DOI：10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.190809

考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型

夏　鹏[1]　刘文颖[1]　张尧翔[1]　王维洲[2]　张柏林[2]

（1. 新能源电力系统国家重点实验室（华北电力大学）　北京　102206
2. 国网甘肃省电力公司　兰州　730050）

摘要　传统计及风电不确定性优化调度方法忽略了风电概率分布规律的高阶不确定性特征，在运行成本、风电消纳水平方面存在进一步优化的空间，为此，建立一种考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型。首先，引入云模型理论，建立能够同时描述风电功率及其概率分布不确定性的风电高阶不确定性模型；在此基础上，结合分布式鲁棒优化理论，以系统综合运行成本最低为优化目标，建立考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型；引入多维序列运算理论，离散化处理风电高阶不确定性云模型，将分布式鲁棒优化模型转换为两阶段非线性优化模型，简化求解。最后，以某地区电网为例，验证了所提模型在提升含风电接入系统优化调度效果方面的有效性。

关键词：风电　高阶不确定性　云模型　分布式鲁棒优化　优化调度

中图分类号：TM732

A Distributionally Robust Optimization Scheduling Model Considering Higher-Order Uncertainty of Wind Power

Xia Peng[1]　*Liu Wenying*[1]　*Zhang Yaoxiang*[1]　*Wang Weizhou*[2]　*Zhang Bolin*[2]

（1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources
North China Electric Power University　Beijing　102206　China
2. State Grid Gansu Electric Power Company　Lanzhou　730050　China）

Abstract　Higher-order uncertainty of wind power probability distribution is ignored in traditional optimal dispatching methods considering wind power uncertainty, and there is further optimization space for operation cost and wind power consumption capacity. Therefore, a distributionally robust optimization scheduling model considering higher-order uncertainty of wind power was proposed in this paper. Firstly, a wind power higher-order uncertainty model was established by introducing cloud model theory, which could simultaneously describe the uncertainty of wind power and its probability distribution. On this basis, combined with distributionally robust optimization theory, taking the lowest comprehensive operation cost as optimal target, a distributionally robust optimization scheduling model was established. And then, multi-dimensional sequential operation theory was introduced to discretize the higher-order uncertainty cloud model of wind power, so as to transform distributionally robust optimization model into a two-stage nonlinear optimization model and simplified its solution. Finally the effectiveness of proposed model in improving optimal dispatching effect of wind power system are verified.

Keywords: Wind power, higher-order uncertainty, cloud model, distributionally robust optimization, optimal scheduling

国家科技支撑计划项目（2015BAA01B04）、国家电网公司科技项目（SGGSKY00DJJS1900024）和中央高校基本科研业务费专项（2019QN118）资助。
收稿日期 2019-07-05　　改稿日期 2019-10-04

0 引言

近年来，我国风电并网发电规模迅猛提升，风电功率不确定性特征[1-2]更加明显，增大了系统备用容量需求，提高了运行成本，加剧了风电消纳受阻程度。然而，随着不确定性环境下系统优化调度理论研究的不断深入，风电功率高阶不确定性（风电功率不确定性及其概率分布的不确定性）逐渐得到认识，为进一步提升含风电接入系统优化调度效果指明了研究方向。因此，开展风电功率高阶不确定性建模及其相应优化调度模型研究，具有重要的理论研究价值和实践指导意义。

首先，针对风电功率随机波动、预测误差等不确定性分布规律研究，国内外学者取得了较多成果[3-7]。文献[4]利用区间变量描述风电功率波动范围，建立风电不确定性的区间集模型。文献[5]利用随机变量表示风电功率，建立风电不确定性的统计概率模型。然而，实际运行中风电功率数据丢失、偏差、错位的情况十分普遍，认知主体对客观规律认知的不确定性也不可消除，从而导致风电功率分布规律的量化参数及其本身形式均存在一定不确定性，例如：利用正态分布、β 分布等概率统计模型[6-7]来描述风电不确定性的合理性，现实中难以证明。实际上，风电功率是否服从一种已知的概率分布形式也很难回答。

其次，关于风电不确定性分布规律形式、量化参数的高阶不确定性建模研究，近年来取得了初步成果[8-13]。文献[8]假设风电功率预测误差服从正态分布，并限定多面体形式均值与方差的矩不确定集合，进而给出了一种概率分布集合形式的风电高阶不确定性模型。文献[10]提出了一种更普适的分布规律集合，既没有对风电不确定性分布规律形式进行具体限定，也允许其一阶、二阶矩在一定范围内波动。上述分布规律集合专注于不确定量矩信息描述，忽略了分布规律量化参数本身的概率统计信息，因而具有一定保守性。为此，文献[11-13]提出一种基于云模型的高阶不确定性建模方法，同时建立不确定量及其分布规律参数的概率分布模型，能够显著降低风电高阶不确定模型的保守性。

基于以上风电不确定性分布规律，国内外学者提出了三类考虑风电不确定性的优化调度模型[14-19]：①文献[14-15]基于风电功率预测误差的概率密度函数，建立了随机优化调度模型，得到一定置信水平下的系统优化调度方案，该模型存在数据需求大、求解复杂等问题；②文献[16]基于风电功率波动区间的上、下限信息，建立鲁棒优化调度模型，得到了最恶劣情况下系统最优解，该模型忽略了不确定量的概率统计信息，使得优化结果具有较强保守性；③文献[8-10,17-19]综合了随机优化和鲁棒优化的优点，考虑了风电功率预测误差的高阶不确定性，建立了分布式鲁棒优化调度模型。其中，文献[8]建立了分布式鲁棒最优潮流模型，并采用切平面法进行求解，通过引入风电功率预测误差的矩不确定性集合，降低了分布式鲁棒优化模型对精确概率分布的数据依赖性，降低了鲁棒优化结果保守性，但也带来了模型求解复杂问题。在此基础上，文献[10]利用 Lagrange 对偶原理和线性化重构技术，将分布式鲁棒优化模型转换为线性规划模型，简化了模型求解。但是上述模型依旧采用了风电功率预测误差矩不确定性集合，忽略了一、二矩参数的概率统计信息，优化结果存在一定保守性。综合以上，风电不确定性概率分布集合的选取、模型转换和求解算法成为了影响分布式鲁棒优化模型结果保守度和求解效率的关键，值得进一步深入研究。

针对以上研究现状，本文提出一种考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型。首先，引入云模型理论，建立描述风电功率高阶不确定性的概率分布集合；其次，结合分布式鲁棒优化理论，以系统综合运行成本最低为优化目标，建立分布式鲁棒优化调度模型；然后，基于多维序列运算理论，离散化处理风电高阶不确定性云模型，简化模型求解；最后通过实例仿真计算分析，验证了模型有效性。

1 基于云模型的风电高阶不确定性建模

1.1 云模型理论及其适应性分析

1995 年，李德毅教授提出了基于概率统计的定性概念与定量表示之间的不确定性转换模型——云模型[11]。假设 U 是一个用精确数值表示的数域空间（一维、二维或多维的），U 对应某个定性概念 $\tilde{A}$，对于数域 U 中任意一个元素 x，都存在一个有稳定倾向随机数 $y=f_{\tilde{A}}(x)$，叫作对概念 $\tilde{A}$ 量化表示的确定程度。x 在数域 U 上的概率分布称为云模型，简称云。另外，研究表明，正态云是最基本的云模型，如式（1）所示。

$$\begin{cases} X \sim N\left(E_{\mathrm{x}},\left|E_{\mathrm{n}}'\right|\right) \\ E_{\mathrm{n}}' \sim N\left(E_{\mathrm{n}},He\right) \end{cases} \tag{1}$$

