

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241027

计及高比例风电电力系统运行可靠性的 分布鲁棒优化建模与评估

周焱桥¹, 李觉友¹, 陈果¹, 赵克全¹, 林文婷²

(1. 重庆师范大学重庆国家应用数学中心, 重庆 401331; 2. 重庆师范大学计算机与信息科学学院, 重庆 401331)

摘要: 风电的强随机性和波动性给电力系统运行可靠性带来新的挑战。传统可靠性评估方法在计及风电等可再生能源出力时, 难以兼顾经济性和鲁棒性, 这导致在高比例风电渗透率下系统运行可靠性的评估结果过于乐观或保守。为此, 对高比例风电电力系统运行可靠性进行了建模, 并对该系统运行的可靠性进行分析与评估。首先, 构建一类基于数据驱动的两阶段分布式鲁棒最小费用模型。在第一、二阶段分别确定最优调度方案、最小切负荷量和弃风量, 并引入条件风险价值对系统支路运行风险进行刻画与约束。其次, 基于系统可用风电出力历史数据构建 1-范数和 ∞ -范数的不确定集, 并采用列与约束生成算法求解模型。最后, 通过 IEEE-RTS79 节点系统仿真分析所提模型在不同风电渗透率场景下的有效性和鲁棒性。

关键词: 可靠性评估; 高比例风电系统; 不确定性; 分布鲁棒优化; 条件风险价值

Distributionally robust optimization modeling and evaluation of power system operational reliability with high wind power penetration

ZHOU Yanqiao¹, LI Jueyou¹, CHEN Guo¹, ZHAO Kequan¹, LIN Wenting²

(1. National Center for Applied Mathematics in Chongqing, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China;
2. School of Computer and Information Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: The high randomness and volatility of wind power pose new challenges to the operational reliability of power systems. Traditional reliability assessment methods struggle to balance economic efficiency and robustness when considering renewable energy outputs, leading to overly optimistic or overly conservative evaluations under high wind power penetration. To address this issue, a modeling and assessment approach for the operational reliability of power systems with high wind power penetration is proposed. First, a two-stage data-driven distributionally robust minimum-cost model is developed, where the first stage determines the optimal dispatch scheme, and the second stage determines the minimum load shedding and wind curtailment. Conditional value-at-risk is introduced to characterize and constrain the operational risk of system branches. Second, uncertainty sets based on the 1-norm and ∞ -norm are constructed using historical data of available wind power output, and the column-and-constraint generation algorithm is utilized to solve the model. Finally, simulations on the IEEE-RTS79 bus system are conducted to analyze the effectiveness and robustness of the proposed method in different wind power penetration scenarios.

The work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFA1011303).

Key words: reliability assessment; power system with high wind power penetration; uncertainty; distributionally robust optimization; conditional value-at-risk

0 引言

在全球能源结构转型的趋势下, 风电作为清洁

能源的重要组成部分, 其在电力系统中的渗透率不断提升。当风电渗透率在电力系统中达到 30%~50% 时, 该系统可被定义为高比例风电电力系统^[1]。《中国可再生能源展望 2018》报告指出, 预计到 2035 年, 中国风电和光伏装机容量将分别达到 18.26 和 19.62 亿 kW, 分别占预计总装机容量 53.66 亿 kW

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2023YFA1011303);
重庆市自然科学基金项目资助(CSTB2023NSCQ-MSX0316)

的 34.0%和 36.6%^[2]。美国能源部预计到 2050 年, 美国可再生能源发电比例将达 80%, 其中 50%为风光发电; 加拿大计划在 2035 年前实现可再生能源发电占其总发电量 68% 的目标^[1,3]。可见, 未来电力系统的一个显著特征是高比例风电并网的常态化。因此, 针对高比例风电并网下的电力系统, 深入开展系统运行可靠性分析与评估具有重要意义。

发输电组合系统的可靠性评估主要由系统状态选取、系统状态分析和可靠性指标计算 3 个部分组成^[4]。目前, 对含可再生能源渗透的电力系统可靠性评估方法的研究已有大量文献, 主要方法包括蒙特卡洛(Monte Carlo simulation, MCS)方法和解析法^[5-10]。文献[6]针对含风电的电力系统, 提出了一种基于混合抽样的 MCS 方法, 用于评估系统运行风险。文献[7]针对高比例风电渗透下的电力系统, 提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的时序 MCS 可靠性评估方法, 旨在解决传统方法计算效率低下的问题。文献[8]提出了一种考虑负荷可行域的 MCS 可靠性评估方法, 并根据运行阶段可再生能源的波动来矫正负荷可行域, 加速了可靠性评估的过程。文献[9]利用改进的时序 MCS 方法对多能源电力系统进行可靠性评估, 并量化多能互补发电系统的可靠性和可再生能源的消纳能力。结合数据中心特性和风电不确定性, 文献[10]提出了一类基于 MCS 系统运行可靠性评估新方法。虽然上述研究均考虑了风电渗透对系统运行可靠性的影响, 但缺乏考量高比例风电渗透所导致的不确定性对系统运行可靠性的鲁棒性影响。由于风电固有的随机性与波动性特质, 系统将面临更为显著的线路潮流波动和电量供需平衡等难题^[2]。这加剧了系统发生负荷削减(切负荷)与风能浪费(弃风)的风险, 进而对电力系统的运行可靠性与经济性构成不容忽视的负面影响。其中经济性直接影响到电力系统的成本效益以及能源资源的有效利用, 是电力系统运行中需要考虑的重要指标。因此, 针对高比例风电并网的电力系统, 发展更加精确、鲁棒性强且兼顾经济性的可靠性评估方法显得尤为必要。

