

微电网的电流均衡/电压恢复自适应动态规划策略研究

王睿¹ 孙秋野¹ 张化光¹

摘要 含多类型分布式电源的微电网已经成为了未来电力系统的重要发展方向, 其中风能和光能在降低化石能源消耗和二氧化碳排放等方面有着极大优势, 考虑二者之间强互补性的协同调度已被广泛研究. 但风/光协同调度的微电网多关注分钟级的调度或优化问题而非风/光波动下秒级的实时电流按容量比例精准分担, 简称电流均衡, 而精准电流均衡有助于可再生能源的高比例消纳. 因此, 本文提出了基于自适应动态规划微电网电流均衡和电压恢复控制策略. 首先, 构建包含风电整流型电能变换器和光电升压型电能变换器的广义风光拓扑同胚升压变换器模型, 其提供了后续控制器设计的模型基础. 其次, 本文将电流均衡和电压恢复问题转化为最优控制问题, 基于此, 每个能源主体的目标函数转化为获取最优控制变量和最小电压/电流控制偏差, 进而转化为求解哈密顿-雅克比-贝尔曼 (Hamilton-Jacobi-Bellman, HJB) 方程问题. 基于此, 提出了基于贝尔曼准则的分布式自适应动态规划控制策略以求取 HJB 方程的数值解, 最终实现电流均衡和电压恢复. 最后仿真结果验证了所提分布式自适应动态规划控制策略的有效性.

关键词 微电网, 电流均衡, 电压恢复, 拓扑同胚, 自适应动态规划

引用格式 王睿, 孙秋野, 张化光. 微电网的电流均衡/电压恢复自适应动态规划策略研究. 自动化学报, 2022, 48(2): 479-491

DOI 10.16383/j.aas.c210015

Research on Current Sharing/Voltage Recovery Based Adaptive Dynamic Programming Control Strategy of Microgrids

WANG Rui¹ SUN Qiu-Ye¹ ZHANG Hua-Guang¹

Abstract Microgrids consisting of different distributed generators (DGs) have become one popular direction for future power systems. Therein, wind energy and solar energy have been regarded as the most promising contributors to reduce fuel consumption and CO₂ emission. Although wind energy and solar energy have been widely studied due to their strong complementarity, the microgrid with wind energy and solar energy coordination schedule system pays more attention on the minute level scheduling, rather than the second level current sharing under wind/solar disturbance. Therein, the accurate current sharing is useful for high proportion of renewable energy. To this end, the accurate real-time current sharing based on their capacity ratio for the microgrid is not achieved. Therefore, this paper proposes an accurate current sharing and voltage recovery control strategy based on adaptive dynamic programming approach in microgrids. Firstly, the generalized wind/solar topological homeomorphism boost converter model with the AC rectifier interface converter of the wind energy and DC boost interface converter of the solar energy is proposed to provide the model basis for subsequent controller design. Secondly, the accurate current sharing and voltage recovery problem is transformed into an optimal control problem. To this end the objective function of each source agent is switched to obtain the optimal controller and minimize the voltage/current control deviation, which is further switched to solve the Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) function. To this end, an adaptive dynamic programming control strategy based on the Bellman principle is proposed to solve the HJB function. The accurate current sharing and voltage recovery can be achieved. Finally, simulation results verify the effectiveness of the proposed distributed adaptive dynamic programming control strategy.

Key words Microgrid, accurate current sharing, voltage recovery, topological homeomorphism, adaptive dynamic programming

Citation Wang Rui, Sun Qiu-Ye, Zhang Hua-Guang. Research on current sharing/voltage recovery based adaptive dynamic programming control strategy of microgrids. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 479-491

收稿日期 2021-01-05 录用日期 2021-04-16

Manuscript received January 5, 2021; accepted April 16, 2021

国家自然科学基金 (U20A20190, 62073065), 国家重点研发计划 (2018YFA0702200) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (U20A20190, 62073065), and National Key Research and Develop-

ment Program of China (2018YFA0702200)

本文责任编辑 张俊

Recommended by Associate Editor ZHANG Jun

1. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819

1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819

符号说明

符号	含义说明
DG_i	第 i 个分布式电源 (风机或光伏)
N	可再生能源的数目
M	负载的数量
L_{rec}	风机电能变换器的输入电感
L_{boo}	光伏电能变换器的输入电感
C_{dc}	风/光电能变换器的输出电容
V_{dc}	风/光电能变换器的输出电压
e_d	风机电能变换器 d 轴电源电压
e_q	风机电能变换器 q 轴电源电压
i_d	风机电能变换器 d 轴输入电流
i_q	风机电能变换器 q 轴输入电流
V_d	风机电能变换器 d 轴输入电压
V_q	风机电能变换器 q 轴输入电压
d_d	风机电能变换器 d 轴开关函数
d_q	风机电能变换器 q 轴开关函数
ω	风机电能变换器交流转速
d	风机电能变换器等效占空比
m_i	可再生能源 DG_i 的比例系数
V_{ref}	直流母线的参考电压
h	采样/控制时间间隔
$u_i(k)$	在时刻 t_k 的控制变量
R_i	DG_i 与直流母线间的传输阻抗
R_{Lj}	微电网中第 j 个负载
$E_{Ii}(k)$	电流分担偏差
$E_v(k)$	电压恢复偏差
α	折扣因子
a, b, c	三个正值权重
$J_i^{\#}$	最优值函数
$u_i^{\#}$	最优策略
HJB	哈密顿-雅克比-贝尔曼
w_i	期望控制器
l_c	评价网络的学习率
p	迭代次数编号
$W_a^1(k)$	输入层到隐含层的权重参数
$W_a^2(k)$	隐含层到输出层的权重参数
l_a	执行网络的学习率

2015年,巴黎气候变化峰会提出将全球气候变化控制在2摄氏度之内^[1],中、美、欧、日等世界主要国家以此制定了相关的碳达峰和碳中和的目标^[2].为实现上述目标,高比例可再生能源成为了最优选择,其中风能和光能被评为最具潜力的两种可再生能源^[1,3-4].同时,风能和光能在时间和空间上具有很强的互补特性,例如在我国东北地区气候往往呈现晴天光照充沛而阴天风速较高的特性^[5].如何利用

此互补特性实现可再生能源高比例消纳成为了当前亟待解决的重/难点问题.如果每个能源主体按照自身容量比例输出其电流,可再生能源的利用率和系统的稳定性/弹性可以得到极大的提升^[6].因此,本文提出了基于分布式自适应动态规划的含多类型分布式电源的微电网电流均衡/电压恢复协调控制策略,有助于实现可再生能源的高比例消纳.

近年的研究表明,同时含风能和光能的微电网系统已经得到了广泛的研究并且在各国建立了相关的应用园区,如澳大利亚,德国等^[7-8].目前对于此类微电网系统的研究多集中在系统规划设计和最优经济调度而非能源主体的实时控制^[9].文献^[10]构建了内嵌电源和负载随机变化的典型微电网系统的优化配置策略.文献^[11]提出了基于 L_p 技术的混合规划优化算法以获取最优的微电网系统的配置策略.同时,文献^[12]提出了微电网系统分层分布式模型预测控制策略,利用上层分布式迭代控制器实现经济最优,利用底层监督预测控制器以确保跟踪性能.然而,上述研究内容皆未解决微电网系统的实时电流均衡和电压恢复问题.由于含风能和光能的微电网系统广泛存在并且风/光波动下秒级的实时电流均衡尚属空白,因此实时电流均衡控制策略亟待提出.

