{F}_l \leq f_{NI} \left[\begin{array}{l} \sum_{i=1}^{N_G} (p_i + p_i^{up} - p_i^{dw}) + \\ \sum_{j=1}^{N_W} (\omega_j^f + \xi_j - \omega_j^c) - \\ \sum_{q=1}^{N_Q} (p_q - p_q^l) \end{array} \right] \leq \bar{F}_l \quad (8)$$

$$0 \leq p_i^{\text{up}} \leq r_i^{\text{up}}, 0 \leq p_i^{\text{dw}} \leq r_i^{\text{dw}} \quad (9)$$

$$0 \leq \omega_j^c \leq \omega_j^s, 0 \leq p_q^l \leq p_q \quad (10)$$

$$\omega_j^f = \omega_j^s - \xi_i \quad (11)$$

式中： $c_i^{s,\text{up}}$ 、 $c_i^{s,\text{dw}}$ 分别为机组实时调度成本系数； p_i^{up} 、 p_i^{dw} 为机组实时调度容量； c_j 、 c_q 为弃风、切负荷成本系数； ω_j^c 、 p_q^l 分别为弃风量、切负荷量； ω_j^s 为风电出力波动； ξ_i 为风电出力预测误差值。当考虑风电的实际功率输出时，目标函数(6)包括机组再调度成本、弃风成本和切负荷成本。约束(7)是功率平衡条件。(8)是线路的潮流约束。(9)约束机组的实时再调度能力不能超过其在第一阶段的旋转备用容量。约束条件(10)为最大弃风和最大切负荷。实际风电输出功率与预测输出功率的关系用约束(11)表示。

为了简便书写及表述清晰，将以上的两阶段模型抽象成如下表达式：

$$\min c^T x + Q(x, \xi) \quad (12)$$

$$\text{s.t. } Ax - b \leq 0 \quad (13)$$

式(13)代表了约束(2)–(5)。 $Q(x, \xi)$ 为第二阶段的优化值，可由以下式子求得：

$$Q(x, \xi) = \min q^T y$$

$$\text{s.t. } Ty + Wx \leq d - R\xi \quad (14)$$

$$x \geq 0, y \geq 0$$

矩阵 T, W, R 和向量 d 表示约束(8)–(12)中的系数。 $x = \{p_i, r_i^{\text{up}}, r_i^{\text{dw}}\}$ 和 $y = \{p_i^{\text{up}}, p_i^{\text{dw}}, \omega_j^c, p_q^l\}$ 分别为第一、二阶段的决策变量。风电出力的预测误差由向量 ξ 表示。

1.2 基于 KL 离散度的分布鲁棒优化模型

利用风电出力的历史数据，通过拟合得到一系列的风电出力分布函数，由此构造合适的模糊集。为了构建一个基于距离的分布鲁棒优化模型的模糊集，通常采用距离函数方法表征两个分布函数之间的关系。在数据分析过程中，常用的距离函数包括 Prokhorov 度量、Wasserstein 度量和 KL 离散度^[18-24]。这些距离函数具有一些共同的性质，并且在某些情况下可以相互转化。KL 离散度广泛应用于统计学和信息论，它用来表征两个概率分布之间的相似程度。与 Prokhorov 度量和 Wasserstein 度量不同，KL 离散度具有更加明显的优势。首先，KL 离散度是描述概率分布之间距离的一个度量值。其次是在求解分布鲁棒优化问题时的可解性，它可以将分布鲁棒优化问题转化为一个可解的形式，并可通过优化工具求解。因此，本文采用 KL 离散度方法对不确定变量建模，进而构造其模糊集。KL 离散

度的数学表达式为

$$D_{KL}(P \parallel P_0) = \int_{\Omega} P(\theta) \log \frac{P(\theta)}{P_0(\theta)} d\theta \quad (15)$$

式中， P 、 P_0 为分布函数。

结合 KL 离散度，考虑到风电出力概率分布的不确定性，得到基于距离的分布鲁棒主备调度模型，如下式：

$$\begin{aligned} & \min c^T x + \max_{P \in \mathcal{D}} E_P [Q(x, \xi)] \\ & \text{s.t. } Ax - b \leq 0 \\ & Ty + Wx \leq d - R\xi \\ & x \geq 0, y \geq 0 \end{aligned} \quad (16)$$

