

武晓朦,李冲,苏成果,等.基于数据驱动的主动配电网分布鲁棒有功无功协调优化[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2023,38(1):50-57. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.01.007

WU X M, LI C, SU C G, et al. Data-driven Distributionally Robust Coordinated Optimization of Active and Reactive Power in Active Distribution Networks[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 38(1):50-57. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.01.007

基于数据驱动的主动配电网分布鲁棒有功无功协调优化

武晓朦^{1*}, 李冲², 苏成果³, 李飞¹

(1.西安石油大学 电子工程学院,陕西省油气井测控技术重点实验室,陕西 西安 710065;
2.国网渭南供电公司,陕西 渭南 714000;3.中国石油天然气销售 陕西分公司,陕西 西安 710000)

摘要:为充分发挥分布式电源与可控设备有功无功出力在配电网优化中的作用,减少分布式电源随机出力与负荷波动对系统的影响,首先,从有功无功协调优化角度出发,以有载调压变压器、光伏机组、储能系统、微型燃气轮机及无功补偿设备为控制手段,建立以网损最小为优化目标的主动配电网有功无功协调优化模型;然后,在协调优化模型的基础上,采用场景分析法处理光伏出力及负荷预测的不确定性,并以 $l-2$ 范数约束构建场景概率分布的不确定集,建立了基于数据驱动的主动配电网分布鲁棒有功无功协调优化模型,采用列与约束生成算法进行求解.经IEEE33节点系统验证,结果证明了协调优化策略能有效地降低网损与分布鲁棒优化策略能有效应对系统中的不确定性.

关键词:主动配电网;分布鲁棒;有功无功协调优化;列与约束生成

中图分类号:TM714 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2023)01-0050-08

Data-driven Distributionally Robust Coordinated Optimization of Active and Reactive Power in Active Distribution Networks

WU Xiaomeng¹, LI Chong², SU Chengguo³, LI Fei¹

(1. Key Laboratory of Shaanxi Province for Gas-Oil Logging Technology, School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;
2. Weinan Power Supply Company, State Grid Corporation of China, Weinan 714000, China;
3. Shaanxi Branch, CNPC Gas Marketing, Xi'an 710000, China)

Abstract: In order to take full advantage of the active and reactive power output of distributed generation and controllable equipment in distribution network optimization, and reduce the influence of random output and load fluctuation of distributed generation on the system, an active and reactive power coordination optimization model of active distribution network is established from the point of view of active and reactive power coordination optimization, with on-load tap changers, photovoltaic unit, energy storage system, micro gas turbine and reactive power compensation equipment as control means, aiming at minimizing network loss. Then, on the basis of the coordination optimization model, the uncertainty of PV output and load forecasting is dealt with by scenario analysis method, and the uncertainty set of scenario probability distribution is constructed with $l-2$ norm

收稿日期:2021-07-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U20B2029);陕西省科技计划基础研究项目资助(2021JM-404;2020JM-542);陕西省教育厅重点实验室项目资助(18JS094);西安石油大学研究生创新与实践能力的培养项目资助(YCS19141005)

*通信作者, E-mail: xmwudz@xsyu.edu.cn

constraint. A data-driven distributed robust active and reactive coordination optimization model of active distribution network is established, which is solved by column and constraint generation algorithm. Verified by IEEE33-bus system, the results show that the coordinated optimization strategy can be effectively reduce the network loss and the distributionally robust optimization strategy can be effectively dealt with the uncertainty in the system.

Keywords: active distribution networks; distributionally robust; coordinated optimization of active and reactive power; columns and constraints generation

近年来,随着大规模分布式电源(Distributed Generation, DG)、储能系统(Energy Storage System, ESS)、柔性负载等设备的接入,传统配电网正逐步向具有众多可控设备的主动配电网转变^[1].

