考虑无功电压交互影响的新能源低电压穿越控制参数优化方法

华 文[1], 董 炜[1], 杨 滢[1], 陆 翌[1], 郑晨一[2], 胡健雄[2]
(1.国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 浙江 杭州 310014; 2.东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘 要: 新能源无功功率输出及并网点电压恢复速率会影响系统其他节点的电压特性, 传统针对单一场站的参数整定方法难以保证系统重要节点的整体电压偏差最小。针对这一问题,文章提出了考虑无功电压交互影响的新能源低电压穿越控制参数优化方法。首先,分析了低电压穿越控制参数及无功交互对整体电压支撑能力的影响;然后,提出了节点无功电压耦合程度指标,并基于该指标及新能源并网点电压跌落程度整定各场站低电压穿越无功电流比例系数的取值范围;最后,在该取值范围内,以系统重要节点整体电压偏差最小为目标,采用深度强化学习算法对多新能源场站的无功电流比例系数进行协调优化。算例分析结果表明,与传统方法相比,文章所提方法能够改善系统整体电压恢复特性, 对于控制参数取值范围的预先整定能够提升算法奖励函数的收敛速度。

关键词: 新能源; 电压稳定性; 低电压穿越; 无功交互影响; 参数协调优化
中图分类号: TK51; TK81; TM612 **文献标志码**: A **文章编号**: 1671-5292(2025)11-1527-10

0 引言

为实现能源优化配置和化石能源的清洁替代,风电、光伏等新能源取得了快速发展和广泛应用[1,2]。高比例新能源并网使得电力系统的运行特性更加复杂,新能源有功出力的随机性和波动性形成了电力系统复杂多样的运行工况和场景。在不同的工况和场景下,电力系统的频率、功角及电压稳定性往往呈现不同的特征。当新能源分布区域或有功出力发生变化时,系统的暂态功角稳定裕度也会发生变化[3];当新能源渗透率较高时,由于其电压和频率的支撑能力比传统发电机弱,导致系统在遭受严重交流故障或大幅功率缺额时出现电压失稳或频率失稳现象;当新能源经直流系统送出时,直流换相失败或闭锁易引起送端区域暂态过电压问题。

为保障电网的稳定性, 相关技术标准和规定要求新能源机组应具备低电压穿越 (Low Voltage Ride Through, LVRT)能力,即当其并网点电压低于设定的阈值时,应能够向电网注入无功电流以提供无功支撑,促进电压快速恢复[4]。同时,在LVRT 期间新能源往往在满足无功电流优先的前提下减小有功电流,从而降低故障期间输出的有功功率。上述有功电流和无功电流参考值对电网稳定性具有较大影响, 其取值与 LVRT 控制参数密切相关, 故当前众多研究致力于对 LVRT 控制参数进行优化,以提升电网的稳定性。文献[5]指出, 新能源并网系统典型的暂态电压失稳现象包括新能源持续 LVRT 和反复 LVRT 两类。在此基础上,文献[6]研究了相应的控制参数优化方法,提出电流内环比例系数和电压前馈滤波器参数是影响反复 LVRT 的关键控制参数, 可以通过整定上述参数降低反复 LVRT 的风险。针对新能源直流外送系统的暂态过电压问题, 相关文献深入分析了直流系统换相失败或闭锁导致送端区域暂态过电压的机理和影响因素[7,8],提出了新能源机组电压穿越控制参数的整定原则, 指出应保证新能源机组具备高电压穿越能力, 然后在 LVRT 期间增大有功电流输出,减小无功电流输出[9]。

随着新能源并网渗透率的不断提升, 电网逐渐呈现出电压稳定与其他问题耦合的复杂特征。由于新能源机组提供无功电压支撑是通过向系统注入无功电流来实现的, 因此其在增大无功输出提升电压支撑能力的同时, 会提高电网短路电流水平,增大短路电流超标风险[10,11]。文献[12]基于双

收稿日期: 2024-12-05。
基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5100-202319032A-1-1-ZN)。
作者简介: 华 文(1986-),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力系统稳定分析与控制。E-mail:2250799089@qq.com

馈风机 PI 控制参数对短路电流影响的分析,指出短路电流随比例参数的增大有明显的减小趋势,而积分参数变化对短路电流的抑制效果较为有限。为进一步实现在尽量不增大短路电流水平的前提下提升风机的 LVRT 性能,相关研究采用数据驱动方法对控制器参数进行优化[13-15],但该方法依赖于足够数量的真实数据样本。此外,针对电压稳定与功角稳定耦合问题,文献[16]剖析了耦合机理并提出了相应的耦合程度评价指标。文献[17]综合考虑新能源经直流外送系统的电压稳定和功角稳定问题,提出了直驱风机 LVRT 控制参数的优化整定流程。文献[18]分析了风机无功电流比例系数变化对受端电网暂态稳定性的影响,提出了自适应无功电流参数控制策略。在前人研究的基础上,可进一步综合考虑功角稳定约束和短路电流约束,以并网点电压偏差最小为优化目标,采用智能优化算法对新能源机组的 LVRT 控制参数进行迭代优化,从而得到满足控制目标的参数值[19,20]。