目前针对可再生能源出力的不确定性处理方法包括随机优化(stochastic optimization, SO)和鲁棒优化(robust optimization, RO)。SO 方法依赖于对随机变量精确概率分布信息的先验知识, 然而在实际应用中, 往往难以获取随机变量的确切分布信息。此外, SO 方法往往需要借助大量离散场景以逼近真实分布, 使得求解效率不高。而 RO 方法侧重于考虑系统在最不利运行条件下的表现, 这种处理方式会导致优化结果过于保守^[11]。鉴于上述局限, 有学者提出

了分布鲁棒优化^[11](distributionally robust optimization, DRO)方法。DRO 方法融合了 SO 方法和 RO 方法的优点, 通过构建一个包含不确定性概率分布所有可能范围的不确定集来找寻在不确定因素处于最恶劣概率分布情况下的最优解。DRO 的方法核心在于不需要事先获得不确定因素的精确概率分布信息, 而是通过对不确定集进行合理设计, 进而实现对优化结果的鲁棒性与经济性的双重保障。因此, DRO 方法为可再生能源出力不确定性的处理提供了一种更为灵活且有效的策略。

目前, DRO 方法在电力系统中已经得到广泛应用^[12-17]。文献[12]构建了一个基于多离散场景的 DRO 调度模型来处理电热综合系统中风电并网带来的不确定性, 增强了系统的综合调度能力和鲁棒性。文献[13]提出了一种分布鲁棒低碳优化调度方法, 用于处理风光出力的不确定性导致的配电网灵活性不足的风险。借助概率裁剪技术, 文献[14]设计了基于 Wasserstein 距离的不确定集, 提出了一类 DRO 最优潮流模型来处理风电不确定性引起的预测误差。文献[15]采用 Kullback-Leibler 散度构建不确定集, 提出了一种混合整数非线性机组组合 DRO 模型。但基于 Wasserstein 距离或 Kullback-Leibler 散度的 DRO 模型在求解过程中通常需要进行复杂的数学对偶转换, 这增加了计算负担。最近, 文献[16]提出了一种基于数据驱动 DRO 交流最优潮流模型, 无需预设概率分布类型, 显著提高了模型的实用性与适应性。文献[17]在直流配电网下, 结合深度学习技术, 提出了基于数据驱动的多离散场景 DRO 方法, 有效提升了直流配电网优化模型的求解效率。基于数据驱动的多离散场景 DRO 方法因其求解效率高且避免了复杂的对偶转化, 已成为一类处理可再生能源不确定性的有效方法。

综上所述, 风电在电力系统中的渗透率不断提升已成为趋势, 亟需一种方法来处理风电不确定性对电力系统的影响。本文针对高比例风电并网的电力系统, 通过构建基于数据驱动的 DRO 模型进行可靠性分析与评估。首先, 考虑风电不确定性, 建立基于数据驱动的多离散场景两阶段分布鲁棒最小费用模型, 以 1-范数和 ∞ -范数构建风电概率分布不确定集以捕捉风电出力的波动范围。其次, 考虑系统安全运行, 引入条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)作为量化工具, 度量风电不确定性对系统支路潮流越限风险的潜在影响, 为系统调度决策提供更为稳健的边界条件。然后, 采用列与约束生成(column-and-constraint generation, CCG)算法, 通过迭代优化逐步逼近模型的全局最优解。最

后, 在 IEEE-RTS79 节点系统上对比分析不同风电渗透率场景下系统可靠性, 并与 RO 方法和 SO 方法比较, 验证了本文提出的 DRO 模型在应对风电不确定性、保障系统安全运行及优化成本效益等方面的优势。

1 数据驱动的两阶段 DRO 最小费用模型

1.1 目标函数

为计及高比例风电渗透率下电力系统运行的鲁棒性, 同时兼顾经济性, 首先构建一类基于数据驱动的两阶段 DRO 最小费用模型。

该 DRO 模型由两阶段组成: 第一阶段是以常规发电机的总发电成本最小为目标, 确定最优调度方案; 第二阶段是根据第一阶段的调度方案在风电出力的最恶劣概率分布场景下, 以系统切负荷损失和弃风损失最小为目标, 确定最优切负荷量和弃风量。DRO 具体模型表示为

$$\min_{P_i^g} f_1 + \max_{p_n} \min_{C_{i,n}, P_{i,n}^{w,cut}} \sum_{n=1}^N p_n f_{2,n} \quad (1)$$

式中: p_n 为第 n 个场景发生的概率; P_i^g 为母线 i 的发电机出力; $C_{i,n}$ 为第 n 个场景下母线 i 的切负荷量; $P_{i,n}^{w,cut}$ 为第 n 个场景下风机接入母线 i 的弃风量; f_1 为第一阶段常规发电机的总发电成本; $f_{2,n}$ 为第二阶段第 n 个场景下的切负荷损失和弃风损失之和; N 为场景总数。

$$f_1 = \sum_{i \in N_G} \lambda_i^g P_i^g \quad (2)$$

$$f_{2,n} = \sum_{i \in N_D} \lambda_i^c C_{i,n} + \sum_{i \in N_W} \lambda_i^w P_{i,n}^{w,cut} \quad (3)$$

式中: λ_i^g 为发电母线 i 的单位发电成本; λ_i^c 为负荷母线 i 的单位切负荷损失成本; λ_i^w 为母线 i 的单位弃风损失成本; N_G 为发电母线集合; N_W 为风机接入母线集合; N_D 为负荷母线集合。

1.2 约束条件

1) 功率平衡约束

$$\sum_{i \in N_G} P_i^g + \sum_{i \in N_D} C_i + \sum_{i \in N_W} P_i^w - \sum_{i \in N_W} P_{i,n}^{w,cut} = \sum_{i \in N_D} P_i^d \quad (4)$$

式中: P_i^w 、 $P_{i,n}^{w,cut}$ 分别为母线 i 的风电出力和弃风量; C_i 为母线 i 上的切负荷量; P_i^d 为母线 i 上的负荷。

