并网微电网分布鲁棒模型预测控制策略

赵新宇，刘健辰†

(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院，辽宁 葫芦岛 125105)

摘　要: 针对并网微电网中风电、光伏和负荷随机预测误差引起的联络线功率越限问题, 提出一种分布鲁棒模型预测控制方法. 首先, 将负荷、风电和光伏预测误差统一表示为随机净负荷误差, 并利用训练样本估计其均值、方差和矩信息不确定性半径, 构造不完备矩信息下的分布模糊集; 然后, 将联络线功率安全约束表示为分布鲁棒机会约束, 并基于单侧切比雪夫不等式推导确定性收紧形式, 建立并网微电网滚动优化控制模型; 同时, 严格证明了递归可行性、名义闭环稳定性和对随机模型预测控制的保守性; 最后, 通过数值仿真表明所提出方法能够在有限样本和分布失配条件下提高并网微电网运行安全性, 并保持较好的经济性.

关键词: 模型预测控制；分布鲁棒优化；微电网；机会约束

中图分类号: TM73　　**文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0684

引用格式: 赵新宇, 刘健辰. 并网微电网分布鲁棒模型预测控制策略 [J]. 控制与决策, xxxx, x(x): xxxx-xxxx.

Distributionally robust model predictive control strategy for grid-connected microgrids

ZHAO Xin-yu，*LIU Jian-chen*†

(School of Electrical and Control Engineering，Liaoning Technical University，Huludao 125105，China)

Abstract: To address tie-line power violations caused by random forecasting errors of wind power, photovoltaic power and load in grid-connected microgrids, a distributionally robust model predictive control method is proposed. First, the forecasting errors of load, wind power and photovoltaic power are uniformly represented as a random net-load error. The mean, variance and moment-information uncertainty radii are estimated from training samples, and an ambiguity set with incomplete moment information is constructed. Then, the tie-line power safety constraint is formulated as a distributionally robust chance constraint, and its deterministic tightening form is derived based on the one-sided Chebyshev inequality. A rolling optimization control model for the grid-connected microgrid is further established. Meanwhile, recursive feasibility, nominal closed-loop stability and the conservatism of the proposed method relative to stochastic model predictive control are proved. Finally, numerical simulations show that the proposed method can reduce the tie-line power violation risk under finite samples and distribution mismatch while maintaining good operating economy.

Keywords: model predictive control；distributionally robust optimization；microgrid；chance constraint

0　引　言

随着风电、光伏等新能源在配电侧接入比例不断提高, 微电网运行中的不确定性问题更加突出. 新能源出力受风速、光照强度和天气变化影响较大, 负荷功率也会随用户用电行为发生波动. 当预测误差较大或误差分布偏离理想高斯分布时, 微电网实际运行功率可能明显偏离预测调度结果, 从而引起联络线功率、储能荷电状态和可控电源出力等安全约束风险. 因此, 在源荷不确定性条件下实现安全、经济的微电网优化运行, 已成为微电网能量管理中的重要问题. 近年来, 微电网运行控制研究在储能荷电状态均衡与电流分配、分布式二次控制以及满足物理约束的安全能量调度等方面取得了进展[1-3].

模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 能够在滚动优化框架下处理多约束、多变量控制问题, 并通过在线优化方式更新当前控制量. 针对随机扰动和概率性约束, 随机模型预测控制 (Stochastic Model Predictive Control, SMPC) 通常利用扰动概率

收稿日期: 2026-07-09；**录用日期:** 2026-10-09.

责任编委: 刘向杰.

†通信作者. E-mail: liujianchen@lntu.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

信息描述约束违反风险, 并通过概率约束或机会约束在控制性能与安全风险之间取得折中[4-6]. 该类方法在扰动概率分布已知或近似准确时具有较好的控制效果, 但在实际微电网中, 风电、光伏和负荷预测误差往往具有重尾性和分布时变性. 若仍采用固定高斯分布假设, 可能低估极端误差样本下的运行风险, 从而导致联络线功率越限.

鲁棒模型预测控制 (Robust Model Predictive Control, RMPC) 主要面向有界扰动和模型不确定性, 通常通过最坏情形思想、管状不变集或约束收紧方法保证扰动作用下的约束满足能力[7-8]. 该类方法能够提高系统安全性和鲁棒性, 但由于需要覆盖扰动集合内的最不利情形, 控制结果往往具有较强保守性. 因此, 在有限样本、重尾扰动和分布失配条件下, 如何兼顾运行安全性和控制保守性仍需进一步研究.

分布鲁棒模型预测控制 (Distributionally Robust Model Predictive Control, DRMPC) 将分布鲁棒优化思想引入 MPC 框架. 该方法不需要精确已知扰动概率分布, 而是在由样本信息构造的分布模糊集内考虑最不利概率分布, 为分布失配条件下的安全运行提供了新的思路[9-12]. 相关分布鲁棒优化已用于微电网多时间尺度滚动调度[13]. 现有分布模糊集可基于矩信息或概率距离构造, 其中, 文献 [14] 采用 Wasserstein 距离刻画经验分布邻域, 并用于微电网分布鲁棒机会约束调度. 相关分布鲁棒机会约束还被用于微电网能量管理和网络优化[15-17], MPC 也已用于微电网运行优化[18]. Wasserstein 距离能够保留较丰富的样本分布信息, 但基于样本的分布描述会增加在线优化的计算负担; 相比之下, 矩信息模糊集仅利用均值、方差等低阶统计信息, 模型结构更为紧凑, 更适于本文的在线滚动优化.

目前, 基于矩信息模糊集的 DRMPC 相关研究仍相对有限. 文献 [9] 面向具有无界随机扰动的离散线性系统构建 DRMPC 方法, 通过确定性凸重构处理状态和控制机会约束, 并分析了递归可行性与收敛性; 文献 [10] 从一般分布鲁棒优化角度考虑概率分布形式以及均值和协方差等矩信息的不确定性, 并基于历史数据构造矩信息置信区域; 文献 [11] 研究了基于一、二阶矩信息的分布鲁棒机会约束及其可求解转化. 上述研究为本文提供了重要理论基础, 但尚未针对并网微电网有限历史样本下的源荷预测误差, 将矩信息估计不确定性、源荷储功率调节与在线滚动调度统一建模. 为此, 本文基于有限训练样本构造净负荷误差的不完备矩信息分布模糊集, 并将其嵌入并网微电网 DRMPC, 以协调运行安全性与经济性.

针对上述问题, 本文提出一种面向有限样本矩信息不确定性的并网微电网 DRMPC 策略. 首先, 将负荷、风电和光伏预测误差合成为净负荷误差, 利用训练样本估计其均值、方差和矩信息不确定性半径, 构造不完备矩信息下的分布模糊集. 其次, 将联络线功率安全约束表示为分布鲁棒机会约束, 并基于单侧切比雪夫不等式推导确定性收紧形式, 建立并网微电网滚动优化控制模型. 在此基础上, 给出递归可行性、名义闭环稳定性以及 DRMPC 相对于 SMPC 的保守性分析. 最后, 在重尾源荷扰动条件下开展样本外蒙特卡洛仿真, 并与 SMPC 和名义模型预测控制进行对比, 分析训练样本数对模糊集半径和控制性能的影响.

1 并网微电网模型与净负荷误差描述

1.1 并网微电网运行模型

如图 1 所示, 本文研究的并网微电网为单母线结构. 系统由风力发电单元、光伏发电单元、可控电源、储能系统、负荷和公共电网组成. 风电和光伏通过变换器接入交流母线, 可控电源和储能系统根据能量管理与优化调度指令参与功率调节, 公共电网通过联络线与微电网进行双向功率交换. 历史净负荷误差样本用于离线构造分布模糊集, 在线滚动过程中, DRMPC 根据系统状态及负荷、风电和光伏预测功率优化可控电源、储能和联络线功率, 实现源荷储协同运行.