通过上述方法对新能源场站电压穿越控制参数进行优化整定,能够在一定程度上改善电网的电压稳定性及与其耦合的其他稳定问题,但这些方法未考虑目标区域多个新能源场站控制参数的差异性。不同新能源场站对系统重要节点的电压支撑能力不同,且新能源场站输出的无功功率及其并网点电压恢复速率会对其他节点的电压恢复造成影响,忽略无功电压交互影响设定控制参数值,难以保证区域内重要节点的整体电压偏差最小。随着人工智能技术的发展及其在电力系统的应用[21],以深度强化学习为代表的先进算法为针对电力系统复杂问题的模型参数辨识或优化提供了解决思路[22,23]。

在实际电网的机电暂态仿真模型中,对于双馈风机、直驱风机、光伏发电等不同类型机组和并网方式的新能源,其 LVRT 的无功电流指令均由无功电流比例系数、电压跌落程度等因素决定。因此,本文以机电暂态模型为例,针对上述问题提出了考虑无功电压交互影响的 LVRT 无功电流比例系数协调优化理论方法。基于交流电网的潮流方程计算各节点无功变化对其他节点电压的影响,并构建节点无功电压耦合程度指标,综合考虑节点无功电压耦合程度及系统重要节点电压跌落情况,整定各新能源场站 LVRT 无功电流比例系数的取值范围,进而在该范围内以系统重要节点整体电压偏差最小为目标,采用深度强化学习算法进行参数寻优校正。基于含多新能源场站的电力系统机电暂态仿真模型对所提方法进行了分析和验证。

1 新能源机组低电压穿越控制对无功电压支撑能力的影响

1.1 LVRT 控制策略

新能源机组在 LVRT 期间通过向电网注入无功电流来提供无功电压支撑,依据相关技术标准及规定的要求,其无功电流参考值根据式(1)确定。新能源机组进入 LVRT 后,根据电压跌落深度与无功电流比例系数的乘积输出无功,若无功电流达到无功电流顶值倍数,即根据无功电流限幅值输出无功。

$$I_q=\min[K_q(U_{low}-U_t),I_{qmax}] \tag{1}$$

式中:I_q 为无功电流参考值;K_q 为无功电流比例系数;U_{low} 为进入低电压穿越的电压阈值;U_t 为并网点电压;I_{qmax} 为无功电流顶值倍数。

在采取无功电流优先策略的前提下,有功电流迅速下降并在 LVRT 恢复期间以一定的恢复速率提升至故障前稳态运行的水平,故有功电流参考值根据式(2)确定。

$$I_p=\min\left(K_pI_{p0},\sqrt{I_{max}^2-I_q^2}\right) \tag{2}$$

式中:I_{p0} 为故障前有功电流参考值;K_p 为有功电流比例系数;I_{max} 为输出电流限幅。

当总输出电流尚未达到电流限幅,无功电流根据电压跌落情况由无功电流比例系数确定,则此时新能源机组输出的无功功率为

$$Q=K_q(U_{low}-U_t)U_t \tag{3}$$

当总输出电流达到电流限幅,根据无功优先的控制原则,有功电流和无功电流的参考值根据式(4)确定。

$$\begin{cases}I_q=K_q(U_{low}-U_t)\\ I_p=\sqrt{I_{max}^2-I_q^2}\end{cases} \tag{4}$$

当 $I_q=I_{qmax}$ 时,新能源机组输出的无功功率为

$$Q=U_tI_{qmax} \tag{5}$$

根据上述不同情况下新能源机组输出的无功功率可知,当 LVRT 有功控制参数保持不变时,K_q 越大则输出的无功功率越大,即在暂态过程中的

无功电压支撑能力越强。新能源并网的仿真结果如图 1 所示。由图 1 可见,在其他参数保持不变,K_q 由 1.5 增至 4.5 时，新能源机组输出的无功功率由 0.4 Mvar 增至 0.8 Mvar，表明新能源机组输出的无功功率与 K_q 呈正相关。

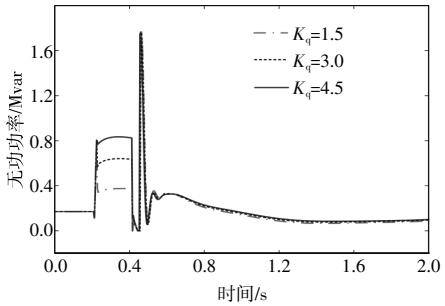


图 1　K_q 取值不同时新能源机组输出的无功功率

Fig.1　Reactive power output with different values of K_q

1.2　无功电压耦合影响分析

由于新能源机组注入无功电流会增大系统短路电流水平而引起短路电流超标风险，故在提升新能源机组无功电压支撑能力的同时须要考虑短路电流水平约束。系统短路电流以无功电流为主,滞后电压约 90°。新能源机组输出的无功电流分量与交流系统短路电流分量相位相近，对故障点短路电流影响显著，而有功分量对故障点短路电流影响相对较小,可近似忽略。因此,对于单一新能源场站，只须要根据所规定的短路电流水平约束确定 LVRT 中无功电流比例系数 K_q 的取值范围,在该取值范围内增大 K_q,即能够在短路电流水平的合理范围内提升对并网点的无功电压支撑能力。