式中，X 为定性概念 $\tilde{A}$ 在数域 U 上的量化表示，是随机变量，X 服从以 $\left(E_{\mathrm{x}},\left|E_{\mathrm{n}}'\right|\right)$ 为参数的正态分布；E_{n}' 为中间参数，E_{n}' 服从以 (E_{n},He) 为参数的正态分布；E_{x}、E_{n} 和 He 分别表示云模型的期望、熵和超熵参数，为云模型典型特征参数。

通常，某一风电预测功率下的预测误差不是定值，具有一定随机性，而且由于多影响因素共同作用，风电功率预测误差的不确定性分布规律也不是唯一确定的，具有较大的不确定性。因此，风电高阶不确定性实际上表示风电功率预测误差及其概率分布规律的双重不确定性。

针对“风电功率预测误差”这一定性概念 X，假设 x 为定性概念的一次量化表示，$f_X(x)$ 表示定性概念 X 量化表示的确定度。根据云模型理论，$\left(x,f_X(x)\right)$ 表示定性概念的一次具体实现，称为一个云滴。利用一维正向云发生器[11]，生成由 N 个云滴构成的概率分布云图，如图 1 所示。

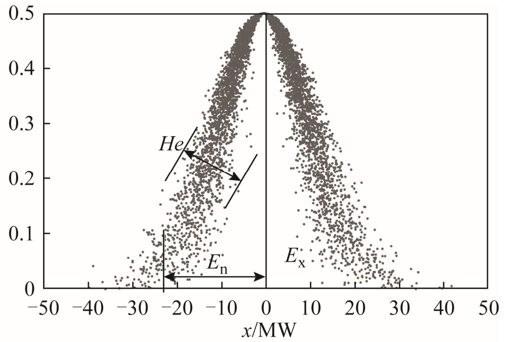

图 1　风电功率预测误差的典型概率分布云图

Fig.1　Typical probability distribution cloud map of wind power prediction error

结合图 1 三个特征参数，分析云模型描述风电高阶不确定性的适应性：期望 E_{x} 表示定性概念 X 量化表示的最典型样本点，反映了风电功率预测误差的均值特征；熵 E_{n} 表示定性概念 X 量化表示的不确定性，在图中表示云滴相对于期望 E_{x} 在横轴上的离散程度，即云层宽度，统计上表示风电功率预测误差的方差，反映出风电功率预测误差的概率分布特性；超熵 He 表示定性概念 X 量化表示的高阶不确定性，图中表示为云层厚度，统计上反映风电功率预测误差的概率分布规律特征参数（方差）的不确定性，即风电高阶不确性特征[19]。

此外，由文献[20-21]可知，风电功率预测误差期望的不确定性远低于其方差的不确定性，因此云模型利用期望 E_{x}、熵 E_{n} 和超熵 He 三个参数，量化描述风电功率预测误差的不确定性及其概率分布规律不确定性，能够降低风电高阶不确定性模型的复杂度及相应优化调度模型的求解难度，使得风电高阶不确定性云模型具有良好的适应性和通用性。

1.2　基于云模型的风电高阶不确定性建模

为了降低后续优化调度模型的复杂度，假设同一风电场在不同调度时段内风电功率预测误差服从相同的不确定性分布规律。根据风电场 i 的风电功率预测误差历史数据，利用逆向云发生器[11]计算得到云模型特征参数 $\boldsymbol{\varepsilon}_i=\left[E_{\mathrm{x},i}\ \ E_{\mathrm{n},i}\ \ He_i\right]$；再根据式（1），计算风电场 i 功率预测误差 X_i 的概率密度函数。

$$\begin{cases} f_{X_i}(x)=\dfrac{1}{\sqrt{2\pi}\left|E_{\mathrm{n},i}'\right|}\cdot\exp\left[-\dfrac{(x-E_{\mathrm{x},i})^2}{2(E_{\mathrm{n},i}')^2}\right] \\ f_{E_{\mathrm{n},i}'}(x)=\dfrac{1}{\sqrt{2\pi}He_i}\cdot\exp\left[-\dfrac{(x-E_{\mathrm{n},i})^2}{2\left(He_i\right)^2}\right] \end{cases} \tag{2}$$

式中，$f_{X_i}(x)$ 为风电场 i 风电功率预测误差 X_i 的概率密度函数；$f_{E_{\mathrm{n},i}'}(x)$ 为中间参数 $E_{\mathrm{n},i}'$ 的概率密度函数。

为了满足后文建模需求，将式（2）所描述的风电场 i 功率预测误差 X_i 的高阶不确定性概率模型，改写成概率分布集合 D_i 的形式。

$$D_i=\left\{f_{X_i}(x)\middle|\int f_{X_i}(x)\mathrm{d}x=1,f_{X_i}(x)\geqslant 0\right\} \tag{3}$$

式中，随机变量 $E_{\mathrm{n},i}'$ 为云模型中间参数，服从正态分布，则 $X_i\sim N\left(E_{\mathrm{x}},\left|E_{\mathrm{n},i}'\right|\right)$，$E_{\mathrm{n},i}'\sim N\left(E_{\mathrm{n},i},He_i\right)$。

进而，整个风电场群 N 个风电场的风电功率预测误差向量 $\boldsymbol{X}=\left[X_1\ X_2\ \cdots\ X_i\ \cdots\ X_N\right]$ 的概率分布集合 D 为

$$D=\left\{D_1,D_2,\cdots,D_i,\cdots,D_N\right\} \tag{4}$$

2　考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型

2.1　分布式鲁棒优化理论

通过建立风电高阶不确定性模型，能够更加准确地描述风电场可发电功率的统计规律，降低系统备用需求、减少运行成本，促进风电消纳，提升含风电接入系统优化调度效果。然而，对于考虑风电高阶不确定性的优化调度问题，传统机会约束优化方法和鲁棒优化方法均难以适用，增加了建模与求解难度。

对于高阶不确定性优化问题，近年来国内外学者提出了一种分布式鲁棒优化方法，该方法将原问题转换为一个 max-min 两阶段优化问题，通过寻找不确定参数的最恶劣概率分布函数，获得最恶劣概率分布情况下系统最优方案。具体的分布式鲁棒优化模型为

$$\begin{cases}\min\limits_{\boldsymbol{P}}\max\limits_{F(\xi)\in\boldsymbol{D}} Q(\boldsymbol{P},\xi)\\ \text{s.t.}h_i(\boldsymbol{P})\leqslant 0\\ \inf\limits_{F(\xi)\in D}\Pr\left(g_i(\boldsymbol{P},\xi)\leqslant 0\right)\geqslant 1-\sigma_i\end{cases}\tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{P}$ 为待优化变量；ξ、$F(\xi)$ 分别为不确定性参数及其概率分布函数；D 为不确定参数 ξ 的概率分布集合；$Q(\boldsymbol{P},\xi)$ 为优化目标函数；$h_i(\boldsymbol{P})$ 为确定性约束条件；$g_i(\boldsymbol{P},\xi)$ 为含不确定参数的约束条件；$\Pr\{\bullet\}$ 为取随机变量发生的概率；σ_i 为置信水平。

2.2 考虑风电高阶不确定性分布式鲁棒优化调度模型

基于风电高阶不确定性概率分布集合和分布式鲁棒优化方法，建立考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型。