考虑弃风弃光功率P_{cur}和切负荷功率P_{shed}后, k 时刻的微电网功率平衡关系可表示为

$$P_{\mathrm{dg}}(k)+P_{\mathrm{w}}(k)+P_{\mathrm{pv}}(k)+P_{\mathrm{bat}}(k)+P_{\mathrm{grid}}(k)= P_{\mathrm{load}}(k)+P_{\mathrm{cur}}(k)-P_{\mathrm{shed}}(k). \tag{1}$$

式中, P_{dg}为可控电源出力, 风电出力为P_{w}, 光伏出力为P_{pv}, 储能功率为P_{bat}, 联络线功率为P_{grid}, 负荷功率为P_{load}. 其中, $P_{\mathrm{bat}}>0$表示储能放电, $P_{\mathrm{bat}}<0$表示储能充电; $P_{\mathrm{grid}}>0$表示微电网从公共电网购电, $P_{\mathrm{grid}}<0$表示微电网向公共电网售电. 引入弃风弃光功率可以处理新能源出力无法完全消纳的情况, 而切负荷功率用于保证极端情况下优化调度问题的可行性. 由于切负荷会影响供电可靠性, 因此本文在目标函数中设置较大的切负荷惩罚系数, 使其只在必要情况下出现. 储能装置是微电网平衡源荷波动的重要环节. 设储能额定容量为E_{bat}, 储能能量状态为$E(k)$, 采样周期为T_{s}, 则储能能量状态满足

$$E(k+1)=E(k)-T_{\mathrm{s}}P_{\mathrm{bat}}(k). \tag{2}$$

储能荷电状态$SOC(k)$可表示为

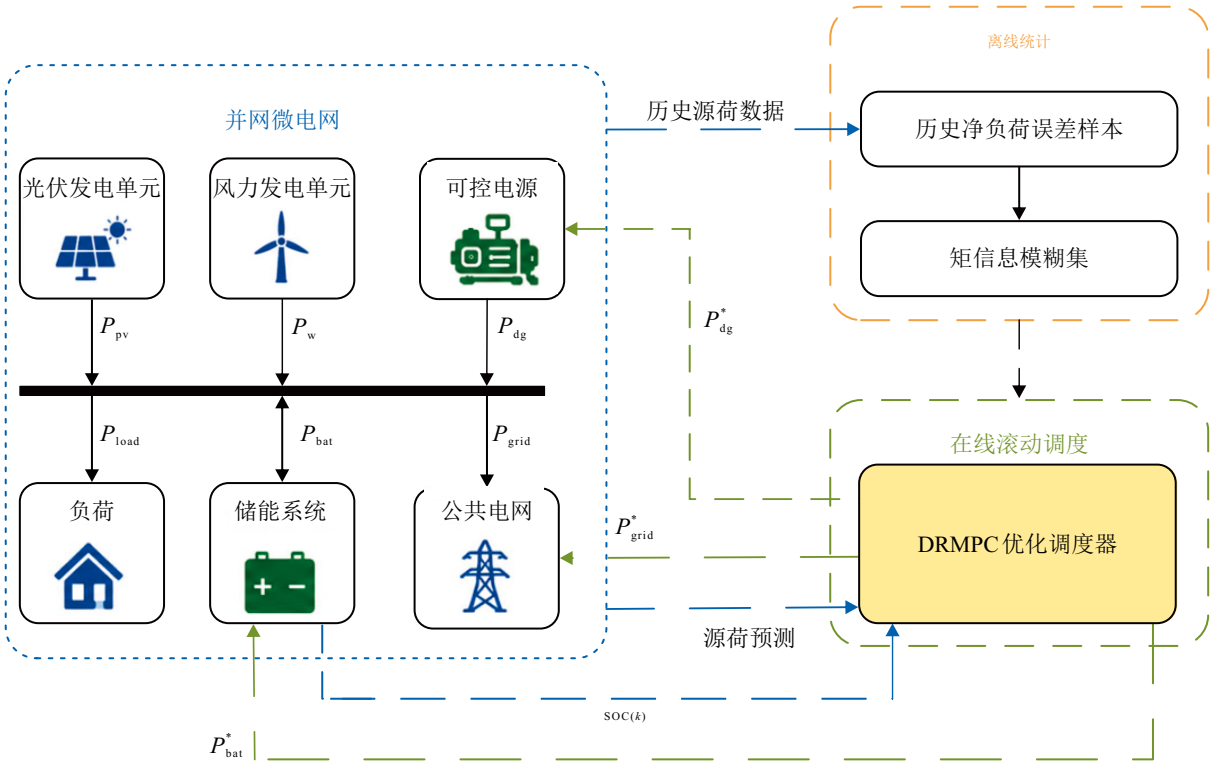

图 1　并网微电网系统结构图

$$SOC(k) = E(k)/E_{\text{bat}}. \tag{3}$$

为了保证储能装置安全运行, 储能荷电状态需要满足

$$SOC_{\min} \leqslant SOC(k) \leqslant SOC_{\max}. \tag{4}$$

式中, $\text{SOC}_{\min}$和$\text{SOC}_{\max}$分别为最小和最大储能荷电状态.

同时, 储能充放电功率需要满足

$$-P^{\max}_{\text{bat,ch}} \leqslant P_{\text{bat}}(k) \leqslant P^{\max}_{\text{bat,dis}}. \tag{5}$$

式中, $P^{\max}_{\text{bat,ch}}$和$P^{\max}_{\text{bat,dis}}$分别为最大充电功率和最大放电功率.

可控电源用于提供稳定的可调功率, 其出力范围受到设备容量限制. 设可控电源出力上下限分别为$P^{\min}_{\text{dg}}$和$P^{\max}_{\text{dg}}$, 则有

$$P^{\min}_{\text{dg}} \leqslant P_{\text{dg}}(k) \leqslant P^{\max}_{\text{dg}}. \tag{6}$$

为了避免可控电源出力变化过快, 还需要考虑爬坡约束. 设可控电源最大爬坡速率为R_{dg}, 则有

$$-R_{\text{dg}}T_s \leqslant P_{\text{dg}}(k) - P_{\text{dg}}(k-1) \leqslant R_{\text{dg}}T_s. \tag{7}$$

联络线功率反映微电网与公共电网之间的功率交换情况. 联络线功率过大可能增加并网点运行压力, 也可能导致功率越限. 因此, 联络线功率需要满足

$$-P^{\max}_{\text{grid}} \leqslant P_{\text{grid}}(k) \leqslant P^{\max}_{\text{grid}}. \tag{8}$$

其中, $P^{\max}_{\text{grid}}$为联络线功率上限. 本文重点针对联络线功率构建安全约束, 并考虑净负荷误差对储能功率和 SOC 运行边界的影响, 重点分析不同控制方法对联络线功率越限风险的抑制能力.

由式 (2) 和式 (3) 可将储能状态更新关系等价表示为

$$SOC(k+1) = SOC(k) - \frac{T_s}{E_{\text{bat}}}P_{\text{bat}}(k).$$

为便于后续滚动优化建模, 选取储能荷电状态作为系统状态变量. 设状态向量和控制向量分别为

$$x(k) = [SOC(k)],$$

$$u(k) = [P_{\text{dg}}(k), P_{\text{bat}}(k), P_{\text{grid}}(k), P_{\text{cur}}(k), P_{\text{shed}}(k)]^{\text{T}}.$$

其中, $x(k)$表示由储能荷电状态构成的系统状态, $u(k)$表示由可控电源出力、储能功率、联络线功率、弃风弃光功率和切负荷功率构成的调度向量. 在此基础上, 并网微电网运行可行集可表示为

$$\Omega = \{(x(k), u(k)) \mid (x(k), u(k))\text{满足式(1)}\sim\text{式(8)}\}$$

式 (1)~(8) 构成了并网微电网优化运行的确定性名义开环模型. 由于负荷、风电和光伏功率预测均存在误差, 若仅根据预测值进行确定性优化, 则实际运行中可能出现联络线功率越限. 为提高控制方法在不确定环境下的安全性, 下面进一步引入净负荷误差, 并构造相应的分布模糊集.