传统上,配电网有功调度与无功优化通常分开进行,通过调节有载调压变压器分接头和无功补偿装置确保系统安全运行,通过调节 DG 输出有功及 ESS 充放使总购电成本或可再生能源削减最小.文献[2]采用灵敏度分析法研究各可控设备对系统有功损耗和节点电压的影响,提出了基于灵敏度的无功电压控制策略;文献[3]以 DG 无功调节、有载调压分接头(On Load Tap Changers, OLTC)及电容器组(Capacitor Banks, CB)为控制手段,提出了基于混合整数二阶锥规划的多目标优化模型;文献[4]通过引入二进制变量将 OLTC 及 CB 数学模型进行线性化,采用 Distflow 支路潮流模型对潮流约束进行描述,并使用二阶锥松弛技术将原问题转化为混合整数二阶锥规划问题;由于配电网线路阻抗比值大,有功与无功功率具有强耦合性,单独进行有功或无功优化不能保证配电网安全经济运行,需要从有功无功协调优化角度出发对配电网进行优化^[5];文献[6]首次通过同时调节 DG, ESS 的有功无功出力 and 静止无功补偿装置(Static Var Compensator, SVC)对主动配电网进行有功无功协调优化;文献[7]从源、网、荷、储这 4 个方面协同配合的角度出发对主动配电网进行联合优化,仿真结果证明了该优化策略能有效地降低系统的运行成本以及提高系统运行的安全性.

上述文献提出的优化策略未考虑 DG 出力及负荷的不确定性,导致优化策略偏离实际需求,可能引起节点电压越界,威胁配电网的安全运行.当前针对配电网不确定性研究主要分为随机规划^[8-9]和鲁棒优化^[10-12].文献[8]利用概率密度函数描述风电机组出力的不确定性,通过采样与场景缩减技术得到特定的确定场景,将不确定优化问题转化为确定性优化问题;文献[9]以场景分析法处理风光荷的不确定性,同时考虑风速与光照强度预测误差的相关性,提出配电网有功无功协调优化模型;文献[10]采用盒式不确定集描述风电出力的不确定性,建立了两阶段主动配电网鲁棒优化模型,并采用列约束生成算法(Column and Constraint Generation, C&CG)进行求解;文献[11]以两阶段鲁棒优化处理风电场与光伏机组出力的不确定性,同时在模型求解时添加严格的切割保证二阶锥松弛的精确.随机规划与鲁棒优化在配电网优化中得到了广泛应用,但各自也存在不足.随机规划事先假定不确定变量服从某一概率分布,而假定的概率分布往往不是不确定变量真实的概率分布,使得获得的决策的准确性不足;鲁棒优化始终考虑不确定参数集内最恶劣的情况,导致所得的决策过于保守.针对随机规划与鲁棒优化的不足,国内外研究者^[13-17]将分布鲁棒优化应用于配电网优化中.分布鲁棒优化结合鲁棒优化与随机规划的优点,利用历史数据构造不确定参数概率分布的不确定集,在不确定集内寻找最恶劣概率分布下的最优解.

针对上述问题,本文通过同时调节设备的有功/无功出力,建立以网损最小为优化目标的主动配电网有功无功协调优化模型.同时为应对光伏出力及负荷的不确定性,建立主动配电网两阶段分布鲁棒协调优化模型,并采用 $l-2$ 范数限制不确定参数的概率分布.通过修改后的 IEEE33 节点系统验证了模型的有效性.

1 主动配电网有功无功协调优化模型

1.1 目标函数

以优化周期内网损最小为目标函数,即

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{ij \in E} l_{ij,t} r_{ij}. \quad (1)$$

式中: T 为优化周期的时段总数; E 为系统中支路的集合; $l_{ij,t}$ 为 ij 支路在 t 时段电流的平方; r_{ij} 为 ij 支路的电阻.

1.2 约束条件

1.2.1 潮流约束

$$\sum_{i \in \phi(j)} P_{ij,t} - \sum_{i \in \phi(j)} l_{ij,t} r_{ij} = \sum_{k \in \varphi(j)} P_{jk,t} - P_{j,t} + P_{j,t}^{\text{load}}; \quad (2)$$

$$\sum_{i \in \phi(j)} Q_{ij,t} - \sum_{i \in \phi(j)} l_{ij,t} x_{ij} = \sum_{k \in \varphi(j)} Q_{jk,t} - Q_{j,t} + Q_{j,t}^{\text{load}}; \quad (3)$$

$$v_{j,t} = v_{i,t} - 2(r_{ij} P_{ij,t} + x_{ij} Q_{ij,t}) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) l_{ij,t}; \quad (4)$$

$$v_{i,t} l_{ij,t} = P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2; \quad (5)$$

$$P_{j,t} = P_{j,t}^{\text{PV}} + P_{j,t}^{\text{MG}} - P_{j,t}^{\text{ESS, ch}} + P_{j,t}^{\text{ESS, dis}}; \quad (6)$$

$$Q_{j,t} = Q_{j,t}^{\text{PV}} + Q_{j,t}^{\text{MG}} + Q_{j,t}^{\text{ESS}} + Q_{j,t}^{\text{SVC}} + Q_{j,t}^{\text{CB}}. \quad (7)$$