多新能源场站接入系统节点间存在较强的无功电压耦合影响。如图 2 所示,新能源场站并网点

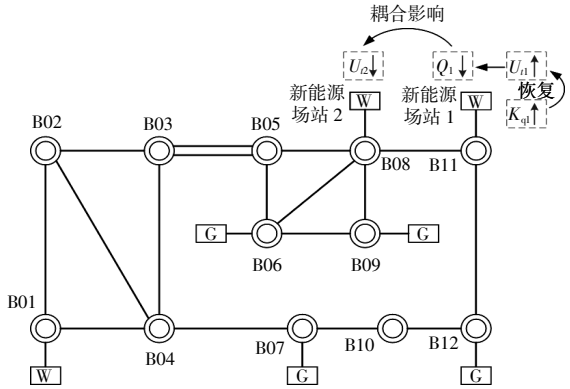
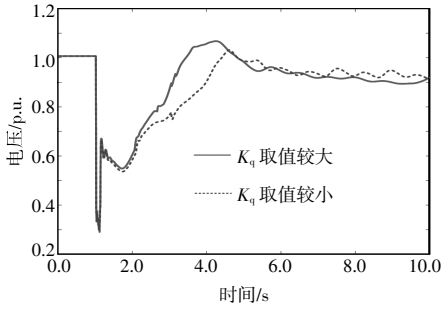


图 2　多新能源场站无功电压交互影响示意图

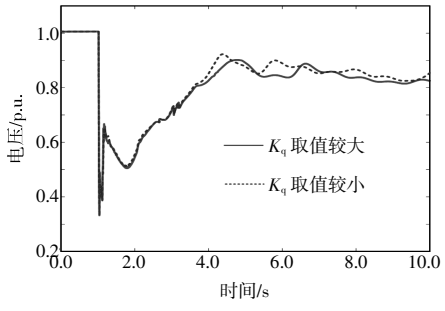
Fig.2 Schematic diagram of reactive power and voltage interaction between multiple stations

电压恢复速率会影响其他节点电压。若新能源场站输出无功功率较大，则会促进其并网点电压的快速恢复。由式(3)~(5)可知,新能源场站输出的无功功率与并网点电压跌落深度有关，当其并网点电压恢复到较高水平甚至导致退出 LVRT 时，新能源场站输出的无功功率减小，这在某些工况下可能会削弱多新能源场站对并网点等系统重要节点的整体电压支撑能力。

以图 2 所示系统为例，新能源场站 1 的 LVRT 无功电流控制参数取值不同时，发生故障后新能源场站 1 并网点电压响应曲线如图 3 所示。当新能源场站 1 无功电流比例系数 K_q 取值较大时,其无功输出较大。由图 3(a)可见,新能源场站 1 并网点电压恢复较快,但较早退出 LVRT,导致对邻近新能源场站 2 并网点的无功电压支撑能力下降，新能源场站 2 并网点电压恢复特性较新能源场站 1 的 K_q 取值较小时变差,如图 3(b)所示。



(a)场站 1 并网点电压



(b)场站 2 并网点电压

图 3　新能源场站并网点电压响应曲线

Fig.3 Voltage response curves of grid connection point of new energy station

在上述场景中，新能源对系统重要节点的整体无功电压支撑与单一场站 LVRT 的无功电流比例系数 K_q 之间不再是简单的线性正相关关系。为实现多场站对系统重要节点的整体电压支撑能力最优，应考虑无功电压交互影响对多场站无功电流控制参数的协调优化。

2 节点无功电压交互影响程度

不同新能源场站无功出力情况会对系统关键节点的整体电压支撑能力产生不同影响，故应对节点间的无功电压交互影响程度进行评估分析。

交流电网的潮流方程为

$$\begin{bmatrix}\Delta P\\ \Delta Q\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{K} & 0\\ 0 & \boldsymbol{J}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\Delta\theta\\ \Delta V\end{bmatrix} \tag{6}$$

式中：ΔP 为节点有功功率变化量；ΔQ 为节点无功功率变化量；$\Delta\theta$ 为节点电压相角变化量；ΔV 为电压幅值变化量。

式(6)中子矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{J}$ 根据节点电压水平和节点阻抗矩阵得到：

$$\begin{cases}K_{ij}=-V_iV_j\mathrm{B}_{ij}\ (i,j=1,2,\cdots,h-1)\\ J_{ij}=-V_iV_j\mathrm{B}_{ij}\ (i,j=1,2,\cdots,o)\end{cases} \tag{7}$$

式中：V 为节点电压；B 为节点阻抗矩阵的虚部；下标 i 和 j 为节点编号；h 和 o 分别为节点数目和 PQ 节点数目。

节点无功功率变化对其他节点电压的影响：

$$\Delta V=J^{-1}\Delta Q \tag{8}$$

节点无功电压耦合程度指标：

$$\lambda_i=\frac{1}{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}J_{ij}^{-1} \tag{9}$$

式中：n 为须要关注的系统重要节点数量。

式(9)反映了新能源场站并网点 i 输出的无功功率对系统重要节点电压的平均影响程度，其值越大表示该场站无功功率输出对维持系统重要节点电压的贡献程度越大。

忽略电流限值的影响，近似以式(3)描述新能源场站输出无功功率与并网点电压的关系，求无功功率 Q 对并网点电压 U_t 的导数：

$$\frac{\partial Q}{\partial U_t}=-2K_qU_t+K_qU_{low} \tag{10}$$

令 $\frac{\partial Q}{\partial U_t}=0$，可得：

$$U_t=\frac{1}{2}U_{low} \tag{11}$$

当并网点电压达到式(11)条件时，输出的无功功率取得最大值：

$$Q_{max}=\frac{1}{4}K_qU_{low}^2 \tag{12}$$

随着并网点电压 U_t 的下降，新能源场站输出的无功功率先增大后减小，当下降到 $0.5U_{low}$ 时，输出的无功功率达到最大值。换言之，在电压恢复阶段，并网点电压从 0 上升至 $0.5U_{low}$ 的过程中，新能源输出的无功功率逐渐增大；当并网点电压恢复至 $0.5U_{low}$ 以上时，新能源场站输出的无功功率逐渐下降，直至退出 LVRT。