1.2　净负荷误差与分布模糊集构造

在并网微电网中, 负荷、风电和光伏功率均存在预测误差. 若分别对三类预测误差进行建模, 虽然能

够更细致地描述不同不确定性来源, 但会增加控制器建模和求解的复杂度. 考虑到微电网功率平衡主要受净负荷变化影响, 本文将负荷、风电和光伏预测误差合成为净负荷误差, 并将其作为分布鲁棒模型预测控制中的不确定量.

设负荷实际功率、风电实际功率和光伏实际功率分别为$P_{\rm load}(k)$、$P_{\rm w}(k)$和$P_{\rm pv}(k)$, 相应预测功率分别为$\hat{P}_{\rm load}(k)$、$\hat{P}_{\rm w}(k)$和$\hat{P}_{\rm pv}(k)$. 三类预测误差可表示为

$$\begin{cases}\Delta P_{\rm load}(k)=P_{\rm load}(k)-\hat{P}_{\rm load}(k)\\ \Delta P_{\rm w}(k)=P_{\rm w}(k)-\hat{P}_{\rm w}(k)\\ \Delta P_{\rm pv}(k)=P_{\rm pv}(k)-\hat{P}_{\rm pv}(k)\end{cases}\tag{9}$$

由负荷功率减去新能源出力可得到净负荷功率. 实际净负荷和预测净负荷分别为

$$\begin{cases}P_{\rm net}(k)=P_{\rm load}(k)-P_{\rm w}(k)-P_{\rm pv}(k)\\ \hat{P}_{\rm net}(k)=\hat{P}_{\rm load}(k)-\hat{P}_{\rm w}(k)-\hat{P}_{\rm pv}(k)\end{cases}\tag{10}$$

因此, 净负荷误差可表示为

$$s(k)=P_{\rm net}(k)-\hat{P}_{\rm net}(k).\tag{11}$$

将式 (9) 和式 (10) 代入式 (11), 可得

$$s(k)=\Delta P_{\rm load}(k)-\Delta P_{\rm w}(k)-\Delta P_{\rm pv}(k).\tag{12}$$

由式 (12) 可知, 净负荷误差$s(k)$由负荷预测误差、风电预测误差和光伏预测误差共同决定, 能够统一表征源荷预测偏差对微电网功率平衡的影响. 因此, 后续将$s(k)$作为 DRMPC 中的不确定量, 并基于其有限样本矩信息构造分布模糊集.

为了使微电网在实际运行中能够应对净负荷误差, 本文采用功率参与因子描述可控电源、储能和联络线对净负荷误差的响应. 设可控电源、储能和联络线的参与因子分别为$\alpha_{\rm dg}$、$\alpha_{\rm bat}$和$\alpha_{\rm grid}$, 并满足

$$\alpha_{\rm dg}+\alpha_{\rm bat}+\alpha_{\rm grid}=1.\tag{13}$$

在预测调度功率给定后, 实际运行中的可控电源出力、储能功率和联络线功率可表示为

$$\begin{cases}P_{\rm dg}^{\rm act}(k)=P_{\rm dg}(k)+\alpha_{\rm dg}s(k)\\ P_{\rm bat}^{\rm act}(k)=P_{\rm bat}(k)+\alpha_{\rm bat}s(k)\\ P_{\rm grid}^{\rm act}(k)=P_{\rm grid}(k)+\alpha_{\rm grid}s(k)\end{cases}\tag{14}$$

其中, $P_{\rm dg}(k)$、$P_{\rm bat}(k)$和$P_{\rm grid}(k)$为控制器求得的预测调度功率, $P_{\rm dg}^{\rm act}(k)$、$P_{\rm bat}^{\rm act}(k)$和$P_{\rm grid}^{\rm act}(k)$为考虑净负荷误差后的实际运行功率. 式 (14) 表明, 净负荷误差由可控电源、储能和联络线共同承担. 当净负荷高于预测值时, 三者按照参与因子增加供给; 当净负荷低于预测值时, 三者按照参与因子降低供给或增加吸收.

本文采用固定参与因子描述不同调节资源对净负荷误差的预设分担比例. 参与因子的选取需要综合考虑联络线安全裕度、可控电源调节能力和储能调节能力. 较大的联络线参与因子能够提高其机会约束的收紧程度并预留更大的安全裕度, 而提高可控电源或储能参与比例可减少联络线承担的随机功率, 但会增加相应设备的调节负担. 因此, 固定参与因子本质上反映了不同调节资源之间的安全性与经济性权衡. 固定参与因子未显式反映实时电价、SOC 及设备调节裕度的动态变化, 后续可将其作为滚动优化决策变量进行在线调整.

由于净负荷误差$s(k)$的真实概率分布通常难以准确获得, 本文不预设其服从某一特定概率分布, 而是利用历史训练数据估计其矩信息, 并据此构造不完备矩信息分布模糊集. 设训练集由M条完整日净负荷误差轨迹组成, 每条轨迹包含L个采样时刻, 第m条日误差轨迹记为

$$\mathbf{s}_m=[s_{m,1},s_{m,2},\dots,s_{m,L}]^{\rm T},\ m=1,2,\dots,M.$$

根据全部训练数据, 净负荷误差的样本均值和样本方差分别计算为

$$\begin{cases}\hat{\mu}=\dfrac{1}{ML}\displaystyle\sum_{m=1}^{M}\sum_{\ell=1}^{L}s_{m,\ell}\\ \hat{\sigma}^2=\dfrac{1}{ML-1}\displaystyle\sum_{m=1}^{M}\sum_{\ell=1}^{L}\left(s_{m,\ell}-\hat{\mu}\right)^2\end{cases}\tag{15}$$

式中, $\hat{\mu}$和$\hat{\sigma}^2$分别为净负荷误差样本均值和样本方差. 在有限样本条件下, 二者分别为未知总体均值和总体方差的估计量, 其估计结果存在由有限训练样本引起的不确定性. 为量化该不确定性, 同时避免对净负荷误差的概率分布形式作额外假设, 本文采用以完整日误差轨迹为重采样单元的非参数自助重采样法确定矩信息的不确定范围. 在第b次重采样中, 从M条训练日轨迹中有放回地抽取M条完整轨迹, 以保留单条日轨迹内部的时序结构. 设第b次重采样中第r个抽取日轨迹的索引为$I_r^{(b)}$, 其中$I_r^{(b)}\in\{1,2,\dots,M\}$. 共进行$B$次重采样, 则第$b$次重采样所得的样本均值和样本方差分别为

$$\begin{cases}\hat{\mu}^{*(b)}=\dfrac{1}{ML}\displaystyle\sum_{r=1}^{M}\sum_{\ell=1}^{L}s_{I_r^{(b)},\ell}\\ \hat{\sigma}^{2*(b)}=\dfrac{1}{ML-1}\displaystyle\sum_{r=1}^{M}\sum_{\ell=1}^{L}\left(s_{I_r^{(b)},\ell}-\hat{\mu}^{*(b)}\right)^2\end{cases},\quad b=1,2,\dots,B\tag{16}$$

式中, $\hat{\mu}^{*(b)}$和$\hat{\sigma}^{2*(b)}$分别表示第b次重采样所得的样本均值和样本方差. 记$\hat{\mu}^{*(b)}$和$\hat{\sigma}^{2*(b)}$分别表示由B次重采样得到的均值和方差统计量序列, $Q_p(\cdot)$表示相应重采样统计量经验分布的p分位数. 给定置信水平

$1-\beta$, 根据重采样统计量的百分位区间, 分别定义均值基础不确定性半径和方差基础相对不确定性半径为

$$\begin{cases}\eta_{\mu,0}=\max\{\hat{\mu}-Q_{\beta/2}(\hat{\mu}^*),Q_{1-\beta/2}(\hat{\mu}^*)-\hat{\mu}\}\\ \eta_{\sigma,0}=\max\{\dfrac{Q_{1-\beta/2}(\hat{\sigma}^{2*})}{\hat{\sigma}^2}-1,0\}\end{cases}\tag{17}$$

式中, $\eta_{\mu,0}$和$\eta_{\sigma,0}$分别为均值基础不确定性半径和方差基础相对不确定性半径. 由于式 (19) 采用方差上界约束, $\eta_{\sigma,0}$由重采样方差统计量经验分布的上侧分位数确定. 为进一步调节矩信息不确定范围及由此产生的控制保守程度, 引入统一的半径放大系数ρ, 最终采用的均值不确定性半径和方差相对不确定性半径分别为

$$\begin{cases}\eta_{\mu}=\rho\eta_{\mu,0}\\ \eta_{\sigma}=\rho\eta_{\sigma,0}\end{cases}\tag{18}$$

其中, ρ为无量纲调节系数, 并非新的不确定性半径; ρ=1 时采用重采样确定的基础半径, $\rho>1$ 时按相同比例放大两类不确定性半径, 从而扩大分布模糊集.