众多学者常基于不同类型的可再生能源等效为理想直流电压源并且忽略其拓扑异构特性的假设,来研究电流均衡和电压恢复问题或者将风力发电机类可再生能源输出的交流电进行脉冲宽度调制(Pulse width modulation, PWM)整流而获得直流电,此时含风能和光能的微电网源侧都为理想直流源.然而上述的解决方案势必导致风力发电机组类可再生能源多级联一级Boost变换器,从而导致微电网的建设成本和耗损成本显著增加,随着分布式电源的数量急剧增加,该部分成本势必难以忽略^[13].基于理想直流源设定,学者进行了广泛地研究以实现在有/无通信模块下的电流均衡和电压恢复.微电网分级控制策略成为了当前的主流方法.文献^[14]从无通信模块控制策略的角度出发,提出了初级下垂控制策略以实现网络的稳定运行.尽管传统的下垂控制器能够较好地实现电力网络的电压调定,但由于线路阻抗差异而致使各个分布式电源间难以实现电流均衡,从而导致可再生能源的利用率降低^[15].鉴于此,相关学者提出了内嵌快速通信模块的二级集中控制或主从控制策略以实现各个能源主体间电流均衡和电压恢复^[16].然而该类控制策略存在单点故障容忍度低和模型误差敏感等缺陷而难以适用于

未来的强分布式电力系统当中^[17-18].

针对上述缺陷, 相关学者提出了分布式分层控制框架, 其中分布式二级协同控制技术被设计以实现电流均衡和电压恢复. 其主要可以分为电压-电流曲线幅值调节, 电压-电流曲线斜率调节和电压-电流曲线幅值-斜率混合调节三类方法. 首先文献 [19] 提出了电流调节控制器和电压调节控制器以实现电流均衡和电压恢复. 进而文献 [20-21] 提出了分布式电压-电流曲线幅值-斜率混合调节协同控制策略以实现电流均衡和电压恢复. 同时即插即用或电压-电流双闭环零级控制策略被嵌入到分层控制框架内以提高系统的可靠性^[22-23]. 而后, 针对集群分布式电源的混联系统, 文献 [24] 提出了异构多智能体协同控制策略以实现电流均衡. 相似地, 文献 [25] 提出了内嵌电压-电流双闭环的分布式二级控制策略以确保电流均衡和电压恢复. 然而上述内容都将不同动态特性的分布式电源简化为理想的直流电压源, 其完全忽略了风能和光能的不同电能变换器特性. 同时, 对电气工程师而言, 精准的系统模型是难以获取的. 针对系统状态方程模型未知的控制问题, 自适应动态规划控制策略提供了很好的选择^[26]. 同时, 自适应动态规划策略已经被广泛地应用于实际系统, 如智能家居系统和储能系统的能量调度等^[27-29].

由于每个能源主体按照自身容量比例输出电流被认为可以有效提高可再生能源的利用率和系统的稳定性/弹性, 基于此, 本文提出了一种基于广义风光拓扑同胚系统的分布式自适应动态规划控制策略以确保电流均衡和电压恢复. 本文的主要特点和优点如下:

- 1) 构建了包含风光实时互补特性的广义风光拓扑同胚系统模型. 该模型能够有效简化后续初级和二级控制器设计难度和提供模型基础;
- 2) 将电流均衡和电压恢复问题转化为最优控制问题. 基于此, 每个能源主体的目标函数被转化为获取最优控制器和最小电压/电流控制偏差;
- 3) 提出了基于贝尔曼准则的自适应动态规划控制策略以实现电流均衡和电压恢复, 助力可再生能源的高比例消纳和系统稳定性. 同时提出的自适应动态规划策略的收敛性和稳定性被有效证明.

1 电能变换器广义拓扑同胚模型

本部分将构建电能变换器的广义拓扑同胚模型. 首先, 典型的含风能和光能的微电网系统拓扑结构如图 1 所示. 其中 W_i 表征第 i 个风力发电装置, N 表征风力发电装置的数量; S_j 表征第 j 个光

伏发电装置, M 表征光伏发电装置的数量. 风力发电装置和直流母线间的电能变换器为如图 2 所示的三相整流器, 而光伏发电装置和直流母线间的电能变换器为如图 3 所示的升压变换器, 显然风机电能变换器的状态方程不同于光伏电能变换器的状态方程. 因此, 通过严格的数学推导而构建风机/光伏的统一广义电能变换器状态方程显得十分必要. 基于此, 本文将风机电能变换器转换为等效的光伏电能变换器.

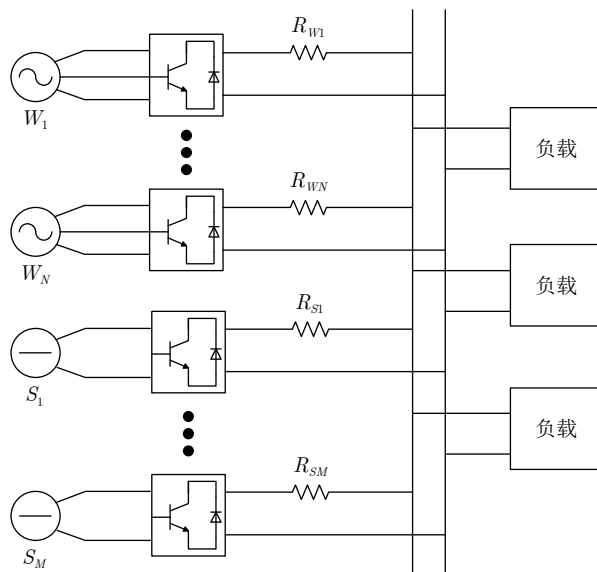


图 1 微电网系统拓扑图

Fig. 1 The typical circuit of the microgrid system

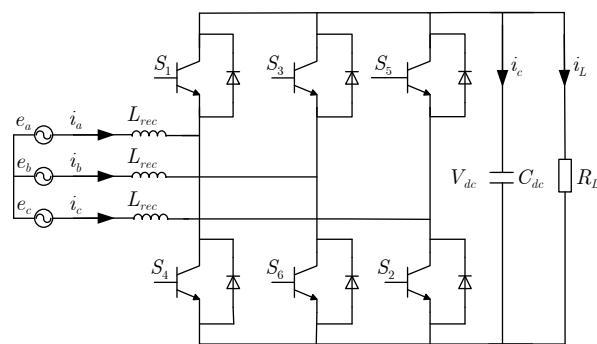


图 2 风力发电装置和直流母线间的电能变换器

Fig. 2 The interface converter between wind energy generator and DC bus

首先, 风机整流型电能变换器的详尽控制器可以通过文献 [30] 获得, 其中风机整流型电能变换器在 $d-q$ 坐标系下控制. 根据基尔霍夫电压/电流定律, 每个风机电能变换器的输入输出变量间的状态方程如下所示^[30]:

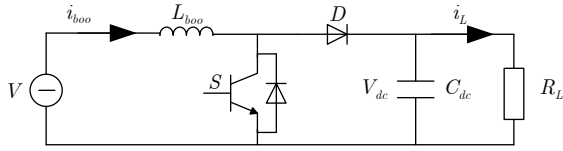


图 3 光伏发电装置和直流母线间的电能变换器

Fig.3 The interface converter between solar energy generator and DC bus

$$e_d = L_{rec} \frac{di_d}{dt} - \omega L_{rec} i_q + V_d \quad (1)$$

$$e_q = L_{rec} \frac{di_q}{dt} - \omega L_{rec} i_d + V_q \quad (2)$$

$$C_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} = \frac{3}{4} (d_d i_d + d_q i_q) - i_L \quad (3)$$

进而风机电能变换器在 d - q 坐标系下的输入电压 V_d 和 V_q 可以重写为如下形式:

$$V_d = \frac{d_d V_{dc}}{2} \quad (4)$$

$$V_q = \frac{d_q V_{dc}}{2} \quad (5)$$

基于式 (1) ~ (3), 电能变换器两侧的功率方程如下所示:

$$C_{dc} V_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} + V_{dc} i_L = \frac{3}{2} (V_d i_d + V_q i_q) \quad (6)$$

通过式 (1) 和 (2) 可知, 电压和电流在 d - q 轴是耦合的, 其中耦合项分别为 $\omega L_{rec} i_q$ 和 $\omega L_{rec} i_d$. 进而, 风机电能变换器在 d - q 坐标系下的输入电压 V_d 和 V_q 可表达为

