考虑源-荷-储可调度资源的新能源配电网负荷频率控制策略

王喜军[1]，王 伟[1]，李寅松[1]，侯 进[1]，吕 龙[2]
（1.河南九域腾龙信息工程有限公司，河南 郑州 450015；2.南京邮电大学 自动化学院、人工智能学院，江苏 南京 210032）

摘 要：随着分布式光伏和储能等可调度资源接入配电网，系统对动态频率调节能力的需求大幅提升，给负荷频率稳定控制带来了综合性挑战。为更好地平抑新能源配电网系统的频率波动，文章提出了考虑源-荷-储可调度资源的新能源配电网负荷频率控制策略。首先，根据分布式光伏、储能设备以及需求侧可中断负荷的频率响应特性，建立了新能源配电网负荷频率控制模型；然后，基于模型预测控制实现了频率的无差调节，结合深度学习算法对控制参数进行自适应调整，并构建多维指标体系以全面评估所提控制策略的控制性能；最后，通过 Matlab/Simulink 仿真验证了所提控制策略的有效性。

关键词：新能源配电网；可调度资源；模型预测控制；负荷频率控制；深度强化学习
中图分类号：TK51；TM612 **文献标志码**：A **文章编号**：1671-5292(2025)11-1537-10

0 引言

风能、太阳能等可再生能源的出力具有随机性和波动性，其不稳定的发电量直接导致配电网频率的波动[1]。同时，动态变化的负荷，会使发电与负荷之间的平衡被打破，进而引起频率偏差[2]。此外，部分配电网结构薄弱，调节能力有限，难以应对大规模的功率波动，使得配电网频率控制面临严峻挑战，须要综合多种手段和策略来有效应对[3]。

目前，研究人员已针对配电网的频率控制展开了多方位的研究。文献[4]为提升配电网的频率调节能力，通过分析分布式能源的功率特性，对电力电子变压器的输出进行控制，改进传统的一次调频策略，从而减小暂态频率偏差，提高配电网的频率控制性能。文献[5]为提高配电网在紧急事件下的弹性，基于系统的动态频率特性和运行成本，量化分析了功率不平衡因素并构建了随机优化模型，显著提升了配电网抵御风险的性能。文献[6]针对分布式能源并网导致的频率稳定性问题，基于有功备用分析光伏的调频性能，结合减载控制和虚拟同步机的控制原理，提出了光伏主动支撑的控制策略，提高了配电网系统的频率稳定性。

但上述研究多集中于单一调频资源控制效果的提升，并未涉及到多方位可调度资源的整合策略。可调度资源如储能系统[7]、需求响应和灵活发电资源[8]等，能够快速响应频率变化，提供必要的调频支持，有效抑制频率波动，维护系统稳定。通过整合这些资源，可以减少对传统调频手段的依赖，降低调频成本，同时提高调频的效率和灵活性[9]。此外，可调度资源的参与还有助于促进可再生能源的消纳，解决弃风、弃光等问题，推动能源结构的优化[10]。

在调频策略方面，模型预测控制（Model Predictive Control，MPC）通过预测未来一段时间内的系统状态和负荷变化，实现了前瞻性的控制决策，有效缓解了频率波动。此外，MPC 能够在控制策略中综合考虑多种约束条件，如发电容量、调节速度等，优化调频资源分配，提高调频效率。文献[11]为充分发挥风电的调频能力，采用 MPC 算法实时更新传统惯性控制下的参数，并建立了选择规则，实现了控制信号的动态调整，显著提高了系统的控制性能。文献[12]为发挥分布式储能的调频及响应优势，采用动态矩阵建立系统的状态控制方程，设计了考虑延时和丢包的 MPC 控制策略，提高了调频系统对通信延时的鲁棒性。文献[13]针对风电主动参与调频的互联电力系统，分析了风电机组的调频特性，采用分布式 MPC 算法实现了

收稿日期：2024-12-25。
基金项目：国家自然科学基金(62173188)。
作者简介：王喜军(1968-)，男，高级工程师，主要从事新能源及储能并网关键技术研究。E-mail：dapeng6310@163.com

各机组间的指令分配及信息互动,提高了系统运行的稳定性。上述文献阐明了 MPC 算法在不同控制场景下的应用,但很少涉及到对 MPC 算法本身控制参数的优化。采用深度强化学习进行模型预测控制参数优化,有助于充分发挥可调度资源在调频过程中的潜力,提高配电网的运行效率[14]。此外,深度强化学习具有较强的非线性映射能力,能够降低配电网频率模型的复杂性,为考虑源-荷-储多方位可调度资源的调频策略提供了有力支持[15]。

针对上述问题,本文提出了考虑源-荷-储可调度资源的新能源配电网负荷频率控制策略。首先,根据分布式光伏、储能设备以及需求侧可中断负荷的频率响应特性,建立了考虑源-荷-储可调度资源的配电网负荷频率控制模型;然后,基于模型预测控制实现了频率的无差调节,并结合深度学习算法对控制参数进行自适应调整,进一步提升系统的频率控制性能;最后,通过 Matlab/Simulink 仿真验证了本文所提控制策略的有效性。

1 新能源配电网频率控制策略

配电网是电力系统的重要组成部分,其主要功能是将输电网输送的高压电降至适合用户使用的电压等级,并安全、稳定、高效地分配到各类用户。新能源配电网是在传统配电网基础上,融合分布式能源和储能设备,形成的一种更加灵活、高效、可靠的电力供应系统[16],如图 1 所示。