式中: $\phi(j)$ 为 j 节点的父节点集合; $\varphi(j)$ 为 j 节点的子节点集合; $P_{ij,t}, Q_{ij,t}$ 分别为 t 时段流过支路 ij 的有功与无功; $v_{j,t}$ 为 j 节点电压的平方; x_{ij} 为 ij 支路的电抗; $P_{j,t}^{\text{PV}} + P_{j,t}^{\text{MG}} - P_{j,t}^{\text{ESS, ch}} + P_{j,t}^{\text{ESS, dis}}$ 分别为 t 时段 j 节点上光伏、微型燃气轮机、ESS 充放电功率; $Q_{j,t}^{\text{PV}} + Q_{j,t}^{\text{MG}} + Q_{j,t}^{\text{ESS}} + Q_{j,t}^{\text{SVC}} + Q_{j,t}^{\text{CB}}$ 分别为 t 时段连接在 j 节点上光伏、微型燃气轮机、ESS、SVC、CB 无功出力; $P_{j,t}^{\text{load}}, Q_{j,t}^{\text{load}}$ 分别为 t 时段连接在 j 节点上负荷的有功与无功.

由于式(5)中包含非线性项,采用二阶锥松弛技术对其进行处理,

$$\left\| \begin{array}{c} 2P_{ij,t} \\ 2Q_{ij,t} \\ l_{ij,t} - v_{i,t} \end{array} \right\|_2 \leq l_{ij,t} + v_{i,t}. \quad (8)$$

1.2.2 SVC 约束

$$Q_{\min}^{\text{SVC}} \leq Q_{j,t}^{\text{SVC}} \leq Q_{\max}^{\text{SVC}}. \quad (9)$$

式中: $Q_{\max}^{\text{SVC}}, Q_{\min}^{\text{SVC}}$ 分别为 SVC 无功出力上下限.

1.2.3 OLTC 约束

通过改变分接头档位来调节主网与配网间变压器低压侧电压^[12], 本文将 OLTC 建模为一个节点, 高压侧电压为系统基准电压, 低压侧电压为节点电压, 其运行约束如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{j,t} = k_t V_{\text{base}}^2; \\ k_t = \sum_{n=1}^N \delta_{n,t} K_n; \\ \sum_{n=1}^N \delta_{n,t} = 1; \\ \sigma_t^{\text{OLTC, UP}} - \sigma_t^{\text{OLTC, DOWN}} N^{\text{OLTC}} \leq \sum_{n=1}^N \delta_{n,t} n - \sum_{n=1}^N \delta_{n,t-1} n; \\ \sum_{n=1}^N \delta_{n,t} n - \sum_{n=1}^N \delta_{n,t-1} n \leq \sigma_t^{\text{OLTC, UP}} N^{\text{OLTC}} - \sigma_t^{\text{OLTC, DOWN}}; \\ \sigma_t^{\text{OLTC, UP}} + \sigma_t^{\text{OLTC, DOWN}} \leq 1; \\ \sum_{t=1}^T \sigma_t^{\text{OLTC, UP}} + \sum_{t=1}^T \sigma_t^{\text{OLTC, DOWN}} \leq Y_{\text{OLTC}}. \end{array} \right. \quad (10)$$

式中: V_{base} 为基准电压; N 为档位总数; K_n 为第 n 档变比的平方值; k_t 为 OLTC 高低压侧电压变比的平方; $\delta_{n,t}$ 为档位标识, 当 $\delta_{n,t}$ 为 1 时表示分接头位置处于第 n 档; $\sigma_t^{\text{OLTC, UP}}, \sigma_t^{\text{OLTC, DOWN}}$ 为升降档标识, 当其为 1 时表示 OLTC 分接头动作; N^{OLTC} 为单次操作档位变化的上限; Y_{OLTC} 为优化周期内动作次数的上限.