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{d1} + V_{d2} \\ V_{q1} + V_{q2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, V_{d1} 和 V_{q1} 表征耦合部分

$$\begin{bmatrix} V_{d1} \\ V_{q1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{d1} \frac{V_{dc}}{2} \\ d_{q1} \frac{V_{dc}}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega L_{rec} i_q \\ -\omega L_{rec} i_d \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, $d_{d1} = 2\omega L_{rec} i_q / V_{dc}$ 和 $d_{q1} = -2\omega L_{rec} i_d / V_{dc}$. 因此, 式 (1) 和 (2) 可以重写为如下:

$$e_d = L_{rec} \frac{di_d}{dt} + V_{d2} \quad (9)$$

$$e_q = L_{rec} \frac{di_q}{dt} + V_{q2} \quad (10)$$

将式 (7) 和 (8) 嵌入式 (6)

$$C_{dc} V_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} + V_{dc} i_L = \frac{3}{2} (V_{d2} i_d + V_{q2} i_q) \quad (11)$$

当系统稳定时, $e_q = 0$ 和 $V_{q2} = 0$ ^[18], 等式 (11) 可以简化为

$$C_{dc} V_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} + V_{dc} i_L = \frac{3}{2} V_{d2} i_d \quad (12)$$

由于 q 轴电流对 d 轴的动态特性影响较低而可以忽略^[31], 因此, 电能变换器的系统模型如下所示

$$e_d = L_{rec} \frac{di_d}{dt} + \frac{1}{2} d_{d2} V_{dc} \quad (13)$$

$$0 = L_{rec} \frac{di_q}{dt} + V_{q2} \quad (14)$$

已知, 传统的升压变换器的状态方程如下所示:

$$L_{b00} \frac{di_L}{dt} = V - (1-d)V_{dc} \quad (15)$$

$$C_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} + i_L = (1-d)i_{b00} \quad (16)$$

通过观察传统升压变换器, 一个中间变量被引入到风机电能变换器状态方程中, 即 $d = 1 - d_{d2}$, 其中 d 表征等效的占空比, 基于式 (9)、(10)、(12)、(15)、(16) 可知, 风机电能变换器的状态方程如下所示:

$$L_{b00} \frac{di_L}{dt} = V - 0.5(1-d)V_{dc} \quad (17)$$

$$C_{dc} \frac{dV_{dc}}{dt} + i_L = 0.75(1-d)i_{b00} \quad (18)$$

式 (17) 和 (18) 说明风机电能变换器的拓扑可以从图 2 等效为图 4. 基于此, 风机电能变换器和光伏电能变换器存在拓扑同胚特性, 其致使风机电能变换器等效为广义风光拓扑同胚系统. 其中, 风机电能变换器等效部分的控制器如图 5 所示. 因此, 风机电能变换器可以等效为光伏升压电能变换器. 进而含多风机和光伏的微电网系统可以等效为图 6 所示. 可再生能源和直流母线通过广义升压变换器连接.

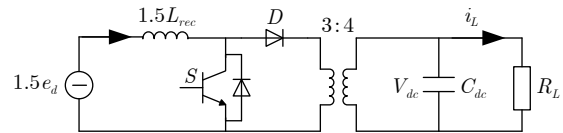


图 4 风力发电装置与直流母线的等效电能变换器

Fig.4 The equivalent interface converter between wind energy generator and DC bus

注 1. 本节建立电能变换器模型是为了有效降低后续控制器设计的难度, 基于数学推导可知风机电能变换器和光伏电能变换器存在相似的状态方程, 从而可以将原本不同类型电能变换器设计不同控制策略的问题简化为设计一套统一控制策略的问

担偏差可以表征为 $E_I(k) = -\mathbf{LM}i(k)$, 其中 $\mathbf{M} = \text{diag}\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$. 因此, \mathbf{LM} 的零空间表征为 $\text{span}\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$ 当且仅当 Ω 是连接的. 基于此, $E_I(k) = 0$ 等价于对于 $\forall i, j \in U_S$ 满足 $m_1 i_1 = m_2 i_2 = \dots = m_N i_N$. 毫无疑问, 电流均衡和电压恢复可以被实现当且仅当 $E_I(k) = 0$ 和 $E_V(k) = 0$. 基于式 (23) ~ (28), 电流分担偏差和电压恢复偏差的动态可以表征为:

$$E_{I_i}(k+1) = E_{I_i}(k) + \frac{h\varpi_i u_i(k)}{R_i} + h \sum_{j \in \Psi_i} a_{ij} \frac{m_j u_j(k)}{R_j} + h\vartheta \sum_{j \in \Psi_i} a_{ij} m_j \sum_{l \in U_S/\{i\}} \frac{u_l(k)}{R_l} \quad (29)$$

$$E_v(k+1) = E_v(k) + h\vartheta \sum_{i \in U_S} \frac{u_i(k)}{R_i} \quad (30)$$

其中, $\varpi_i = (m_i l_{ii}(\vartheta - 1) - \sum_{j \in \Psi_i} \vartheta m_i a_{ij})$ 和 $\vartheta = 1/\sum_{i \in U_S} (1/R_i) + \sum_{j \in U_L} (1/R_{Lj})$. 毫无疑问, 误差动态受全部多智能体影响. 鉴于在博弈网络中每个智能体可以基于自身价值收益采取动作^[26], 每个分布式电源的性能指标函数定义如下:

$$P_i = \sum_{k=0}^{\infty} \alpha^k (aE_{I_i}^2(k) + bE_V^2(k) + cu_i^2(k)) \quad (31)$$

其中, $\alpha \in (0, 1]$. 基于此, 性能指标函数的动态与性能因子依赖于控制器动作. 首先, 纳什均衡技术的定义被引入, 定义 $u_{-i} = \{u_j | j \in U_S, j \neq i\}$ 作为除第 i 个智能体以外的智能体控制器动作. 基于此, 期望的电流均衡和电压恢复控制器 $u_i(k)$ 应该被提供以确保 N 个智能体达到纳什均衡, 为了更好地说明相关情况, 两个定义被提供如下:

定义 1. 如果控制动作 $u_i(k)$ 可以保证式 (29) 和 (30) 稳定且 P_i 是有限的, 则控制动作 $u_i(k)$ 是最优控制动作.

定义 2. 对于含有 N 个最优控制决策元组 ($u_1^\#, u_2^\#, \dots, u_N^\#$) 的 N 个主体的动态博弈系统应该存在一个纳什均衡解, 如果对于所有的 $i \in N$

$$P_i^\# \equiv P_i(u_i^\#, u_{-i}^\#) \leq P_i(u_i, u_{-i}^\#) \quad (32)$$

其中 N 个元组 ($P_1^\#, P_2^\#, \dots, P_N^\#$) 被定义为 N 个主体的纳什均衡结果.

根据上述的定义, 期望的电流均衡和电压恢复控制动作 $u_i(k)$ 不仅可以保证电流均衡和电压恢复, 还可以保证微电网系统达到纳什均衡解.

3 基于贝尔曼准则的自适应动态规划技术

在本节中, 最佳的控制器 $u_i(k)$ 利用基于贝尔曼准则的自适应动态规划技术获得. 首先, 贝尔曼函数定义如下: 对于某控制动作 $u_i(k)$, $\forall i \in U_S$, 其值函数为

$$J_i(E_{I_i}(k), E_v(k)) = \sum_{m=k}^{+\infty} \alpha^{m-k} H_i(m) \quad (33)$$

其中, $H_i(m) = aE_{I_i}^2(m) + bE_V^2(m) + cu_i^2(m)$.