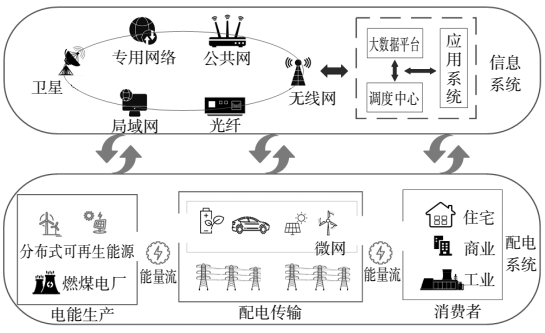


图 1 新型配电网框架

Fig.1 New distribution network framework

随着分布式光伏、储能以及可中断负荷等非线性的快速响应资源的接入,配电网系统的旋转惯量相对减少,导致系统在面临功率扰动时,频率变化更加敏感和迅速,从而增加了频率波动的风险。分布式光伏发电系统的输出功率受天气条件的直接影响,如太阳辐射强度的变化、云层的移动等,从而导致光伏发电功率的瞬时波动。如果无法及时补偿,则会引起系统功率供需的不平衡,造成频率波动[17]。虽然储能系统在理论上能够提供快速的功率支持,平衡供需两侧的瞬时功率变化,但实际上,储能系统的充/放电效率、容量限制以及循环寿命等因素都会影响其调频效果。在频繁的充/放电操作或长时间调频需求下,储能系统的响应能力可能会下降,无法有效抑制频率波动[18]。此外,可中断负荷作为一种需求响应资源,虽然能够在系统频率异常时通过减少部分负荷来帮助恢复频率,但其响应的及时性和可靠性受到用户行为、市场需求等多种因素的影响,使得可中断负荷在实际操作中难以精确控制,有时可能无法在关键时刻提供所需的负荷削减,从而无法有效缓解频率波动。综上,分布式光伏、储能设备和可中断负荷等可调度资源的接入增加了配电网的复杂性和不确定性,对系统的动态响应提出了更高的要求,而现有的频率控制手段无法适应这种快速变化,导致频率控制性能下降。

新能源配电网系统的频率与实时有功功率平衡有关[19],图 2 描述了 t_0 时刻发生功率缺额扰动后系统的频率响应过程。t_0~t_1 为惯量响应阶段,由于一次调频存在死区 f_{db},扰动瞬间系统的初始频率变化率最大;在 t_1~t_2 时段由惯量响应和一次调频共同作用向系统提供有功功率。经过调频死区后一次调频动作,当一次调频增发的功率等于功率缺额时,系统频率达到最低点 f_{nadir};在 t_2~t_3 时段仅由一次调频提供功率支撑,系统逐步恢复至准稳态频率 f_{ss}。

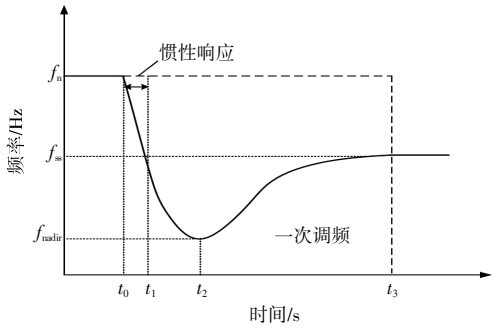


图 2 频率响应过程

Fig.2 Frequency response process

本文采用模型预测控制(MPC)对新能源配电网进行二次调频,综合考虑分布式光伏、储能、可中断负荷等可调度资源,通过构建精确的电网模

型[20],对未来一段时间内的负荷变化和资源可用性进行预测,从而提前制定最优控制策略,使配电网在面对分布式光伏出力的波动性、负荷的随机性和其他不确定性因素时,能够更加高效、稳定地进行频率调节。此外,采用模型预测控制(MPC)进行二次调频,能够实时优化调度分布式光伏、储能和可中断负荷等资源,最大化其调节潜力,减少对传统调频资源的依赖。

2　计及源-荷-储可调度资源的新能源配电网负荷频率控制模型

2.1　频率控制框架

本文以含分布式光伏、储能以及需求侧可中断负荷响应的配电网系统作为研究对象，对系统的功频特性进行分析,其表达式为

$$(2H_{\mathrm{G}}s+D)\Delta f=\sum_{i=1}^{n_{\mathrm{PV}}}\Delta P_{\mathrm{PV}}+\sum_{j=1}^{n_{\mathrm{E}}}\Delta P_{\mathrm{E}}+\Delta P_{\mathrm{DR}}-\Delta P_{\mathrm{L}} \quad (1)$$

式中:H_{G} 为同步机时间惯性常数;D 为阻尼系数;n_{PV} 为分布式光伏设备的数量;n_{E} 为储能设备的数量;Δf 为频率波动;ΔP_{PV} 为分布式光伏机组的功率调整;ΔP_{E} 为储能机组的功率调整;ΔP_{DR} 为可中断负荷的波动;ΔP_{L} 为系统的负荷扰动。

根据式(1)构建的配电网频率控制模型由分布式光伏机组、储能机组、同步机、可中断负荷以及 MPC 负荷频率控制器等多个等效模块构成,各模块相互连接,如图 3 所示。

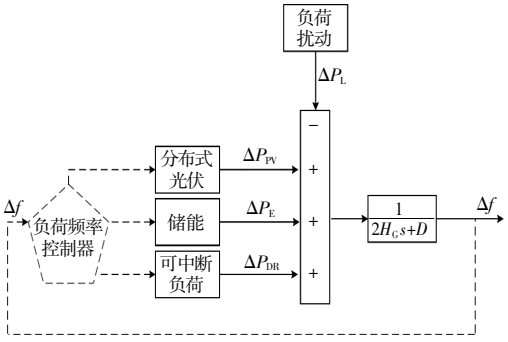


图 3　配电网频率控制模型

Fig.3 Frequency response model of distribution network

2.2　分布式光伏频率响应模型

分布式光伏参与系统一次调频的模型除了考虑调差控制外,还须考虑时间常数,与单机调频方式相比，通过配电网功率控制系统来实施一次调频更为合适。通过功率控制系统进行一次调频须要考虑两个时间常数，一个是功率控制指令传输到逆变器的时间,另一个是逆变器执行的时间,可分别用一个惯性环节表示。因此，结合现有的有功/频率控制模型,分布式光伏接入系统的一次调频控制系统可等效简化为以下模型:

$$\Delta P_{\mathrm{PV}}=\frac{k_{\mathrm{d}}\cdot K_{\mathrm{PV}}}{(T_{\mathrm{PV1}}s+1)(T_{\mathrm{PV2}}s+1)}\Delta f \quad (2)$$