基于上述矩信息及其不确定范围, 可构造净负荷误差的不完备矩信息分布模糊集

$$\begin{aligned}\mathcal{P}=\{\mathbb{P}\mid\ &\hat{\mu}-\eta_{\mu}\leqslant\mathbb{E}_{\mathbb{P}}[s]\leqslant\hat{\mu}+\eta_{\mu},\\ &\mathrm{Var}_{\mathbb{P}}(s)\leqslant(1+\eta_{\sigma})\hat{\sigma}^2\}\end{aligned}\tag{19}$$

式中, $\mathbb{P}$表示净负荷误差的一种候选概率分布, $\mathcal{P}$表示满足给定均值区间和方差上界的概率分布集合. 式 (19) 仅利用净负荷误差的一阶矩和二阶中心矩信息约束候选概率分布, 而不预设其具体概率分布形式, 从而能够描述有限训练样本条件下的分布不确定性.

随着可用训练日轨迹数量增加, 矩信息估计的不确定性总体减弱, 所得分布模糊集相应趋于收缩. 后续仿真进一步分析训练样本规模对矩信息不确定性及控制性能的影响. 本文后续所称训练样本数均指完整日误差轨迹的数量M, 每条日轨迹包含L个采样时刻.

上述样本矩信息和不确定性半径均由历史训练数据离线估计, 并据此确定分布模糊集. 在一次在线滚动调度过程中, $\hat{\mu}$、$\hat{\sigma}^2$、η_{μ}和η_{σ}保持不变, 控制器仅根据实时更新的系统状态和预测功率滚动求解优化问题. 当历史训练数据更新时, 可重新估计上述统计量并更新分布模糊集.

2 分布鲁棒模型预测控制器设计

本文在并网微电网确定性模型和净负荷误差分布模糊集的基础上设计 DRMPC 控制器. 首先, 基于预测功率建立名义滚动优化模型; 其次, 将联络线功率安全约束表示为分布鲁棒机会约束, 并通过确定性收紧得到可求解的 DRMPC 优化问题; 最后, 分析控制器的递归可行性、名义闭环稳定性以及 DRMPC 相对于 SMPC 的保守性.

2.1 基于预测功率的名义滚动优化模型

在基于预测功率的名义滚动优化模型中, 控制器以当前储能状态、上一时刻调度量以及预测时域内的负荷、风电和光伏功率为输入, 在线求解未来预测时域内的调度序列. 其中, 运行成本目标由式 (20)～式 (27) 给出, 名义运行约束由式 (1)～式 (8) 在预测时域内递推得到. 滚动执行时, 控制器仅将当前采样时刻对应的第一步调度量作用于系统, 并在下一采样时刻根据更新后的储能状态和预测信息重新求解优化问题.

设预测时域长度为N, 在时刻k, 预测步记为i, 其中$i=0,1,\ldots,N-1$. 预测步i的可控电源出力、储能功率、联络线功率、弃风弃光功率和切负荷功率分别记为$P_{\mathrm{dg}}(k+i|k)$、$P_{\mathrm{bat}}(k+i|k)$、$P_{\mathrm{grid}}(k+i|k)$、$P_{\mathrm{cur}}(k+i|k)$和$P_{\mathrm{shed}}(k+i|k)$. 相应的负荷预测功率、风电预测功率和光伏预测功率分别记为$\hat{P}_{\mathrm{load}}(k+i|k)$、$\hat{P}_{\mathrm{w}}(k+i|k)$和$\hat{P}_{\mathrm{pv}}(k+i|k)$.

在经济性目标方面, 本文考虑可控电源发电成本、购电成本、售电收益、储能退化成本、弃风弃光惩罚、切负荷惩罚和终端储能状态惩罚. 可控电源发电成本采用二次函数表示为

$$J_{\mathrm{dg}}=\sum_{i=0}^{N-1}T_{\mathrm{s}}[a_{\mathrm{dg}}P_{\mathrm{dg}}^2(k+i\mid k)+b_{\mathrm{dg}}P_{\mathrm{dg}}(k+i\mid k)].\tag{20}$$

式中, a_{dg}和b_{dg}为可控电源成本系数.

设$P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{buy}}(k+i|k)$表示购电功率, $P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{sell}}(k+i|k)$表示售电功率, 则联络线功率可分解为

$$P_{\mathrm{grid}}(k+i|k)=P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{buy}}(k+i|k)-P_{grid}^{\mathrm{sell}}(k+\mathrm{i}|k).\tag{21}$$

其中

$$\begin{cases}P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{buy}}(k+i|k)\geqslant 0\\ P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{sell}}(k+i|k)\geqslant 0\end{cases}\tag{22}$$

购售电成本可表示为

$$J_{\mathrm{grid}}=\sum_{i=0}^{N-1}T_{\mathrm{s}}[c_{\mathrm{buy}}P_{\mathrm{grid}}^{\mathrm{buy}}(k+i|k)-c_{\mathrm{sell}}P_{grid}^{\mathrm{sell}}(k+\mathrm{i}|k)].\tag{23}$$

式中, c_{buy}为购电价格, c_{sell}为售电价格. 由于售电会产生收益, 因此该项在净运行成本中表现为负项. 若净运行成本下降, 并不表示电价为负, 而是说明售电收益抵消了部分运行成本.

储能退化成本采用储能功率绝对值近似表示为

$$J_{\rm bat}=\sum_{i=0}^{N-1}T_{\rm s}c_{\rm bat}|P_{\rm bat}(k+i|k)|. \tag{24}$$

弃风弃光惩罚和切负荷惩罚分别为

$$\begin{cases}J_{\rm cur}=\sum\limits_{i=0}^{N-1}T_{\rm s}c_{\rm cur}P_{\rm cur}(k+i|k)\\ J_{\rm shed}=\sum\limits_{i=0}^{N-1}T_{\rm s}c_{\rm shed}P_{\rm shed}(k+i|k)\end{cases} \tag{25}$$

终端储能状态惩罚为

$$J_{\rm soc}=c_{\rm soc}[E(k+N|k)-E_{\rm ref}]^2. \tag{26}$$

综上, 名义模型预测控制的目标函数可写为

$$\min J=J_{\rm dg}+J_{\rm grid}+J_{\rm bat}+J_{\rm cur}+J_{\rm shed}+J_{\rm soc}. \tag{27}$$

在预测时域内, 系统状态和调度变量需要满足名义运行约束, 可表示为$(x(k+i|k),u(k+i|k))\in\Omega_N(k),\ i=0,1,\ldots,N-1$, 其中, $\Omega_N(k)$为预测时域内的名义运行可行集, 由式 (1)～式 (8) 在预测时域内递推得到, 并包含预测时域初始状态、弃风弃光功率和切负荷功率非负约束, 以及储能功率、可控电源出力、联络线功率及其变化率约束. 该可行集用于保证预测调度序列满足功率平衡、设备运行和名义安全运行要求.