通过贝尔曼最优原则可知,

$$J_i^\#(E_{I_i}(k), E_v(k)) = aE_{I_i}^2(k) + bE_V^2(k) + cu_i^{\#2}(k) + \alpha J_i^\#(E_{I_i}(k+1)|_{u_i^\#(k)}, E_v(k+1)|_{u_i^\#(k)}) \quad (34)$$

其中, $J_i^\#$ 表征最优值函数且 $J_i^\#(0, 0) = 0$, $u_i^\#$ 表征最优策略. 基于贝尔曼准则, 时刻 k 的最优值为

$$J_i^\#(E_{I_i}(k), E_v(k)) = \min_{u_i(k)} \{H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k)) + \alpha J_i^\#(E_{I_i}(k+1)|_{u_i^\#(k)}, E_v(k+1)|_{u_i^\#(k)})\} \quad (35)$$

进而, 在 k 时刻, 最优控制动作 u_i 达到最小. 其可以表征如下:

$$u_i^\# = \arg \min_{u_i} \{H_i(k) + \alpha J_i^\#(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1))\} \quad (36)$$

根据选取最优值时的必要性条件, 可进一步得到

$$u_i^\#(k) = -\frac{\alpha}{2c} \left(\frac{\partial J_i^\#}{\partial E_{I_i}(k+1)} \frac{\partial E_{I_i}(k+1)}{\partial u_i(k)} + \frac{\partial J_i^\#}{\partial E_v(k+1)} \frac{\partial E_v(k+1)}{\partial u_i(k)} \right) \quad (37)$$

嵌入式 (29) 和 (30), 最优控制动作如下所示:

$$u_i^\#(k) = -\frac{h\alpha}{2cR_i} \left(\varpi_i \frac{\partial J_i^\#}{\partial E_{I_i}(k+1)} + \vartheta \frac{\partial J_i^\#}{\partial E_v(k+1)} \right) \quad (38)$$

式 (38) 所提供的控制动作可以确保微电网系统达到纳什均衡/渐近稳定, 同时实现电流均衡和电压恢复, 具体原因如定理 1 所示:

定理 1. 选取最优值函数 $J_i^\#$ 满足式 (34), 控制器 $u_i^\#(k)$ 可以同时满足下述两个条件: 1) 电流均衡和电压恢复可以得到满足; 2) 微电网系统能够达到纳什均衡, 即系统渐近稳定.

证明. 定义每个分布式电源的李雅普诺夫方程为:

$$Q_i(k) = \alpha^k J_i^\#(E_{I_i}(k), E_v(k)) > 0, J_i^\# \neq 0 \quad (39)$$

由于 $J_i^\#$ 满足式 (34) 所示的贝尔曼最优准则, 则 $Q_i(k+1) - Q_i(k) = \alpha^{k+1} J_i^\#(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1)) - \alpha^k J_i^\#(E_{I_i}(k), E_v(k)) = -\alpha^k H_i(k) < 0, J_i^\# \neq 0$ (40)

因此, $Q_i(k)$ 是严格单调递减的, 并且存在下确界 $Q_i(k) = 0$, 即当且仅当 $J_i^\# = 0$ 时, $Q_i(k) = 0$, 此时 $E_{I_i}(k) = 0$ 和 $E_v(k) = 0$. 由于 $Q_i(k) > 0, Q_i(k+1) - Q_i(k) < 0$, 同时存在下确界 $Q_i(k|_{J_i^\#=0}) = 0$, 故而满足李雅普诺夫稳定性第二方法中渐近稳定的定义. 很明显, 随着 k 增加, 严格递减的 $Q_i(k)$ 将导致 $E_{I_i}(k) \rightarrow 0$ 和 $E_v(k) \rightarrow 0$, 并且当 $Q_i(k) = 0$ 时, $E_{I_i}(k) = 0$ 和 $E_v(k) = 0$. 因此, 本文所设计的控制器保证了电流均衡和电压恢复. 然后, 基于上述的分析, $u_i^\#(k)$ 被称为最优控制动作, 进而

$$P_i^\# = J_i^\#(E_{I_i}(0)|_{u_i^\#(k), u_{-i}^\#(k)}, E_v(0)|_{u_i^\#(k), u_{-i}^\#(k)}) < \infty \quad (41)$$

假设 $u_i(k)$ 是最优控制动作, 则在最优控制动作 $u_i(k)$ 下的值函数属于 J_i . 通过贝尔曼最优准则, 可知

$$J_i^\#(E_{I_i}(k)|_{u_i^\#(k), u_{-i}^\#(k)}, E_v(k)|_{u_i^\#(k), u_{-i}^\#(k)}) \leq J_i(E_{I_i}(k)|_{u_i(k), u_{-i}(k)}, E_v(k)|_{u_i(k), u_{-i}(k)}) \quad (42)$$

上述的结论说明 $P_i(u_i^\#, u_{-i}^\#) \leq P_i(u_i, u_{-i})$. 因此, 纳什均衡可以得到保证. 因此, 纳什均衡或渐近稳定可以得到保证. 故而式 (38) 提供的控制动作可以驱使微电网系统达到纳什均衡解/渐近稳定和确保精准的电流均衡和电压恢复. \square

然而, 式 (36) 是一个 HJB 方程, 其难以获取解析解. 而基于贝尔曼准则的自适应动态规划技术可以有效获取该 HJB 方程的数值解^[34]. 基于此, 本文选用基于贝尔曼准则的自适应动态规划技术获得最佳控制器.

根据文献 [6, 26-28] 和 [34], 自适应动态规划可以被分为以下四步:

- 1) 初始化控制动作 $u_i^0(k)$ 和值函数 $J_i^0(k) = 0$;
- 2) 更新值函数

$$J_i^{h+1}(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k)) = H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k)) + \alpha J_i^h(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i^h(k+1)) \quad (43)$$

- 3) 更新控制动作

$$u_i^{h+1}(k) = \arg \min_{u_i} \{H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k)) + \alpha J_i^{h+1}(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i(k+1))\} \quad (44)$$

4) 若值迭代偏差收敛即迭代终止, $\|J_i^{h+1} \times (E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k)) - J_i^h(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k))\|$ 收敛则迭代终止, 否则 $h = h + 1$ 并返回至 2).

为证明本文提出的自适应动态规划控制策略的收敛性, 定义 1 个全新的迭代值函数 X_i^h , 其在控制器 w_i 初始值为 $J_i^0 \leq X_i^0 \leq H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^0(k))$, 即,

$$X_i^{h+1}(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k)) = H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k)) + \alpha X_i^h(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), w_i(k+1)) \quad (45)$$

定理 2. 值迭代策略下的值函数序列 $\{J_i^h, h \in N\}$ 和控制动作序列 $\{u_i^h, h \in N\}$ 将会分别收敛至最优解 $J_i^\#$ 和 $u_i^\#$.

证明. 定义 X_i^h 通过 $w_i = u_i^{h+1}$ 和 $J_i^0 \leq X_i^0 \leq H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^0(k))$ 更新. 首先, $X_i^h \geq J_i^h$ 可以被证明. 即, 鉴于 $J_i^0 \leq X_i^0$, 假设 $J_i^h \leq X_i^h$, 式 (46) 可以通过式 (44) 获取, 即

$$X_i^{h+1} = H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^{h+1}(k)) + \alpha X_i^h(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), w_i(k+1)) \geq H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^{h+1}(k)) + \alpha J_i^h(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i^{h+1}(k+1)) \geq H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k)) + \alpha J_i^h(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i^h(k+1)) \geq J_i^{h+1}(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i^h(k)) \quad (46)$$