式中:k_{d} 为分布式光伏的一次调频控制增益系数;K_{PV} 为分布式光伏功率容量的标幺系数;T_{PV1} 为调频控制指令下发到逆变器的时间常数;T_{PV2} 为逆变器的执行时间常数。

考虑光照强度对光伏机组出力的影响，采用神经网络拟合其非线性关系，并实时修正光伏机组的标幺系数,以实现模型输出功率的动态调整。

$$K'_{\mathrm{PV}}=K_{\mathrm{PV}}+\frac{\Delta P_{\mathrm{pv}}^{\mathrm{out}}}{\Delta P_{\mathrm{system}}} \quad (3)$$

式中:$\Delta P_{\mathrm{system}}$ 为光伏占系统有功出力的比例;$\Delta P_{\mathrm{pv}}^{\mathrm{out}}$ 为光伏不确定性的功率波动;K'_{PV} 为修正后的分布式光伏功率容量的标幺系数。

2.3　分布式储能机组频率响应模型

本文采用的分布式储能以直流形式进行充、放电,可利用换流器实现有功功率的调节[21],系统的频率变化量通过比例系数调制后在内环控制下得到功率变化量,其表达式为

$$\Delta P_{\mathrm{E}}=\frac{k_{\mathrm{E}}}{T_{\mathrm{E}}s+1}\Delta f \quad (4)$$

式中:k_{E} 为储能机组的调频增益系数;T_{E} 为储能机组的惯性响应系数。

2.4　需求侧负荷频率响应模型

本文考虑可中断负荷需求响应(Load Demand Response,DR)运行特性,如图 4 所示,配电网基于监测的频率变化信息，当频率波动达到所设置的动作阈值时,则调整可中断负荷的控制指令,使其参与系统调频,维持配电网的频率稳定。

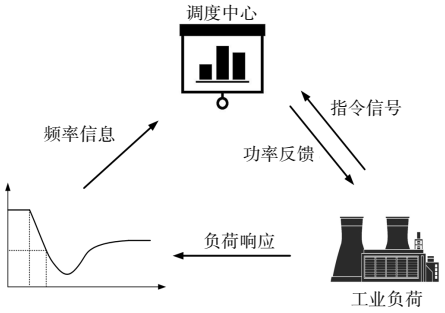


图 4　需求侧可中断负荷响应特性

Fig.4 Response characteristics of interruptible loads on the demand side

为了避免可中断负荷频繁动作，考虑可中断负荷的调整量由预设比例、触发动作阈值时的频率变化率和系统虚拟惯性时间常数决定，其表达式如下：

$$\Delta P_{\mathrm{DR},t}=\begin{cases}0, \Delta f<\Delta f_{\mathrm{DR}} \\ K_{\mathrm{DR}}\cdot RoCoF_t\dfrac{2H_t}{f_0} \mid t=t_{\mathrm{DR}}, \Delta f\geqslant\Delta f_{\mathrm{DR}}\end{cases} \tag{5}$$

$$\Delta P_{\mathrm{L}}=\min(\Delta P_{\mathrm{DR}},\Delta P_{\mathrm{L,max}}) \tag{6}$$

式中：f_{DR} 为低频触发阈值；t_{DR} 为触发功率调整的时刻；K_{DR} 为比例系数；$RoCoF_t$ 为频率变化率；P_{L}，$\Delta P_{\mathrm{L,max}}$ 分别为可中断负荷的实际输出功率及其上限。

3 基于深度强化学习的模型预测控制算法

3.1 算法原理及改进思想

强化学习算法通过与环境交互学习最优策略，可考虑长期奖励，优化长期性能，并能在实际运行中不断调整策略，因此无需精确的数学模型，适用于复杂非线性系统。然而，由于强化学习算法存在收敛速度慢、数据需求量大等问题，在学习过程中可能产生不稳定行为。此外，强化学习算法可能难以处理连续动作空间，且在实际应用中可能面临安全性和可靠性问题[22]。

模型预测控制(MPC)提供了一种预测未来行为并提前规划的方法，能够处理多变量控制问题，同时优化多个控制目标，并且考虑输入和输出的约束，从而实现精确的控制效果[23]，其算法原理如图 5 所示。然而，由于计算复杂度高，模型预测控制须要频繁求解优化问题，对计算资源要求高。此外，其控制策略须要依赖于精确的数学模型，如果模型不准确，控制性能可能会受到影响。

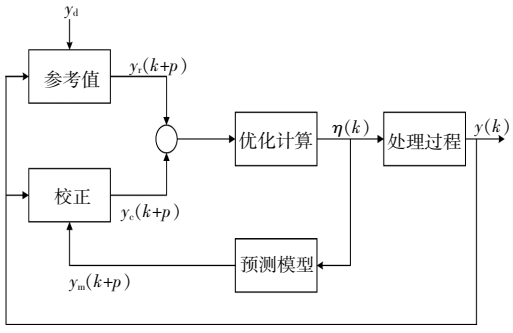


图 5 模型预测控制算法原理

Fig.5 Principle of model predictive control algorithm

图 5 中：y_d 为参考信号；$y_r(k+p)$为最佳参考值；$y_c(k+p)$为校正后输出；$\eta(k)$为控制输入；$y_m(k+p)$为预测值；$y(k)$为系统的输出；k 为采样时间；p 为预测步长。