1）目标函数

通常，含风电接入系统优化调度模型的目标函数有两个：风电弃风电量最少和火电机组运行成本最低。为了降低模型复杂度，引入弃风惩罚系数，将弃风电量转换为弃风成本，并与火电机组运行成本一同构成系统综合调度成本，作为分布式鲁棒优化调度模型的目标函数，具体为

$$\min\max_{f_X(x)\in D} E\left(C_{\mathrm{g}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}})+C_{\mathrm{W}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{W}},\boldsymbol{x})\right)\tag{6}$$

式中，$C_{\mathrm{g}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}})$、$C_{\mathrm{W}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{W}},\boldsymbol{x})$ 分别为火电机组运行成本函数和风电场弃风惩罚成本函数；$\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}}$、$\boldsymbol{P}_{\mathrm{W}}$ 分别为火电机组有功出力计划值向量、风电场有功功率计划值向量，是待优化量；$\boldsymbol{x}$ 为风电场功率预测误差向量，是随机变量；$E(\bullet)$ 表示取随机变量均值。

火电机组运行成本为

$$C_{\mathrm{g}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}})=\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{G}}}U_{\mathrm{G}i}^{t}\left(a_i+b_iP_{\mathrm{G}i}^{t}+c_iP_{\mathrm{G}i}^{t\,2}\right)\tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}}=\left\{P_{\mathrm{G}i}^{t}\middle|t\leqslant T,i\leqslant N_{\mathrm{W}},t\in\mathbf{N}^{+},i\in\mathbf{N}^{+}\right\}$，$P_{\mathrm{G}i}^{t}$ 为火电机组 i 在时刻 t 的有功出力，$\mathbf{N}^{+}$ 为正整数集；a_i、b_i、c_i 为火电机组 i 的发电成本系数；$U_{\mathrm{G}i}^{t}$ 为火电机组 i 在时刻 t 的启停状态，$U_{\mathrm{G}i}^{t}=0$、$U_{\mathrm{G}i}^{t}=1$ 分别为火电机组停机、开机状态；T 为优化调度时段数量；N_{G} 为火电机组数量。

风电场弃风成本为

$$\begin{cases}C_{\mathrm{W}}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{W}},\boldsymbol{x})=\sum\limits_{t=1}^{T}\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}\lambda\Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}\Delta T\\ \Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}=\begin{cases}P_{\mathrm{PW}i}^{t}-x_i^t-P_{\mathrm{W}i}^{t} & P_{\mathrm{PW}i}^{t}-x_i^t-P_{\mathrm{W}i}^{t}>0\\ 0 & P_{\mathrm{PW}i}^{t}-x_i^t-P_{\mathrm{W}i}^{t}\leqslant 0\end{cases}\end{cases}\tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{P}_{\mathrm{W}}=\left\{P_{\mathrm{W}i}^{t}\middle|t\leqslant T,i\leqslant N_{\mathrm{W}},t\in\mathbf{N}^{+},i\in\mathbf{N}^{+}\right\}$；$\boldsymbol{x}=\left\{x_i^t\middle|t\leqslant T,i\leqslant N_{\mathrm{W}},t\in\mathbf{N}^{+},i\in\mathbf{N}^{+}\right\}$；$P_{\mathrm{PW}i}^{t}$、$P_{\mathrm{W}i}^{t}$ 和 x_i^t 分别为风电场 i 时段 t 的有功功率预测值、计划值和功率预测误差；λ 为弃风惩罚系数，参考文献[5]；$\Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}$ 为风电场 i 在时段 t 的弃风功率；ΔT 为单个调度时段；N_{W} 为风电场数量。

2）约束条件

约束条件主要包含系统功率平衡约束、火电机组运行约束和系统备用容量约束。

（1）系统功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}P_{\mathrm{W}i}^{t}+\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{G}}}U_{\mathrm{G}i}^{t}P_{\mathrm{G}i}^{t}-P_{\mathrm{L}}^{t}=0\tag{9}$$

式中，P_{L}^{t} 为 t 时刻系统负荷需求。

（2）火电机组运行约束

火电机组运行约束包含火电机组技术出力约束、爬坡速度约束和启停时间约束。

$$\begin{cases}P_{\mathrm{G}i,\min}\leqslant P_{\mathrm{G}i}^{t}\leqslant P_{\mathrm{G}i,\max}\\ P_{\mathrm{G}i}^{t}-P_{\mathrm{G}i}^{t-1}\leqslant P_{\mathrm{G}i,\mathrm{up}}\\ P_{\mathrm{G}i}^{t-1}-P_{\mathrm{G}i}^{t}\leqslant P_{\mathrm{G}i,\mathrm{down}}\\ (P_{\mathrm{G}i}^{t-1}-U_{\mathrm{G}i}^{t})(T_{\mathrm{G}i,\mathrm{on}}^{t}-T_{\mathrm{G}i,\mathrm{on}}^{\min})\geqslant 0\\ (U_{\mathrm{G}i}^{t}-U_{\mathrm{G}i}^{t-1})(T_{\mathrm{G}i,\mathrm{off}}^{t}-T_{\mathrm{G}i,\mathrm{off}}^{\min})\geqslant 0\end{cases}\tag{10}$$

式中，$P_{\mathrm{G}i,\max}$、$P_{\mathrm{G}i,\min}$ 分别为火电机组 i 的输出功率上、下限；$P_{\mathrm{G}i,\mathrm{up}}$、$P_{\mathrm{G}i,\mathrm{down}}$ 分别为火电机组 i 单位时刻的上升、下降出力极限值；$T_{\mathrm{G}i,\mathrm{off}}^{t}$、$T_{\mathrm{G}i,\mathrm{on}}^{t}$ 分别为到 t 时刻为止火电机组 i 的开机、停机状态持续时间；$T_{\mathrm{G}i,\mathrm{off}}^{\min}$、$T_{\mathrm{G}i,\mathrm{on}}^{\min}$ 分别为火电机组 i 的最小运行、停运时间。

3）系统备用容量约束

为了应对风电不确定性，传统含风电优化调度模型通常在负荷备用基础上，增加一定的系统备用容量。本文考虑到风电预测误差及其概率分布规律的高阶不确定性，以最恶劣风电预测误差概率分布情况下，系统备用容量约束在一定置信水平仍成立，

作为分布式鲁棒优化调度模型的约束条件。具体的，t 时刻系统上、下旋转备用容量约束为

$$\begin{cases}\inf\limits_{f_X(x)\in \boldsymbol{D}} \Pr\left\{R_{\mathrm{G,up}}^t \geqslant \sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}} x_i^t + \lambda P_{\mathrm{L,max}}\right\} > \alpha \\ R_{\mathrm{G,up}}^t = \sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{G}}} U_{\mathrm{G}i}^t \left(P_{\mathrm{G}i,\max}^t - P_{\mathrm{G}i}^t\right)\end{cases} \tag{11}$$

$$\begin{cases}\inf\limits_{f_X(x)\in D} \Pr\left\{R_{\mathrm{G,down}}^t \geqslant -\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}} x_i^t + \lambda P_{\mathrm{L,max}}\right\} > \alpha \\ R_{\mathrm{G,down}}^t = \sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{G}}} U_{\mathrm{G}i}^t \left(P_{\mathrm{G}i}^t - P_{\mathrm{G}i,\min}^t\right)\end{cases} \tag{12}$$

