

一种考虑新能源电站出力不确定性的 采样鲁棒无功优化方法

吴应双¹, 冯祥勇², 王寅¹, 陈锐¹, 林舜江²

(1. 贵州电网有限责任公司电力调度控制中心, 贵州 贵阳 550005; 2. 华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要:随着新能源电站的大量并网,其出力的随机波动给电力系统无功电压控制带来很大影响。为此,提出一种考虑新能源电站出力不确定性的采样鲁棒无功优化方法。首先,考虑新能源电站出力随机波动引起的发电机有功出力变化,建立电力系统不确定性无功优化模型。其次,基于采样鲁棒优化方法将此模型转化为双层优化模型,上层模型在平均最恶劣场景下寻找最小化有功网损的发电机机端电压、变压器变比和并联电容器投入组数;下层模型在各采样点附近的盒式集合中寻找对应的最恶劣场景。然后,为了考虑同种新能源电站间出力的相关性,利用 Nataf 变换及其逆变换,将独立正态空间的采样点转化为相关的原样本空间的采样点;再利用列与约束生成算法对双层优化模型进行交替迭代求解。最后,对修改的 IEEE 39 节点系统和实际贵州电网算例进行分析计算,验证所提出方法的正确性和有效性。

关键词:新能源电站;不确定性优化;无功优化;采样鲁棒优化;Nataf变换;相关性

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2023.02.010 中图分类号:TM732 文章编号:1673-9140(2023)02-0084-12

A sample robust reactive power optimization approach considering the power output uncertainty of renewable energy stations

WU Yingshuang¹, FENG Xiangyong², WANG Yin¹, CHEN Rui¹, LIN Shunjiang²

(1. Power Dispatching and Control Center, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550005, China;

2. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: With a large number of renewable energy stations connected to power grid, their stochastic power outputs have a great impact on the reactive power and voltage control of power system. To this end, a sample robust reactive power optimization approach is proposed considering the power output uncertainty of renewable energy stations. Firstly, considering the variation of generator active power output caused by the random output fluctuation of renewable energy stations, an uncertain reactive power optimization model of power system is established. Secondly, based on the sample robust optimization method, the optimization model is transformed into a two-level optimization model. The upper-level model searches for the generator terminal voltages, transformer ratios and number of shunt capacitor switching groups that minimize the active power network loss under the average worst-case scenario. The lower-level model searches for the worst scenario in the box uncertainty set near each sample point. Next, in order to consider the correlation between the power output of the same type of renewable energy stations, the sample points in the independent normal space are transformed into the sample points in the relevant original sample space by using the relationship between Nataf transform and its

收稿日期:2021-11-16;修回日期:2022-04-12

基金项目:国家自然科学基金(51977080);贵州电网有限责任公司科技项目(0002200000082349)

通信作者:林舜江(1980—),男,博士,副研究员,博士生导师,主要从事电力系统优化与控制的研究;E-mail:linshj@scut.edu.cn

inverse transform. Then, the column and constraint generation algorithm is used to solve the two-layer optimization model alternately and iteratively. Finally, through the analysis and calculation of the modified IEEE 39 bus system and the actual Guizhou power grid, the correctness and effectiveness of the proposed method is verified.

Key words: renewable energy station; uncertainty optimization; reactive power optimization; sample robust optimization; Nataf transformation; correlation distribution

电力系统无功优化是在满足系统各种运行约束下,优化调节各个发电机组的机端电压、可投切电容器的组数和有载调压变压器的变比档位等,从而改善电网各节点电压质量,并降低系统网损,实现电力系统的安全经济运行^[1]。随着风力和光伏发电等新能源的大量接入,新能源在系统中的占比越来越大,新能源出力的随机波动使得电网潮流分布和电压水平的随机波动性不断增大。因此,针对含新能源电站的电力系统进行无功优化调控,对于应对新能源出力的随机波动性、改善电网的电压质量具有十分重要的意义^[2]。

传统的无功优化模型往往以最小化网损或者最小化电压偏差为目标的确定性优化模型。但是,为了应对新能源出力不确定性对系统运行状态的影响,必须采用不确定变量描述新能源出力以建立无功优化模型。随机优化方法是一种应对新能源出力不确定性的常用方法^[3-5],其假设不确定变量服从某种确定性概率分布,并且在该概率分布下产生多个场景,每个场景对应着一个离散的概率值,通过在模型中优化多个场景下的目标函数期望值,以考虑新能源出力的不确定性。文献[3]以有功功率损耗和电压稳定指标最小化为目标建立了计及风电与负荷不确定性的多目标随机无功优化调度模型;文献[4-5]通过生成大量场景来描述风电的不确定性,并提出了相应的启发式算法用于加速随机无功优化模型的求解。在随机优化模型的基础上,产生了一种采样平均近似模型^[6-7],该模型的每个采样点对应着一个随机变量出力的确定场景值,且每个采样点发生的概率相等,是随机优化模型的一种近似。采样平均近似模型不需假设随机变量服从某种分布,可利用历史数据获得采样点时能包含更多历史数据信息。但随机优化和采样平均近似优化方法的缺点都是需要大量的场景才能较为客观地描述不确定性,而实际中往往并不具备这样的条件,只能采用有限数目的场景进行优化计算,使得

决策结果往往过于经济。

鲁棒优化是一类基于区间扰动信息的不确定性决策方法,其目标在于实现不确定变量最劣情况下的最优决策,即通常所谓的最大最小决策问题^[8]。其假设不确定变量在一个不确定集合中波动,并且在优化中寻找该集合中最恶劣的场景,在该场景下进行优化决策,并要求不确定变量在其集合中的任意波动场景下系统的运行状态都能满足约束条件。文献[9]提出一种基于二阶段鲁棒优化模型无功电压优化控制方法,并采用列与约束生成(column-and-constraint generation, C&CG)算法进行求解;文献[10]考虑可再生分布式电源出力的随机性,采用极限场景法建立了主动配电网重构与无功电压调整联合优化模型。由于鲁棒优化关注不确定变量波动的边界情况,具有不需要知道不确定变量的精确概率分布形式、计算快捷等优点,在解决考虑新能源站出力不确定性的电力系统运行问题中得到了广泛应用。然而,鲁棒优化虽然能够得到比较安全的决策结果,但是在最恶劣场景下进行优化决策往往会导致决策结果过于保守。而文献[11]提出了一种结合采样平均近似模型和鲁棒优化模型的采样鲁棒方法,能够同时结合随机优化和鲁棒优化2种方法的优点,在应对不确定性方面体现出了良好性能。本文将在无功优化计算中应用这一方法来应对新能源出力的不确定性。

随着大量新能源电站并网接入电力系统,除了考虑新能源出力的不确定性,新能源电站功率之间的相关性同样会对无功优化计算结果产生很大影响。目前已经有部分学者对此展开研究^[12-14]。文献[12]提出利用K-means聚类和Copula函数建立风电出力的场景概率模型,能够通过具有相关性的场景来描述风电出力间的相关性,但最优K-means聚类数难以获得;文献[13]提出了计及风速相关性的概率可靠性评估方法,采用自回归滑动平均模型对风速相关性进行建模,但是需要大量的历史数据才