1.2.4 CB 约束

$$\begin{cases} Q_{j,t}^{\text{CB}} = N_{j,t}^{\text{CB}} Q^{\text{CB}}; \\ \sigma_t^{\text{CB,UP}} - \sigma_t^{\text{CB,DOWN}} K^{\text{CB}} \leq N_{j,t}^{\text{CB}} - N_{j,t-1}^{\text{CB}}; \\ N_{j,t}^{\text{CB}} - N_{j,t-1}^{\text{CB}} \leq \sigma_t^{\text{CB,UP}} K^{\text{CB}} - \sigma_t^{\text{CB,DOWN}}; \\ \sigma_t^{\text{CB,UP}} + \sigma_t^{\text{CB,DOWN}} \leq 1; \\ \sum_{t=1}^T \sigma_t^{\text{CB,UP}} + \sum_{t=1}^T \sigma_t^{\text{CB,DOWN}} \leq Y_{\text{CB}}. \end{cases} \quad (11)$$

式中: $N_{j,t}^{\text{CB}}$ 为 j 节点上投入的电容器组数; Q^{CB} 为每组电容器的无功容量; $\sigma_t^{\text{CB,UP}}, \sigma_t^{\text{CB,DOWN}}$ 为投入和切除标识, 为 0~1 变量; K^{CB} 为单次投入/切除组数的最大值; Y_{CB} 为优化周期内动作次数上限。

1.2.5 光伏运行约束约束

本文假定光伏机组运行于最大功率点跟踪点模式, 通过并网逆变器接入配电网, 其运行约束为

$$\begin{cases} P_{j,t}^{\text{PV}} = P_{j,t}^{\text{PV,pre}}; \\ (P_{j,t}^{\text{PV}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{PV}})^2 \leq (S^{\text{PV}})^2. \end{cases} \quad (12)$$

式中: $P_{j,t}^{\text{PV,pre}}$ 为光伏机组有功出力预测值; $P_{j,t}^{\text{PV}}, Q_{j,t}^{\text{PV}}$ 为光伏机组有功和无功出力; S^{PV} 为逆变器最大视在功率。

1.2.6 ESS 约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{j,t}^{\text{ESS,ch}} \leq P_{\text{max}}^{\text{ESS,ch}} \delta_{j,t}^{\text{ch}}; \\ 0 \leq P_{j,t}^{\text{ESS,dis}} \leq P_{\text{max}}^{\text{ESS,dis}} \delta_{j,t}^{\text{dis}}; \\ \delta_{j,t}^{\text{ch}} + \delta_{j,t}^{\text{dis}} \leq 1; \\ (P_{j,t}^{\text{ESS,dis}})^2 + (P_{j,t}^{\text{ESS,ch}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{ESS}})^2 \leq (S^{\text{ESS}})^2; \\ \text{ESS}_{j,t} = \text{ESS}_{j,t-1} + \eta^{\text{ch}} P_{j,t}^{\text{ESS,ch}} \Delta t - \frac{1}{\eta^{\text{dis}}} P_{j,t}^{\text{ESS,dis}} \Delta t; \\ 0.2 \text{ESS}_{\text{max}} \leq \text{ESS}_{j,t} \leq 0.9 \times \text{ESS}_{\text{max}}. \end{cases} \quad (13)$$

式中: $P_{j,t}^{\text{ESS,ch}}, P_{j,t}^{\text{ESS,dis}}$ 为 ESS 充放电功率; $P_{\text{max}}^{\text{ESS,ch}}, P_{\text{max}}^{\text{ESS,dis}}$ 为 ESS 充放电功率的上限; $\delta_{j,t}^{\text{ch}}, \delta_{j,t}^{\text{dis}}$ 为储能充放电状态; $\text{ESS}_{j,t}$ 为 t 时段 j 节点上 ESS 存储的电量; $\eta^{\text{ch}}, \eta^{\text{dis}}$ 为储能充放电效率; ESS_{max} 为储存电量的最大值。