因此，若以多新能源场站自身并网点电压偏差最小为目标整定 LVRT 的无功电流比例系数，则并网点电压的快速恢复会减小其输出的无功功率，削弱其对系统其他关键节点的电压支撑能力。尤其是节点无功电压耦合指标 λ 较大的新能源场站，其无功功率输出对系统关键节点的影响程度较大，在故障后的恢复过程中保持该新能源场站输出较大无功功率，对于提升系统整体的无功电压支撑能力具有积极作用。

3 LVRT 无功电流控制参数协调优化方法

3.1 参数取值范围整定

确定新能源 LVRT 无功电流比例系数 K_q，应同时考虑新能源场站自身并网点电压跌落程度以及节点电压耦合程度。根据文献[17]中描述，K_q 的取值一般为[1.5,3.0]，若在全部范围内进行参数寻优，搜索空间较大，导致运算效率较低，有必要预先对参数寻优范围进行整定。由于进入 LVRT 的电压阈值 U_{low} 一般为 0.9 p.u.，故根据式(11)以 0.45 p.u.作为衡量电压跌落程度的临界值。对各新能源场站并网点的节点耦合程度指标从大到小进行排序，排序在前 50%的并网点视作与系统关键节点耦合程度较大的节点。据此可拟定参数取值范围整定原则。

①当新能源场站并网点电压跌落程度较大，即 U_t 低于 0.45 p.u.时，新能源场站输出的无功功率随着并网点电压恢复逐渐增大，应将 K_q 取值设定在较高水平，以快速提升并网点电压。

②当新能源场站并网点电压跌落程度较小，即 U_t 高于 0.45 p.u.时，新能源场站输出的无功功率随着并网点电压恢复逐渐减小，若其节点耦合程度指标 λ 较大，说明其无功输出对维持其他节点电压的贡献程度较大，应将 K_q 取值适当设置在较小水平，从而使新能源场站保持较高的无功功率输出。

③新能源场站并网点电压跌落程度较小且与其他节点耦合程度较低，说明其无功输出对系统关键节点的影响程度不大，K_q 的取值对整体无功

电压支撑能力影响不大。

结合上述原则并考虑尽量不损失参数搜索空间,对于第①条原则,将 K_q 寻优值限定在[2.5,3.0];对于第②条原则,将 K_q 寻优值限定在[1.5,2.5];对于第③条原则,K_q 寻优范围不变。

3.2　基于深度强化学习的参数优化方法

3.2.1　参数校正框架

尽管上述整定原则基于无功交互影响确定了不同新能源场站控制参数的寻优范围，但基于传统的工程整定方法无法确定最优参数，而采用传统智能优化算法难以实现对多场站控制参数的协调优化，故本文提出基于深度强化学习(Deep Reinforcement Learning，DRL)的参数协调优化方法。DRL 主要由动作(Action)、状态(State)、奖励(Reward)、智能体(Agent)和环境(Environment)等元素构成。智能体根据从环境中采集到的状态做出决策并将相应的动作作用于环境，环境受动作影响发生变化并通过奖励机制对动作的优劣进行评价,将相应的奖励反馈给智能体,智能体依据与环境的连续交互对自身策略进行调整，从而实现在复杂场景下的自主决策。由此可见,与传统优化算法不同,智能体输出的是对参数的校正量,而不是参数值本身，即参数的寻优过程本质上是对参数取值的迭代校正。

以系统重要节点整体电压偏差最小为目标,构建基于 DRL 的参数校正框架,如图 4 所示。算法智能体观察环境中自身的状态 S_k，做出相应的动作 A_k,状态 S_k 在下一时刻变为新的状态S_{k+1},同时环境向其反馈奖励 R_k。如果将该过程在每一时刻拆解，每一时刻 DRL 算法与环境的信息交换为相量 $\boldsymbol{a}=(A_k,S_k,R_k,S_{k+1})$。在本文参数校正框架下,动作 A_k 对应模型参数校正量 $\Delta\theta$,状态 S_k对应仿真响应输出特性及当前仿真中存留参数,

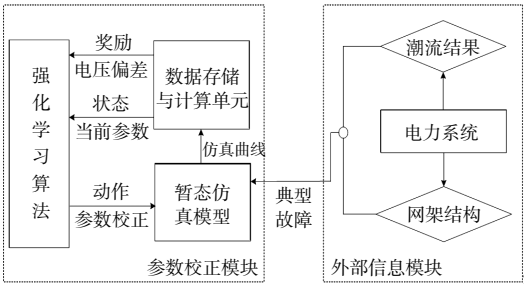


图 4　基于 DRL 的参数校正框架

Fig.4 Parameter correction framework based on DRL

奖励应反映系统重要节点电压的偏差量。离线参数寻优时，智能体根据当前的模型参数和暂态仿真结果,向仿真系统输入校正参数,再次进行暂态仿真后,计算奖励并反馈给智能体进行参数校正,循环执行多轮次直至奖励函数收敛，输出最终的参数整定值。