能建立起较准确描述相关性的自回归滑动平均模型;文献[14]将 Nataf 变换与随机抽样结合起来,能够生成包含随机变量相关性的采样点,并通过算例分析表明其具有良好的准确性。相比而言,Nataf 变换法能够更方便地反映采样数据之间的相关性。

综合考虑上述问题,本文首先建立考虑新能源电站出力不确定性的无功优化模型;然后基于采样鲁棒优化方法将此模型转化为双层优化模型;再利用列与约束生成算法对所建立的双层优化模型进行求解;并通过 Nataf 变换和逆变换生成考虑同种新能源电站出力相关性的采样点。最后,以修改的 IEEE 39 节点系统和实际贵州电网为例,验证所提出模型和算法的正确有效性。

1 考虑新能源电站出力不确定性的无功优化模型

所构建的无功优化模型以发电机机端电压、并联电容器的投入组数、有载调压变压器的变比档位为决策变量,以最小化网络有功损耗为目标,并要求满足节点电压安全等约束,同时考虑系统中新能源电站出力的不确定性。

1.1 目标函数

设系统中共有 N_B 个节点,以最小化有功网损为目标,则无功优化模型的目标函数为

$$\min \sum_{i=1}^{N_B} (P_{Gi} - P_{Li}) \quad (1)$$

式中, P_{Gi} 为节点 i 的发电机有功出力,若该节点无发电机或新能源电站接入,则 $P_{Gi}=0$; P_{Li} 为节点 i 的有功负荷。

1.2 系统运行约束

系统各节点的功率平衡方程和发电机节点电压方程为

$$P_{Gi} - P_{Li} = e_i \sum_{j=1}^{N_B} (G_{ij} e_j - B_{ij} f_j) + f_i \sum_{j=1}^{N_B} (G_{ij} f_j + B_{ij} e_j) \quad (2)$$

$$Q_{Gi} + Q_{Ci} - Q_{Li} = f_i \sum_{j=1}^{N_B} (G_{ij} e_j - B_{ij} f_j) - e_i \sum_{j=1}^{N_B} (G_{ij} f_j + B_{ij} e_j) \quad (3)$$

$$V_{Gi}^2 = e_i^2 + f_i^2, i \in S_G \quad (4)$$

式(2)~(4)中, Q_{Gi} 为节点 i 的发电机无功出力,若该节点无发电机接入,则取 0;若节点 i 接入新能源电站,则 $P_{Gi}=P_{REi}$ 、 $Q_{Gi}=Q_{REi}$; Q_{Li} 为节点 i 的无功负荷; Q_{Ci} 为节点 i 的并联电容器无功出力; e_i 、 f_i 分别为节点 i 电压的实部和虚部; V_{Gi} 为发电机节点 i 的机端电压幅值; S_G 为发电机节点集合; $Y_{ij}=G_{ij}+jB_{ij}$ 为节点 i 与 j 之间的互导纳。

系统运行中还需满足并联电容器无功出力的离散特性约束、可调变压器变比的离散特性约束、发电机有功和无功出力上下限约束、包含发电机节点各节点电压幅值上下限约束,分别为

$$Q_{Ci} = t_{Ci} Q_{step}, t_{Ci} = 0, 1, 2, \dots, t_{Ci, max} \quad (5)$$

$$k_{ij} = t_{ij} \lambda_{step} + k_{ij, min}, t_{ij} = 0, 1, 2, \dots, t_{ij, max} \quad (6)$$

$$P_{Gi, min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi, max} \quad (7)$$

$$Q_{Gi, min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi, max} \quad (8)$$

$$V_{i, min}^2 \leq e_i^2 + f_i^2 \leq V_{i, max}^2 \quad (9)$$

式(5)~(9)中, Q_{Ci} 、 t_{Ci} 分别为节点 i 可投切电容器的投入容量和投入组数; k_{ij} 、 t_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间有载调压变压器的变比和变比档位; $t_{Ci, max}$ 、 $t_{ij, max}$ 分别为 t_{Ci} 、 t_{ij} 可调的最大整数值; Q_{step} 为电容器容量分组投切步长; λ_{step} 为变压器变比调节步长; $k_{ij, min}$ 为变比最小值; $P_{Gi, max}$ 、 $P_{Gi, min}$ 分别为节点 i 的发电机有功出力最大值和最小值; $Q_{Gi, max}$ 、 $Q_{Gi, min}$ 分别为节点 i 的发电机无功出力的最大值和最小值; $V_{i, max}$ 、 $V_{i, min}$ 分别为节点 i 电压幅值的上限和下限。

实际电网运行中对于电容器投切及变压器变比档位的调节次数在一定时间内是有限制的,频繁调节会影响设备的使用寿命。因此,引入以下公式来限制优化计算过程中电容器投切及变压器变比档位的调节次数,即

$$-N_{Qmax} \leq t_{Ci} - t_{C0i} \leq N_{Qmax} \quad (10)$$

$$-N_{Kmax} \leq t_{ij} - t_{0ij} \leq N_{Kmax} \quad (11)$$

式(10)、(11)中, t_{C0i} 、 t_{0ij} 分别为节点 i 并联电容器的初始投入组数和节点 i 、 j 之间有载调压变压器变比的初始档位; N_{Qmax} 、 N_{Kmax} 分别为并联电容器投切和有载调压变压器变比档位每次优化调整的最大允许调节次数。

在无功优化调控过程中,随着新能源电站出力的不确定波动,由于各个发电机需要调节其旋转变容量来平衡新能源电站出力波动,故有功出力会

随之变化。因此,与传统确定性无功优化中认为除平衡节点的发电机有功出力外其余节点的常规发电机有功出力皆为定值不同,由于仅依靠平衡节点的有功调整无法平衡系统中大量新能源电站出力的不确定波动量,故在所建立的不确定无功优化模型中,除平衡节点发电机的有功出力 P_{G_n} 是变量外,其余节点的发电机有功出力也都是变量。这是大量新能源站接入电力系统的无功优化模型与传统确定性无功优化模型的重要差别。

1.3 新能源电站功率约束

目前的新能源电站主要为风电场和光伏电站。风电场和光伏电站出力的波动性分别来源于风速和光照强度的不确定波动。假定风速 v 服从两参数 Weibull 分布^[15], 太阳辐射强度 r 服从两参数 beta 分布^[16-17], 则它们的概率密度函数分别为

$$f(v) = \frac{k}{c} \cdot \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (12)$$

$$f(r) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \left(\frac{r}{r_{\max}}\right)^{\alpha-1} \left(1 - \frac{r}{r_{\max}}\right)^{\beta-1} \quad (13)$$

式(12)、(13)中, k, c 分别为 Weibull 的形状参数和尺度参数; v 为实际风速; r, r_{\max} 分别为太阳光照的辐射强度和最大辐射强度; $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数; α, β 为 beta 分布的 2 个形状参数。