式中，$P_{\mathrm{L,max}}$ 为系统最大负荷量；x_i^t 为风电场 i 在时段 t 的功率预测误差；λ 为系统负荷备用需求系数，本文取 5%；α 为给定的置信水平；$R_{\mathrm{G,up}}^t$、$R_{\mathrm{G,down}}^t$ 分别为 t 时刻系统提供的上、下旋转备用，本文主要为火电机组的上、下旋转备用容量；$U_{\mathrm{G}i}^t$、$P_{\mathrm{G}i}(t)$、$P_{\mathrm{G}i,\max}^t$ 和 $P_{\mathrm{G}i,\min}^t$ 分别为 t 时刻火电机组 i 的启停状态、机组出力及其技术出力上、下限。

2.3　基于多维序列运算理论的模型转换与求解

本文通过建立风电高阶不确定性云模型，能够更加准确地描述风电功率统计规律，降低优化调度方案保守度，但同时考虑预测误差及其概率分布模型参数的双重不确定性，增加了优化模型中概率性目标函数、约束条件的复杂度，提升了问题的研究维度，进而增加了模型求解难度。

多维序列运算理论[22-23]利用一组映射于 m 维非负整数向量空间 $\mathbf{N}^m$ 的离散化概率值序列，能够简化描述受 m 个状态量影响的随机变量的概率分布。基于此，首先将风电高阶不确定性云模型简化为离散化 2×1 维概率序列，然后将概率性目标函数、约束条件转换概率序列形式，最后将分布式鲁棒优化模型转换确定性两阶段优化模型，简化模型求解。

1）风电高阶不确定性云模型的离散化处理

不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 服从正态分布 $N\left(E_{\mathrm{n},i}, He_i\right)$，取值范围为 $(-\infty,+\infty)$，参考正态分布“3σ”法则[22]，不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 落在区间 $\left[E_{\mathrm{n},i}-3He_i, E_{\mathrm{n},i}+3He_i\right]$ 的概率为 99.74%，可近似作为中间参数 $E'_{n,i}$ 的变化区间。在此基础上，将区间 $\left[E_{\mathrm{n},i}-3He_i, E_{\mathrm{n},i}+3He_i\right]$ 离散化为 $K_{\mathrm{W}i}$ 个小区间 $(E_{\mathrm{n},i}+3He_i(k-1)/K_{\mathrm{W}i}, E_{\mathrm{n},i}+3He_i(k+1)/K_{\mathrm{W}i}]$，$k=0,\cdots,K_{\mathrm{W}i}-1$，然后根据一维序列运算理论[22]，将参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 的概率密度函数 $f_{E'_{\mathrm{n},i}}(x)$，用一个离散化概率序列 $\left\{F_{E_i}(j)\right\}$，$j=0,1,2,\cdots,K_{\mathrm{W}i}-1$ 来表示。

$$F_{E_i}(j)=\begin{cases}\int_{-\infty}^{E_{\mathrm{n},i}+3He_i(j-1)/K_{\mathrm{W}i}} f_{E'_{\mathrm{n},i}}(x)\mathrm{d}x & j=0\\ \int_{E_{\mathrm{n},i}+3He_i(j-1)/K_{\mathrm{W}i}}^{E_{\mathrm{n},i}+3He_i(j+1)/K_{\mathrm{W}i}} f_{E'_{\mathrm{n},i}}(x)\mathrm{d}x & 0<j<K_{\mathrm{W}i}-1\\ \int_{E_{\mathrm{n},i}+3He_i(j+1)/K_{\mathrm{W}i}}^{+\infty} f_{E'_{\mathrm{n},i}}(x)\mathrm{d}x & j=K_{\mathrm{W}i}-1\end{cases} \tag{13}$$

当不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 在第 k 个小区间 $\left(E_{\mathrm{n},i}+3He_i(k-1)/K_{\mathrm{W}i}, E_{\mathrm{n},i}+3He_i(k+1)/K_{\mathrm{W}i}\right]$ 上取值时，假设 $E'_{\mathrm{n},i}=E_{\mathrm{n},i}+3He_ik/K_{\mathrm{W}i}$，同样结合一维概率序列理论，第 k 个不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 小区间上的风电功率预测误差 X_i 的概率密度分布函数 $f_{X_i}(x)$，同样可以简化为一个离散化概率序列 $\left\{F_{X_i|E'_{\mathrm{n},i}}(j)\right\}$，$j=0,1,2,\cdots,N_{\mathrm{W}i}-1$。

$$F_{X_i|E'_{\mathrm{n},i}}(j)=\begin{cases}\int_{-\infty}^{E_{\mathrm{x},i}+3E'_{\mathrm{n},i}(j-1)/N_{\mathrm{W}i}} f_{X_i}(x)\mathrm{d}x & j=0\\ \int_{E_{\mathrm{x},i}+3E'_{\mathrm{n},i}(j-1)/N_{\mathrm{W}i}}^{E_{\mathrm{x},i}+3E'_{\mathrm{n},i}(j+1)/N_{\mathrm{W}i}} f_{X_i}(x)\mathrm{d}x & 0<j<N_{\mathrm{W}i}-1\\ \int_{E_{\mathrm{x},i}+3E'_{\mathrm{n},i}(j+1)/N_{\mathrm{W}i}}^{+\infty} f_{X_i}(x)\mathrm{d}x & j=N_{\mathrm{W}i}-1\end{cases} \tag{14}$$

进一步，当不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 在整个取值范围 $\left[E_{\mathrm{n},i}-3He_i, E_{\mathrm{n},i}+3He_i\right]$ 取值时，根据多维概率序列运算理论[22]，可以将风电场 i 功率预测误差 X_i 的概率密度分布函数 $f_{X_i}(x)$ 转换为一个 2×1 维概率序列 $\left\{F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)\right\}$，$j=0,1,\cdots,N_{\mathrm{W}i}^{\mathrm{a}}$；$N_{\mathrm{W}}^{\mathrm{a}}$ 为 2×1 维概率序列 $\{F_{\mathrm{W}}^{2\times1}(\boldsymbol{P}_j)\}$ 的长度。

$$\begin{cases}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)=F_{X_i|E'_{\mathrm{n},i}}\left(p_{j,1}\right)\cdot F_{\mathrm{E}_i}\left(p_{j,2}\right)\\ N_{\mathrm{W}i}^{\mathrm{a}}=\left(N_{\mathrm{W}i}+1\right)\left(K_{\mathrm{W}i}+1\right)-1\end{cases} \tag{15}$$

式中，$\boldsymbol{P}_j$ 为不确定性参数 $E'_{\mathrm{n},i}$、风电功率预测误差 X_i 所对应二维向量空间内的 2 元非负整数向量，$\boldsymbol{P}_j=\left[p_{j,1}\ \ p_{j,2}\right]$，$p_{j,1}\in\left\{0,1,\cdots,k,\cdots,K_{\mathrm{W}i}\right\}$，$p_{j,2}\in\left\{0,1,\cdots,l,\cdots,N_{\mathrm{W}i}\right\}$。

最后，假设各风电场功率预测误差 X_i 为相互独立随机变量，利用多维概率序列的卷和运算规则[22]，得到整个风电场群功率预测误差 X 的 2×1 维概率序列 $\{F_{\mathrm{W}}^{2\times1}(\boldsymbol{P}_j)\}$，$j=1,2,\cdots,N_{\mathrm{W}}^{\mathrm{a}}$，即

$$\begin{cases}F_{\mathrm{W}}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)=F_{\mathrm{W}1}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)\oplus F_{\mathrm{W}2}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)\cdots\oplus F_{\mathrm{W}N}^{2\times1}\left(\boldsymbol{P}_j\right)\\ N_{\mathrm{W}}^{\mathrm{a}}=\left(\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}} N_{\mathrm{W}i}+1\right)\left(\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}} K_{\mathrm{W}i}+1\right)-1\end{cases} \tag{16}$$