式中， $E_P [Q(x, \xi)]$ 为考虑不确定变量 ξ 服从分布函数 P 时的期望值。

2 分布鲁棒优化模型转化

2.1 构建模糊集

模糊集是影响电力系统运行中经济调度准确性和安全性的一大因素，其结构对上述问题的可解性有很大的影响。一个合理的模糊集应该包含所有潜在风电出力的真实概率分布，并可以将(16)转化为可求解的问题。

一般来说，由 KL 离散度构造的模糊集可以表示为

$$\mathcal{D} := \{P \in \mathcal{D} \mid D_{KL}(P \parallel P_0) \leq \eta\} \quad (17)$$

式中： P_0 是名义分布，可以通过拟合历史数据获得； η 是离散度，用于控制模糊集的规模，可以通过设置不同的 η 值来调整模型的保守性。

在上述方法基础上，为进一步构建一个合理的模糊集，增加一个置信度参数，使之有如下形式：

$$\mathcal{D} := \{P \in \mathcal{D} \mid D_{KL}(P \parallel P_0) \leq \eta_\alpha\} \quad (18)$$

式中： α 为置信度； η_α 为在 α 下的离散度。公式(18)描述了在 α 置信度下的真分布都在模糊集 \mathcal{D} 内。

构造模糊集的关键是确定 P_0 的分布。获得 P_0 的方法主要可以分为两种。第一种是参数估计方法，包括点估计、区间估计等，这种方法通过假设不确定变量服从一个确定的分布，通常是假设分布服从某一确定的一阶矩和二阶矩数值，但这种方法一般不能表达出不确定变量间的相关性。第二种方法是非参数估计，这种方法不需要假设不确定变量服从确定的分布，而是假设不确定变量服从一系列模糊分布，可以更好地利用可得数据。因此本文采用非参数估计方法来构造模糊集。

假设可以通过历史数据得到相对预测误差值，采用蒙特卡罗方法来模拟场景发生的概率，即

$\{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_s\}$ 是 $\{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_s\}$ 的概率, 并定义经验分布函数为

$$\rho_s = \frac{N_s}{N}, s=1, 2, \dots, S \quad (19)$$

式中: S 为场景总数; ρ_s 为场景 S 的名义分布概率; N_s 为情景 S 的观测数, 且

$$\sum_{s=1}^S N_s = N \quad (20)$$

2.2 分布鲁棒优化模型转化

在这一节中, 利用 KL 离散度方法转化问题(16)。(16)中的目标函数是在最坏概率分布下求期望总成本最小值, 但此模型不能由现有求解器直接求解, 需要进一步转化为可求解形式。为了便于详细说明模型的转化过程, 只考虑(16)中目标函数的最大期望值部分, 可表示如下:

$$\max_{P \in \mathcal{D}} E_P [Q(x, \xi)] \quad (21)$$

式(21)表示在最坏概率分布情况下的期望成本。使用 Q_s 表示 $Q(x, \xi)$, 根据以上分析, 考虑到式(20), 可以将式(21)转换为

$$\begin{aligned} \max_{P \in \mathcal{D}} E_P [Q(x, \xi)] &= \sup_{s=1, 2, \dots, S} \sum_{s=1}^S \rho_s^P Q_s \\ \text{s.t.} \quad \sum_{s=1}^S \rho_s^P \log \left(\frac{\rho_s^P}{\rho_s} \right) &\leq \eta \\ \forall s &= 1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (22)$$

根据对偶理论可知, 当 $\eta \geq 0$ 时, 式(22)的对偶函数为

$$\inf \lambda \eta + \nu + \sum_{s=1}^S \sup_{\rho_s^P \geq 0} \left(Q_s - \nu - \lambda \log \frac{\rho_s^P}{\rho_s} \right) \quad (23)$$

其中, λ 、 ν 为新的对偶变量, 并且:

$$\sum_{s=1}^S \rho_s^P = 1 \quad (24)$$

令 $\frac{\rho_s^P}{\rho_s} = u$, 则:

$$\inf \lambda \eta + \nu + \sum_{s=1}^S \rho_s \sup_{u \geq 0} u (Q_s - \nu - \lambda \log u) \quad (25)$$

参考文献[8], 上式可转化为

$$\inf \lambda \eta + \nu + \lambda \sum_{s=1}^S \rho_s e^{(Q_s - \nu - \lambda)/\lambda} \quad (26)$$