通过抽样法获得风速或光照辐射强度的样本后,可近似求得风电场或光伏电站的有功出力样本^[15], 计算公式分别为

$$P_{wi} = \begin{cases} 0, & v \leq v_{in} \text{ or } v > v_{out} \\ P_{wi}^{\text{rated}} \cdot \frac{v^3 - v_{in}^3}{v_{\text{rated}}^3 - v_{in}^3}, & v_{in} \leq v \leq v_{\text{rated}} \\ P_{wi}^{\text{rated}}, & v_{\text{rated}} \leq v \leq v_{out} \end{cases} \quad (14)$$

$$P_{pi} = r A_{pi} \eta_{pi} \quad (15)$$

式(14)、(15)中, $v_{in}, v_{\text{rated}}, v_{out}$ 分别为风机的切入、额定、切出风速; P_{wi}^{rated} 为风电场的额定输出功率; A_{pi} 为光伏板的面积; η_{pi} 为光伏功率转换效率; 当节点 i 接入风电场, 则 $P_{REi} = P_{wi}$; 当节点 i 接入光伏电站, 则 $P_{REi} = P_{pi}$ 。

假设新能源电站采用恒功率因数控制方式, 功率因数角为 φ_i , 则其无功出力 Q_{REi} 可以表示为

$$Q_{REi} = P_{REi} \tan \varphi_i \quad (16)$$

以向量 x, y 分别表示上述无功优化模型的离散

变量和连续变量, 即 $x = \{t_{Ci}, t_{ij}\}, y = \{P_{Gi}, Q_{Gi}, V_{Gi}, Q_{Ci}, k_{ij}, Y_{ii}, Y_{jj}, Y_{ij}, Y_{ji}, e_i, f_i\}$ 。 ξ 表示新能源电站出力 $\{P_{REi}, Q_{REi}\}$, 为不确定变量。考虑新能源电站功率不确定性的无功优化模型可表示为

$$\begin{cases} \min_{x,y} c_1^T y \\ \text{s.t. } g(x, y, \xi) = 0 \\ h(x, y, \xi) \leq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中, c_1 为系数矩阵; 等式约束包括式(2)~(6); 不等式约束包括式(7)~(11)。

由于上述无功优化模型中含有新能源电站出力的不确定变量、投切电容器组数和变比档位对应的离散变量以及潮流方程的非线性约束, 因此, 该模型是不确定性混合整数非线性规划模型, 难以直接求解, 需要寻找合适的求解方法。

2 基于采样鲁棒优化的不确定无功优化模型求解方法

上述建立的不确定性无功优化模型需要转化为确定性优化模型才能求解。场景法通过假设随机变量服从某种经验分布, 在该概率分布下, 抽样出一系列离散场景来反映随机变量的不确定性。但是, 该方法无法覆盖到随机变量在抽样出的离散场景点之间的区域, 使得决策结果往往偏乐观, 存在一定的安全隐患。因此, 采样鲁棒优化方法在场景法获得的每个采样点中, 引入一个盒式不确定集合来考虑新能源电站出力在采样的离散场景点附近的不确定波动区域。

常规两阶段采样鲁棒优化模型的表达式^[11]为

$$\begin{cases} \min_{u \in \mathbb{R}^m} f_1(u) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_{\xi_i \in \Phi_s, z_i \in \mathbb{R}^n} f_2(z_i) \\ \text{s.t. } G(u, z_s, \xi_s) \leq 0 \\ h(u, z_s, \xi_s) = 0 \\ \forall \xi_s \in \Phi_s, s \in \{1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (18)$$

式中, N 为采样点数; u, z_s 分别为第 1 阶段和第 2 阶段变量; ξ_s 为随机变量; Φ_s 为第 s 个采样点对应的不确定集合, $\Phi_s = \{\xi_s \in \Theta \mid \|\xi_s - \bar{\xi}_s\| \leq \epsilon_s\}$, 其中, Θ 为随机变量 ξ_s 的测度空间, $\Theta = \{\xi_s \in \mathbb{R}^d \mid Q\xi_s \leq q\}$; $\bar{\xi}_s$ 为随机变量 ξ_s 的采样点; ϵ_s 为控制不确定性集合的参

数,且 $\epsilon_s \geq 0$;当 $\epsilon_s = 0$ 时,模型等同于采样平均近似模型;当 $N=1$ 时,模型转变为传统鲁棒优化模型。

采样鲁棒优化模型在不牺牲样本平均特征的前提下,考虑了基于场景抽样的随机优化方法不能考虑样本点外的不确定性信息,并且可以证明,当 N 趋于无穷大、 ϵ_s 无限接近0时,采样鲁棒优化模型是渐近最优的^[11]。式(18)是采样鲁棒优化模型应用在两阶段优化中的常用形式,其基本思想是不仅考虑不同采样点,且每个采样点都对应着一个不确定集合,通过控制采样点的数量以及不确定集合的大小,可以控制优化模型在应对不确定性方面的性能。

基于采样鲁棒优化方法,本文建立考虑新能源电站出力不确定性的双层无功优化模型。上层无功优化主问题在平均最恶劣场景下优化有功网损,该平均最恶劣场景由下层求得的各个最恶劣场景综合取平均值得到,体现了下层各个采样点及其不确定集合的平均性能。上层无功优化得到最优解,并且将最优的变比档位、投切电容器组数和发电机机端电压传递至下层各个采样点模型进行求解,求取每个采样点对应的不确定集合中的最恶劣场景。

2.1 上层优化模型

上层优化模型在最恶劣风光出力场景的平均场景下进行无功优化,确定最优的发电机机端电压、变比档位和投切的电容器组数,并将最优解传递至下层进行优化计算。上层优化模型为

$$\begin{cases} \min_{x,y} c_1^T y \\ \text{s.t. } g(x, y, \tilde{\xi}) = 0 \\ h(x, y, \tilde{\xi}) \leq 0 \end{cases} \quad (19)$$

其中, $\tilde{\xi}$ 为平均最恶劣场景,在下层优化模型求解得到的各个最恶劣场景中进行计算得到;上层优化模型是混合整数非线性规划模型,可利用现有的商业优化软件GAMS中的SBB求解器进行求解^[18]。

2.2 下层优化模型

在上层优化模型确定的发电机机端电压、变比档位和投切的电容器组数下,寻找各个采样点对应的不确定集合中的最恶劣场景,并且统计各个采样点对应的最恶劣场景的平均场景,将其返回给上层优化。下层优化模型为

$$\begin{cases} \max_{y_2, \xi_s \in \Phi} \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N c_1^T y_s \\ \text{s.t. } g(x^*, y_1^*, y_2, \xi_s) = 0 \\ h(x^*, y_1^*, y_2, \xi_s) \leq 0 \\ \forall \xi_s \in \Phi, s \in \{1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (20)$$

式中, x^* 为上层确定的变比档位和电容器投入组数; y_1^* 为上层确定的发电机机端电压幅值; y_2 为除发电机机端电压幅值的其余连续变量, y_2 为第 s 个采样点对应的 y_2 向量; ξ_s 为第 s 个采样点的新能源电站出力; Φ 为该采样点对应的不确定集合; N 为采样点的总数量。该模型是连续非线性规划模型,可采用GAMS中的CONOPT求解器进行求解^[18]。

由于下层优化模型中的 N 个采样点各自对应的最恶劣场景的计算相互独立,当各自取得最优解时,整体也同样达到最优。因此,在求解过程可以引入并行计算策略,对寻找每个采样点对应的最恶劣场景进行独立并行求解,以提高模型求解的计算效率。