上述名义滚动优化模型基于预测功率建立, 能够给出预测时域内可控电源、储能系统和联络线功率的优化调度序列. 然而, 式 (14) 表明, 净负荷误差不仅影响联络线实际功率, 还会引起储能实际充放电功率偏离预测调度值, 并进一步通过储能能量状态方程累积到 SOC. 因此, 仅对预测调度量施加确定性约束不能完全保证实际储能功率和 SOC 满足运行边界. 为此, 本文同时对联络线功率、储能功率和储能状态引入分布鲁棒安全约束. 根据式 (14), 联络线实际功率在预测时域内可写为

$$P_{\rm grid}^{\rm act}(k+i|k)=P_{\rm grid}(k+i|k)+\alpha_{grid}s(k+{\rm i}). \tag{28}$$

由式 (28) 可知, 当实际净负荷偏离预测值时, 即使预测调度功率满足约束, 联络线实际功率仍可能偏离预测调度结果, 从而产生越限风险. 因此, 在净负荷误差分布模糊集的基础上, 将联络线功率安全约束表示为分布鲁棒机会约束, 使其在给定置信水平下满足安全运行要求. 联络线功率上、下限约束可分别表示为

$$\inf_{\mathbb{P}\in(\mathcal{P})}\mathbb{P}\{P_{\rm grid}(k+i|k)+\alpha_{\rm grid}s(k+i)\leqslant P_{\rm grid}^{\max}\}\geqslant 1-\varepsilon, \tag{29}$$

$$\inf_{\mathbb{P}\in(\mathcal{P})}\mathbb{P}\{-P_{\rm grid}(k+i|k)-\alpha_{\rm grid}s(k+i)\leqslant P_{\rm grid}^{\max}\}\geqslant 1-\varepsilon. \tag{30}$$

式中, ε为允许违约概率. 式 (29) 和式 (30) 表示在分布模糊集$\mathcal{P}$中所有可能概率分布下, 联络线功率越限概率均不超过ε. 与基于单一概率分布的随机机会约束相比, 该约束能够在分布不确定条件下提供更强的安全裕度.

2.2 分布鲁棒机会约束的转化

为得到式 (29) 和式 (30) 的确定性收紧形式, 本文采用单侧切比雪夫不等式对分布鲁棒机会约束进行确定性转化[11-12]. 令$\hat{\sigma}=\sqrt{\hat{\sigma}^2}$为净负荷误差的样本标准差. 考虑方差上界修正后, 其有效标准差$\sigma_{\rm eff}$可表示为

$$\sigma_{\rm eff}=\sqrt{1+\eta_\sigma}\hat{\sigma}. \tag{31}$$

并定义分布鲁棒模型预测控制收紧系数为

$$\kappa_{\rm DRMPC}=\sqrt{\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}}. \tag{32}$$

式中, $\sigma_{\rm eff}$为考虑方差上界修正后的有效标准差, $\kappa_{\rm DRMPC}$为 DRMPC 收紧系数. 对于式 (29) 和式 (30), 在考虑均值最不利偏移、均值估计不确定性和方差上界修正后, 联络线功率上、下限约束的确定性收紧形式分别为

$$P_{\rm grid}(k+i|k)+\alpha_{\rm grid}\hat{\mu}+|\alpha_{\rm grid}|\eta_\mu+\kappa_{\rm DRMPC}|\alpha_{\rm grid}|\sigma_{\rm eff}\leqslant P_{\rm grid}^{\max}, \tag{33}$$

$$-P_{\rm grid}(k+i|k)-\alpha_{\rm grid}\hat{\mu}+|\alpha_{\rm grid}|\eta_\mu+\kappa_{\rm DRMPC}|\alpha_{\rm grid}|\sigma_{\rm eff}\leqslant P_{\rm grid}^{\max} \tag{34}$$

式 (33) 和式 (34) 给出了联络线功率上、下限约束的分布鲁棒收紧形式. 与名义约束相比, 收紧项由均值最不利偏移项、均值估计不确定项和方差上界修正项组成. 允许违约概率越小, $\kappa_{\rm DRMPC}$越大, 联络线功率约束收紧越明显.

由于式 (14) 中的储能实际功率同样包含净负荷误差项, 本文对储能功率和 SOC 边界采用与联络线相同的分布鲁棒安全收紧. 储能功率约束写为

$$-P_{\rm bat,ch}^{\max}+m_{\rm bat}^{\rm dn}\leqslant P_{\rm bat}(k+i|k)\leqslant P_{\rm bat,dis}^{\max}-{\rm m}_{\rm bat}^{\rm up}. \tag{34a}$$

其中, 上、下收紧量分别为

$$\begin{cases}m_{\rm bat}^{\rm up}=\alpha_{\rm bat}\hat{\mu}+|\alpha_{\rm bat}|\eta_\mu+\kappa_{\rm DRMPC}|\alpha_{\rm bat}|\sigma_{\rm eff}\\ m_{\rm bat}^{\rm dn}=-\alpha_{\rm bat}\hat{\mu}+|\alpha_{\rm bat}|\eta_\mu+\kappa_{\rm DRMPC}|\alpha_{\rm bat}|\sigma_{\rm eff}\end{cases}$$

净负荷误差引起的储能功率偏差还会通过式 (2) 累积到 SOC. 记第i个预测步相应的 SOC 上、下收紧量分别为$m_{{\rm SOC},i}^{\rm up}$和$m_{{\rm SOC},i}^{\rm dn}$, 则储能状态约束进一步收紧为

$$SOC_{\min}+m_{{\rm SOC},i}^{\rm dn}\leqslant SOC(k+i|k)\leqslant SOC_{\max}-{\rm m}_{{\rm SOC},i}^{\rm up} \tag{34b}$$

其中, $m_{{\rm SOC},i}^{\rm up}$和$m_{{\rm SOC},i}^{\rm dn}$由储能功率随机偏差经式 (2)

的状态递推得到, 并采用与式 (33) 和式 (34) 相同的分布模糊集和单侧切比雪夫界确定.

将式 (33) 和 (34) 替代名义运行可行集中的确定性联络线功率幅值约束, 并加入式 (34a) 和式 (34b) 所示储能功率和 SOC 收紧约束, 即可得到 DRMPC 优化问题. 在预测时域内, DRMPC 优化问题可写为

$$\min_{X_k,U_k} J. \tag{35}$$

s.t.

$$(X_k,U_k)\in\Omega_N^0(k), \tag{36}$$

$$式(33),(34),(34a)\sim(34b),\ i=0,1,\ldots,N-1. \tag{37}$$

式中, X_k和U_k分别为预测时域内的状态序列和调度序列, J为式 (27) 给出的运行成本函数, $\Omega_N^0(k)$为去除确定性联络线功率幅值约束后的名义运行可行集. 式 (36) 表示功率平衡、弃风弃光和切负荷非负约束、储能状态约束、可控电源约束、储能功率约束以及功率变化率约束, 式 (37) 表示由分布鲁棒机会约束转化得到的联络线功率、储能功率和 SOC 安全约束. 由此, 相应的设备安全边界通过分布鲁棒收紧为净负荷随机误差预留运行裕度.

为进一步说明 DRMPC 的在线滚动求解过程, 本文给出其滚动优化流程, 如图 2 所示.