式中, ν^* 是 ν 的最优解, 满足条件:

$$\begin{aligned} \sum_{s=1}^S \rho_s e^{(Q_s - \nu^* - \lambda)/\lambda} &= 1 \\ \nu^* &= \lambda \log \sum_{s=1}^S \rho_s e^{Q_s/\lambda} - \lambda \end{aligned} \quad (27)$$

将式(27)代入式(26), 得到:

$$\min_{\lambda \geq 0} \lambda \log \sum_{s=1}^S \rho_s e^{Q_s/\lambda} + \lambda \eta \quad (28)$$

式(28)等同下式:

$$\min_{\lambda \geq 0} \lambda \log E_{P_0} \left[e^{Q(x, \xi)/\lambda} \right] + \lambda \eta \quad (29)$$

式(29)是一个单层优化问题。然后, 可以将问题(16)重新表述为

$$\begin{aligned} \min_{\lambda \geq 0} c^T x + \lambda \log E_{P_0} \left[e^{Q(x, \xi)/\lambda} \right] + \lambda \eta \\ \text{s.t.} \quad Ax - b \leq 0 \\ Ty + Wx \leq d - R\xi \\ x \geq 0, y \geq 0 \end{aligned} \quad (30)$$

模型(30)是一个传统的混合整数非线性规划问题, 直接求解有一定的困难。

3 求解方法

文献[25]总结了求解混合整数非线性规划问题的基本算法和相应的优化软件, 为有效求解不同类型的混合整数非线性规划问题提供了思路。本文基于广义 Benders 分解方法求解问题(30)。分解方法的思想是将问题中的变量以连续和离散性质进行分解。将(30)分解为以下主问题(31)和子问题(32):

$$\begin{aligned} \min c^T x + \mu \\ \text{s.t.} \quad Ax - b \leq 0 \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \mu &= \lambda \log E_{P_0} \left[e^{Q(x, \xi)/\lambda} \right] + \lambda \eta \\ \text{s.t.} \quad Ty + Wx &\leq d - R\xi \\ x \geq 0, y &\geq 0 \end{aligned} \quad (32)$$

为了强调 (x, λ) 是联合决策变量, 采用 $\mu(x, \lambda)$ 而不是 $\mu_x(\lambda)$ 来表示目标函数(32):

$$\min_{x \in X, \lambda \geq 0} \mu(x, \lambda) := \lambda \log E_{P_0} \left[e^{Q(x, \xi)/\lambda} \right] + \lambda \eta \quad (33)$$

假设 $Q(x, \xi)$ 在 X 中的每一个 ξ 都是凸的, 函数 $\mu_x(\lambda)$ 是 (x, λ) 的凸函数, 并且 $\mu(x, \lambda)$ 的第一项是 $Q(x, \xi)$ 在概率分布 P_0 下的对数矩母函数。在极少一些情况下, $Q(x, \xi)$ 具有闭式表达式, 并且问题(33)可以转化为确定性凸优化问题。

本文假设对数矩母函数的闭式表达式不可知, 因此(33)是一个典型的随机优化问题, 其概率分布是固定的, 可以使用标准的随机优化方法来求解, 一般使用样本均值近似方法。为了应用样本均值近似方法, 本文以概率分布 P_0 来生成一系列独立的分布样本, 并且使用下面的优化问题来代替(33):

$$\min_{x \in X, \lambda \geq 0} \hat{\mu}_k(x, \lambda) := \lambda \log \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{Q(x, \xi_k) / \lambda} \right) + \lambda \eta \quad (34)$$

因此, 问题(30)就转化为以下形式:

$$\begin{aligned} \min_{\lambda \geq 0, x} c^T x + \lambda \log \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{Q(x, \xi_k) / \lambda} \right) + \lambda \eta \\ \text{s.t. } Ax - b \leq 0 \\ Ty + Wx \leq d - R\xi_s \\ x \geq 0, y \geq 0 \\ \lambda \geq 0 \\ \forall s = 1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (35)$$

4 仿真分析

在本节中, 所有测试都在计算机(Intel Core i5-8250U 1.8 GHz CPU、8GB RAM)上执行。用 Matlab R2016a 编写程序, CPLEX 12.5.1 结合 YALMIP 进行求解。用修改后的 IEEE 6 节点系统和 IEEE 118 节点系统来验证所提出的方法。