3.2.2　TD3 算法与接口函数

采用 DRL 算法进行参数寻优本质上是连续的参数校正过程。目前针对这类连续动作空间的 DRL 算法主要有深度确定策略梯度(Deep Deterministic Policy Gradient,DDPG)、柔性动作-评价、近端策略优化等算法。其中在 DDPG 算法基础上开发的双延迟深度确定性策略梯度(Twin Delayed Deep Policy Deterministic Gradient,TD3)算法,在高维空间具有较好的应用效果,对于解决具有高维非线性参数空间具有较大优势。TD3 算法与传统 DDPG 算法相比,增加了两个价值网络以避免过估计,使其对动作的价值评价更加准确;同时采用延迟策略更新的办法，提高了算法在高维空间探索时的效率,具有较好的策略收敛性。因此，本文选用 TD3 算法对多新能源场站的 LVRT 无功电流比例系数进行协调优化。

接口函数的设计决定了算法与环境的交互过程,具体如下。

①动作空间

系统暂态电压响应与控制参数之间存在非线性映射关系，须通过多轮次的迭代校正得到最优参数，因此本文以参数的校正量作为智能体的动作值：

$$\theta_{k+1}=\theta_k+\Delta\theta_k \tag{13}$$

式中:θ_k,θ_{k+1} 分别为迭代第 k 轮次和第 $k+1$ 轮次参数组;$\Delta\theta_k$ 为第 k 轮次后校正量,$\Delta\theta_k\in[-\sigma,\sigma]$。

σ 取值一般在 0.05~0.20,σ 值太大校正后容易越界,太小则探索能力较弱,以训练效果为目标反复调整后确定 σ 取值为 0.1，既能使算法有一定探索能力,又减小了校正后参数越界的概率。

②状态空间

状态向量的设定应能反映系统暂态电压特性，本文以系统重要节点电压暂态响应曲线作为状态向量的一部分：

$$U_{\text{obs}}=\left\{U_{1:T}^{i}\mid i=1,2,\cdots,n\right\} \tag{14}$$

式中:$U_{1:T}^{i}$为第 i 个节点在 1~T 时刻的并网点电压。

由于控制参数是分步校正的，每一步校正前的参数值也应作为状态的一部分指导智能体下一步动作,故将状态的接口函数表示为

$$\begin{cases} S_k=(U_{\text{obs}},\theta_k) \\ S_{k+1}=(U_{\text{obs}},\theta_k+\Delta\theta_k) \end{cases} \tag{15}$$

③奖励函数

本文参数寻优旨在寻找使系统重要节点整体电压偏差最小的控制参数,故奖励函数的主体由该电压偏差构成。此外,为减少参数越界现象的发生,应对越界行为给予一定的惩罚,使校正量在靠近参数边界时降低。本文奖励函数设置如式(16)所示:

$$\begin{cases} R_k=-\alpha R_{\text{A}}-\beta R_{\text{B}} \\ F=\dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\int_0^T|U_{ti}-U_{t0}|\,\text{d}T \\ R_{\text{A}}=\dfrac{F}{F_0}-1 \end{cases} \tag{16}$$

式中:R_{A}为电压偏差;α 和 β均为奖励函数系数;R_{B}为参数越界量;U_{ti}为第 i 个节点并网点电压;U_{t0}为第 i 个节点稳态电压;F 为系统重要节点整体电压偏差;F_0为参数任意给定的初始值所对应的系统重要节点整体电压偏差。

若参数校正后整体电压偏差减小,则有 $R_{\text{A}}<0$,奖励值加大;若参数校正后整体电压偏差增大,则有 $R_{\text{A}}>0$,$R_k<0$,惩罚值加大。重要节点电压偏差为关键因素,其奖励的权重系数取为 1。在保证收敛的前提下，以训练效果为目标反复调整确定 β 取值为 0.1。

为保证训练过程收敛,须将 R_k 限制在[-1,1],如式(17)所示。该变换在保留正值奖励不变的情况下将惩罚从[-∞,0]映射到[-1,0],从而满足训练时梯度计算的相关要求。

$$R_k=\begin{cases} R_k, & R_k>0 \\ \text{e}^{R_k}-1, & R_k<0 \end{cases} \tag{17}$$

④参数范围

目标参数为各新能源场站 LVRT 中无功电流比例系数 K_{q}，各参数取值范围根据 3.1 节中的原则确定。

4 仿真分析

为验证本文所提新能源 LVRT 控制参数优化方法的有效性,基于 PSD-BPA 仿真平台搭建了主干网架如图 5 所示的含多新能源场站的电力系统。

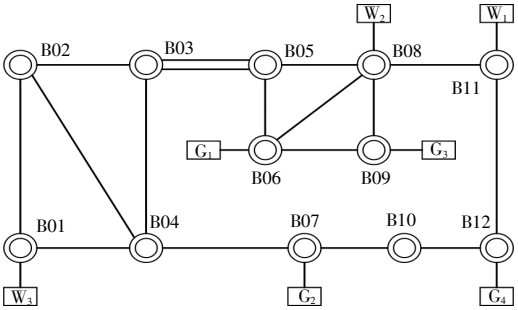


图 5 仿真系统结构

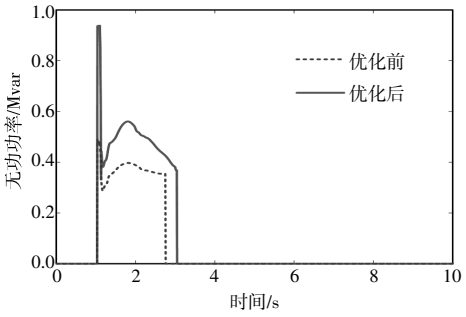
Fig.5 Structure of the simulation system