2) 常规发电机组出力约束

$$P_{i,\min}^g \leq P_i^g \leq P_{i,\max}^g, i \in N_G \quad (5)$$

式中: $P_{i,\min}^g$ 和 $P_{i,\max}^g$ 分别为常规发电机 i 的最小和最大出力。

3) 弃风量约束

$$0 \leq P_{i,n}^{w,cut} \leq P_i^w, i \in N_W \quad (6)$$

4) 切负荷量约束

$$0 \leq C_i \leq P_i^d, i \in N_D \quad (7)$$

5) 支路潮流约束

$$|T_l| \leq T_{l,\max}, l \in N_L \quad (8)$$

$$T_l = \sum_{i=1}^{N_S} A_{li} (P_i^g + P_i^w + C_i - P_{i,n}^{w,cut} - P_i^d) \quad (9)$$

式中: T_l 表示第 l 条支路的潮流; A_{li} 为某种系统状态下支路潮流与注入功率的关联矩阵 $[A_{li}]$ 的元素; $T_{l,\max}$ 为支路 l 的最大传输容量; N_L 为系统支路总数; N_S 为系统母线总数。

为了便于描述, 本文用 P^g 、 P^w 、 C 、 $P^{w,cut}$ 、 p 分别表示由对应元素 P_i^g 、 P_i^w 、 C_i 、 $P_{i,n}^{w,cut}$ 、 p_n 所组成的列向量。

1.3 基于 CVaR 的支路潮流越限风险约束

传统支路潮流约束(8)难以刻画由风电的随机性和波动性引起的支路潮流波动。为此, 本文借助 CVaR 理论来度量高风电渗透率下的电力系统支路潮流越限风险。

下面先简单介绍 CVaR 理论。设随机变量 ω 的概率密度函数为 $\rho(\omega)$, 对于某一个阈值 α , 满足不等式约束 $f(x, \omega) \leq \alpha$ 的累积分布函数为

$$h(x, \alpha) = \int_{f(x, \omega) \leq \alpha} \rho(\omega) d\omega$$

其风险价值(value-at-risk, VaR)^[18]为

$$\text{VaR}_\beta(x) = \min\{\alpha \in R : h(x, \alpha) \geq \beta\} \quad (10)$$

式中: $\beta \in (0, 1)$ 为置信度。虽 VaR 能够在给定置信度 β 下量化最小风险值, 但不能捕捉尾部风险且缺乏次可加性, 对其计算较为复杂^[18]。为克服 VaR 的不足, 文献[18]提出了 CVaR 方法。它被定义为在特定置信度下超出 VaR 部分损失的条件均值, 即

$$\text{CVaR}_\beta(x) = \frac{1}{1-\beta} \int_{f(x, \omega) \geq \text{VaR}_\beta(x)} f(x, \omega) \rho(\omega) d\omega \quad (11)$$

文献[18]引入了一个辅助函数 $F_\beta(x, \alpha)$ 来计算 $\text{CVaR}_\beta(x)$, 即 $\text{CVaR}_\beta(x) = \min F_\beta(x, \alpha)$, 其中 $F_\beta(x, \alpha)$ 的表达式为

$$F_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{(1-\beta)} \int_{\omega \in R} [f(x, \omega) - \alpha]^+ \rho(\omega) d\omega \quad (12)$$

式中: $[\cdot]^+ = \max\{\cdot, 0\}$ 。

由于式(12)是一个高维积分, 对其直接计算较为困难。而在实际计算中, 大多是采用样本平均法对 ω 进行采样来逼近式(12), 其近似函数^[18]为

$$\tilde{F}_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{K(1-\beta)} \sum_{k=1}^K [f(x, \omega_k) - \alpha]^+ \quad (13)$$

式中: ω_k 为样本点; K 为样本点总数。当 $f(x, \omega)$ 关于 x 是凸函数时, $\tilde{F}_\beta(x, \alpha)$ 是关于 (x, α) 的凸函数。

下面利用 CVaR 理论来刻画电网支路潮流越限风险。首先根据支路潮流约束(8)定义电网支路安全裕度函数^[19]:

$$H(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}^w, \mathbf{P}^{w, \text{cut}}) = \max_{l=1, \dots, N_L} \frac{|T_l| - T_{l, \text{max}}}{T_{l, \text{max}}} \quad (14)$$

式(14)的取值范围是 $[-1, 0]$, 此时电网才能安全运行, 即满足支路潮流约束(8)。特别当式(14)取值为 0 时, 表明系统中至少有一条支路潮流已达到上限; 当取值为 -1 时, 系统中所有支路的潮流为 0。

基于 CVaR 理论, 给出支路潮流越限风险, 如式(15)所示。

$$\text{CVaR}_\beta^l(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}^{w, \text{cut}}) = \min_{\alpha \in \mathbb{R}} \left(\alpha + \frac{1}{K(1-\beta)} \sum_{k=1}^K [H(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}_k^w, \mathbf{P}^{w, \text{cut}}) - \alpha]^+ \right) \quad (15)$$

式中: $\text{CVaR}_\beta^l(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}^{w, \text{cut}})$ 是一个关于 $(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}^{w, \text{cut}})$ 的凸函数。于是支路潮流越限风险约束可表示为

$$\text{CVaR}_\beta^l(\mathbf{P}^g, \mathbf{C}, \mathbf{P}^{w, \text{cut}}) \leq -\gamma, l \in N_L \quad (16)$$

式中: γ 为支路 l 的安全阈值, 取值范围为 $(0, 1)$ 。

1.4 数据驱动下风电概率分布不确定集的构建

由于风电出力的真实概率分布难以获取, 本文通过已获得的风电出力历史数据建立风电出力的概率分布不确定集。

首先, 从已知的 M 个样本中筛选出有限的 N 个离散场景值, 用以表征风电出力的可能取值, 进而得到各离散场景的初始概率分布。鉴于 1-范数和 ∞ -范数在概率分布约束中的有效性, 以及它们在处理基于离散场景的 DRO 模型时能避免复杂的对偶转换, 故本文构建一个以各离散场景初始概率分布值 \mathbf{p}^0 为中心, 以 1-范数和 ∞ -范数为约束的概率分布不确定集, 以限制风电场景的概率分布值。

$$\tilde{\mathcal{P}} = \left\{ \mathbf{p} \begin{cases} p_n \geq 0, n \in N \\ \sum_{n=1}^N p_n = 1 \\ \sum_{n=1}^N |p_n - p_n^0| \leq \theta_1 \\ \max_{1 \leq n \leq N} |p_n - p_n^0| \leq \theta_\infty \end{cases} \right. \quad (17)$$