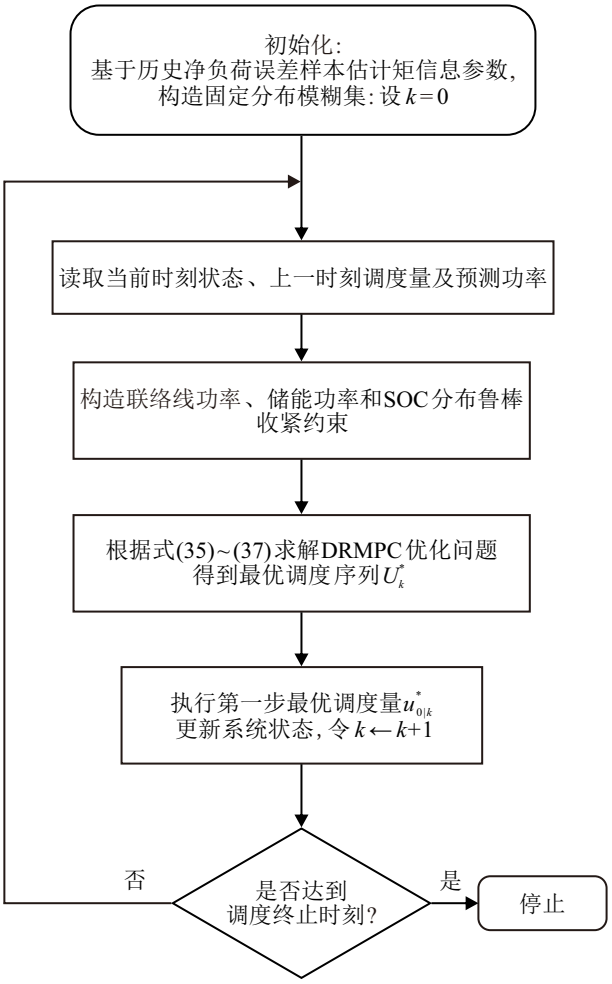

图 2　DRMPC 离线统计与在线滚动优化流程

由图 2 可知, 净负荷误差的样本矩信息及其不确定性半径由历史训练数据离线估计, 并据此确定分布模糊集. 在每个采样时刻, 控制器读取当前储能状态$SOC(k)$、上一时刻调度量$u(k-1)$以及预测功率, 并根据式 (31)～式 (34b) 构造联络线功率、储能功率和 SOC 的分布鲁棒收紧约束. 在此基础上, 求解式 (35)～式 (37) 所示 DRMPC 优化问题, 得到最优调度序列

$$U_k^*=\{u_{0|k}^*,u_{1|k}^*,\ldots,u_{N-1|k}^*\}. \tag{38}$$

其中

$$u_{i|k}^*=\begin{bmatrix}P_{\mathrm{dg}}^*(k+i|k)\\P_{\mathrm{bat}}^*(k+i|k)\\P_{\mathrm{grid}}^*(k+i|k)\\P_{\mathrm{cur}}^*(k+i|k)\\P_{\mathrm{shed}}^*(k+i|k)\end{bmatrix}. \tag{39}$$

与之对应的储能状态预测序列记为

$$E_k^*=\{E_{0|k}^*,E_{1|k}^*,\ldots,E_{N|k}^*\}. \tag{40}$$

滚动优化过程中, 控制器仅将最优调度序列中的第一步调度量$u_{0|k}^*$作用于并网微电网. 进入下一采样时刻后, 在分布模糊集保持不变的条件下, 根据更新后的储能状态、上一时刻调度量以及预测功率信息重新构造当前预测时域的分布鲁棒收紧约束, 并再次求解式 (35)～式 (37) 所示优化问题, 从而形成在线滚动优化闭环控制.

2.3　DRMPC 性能分析

本节在上述分布鲁棒安全约束以及式 (35)～式 (37) 所示 DRMPC 优化问题的基础上, 分析滚动优化过程的递归可行性、名义闭环稳定性以及 DRMPC 相对于 SMPC 的保守性关系. 为便于表述, 后文将式 (37) 中的联络线功率、储能功率和 SOC 确定性收紧约束统称为分布鲁棒收紧约束, 将$\Omega_N^0(k)$中的功率平衡、设备运行、非负性和功率变化率等约束统称为名义运行约束. 后续分析均在上述约束和滚动优化模型基础上展开.

2.3.1　递归可行性

为便于递归可行性分析, 设预测时域末端存在可行补充调度量u_f, 使由候选调度序列平移并补充u_f后得到的新调度序列仍满足名义运行约束和分布鲁棒收紧约束.

定理 1　设时刻k的 DRMPC 优化问题式 (35)～式 (37) 存在可行解. 若上述末端可行补充调度量存

在, 则在闭环中施加第一步调度量$u_{0|k}^{*}$后, 时刻$k+1$的 DRMPC 优化问题式 (35)～式 (37) 仍存在可行解. **证明**: 限于篇幅, 略.

2.3.2 名义闭环稳定性

在递归可行性的基础上, 进一步分析并网微电网 DRMPC 在名义预测意义下的闭环稳定性. 这里的名义闭环是指在预测模型中不考虑未来随机净负荷误差, 仅由当前储能状态、预测功率和滚动优化调度序列共同生成的闭环运行过程. 由于目标函数式 (27) 中除终端储能状态惩罚以外的阶段运行代价均为非负项, 本文选取储能状态偏差构造终端代价函数, 用于刻画预测时域末端储能状态偏离参考值时的剩余代价.

设参考储能状态为E_{ref}, 并满足$E_{\min}\leqslant E_{\mathrm{ref}}\leqslant E_{\max}$. 终端代价函数定义为

$$V_f(E)=c_{\mathrm{soc}}(E-E_{\mathrm{ref}})^2. \tag{41}$$

其中, $c_{\mathrm{soc}}>0$为终端储能状态惩罚系数. 式 (41) 表明, 当储能状态E越接近参考储能状态E_{ref}时, 终端代价越小. 后续稳定性分析均基于该终端代价函数和名义闭环运行过程展开.

定理 2 设定理 1 的条件成立. 若存在终端可行控制律$K_f(E)$, 使由候选调度序列末端状态生成的补充调度量满足名义运行约束和分布鲁棒收紧约束, 并满足终端下降条件

$$V_f(f(E,K_f(E)))-V_f(E)\leqslant-\ell(E,K_f(E)). \tag{42}$$

其中, $\ell(E,K_f(E))\geqslant 0$为式 (27) 中除终端储能状态惩罚项以外的单步运行代价, 则在 DRMPC 滚动优化控制作用下, 名义闭环系统满足李雅普诺夫意义下的稳定性. 进一步, 在递归可行性成立的条件下, 储能状态、可控电源出力、储能功率、联络线功率及其变化率均保持有界.

证明 限于篇幅, 略.

2.3.3 DRMPC 与 SMPC 的保守性关系

本小节分析 DRMPC 与 SMPC 在联络线功率机会约束收紧形式上的差异. 两者均通过约束收紧提高联络线功率运行安全性, 但对净负荷误差分布的处理方式不同. SMPC 假设净负荷误差服从由样本均值和样本标准差确定的高斯分布, 并采用高斯分布分位数进行机会约束收紧[4,6,19-20]. DRMPC 不预设净负荷误差服从某一固定概率分布, 而是基于矩信息不确定性构造分布模糊集, 并在所有可能分布下保证机会约束成立. 因此, 二者的保守性差异主要体现在收紧系数、均值估计不确定项和方差上界修正项上. 若不考虑均值估计不确定性和方差上界修正项, 则有

$$\eta_\mu=0,\ \eta_\sigma=0. \tag{43}$$

并采用高斯分布分位数

$$\kappa_{\mathrm{SMPC}}=\Phi^{-1}(1-\varepsilon). \tag{44}$$

式中, $\Phi^{-1}(\cdot)$为标准高斯分布函数的反函数. SMPC 的联络线功率上、下限收紧约束可统一写为

$$\zeta_i^0+h_i\hat{\mu}+\kappa_{\mathrm{SMPC}}\hat{\sigma}g_i\leqslant b_i. \tag{45}$$

其中, ζ_i^0、h_i、g_i和b_i为一般形式与具体联络线功率约束之间的对应参数. 对于联络线功率上限约束, 有

$\zeta_i^0=P_{\mathrm{grid}}(k+i|k), h_{\mathrm{i}}=\alpha_{grid}, g_{\mathrm{i}}=|\alpha_{grid}|, b_{\mathrm{i}}=P_{grid}^{\max}$

对于联络线功率下限约束, 有

$$\zeta_i^0=-P_{\mathrm{grid}}(k+i|k), h_{\mathrm{i}}=-\alpha_{grid},$$
$$g_{\mathrm{i}}=|\alpha_{\mathrm{grid}}|, b_i=P_{grid}^{\max}.$$

同时, DRMPC 收紧约束 (33) 和 (34) 可统一写为

$$\zeta_i^0+h_i\hat{\mu}+|h_i|\eta_\mu+\kappa_{\mathrm{DRMPC}}\sigma_{\mathrm{eff}}g_i\leqslant b_i. \tag{46}$$

由式 (45) 和式 (46) 可以看出, DRMPC 与 SMPC 的差异主要体现在附加均值估计不确定性项$|h_i|\eta_\mu$、有效标准差σ_{eff}以及收紧系数κ_{DRMPC}上. 下面进一步比较两种收紧形式的保守性.