3.2 协同控制流程

由深度强化学习 (Deep Reinforcement Learning,DRL)与 MPC 算法组成的可学习模型预测控制 (Learning Based Model Predictive Control, LBMPC) 算法兼容了两者的优点，如图 6 所示。DRL 通过与环境实时交互并自适应地调整控制参数，从而输出最优动作集 Δu_{DRL}，增强了系统应对环境变化的能力。经过优化后的 MPC 控制器能显著提升系统性能，并下发各机组的调频控制指令 Δu_{MPC}，提高了配电网频率控制的稳定性和鲁棒性。此外，DRL 简化了 MPC 中的复杂优化问题，降低了计算负担，使其更易于处理非线性控制问题。

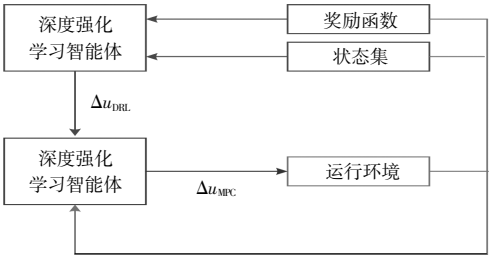


图 6 可学习的模型预测控制算法原理

Fig.6 Principle of learnable model predictive control algorithm

4 基于可学习模型预测控制的新能源配电网负荷频率控制策略

4.1 新能源配电网的频率优化模型

基于配电网的时域控制模型的状态空间方程如下所示：

$$\begin{cases}\dot{x}(t)=\boldsymbol{A}(t)x(t)+\boldsymbol{B}(t)u(t)+\boldsymbol{D}(t)\omega(t) \\ y(t)=\boldsymbol{C}(t)x(t)\end{cases} \tag{7}$$

式中：u,x,y,ω 分别为配电网系统的输入量、状态量、输出量、干扰量；$\boldsymbol{A},\boldsymbol{B},\boldsymbol{C},\boldsymbol{D}$ 为系数矩阵，由配电网的实际工况决定。

其中：

$$x=[\Delta f,\Delta P_{\mathrm{PV}},\Delta P_{\mathrm{E}},\Delta P_{\mathrm{DR}}]^{\mathrm{T}} \tag{8}$$

$$u=[\Delta u_{\mathrm{PV}},\Delta u_{\mathrm{E}},\Delta u_{\mathrm{DR}}]^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

$$y=\Delta f \tag{10}$$

$$\omega=\Delta P_{\mathrm{F}}+\Delta P_{\mathrm{Load}} \tag{11}$$

式中：$\Delta u_{\mathrm{PV}},\Delta u_{\mathrm{E}},\Delta u_{\mathrm{DR}}$ 分别为分布式光伏、储能设备及可中断负荷的负载频率控制(Load Frequency Control,LFC) 信号；ΔP_{F} 为新能源机组的随机扰动；ΔP_{Load} 为负荷扰动。

为降低配电网的暂态频率偏差，设置相应的频率目标函数，并进一步以最小化目标函数的上限作为配电网系统的最终控制目标，其表达式如下所示：

$$J(k)=\sum_{\infty}^{n_p=0}[x'(k+n_p\mid k)\boldsymbol{Q}_x x(k+n_p\mid k)+ u'(k+n_p\mid k)\boldsymbol{Q}_u u(k+n_p\mid k)] \tag{12}$$

$$\min_{u(k+n\mid k)}[\max J(k)] \tag{13}$$

$$\boldsymbol{Q}_x=[q_f,q_{pv},q_e,q_{dr}] \tag{14}$$

式中：n_p为预测长度；x'，u'分别为状态量、输入量的预测值；$\boldsymbol{Q}_x$，$\boldsymbol{Q}_u$为权重矩阵，且$\boldsymbol{Q}_x$对优化效果有较大的影响；q_f，q_{pv}，q_e，q_{dr}均为组成权重矩阵的控制参数，其中，q_f取决于配电网本身，可设置为固定参数，q_{pv}，q_e，q_{dr}则决定了各调频机组的调频性能，本文将其设置为实时更新的参数，以满足配电网复杂场景下的控制需求。

4.2　基于DRL优化的模型预测控制策略

本文利用DRL算法的智能体拟合系统状态与控制动作之间的关系，对MPC输出权重矩阵$\boldsymbol{Q}_x$中的控制参数进行自适应更新，提高配电网LFC系统的控制精度和稳定性，如图7所示。

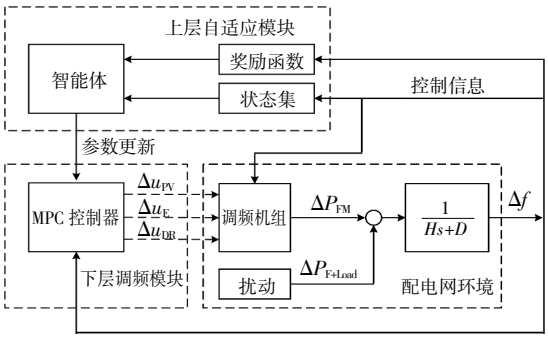


图7　基于可学习的MPC控制器结构

Fig.7 MPC controller architecture based on learnable

图7中：ΔP_{F+Load}为配电网的功率扰动；ΔP_{FM}为调频机组的功率调节。

为提高配电网的频率控制性能，根据智能体获取的实时频率波动信息Δf，实时更新MPC的控制参数。系统在监测到频率波动后，配电网内经优化后的MPC控制器针对不同的场景信息，进一步下发各调频机组的功率控制指令$\Delta A=[\Delta u_{PV},\Delta u_E,\Delta u_{DR}]$，从而确保配电网的功率平衡并维持频率稳定。