2.3 考虑风速相关性的采样点生成

地理位置相近的同种新能源电站有功出力往往具有相关性,直接对各个新能源电站出力的分布函数分别进行采样并不能反映其有功出力之间的相关性。Nataf变换只需要知道每个随机变量的边缘概率密度函数及其相关系数矩阵,即可根据等概率变换原则将原始空间变换到独立标准正态变量空间,可以实现将相关的非正态变量转化为独立的标准正态变量^[19]。

以多个风电场风速采样为例,说明利用Nataf变换进行考虑相关性采样的具体流程。假设各个风电场风速向量表示为 $v_w = [v_{w1}, v_{w2}, \dots, v_{wn}]$,其中 v_{wi} ($i=1, 2, \dots, n$)的概率密度函数 $f_i(v_{wi})$ 和累积分布函数 $F_i(v_{wi})$ 已知。通过等概率变换原则引入相关的标准正态随机向量 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_n]$:

$$\begin{cases} \Phi(z_i) = F_i(v_{wi}) \\ z_i = \Phi^{-1}(F_i(v_{wi})) \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (21)$$

式中, $z_i \in Z_i$; $\Phi(\cdot)$ 和 $\Phi^{-1}(\cdot)$ 分别为标准正态分布的累积分布函数和逆累积分布函数。

根据隐函数求导法则,易推导出关于 v_w 的联合概率密度函数为

$$f_p(\mathbf{v}_w) = f_i(v_{w1}) f_2(v_{w2}) \cdots f_n(v_{wn}) \cdot \frac{\phi(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\rho}_0)}{\phi(z_1)\phi(z_2)\cdots\phi(z_n)} \quad (22)$$

$$\phi(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\rho}_0) = \frac{\exp(-0.5\mathbf{Z}^T \boldsymbol{\rho}_0 \mathbf{Z})}{\sqrt{(2\pi)^n \det(\boldsymbol{\rho}_0)}} \quad (23)$$

式(22)、(23)中, $\phi(\cdot)$ 为标准正态分布的概率密度函数; $\boldsymbol{\rho}_0$ 为相关系数矩阵; \mathbf{Z} 为对应于期望值为 0、标准差为 1 及相关系数为 $\boldsymbol{\rho}_0$ 的 n 维标准正态分布。

假设 $\boldsymbol{\rho}$ 为风速向量 \mathbf{v}_w 的相关系数矩阵, 则根据相关系数的定义及式(22)、(23), 相关系数矩阵 $\boldsymbol{\rho}$ 和 $\boldsymbol{\rho}_0$ 可建立以下映射关系:

$$\rho_{ij} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{v_{wi} - \mu_i}{\sigma_i} \right) \cdot \left(\frac{v_{wj} - \mu_j}{\sigma_j} \right) f_{v_w v_w}(v_{wi}, v_{wj}) dv_{wi} dv_{wj} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{F_i^{-1}(\Phi(z_i)) - \mu_i}{\sigma_i} \right) \left(\frac{F_j^{-1}(\Phi(z_j)) - \mu_j}{\sigma_j} \right) \cdot \phi_z(z_i, z_j, \rho_{0ij}) dz_i dz_j \quad (24)$$

式中, ρ_{0ij} 为 $\boldsymbol{\rho}_0$ 中的第 i 行第 j 列元素; μ_i, σ_i 分别为第 i 个风电场风速的均值和标准差; $\phi_z(z_i, z_j, \rho_{0ij})$ 是相关系数为 ρ_{0ij} 的二维标准正态分布的联合概率密度函数。

在给定输入随机向量的边缘概率密度函数和 $\boldsymbol{\rho}$ 后, 可以通过式(24)求解非线性方程来确定 $\boldsymbol{\rho}_0$ 。而 $\boldsymbol{\rho}_0$ 为对称矩阵, 可对其进行 Cholesky 分解:

$$\boldsymbol{\rho}_0 = \mathbf{L}_0 \mathbf{L}_0^T \quad (25)$$

利用 Cholesky 分解后得到的下三角矩阵 \mathbf{L}_0 , 可将相关的标准正态随机向量 \mathbf{Z} 转换为独立的标准正态随机向量 \mathbf{V} , 即

$$\mathbf{V} = \mathbf{L}_0^{-1} \mathbf{Z} \quad (26)$$

同样地, 由 Nataf 变化的过程可以得到其对应的逆变换:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{L}_0 \mathbf{V} \quad (27)$$

根据式(26)的逆变换, 求解得到相关系数为 $\boldsymbol{\rho}$ 的风电场风速样本空间:

$$\mathbf{v}_w = \mathbf{F}^{-1}(\Phi(\mathbf{Z})) \quad (28)$$

Nataf 逆变换实现了独立的标准正态随机样本空间向相关的非正态原样本空间的转换, 先通过 Nataf 变换式(21)~(25)得到 \mathbf{L}_0 , 并在独立的标准正态随机样本空间进行采样, 利用式(27)得到具有相

关性的标准正态分布样本, 再根据式(28)得到相关的风电场风速样本。同理, 以类似的步骤可以获得相关的光伏电站光照强度样本。

在获得风速和光照强度样本后, 分别采用式(14)、(15)计算风电场和光伏电站的有功出力。在得到新能源电站有功出力的采样点后, 对每个采样点都生成一个出力不确定集合, 第 s 个采样点对应的盒式不确定集合 $\Phi_s = \{ \forall P_{REi,s} \in \Theta \mid P_{REi,s} - \bar{P}_{REi,s} \leq \varepsilon_s \bar{P}_{REi,s} \}$, 其中, $\bar{P}_{REi,s}$ 是第 s 个采样点对应的节点 i 新能源电站有功出力值, ε_s 为控制不确定集合范围的参数。新能源电站有功出力测度空间 $\Theta = \{ P_{REi,s} \in \mathbf{R} \mid P_{REi,\min} \leq P_{REi,s} \leq P_{REi,\max} \}$, $P_{REi,\min}$ 、 $P_{REi,\max}$ 分别为节点 i 新能源电站有功出力的下限和上限。

2.4 双层优化模型的求解方法

采用 C&CG 算法交替迭代求解上述无功双层优化模型, 以上层问题的目标函数作为模型下界, 不断地在上层问题增加根据下层问题最优解求得平均最恶劣场景, 使得下界不断增大, 同时以下层问题的目标函数为上界, 当下层问题求出更优解时, 模型上界不断减小。当模型的上界和下界的偏差达到满足收敛条件时, 双层优化模型取得最优解。

根据 C&CG 算法, 每次迭代需要在上层问题添加新的变量和相应约束, 则上层优化模型改为

$$\begin{cases} \min_{x, y, \gamma} \gamma \\ \text{s.t. } g(x, \mathbf{y}^k, \tilde{\xi}^k) = 0 \\ h(x, \mathbf{y}^k, \tilde{\xi}^k) \leq 0 \\ \gamma \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}^k \\ k = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (29)$$

式中, γ 为松弛变量; K 为 C&CG 算法的迭代次数; 最后一个不等式为 C&CG 算法在求解下层问题得到平均最恶劣场景后, 向上层问题添加的松弛约束。

求解双层模型的算法流程如图 1 所示, 具体的算法流程如下。

1) 初始化。令 $K=1, B_L = -\infty, B_U = +\infty, \mathbf{y}^* = \mathbf{0}$, 对所有采样点的不确定集合中心点求平均值, 得到初始平均最恶劣场景 $\tilde{\xi}^1$ 。