图 5 中:G 为传统火力发电机组;W 为风电场。风力发电机采用直驱风机模型,其 LVRT 无功电流和有功电流的参考值分别按照式 (1),(2)所描述的方式确定,K_{q}的初始值均设为 1.5。TD3 算法主体在 Python 3.10 的 Pytorch 环境下开发,计算机硬件配置为 AMD Ryzen7 -5800H CPU,NAVIDA RTX3070 GPU 和 16 GB 内存,通过接口函数实现对仿真数据的读取和仿真模型参数值的校正。

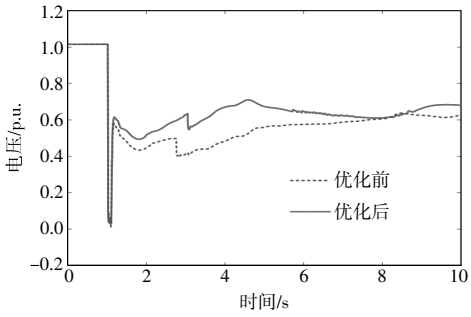
①算例 1

设置双回线路 B03-B05 中的一回线路在 50 周波时发生三相短路,54 周波时故障线路前侧断开,54.5 周波时故障线路后侧断开并同时断开另一回线路,形成三相短路 N-2 故障。由图 6~8 所示的优化前仿真曲线可以看出,当各风电场 K_{q}初始值均为 1.5 时，故障清除后各风电场并网点电压跌落均较深。根据本文参数优化目标和整定原则,应将 K_{q}取值设定在较高水平以快速恢复自身并网点电压,故将各风电场 K_{q}的参数寻优值设置在[2.5,3.0]。

采用 TD3 算法进行训练和校正,每轮校正 10 步，训练 1 200 轮,TD3 算法的平均奖励在前 300 轮快速提升到 0.8 附近，然后缓慢提升并逐渐收敛,与不限定参数范围直接进行参数校正相比,本文方法奖励曲线能够更快达到收敛状态，如图 9 所示。训练 1 000 轮后,风电场 W_1 的 K_{q}为 3.0,风电场 W_2 的 K_{q}为 2.5,风电场 W_3 的 K_{q}为 3.0。在该参数设置下,故障发生后各风电场并网点电压及



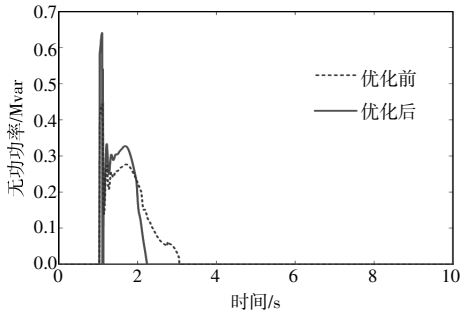
(a)新能源场站 W_3 机组输出无功功率



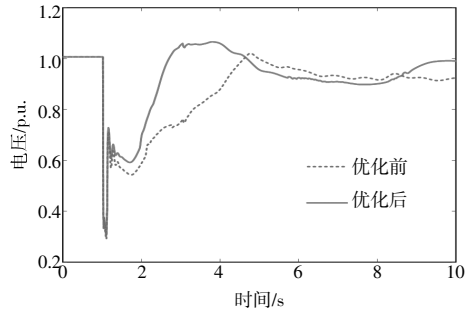
(b)母线 B01 电压

图 6　新能源场站 W_3 区域的响应曲线

Fig.6 Response curve of station W_3



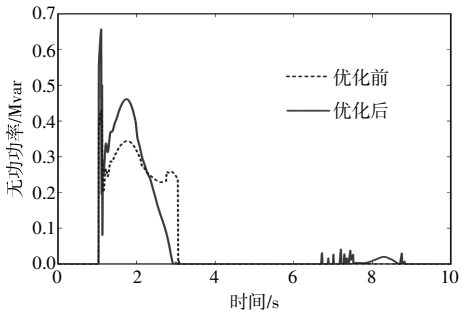
(a)新能源场站 W_2 机组输出无功功率



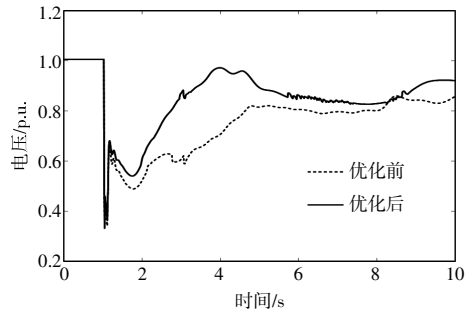
(b)母线 B08 电压

图 7　新能源场站 W_2 区域的响应曲线

Fig.7 Response curve of station W_2



(a)新能源场站 W_1 机组输出无功功率



(b)母线 B11 电压

图 8　新能源场站 W_1 区域的响应曲线

Fig.8 Response curve of station W_1

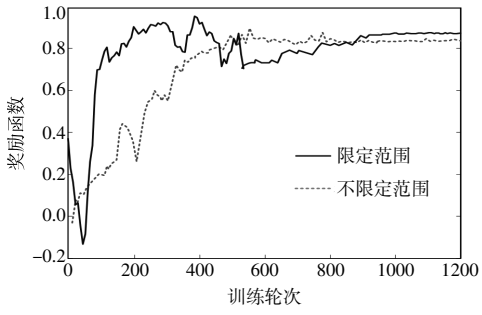


图 9　DRL 算法奖励函数值

Fig.9 Reward function values of DRL algorithm

无功功率响应如图 6~8 所示。由图 6~8 可以看出,采用优化后的 LVRT 控制参数,新能源场站无功功率输出增大，重要节点母线电压恢复速率得到明显提升，与稳态运行电压之间的偏差大大减小,其中:母线 B08 的电压在 2.5 s 左右恢复到 0.9 p.u.,比参数优化前的响应提前近 1 s;B11 的电压在 3.5 s 左右恢复到 0.9 p.u.，采用优化前的参数时其电压最终只能恢复到 0.82 p.u.左右。