基于上述分析，本文主要考虑的控制变量以频率信息为主，选择实际频率f、频率偏差Δf与其积分值作为状态变量，同时考虑了储能的实时运行状态：

$$S_i=(f,\Delta f,\int\Delta f,P_E^+,P_E^-) \tag{15}$$

式中：P_E^+，P_E^-分别为储能功率出力的上、下限。

同时，上层DRL控制器根据环境信息自适应地更新MPC的控制参数：

$$\Delta A=[q_{pv},q_e,q_{dr}] \tag{16}$$

在智能体进行决策时，奖励函数的设置影响智能体的学习过程，并直接决定了智能体采取的动作质量。因此，在设计时须要充分考虑控制目标的具体要求。我国电力系统正常运行时允许的最大频率偏差为±0.2 Hz，为了更好地评估智能体在电力系统控制中的表现，根据不同的频率控制需求分别划分对应的区间，并据此设计奖励函数：

$$\begin{cases}-\mu_1|\Delta f|+\eta, & |\Delta f|<0.003\\ -\mu_2|\Delta f|, & 0.003\leqslant|\Delta f|<0.040\\ -\mu_3|\Delta f|, & 0.040\leqslant|\Delta f|<0.080\\ -\mu_4|\Delta f|, & 0.080\leqslant|\Delta f|<0.120\\ -\mu_5|\Delta f|, & 0.120\leqslant|\Delta f|<0.200\\ |\xi|, & |\Delta f|>0.200\end{cases} \tag{17}$$

式中：μ_1~μ_5为惩罚系数，与频率偏差成正比；η为正奖励值；ξ为终止训练惩罚值。

当配电网的频率偏差大于0.2 Hz时，触发惩罚机制并使智能体进入终止状态，直接进入新一轮的迭代训练。因此，为了避免智能体终止状态的触发，应尽可能地优化动作质量，以保证配电网系统的频率稳定性。

5　频率评估指标

5.1　多维评估指标体系

为综合考量所提控制策略在配电网中的频率控制性能和经济性，本文提出了配电网调频性能的多维评估体系，为量化多方位可调度资源的调频能力提供依据[24]。多维评估指标体系涵盖了技术与经济两方面，技术指标包括最大频率偏差、下降速度和响应时间，经济指标包括新能源备用成本和调频成本。

最大频率偏差是电力系统在正常运行中频率偏离额定值的极端情况，直接反映了系统在面临

负荷突变或故障时的频率稳定性。较小的频率偏差通常意味着系统具有更高的稳定性，能够有效抵抗外部扰动,保持频率在安全范围内,其表达式为

$$\Delta f_{\text{nadir}}=f_{\text{nadir}}-f_0 \tag{18}$$

式中:f_0 为稳态频率。

频率下降速度为系统频率变化至频率极值点过程中的平均变化率，能够间接反映出调频系统的性能。频率下降速度的绝对值越大,表明系统的调节能力越强，能够在频率下降初期快速采取措施,以减缓频率下降趋势,其表达式为

$$r_{\text{f}}=\Delta f_{\text{nadir}}/(T_{\text{nadir}}-t_0) \tag{19}$$

式中:T_{nadir} 为频率极值点时刻。

响应时间为配电网受扰后频率恢复至稳定区间的时间，反映了调频资源的综合响应能力,响应时间越短意味着系统的响应能力越好,能够及时补偿频率偏差,防止频率进一步恶化,其表达式为

$$T_{\text{qs}}=t_{\text{qs}}-t_0 \tag{20}$$

式中:t_{qs} 为扰动发生后频率达到稳态的时刻。

新能源备用成本是指由于新能源机组长期运行于减载状态,导致实际发电量低于其额定容量,从而产生的额外经济成本，即在特定时间内新能源机组因减载运行而损失的发电量与该时段电价的乘积:

$$C_1=E\beta_1 \tag{21}$$

$$E=P^{\text{pre}}(t)\Delta t \tag{22}$$

式中:E 为新能源弃发的电量;β_1 为当前时段的新能源并网电价;$P^{\text{pre}}(t)$为新能源场站减载备用预留功率值;Δt 为减载运行时长。

调频成本是指各调频资源在响应系统频率变化过程中，通过调整出力来维持系统稳定所导致的直接经济损失:

$$C_2=D\beta_2 \tag{23}$$

式中:β_2 为单位调节里程补偿成本;D 为频率调节过程中的调节里程。

5.2 综合效能评估方法

为充分利用各种可调度资源的调节潜力,同时兼顾调频系统的经济性能，本文采用基于层次分析法(Analytic Hierarchy Process,AHP)和熵权法(Entropy Weight Method,EWM)组合权重的优劣解距离 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution,TOPSIS)评估法,结合提出的多维评估指标体系，提出了配电网调频性能的综合评估方法。组合权重法考虑了配电网的复杂性以及决策者在资源分配、经济效益、系统稳定性等方面的偏好，通过精确地分配不同因素的权重,使得评价结果更加符合配电网的实际情况。而 TOPSIS 评估法则通过衡量调频策略与理想解之间的差异程度，来评估配电网调频控制的综合效能,其对数据的要求较为宽松,不须要满足特定的分布，适用于配电网多种复杂类型的调频数据分析。

假设有 m 个待评估方案和 n 项评估指标,其调频效能量化评估流程如下。

①数据标准化

根据采集到的配电网数据计算获得上述技术及经济指标数据,将其构建成初始评估矩阵。为确保所有指标在评估过程中的同向性，将极小型指标进行正向化处理。同时,为了消除不同指标之间由于量纲和量级差异造成的影响，须要对正向化后的矩阵进行标准化处理，使得每个指标对评估结果的影响仅取决于其相对重要性，而与原始数据的量纲无关。从而构造出标准化矩阵 $\boldsymbol{Z}$,正向化后的元素记为 x'_{ij}，表示第 i 个方案在第 j 个指标上的标准化得分。

②确定主观权重

根据不同配电网场景的调频需求，对指标间的相对重要性进行判断并排序，基于层次分析法构造判断矩阵 $\boldsymbol{A}$:

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 1/a_{12} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1/a_{1n} & 1/a_{2n} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{24}$$

进一步进行权重计算，各指标的主观权重如下式所示:

$$\omega_j^{\text{AHP}}=\sqrt[n]{\prod_{j=1}^{n}a_{ij}}\Bigg/\sum_{i=1}^{m}\sqrt[n]{\prod_{j=1}^{n}a_{ij}} \tag{25}$$