1.2.7 微型燃气轮机运行约束

$$\begin{cases} P_{\text{min}}^{\text{MG}} \leq P_{j,t}^{\text{MG}} \leq P_{\text{max}}^{\text{MG}}; \\ (P_{j,t}^{\text{MG}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{MG}})^2 \leq (S^{\text{MG}})^2; \\ p_{\text{min}}^{\text{MG}} \leq P_{j,t}^{\text{MG}} - P_{j,t-1}^{\text{MG}} \leq p_{\text{max}}^{\text{MG}}. \end{cases} \quad (14)$$

式中: $P_{\text{max}}^{\text{MG}}, P_{\text{min}}^{\text{MG}}$ 分别为微型燃气轮机有功出力上下限; S^{MG} 为逆变器最大视在功率; $p_{\text{max}}^{\text{MG}}, p_{\text{min}}^{\text{MG}}$ 为微型燃气轮机爬坡率上下限。

1.2.8 系统安全约束

$$V_{j,\text{min}}^2 \leq v_{j,t} \leq V_{j,\text{max}}^2. \quad (15)$$

式中: $V_{j,\text{max}}, V_{j,\text{min}}$ 为节点电压的上下限。

2 基于数据驱动的主动配电网分布鲁棒有功无功协调优化模型

本节采用场景分析法处理负荷与光伏出力的不确定性, 即选取 M 组光伏出力及负荷历史数据作为样本数据, 然后使用场景削减法得到 N_s 个典型场景及其相应的概率分布 p_s . 当以网损期望最小为目标函数时, 优化模型表示为

$$\begin{aligned}
& \min_{z, y_s} \sum_{s=1}^{N_s} p_s \mathbf{a}^T \mathbf{y}_s; \\
& \text{s.t. } \mathbf{A}z \geq \mathbf{b}; \\
& \mathbf{C}y_s \leq \mathbf{f}; \\
& \|\mathbf{Q}y_s + \mathbf{q}\|_2 \leq \mathbf{c}^T y_s + \mathbf{d}; \\
& \mathbf{D}y_s + \mathbf{G}z = \mathbf{g}; \\
& \mathbf{E}y_s = \mathbf{u}_s.
\end{aligned} \tag{16}$$

式中: y_s 为连续决策变量, 包括光伏、微型燃气轮机、ESS 有功无功出力和 SVC 无功出力; z 为离散变量, 包括电容器组数、ESS 充放电标识等; $\mathbf{A}, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \mathbf{E}, \mathbf{Q}, \mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{f}, \mathbf{c}, \mathbf{d}, \mathbf{g}, \mathbf{q}$ 为约束中常量的向量或矩阵形式; \mathbf{u}_s 为 s 场景下光伏及负荷有功。

由于有限的样本数据不能完全涵盖光伏出力及负荷功率的所有情况, 导致由样本确定的场景概率分布往往不是真实的概率分布, 使得随机优化方案欠佳. 针对此问题, 本文通过样本数据得到不确定参数的初始概率分布, 利用概率距离构造以初始概率分布为中心的概率分布不确定集, 旨在概率分布不确定集内寻找最恶劣情况下的最优解. 此外, 本文采用两阶段优化框架协调主动配电网中离散变量与连续变量的求解. 具体来说, 将离散变量作为第一阶段决策变量, 离散变量的确定应早于不确定概率分布, 这是因为离散变量不宜频繁改变; 第二阶段优化用于求解连续变量及最恶劣情况下的概率分布. 基于数据驱动的主动配电网两阶段分布鲁棒优化模型为

$$\begin{aligned}
& \min_z \max_{p \in D} \min_{y_s} \sum_{s=1}^{N_s} p_s \mathbf{a}^T \mathbf{y}_s; \\
& \text{s.t. } \mathbf{A}z \geq \mathbf{b}; \\
& \mathbf{C}y_s \leq \mathbf{f}; \\
& \|\mathbf{Q}y_s + \mathbf{q}\|_2 \leq \mathbf{c}^T y_s + \mathbf{d}; \\
& \mathbf{D}y_s + \mathbf{G}z = \mathbf{g}; \\
& \mathbf{E}y_s = \mathbf{u}_s.
\end{aligned} \tag{17}$$