4.1 6 节点系统

6 节点系统如图 1 所示。该 6 节点系统由 3 个火电机组、2 个风电机组、7 条输电线路和 3 个负荷需求组成。两个风机机组连接在节点 3 和 5, 预测出力值为 50 MW 和 100 MW, 弃风成本和切负荷成本分别为 100 美元/MW 和 200 美元/MW。线路数据、机组数据如表 1、表 2 所示。

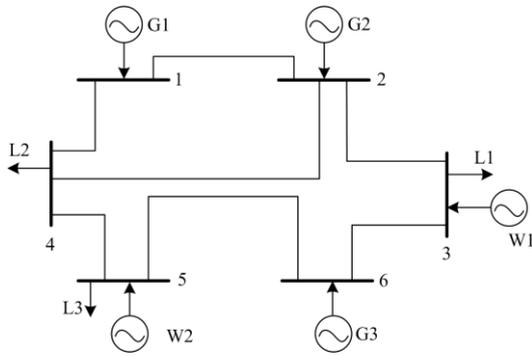


图 1 6 节点系统

Fig. 1 6-bus system

表 1 传输线路数据

Table 1 Transmission line data

从节点	到节点	传输约束/MW	从节点	到节点	传输约束/MW
1	2	200	4	5	60
2	3	100	5	6	100
1	4	100	3	6	100
2	4	100	—	—	—

表 2 机组数据

Table 2 Unit data

机组	成本系数			p_i^l / MW	p_i^u / MW
	a / (\$/MW)	b / (\$/MW)	c / (\$/MW)		
G1	177	13.5	0.45	100	220
G2	130	40	0.1	10	100
G3	137	17.7	0.5	10	40

假设风电出力预测误差的真实分布服从从均值 0、标准差为 0.1 的正态分布, 采用蒙特卡罗方法生成 500 个假设数据样本。

给出以下鲁棒优化数学模型和随机优化数学模型, 以比较所提出的分布鲁棒优化方法。

(1) 鲁棒模型

$$\begin{aligned} \min c^T x + \max_{s \in \{1, 2, L, S\}} \mu_s \\ \text{s.t. } Ax - b \leq 0 \end{aligned} \quad (36)$$

(2) 随机模型

$$\begin{aligned} \min c^T x + \sum_{s=1}^S \rho_s \mu_s \\ \text{s.t. } Ax - b \leq 0 \end{aligned} \quad (37)$$

在以下的数值分析中, 如果没有特别的说明, 设置模糊度指数 η 的值为 0.3, 置信度 α 为 0.95。

风电出力的预测数据如图 2 所示。鲁棒优化模型中不确定集的结构包括区间集、多面体集和椭球集等。不同结构的鲁棒集保守性不同。为了简化计算并得到对比明显的结果, 鲁棒优化模型的不确定集采用保守性最大的区间鲁棒集, 如图 2 所示。

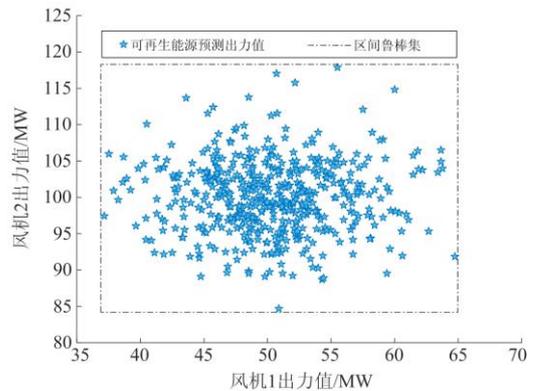


图 2 区间鲁棒集

Fig. 2 Interval uncertainty set of robust

表 3 比较了三种不同方法所得到的总成本结果。从表 3 中可以看出, 随机优化和分布鲁棒优化的总成本具有相近的值, 其中鲁棒优化数值最大。这是因为鲁棒优化只考虑了第二阶段问题中最坏的情况, 其在第二阶段的目标值也是最大的。分布鲁棒优化获得的旋转备用成本值大于鲁棒优化值, 而其