式中: $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_N]^T \in \tilde{\mathcal{P}}$ 为风电出力的概率; θ_1

和 θ_∞ 分别为在 1-范数和 ∞ -范数约束条件下允许的概率偏差限值; p_n^0 为通过可用历史数据得到的第 n 个离散场景的初始概率值。

根据文献[12]知, \mathbf{p} 满足式(18)和式(19)的置信度。

$$\Pr \left\{ \sum_{n=1}^N |p_n - p_n^0| \leq \theta_1 \right\} \geq 1 - 2N e^{-2M\theta_1/N} \quad (18)$$

$$\Pr \left\{ \max_{1 \leq n \leq N} |p_n - p_n^0| \leq \theta_\infty \right\} \geq 1 - 2N e^{-2M\theta_\infty} \quad (19)$$

当给定不确定性概率置信度 α_1 和 α_∞ 时, 由式(18)和式(19)可得

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{N}{2M} \ln \left(\frac{2N}{1-\alpha_1} \right) \\ \theta_\infty = \frac{1}{2M} \ln \left(\frac{2N}{1-\alpha_\infty} \right) \end{cases} \quad (20)$$

因此, 当适当取值 α_1 和 α_∞ 时, 通过式(20)和式(17)可实现对不确定集 $\tilde{\mathcal{P}}$ 波动范围进行限制。

针对高比例风电并网系统的随机性和波动性, 本文提出一类 DRO 模型式(1)一式(7)、式(16)和式(17)。它不仅融入了 RO 方法的思想, 而且还考虑了风力出力随机变量的概率统计特征, 使得该模型兼具鲁棒性和经济性。此外, 使用 CVaR 理论来度量支路潮流越限风险, 使得该 DRO 模型更能保障系统运行的安全性。

2 模型的求解

约束式(16)和式(17)中含有绝对值和 \max 函数, 故所提的 DRO 模型是一个非线性两阶段凸优化问题。由于问题具有非线性, 传统 CCG 方法难以直接用来求解本文所提 DRO 模型。

本文先对约束式(16)和式(17)进行等效线性化处理。引入两个辅助变量 $z^+ = \max\{z, 0\} \geq 0$ 和 $z^- = \max\{-z, 0\} \geq 0$, 将绝对值函数 $|z|$ 线性化为 $|z| = z^+ + z^-$, $z^+ \geq 0, z^- \geq 0$ 。对于 \max 函数, 以式(17)中的 $\max_{1 \leq n \leq N} |p_n - p_n^0| \leq \theta_\infty$ 为例, 可先将其转化为 $|p_n - p_n^0| \leq \theta_\infty, n \in N$, 然后再利用 z^+ 和 z^- 对其中的绝对值线性化。运用最优化理论^[19], 可视式(15)中的 α 为优化变量, 并将式(15)的 \min 直接去掉。对式(15)中 $[\cdot]^+$ 算子的线性化处理见文献[18]。此时, 所提 DRO 模型对应的第一、二阶段的优化问题都是线性的, 因此可采用 CCG 算法来求解。为了便于描述, 将本文提出 DRO 模型等价表示为

$$\min_x \left\{ \mathbf{a}^T \mathbf{x} + \max_{p_n \in \tilde{\mathcal{P}}} \min_{y_n} \sum_{n=1}^N p_n \mathbf{b}^T y_n \right\} \quad (21)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{y}_n + \mathbf{D}\boldsymbol{\xi}_n \geq \mathbf{d}, n \in N \quad (22)$$

$$\mathbf{E}\mathbf{x} \geq \mathbf{e} \quad (23)$$

$$\mathbf{F}\mathbf{y}_n \geq \mathbf{f}, n \in N \quad (24)$$

式中: $\boldsymbol{\xi}_n$ 为场景 n 下的风电预测出力; \mathbf{x} 表示第一阶段的决策变量 \mathbf{P}^E 和 α ; \mathbf{y} 表示第二阶段的决策变量 \mathbf{C} 和 $\mathbf{P}^{\text{w,cut}}$; $\mathbf{a}^T \mathbf{x}$ 表示常规发电机总发电成本; $\mathbf{b}^T y_n$ 为场景 n 下的系统切负荷损失和弃风损失之和; \mathbf{G} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{D} 、 \mathbf{E} 、 \mathbf{F} 、 \mathbf{a} 、 \mathbf{b} 、 \mathbf{e} 、 \mathbf{f} 均为模型中对应的系数矩阵或向量。式(22)表示功率平衡约束和支路安全风险约束, 即式(4)和式(6); 式(23)表示第一阶段决策变量的可行域, 即式(5); 式(24)表示第二阶段决策变量的可行域, 即式(6)和式(7)。

下面采用 CCG 算法求两阶段线性 DRO 问题式(21)一式(24)的全局最优解。将问题式(21)一式(24)分解为主问题(master problem, MP)和子问题(sub-problem, SP)。在子问题 SP 求解后得到最恶劣概率分布的条件之下, 求解 MP, 得到第一阶段最优解 \mathbf{x}^* , 并为原问题提供一个下界值 L_B 。其 MP 的计算公式 P_{MP} 为

$$P_{\text{MP}}: \min_{\mathbf{x}, y_n^k, \eta} \mathbf{a}^T \mathbf{x} + \eta \quad (25)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{y}_n^k + \mathbf{D}\boldsymbol{\xi}_n \geq \mathbf{d}, \forall k \leq m, n \in N \quad (26)$$

$$\eta \geq \sum_{n=1}^N p_n^k \mathbf{b}^T y_n^k, \forall k \leq m, n \in N \quad (27)$$

$$\mathbf{E}\mathbf{x} \geq \mathbf{e} \quad (28)$$

$$\mathbf{F}\mathbf{y}_n^k \geq \mathbf{f}, \forall k \leq m, n \in N \quad (29)$$