定理 3 在相同样本均值、样本标准差和允许违约概率下, 若某一控制序列满足式 (46) 所示的分布鲁棒收紧约束, 则该控制序列一定满足式 (45) 所示的随机收紧约束. 因此, DRMPC 的可行域包含于 SMPC 的可行域, DRMPC 相对于 SMPC 具有更强的保守性.

证明 限于篇幅, 略.

注 1 当$\eta_\mu=0$、$\eta_\sigma=0$时, 矩信息估计不确定性消失. 若进一步假设净负荷误差服从由样本均值$\hat{\mu}$和样本标准差$\hat{\sigma}$确定的高斯分布, 则机会约束可由高斯分布分位数进行收紧, 并得到式 (45) 所示的 SMPC 收紧约束. 因此, SMPC 可以看作 DRMPC 在矩信息不确定性退化并附加单一高斯分布假设下的特殊形式.

注 2 DRMPC 在 SMPC 的基础上进一步考虑均值估计不确定性和方差上界修正项, 因此其联络线功率约束收紧程度更强. 在有限样本、重尾扰动和分布失配条件下, 该特性有助于提高联络线功率安全性, 但可能带来一定经济性代价.

3 仿真验证与结果分析

3.1 仿真设置

本文开展 24 小时并网微电网闭环仿真, 采样周期为 0.25 小时, 预测步数为 8. 负荷、风电和光伏预

测误差采用自由度为 3 的截断分布, 以检验重尾扰动下的控制性能. 采用 200 条完整日误差轨迹构造训练集, 并通过 30 组样本外轨迹进行蒙特卡洛验证, 允许违约概率为 0.05. 对比分布鲁棒模型预测控制、随机模型预测控制和名义模型预测控制, 三者采用相同的预测模型、目标函数、设备运行约束、源荷预测曲线及初始条件, 仅改变机会约束收紧方式, 分别采用式 (37)、式 (45) 所示约束和不含收紧项的名义约束[4,6,19-20]. 限于篇幅, 省略详细仿真设置与误差样本分析.

3.2　单次闭环仿真结果

为直观比较三种控制方法在同一源荷误差样本下的运行差异, 选取一组验证样本进行单次闭环仿真. 图 3 给出了 DRMPC、SMPC 和名义 MPC 下的联络线功率轨迹. 由图 3 可知, 在晚间负荷需求升高且光伏出力减小的时段, SMPC 和名义 MPC 的联络线功率明显接近约束边界, 其中名义 MPC 出现越限现象. 相比之下, DRMPC 由于采用式 (37) 所示分布鲁棒安全约束, 能够在净负荷误差增大时为联络线功率预留更大的安全裕度, 使联络线功率始终维持在约束范围内. 该结果说明, 分布鲁棒收紧能够有效抑制单一样本下的联络线功率越限风险.

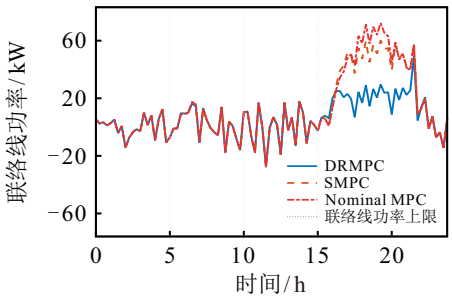

图 3　单次闭环仿真下联络线功率轨迹

3.3　蒙特卡洛对比结果

为评价 DRMPC、SMPC 和名义 MPC 在不同净负荷误差样本下的统计性能, 采用 30 组验证样本进行样本外蒙特卡洛仿真. 图 4 至图 6 分别给出了三种控制方法的联络线功率约束违反率、平均超限量和净运行成本统计结果. 其中, 约束违反率用于表示联络线功率超出安全边界的频率, 平均超限量用于反映全时段内联络线功率的平均越限程度, 净运行成本用于评价不同控制方法的经济性.

由图 4 和图 5 可知, DRMPC 在所有验证样本中均未出现联络线功率越限, 约束违反率和平均超限量均为 0. 同时, 30 组样本外仿真中 DRMPC 均未出现储能功率和 SOC 约束违反, 实际储能功率范围为 −28.85～38.98 kW, SOC 范围为 0.401～0.594, 均保持在设定运行边界内. 相比之下, SMPC 和名义 MPC 均存在不同程度的联络线功率越限, 其中名义 MPC 的越限风险更为明显. 该结果表明, 在重尾净负荷误差和分布失配条件下, 名义 MPC 由于未考虑预测误差对实际运行功率的影响, 难以保证联络线功率安全约束; SMPC 通过高斯机会约束收紧降低了部分越限风险, 但在重尾扰动条件下仍存在安全裕度不足的问题. DRMPC 采用式 (37) 所示分布鲁棒安全约束, 能够在有限样本和分布未知条件下更有效地维持联络线功率安全约束.

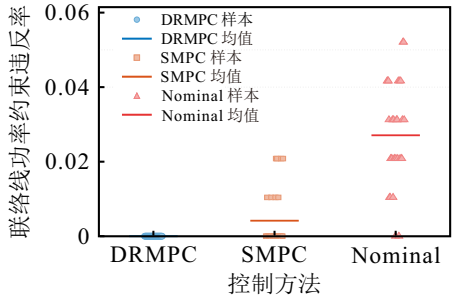

图 4　蒙特卡洛仿真下联络线功率约束违反率

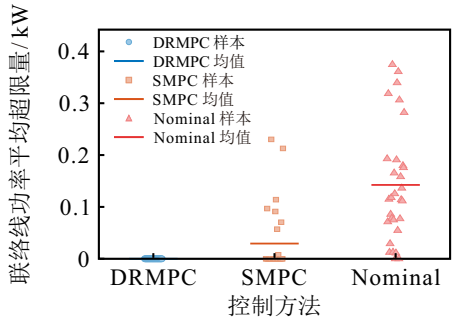

图 5　蒙特卡洛仿真下联络线功率平均超限量

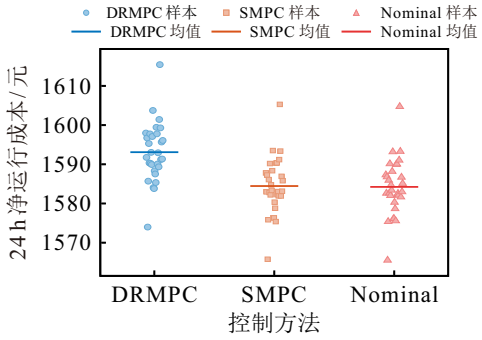

图 6　蒙特卡洛仿真下净运行成本

由图 6 可知, DRMPC 的净运行成本略高于 SMPC 和名义 MPC. 与 SMPC 相比, DRMPC 的平均净运行成本仅增加约 0.545%, 但能够有效消除联络线功率越限. 综合图 4～图 6 可知, DRMPC 通过分布鲁棒收紧提高了系统运行安全性, 并以较小经济代价实现了安全性和经济性的折中.