发电成本最小。分布鲁棒优化结合了鲁棒优化和随机优化, 这使得它没有鲁棒优化那么保守。

表 3 不同方法得到的目标值

Table 3 Objective value obtained with different methods

		鲁棒优化	随机优化	分布鲁棒优化
第一阶段目标值/美元	机组运行成本/美元	5 351.53	4 927.80	4 869.58
	旋转备用成本/美元	124.71	140.95	174.39
第二阶段目标值/美元		685.94	412.62	538.75
总成本/美元		6 162.18	5 481.37	5 582.72

求解的期望目标值和不同数目场景的关系如图 3 所示。随着场景数量的增加, 鲁棒优化值增加, 而随机优化和分布鲁棒优化的目标值在不同场景数下几乎保持不变。这是因为鲁棒优化只考虑了最坏的情况, 随着场景数量的增加, 更多的场景会被考虑, 从而改变了最坏场景的选择。同时, 随机优化和分布鲁棒优化的数值趋势表明, 这两种方法能更好地利用现有数据。此外, 场景数越多, 分布鲁棒优化的结果与随机优化越接近。

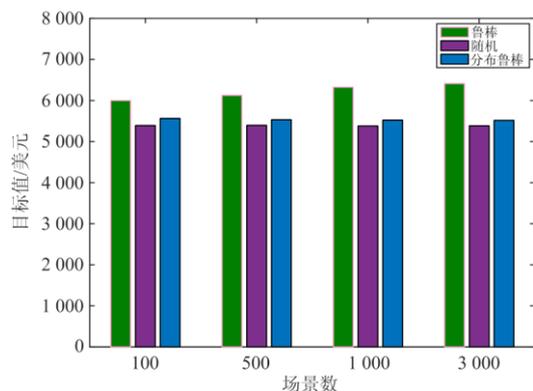


图 3 目标值和场景数的关系

Fig. 3 Relationship between number of scenarios and objective value

图 4 描述了随着模糊指数 η 的增加, 目标值也相应增加。模糊指数越大, 说明模糊集所包含不确定变量可能的分布函数越多。这一趋势说明, 提出的分布鲁棒优化模型可以更好地利用可得到的风电出力的历史数据。同时可以发现, 曲线增长趋势越来越平缓, 表明模糊指数通过限制模糊集的大小对目标值的影响是有限的, 而且影响趋势越来越小, 这进一步说明了分布鲁棒优化方法对数据利用的高效性。

4.2 118 节点系统

IEEE 118 节点系统包含 54 台发电机、186 条线

路, 总负荷需求为 5 500 MW。四台风机连接到节点 15, 49, 59, 90, 预测出力值都为 300 MW, 其余详细数据可在网页 <http://labs.ece.uw.edu/pstca/pf118/ieee118psp.txt> 中获得。其他参数与 6 节点系统相同。

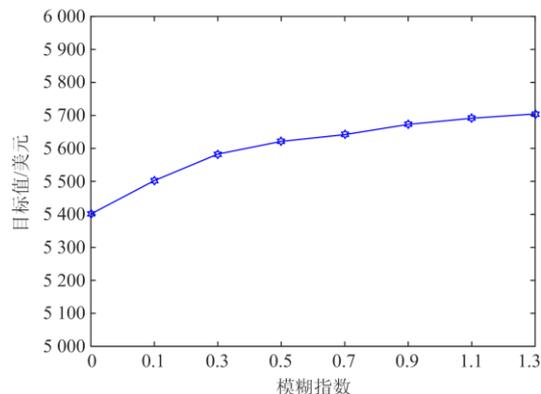


图 4 目标值与模糊度的关系

Fig. 4 Relationship between objective value and index of ambiguity

表 4 描述了在不同置信度下目标值的变化趋势。设置相同的场景数值为 500, 在置信度分别为 0.9、0.95 和 0.98 下求解期望运行总成本。在这三种置信水平下, 得到的期望运行成本目标值差异不大。这一结果表明, 置信水平与目标值的相关性很小。

表 4 目标值与置信度的关系

Table 4 Relationship between objective value and confidence level

场景数	置信度	目标值/美元
500	0.9	63 497.43
500	0.95	63 510.08
500	0.98	63 531.71

为了得到表 5 和表 6 中给出的结果, 使用鲁棒优化、随机优化和分布鲁棒优化来解决该问题。三种方法得到的运行机组成本结果相近, 而鲁棒优化法得到的再调度成本大于随机优化法和分布鲁棒优化法, 导致总运行成本较大。由于分布鲁棒优化中考虑了最坏概率分布情况, 因此分布鲁棒优化得到的运行成本大于随机优化。鲁棒优化和分布鲁棒优化得到的旋转备用容量基本相同, 均大于随机优化