式中: η 为引入的辅助变量; y_n^k 为第 k 次迭代时间主问题添加的新变量; m 为迭代次数; p_n^k 为第 $k-1$ 次迭代后求解得到的第 n 个场景下的最恶劣概率分布值。

固定 \mathbf{x}^* , 求解 SP, 得到最恶劣概率分布 \mathbf{p}^* , 从而为原问题提供一个上界值 U_B , 并同时为 \mathbf{p}^* 传递给 MP 再进行下一次迭代。其 SP 计算公式 P_{SP} 为

$$P_{\text{SP}}: Q(\mathbf{x}^*) = \max_{p \in \tilde{\mathcal{P}}} \sum_{n=1}^N p_n \min_{y_n^k} \mathbf{b}^T y_n^k \quad (30)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{G}\mathbf{x}^* + \mathbf{B}\mathbf{y}_n^k + \mathbf{D}\boldsymbol{\xi}_n \geq \mathbf{d}, \forall k \leq m, n \in N \quad (31)$$

$$\mathbf{F}\mathbf{y}_n^k \geq \mathbf{f}, \forall k \leq m, n \in N \quad (32)$$

由于约束式(31)和式(32)中的变量 y_n^k 和不确定集 $\tilde{\mathcal{P}}$ 中的变量 \mathbf{p} 之间没有耦合关系, 因此可以先求解 SP 内层 min 问题, 再求外层 max 问题。CCG 算法的具体步骤如下:

1) 设置下界 $L_B = -\infty$; 上界 $U_B = +\infty$; 初始迭代次数 $m = 1$; 收敛精度 $\epsilon > 0$ 。

2) 对给定的概率分布, 求解 MP 式(25)一式(29), 获得最优解 (\mathbf{x}^*, η^*) 。更新下界 $L_B = \mathbf{a}^T \mathbf{x}^* + \eta^*$ 。

3) 固定 \mathbf{x}^* , 求解 SP 式(30)一式(32), 得到目标函数值 $Q(\mathbf{x}^*)$ 和最恶劣条件下的概率分布值 \mathbf{p}_n^* 。更新上界 $U_B = \min\{U_B, \mathbf{a}^T \mathbf{x}^* + Q(\mathbf{x}^*)\}$ 。

4) 若 $U_B - L_B < \epsilon$, 则停止迭代, 并输出结果。否则, 更新主问题中最恶劣概率分布 $\mathbf{p}_n^{m+1} = \mathbf{p}_n^*$, 向主问题中添加新的变量 y_n^{m+1} 和与之相关的约束条件式(31)和式(32)。

5) $m = m + 1$, 返回步骤 2)。

3 可靠性评估指标与流程

3.1 可靠性评估指标

电能不足期望(expected energy not supplied, EENS)用于描述系统在给定时间区间内的切负荷期望; 电力不足概率(loss of load probability, LOLP)用于描述系统发生切负荷的概率, 其对应表达式为

$$E_{\text{EENS}} = T \sum_{s \in S} P(s) C(s) \quad (33)$$

$$P_{\text{LOLP}} = \sum_{s \in S} P(s) \quad (34)$$

式中: T 为给定时间区间小时数(通常取 8760 h); S 为系统出现切负荷的状态集; $P(s)$ 为系统状态 s 的概率; $C(s)$ 为系统状态 s 下的切负荷量。

3.2 可靠性评估流程

含高比例风电电力系统运行可靠性评估的流程主要分为系统状态选取, 系统状态分析和系统可靠性指标计算 3 个步骤, 如图 1 所示。

1) 系统状态选取: 利用 MCS 法对系统元件状态进行抽样, 获取系统状态 s 。

2) 系统状态分析: 对状态 s 下的系统进行潮流计算并根据计算结果判断是否需要切负荷。若需要, 则采用 CCG 算法对模型式(21)一式(24)进行最小切负荷计算。若不需要, 直接进入系统可靠性指标计算。

3) 系统可靠性指标计算: 根据系统切负荷量计算可靠性指标 EENS 和 LOLP。并通过抽样次数 N_{MCS} 和 EENS 的方差系数 V_{EENS} 来判断是否收敛。若 V_{EENS} 满足收敛精度且抽样次数 N_{MCS} 超过预设总抽样次数, 则退出计算; 否则, 返回系统状态选取。