本文采用 $l-2$ 范数^[13] 约束构造概率分布不确定集, 不确定集如式(18)所示. 与采用 $l-1$ 与 $l-\infty$ 范数^[14-15] 构造的概率分布不确定集相比, 以 $l-2$ 范数构造的不确定集在模型求解中无需引入辅助变量, 减小了模型求解的复杂程度.

$$\mathcal{D} = \left\{ \sum_{s=1}^{N_s} (p_s - p_s^0)^2 \leq d, \sum_{s=1}^{N_s} p_s = 1, p_s \geq 0 \right\}. \tag{18}$$

由霍夫丁不等式可得概率分布满足的置信区间为

$$\mathbb{P}\left\{ \sum_{s=1}^{N_s} (p_s - p_s^0)^2 \leq d \right\} \geq (1 - 2e^{-2Md/N_s})^{N_s}. \tag{19}$$

令上式的可信度为 α , 可得,

$$d = \left(\frac{N_s}{2M} \right) \ln \left(\frac{2}{1 - \alpha^{1/N_s}} \right). \tag{20}$$

由式(20)可知: 随着样本数据个数的增加, 距离度量 d 逐渐趋近于 0, 即随着样本数据的增加, 初始概率分布逐渐收敛于真实的概率分布, 模型保守性逐渐降低. 与样本数据个数相反, 距离度量 d 随着置信度的减小逐渐减小.

3 C&CG 算法

针对两阶段分布鲁棒优化问题, 通常采用 C&CG 算法或 Benders 分解算法进行求解. 本文采用 C&CG 算法将原优化问题分解为主问题 (Master Problem, MP) 与子问题 (Sub-Problem, SP), 通过求解 MP 与 SP

得到原优化问题的上下限,反复迭代求解直到上下限差值满足给定的差值.

主问题是在已知最恶劣情况的概率分布下,求解目标函数值和第一阶段决策变量,并将得到的目标函数值作为原优化模型的下限:

$$\begin{aligned} \text{MP: } & \min_{\eta, z, y_{s,k}}; \\ \text{s.t. } & \eta \geq \sum_{s=1}^{N_s} p_{s,k} \mathbf{a}^T \mathbf{y}_{s,k}, \quad k = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (21)$$

将主问题求解获得的离散变量 z^* 代入子问题,通过求解子问题得到最恶劣情况下的概率分布,并将获得的目标函数值作为原优化问题的上限.由于连续变量与不确定概率分布相互独立,子问题可以分解为内外两层函数,如式(22)所示.

$$\text{SP: } L(z^*) = \max_{p \in D} \sum_{s=1}^{N_s} p_s \min_{\mathbf{y}_s} \mathbf{a}^T \mathbf{y}_s. \quad (22)$$

对于子问题的求解,可先解内层 \min 函数,得到各场景下网损最小值,然后求解外层 \max 函数得到最恶劣情况下的概率分布.

综上所述,C&CG 算法求解步骤如下:

- 1) 设定目标函数上下限 $UB = +\infty, LB = -\infty$, 令 $k = 1$;
- 2) 通过求解 MP, 获得最优值 η 和离散变量 z^* , 并更新下限 $LB = \max\{LB, \eta\}$;
- 3) 固定离散变量 z^* , 通过求解 SP, 得到最优值 $L(z^*)$ 和最恶劣情况下的概率分布 p_s^* , 更新上限 $UB = \min\{UB, L(z^*)\}$;
- 4) 若 $UB - LB \leq \varepsilon$, 则停止迭代; 否则增加恶劣情况下概率分布 $p_{s,k+1} = p_s^*$ 、新变量 $y_{s,k+1}$ 及相应的约束到 MP, 令 $k = k + 1$, 返回步骤(2).

4 结果分析

4.1 算例

本文选取 IEEE33 节点系统进行仿真验证,通过 MATLAB-Yalmip 仿真平台对问题建模,调用 Cplex12.8 进行求解.对 IEEE33 节点系统进行如下参数修改:系统电压等级为 12.66 kV,基准容量为 10 MVA;OLTC 分接头共有 11 档,其分接头变化范围为 0.95~1.05;4 节点安装 6 组电容器,其中每组无功补偿容量为 0.05 Mvar;SVC 安装于 4,14 节点,无功出力范围为-0.2~0.6 Mvar;光伏机组安装于节点 8,16,21,24,30,光伏逆变器容量为 0.8 MVA;ESS 安装于节点 5,12,逆变器容量为 0.4 MVA,最大充放电功率为 0.3 MW,充放电效率为 0.938 1,最大储存电量为 1.2 MWh;微型燃气轮机安装于节点 14,逆变器容量为 0.8 MVA,爬坡率上下限分别为 0.3 和-0.3;光伏和负荷预测曲线如图 1 所示.