表 5 不同方法得到的目标值

Table 5 Objective value obtained with different methods

	鲁棒	随机	分布鲁棒
机组成本/美元	63 502.81	62 420.51	62 453.61
旋转备用成本/美元	525.50	282.21	536.57
再调度成本/美元	2 666.52	579.64	519.90
总成本/美元	66 694.83	63 282.36	63 510.08

表 6 不同方法得到的旋转备用容量

Table 6 Reserve capacities obtained with different methods				
	节点	鲁棒	随机	分布鲁棒
	10	0	0	74.29
向上旋转	65	110.87	80	98.99
备用/MW	66	80	72.766	80
	69	80.99	0	18.71
向下旋转	65	168	163.06	168
备用/MW	66	130.62	0	108.43
	87	12.02	17.51	34.33

得到的旋转备用容量值。因此，分布鲁棒优化能使得电力系统在运行的经济性和可靠性之间取得平衡。

5 结论

考虑风电出力不确定性的主备协同优化调度问题，提出了一个两阶段优化模型。针对风电出力不确定因素，采用 KL 离散度方法构造了风电出力的分布鲁棒模糊集，得到了两阶段分布鲁棒主备协同优化调度模型。为求解分布鲁棒优化模型，将其转化成了混合整数非线性规划问题，并基于广义 Benders 分解方法对优化模型进行求解。研究可得到以下结论：

1) 通过与传统鲁棒优化、随机优化方法比较，6 节点系统和 118 节点系统得到的数值结果表明了所提分布鲁棒模型的有效性。通过融入风电出力不确定量的统计信息构建分布鲁棒优化模型，寻求风电最劣场景分布下的调度决策，较传统鲁棒优化方法，本文所提的分布鲁棒优化方法能有效降低系统运行成本，减小其调度决策的保守性，进一步提高系统调度决策的经济性能。

2) 分布鲁棒优化方法对历史数据的利用具有高效性，其优势在于所建立的模糊集具有鲁棒性。在不同的模糊集指数下，得到的系统运行成本结果有明显差异，且此差异随着模糊集指数的增加而逐渐变小。

3) 分布鲁棒优化方法对数据样本的依赖性较小，随着样本数的增加，所得到的期望成本数值结果几乎保持不变。因此在样本数据较少时，应用所提的分布鲁棒方法的优势比传统鲁棒优化方法更加明显。

在未来的工作中，将进一步研究分布鲁棒优化在风险规避条件下的电网主备协调运行的应用研究。

参考文献

[1] 苏鹏, 刘天琪, 李兴源. 含风电的系统最优旋转备用的确定[J]. 电网技术, 2010, 34(12): 158-162.
SU Peng, LIU Tianqi, LI Xingyuan. Determination of

optimal spinning reserve of power grid containing wind[J]. Power System Technology, 2010, 34(12): 158-162.

[2] 孙欣, 方陈, 沈风, 等. 考虑风电出力不确定性的发用电机组组合方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(4): 204-211.
SUN Xin, FANG Chen, SHEN Feng, et al. An integrated generation-consumption unit commitment model considering the uncertainty of wind power[J]. Transactions of China Electrotechnical society, 2017, 32(4): 204-211.

[3] 韩轩, 邱晓燕, 沙熠, 等. 基于变置信度机会约束规划的风电并网优化调度[J]. 高压电器, 2018, 54(10): 179-186, 193.
HAN Xuan, QIU Xiaoyan, SHA Yi, et al. Optimal dispatching under grid connection of wind farm based on variable confidence chance constrain model[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(10): 179-186, 193.

[4] 汪洋子, 陈茜. 计及冷、热、电联产的气电互联网络最优调度[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(3): 168-175.
WANG Yangzi, CHEN Qian. Optimal dispatch for the integrated electrical and natural gas network with combined cooling, heat and power plant[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(3): 168-175.

[5] SINGH M. Protection coordination in distribution systems with and without distributed energy resources-a review[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 294-310. DOI: 10.1186/s41601-017-0061-1.

[6] LAI T L. Stochastic approximation[J]. The Annals of Statistics, 2003, 31(2): 391-406.