②算例 2

设置双回线路 B03–B05 中的一回线路在 50 周波时发生三相短路,52 周波时故障线路前侧断开,52.5 周波时故障线路后侧断开并同时断开另

一回线路,形成三相短路 N-2 故障。按照传统的单机参数整定思路，以自身并网点电压偏差最小为目标时,应在参数取值范围内提高 K_q,从而增大无功功率输出,故应将各风电场 K_q 设定为 3.0,在该参数设置条件下，系统关键节点的电压响应曲线如图 10~12 中虚线所示。在该故障场景下,由于故障持续时间较短，所以故障清除后包括风电场并网点在内的系统关键节点电压跌落较浅。

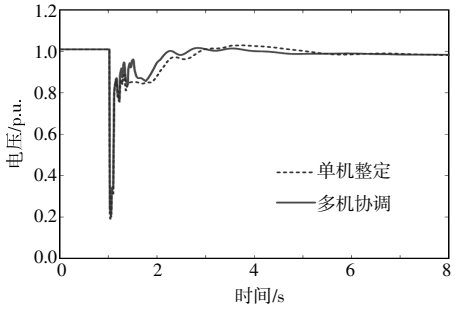


图 10 母线 B11 的电压响应曲线
Fig.10 Response curve of voltage at bus B11

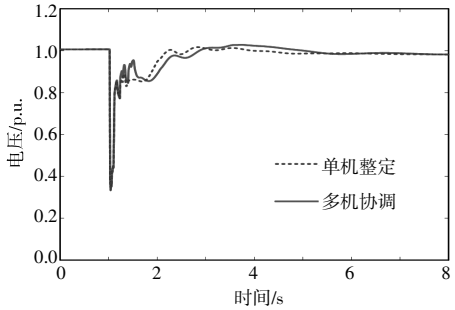


图 11 母线 B08 的电压响应曲线
Fig.11 Response curve of voltage at bus B08

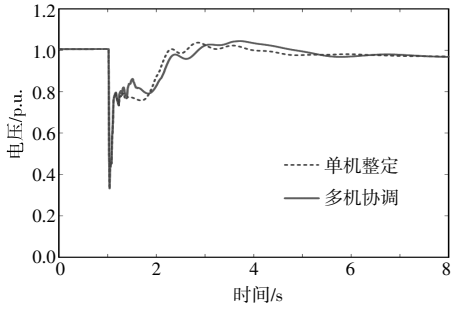


图 12 母线 B05 的电压响应曲线
Fig.12 Response curve of voltage at bus B05

根据本文所提参数优化原则，须同时考虑节点的无功电压耦合程度。根据式(6)~(9)计算各并网点的耦合程度指标 λ_i 可知，B01 和 B11 与系统重要节点的耦合程度较低，即无功出力对其他节点电压恢复的贡献程度较小，故对应两风电场的 K_q 取值保持在[1.5,3.0];B08 与系统重要节点的耦合程度较高，因其电压跌落较小且无功电压耦合程度较高,故将 K_q 取值整定为[1.5,2.5]。仍然基于 TD3 算法进行训练和校正,每轮校正 10 步,训练 1 200 轮,1 000 轮后风电场 W_1 的 K_q 为 3.0,风电场 W_2 的 K_q 为 1.9,风电场 W_3 的 K_q 为 2.5。在该参数设置下，故障后系统重要节点的电压响应曲线如图 10~12 中的实线所示。对比传统单机整定方式和本文所提多机协调优化方法，尽管 W_2 的 K_q 设置较小,导致其在电压二次跌落后的恢复过程较慢,但其能够较长时间处于 LVRT,从而有助于改善系统重要节点的整体电压恢复特性，减小系统重要节点的整体电压偏差。

5 结论

本文针对多新能源场站 LVRT 参数优化展开研究，提出了考虑无功电压交互影响的 LVRT 无功电流比例系数协调优化方法,得出以下结论。

①新能源场站无功输出及其并网点电压恢复速率会对其他节点的电压恢复造成影响，传统以单机无功输出最大为目标的参数整定方法，难以保证系统重要节点整体电压偏差最小，应协调优化多新能源场站的无功电流控制参数。

②以系统重要节点整体电压偏差最小为目标，基于深度强化学习算法对多新能源场站 LVRT 无功电流比例系数进行协调优化，能够有效改善系统整体电压恢复特性。

③根据节点无功电压耦合程度和电压跌落程度确定参数整定范围，并在此范围内协调优化各新能源场站无功电流比例系数，能够有效提升算法奖励函数的收敛速度。

本文虽然是以机电暂态模型中的无功电流比例系数作为优化对象，但本质上影响的是新能源 LVRT 的无功电流指令，其在实际工程设备中存在对应的控制参数，不影响所提优化理论方法的实施。本文参数优化是针对某一具体故障工况得到的优化结果，而非考虑系统各种工况得到的普适性结果，实际应用时须明确影响系统稳定性的典型关键故障。

参考文献：

[1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等.能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J].中国电机工程学报,2018,38(7):1893-1904,2205.