4 数值仿真

4.1 算例参数

本文选取 IEEE-RTS79 节点系统进行数值仿真。

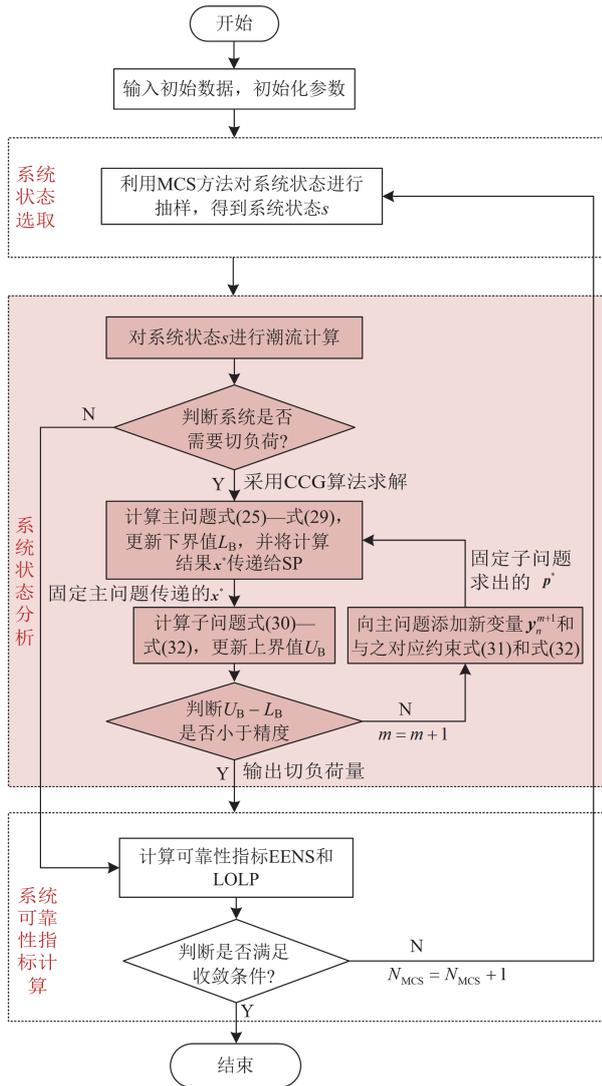


图1 电力系统运行可靠性评估流程图

Fig. 1 Flowchart of operation reliability assessment of power systems

该系统包含 24 个母线节点, 32 个常规发电机和 33 条支路, 总装机容量为 3405 MW, 负荷峰值为 2850 MW^[21]。风机接入母线节点 1、2 和 13, 如图 2 所示, 风机容量均为 150 MW。除了在系统中接入相应风机外, 还用风电机组替换掉功率相同的部分常规发电机组^[22-23]以达到相应场景的风电渗透率。本文假定负荷为峰值负荷。考虑风电出力误差范围服从以预测出力为均值、0.2 倍均值为方差的正态分布, 随机生成 10 000 个样本。通过 K-means 方法^[15]聚类得到 10 类典型场景。该仿真在处理器为 Intel (R) Core (TM) i5-7300HQ CPU @ 2.50 GHz, 内存为 8 GB 的计算机上使用 Matlab 编程, 利用 Yalmip 调用 Gurobi 进行求解。

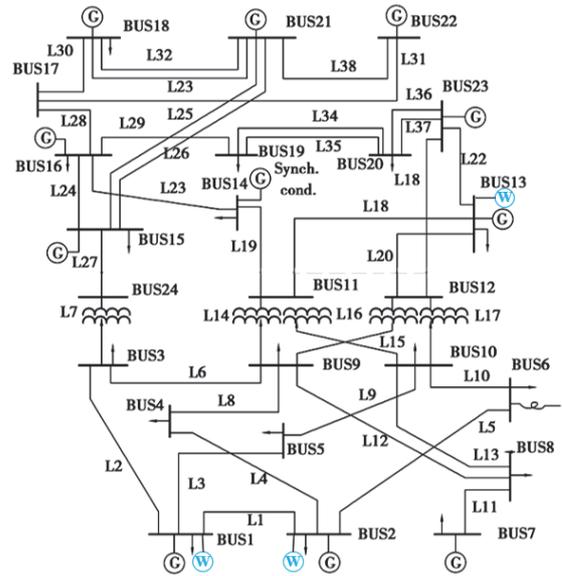


图2 风电接入后的 IEEE-RTS79 系统

Fig. 2 IEEE-RTS79 system integrated with wind power

4.2 可靠性评估指标分析

下面考虑不同风电渗透率对系统可靠性的影响。设置 DRO 方法中不确定性概率置信度 α_1 和 α_∞ 均为 0.9; CVaR 置信度 β 为 0.99; 支路安全阈值 γ 为 0.2。

1) 对不同风电渗透率下的系统运行可靠性分析。为验证 DRO 方法的有效性, 本文对比了 DRO 方法、SO 方法^[11]和 RO 方法^[20]的可靠性指标结果。首先给出了风电渗透率为 30% 场景下 3 种方法的可靠性指标结果, 如表 1 所示。

表 1 风电渗透率 30% 下的系统可靠性指标计算结果

Table 1 Calculation results of system reliability index at 30% wind power penetration rate

方法	EENS/(MWh/年)	LOLP
SO	19 961	0.0130
DRO	110 154	0.0681
RO	154 649	0.0863

由表 1 可看出, 当渗透率为 30% 时, SO 方法的 EENS 为 19 961 MWh/年, LOLP 为 0.0130, 均低于 DRO 方法, 这是由于 DRO 方法考虑了最恶劣的风电出力概率分布, 使得模型更具有鲁棒性。RO 方法的 EENS 为 154 649 MWh/年, LOLP 为 0.0863, 均高于 DRO 方法, 其主要原因是 RO 方法仅考虑极端场景下的风电出力, 而未充分考虑风电出力的概率分布信息, 导致其结果过于保守。

图 3 给出了 3 种方法在不同风电渗透下的可靠

性指标 EENS 和 LOLP 的变化趋势。从图 3 可以看出, SO 方法在风电渗透率大于 40% 时, EENS 和 LOLP 呈现出较明显的上升趋势。RO 方法在风电渗透率大于 35% 时, EENS 和 LOLP 呈现出显著上升趋势。这表明风电渗透率的增加对系统可靠性影响较大。随着风电渗透率的不断增加, DRO 方法的 EENS 和 LOLP 增长趋势较缓慢, 其指标值介于 SO 方法和 RO 方法之间。这表明 DRO 方法在处理不确定性因素时更具鲁棒性。

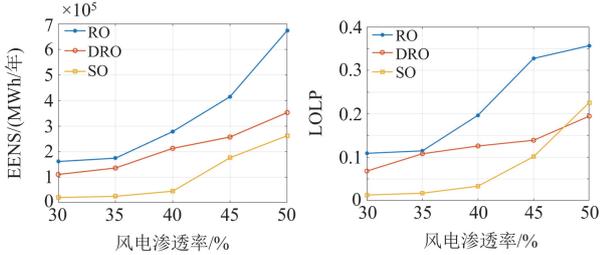


图 3 3 种方法在不同风电渗透率下的 EENS 和 LOLP

Fig. 3 EENS and LOLP of the three methods at different wind power penetration rates