式中，$\oplus$ 表示卷和运算。

2）目标函数与约束条件的转换

结合风电场群高阶不确定性云模型的 2×1 维概率序列，优化调度模型中概率形式目标函数（见式（6））可以转换为如式（17）所示确定性形式，具体转换过程见附录。

$$\begin{cases}\min\left(C_{\mathrm{g}}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}}\right)+\max\limits_{f_X(x)\in D}\sum\limits_{t=1}^{T}\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}\lambda\Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}\Delta T\right)\\ \Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}=\begin{cases}P_{\mathrm{PW}i}^{t}-E_{\mathrm{n},i}-P_{\mathrm{W}i}^{t} & P_{\mathrm{PW}i}^{t}-E_{\mathrm{n},i}-P_{\mathrm{W}i}^{t}>0\\ 0 & P_{\mathrm{PW}i}^{t}-E_{\mathrm{n},i}-P_{\mathrm{W}i}^{t}\leqslant 0\end{cases}\end{cases} \tag{17}$$

优化调度模型中概率形式系统备用容量约束条件（见式（11）、式（12））可以转换为式（18）和式（19）所示确定性形式，具体转换过程见附录。

$$\begin{cases}\inf\limits_{p_{j,1}\in K}\sum\limits_{p_{j,2}=0}^{I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{up}}}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\\ I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{up}}=\left(R_{\mathrm{G,up}}^{t}-\lambda P_{\mathrm{L,max}}\right)\Big/\overline{P}\\ F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)=\sum\limits_{p_{j,2}=0}^{N}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\end{cases} \tag{18}$$

$$\begin{cases}\inf\limits_{p_{j,1}\in K}\sum\limits_{p_{j,2}=I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{down}}}^{N}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\\ I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{down}}=\left(-R_{\mathrm{G,down}}^{t}+\lambda P_{\mathrm{L,max}}\right)\Big/\overline{P}\\ F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)=\sum\limits_{p_{j,2}=0}^{N}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\end{cases} \tag{19}$$

式中，$K=\left\{k\middle|0\leqslant k\leqslant\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}K_{\mathrm{W}i},k\in\mathbf{Z}\right\}$，$\mathbf{Z}$ 为整数集；$N=\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}N_{\mathrm{W}i}$；$i=1,2,\cdots,N_{\mathrm{W}}$。

3）模型求解

在目标函数与约束条件离散化处理基础上，将原 max-min 两阶段分布式鲁棒优化调度模型分为主问题和子问题，进行两阶段优化求解。

首先，求解子问题，寻找风电高阶不确定性的最恶劣概率分布。根据式（17）~式（19），子问题以最大化弃风成本为目标，以云模型中间参数 $E'_{\mathrm{n},i}$ 的离散化区间序列取值 $p_{j,1}$ 为待优化变量，具体如下。

$$\begin{cases}\max\limits_{p_{j,1}\in K}\sum\limits_{t=1}^{T}\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}\lambda\Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}\Delta T\\ \inf\limits_{p_{j,1}\in K}\sum\limits_{p_{j,2}=0}^{I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{up}}}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\\ \inf\limits_{p_{j,1}\in K}\sum\limits_{p_{j,2}=I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{down}}}^{N}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\end{cases} \tag{20}$$

该子问题的其余约束条件见式（9）和式（10）。

在子问题获得最恶劣风电高阶不确定性概率分布函数前提下，主问题以系统综合调度成本最低为优化目标，优化得到各风电场、火电机组优化调度计划。

$$\begin{cases}\min\left(C_{\mathrm{g}}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{G}}\right)+\sum\limits_{t=1}^{T}\sum\limits_{i=1}^{N_{\mathrm{W}}}\lambda\Delta P_{\mathrm{W}i}^{t}\Delta T\right)\\ \sum\limits_{p_{j,2}=0}^{I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{up}}}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\\ \sum\limits_{p_{j,2}=I_{\mathrm{n}}^{\mathrm{down}}}^{N}F_{\mathrm{W}i}^{2\times1}\left(p_{j,1},p_{j,2}\right)\Big/F_{\mathrm{E}i}^{\mathrm{W}}\left(p_{j,1}\right)\geqslant\alpha\end{cases} \tag{21}$$

该主问题中的其余约束条件见式（9）和式（10）。

综上，由式（17）~式（21）可知，上述主问题、子问题优化模型均是传统单目标非线性优化模型，通过引入遗传算法[24-25]，可以实现模型求解。

3　算例分析

3.1　算例介绍

为了验证考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型的可行性和有效性，以某地区电网为例，选择 Intel 酷睿 i5 6300HQ 2.3GHz 双核、8G 内存计算机系统为仿真平台，采用 2017a 版本 Matlab 为仿真计算软件，进行仿真计算分析。该地区电网内共有风电场 28 座，总装机容量为 7 280MW，火电机组共 34 台，总装机容量为 12 500MW，典型日下该地区最大负荷为 12 113MW。其余算例条件如下所述。

1）该地区电网内所有火电机组爬坡速率取额定容量的 1%，其余技术参数见表 1。

表 1　火电机组调节参数

Tab.1　Adjustment parameters of thermal power units

额定功率/MW	台数	技术出力（%）	煤耗成本参数（a，b，c）
600	8	50~100	(0.000 41，20.350，896.79)
330	10	50~100	(0.000 59，21.379，789.64)
300	12	50~100	(0.000 70，25.321，578.89)
200	4	50~100	(0.000 73，24.645，705,34)

2）待优化日下，各风电场的可发电功率预测信息、地区负荷需求预测信息详见附录。

3.2　风电高阶不确定性云模型计算分析

3.2.1　风电高阶不确定性云模型计算

取 2018 年 6 月 1 日~2019 年 2 月 28 日期间各

风电场实际、预测出力历史数据，利用逆向云发生器，计算得到各风电场风电功率预测误差云模型的特征参数。将云模型特征参数代入式（2）~式（4），得到概率分布集合形式的风电高阶不确定性云模型。以某风电场为例，该风电场风电高阶不确定性的云模型特征参数见表 2。结合正向云发生器，得到该风电场风电高阶不确定性的典型概率分布云图，如图 2 所示。

表 2　云模型特征参数

Tab.2　Characteristic parameters of cloud model

云模型	期望 E_{x}	熵 E_{n}	超熵 He
特征参数	−0.464 3	5.043 5	0.988 8

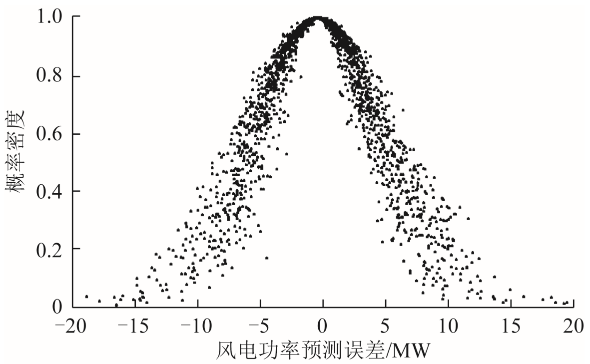

图 2　某风电场风电高阶不确定性的典型概率分布云图

Fig.2　Typical probability distribution cloud map of higher-order uncertainty of wind power in a wind farm