③确定客观权重

基于熵权法,根据标准化矩阵 $\boldsymbol{Z}$ 计算各指标在待评估方案中的变异大小:

$$p_{ij}=z_{ij,d}\Bigg/\sum_{i=1}^{m}z_{ij} \tag{26}$$

确定每个指标的信息熵 e_j 及信息效用值 d_j:

$$\begin{cases} e_j=-\dfrac{1}{\ln n}\sum_{j=1}^{n}(p_{ij}\ln p_{ij}) \\ d_j=1-e_j \end{cases} \tag{27}$$

则各指标的客观权重为

$$\omega_j^{\mathrm{EWM}}=d_j/\sum_{j=1}^{n}d_j \tag{28}$$

④确定综合权重

综合权重由主观权重与客观权重加权计算:

$$\omega_j^{\mathrm{COM}}=\alpha\omega_j^{\mathrm{AHP}}+(1-\alpha)\omega_j^{\mathrm{EWM}} \tag{29}$$

式中:α 为主观偏好系数,选定合理的 α 值能有效避免出现某一权重主导结果的情况。

⑤综合效能评估

计算标准化矩阵 $\boldsymbol{Z}$ 的正、负理想解:

$$\begin{cases} Z_j^{+}=\max\{z_{1j},\cdots,z_{mj}\} \\ Z_j^{-}=\min\{z_{1j},\cdots,z_{mj}\} \end{cases} \tag{30}$$

根据调频策略与正、负理想解的欧几里得距离,获得调频效能评估得分:

$$\begin{cases} D_{\mathrm{E}i}^{+}=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\omega_j^{\mathrm{COM}}(Z_j^{+}-z_{ij})^2} \\ D_{\mathrm{E}i}^{-}=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\omega_j^{\mathrm{COM}}(Z_j^{-}-z_{ij})^2} \\ \lambda_{\mathrm{E}i}=\dfrac{D_{\mathrm{E}i}^{-}}{D_{\mathrm{E}i}^{+}+D_{\mathrm{E}i}^{-}} \end{cases} \tag{31}$$

式中:$D_{\mathrm{E}i}^{+}$,$D_{\mathrm{E}i}^{-}$ 分别为标准化矩阵的最大值和最小值;$\lambda_{\mathrm{E}i}$ 为第 i 个调频策略的综合效能指标,$0\leqslant\lambda_{\mathrm{E}i}\leqslant1$,评估值越大表明配电网的调频性能越优。

6　算例分析

本文基于简化模型(图 8)进行分析,展示频率波动的趋势并验证本文所提优化策略的有效性。含分布式光伏和储能装置的配电网模型以 IEEE 33 节点模型为基础,图 8 中实线为支路,虚线为联络开关,将系统参数折算为标幺值,在 Matlab/Simulink 中等效搭建 LFC 模型,仿真系统参数如表 1 所示。

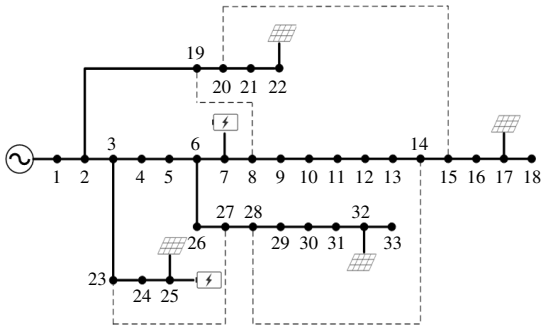


图 8　IEEE 33 节点仿真模型

Fig.8 IEEE 33 node simulation model

表 1　仿真系统参数

Table 1 Simulation system parameter

参数	数值
同步机时间惯性常数 H_{G}	6
阻尼系数 D	0.01
储能机组的调频增益系数 k_{E}	10
储能机组的惯性响应系数 T_{E}	0.3
分布式光伏的一次调频控制增益系数 k_{d}	8
调频控制指令下发到光伏逆变器的时间常数 T_{PV1}	0.2
光伏逆变器的执行时间常数 T_{PV2}	0.5
负荷扰动 P_{L}/p.u.	0.15

为验证本文所提的频率控制策略对于储能装置的调频控制效果,对比了 PID,MPC 以及改进 MPC 3 种控制场景的频率响应曲线,储能装置的功率输出变化如图 9 所示。

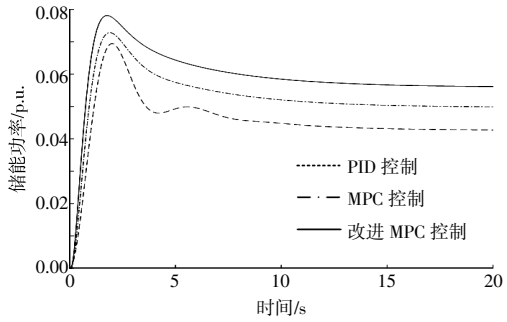


图 9　有功响应曲线

Fig.9 Active response curve

由图 9 可以看出:在配电网受到负荷扰动时,储能的功率出现明显变化,传统的 PID 控制使储能的峰值功率维持在 0.069 p.u.,稳态功率维持在 0.043 p.u.;采用 MPC 控制后,储能的调频能力有所上升,峰值功率维持在 0.072 p.u.,稳态功率维持在 0.049 p.u.;采用改进 MPC 控制使储能具备最佳的调频能力,峰值功率维持在 0.077 p.u.,稳态功率维持在 0.056 p.u.,储能的响应速度也有显著改进。因此,本文所提控制策略充分发挥了储能的调频能力,提高了系统的稳定裕度。

为验证本文所提频率控制策略的有效性,采用阶跃响应进行仿真,当负荷阶跃扰动信号为 0.15 p.u. 时,考虑到新能源机组日内出力波动较

大，尤其是光伏机组有功出力存在典型的昼夜交替特征，因此设计了昼、夜两种仿真场景，对比PID,MPC 以及改进 MPC 3 种控制的昼间频率仿真曲线,如图 10 所示。频率响应结果如表 2 所示。