通过数学归纳法可知, $J_i^h \leq X_i^h$ 可以被保证. 进而, 下面的等式可以被证明, 即 $J_i^{h+1} \leq X_i^h$. 由于 w_i^h 选取为 u_i^{h+1} , 结合式 (43) 和 (45) 可知

$$J_i^{h+2} - X_i^{h+1} = \alpha(J_i^{h+1} - X_i^h) \quad (47)$$

毫无疑问, $J_i^i \geq X_i^0$, 显然其可以确保 $J_i^{h+1} \geq X_i^h$. 同时, 对于式 (45) 中的序列 $\{X_i^h\}$ 存在上确界 \bar{X} 致使 $0 \leq X_i^h \leq \bar{X}$, 详细的说明如下: 鉴于符号简化, 定义 $X_i^h(k)$ 作为 $X_i^h(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k))$. 通过策略 (45) 迭代, 可得

$$X_i^{h+1}(k) - X_i^h(k) = \alpha(X_i^h(k+1) - X_i^{h-1}(k+1)) = \alpha^2(X_i^{h-1}(k+2) - X_i^{h-2}(k+2)) = \dots = \alpha^j(X_i^1(k+j) - X_i^0(k+j)) \leq \alpha^j X_i^1(k+j) \quad (48)$$

进而

$$\begin{aligned}
 X_i^{h+1}(k) &\leq \sum_{j=0}^h \alpha^j X_i^1(k+j) \leq \\
 &\sum_{j=0}^h \alpha^j H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k)) \leq \\
 &\sum_{j=0}^{+\infty} \alpha^j H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k)) \quad (49)
 \end{aligned}$$

由于 w_i 是期望控制动作, 则存在有限 \bar{X} 致使

$$X_i^{h+1}(k) \leq \sum_{j=0}^{+\infty} \alpha^j H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), w_i(k)) \leq \bar{X} \quad (50)$$

因此, 下述函数可以被获得

$$J_i^h \leq X_i^h \leq J_i^{h+1} \leq X_i^{h+1} \leq \bar{X} \quad (51)$$

故而, J_i 是一个含上确界的单调递增系统的序列, 即, 其将会收敛至 J_i^* . 因此, 对于 $\forall \epsilon > 0$ 和 $h > N_\epsilon$ 存在 N_ϵ 致使

$$\left\| \frac{\partial J_i^h(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k))}{\partial u_i(k)} - \frac{\partial J_i^*(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k))}{\partial u_i(k)} \right\| < \epsilon \quad (52)$$

基于此, 对于 $h > N_\epsilon$, 存在

$$\begin{aligned}
 u_i^{h+1}(k) &\leq \arg \min_{u_i} \{H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k)) + \\
 &\alpha J_i^*(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i(k+1))\} + \frac{\alpha}{2c} \epsilon \quad (53)
 \end{aligned}$$

其可以被进一步改写为

$$\|u_i^h - u_i^*\| < \frac{\alpha}{2c} \epsilon \quad (54)$$

其中,

$$\begin{aligned}
 u_i^*(k) &= \arg \min_{u_i(k)} \{H_i(E_{I_i}(k), E_v(k), u_i(k)) + \\
 &\alpha J_i^*(E_{I_i}(k+1), E_v(k+1), u_i(k+1))\} \quad (55)
 \end{aligned}$$

上述分析说明序列 $\{u_i^h\}$ 可以收敛至 $\{u_i^*\}$. 因此 (J_i^*, u_i^*) 满足贝尔曼最优准则, 即式 (34) 和 (36), 上述内容表明序列 $\{J_i^h\}$ 和 $\{u_i^h\}$ 分别收敛至 J_i^* 和 u_i^* . \square

4 执行网-评价网神经网络

本文采用执行网-评价网的结构实现值迭代策略以实现精准的电流分担和电压恢复协同控制. 如图 7 所示, 为了能够迭代逼近最优解 J_i^* 和 u_i^* , 利用神经网络来得到控制动作 $u_i(k)$ 和值函数 $J_i(k)$. 具体实现结构及方式如下.

4.1 评价网络

评价网络由三层 BP 神经网络得到值函数 $J_i(k)$, 其输入由 \tilde{m} 维向量 $\mathbf{x}_i(k) = [E_{I_i}(k), E_v(k)]^T$ 和 \tilde{n} 维向量 $\mathbf{u}_i(k)$ 构成. 设隐含层有 N_c 个神经元, 输入层到隐含层的权重参数为 $W_c^1(k)$, 隐含层到输出层的权重参数为 $W_c^2(k)$, 于是评价网络的输出为

$$\begin{aligned}
 J_i(k) &= W_c^2(k) \zeta_{cl}(k) = \sum_{\ell=1}^{N_c} w_{c\ell}^2(k) \zeta_{c\ell}(k) \\
 \zeta_{c\ell}(k) &= \varphi(\zeta_{c\ell}(k)) = \frac{1 - e^{-\zeta_{c\ell}(k)}}{1 + e^{-\zeta_{c\ell}(k)}}, \ell = 1, 2, \dots, N_c \\
 \zeta_{c\ell}(k) &= \sum_{p=1}^m w_{cp}^1(k) x_{ip}(k) + \sum_{q=1}^n w_{cq}^1(k) u_{iq}(k) \quad (56)
 \end{aligned}$$

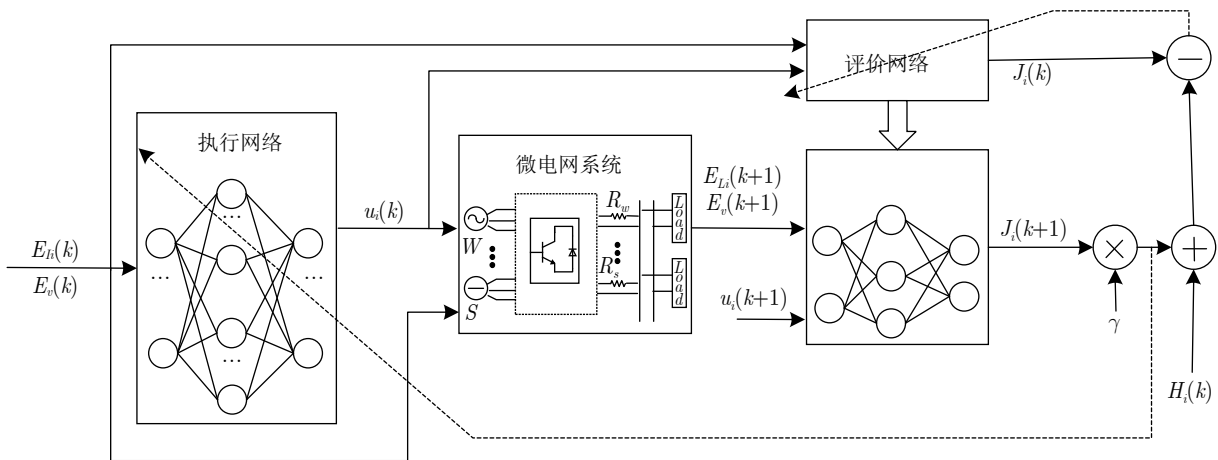


图 7 自适应动态规划结构

Fig. 7 The adaptive dynamic programming structure

其中, $w_{cp}^1(k)$ 和 $w_{cq}^1(k)$ 为 $W_c^1(k)$ 内的元素, $w_{cl}^2(k)$ 为 $W_c^2(k)$ 内的元素. $\zeta_{cl}(k)$ 为所有输入到一个隐含层神经元 l 的加权和, 并且 $\varsigma_{cl}(k)$ 为隐含层神经元 l 通过激活函数 $\varphi(\cdot)$ 得到的输出值.

进一步, 评价网络的误差函数定义为

$$e_c(k) = J_i^{h+1}(k) - [\alpha J_i^h(k+1) + H_i(k)] \quad (57)$$

为了能够得到最优值, 误差函数 $e_c(k)$ 的值需要为 0. 因此, 评价网络的训练目标为通过更新网络权重参数 $W_c^1(k)$ 和 $W_c^2(k)$, 使得误差 $e_c(k)$ 最小. 进而, 目标函数为

$$E_c(k) = \frac{1}{2} e_c^2(k) \quad (58)$$

通过梯度下降法迭代更新评价网络的权值矩阵, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{c,p+1}(k) &= \mathbf{W}_{c,p}(k) + \Delta \mathbf{W}_{c,p}(k) \\ \Delta \mathbf{W}_{c,p}(k) &= l_c \left[-\frac{\partial E_{c,p}(k)}{\partial \mathbf{W}_{c,p}(k)} \right] \\ \frac{\partial E_{c,p}(k)}{\partial \mathbf{W}_{c,p}(k)} &= \frac{\partial E_{c,p}(k)}{\partial e_{c,p}(k)} \frac{\partial e_{c,p}(k)}{\partial J_i^{h+1}(k)} \frac{\partial J_i^{h+1}(k)}{\partial \mathbf{W}_{c,p}(k)} \end{aligned} \quad (59)$$

其中, $\mathbf{W}_{c,p}(k) = \{W_{c,p}^1(k), W_{c,p}^2(k)\}$, l_c 为评价网络的学习率, p 为迭代次数编号.