3.2.2　风电高阶不确定性云模型的概率离散化处理

设定云模型中间参数 E_{n} 离散化区间数量为 $K_i = 25$，风电功率预测误差 X_i 离散化区间数量为 $N_i = 40$，根据式（13）~式（15），将各风电场风电高阶不确定性云模型离散化为 2×1 维概率序列。以图 2 风电场为例，该风电场风电高阶不确定性云模型的 2×1 维概率序列如图 3 所示。

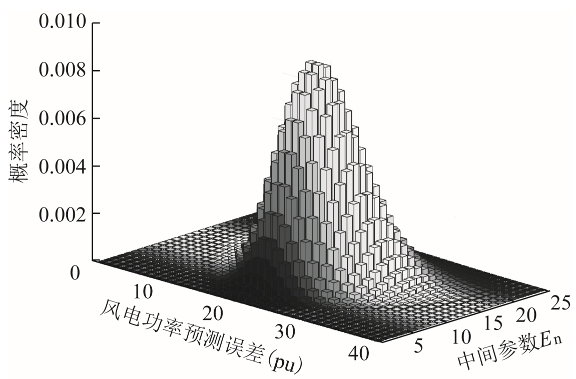

图 3　风电高阶不确定性云模型的 2×1 维概率序列

Fig.3　2×1 dimensionality probability sequence of wind power higher-order uncertainty cloud model

3.2.3　计算结果分析

为了验证本文所提风电高阶不确定性云模型及其离散化处理得到的 2×1 维概率序列的有效性，另外选取正态分布、Beta 分布模型来描述该风电场风电功率预测误差的概率分布规律，并结合蒙特卡洛模拟方法[26]，得到基于上述四种模型的风电功率预测误差模拟抽样样本集（每个样本集数量为 4 000），进行统计分析。引入残差值和拟合优度两个指标，对上述模型拟合效果进行量化比较。

（1）残差值。残差值用于量化描述某种理论分布样本相对原数据样本的偏离程度。

$$e_{\mathrm{w}} = \sum_{i=1}^{M} \left(x_i' - x_i \right)^2 \tag{22}$$

式中，e_{w} 为残差值；x_i' 为模拟抽样得到的预测误差样本；x_i 为历史预测误差样本；M 为样本数量。

（2）拟合优度。拟合优度用于量化描述某种理论分布与原数据分布的一致性程度。

$$R^2 = 1 - \frac{e_{\mathrm{w}}}{\sum_{i=1}^{M} \left(x_i - \bar{x} \right)^2} \times 100\% \tag{23}$$

式中，$\bar{x}$ 为历史预测误差样本均值。R^2 值越大，模型拟合效果越佳。

根据式（22）、式（23），计算得到各分布模型的拟合精度对比结果见表 3。

表 3　不同模型残差和拟合优度比较

Tab.3　Comparison of residuals and fitness goodness between different models

模型	残差值/MW	拟合度（%）
正态分布	5 635.4	96.14
Beta 分布	6 246.3	95.89
云模型	4 316.7	98.72
2×1 维概率序列	4 348.7	98.32

表 3 中，与正态模型、Beta 分布模型相比，云模型残差值分别减少 1 318.7MW、1 929.6MW，拟合度提高 2.58%、2.83%，这表明风电高阶不确定云模型具有拟合残差小、拟合度高的优势。与云模型相比，2×1 维离散化概率序列的残差值增加了 32.0MW，拟合度仅降低了 0.40%，这表明风电高阶不确定云模型离散化处理后，仍然能够具有较高的拟合精度。

3.3　分布式鲁棒优化调度模型结果分析

3.3.1　分布式鲁棒优化调度模型求解结果

根据风电高阶不确定性云模型离散化处理结

果，对分布式鲁棒优化调度模型的优化目标和概率性约束条件进行数值化处理，然后采用遗传算法，对分布式鲁棒优化调度模型的子问题、主问题模型分别求解。通过求解子问题模型，得到云模型中间参数 $E'_{n,i}$ 的离散化区间序列取值 $p_{j,1}=487$，对应的风电功率预测误差最恶劣概率分布函数的离散化概率序列如图 4 所示。进而求解主问题模型，得到最恶劣概率分布情况下系统风电有功出力计划、火电机组发电功率计划优化结果如图 5 和表 4 所示。

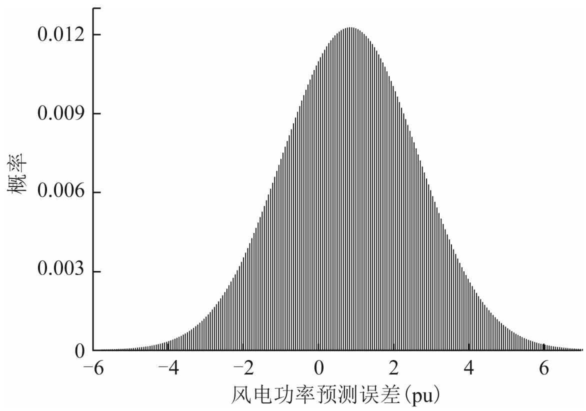

图 4 子问题优化下最恶劣概率分布的离散化序列

Fig.4 Discretization sequence of the worst probability distribution under subproblem optimization

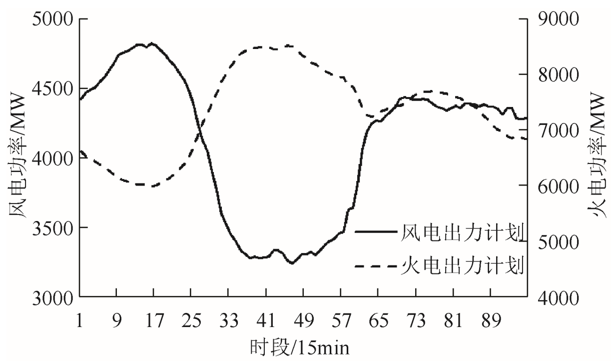

图 5 主问题优化下风电、火电出力优化调度计划

Fig.5 Optimal dispatching plan of wind power and thermal power under main problem optimization

表 4 分布式鲁棒优化调度模型求解结果

Tab.4 Results of distributionnally robust optimal scheduling model

	风电消纳量/（MW·h）	运行成本/万元
优化结果	91 327.35	63 893.45

3.3.2 分布式鲁棒优化调度模型有效性分析

为了验证本文所建模型的有效性和优越性，另选三种模型进行对比分析。

模型一：机会约束规划调度模型。考虑风电一阶不确定性，假设风电功率预测误差服从某确定性概率分布，建立并求解机会约束规划调度模型。该模型没有考虑概率分布规律本身的不确定性。

模型二：鲁棒优化调度模型。考虑风电一阶不确定性，假设风电功率预测误差属于某不确定量集合，建立并求解鲁棒优化调度模型。该模型没有考虑不确定量的概率性差异，求解结果存在保守性。

模型三：基于高阶矩的分布式鲁棒优化调度模型。分别利用一阶、二阶矩信息来描述风电功率预测误差及其分布规律的不确定性，建立并求解分布式鲁棒优化调度模型。模型求解复杂、困难。