2) 求解上层问题得到最优解, 更新下界 $B_L = \max \left\{ B_L, \gamma + \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \mathbf{c}_i^T \mathbf{y}_i^* \right\}$, 其中 \mathbf{y}_i^* 是下层问题的最优解。

3) 将 x^* 和 y_U^* 传递到下层问题进行并行求解, 得到各采样点不确定集合的最恶劣场景 ξ_i^* , 更新上界 $B_U = \min \left\{ B_U, \gamma^* + \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N c_i^T y_s \right\}$, 其中 γ^* 是步骤 2) 得到上层问题的目标函数值。

4) 若 $|B_U - B_L|/B_U \leq \delta$, 则满足收敛判据, 输出最优解以及其对应网损值 γ^* ; 否则, 令 $\tilde{\xi}^{K+1} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \xi_i^*$, 在上层问题中添加新的变量和约束, 令 $K=K+1$, 返回步骤 2) 继续求解。

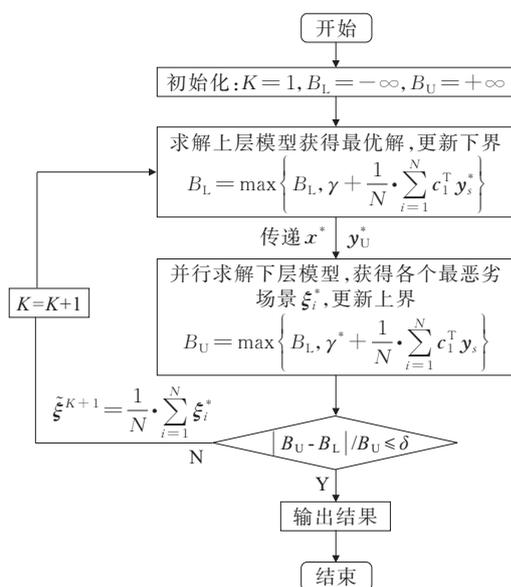


图1 求解双层模型的算法流程

Figure 1 Algorithm flowchart for solving two-layer model

3 算例分析

所有算例的测试计算机为 Intel(R) Xeon(R) E3-1270 4核 CPU @3.50 GHz, 32 G 内存, 操作系统为 Win10 64 bit, 在 GAMS Win64 24.5.6 与 Matlab 软件上共同完成编程, 上层、下层优化模型分别调用 SBB、CONOPT 求解器进行求解。设置风电场风速服从双参数 Weibull 分布, 其中尺度、形状参数分别为 10.70、3.97。每 2 个风电场风速之间的相关系数设为 0.85, v_{in} 、 v_{rated} 和 v_{out} 分别为 3、13、20 m/s。光伏电站服从 beta 分布, α 、 β 分别为 0.679 8、1.778 8^[16], 每 2 个光伏电站光照强度之间的相关系数设为 0.85。新能源电站采用恒功率因数控制策略, 功率因数为 0.95。

3.1 修改的 IEEE 39 节点系统

1) 系统参数。

修改的 IEEE 39 节点系统如图 2 所示, 支路 (11, 12)、(12, 13)、(19, 20) 为有载调压变压器, 变比调节范围为 0.9~1.1, 档位步长为 0.025, 取 $N_{Kmax} = 3$ 。在节点 9、14、22 各接入 1 个风电场, 单个风电场容量为 300 MW。利用 Nataf 逆变换生成 100 个含相关性的风电场出力采样点, 且不确定集合参数 $\epsilon_s = 5\%$ 。在节点 22、23、24、25 接入并联电容器组, 单个电容器组总容量为 40 MVar, 投切步长为 5 MVar, 共 8 组, 取 $N_{Qmax} = 3$ 。节点电压上、下限为 0.95~1.05 p.u.。收敛判据 $\delta = 10^{-3}$ 。生成的 100 个采样点对应的风电有功出力如图 3 所示, 可以看出, 3 个风电场出力始终保持着较强的相关性。

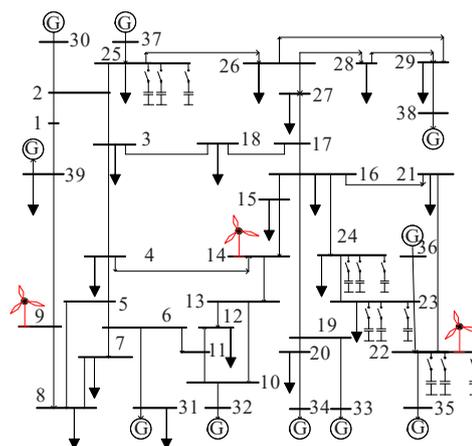


图2 修改的 IEEE 39 节点系统

Figure 2 Modified IEEE 39 bus system

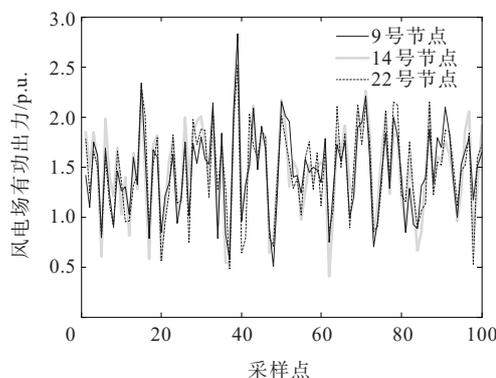


图3 采样点对应的各风电有功出力

Figure 3 Active output of each wind power corresponding to the sample points

2) 优化结果的比较分析。

以求解双层无功优化模型得到的平均最恶劣场景作为风电场出力, 对系统进行潮流计算, 将计

算结果作为无功优化前的结果,并与双层无功优化后的结果进行比较,如表 1~4、图 4 所示。

表 1 优化前、后网损值的比较

Table 1 Comparative network loss before and after optimization

优化前网损值/MW	优化后网损值/MW	减少网损的百分比/%
52.265 3	48.599 8	7.01

表 2 优化前、后变压器变比

Table 2 Transformer ratios before and after optimization

节点		变比	
首端	末端	优化前	优化后
12	11	1.050	0.975
12	13	0.975	0.950
19	20	1.025	0.975

表 3 优化前、后的投入电容器组数

Table 3 Switching capacitor numbers before and after optimization

节点	优化前	优化后	节点	优化前	优化后
22	0	3	24	0	3
23	0	3	25	0	3

表 4 优化前、后的发电机机端电压

Table 4 Generator terminal voltages before and after optimization

节点	优化前	优化后	节点	优化前	优化后
30	1.030 1	0.989 5	35	1.034 3	1.046 1
31	0.988 9	1.047 2	36	1.046 1	1.050 0
32	0.985 8	1.018 0	37	1.013 8	1.046 3
33	0.987 8	1.050 0	38	1.028 2	1.050 0
34	1.001 8	1.039 1			