4.2 执行网络

与评价网络一致, 执行网络结构同样由三层 BP 神经网络构成, 其输入和输出分别为 $x_i(k)$ 和 $u_i(k)$. 设其隐含层由 N_a 个神经元构成, 并且输入层到隐含层的权重参数为 $W_a^1(k)$, 隐含层到输出层的权重参数为 $W_a^2(k)$, 则执行网络的输出方程表达为

$$\begin{aligned} u_j(k) &= \frac{1 - e^{-\xi_j(k)}}{1 + e^{-\xi_j(k)}}, j = 1, 2, \dots, n \\ \xi_j(k) &= \sum_{\gamma=1}^{N_a} w_{a\gamma j}^2(k) \varsigma_{a\gamma}(k) \\ \varsigma_{a\gamma}(k) &= \varphi(\zeta_{a\gamma}(k)) = \frac{1 - e^{-\zeta_{a\gamma}(k)}}{1 + e^{-\zeta_{a\gamma}(k)}}, \gamma = 1, 2, \dots, N_a \\ \zeta_{a\gamma}(k) &= \sum_{p=1}^m w_{a\gamma p}^1(k) x_{ip}(k) \end{aligned} \quad (60)$$

其中, $w_{a\gamma p}^1(k)$ 为 $W_a^1(k)$ 内的元素, $w_{a\gamma j}^2(k)$ 为 $W_a^2(k)$ 内的元素.

评价网络的误差函数定义为

$$e_a(k) = \alpha J_i^{h+1}(k) + c(u_i^{h+1}(k))^2 \quad (61)$$

随着权重参数 $W_a^1(k)$ 和 $W_a^2(k)$ 的不断更新, 当 $x_i(k)$ 输入到执行网络时可以得到最优控制动作

序列. 因此, 执行网络的训练目标为最小化误差 $e_a(k)$, 即

$$E_a(k) = \frac{1}{2} e_a^2(k) \quad (62)$$

类似于评价网络的更新方式, 权重参数 $W_a^1(k)$ 和 $W_a^2(k)$ 更新方法为

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{a,p+1}(k) &= \mathbf{W}_{a,p}(k) + \Delta \mathbf{W}_{a,p}(k) \\ \Delta \mathbf{W}_{a,p}(k) &= l_a \left[-\frac{\partial E_{a,p}(k)}{\partial \mathbf{W}_{a,p}(k)} \right] \\ \frac{\partial E_{a,p}(k)}{\partial \mathbf{W}_{a,p}(k)} &= \frac{\partial E_{a,p}(k)}{\partial e_{a,p}(k)} \frac{\partial e_{a,p}(k)}{\partial \mathbf{W}_{c,p}(k)} \end{aligned} \quad (63)$$

其中, $\mathbf{W}_{a,p}(k) = \{W_{a,p}^1(k), W_{a,p}^2(k)\}$, l_a 为执行网络的学习率, p 为迭代次数编号.

注 2. 本文所提出的相关建模方法和控制器设计方法可以推广至混联可再生能源系统中. 即风/光异构的分布式电源可以利用本文第 1 节的内容进行统一建模, 进而利用现有文献 [35] 获得混联系统的功率流动方程以替换本文的式 (25) 和 (26). 后续的相关控制器的设计和稳定性/收敛性的证明不变, 这也体现了本文方法的通用性. 本文模型未知部分在于系统状态方程未知, 其中包括由于隐私保护等原因造成的初级和零级控制器具体参数未知. 值得注意的是, 本文第一部分仅将风机电能变换器转换为等效的光伏电能变换器, 从而可以将原本不同类型电能变换器设计不同控制策略的问题简化为设计一套统一控制策略的问题, 从而大幅度降低了后续两级式控制器设计的难度. 然而本文并未建立包含初级和零级控制器的精准状态方程, 而是通过输入/输出数据训练神经网络得到基于自适应动态规划策略的微电网二级控制器.

5 仿真分析

在本部分, 本文提出的自适应动态规划控制策略将利用 Matlab/Simulink 测试系统验证, 本测试系统包含两个风力发电装置和两个光伏发电装置, 负载总耗能为 192 W, 直流母线电压参考值为 48 V. 每个分布式电源通过广义升压变换器接入直流母线. 详细的控制参数如下所示: 分布式电源与直流母线间的线路阻抗分别为 $R_1 = 0.15 \Omega$, $R_2 = 0.2 \Omega$, $R_3 = 0.25 \Omega$ 和 $R_4 = 0.3 \Omega$. 全部广义升压变换器的电感和电容分别为 300 μH 和 1500 μH . 全部广义升压变换器的输入电压为 12 V. 全部广义升压变换器的内环电压/电流双闭环 PI 参数分别为 (1.2+120) s 和 (0.8+10) s. 对于二级控制器, 采样时长为 $h = 0.01$ s; 折扣因子为 $\alpha = 0.97$, 学习率 l_c 和 l_a 为

0.05, 隐含层神经元个数 $N_c = N_a = 5$; 正值权重 $a = b = 1$ 和 $c = 0.15$.

5.1 电流均衡/电压恢复效果验证

为了更好地验证提出的自适应动态规划控制策略对于电流均衡和电压恢复效果的有效性, 此测试系统的时间序列选取为 $[0, 9]$ s. 其中, 在初始时刻, 提出的自适应动态规划控制策略未被采纳, 同时四个分布式电源的额定电流比为 1:1:1:1, 在 $t = 1$ s 时刻, 提出的自适应动态规划控制策略嵌入至二级控制器当中. 进而在 $t = 5$ s 时刻, 由于气象因素改变, 风力发电装置的实时额定电流增加而光伏发电装置的实时额定电流降低, 两者的实时额定电流比为 3:2. 基于此, 自适应动态规划控制策略对于电流均衡和电压恢复效果的有效性可以得到验证当且仅当在 $t = [1, 5]$ s 时, 广义升压变换器的输出电流比为 1:1:1:1, 而在 $t = [5, 9]$ s 时, 广义升压变换器的输出电流比为 3:3:2:2. 同时在 $t = [1, 9]$ s 内, 直流母线电压稳定在 48 V. 如图 8 所示, 广义升压变换器的实际输出电流比为 1:1:1:1, 而在 $t = [5, 9]$ s 时, 而广义升压变换器的实际输出电流比为 3:3:2:2. 因此电流精准分担任务可以被很好地实现, 每个广义升压变换器的实际输出电压如图 9 所示. 同时, 直流母线的实时电压如图 10 所示, 由此可知, 在 $t = [1, 9]$ s 内, 直流母线的实时电压持续稳定在 48 V. 此过程中系统的值函数和控制输入随着迭代次数的收敛曲线分别如图 11 和 12 所示, 其可以在 2 s 之内收敛至 0. 综上所述, 本文提出的自适应动态规划控制策略具有良好的性能.