[2] 田年杰,王宁,王永刚,等.考虑计划执行与新能源消纳的中长期调度优化方法 [J]. 沈阳工业大学学报,2023,45(2):133-138.
[3] 康重庆,姚良忠.高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J].电力系统自动化,2017,41(9):2-11.
[4] GB/T 19963-2011,风电场接入电力系统技术规定[S].
[5] 庞清乐, 何辰斌, 马兆兴, 等. 基于模型预测的孤岛微电网 NPC 逆变器故障穿越控制方法研究 [J]. 中国测试, 2023, 49 (10):180-187.
[6] 任子雨,董炜,王冠中,等.故障恢复阶段低电压穿越主导的电压振荡影响参数分析[J/OL].电力系统自动化,1-11 [2025-03-03].http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240918.1321.004.html.
[7] 李立新,陈得治,陈树勇,等.风火打捆外送下风电对电网暂态失步的影响分析 [J]. 可再生能源,2017,35(6):884-892.
[8] 贾俊川,金一丁,赵兵,等.风机低电压穿越控制对系统暂态过电压的影响及优化 [J]. 电网技术,2021,45(2):526-533.
[9] 王熙纯,刘纯,林伟芳,等.风机故障穿越特性对大规模风电直流外送系统暂态过电压的影响及参数优化[J].电网技术,2021,45(12):4612-4620.
[10] 李勇,姚文峰,杨柳,等.南方电网主网架热稳定和短路电流超标问题分析[J].南方电网技术,2013,7(2):21-25.
[11] 廖国栋,谢欣涛,侯益灵,等.特高压接入湖南电网后500 kV 母线三相短路电流超标问题分析[J].高电压技术,2015,41(3):747-753.
[12] 郑涛,魏旭辉,李娟,等.PI 控制参数对双馈风电机组短路电流特性的影响分析[J].电力自动化设备, 2016,36(7):15-21.
[13] 余欣梅,陈豪君,王星华.基于深度神经网络的 DFIG 低电压穿越技术研究[J].南方能源建设,2021,8(3):122-130.
[14] 张哲源,顾幸生.基于分布式深度神经网络的双馈风机低压故障穿越研究[J].华东理工大学学报(自然科学版),2023,49(3):401-409.
[15] 陈豪君. 基于人工智能的双馈风机低电压穿越控制策略研究[D].广州:广东工业大学, 2020.
[16] 黎晓,刘崇茹,辛蜀骏,等.暂态功角稳定与暂态电压稳定的耦合机理分析与耦合强度评估指标[J].中国电机工程学报,2021,41(15):5091-5105.
[17] 林伟芳,任晓钰,张桂红,等.考虑功角稳定和暂态过电压的新能源电压穿越控制参数优化[J].电网技术,2023,47(4):106-113.
[18] 吕兆方,张宇,吴林林,等.新能源机组无功电流注入系数边界分析与改进低电压穿越控制策略 [J/OL].高电压技术,1-12[2025-03-03].https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20240623.
[19] 黄琳妮.基于群飞蛾扑火算法的风力发电系统 PI 控制参数优化整定[D].广州:华南理工大学,2018.
[20] Gebru F M,Khan B,Alhelou H H,et al.Analyzing low voltage ride through capability of doubly fed induction generator based on wind turbin[J].Computers & Electrical Engineering,2020,86(3):1214-1218.
[21] 范士雄,赵泽宁,郭剑波,等.数据驱动的电力系统暂态稳定评估方法综述[J].中国电机工程学报,2024,44(9):3408-3428.
[22] 白义倩,刘韬,杨晋,等.基于深度强化学习的 IRS 辅助无线传感网充电策略研究 [J]. 传感器与微系统,2025,44(1):11-16.
[23] Hu J,Wang Q,Ye Y,et al. Toward online power system model identification:a deep reinforcement learning approach[J].IEEE Transactions on Power Systems,2023,38(3):2580-2593.

Optimization method for control parameters of new energy low voltage ride through considering the reactive power and voltage interaction

Hua Wen[1], Dong Wei[1], Yang Ying[1], Lu Yi[1], Zheng Chenyi[2], Hu Jianxiong[2]
(1.Electric Power Research Institute, State Grid Zhejiang Electric Power Co.,Ltd., Hangzhou 310014, China;
2.School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The reactive power output of new energy and the recovery rate of grid voltage will affect the voltage characteristics of other nodes in the system. Traditional parameter determination methods for a single station are difficult to ensure the minimum overall voltage deviation of important nodes in the system. To solve the issue, an optimization method for new energy low voltage ride through (LVRT) control parameters considering the reactive power and voltage interaction is proposed in this paper. Firstly, the impact of LVRT control parameters and reactive power interaction on the overall voltage support capability is analyzed. Then, an index for the coupling degree of reactive power and voltage between nodes is proposed, based on this index as well as the degree of voltage drop at the new energy grid connection point, the value range of the reactive power current proportion coefficients of LVRT in different stations are determined. Finally, within the value ranges, with the goal of minimizing the overall voltage deviation of important nodes in the system, a deep reinforcement learning algorithm is used to coordinate and optimize the above parameters. The results of case studies show that the proposed method can improve the overall voltage recovery characteristics of the system compared to traditional methods, and the pre determination of the control parameter value range can enhance the convergence speed of the algorithm reward function.

Keywords: new energy; voltage stability; low voltage ride through; reactive power interaction; parameter coordination optimization