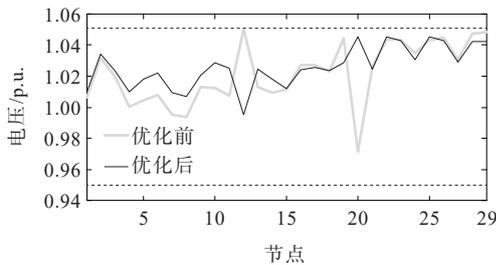


图 4 平均最恶劣场景下优化前、后的各节点电压

Figure 4 Voltage of each bus before and after optimization under the average worst scenario

相比于优化前的系统运行方式,优化后由于调整发电机机端电压、投入电容器和调节变压器的变比,改善了网络的潮流分布,降低了网损,因此优化后的网损比优化前减少了 7.01 %。从表 2~3 可知,

并联电容器投切和变压器变比档位的调节次数都限制在最大允许调节次数以内。然而,并联电容器的投切动作会减少其使用的寿命,增加额外的等值成本。在实际工程中,并联电容器的调整代价可根据设备的投入成本、期望使用年限等因素进行估算。并联电容器的单次调整代价可等值成单次的消耗有功功率^[20],其数值一般介于 3~10 kW/次之间,即调整一次并联电容器等效于消耗 3~10 kW 的有功功率。本文设定等值消耗功率为 10 kW/次,则调节后的总等值消耗功率为 120 kW。可见,调节并联电容器所增加的等值消耗功率远小于无功优化调控后所减少的网损值,因此,优化后运行的经济性仍然得到了明显提升。从图 4 可知,优化后的各节点电压的偏移量明显变小,电压质量有所提升。

以每个风电场的 100 个采样点值的平均值作为该风电场出力值进行确定性无功优化,得到确定性无功优化结果。通过固定发电机的机端电压、变压器变比档位和电容器投切组数为确定性无功优化结果值,并在平均最恶劣场景下进行潮流计算。此时,各节点电压与所提出采样鲁棒无功优化结果在平均最恶劣场景下的节点电压对比如图 5 所示。

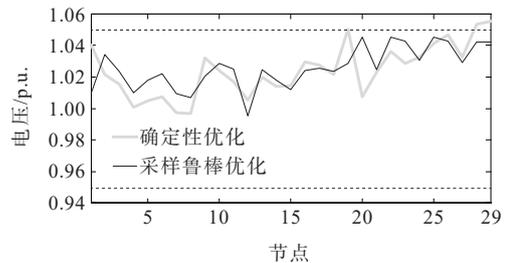


图 5 不同优化决策方案在平均最恶劣场景下各节点电压

Figure 5 Voltage of each bus under the average worst scenario of different optimal decision schemes

由图 5 可以看出,采样鲁棒优化得到的结果在平均最恶劣场景中的节点电压波动更小,并且都在给定的电压安全上下限范围内。而确定性无功优化得到的结果在平均最恶劣场景下的节点电压波动更大,个别节点电压甚至超出了安全上限,会引起系统的不安全运行。因此,所提出的无功优化模型能够保证在新能源出力不确定波动下系统的安全运行。

3) 考虑多个风电场出力之间相关性的影响分析。

比较考虑和不考虑相关性得到的采样点对无功优化计算结果的影响,在不同不确定集合参数 ϵ_s 取值下的结果比较如表5所示。

表5 考虑与不考虑相关性采样的计算结果比较

Table 5 Comparison of calculation results with and without considering correlated sampling

$\epsilon_s/\%$	相关性网损/MW		求解时间/s		总加速比
	不考虑	考虑	串行	并行	
0	47.594 3	46.965 6	151.124 2	45.906 4	3.292 0
5	49.139 8	48.559 8	155.538 4	48.599 1	3.200 4
10	50.030 9	49.289 5	157.259 3	49.162 5	3.198 7
20	52.140 0	51.431 7	157.463 9	48.458 9	3.249 4

由表5可以看出,无论 ϵ_s 取何值,考虑相关性的网损都是低于不考虑相关性的网损,这说明采用Nataf变换在采样过程中考虑了多个风电场风速间的相关性,能够考虑不同风电出力之间的相互关联,降低了采样得到多个风电场出力的不确定波动范围,从而降低了优化计算结果的保守性。此外,由于在下层优化问题中引入了并行求解策略,所采用计算机可同时启动4个核进行并行计算,能够有效提高计算效率。由于只在下层优化模型引入并行计算,上层优化模型与下层优化模型串行求解,故总加速比总是低于4,但并行求解速度比串行求解速度仍快了3倍多。

4) 不同 ϵ_s 和 N 取值下的优化计算结果比较分析。

当 ϵ_s 取0时,采样鲁棒优化模型退化为样本平均近似模型;当样本数 $N=1$ 时,采样鲁棒优化模型转化为鲁棒优化模型。比较不同 ϵ_s 和 N 下的优化结果如图6所示,可以看出,随着 ϵ_s 值的增大,模型中各个采样点附近的不确定集合范围越大,即风电场出力的不确定波动范围越大,优化计算结果得到的网损值也越大。在同一个 ϵ_s 值下, $N=100$ 时的网损值总是小于 $N=1$ 时的网损值;而当 $N=1$ 时,采样鲁棒优化模型实际上已经变成鲁棒优化模型,这表明了采样鲁棒优化方法利用多个采样点的不确定集合进行优化,能够有效地改善鲁棒优化方法利用单一不确定集合优化带来的计算结果过于保守的缺点。

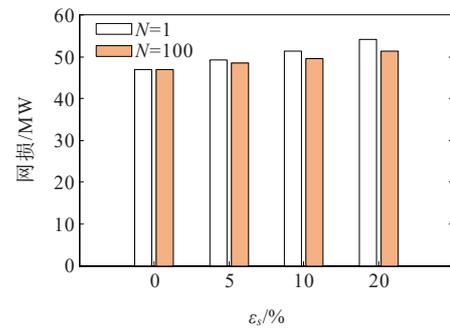


图6 不同 ϵ_s 和 N 取值下的优化结果对比

Figure 6 Comparison of optimization results under different ϵ_s and N values

5) 与自适应鲁棒优化方法的结果比较。

为了比较采样鲁棒优化方法和自适应鲁棒优化方法^[21]在求解本文所建立不确定性无功优化模型的性能,现采用自适应鲁棒优化方法对不确定性无功优化模型进行求解。计算中将本文的所有采样点值的平均值作为自适应鲁棒优化计算中盒式不确定集合的中心值,并取其可能波动范围为中心值的 $\pm 20\%$,同时取不确定预算参数 Γ_M 为1.5。将自适应鲁棒优化计算与本文 $\epsilon_s=20\%$ 、 $N=100$ 的采样鲁棒优化计算的结果进行比较,如表6、7所示。

表6 不同鲁棒优化模型的计算结果比较

Table 6 Comparison of calculation results of different robust optimization model

模型类型	网损/MW	求解时间/s
自适应鲁棒优化	52.277 1	89.6
采样鲁棒优化	51.431 7	48.4

表7 不同 Γ_M 取值下的计算结果比较

Table 7 Comparison of calculation results under different value of Γ_M

Γ_M	网损/MW	求解时间/s	Γ_M	网损/MW	求解时间/s
0.0	46.999 8	86.1	2.5	53.574 2	94.6
0.5	48.423 2	82.2	3.0	54.132 6	97.1
1.5	52.277 1	89.6			