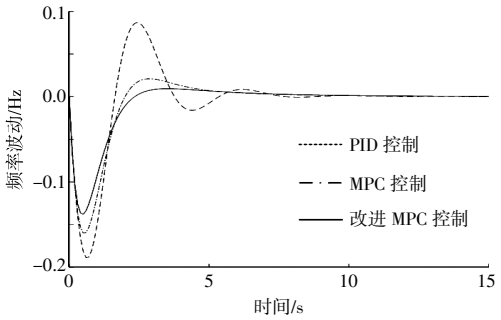


图 10 昼间场景下频率响应曲线

Fig.10 Frequency response curve in day scene

表 2 昼间场景下频率响应结果

Table 2 Frequency response result in day scene

采用策略	最大频率波动/Hz	调节时间/s
PID 控制	0.189	5.33
MPC 控制	0.149	4.86
改进 MPC 控制	0.127	3.61

由表 2 可以看出:在昼间场景下,传统的 PID 控制使配电网的最大频率波动维持在 0.189 Hz,调节时间为 5.33 s;采用 MPC 控制后,系统的调频能力有所上升,最大频率波动维持在 0.149 Hz,调节时间为 4.86 s;而采用改进 MPC 控制使配电网具备最佳的调频能力，最大频率波动维持在 0.127 Hz,调节时间为 3.61 s,显著降低了系统的暂态频率波动。

对比 PID,MPC 以及改进 MPC 3 种控制的夜间频率仿真曲线,如图 11 所示。频率响应结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出:在夜间场景下,传统的 PID 控制使配电网的最大频率波动维持在 0.248 Hz,

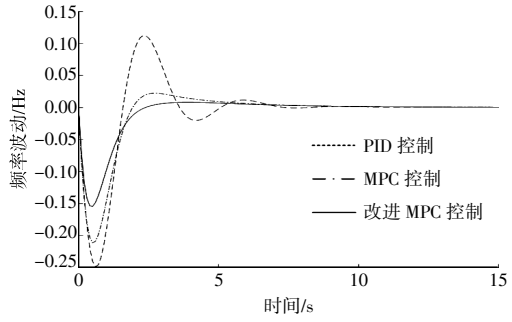


图 11 夜间场景下频率响应曲线

Fig.11 Frequency response curve in night scene

表 3 夜间场景下频率响应结果

Table 3 Frequency response curve in night scene

采用策略	最大频率波动/Hz	调节时间/s
PID 控制	0.248	6.81
MPC 控制	0.193	4.98
改进 MPC 控制	0.144	3.93

调节时间为 6.81 s;采用 MPC 控制后,系统的调频能力有所上升,最大频率波动维持在 0.193 Hz,调节时间为 4.98 s;而采用改进 MPC 控制使配电网具备最佳的调频能力，最大频率波动维持在 0.144 Hz,调节时间为 3.93 s。由于受到光照强度的影响,光伏的调频能力下降,但本文所提控制策略仍优于其他两种控制策略。

为进一步验证改进 MPC 控制策略的适用性,考虑通信延迟的场景，对比不同控制策略下的配电网频率波动响应曲线,如图 12 所示。频率响应结果如表 4 所示。

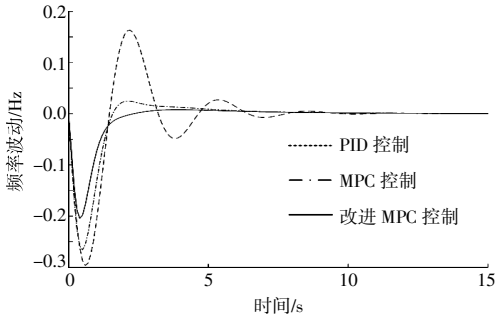


图 12 通信延迟场景下频率响应曲线

Fig.12 Frequency response curve in communication delay scenario

表 4 通信延迟场景下频率响应结果

Table 4 Frequency response results in communication delay scenario

采用策略	最大频率波动/Hz	调节时间/s
PID 控制	0.296	7.50
MPC 控制	0.251	4.89
改进 MPC 控制	0.196	3.75

由表 4 可以看出，在通信指令传输延迟的场景下，系统频率性能显著下降,PID 控制、MPC 控制的最大频率波动分别增大至 0.296,0.251 Hz,而采用改进 MPC 控制的频率波动最小,始终控制在 0.20 Hz 以内，其频率响应速度也最快，仅为 3.75 s。因此,在通信延迟场景下,本文所提控制策略仍保持着较好的控制性能。

进一步以所构建的综合频率评估指标量化配电网的频率控制性能，以调频性能最优作为主要

调频目标,经济性最佳作为次要调频目标,取 α=0.6 得到组合权重,并采用 TOPSIS 评估法对 3 种场景下的调频效果进行效能量化评估,如图 13 所示。

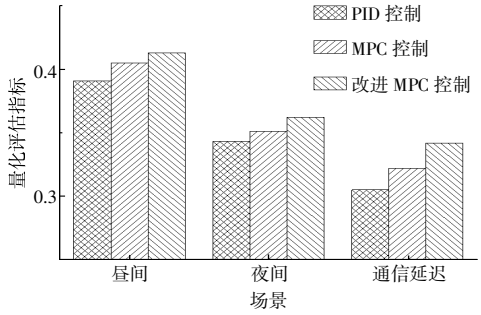


图 13　不同控制场景下频率评估指标

Fig.13 Comparison diagram of frequency evaluation indexes under different control scenarios

由图 13 可以看出,在 3 种场景中,本文所提基于深度强化学习优化的模型预测控制策略具有最好的调频性能,综合频率评估指标始终高于其他控制策略,其中在通信延迟场景中表现最为明显,比 MPC 控制提升了 6%左右的性能,验证了本文所提控制策略的有效性。

7　结论

针对由源-荷-储可调度资源构成的新能源配电网系统，本文分析了各发电机组的频率特性,并提出了基于深度强化学习改进的模型预测控制策略。通过仿真验证了该优化策略的可行性并得出以下结论。

①本文所提方法充分发挥了储能机组的频率支撑能力,提高了新能源配电网系统的稳定裕度。

②本文所提方法在昼间、夜间及通信延迟场景下表现出优越性能,可显著降低系统的暂态频率波动及调节时间,提高了新能源配电网系统的频率控制性能。

参考文献:

[1] 别朝红,卞艺衡,张理寅,等.新型电力系统应对极端事件的风险防范与应急管理关键技术[J].中国电机工程学报,2024,44(18):7049-7068.