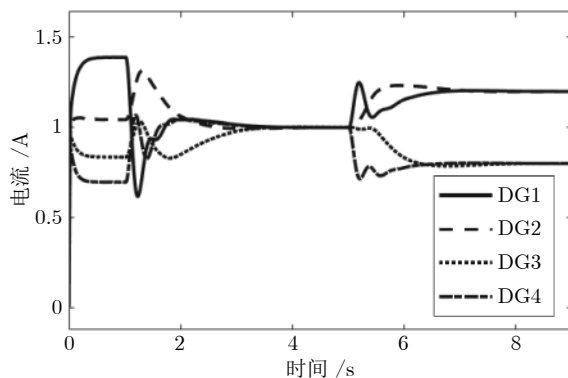


图 8 微电网系统实时电流
Fig.8 Real-time current of distributed generators in the microgrid system

5.2 仿真对比效果验证

本文的核心创新在于风/光协同调度的微电网多关注分钟级的调度或优化问题而非风/光波动下

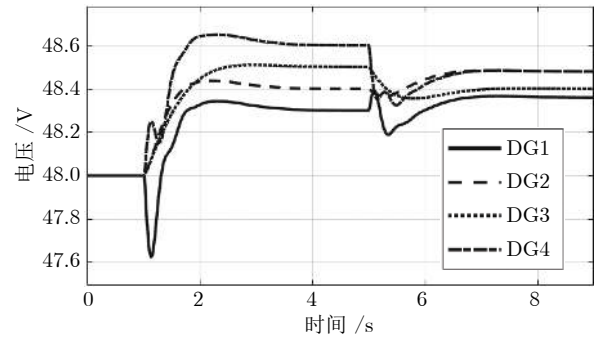


图 9 微电网系统分布式电源实时电压
Fig.9 Real-time voltage of distributed generators in the microgrid system

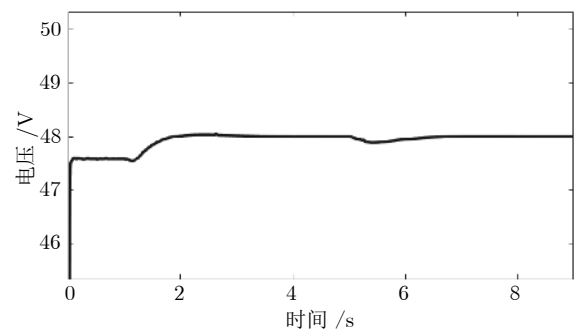


图 10 微电网系统直流母线实时电压
Fig.10 Real-time voltage of DC bus in the microgrid system

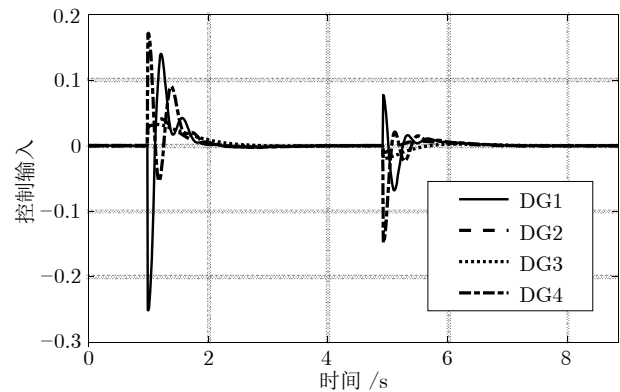


图 11 控制输入曲线
Fig.11 Control input curves

秒级的实时电流按容量比例精准分担, 简称电流均衡, 而精准电流均衡有助于可再生能源的高比例消纳. 为了实现含风/光等拓扑异构的可再生能源系统的电流均衡和电压恢复策略, 本文提出了自适应动态规划策略. 不可否认, 在传统理想直流源假设下, 电流均衡和电压恢复已经被广泛地研究, 其中

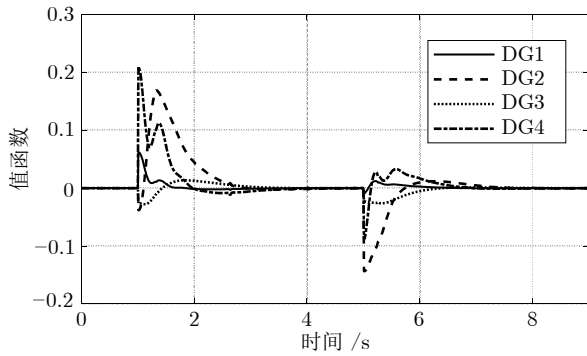


图 12 值函数曲线

Fig.12 Value function curve

二级控制器采用多智能体的方法已经成为主流, 如文献 [16, 18, 24–25, 32]. 基于此, 本文从微电网的实际电流均衡效果出发, 与采用多智能体控制方法的文献进行对比. 本文选取与文献 [24] 中的基于多异构智能体的 H-无穷控制策略相对比. 选取 4 个分布式电源的额定电流比为 1:1:1:1. 实际的电流控制效果如图 13 和 14 所示, 其中图 13 表征基于文献 [24] 的微电网系统实时电流均衡情况和图 14 表征基于本文提出的电流均衡/电压恢复控制策略的微电网系统实时电流均衡情况. 虽然基于文献 [24] 的控制方法和基于本文提出的电流均衡/电压恢复控制方法都可以实现精准的电流均衡, 然而基于文献 [24] 的控制方法的电流的最大超调量和反应时间都不如本文提出的控制算法. 基于此, 本文所提出的电流均衡/电压恢复控制策略具备更好的控制性能.

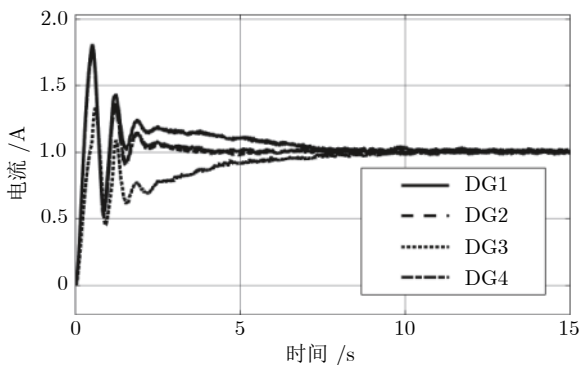


图 13 基于文献 [24] 的微电网系统实时电流

Fig.13 Real-time current of distributed generators in the microgrid system based on reference [24]

5.3 结论

随着低碳经济越来越受到各国政府的广泛关注, 风能和光能已经成为实现该目标的两大核心手段. 虽然同时含风能和光能的微电网系统已经得到

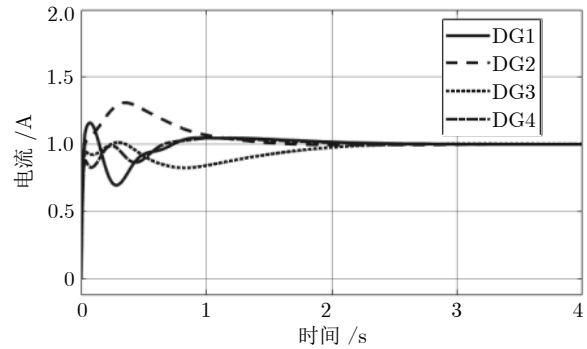


图 14 基于本文方法的微电网系统实时电流

Fig.14 Real-time current of distributed generators in the microgrid system based on this paper

了广泛的研究, 但其秒级实时电流按容量比例精准分担和电压实时恢复尚未实现. 基于此, 本文提出了微电网系统中基于自适应动态规划的电流均衡和电压恢复控制策略. 相较于现有文献, 本文存在以下三个主要优势: 1) 本文完成了内嵌风光实时互补特性的广义风光拓扑同胚系统模型的构建. 其能够有效简化后续控制器设计难度和提供模型基础; 2) 电流均衡和电压恢复问题已经被转化为最优控制问题. 基于此, 每个能源主体的目标函数已经被转化为获取最优控制器和最小电压/电流控制偏差; 3) 基于贝尔曼准则的自适应动态规划控制策略已经被提出, 其能够有效确保电流均衡和电压恢复, 从而提高了可再生能源的利用率和系统稳定性. 与此同时提出的自适应动态规划策略的收敛性已经被证明. 最后仿真结果验证了所提自适应动态规划控制策略的有效性.