2) 分析 DRO 方法中支路安全阈值 γ 和 CVaR 置信度 β 对可靠性指标的影响。选取风电渗透率 40% 的场景下进行参数敏感性分析, 结果见图 4。

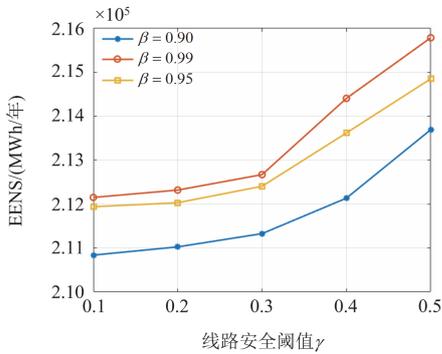


图 4 不同置信度和不同支路安全阈值下的 EENS

Fig. 4 EENS of different power line safety thresholds at different confidence levels

由图 4 可看出, 对给定的置信度水平, 支路安全阈值 γ 的增大会导致 EENS 指标的增大。这一方面是由于 γ 的增大为支路越限留出了更多安全裕度, 使系统更具安全性。但在峰值负荷时某些支路潮流过大, 为避免支路潮流越限需切除更多负荷。另外一方面, 在相同安全阈值 γ 下, 当置信度水平 β 增大时, EENS 也随之增大。这是由于 β 取值越大表示对系统支路安全性的要求就越高, 进而需要切除更多负荷来满足高置信度下的系统安全性。

4.3 经济成本分析

1) 不同方法的经济成本对比分析。表 2 给出了风电渗透率为 30% 场景下 DRO 方法、SO 方法和 RO 方法的经济成本对比结果。

表 2 3 种方法的经济成本对比

Table 2 Economic cost comparison of three methods

方法	成本/美元
SO	27 046
DRO	32 663
RO	35 138

从表 2 看出, 使用 SO、DRO、RO 方法计算出的成本费用分别为 27 046、31 102、35 138 美元。可以发现, 相比 RO 方法, DRO 方法更具有经济性。虽然 SO 方法更经济, 但相比 DRO 方法缺乏鲁棒性。

2) 分析 DRO 方法中支路安全阈值 γ 和置信度 β 对经济性指标的影响。选取风电渗透率 40% 的场景下进行参数敏感性分析, 结果如图 5 所示。

从图 5 可看出, 在固定置信度 β 下, 随着支路安全阈值 γ 的增大, 系统经济成本也随之增大。在固定支路安全阈值 γ 下, β 越大系统经济成本也越大。这是由于系统为了保证安全性进行了部分切负荷, 进而导致系统经济性变差, 即牺牲了系统经济性来换取系统安全性。

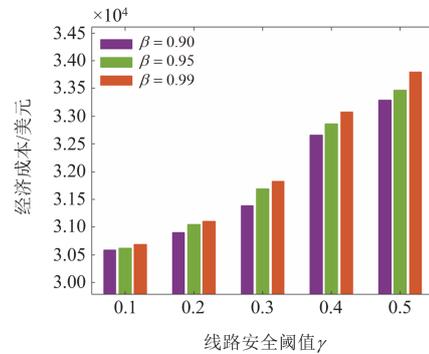


图 5 不同置信度和不同支路安全阈值下的经济成本

Fig. 5 Economic cost of different power line safety thresholds at different confidence levels

3) 分析 DRO 方法中不确定集的置信度 α_1 和 α_∞ 对经济成本的影响, 其结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出, 随着 α_1 和 α_∞ 的不断增大, 系统总成本也随之不断增大。这是由于当 α_1 和 α_∞ 增大时, 不确定集允许的概率偏差也在增大, 这就增加了系统的不确定性, 导致总成本增大。另外, 当 α_1 大于 α_∞ 时, 增大 α_1 不会使系统发生明显变化, 这是由于当 α_1 取值过大时, 在 1-范数和 ∞ -范数约束中, 1-范数

约束总是满足的, 此时起约束作用的是 ∞ -范数。

表 3 不确定集的不同置信度下的总成本对比

Table 3 Comparison of total cost of uncertainty set at different confidence levels

α_1	总成本/美元			
	$\alpha_{\infty} = 0.2$	$\alpha_{\infty} = 0.5$	$\alpha_{\infty} = 0.9$	$\alpha_{\infty} = 0.99$
0.2	32 481	32 513	32 588	32 631
0.5	32 481	32 522	32 613	32 674
0.9	32 481	32 522	32 663	32 792
0.99	32 481	32 522	32 663	32 864

4.4 算法性能分析

分析 CCG 算法求解 DRO 模型的性能。算法求解迭代过程如表 4 所示。从表 4 可看出, 经过两次迭代算法收敛, CCG 算法能快速求解本文的 DRO 模型。

表 4 CCG 算法求解结果

Table 4 Calculation result of CCG algorithm

迭代次数	U_B /美元	L_B /美元
1	32 663	28 500
2	32 663	32 663

5 结论

本文考虑高比例风电给电力系统带来的不确定性, 结合 CVaR 理论, 提出了一类基于数据驱动的两阶段 DRO 最小费用模型, 根据仿真结果分析, 得出以下结论。

1) 本文所提 DRO 方法在处理不确定性和提高电力系统可靠性方面相比 SO 方法和 RO 方法具有显著优势, 特别适合高风电渗透率场景。

2) DRO 方法综合了 SO 方法与 RO 方法的特点, 有效兼顾了经济性与鲁棒性。

3) 对于本文考虑的支路潮流越限风险约束, 利用 CVaR 理论分析得到: 随着置信度 β 和支路安全阈值 γ 的增大, 系统会通过牺牲经济性来换取安全性。

4) 本文设计的 CCG 算法能快速求解 DRO 模型。

后续研究拟将本文提出的 DRO 模型和方法应用到更复杂的交流潮流场景中。

参考文献

[1] 卓振宇, 张宁, 谢小荣, 等. 高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 171-191.
ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191.