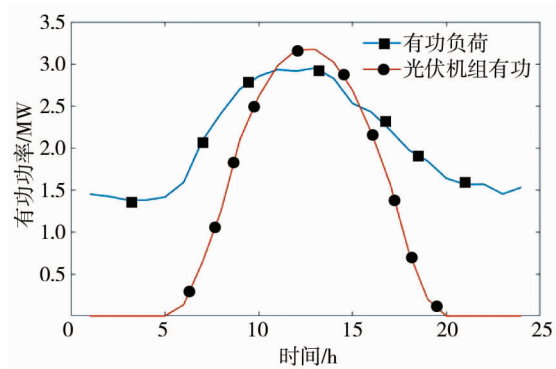


图 1 光伏和负荷预测曲线

由于历史数据的缺失,导致样本数据难以获得,本文假定光伏出力与负荷预测误差服从均值为 0、标准差为 0.12 倍预测值的正态分布,采用拉丁超立方采样生成 M 个原始场景,并结合预测值作为实际出力

场景,然后通过同步回代缩减技术得到 N_s 个典型场景及其相应的概率.

4.2 结果分析

4.2.1 协调优化与传统无功优化结果对比

为验证有功无功协调优化策略的有效性,本节应用光伏机组出力及负荷预测值对主动配电网分别进行有功无功协调优化与传统无功优化,其中传统无功优化仅以 OLTC, CB 及 SVC 为控制手段,协调优化仅调节 OLTC, CB, SVC 及储能系统的有功,结果显示传统无功优化的网损为 447.29 kW,有功无功协调优化的网损为 398.03 kW.

与传统无功优化模型相比,调优化模型计算结果更小,即配电网有功无功协调优化策略能更好地降低有功损耗,有利于配电网的经济运行.

4.2.2 不同样本数据个数及可信度的结果对比

为验证不同样本数据个数和不同置信度对优化模型的影响,本文设置 N_s 为 10, M 取值范围为 [100, 2 000], α 取值范围为 [0.50, 0.99], 模型求解结果如表 1 所示.

从表 1 可以看出:在同一置信度下,网损随着样本数据个数的增加而降低;在同一样本数据个数下,网损随着置信度的减小随之降低.这是由于样本数据个数的增加和可信度的降低,使得概率分布的不确定集范围变小,降低了模型求解结果的保守度.模型求解结果与式(20)规律一致,证明了本模型求解的正确性.

表 1 不同样本数据个数及可信度的结果对比

M	α		
	0.5	0.8	0.99
100	178.20	179.54	181.98
500	168.53	169.11	170.30
1 000	164.57	165.04	165.97
2 000	163.26	163.64	164.35

4.2.3 不确定性算法结果对比

为验证分布鲁棒模型应对不确定性的能力,本文分别对随机规划、鲁棒优化及分布鲁棒优化模型进行求解,其中随机规划模型与分布鲁棒模型中的样本数据数 M 为 1 000, 典型场景数 N_s 为 10. 此外,在概率分布不确定集内随机生成 5 000 组数据作为场景概率数据集,将由随机规划模型获得的第一阶段决策变量求解结果带入场景数据集中进行优化求解,寻找在场景概率数据集内随机规划模型结果的最大值,将其作为随机规划模型最恶劣情况下的最优值 $S_{\text{worst case}}$, 模型求解结果如表 2 所示.

从表 2 可以得到:随机规划模型的计算结果最小,经济性最好;鲁棒优化模型的计算结果最大;分布鲁棒优化模型的计算结果介于两者之间.这是由于随机规划模型仅考虑有限个确定场景,从而使求得的优化结果最小;鲁棒优化是在不确定集内寻找最恶劣情况下的最优解,使得优化结果最大,具有良好的鲁棒性;分布鲁棒优化结合了随机规划与鲁棒优化的优点,在概率分布不确定集内寻找最恶劣情况下目标函数的最小值,使得模型求解结果介于鲁棒模型与随机规划模型,优化策略在鲁棒性与经济性之间取得了均衡.此外,由于随机规划模型未考虑场景概率分布的不确定性,随机规划模型在不同可信度下最恶劣情况的期望网损均大于分布鲁棒优化模型,也就是说,当考虑概率分布的不确定性时,分布鲁棒优化模型具有更好的应对不确定性的能力.