模型四：本文所提优化调度模型。利用云模型描述风电高阶不确定性，并利用多维序列运算理论离散化处理风电高阶不确定性云模型。提高了模型结果优越性，降低了模型求解难度。

采用上述四种模型对本文算例求解，优化结果如图 6 和表 5 所示。

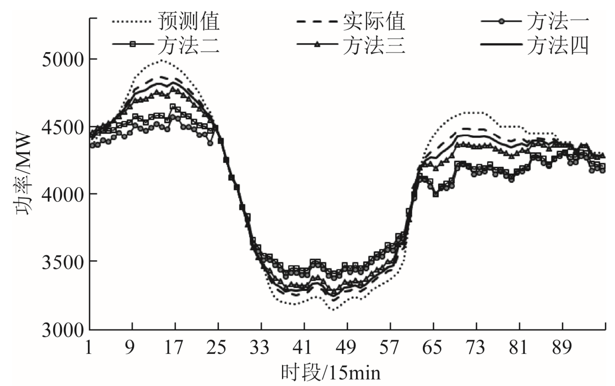

图 6 四种模型求解得到的风电出力计划

Fig.6 Wind power plans solved by four models

表 5 四种优化调度模型的优化结果对比

Tab.5 Optimization results comparison of four optimal scheduling models

模型	风电消纳电量/(MW·h)	系统运行成本/万元	计算时间/s
模型一	87 417.26	70 256.13	28.63
模型二	86 933.30	69 581.27	22.42
模型三	89 700.41	64 673.32	51.27
模型四	91 327.35	63 893.45	42.32

（1）模型一、二的风电计划出力曲线相近，弃风率分别为 8.08%、8.49%；相比于模型一、二而言，模型三、四的风电出力计划明显靠近风电实际可出力曲线，弃风率分别为 5.58%、3.87%。这表明考虑风电高阶不确定性，优化调度模型能够更有效地挖掘风电消纳潜力。

（2）进一步量化分析模型三、四的优化效果，相比于模型三，模型四风电消纳电量增加了 1 626.94MW·h(1.81%)，系统运行成本降低了 779.87 万元（1.21%），计算时间降低了 8.95s（17.46%）。这表明本文提出的基于风电高阶不确定性云模型的分布式鲁棒优化调度模型以及基于多维序列运算理论的模型简化处理，在挖掘风电消纳潜力、降低运行成本和降低模型求解复杂度方面具有优越性。

（3）分布式鲁棒优化调度模型适应性分析

本文通过多维序列运算理论，对风电高阶不确定性云模型进行离散化处理，降低了分布式鲁棒优化调度模型的求解难度。但是根据式(17)和式(18)，风电预测误差离散化区间数量 N_W 和云模型中间参数离散化区间数量 K_W 均会对模型优化结果产生影响。

不同参数 K_W、N_W 下，本文所建模型的优化结果如图 7~图 9 所示。

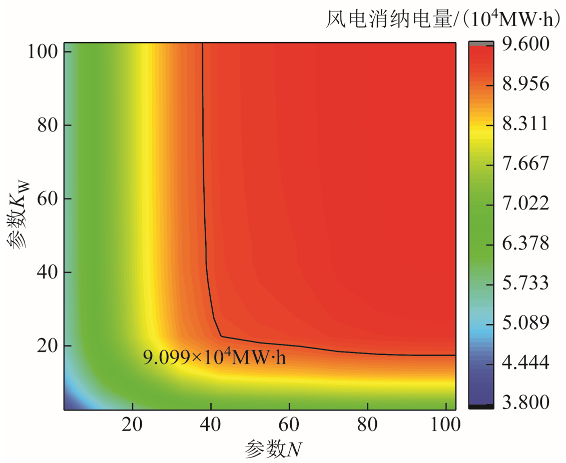

图 7　风电消纳电量优化结果的色阶等位线图

Fig.7　Color level equipotential diagram of wind power consumption optimization results

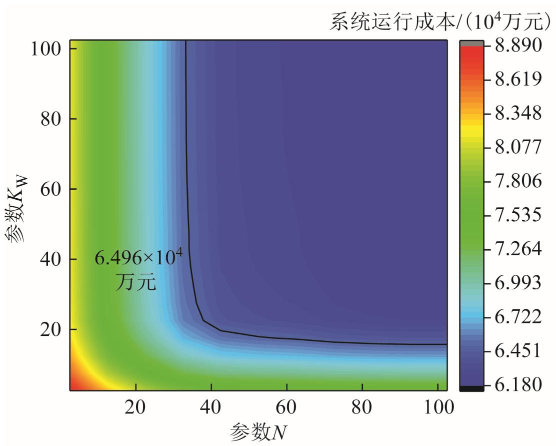

图 8　系统运行成本优化结果的色阶等位线图

Fig.8　Color level equipotential diagram of system operation cost optimization results

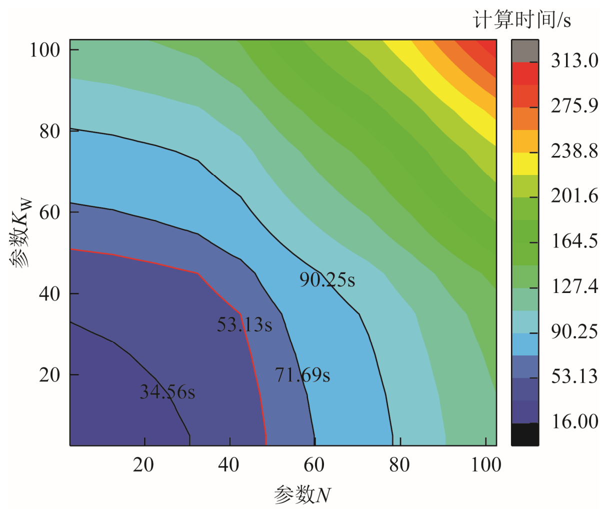

图 9　模型求解时间的色阶等位线图

Fig.9　Color level equipotential diagram of model solution time

由图 7 可知，当 N_W<38 或 K_W<18 时，不同颜色色阶堆积密集，风电消纳电量优化结果受到参数 N_W、K_W 变化的影响较大；当 N_W>38 且 K_W>18 时，风电消纳电量分布于等位线 9.099×10^4MW·h（图中最大风电消纳量的 95%）包围的范围内，参数 N_W、K_W 对风电消纳电量优化结果影响较小，而且优化结果较为理想。

由图 8 可知，当 N_W<35 或 K_W<18 时，不同颜色色阶堆积密集，系统运行成本优化结果受到参数 N_W、K_W 变化的影响较大；当 N_W>33 且 K_W>18 时，风电消纳电量分布于等位线 6.496×10^4 万元（图中最低运行成本的 105%）包围的范围内，参数 N_W、K_W 对系统运行成本优化结果影响较小，而且优化结果较为理想。

由图 9 可知，当 N_W<48 或 K_W<52 时，色阶堆积较为松散，参数 N_W、K_W 的变化对模型求解时间影响较小；当 N_W>48 且 K_W>52 时，不同颜色色阶堆积较为紧密，随着参数 N_W、K_W 的增加，模型求解时间快速增加，远大于 53.13s（模型三：基于高阶矩的分布式鲁棒优化调度模型的求解时间为 51.27s），本文所提模型丧失了求解方便快捷的优势。

综合以上，当参数 38<N_W<48 且 18<K_W<52 时，本文模型能够兼顾优化结果和求解速度，具有良好的适用性。此外，调度运行人员可以根据偏好，适当调整参数 N_W、K_W 的取值，权衡模型优化结果和求解速度，满足实际工程应用需求。