[7] BEN-TAL A, GHAOUI L E, NEMIROVSKI A. Robust optimization[M]. Princeton: Princeton University Press, 2009.

[8] WIESEMANN W, KUHN D, SIM M. Distributionally robust convex optimization[J]. Operations Research, 2014, 62(6): 1358-1376.

[9] 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, 75.
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, 75.

[10] 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.

- [11] 张磊, 杨洪明, 刘文洵, 等. 基于矩不确定分布鲁棒的微网经济调度[J]. 电力科学与技术学报, 2015, 30(2): 35-40. ZHANG Lei, YANG Hongming, LIU Wenxun, et al. Microgrid economic dispatch based on distributionally robust of moment uncertainty[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2015, 30(2): 35-40.
- [12] 于丹文, 杨明, 韩学山, 等. 计及风电概率分布特征的鲁棒实时调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(3): 73-84. YU Danwen, YANG Ming, HAN Xueshan, et al. Robust real-time dispatch considering probabilistic distribution of wind generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(3): 73-84.
- [13] 张李明, 齐先军. 考虑分布式电源随机性的配电网最大供电能力[J]. 电力建设, 2015, 36(11): 38-44. ZHANG Liming, QI Xianjun. Load supplying capability for distribution network considering generation randomness[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(11): 38-44.
- [14] ZARE A, CHUANG C Y, ZHAN J, et al. A distributionally robust chance-constrained MILP model for multistage distribution system planning with uncertain renewables and loads[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5248-5262.
- [15] XU X, 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.
- [16] 肖逸, 谢俊, 刘若平, 等. 计及风电功率预测误差的备用容量计算新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 72-79. XIAO Yi, XIE Jun, LIU Ruoping, et al. A new calculation method of reserve capacity considering wind power forecasting error[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 72-79.
- [17] 吕智林, 孙顺吉, 汤泽琦, 等. 基于序列运算理论的微电网正负旋转备用容量优化[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(20): 100-109. LÜ Zhilin, SUN Shunji, TANG Zeqi, et al. Optimal scheduling of plus and minus spinning reserve in microgrid based on sequence operation theory[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(20): 100-109.
- [18] ZHU R, WEI H, BAI B. Wasserstein metric based distributionally robust approximate framework for unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4): 2991-3001.
- [19] MAGDY G, MOHAMED E A, SHABIB G, et al. Microgrid dynamic security considering high penetration of renewable energy[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 236-246. DOI: 10.1186/s41601-018-0093-1.
- [20] LI Y, WANG X, CHAO D, et al. Data-driven distributionally robust reserve and energy scheduling over Wasserstein balls[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(1): 178-189.
- [21] HANASUSANTO G A, KUHN D. Conic programming reformulations of two-stage distributionally robust linear programs over Wasserstein balls[J]. Operations Research, 2016, 66(3).
- [22] 邓强, 詹红霞, 杨孝华, 等. 考虑风电不确定性和大用户直购电的电力系统经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 131-139. DENG Qiang, ZHAN Hongxia, YANG Xiaohua, et al. Power system economic dispatching considering the uncertainty of wind power and large consumers direct purchasing[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 131-139.
- [23] BADAL F R, DAS P, SARKER S K, et al. A survey on control issues in renewable energy integration and microgrid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(4): 87-113. DOI: 10.1186/s41601-019-0122-8.
- [24] CHEN Y, GUO Q, SUN H, 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] 刘明明, 崔春风, 童小娇, 等. 混合整数非线性规划的算法软件及最新进展[J]. 中国科学: 数学, 2016, 46(1): 1-20. LIU Mingming, CUI Chunfeng, TONG Xiaojiao, et al. Algorithms, softwares and recent developments of mixed integer nonlinear programming[J]. Scientia Sinica Mathematica, 2016, 46(1): 1-20.

收稿日期: 2019-11-21; 修回日期: 2019-12-31

作者简介:

周计晨(1984—), 男, 工程师, 研究方向为电力系统营销; E-mail: 1405473026@qq.com

吕胤杰(1983—), 男, 助理工程师, 研究方向为电力系统运行; E-mail: 2573801135@qq.com

杨诚之(1980—), 男, 工程师, 研究方向为电动汽车负荷管理。E-mail: ycyc0401@163.com

(编辑 葛艳娜)