由表6、7可以看到,自适应鲁棒优化计算结果的保守度取决于参数 Γ_M 的选取,而主观地选取不合理的 Γ_M 可能会导致优化结果过于保守或过于经济。而采样鲁棒优化方法利用了多个采样点所包含的不确定信息,并且能够在采样过程中考虑同种新能

源电站出力的相关性,使决策过程更科学可靠,更符合实际情况。

6) 考虑电容器无功出力随电压变化的结果分析。

实际中并联电容器的无功出力是随补偿点电压平方成正比变化的。在本文建立的不确定无功优化模型中,只需增加约束 $Q_{Ci} = Q_{C_{i0}}(V_i/V_{i0})^2$,其中 V_{i0} 和 $Q_{C_{i0}}$ 为电容器的补偿点额定电压和额定无功出力,并将式(5)中等号左边的变量 Q_{Ci} 改为 $Q_{C_{i0}}$,便可得到考虑电容器无功出力随电压变化的无功优化模型。考虑与不考虑电容器无功出力随电压变化的优化计算结果对比如表 8、图 7 所示。

表 8 考虑无功出力变化模型与原模型的计算结果比较

Table 8 Comparative results between the model considering the reactive power output variation and the original model

模型	网损/MW	求解时间/s
考虑无功出力变化模型	48.576 8	49.765 4
原模型	48.599 8	48.599 1

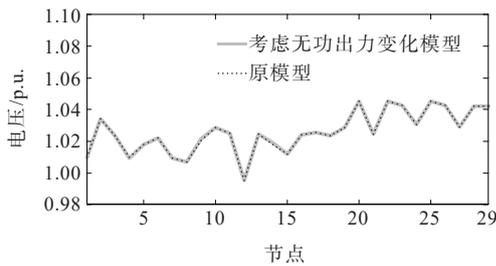


图 7 考虑无功出力变化模型与原模型优化后的各节点电压
Figure 7 Voltage of each bus after optimization of the model considering the reactive power output variation and the original model

由表 8、图 7 可以看出,在考虑补偿点电压变化对电容器无功出力的影响后,优化模型的计算结果与原来模型结果差别不大,同样能够有效降低网络损耗和提高电压质量。这进一步说明了本文所建立不确定无功优化模型的可扩展性。

3.2 贵州电网

1) 系统参数。

以贵州电网 2020 年底运行方式数据为例,该数据对应的网架共包含 1 292 个节点、101 台发电机和 1 663 条线路(其中 967 条为变压器支路);有载调压变压器为 258 台,变比调节范围为 $\pm 10\%$,取变比档位步长为 2.5% , $N_{Kmax}=3$;可投切并联电容器节点为 48 个,取可投切并联电容器容量为 50 MVar,分级调节档位步长取 5 MVar, $N_{Qmax}=3$ 。该系统中共接入

17 个新能源电站,包括 8 个风电场和 9 个光伏电站,各个新能源电站的参数如表 9 所示。利用 Nataf 逆变换生成考虑同种新能源电站出力相关性的 500 个采样点,且不确定集合参数 $\epsilon_s=5\%$ 。

表 9 新能源电站的参数

Table 9 Parameters of renewable energy stations

序号	类别	并网母线名	容量/MW
1	风电场	4DBSG	150.00
2	风电场	4QSF21	180.00
3	风电场	4QFG	149.10
4	风电场	4GM21	200.00
5	风电场	4XSF21	200.00
6	风电场	4DHZ21	200.00
7	风电场	4WJY21	200.00
8	风电场	4ZLBG	100.20
9	光伏电站	4XBLG	80.00
10	光伏电站	4EMZG	50.45
11	光伏电站	4ZLZ31	65.35
12	光伏电站	4XSW31	200.00
13	光伏电站	4LINC31	200.00
14	光伏电站	4YN31	200.00
15	光伏电站	4HEITUG	190.00
16	光伏电站	4NABG	170.00
17	光伏电站	4ZHUYOG	200.00

2) 优化结果的比较分析。

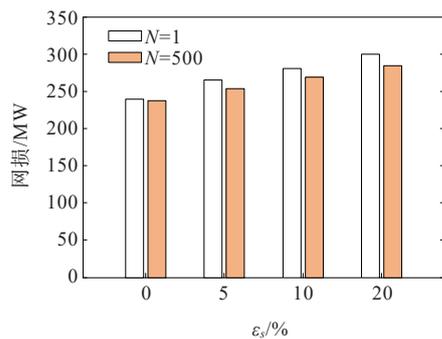
在是否考虑相关性进行采样条件下,基于采样鲁棒优化的双层无功优化模型的优化计算结果的比较如表 10 所示,可以看出,无论 ϵ_s 取何值,考虑相关性采样得到的网损值都低于不考虑相关性采样的网损值。进一步说明在考虑同种新能源电站出力之间相关性进行采样时,能够降低采样得到多个风电场出力的不确定波动范围,从而降低优化计算结果的保守性。从计算时间中可以看出,贵州电网求解的总加速比为 3.5 左右,大于修改的 IEEE 39 节点系统的总加速比(3.2 左右)。这是由于针对贵州电网的新能源电站出力的采样点数目更大,采样点数的增大使得下层优化模型求解平均最恶劣场景的时间增大,在上下层问题交替迭代的总求解时间中的占比也增大,因此,针对下层优化模型进行并行计算的加速效果也更明显。可以预见,当采用具有更多个核的计算机进行并行计算时,可以更进一步提高计算效率。

表 10 考虑与不考虑相关性采样的计算结果比较

Table 10 Comparison of calculation results with and without considering correlated sampling

$\epsilon_s/\%$	相关性网损/MW		求解时间/s		总加 速比
	不考虑	考虑	串行	并行	
0	248.39	237.94	6 975.38	1 963.30	3.552 9
5	260.58	254.04	8 010.77	2 335.95	3.429 3
10	275.05	269.33	8 026.39	2 342.47	3.426 5
20	292.46	284.87	8 109.54	2 353.00	3.446 5

比较不同 ϵ_s 和 N 取值下的采样鲁棒无功优化计算结果如图8所示,可以看到,当 ϵ_s 值增大时,各采样点的不确定性集合的范围也增大,优化计算结果得到的网损值也越大,即对应的决策结果越具有保守性;在同一个 ϵ_s 值下, $N=500$ 时的网损值总是小于 $N=1$ 时的网损值,也就是说,采样鲁棒优化计算结果的保守性总是低于鲁棒优化计算结果的保守性。

图 8 不同 ϵ_s 和 N 下的优化结果对比Figure 8 Comparison of optimization results under different value ϵ_s and N

由此可见,基于采样鲁棒优化的双层无功优化模型结合了样本平均近似模型和鲁棒优化模型二者的特点而进行优化计算,可以通过设置合适的 ϵ_s 和 N 以控制优化计算结果的经济性和保守性。

4 结语

考虑新能源电站出力的不确定波动,提出了基于采样鲁棒优化方法的双层无功优化模型,同时通过Nataf变换考虑了多个同种新能源电站出力之间的相关性,并通过算例分析得到如下结论:

1) 基于采样鲁棒优化方法考虑新能源电站出力的不确定性,得到的无功优化方案能够消除系统在新能源电站出力波动的最恶劣场景下节点电压越限的风险,保证系统的安全运行;

2) 以多个采样点的不确定性集合来描述新能源电站出力的不确定性,使得优化模型的保守度介于样本平均近似模型和鲁棒优化模型之间,并且通过调整不确定集合的范围以及采样点的个数控制优化计算结果的保守度;

3) 在C&CG算法求解双层无功优化模型的下层问题中引入了并行计算,能够大大提高模型求解的计算效率,使计算时间符合在实际大电网应用的要求。

在本文所建立的不确定性无功优化模型中,对新能源电站采用恒功率因数的控制策略,此时其无功出力的变化取决于有功出力的变化。但是,实际运行中新能源电站还可能采用下垂控制、恒电压控制等其他控制策略,通过建立这些控制策略下新能源电站的并网点电压与其有功和无功出力之间关系的模型,替代所建立无功优化模型中的恒功率因数控制关系模型式(16),即可分析其他控制策略对所提出的采样分布鲁棒无功优化计算结果的影响。

参考文献:

- [1] 张晓英,侯秉臣,王琨,等.基于改进天牛须算法的含固态变压器的配电网无功优化[J].高压电器,2022,58(11):221-229.
ZHANG Xiaoying, HOU Bingchen, WANG Kun, et al. Reactive power optimization of distribution network with solid state transformer based on improved beetle antennae search algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 221-229.
- [2] 齐晖,程初俐,史军,等.采用最优场景法求解含风电的无功优化模型[J].广东电力,2019,32(6):18-28.
QI Hui, CHENG Renli, SHI Jun, et al. Optimal scenario method for solving reactive power optimization model incorporating wind farms[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(6): 18-28.
- [3] 杨明,罗隆福.计及风电与负荷不确定性的电力系统无功随机优化调度[J].电力系统保护与控制,2020,48(19):134-141.
YANG Ming, LUO Longfu. Stochastic optimal reactive power dispatch in a power system considering wind power and load uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 134-141.
- [4] KHAN N H, WANG Y, TIAN D, et al. Fractional PSO-GSA algorithm approach to solve optimal reactive power dispatch problems with uncertainty of renewable energy resources[J]. IEEE Access, 2020, 8: 215399-215413.
- [5] MING J, DAI C, ZHANG X, et al. dynamic operation scenario reactive power optimization assessment with

- large-scale wind farm integration[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018,51(28):203-208.
- [6] ALABDULWAHAB A, ABUSORRAH A, ZHANG X, et al. Coordination of interdependent natural gas and electricity infrastructures for firming the variability of wind energy in stochastic day-ahead scheduling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017,6(2):606-615.
- [7] ZHANG X, LIANG C, SHAHIDEHPOUR M, et al. Electricity-natural gas operation planning with hourly demand response for deployment of flexible ramp[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017,7(3):996-1004.
- [8] 于丹文,杨明,翟鹤峰,等.鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J].电力系统自动化,2016,40(7):134-143. YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016,40(7):134-143.
- [9] 符杨,张智泉,李振坤.基于二阶段鲁棒优化模型的混合交直流配电网无功电压控制策略研究[J].中国电机工程学报,2019,39(16):4764-4774. FU Yang, ZHANG Zhiquan, LI Zhenkun. Research on reactive power voltage control strategy for hybrid AC/DC distribution network based on two-stage robust optimization model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(16):4764-4774.
- [10] 赵平,赵期期,艾小猛.考虑极限场景的主动配电网重构与无功电压调整联合鲁棒优化[J].电工技术学报,2021,36(S2):496-506. ZHAO Ping, ZHAO Qiqi, AI Xiaomeng. Network reconfiguration and reactive power voltage regulation coordinated robust optimization for active distribution network considering extreme scenarios[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021,36(S2):496-506.
- [11] BERTSIMAS D, SHTERN S, STURT B. Technical note-two-stage sample robust optimization[J]. Operations Research, 2022,70(1):624-640.
- [12] 李征,王文宾,韩胜峰,等.考虑无功支撑的分布式光伏接入配电网电压适应性研究[J].电力系统保护与控制, 2022,50(11):32-41. LI Zheng, WANG Wenbin, HAN Shengfeng, et al. Voltage adaptability of distributed photovoltaic access to a distribution network considering reactive power support[J]. Power System Protection and Control, 2022,50(11):32-41.
- [13] XIE K, BILLINTON R. Considering wind speed correlation of WECS in reliability evaluation using the time-shifting technique[J]. Electric Power Systems Research, 2009,79(4): 687-693.
- [14] 周林,吕智林,刘斌.基于无功电流自适应下垂系数控制的多微网调度与控制协调运行[J].智慧电力,2022,50(11):41-47. ZHOU Lin, LÜ Zhilin, LIU Bin. Coordinated operation of multi-microgrid scheduling and control based on reactive current adaptive droop coefficient control[J]. Smart Power, 2022,50(11):41-47.
- [15] 杨富程,韩二红,王彬滨,等.风电场风速概率Weibull分布的参数估计研究[J].江西科学,2019,37(2):264-269. YANG Fucheng, HAN Erhong, WANG Binbin, et al. Estimation algorithm on the Weibull probabilistic distribution parameters of wind speed in wind farms[J]. Jiangxi Science, 2019,37(2):264-269.
- [16] XIE Y, LIN S, LIANG W, et al. Interval probabilistic energy flow calculation of CCHP campus microgrid considering interval uncertainties of distribution parameters[J]. IEEE Access, 2020,8:141358-141372.
- [17] LIAO Z, CHEN S, LIN C. Voltage state assessment of distribution network with distributed photovoltaic correlation based on improved Nataf transformation and cumulant method[C]//International Conference on Power System Technology (POWERCON), Guangzhou, China, 2018.
- [18] 刘联涛,刘飞,吉平,等.储能参与新能源消纳的优化控制策略[J].中国电力,2023,56(3):137-143. LIU Liantao, LIU Fei, JI Ping, et al. Research on optimal control strategy of energy storage for improving new energy consumption[J]. Electric Power, 2023, 56(3): 137-143.
- [19] 吴奎华,李文升,吴肇赞,等.基于交替方向乘子的多能互补微电网分布式最优潮流调度[J].电网与清洁能源, 2022,38(11):35-44. WU Kuihua, LI Wensheng, WU Zhaoyun, et al. Distributed optimal power flow dispatch of multi-energy complementary microgrid based on alternating direction multiplier[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(11):35-44.
- [20] 赵静波,卫志农,朱梓荣,等.计及设备动作次数约束与UPFC的无功优化算法[J].电力自动化设备,2020,40(12):179-187. ZHAO Jingbo, WEI Zhinong, ZHU Zirong, et al. Reactive power optimization algorithm considering device action times and UPFC[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020,40(12):179-187.
- [21] 陈钢,黄国政,邓瑞麒,等.结合网络重构的主动配电网日前无功电压双层优化[J].供用电,2022,39(5):13-24. CHEN Gang, HUANG Guozheng, DENG Ruiqi, et al. Bi-level optimization of day-ahead reactive-voltage in active distribution network with network reconfiguration[J]. Distribution & Utilization, 2022,39(5):13-24.