4　结论

1）本文提出了计及风电高阶不确定性的分布式

鲁棒优化调度模型，用于含风电优化调度模型少有考虑风电功率及其概率分布高阶不确定性的问题。首先建立了风电高阶不确定性云模型，在此基础上，提出了考虑风电高阶不确定性的分布式鲁棒优化调度模型，并利用多维序列运算理论将风电高阶不确定性云模型转换 2×1 维概率序列，简化了模型求解。该模型能够更加准确地描述风电不确定性规律，有效降低系统运行成本、提升风电消纳水平。

2）基于实际地区电网数据，验证了风电高阶不确定云模型及其离散化处理的有效性。通过四种优化调度模型的比较分析，表明基于风电高阶不确定性的量化描述，本文所提模型能够有效减少弃风电量、降低运行成本，充分挖掘风电的消纳潜力，为计及风电不确定性优化调度提供了一种有效实用的解决工具。

3）本文在风电高阶不确定性云模型中，只考虑风电功率预测误差方差的不确定性，忽略了期望的不确定性。在下阶段研究中，将对风电高阶不确定建模进一步完善，并提出相应的优化调度模型简化方法和求解算法。

附 录

详见百度网盘链接：https://pan.baidu.com/s/1GBajIbqtnxzbE18kqNdKJw，提取码：vrh8。

参考文献

[1] 薛禹胜，雷兴，薛峰，等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报，2014, 34(29): 5029-5040.
Xue Yusheng, Lei Xing, Xue Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.

[2] 周安平，杨明，赵斌，等. 电力系统运行调度中的高阶不确定性及其对策评述[J]. 电力系统自动化，2018, 42(12): 173-183.
Zhou Anping, Yang Ming, Zhao Bin, et al. Higher-order uncertainty and corresponding strategies of operation and dispatching for power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(12): 173-183.

[3] 赵冬梅，殷加玞. 考虑源荷双侧不确定性的模糊随机机会约束优先目标规划调度模型[J]. 电工技术学报，2017, 40(5): 50-59.
Zhao Dongmei, Yin Jiafu. Fuzzy random chance constrained preemptive goal programming scheduling model considering source-side and load-side uncertainty [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 40(5): 50-59.

[4] 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): 727-738.
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): 727-738.

[5] 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.

[6] Albadi M H, El-Saadany E F. Comparative study on impacts of wind profiles on thermal units scheduling costs[J]. IET Renewable Power Generation, 2011, 5(1): 26-35.

[7] 唐程辉，张凡，张宁，等. 基于风电场总功率条件分布的电力系统经济调度二次规划方法[J]. 电工技术学报，2019, 34(10): 2069-2078.
Tang Chenghui, Zhang Fan, Zhang Ning, et al. Quadratic programming for power system economic dispatch based on the conditional probability distribution of wind farms sum power[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(10): 2069-2078.

[8] Zhang Yiling, Shen Siqian, Mathieu J. Distributionally robust chance-constrained optimal power flow with uncertain renewables and uncertain reserves provided by loads[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2): 1378-1388.

[9] Wang Zhen, Bian Qiaoyan, Xin Huanhai, et al. A distributionally robust co-ordinated reserve scheduling model considering CVaR-based wind power reserve requirements[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 7(2): 625-636.

[10] Zhou Anping, Yang Ming, Wang Zhaoyu, et al. A

linear solution method of generalized robust chance constrained real-time dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 7313-7316.

[11] 刘常昱, 李德毅, 潘莉莉. 基于云模型的不确定性知识表示[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(2): 32-35.
Liu Changyu, Li Deyi, Pan Lili. Uncertain knowledge represention based on cloud model[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(2): 32-35.

[12] 刘文颖, 王方雨, 蔡万通, 等. 基于 L2 范数组合云的风电场短期风速–功率拟合方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 1029-1040.
Liu Wenying, Wang Fangyu, Cai Wantong, et al. Short term wind speed-power fitting method for wind farms based on L2 norm combination cloud model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 1029-1040.

[13] 杨洁, 王国胤, 刘群, 等. 正态云模型研究回顾与展望[J]. 计算机学报, 2018, 41(3): 724-744.
Yang Jie, Wang Guoyin, Liu Qun, et al. Retrospect and prospect of research of normal cloud model[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(3): 724-744.

[14] 范松丽, 艾芊, 贺兴. 基于机会约束规划的虚拟电厂调度风险分析[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(16): 4025-4034.
Fan Songli, Ai Qian, He Xing. Risk analysis on dispatch of virtual power plant based on chance constrained programming[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(16): 4025-4034.

[15] 夏澍, 葛晓琳, 季海华, 等. 基于机会约束规划的电力电量平衡分析[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 102-107.
Xia Shu, Ge Xiaolin, Ji Haihua, et al. Power supply-demand balancing analysis based on chance-constrained programming[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 102-107.

[16] 禤培正, 朱继忠, 谢平平. 含风电电力系统鲁棒调度保守度的多目标优化方法[J]. 南方电网技术, 2017, 11(2): 8-15.
Xuan Peizheng, Zhu Jizhong, Xie Pingping. Multi-objective optimization method of robust dispatch conservativeness of power system with wind power[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(2): 8-15.

[17] 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): 125-137, 340.
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): 125-137, 340.

[18] Duan Chao, Jiang Lin, Fang Wangliang, et al. Data-driven affinely adjustable distributionally robust unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1385-1398.

[19] Chen Yuwei, Guo Qinglai, Sun Hongbin, 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] 潘伟, 黄民翔. 基于矩不确定分布鲁棒优化的发电自调度算法[J]. 机电工程, 2017, 34(6): 643-647.
Pan Wei, Huang Minxiang. Distributional robust optimization under moment uncertainty for self-scheduling[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017, 34(6): 643-647.

[21] Xiong Peng, Jirutitijaroen P, Singh C. A distributionally robust optimization model for unit commitment considering uncertain wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 39-49.

[22] 康重庆, 夏清, 徐玮. 电力系统不确定性分析[M]. 北京: 科学出版社, 2011.

[23] 夏鹏, 刘文颖, 蔡万通, 等. 基于风电离散化概率序列的机会约束规划优化调度方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 173-183.
Xia Peng, Liu Wenying, Cai Wantong, et al. Optimal scheduling method of chance constrained programming based on discrete wind power probability sequences[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 173-183.

[24] 赵波, 汪湘晋, 张雪松, 等. 考虑需求侧响应及不确定性的微电网双层优化配置方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(14): 3284-3295.
Zhao Bo, Wang Xiangjin, Zhang Xuesong, et al. Two-layer method of microgrid optimal sizing considering demand-side response and uncertainties[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(14): 3284-3295.

[25] 张涛, 王成, 王凌云, 等. 偏差电量考核机制下含 DG 的售电公司多目标优化调度模型[J]. 电工技术

学报, 2019, 34(15): 3265-3274.
Zhang Tao, Wang Cheng, Wang Lingyun, et al. Multi-objective optimal dispatching model of electricity retailers with distributed generator under energy deviation penalty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(15): 3265-3274.

[26] 南思博, 李庚银, 周明, 等. 智能小区可削减柔性负荷实时需求响应策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 42-50.
Nan Sibo, Li Gengyin, Zhou Ming, et al. Real-time demand response of curtailable flexible load in smart residential community[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 42-50.

作者简介

夏 鹏 男，1992 年生，博士研究生，研究方向为电力系统分析与控制，新能源电力系统特性与多能互补。

E-mail：xiapeng23@163.com（通信作者）

刘文颖 女，1955 年生，教授，博士生导师，电力系统分析与控制，新能源电力系统特性与多能互补。

E-mail：liuwenyingls@sina.com

（编辑 赫蕾）