[2] 姜海洋, 杜尔顺, 朱桂萍, 等. 面向高比例可再生能源

电力系统的季节性储能综述与展望[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19): 194-207.

JIANG Haiyang, DU Ershun, ZHU Guiping, et al. Review and prospect of seasonal energy storage for power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 194-207.

[3] LIU S, YAN J, YAN Y, et al. Joint operation of mobile battery, power system, and transportation system for improving the renewable energy penetration rate[J]. Applied Energy, 2024, 357: 122-135.

[4] 赵渊, 周家启, 刘洋. 发输电组合系统可靠性评估中的最优负荷削减模型分析[J]. 电网技术, 2004, 28(10): 34-37.

ZHAO Yuan, ZHOU Jiaqi, LIU Yang. Analysis of optimal load shedding model in reliability evaluation of composite generation and transmission systems[J]. Power System Technology, 2004, 28(10): 34-37.

[5] 陈凡, 张继聪, 赵美莲, 等. 考虑负荷重分配攻击的电力系统运行可靠性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 160-168.

CHEN Fan, ZHANG Jicong, ZHAO Meilian, et al. Operational reliability evaluation for power systems considering load redistribution attack[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8): 160-168.

[6] 马燕峰, 骆泽榕, 赵书强, 等. 基于改进蒙特卡洛混合抽样的含风光电力系统风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 75-83.

MA Yanfeng, LUO Zerong, ZHAO Shuqiang, et al. Risk assessment of a power system containing wind power and photovoltaic based on improved Monte Carlo mixed sampling[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 75-83.

[7] 邵成成, 任孟极, 徐天元, 等. 基于分类-回归卷积神经网络的新能源电力系统可靠性评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(23): 9134-9144.

SHAO Chengcheng, REN Mengji, XU Tianyuan, et al. Renewable power system reliability evaluation method based on classification-regression convolutional neural networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(23): 9134-9144.

[8] LI X, XIE K, SHAO C, et al. A region-based approach for the operational reliability evaluation of power systems with renewable energy integration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 3389-3400.

[9] 朱睿, 胡博, 谢开贵, 等. 含风电-光伏-光热-水电-火电-储能的多能源电力系统时序随机生产模拟[J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3246-3253.

ZHU Rui, HU Bo, XIE Kaigui, et al. Sequential probabilistic

- production simulation of multi-energy power system with wind power, photovoltaics, concentrated solar power, cascading hydro power, thermal power and battery energy storage[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(9): 3246-3253.
- [10] 王辉东, 高晋坤, 黄佳斌, 等. 考虑数据中心负载灵活性的电力系统运行可靠性评估方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(21): 96-105.
WANG Huidong, GAO Jinkun, HUANG Jiabin, et al. Power system operational reliability evaluation method considering data center load flexibility[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(21): 96-105.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 高万胜, 蔺红. 考虑配电网灵活性不足风险的分布鲁棒低碳优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(16): 49-61.
GAO Wansheng, LIN Hong. Distributionally robust low-carbon optimal scheduling considering flexibility deficiency risk in a distribution network[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(16): 49-61.
- [14] ESTEBAN-PEREZ A, MORALES J M. Distributionally robust optimal power flow with contextual information[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 306(3): 1047-1058.
- [15] 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.
- [16] DUAN C, FANG W, JIANG L, et al. Distributionally robust chance-constrained approximate AC-OPF with Wasserstein metric[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(5): 4924-4936.
- [17] 卫志农, 徐昊, 陈胜, 等. 基于深度学习的直流配电网分布鲁棒优化调度方法[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(10): 87-94.
WEI Zhinong, XU Hao, CHEN Sheng, et al. Distributionally robust optimal dispatching method of DC distribution network based on deep learning[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(10): 87-94.
- [18] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Conditional value-at-risk for general loss distributions[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2002, 26(7): 1443-1471.
- [19] 易国伟, 童小娇, 周鹏, 等. CVaR 和 EVaR 安全运行风险管理下的电力系统经济调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(8): 49-56.
YI Guowei, TONG Xiaojiao, ZHOU Peng, et al. Power system economic dispatch under CVaR and EVaR security operation risk management[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(8): 49-56.
- [20] 张亚超, 朱蜀, 谢仕炜. 基于动态模糊集的多阶段数据驱动鲁棒机组组合模型[J]. *电网技术*, 2022, 46(6): 2190-2200.
ZHANG Yachao, ZHU Shu, XIE Shiwei. Multi-stage data-driven robust unit commitment based on dynamic ambiguity set[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(6): 2190-2200.
- [21] SUBCOMMITTEE P M. IEEE reliability test system[J]. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1979(6): 2047-2054.
- [22] 谢开贵, 赵宇生, 胡博, 等. 考虑风电主动参与频率控制的电力系统运行可靠性评估[J]. *电网技术*, 2023, 47(1): 41-54.
XIE Kaigui, ZHAO Yusheng, HU Bo, et al. Operational reliability assessment of power system considering active participation of wind power in frequency control[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(1): 41-54.
- [23] KARANAM A N, SHAW B. A new two-degree of freedom combined PID controller for automatic generation control of a wind integrated interconnected power system[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2022, 7(2): 1-16.

收稿日期: 2024-08-02; 修回日期: 2024-11-01

作者简介:

周焱桥(1999—), 男, 硕士, 研究方向为含可再生能源的电力系统可靠性分析; E-mail: 1187579040@qq.com

李觉友(1980—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电力系统可靠性分析。E-mail: lijueyou@cqnu.edu.cn

(编辑 石晋美)