表 2 不同模型结果对比

α	分布鲁棒优化模型	鲁棒优化模型	随机规划模型	$S_{\text{worst case}}$
0.5	164.57	200.48	162.26	165.20
0.8	165.04	200.48	162.26	165.64
0.99	165.97	200.48	162.26	166.45

5 结论

1) 与单独进行无功优化相比,有功无功协调化能够有效降低网损,有利于配电网的经济运行.

2)分布鲁棒优化结果与样本数据个数、可信度有关.其中,样本数据个数越多,概率分布不确定集的范围越小,模型的保守性越小;可信度越小,概率分布不确定集的范围越小,模型的保守性越小.

3)通过3个模型结果对比,本节提出的分布鲁棒优化模型结果介于鲁棒优化与随机规划模型之间,即分布鲁棒优化模型在鲁棒性与经济性间取得一定的折中.此外,当考虑概率分布的不确定性时,分布鲁棒优化模型比随机规划模型具有更好的应对系统中不确定性的能力.

参考文献:

- [1] 赵波,王财胜,周金辉,等.主动配电网现状与未来发展[J].电力系统自动化,2014,38(18):125-135.
- [2] 卓煜,陈维荣,戴朝华.基于灵敏度分析的主动配电网无功电压控制[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(5):21-27.
- [3] 章健,熊壮壮,王明东,等.基于二阶锥规划的主动配电网动态无功优化[J].郑州大学学报(工学版),2019,40(1):32-37.
- [4] 范心明,彭飞进,伍肇龙,等.基于混合整数凸规划的主动配电网无功电压优化运行方法[J].电力电容器与无功补偿,2018,39(4):99-105.
- [5] 任佳依,顾伟,王勇,等.基于模型预测控制的主动配电网多时间尺度有功无功协调调度[J].中国电机工程学报,2018,38(5):1397-1407.
- [6] 刘一兵,吴文传,张伯明,等.基于混合整数二阶锥规划的主动配电网有功-无功协调多时段优化运行[J].中国电机工程学报,2014,34(16):2575-2583.
- [7] 徐韵,颜湘武,李若瑾,等.电力市场环境下的“源-网-荷-储”互动的主动配电网有功/无功联合优化[J].电网技术,2019,43(10):3778-3789.
- [8] 杨俊友,崔嘉,田艳丰,等.计及网损最小的含分散式风电场配电网多目标优化策略[J].电网技术,2015,39(8):2141-2147.
- [9] 郑能,丁晓群,管志成,等.基于场景法的配电网有功-无功协调优化[J].电网技术,2019,43(5):1640-1651.
- [10] DING T, LIU S, YUAN W, et al. A Two-Stage Robust Reactive Power Optimization Considering Uncertain Wind Power Integration in Active Distribution Networks[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 7(1): 301-311.
- [11] GAO H, LIU J, WANG L. Robust Coordinated Optimization of Active and Reactive Power in Active Distribution Systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4436-4447.
- [12] 董萍,孙兴鲁,王雅平,等.主动配电网的自适应鲁棒有功-无功联合优化[J].华南理工大学学报(自然科学版),2018,46(5):100-108.
- [13] JIANG R, GUAN Y, WATSON J P. Risk-Averse Stochastic Unit Commitment with Incomplete Information[J]. IEEE Transactions, 2016, 48(9): 838-854.
- [14] 阮贺彬,高红均,刘俊勇,等.考虑DG无功支撑和开关重构的主动配电网分布鲁棒无功优化模型[J].中国电机工程学报,2019,39(3):685-695.
- [15] 贺帅佳,高红均,刘俊勇,等.计及需求响应柔性调节的分布鲁棒DG优化配置[J].中国电机工程学报,2019,39(8):2253-2264.
- [16] ZARE A, CHUNG 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.
- [17] 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.