[2] 刘小龙,庞敬磊,吕智嘉,等.考虑荷电状态的电池储能一次调频综合控制方法 [J]. 中国测试,2024,50(10):59-65.

[3] 李碧桓,李知艺,鞠平.面向精细化频率控制的配电网负荷量测软同步方法[J].中国电机工程学报,2023,43(3):878-889.

[4] 高书苑,王月,马雁东.基于互相关技术的偏振调制测距频率提取[J].传感器与微系统,2024,43(4):124-127.

[5] 蔡胜,谢云云,张玉坪,等.计及动态频率稳定性的弹性配电网预防-紧急协同调度方法[J].中国电机工程学报,2024,44(24):9607-9618.

[6] 袁源,柏晶晶,姜望.考虑有功备用的光伏发电接入配电网的频率支撑研究[J].能源与环保,2023,45(11):249-254.

[7] 周里涛,吴岩,徐昌前,等.适用于配网分布式储能的电压频率协调支撑控制 [J]. 中国测试,2023,49(2):50-57.

[8] 赵冬梅,宋晨铭,冯向阳,等.100%新能源场景下考虑频率稳定约束的源网荷储一体化系统储能优化配置[J].电工技术学报,2025,40(7):2146-2161.

[9] 郭士琦,郭东,尚国政,等.互联电网控制性能评价标准下储能集群参与 AGC 控制策略[J].储能科学与技术,2024,13(11):4005-4016.

[10] 刘禹彤, 程孟增, 张明理,等.基于多重混合博弈的云储能市场优化运行策略[J].沈阳工业大学学报,2024,46(3):270-276.

[11] 段家华,姚朴,姚金明.基于 MPC 算法的风电参与频率调控策略[J].可再生能源,2023,41(11):1497-1503.

[12] 黎萌,林章岁,林毅,等.基于改进模型预测控制的分布式储能辅助调频控制方法[J].水利水电技术,2023,54(S2):447-456.

[13] 杨冬锋,朱军豪,姜超,等.基于分布式模型预测的高比例风电系统多源协同负荷频率控制策略[J].电网技术,2024,48(7):2804-2814.

[14] 肖寒,李振成,王建伟,等.基于数据驱动的光伏-储能主动配电网电压控制方法研究[J].能源与环保,2024,46(4):194-199.

[15] 谢旭,张哲,喻乐,等.基于深度强化学习的微电网内多侧储能协同调度方法[J].可再生能源,2023,41(10):1408-1413.

[16] 盛万兴,刘科研,李昭,等.新型配电系统形态演化与安全高效运行方法综述[J].高电压技术,2024,50(1):1-18.

[17] 袁源,柏晶晶,姜望.考虑有功备用的光伏发电接入配电网的频率支撑研究[J].能源与环保,2023,45(11):249-254.

[18] 赵冬梅,徐辰宇,陶然,等.多元分布式储能在新型电力系统配电侧的灵活调控研究综述[J].中国电机工程学报,2023,43(5):1776-1799.

[19] 韩平平,陆中来,张征凯,等.基于减载控制的光伏电站主动频率响应方法 [J]. 可再生能源,2024,42(7):

972-978.
[20] 柳勇,杨国华,李思维,等.改进 PSO 算法优化的配电网精准切负荷策略[J].传感器与微系统,2023,42(3):140-143.
[21] 付媛,万怿,张祥宇,等.储能虚拟惯量主动支撑与调频状态转移控制[J].中国电机工程学报,2024,44(7):2628-2641.
[22] 胡维昊,曹迪,黄琦,等.深度强化学习在配电网优化运行中的应用 [J]. 电力系统自动化,2023,47(14):174-191.
[23] 赵晶晶,张宇,杜明,等.基于模型预测控制的新型电力系统光储电站调频控制策略[J].电力建设,2022,43(11):99-107.
[24] 鲁宗相,李佳明,乔颖,等.新能源场站快速频率支撑能力评估研究现状与技术展望[J].电力系统自动化,2024,48(10):1-19.

Load frequency control strategy for new energy distribution network considering dispatchable resources of source load storage

Wang Xijun[1], Wang Wei[1], Li Yinsong[1], Hou Jin[1], Lü Long[2]
(1.Henan Jiuyu Tenglong Information Engineering Co.,Ltd., Zhengzhou 450015, China; 2.College of Automation &College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210032, China)

Abstract: With the integration of dispatchable resources such as distributed photovoltaics and energy storage into the distribution network, the demand for dynamic frequency regulation capability in the system has significantly increased, posing comprehensive challenges to load frequency stability control. To better mitigate frequency fluctuations in the new energy distribution network system, a new energy distribution network load frequency control strategy considering source load storage dispatchable resources is proposed. Firstly, based on the frequency response characteristics of distributed photovoltaic, energy storage equipment, and demand side interruptible loads, a load frequency control model for the new energy distribution network was established; Then, based on model predictive control, frequency adjustment was achieved without difference, and the control parameters were adaptively adjusted using deep learning algorithms. A multidimensional index system was constructed to comprehensively evaluate the control performance of the proposed control strategy; Finally, the effectiveness of the proposed method was verified through Matlab/Simulink simulation.

Keywords: new energy distribution network; schedulable resources; model predictive control; load frequency control; Deep Reinforcement Learning