3.4　训练样本数影响分析

为分析训练样本数对分布模糊集半径和 DRMPC

控制性能的影响, 本文设置训练样本数$M = 20, 30, \ldots, 200$. 在每一组训练样本数下, 重新估计净负荷误差的样本均值、样本方差、均值不确定性半径和方差相对不确定性半径, 并采用相同的 30 组验证样本进行 DRMPC 闭环仿真.

图 7 和图 8 分别给出了不同训练样本数下分布模糊集半径及控制性能的变化情况. 由图 7 可知, 随着训练样本数增加, 均值不确定性半径和方差相对不确定性半径均逐渐减小, 说明有限样本引起的矩信息估计不确定性逐步降低, 分布模糊集随之收缩.

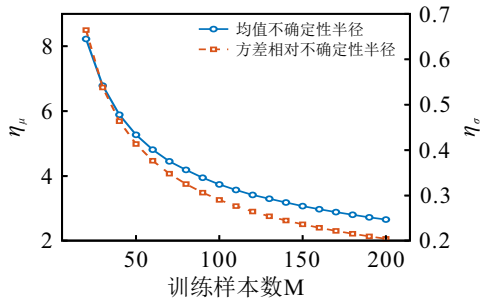

图 7 不同训练样本数下分布模糊集半径变化

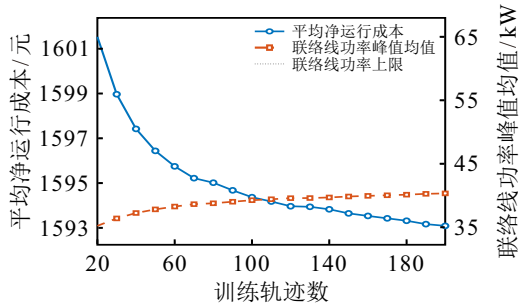

图 8 不同训练样本数下平均净运行成本与联络线功率峰值均值变化

图 8 左纵轴表示平均净运行成本, 右纵轴表示联络线功率绝对值峰值的平均值. 随着训练样本数增加, 平均净运行成本整体下降, 联络线功率峰值均值逐渐增大. 这是因为矩信息估计不确定性减小后, 式 (33) 和式 (34) 中的分布鲁棒收紧程度降低, 控制器保守性随之减弱, 从而改善运行经济性并提高联络线功率利用程度. 各训练样本数下的联络线功率峰值均值均低于 65 千瓦的功率上限.

4 结 论

本文研究了面向有限样本和分布失配的并网微电网不完备矩信息 DRMPC 问题. 理论分析表明, 所构建 DRMPC 满足递归可行性和名义闭环稳定性, 并建立了 DRMPC 与 SMPC 之间的保守性关系. 仿真结果表明, 所提方法在样本外验证中未出现联络线功率越限, 平均净运行成本较 SMPC 增加约 0.545%. 随着训练样本数增加, 矩信息估计不确定性减小, 约束收紧程度降低, 平均净运行成本整体下降, 表明样本规模影响控制保守性与运行经济性.

后续研究将进一步考虑多时间尺度源荷预测误差、储能充放电效率及复杂网络约束对 DRMPC 的影响.

参考文献 (References)

[1] 郭亮亮, 刘鑫蕊, 李新宇, 等. 一种提高均流精度的直流微电网分布式储能 SOC 加速均衡控制策略[J]. 控制与决策, 2025, 40(8): 2383-2390.
(Guo L L, Liu X R, Li X Y, et al. An accelerated SOC balancing control strategy for DC microgrid distributed energy storage with improved current sharing accuracy[J]. Control and Decision, 2025, 40(8): 2383-2390.)

[2] 马骏杰, 周托. 自触发改进一致性算法的孤岛微电网分布式二次控制策略[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1075.
(Ma J J, Zhou T. Self-triggered improved consensus algorithm distributed secondary control for islanded microgrids[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1075.)

[3] 沈佳俊, 杨溟, 陈英豪, 等. 基于物理约束梯度引导的微电网能量调度安全强化学习策略[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1231.
(Shen J J, Yang H, Chen Y H, et al. Physics-constrained and gradient-guided reinforcement learning for secure energy dispatch in microgrids[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1231.)

[4] 张逸刚, 黄道平, 刘乙奇. 受概率约束的离散时变不确定系统的随机模型预测控制[J]. 控制理论与应用, 2025, 42(12): 2459-2467.
(Zhang Y G, Huang D P, Liu Y Q. Stochastic model predictive control for discrete time-varying uncertain systems with chance constraint[J]. Control Theory & Applications, 2025, 42(12): 2459-2467.)

[5] 宋燕, 张奕淳. 概率约束下基于观测器的高效模型预测控制[J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1669-1676.
(Song Y, Zhang Y C. Efficient model predictive control with probabilistic constraints based on observer[J]. Control and Decision, 2025, 40(5): 1669-1676.)

[6] 王锐, 张彦, 王冬, 等. 基于随机模型预测控制的含大规模风电接入的电力系统优化调度[J]. 控制与决策, 2019, 34(8): 1616-1625.
(Wang R, Zhang Y, Wang D, et al. Optimization and scheduling of power system stochastic model predictive control based optimization and scheduling for power system with large scale wind integrated[J]. Control and Decision, 2019, 34(8): 1616-1625.)

[7] 穆建彬, 冯阳辉, 何德峰. 有界扰动下异质车辆队列分布式鲁棒经济预测控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(5): 1386-1394.
(Mu J B, Feng Y H, He D F. Distributed robust economic predictive control of heterogeneous vehicle platoons under bounded disturbances[J]. Control and

Decision, 2023, 38(5): 1386-1394.)

[8] 姚秀明, 邢文龙, 韩一睿. 高超声速飞行器基于Tube的鲁棒模型预测跟踪控制[J]. 自动化学报, 2025, 51(11): 2486-2497.
(Yao X M, Xing W L, Han Y R. Tube-based robust model predictive tracking control for hypersonic flight vehicle[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(11): 2486-2497.)

[9] Li B, Tan Y, Wu A G, et al. A distributionally robust optimization based method for stochastic model predictive control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 67(11): 5762-5776.

[10] Delage E, Ye Y Y. Distributionally robust optimization under moment uncertainty with application to data-driven problems[J]. Operations Research, 2010, 58(3): 595-612.

[11] Zymler S, Kuhn D, Rustem B. Distributionally robust joint chance constraints with second-order moment information[J]. Mathematical Programming, 2013, 137(1): 167-198.

[12] Nemirovski A, Shapiro A. Convex approximations of chance constrained programs[J]. SIAM Journal on Optimization, 2007, 17(4): 969-996.

[13] Qiu H F, Gu W, Xu Y L, et al. Multi-time-scale rolling optimal dispatch for AC/DC hybrid microgrids with day-ahead distributionally robust scheduling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(4): 1653-1663.

[14] Yuan Z P, Xia J, Li P. Two-time-scale energy management for microgrids with data-based day-ahead distributionally robust chance-constrained scheduling[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(6): 4778-4787.

[15] Shi Z C, Liang H, Huang S J, et al. Distributionally robust chance-constrained energy management for islanded microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 2234-2244.

[16] Ding Y F, Morstyn T, McCulloch M D. Distributionally robust joint chance-constrained optimization for networked microgrids considering contingencies and renewable uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(3): 2467-2478.

[17] Zhang Y L, Shen S Q, Mathieu J L. 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.

[18] Parisio A, Rikos E, Glielmo L. A model predictive control approach to microgrid operation optimization[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(5): 1813-1827.

[19] Parisio A, Glielmo L. Stochastic Model Predictive Control for economic/environmental operation management of microgrids[C]. European Control Conference. Zurich, 2013: 2014-2019.

[20] Raimondi Cominesi S, Farina M, Giulioni L, et al. A two-layer stochastic model predictive control scheme for microgrids[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(1): 1-13.

作者简介

赵新宇 (2000−), 男, 硕士生, 主要研究方向为模型预测控制、微电网能量管理, E-mail: 2653425490@qq.com;

刘健辰 (1978−), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为综合能源系统优化运行与规划, E-mail: liujianchen@lntu.edu.cn.