References

- Schäfer B, Beck C, Aihara K, Witthaut D, Timme M. Non-Gaussian power grid frequency fluctuations characterized by Lévy-stable laws and superstatistics. *Nature Energy*, 2018, 3(2): 119–126
- Wang Rui, Sun Qiu-Ye, Zhang Hua-Guang. Stability analysis of cyber-physical fusion in cyber-energy systems. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c210480 (王睿, 孙秋野, 张化光. 信息能源系统的信-物融合稳定性分析. 自动化学报, DOI: 10.16383/j.aas.c210480)
- Hu Xu-Guang, Ma Da-Zhong, Zheng Jun, Zhang Hua-Guang, Wang Rui. An operation state analysis method for integrated energy system based on correlation information adversarial learning. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(9): 1783–1797 (胡旭光, 马大中, 郑君, 张化光, 王睿. 基于关联信息对抗学习的综合能源系统运行状态分析方法. 自动化学报, 2020, 46(9): 1783–1797)
- Sun Qiu-Ye, Hu Jing-Wei, Yang Ling-Xiao, Zhang Hua-Guang. We-energy hybrid modeling and parameter identification with GAN technology. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(5): 901–914 (孙秋野, 胡旌伟, 杨凌霄, 张化光. 基于GAN技术的自能混建模与参数辨识方法. 自动化学报, 2018, 44(5): 901–914)

- 5 Sekander S, Tabassum H, Hossain E. Statistical performance modeling of solar and wind-powered UAV communications. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, **20**(8): 2686–2700
- 6 Liu X K, Jiang H, Wang Y W, He H B. A distributed iterative learning framework for DC microgrids: Current sharing and voltage regulation. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2020, **4**(2): 119–129
- 7 Mehrjerdi H, Hemmati R, Shafie-khah M, Catalão J P S. Zero energy building by multicarrier energy systems including hydro, wind, solar, and hydrogen. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, **17**(8): 5474–5484
- 8 J. M. Guerrero, M. Chandorkar, T. Lee and P. C. Loh. Advanced Control Architectures for Intelligent Microgrids—Part I: Decentralized and Hierarchical Control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 21013, **60**(4): 1254–1262
- 9 Zhou T P, Sun W. Optimization of battery-supercapacitor hybrid energy storage station in wind/solar generation system. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2014, **5**(2): 408–415
- 10 Ma G, Xu G C, Chen Y X, Ju R. Multi-objective optimal configuration method for a standalone wind-solar-battery hybrid power system. *IET Renewable Power Generation*, 2017, **11**(1): 194–202
- 11 Aquila G, de Queiroz A R, Lima L M M, Balestrassi P P, Lima J W M, Pamplona E O. Modelling and design of wind-solar hybrid generation projects in long-term energy auctions: A multi-objective optimisation approach. *IET Renewable Power Generation*, 2020, **14**(14): 2612–2619
- 12 Kong X B, Liu X J, Ma L L, Lee K Y. Hierarchical distributed model predictive control of standalone wind/solar/battery power system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, **49**(8): 1570–1581
- 13 Chen J W, Chen J. Stability analysis and parameters optimization of islanded microgrid with both ideal and dynamic constant power loads. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(4): 3263–3274
- 14 Urtasun A, Sanchis P, Marroyo L. State-of-charge-based droop control for stand-alone AC supply systems with distributed energy storage. *Energy Conversion and Management*, 2015, **106**: 709–720
- 15 Lu X N, Guerrero J M, Sun K, Vasquez J C. An improved droop control method for DC microgrids based on low bandwidth communication with DC bus voltage restoration and enhanced current sharing accuracy. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2014, **29**(4): 1800–1812
- 16 Han R K, Tucci M, Martinelli A, Guerrero J M, Ferrari-Trecate G. Stability analysis of primary plug-and-play and secondary leader-based controllers for DC microgrid clusters. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, **34**(3): 1780–1800
- 17 Sun Qiu-Ye, Wang Yi-Fan, Yang Ling-Xiao, Zhang Hua-Guang. Bit-driven watt revolution — A review of cyber energy system. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(1): 50–63
(孙秋野, 王一帆, 杨凌霄, 张化光. 比特驱动的瓦特变革—信息能源系统研究综述. *自动化学报*, 2021, **47**(1): 50–63)
- 18 Liu X K, He H B, Wang Y W, Xu Q W, Guo F H. Distributed hybrid secondary control for a DC microgrid via discrete-time interaction. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2018, **33**(4): 1865–1875
- 19 Nasirian V, Moayedi S, Davoudi A, Lewis F L. Distributed cooperative control of DC microgrids. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, **30**(4): 2288–2303
- 20 Wang P B, Lu X N, Yang X, Wang W, Xu D G. An improved distributed secondary control method for DC microgrids with enhanced dynamic current sharing performance. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, **31**(9): 6658–6673
- 21 Nasirian V, Davoudi A, Lewis F L, Guerrero J M. Distributed adaptive droop control for DC distribution systems. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2014, **29**(4): 944–956
- 22 Tucci M, Rivero S, Ferrari-Trecate G. Line-independent plug-and-play controllers for voltage stabilization in DC microgrids. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, **26**(3): 1115–1123
- 23 Sadabadi M S, Shafiee Q, Karimi A. Plug-and-play robust voltage control of DC microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, **9**(6): 6886–6896
- 24 Zhou J G, Xu Y L, Sun H B, Wang L M, Chow M Y. Distributed event-triggered H_∞ consensus based current sharing control of DC microgrids considering uncertainties. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **16**(12): 7413–7425
- 25 Liu X K, Wang Y W, Lin P F, Wang P. Distributed supervisory secondary control for a DC microgrid. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2020, **35**(4): 1736–1746
- 26 Wei Q L, Zhu L, Song R Z, Zhang P J, Liu D R, Xiao J. Model-free adaptive optimal control for unknown nonlinear multiplayer nonzero-sum game. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, DOI: 10.1109/TNNLS.2020.3030127
- 27 Wang Ding, Mu Chao-Xu, Liu De-Rong. Data-driven nonlinear near-optimal regulation based on iterative neural dynamic programming. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(3): 366–375
(王鼎, 穆朝絮, 刘德荣. 基于迭代神经动态规划的数据驱动非线性近似最优调节. *自动化学报*, 2017, **43**(3): 366–375)
- 28 Wei Q L, Lewis F L, Shi G, Song R Z. Error-tolerant iterative adaptive dynamic programming for optimal renewable home energy scheduling and battery management. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(12): 9527–9537
- 29 Yuan Zhao-Lin, He Run-Zi, Yao Chao, Li Jia, Ban Xiao-Juan. Online reinforcement learning control algorithm for concentration of thickener underflow. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(7): 1558–1571
(袁兆麟, 何润姿, 姚超, 李佳, 班晓娟. 基于强化学习的浓密机底流浓度在线控制算法. *自动化学报*, 2021, **47**(7): 1558–1571)
- 30 Wang R, Sun Q Y, Ma D Z, Qin D H, Gui Y H, Wang P. Line inductance stability operation domain assessment for weak grids with multiple constant power loads. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2021, **36**(2): 1045–1055
- 31 Wen B, Boroyevich D, Burgos R, Mattavelli P, Shen Z Y. Inverse nyquist stability criterion for grid-tied inverters. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2017, **32**(2): 1548–1556
- 32 Sun Q Y, Han R K, Zhang H G, Zhou J G, Guerrero J M. A multiagent-based consensus algorithm for distributed coordinated control of distributed generators in the energy internet. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, **6**(6): 3006–3019

- 33 Nasirian V, Shafiee Q, Guerrero J M, Lewis F L, Davoudi A. Droop-free distributed control for AC microgrids. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, **31**(2): 1600–1617
- 34 Yang X, Wei Q L. Adaptive critic learning for constrained optimal event-triggered control with discounted cost. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, **32**(1): 91–104
- 35 Wang R, Sun Q Y, Tu P F, Xiao J F, Gui Y H, Wang P. Reduced-order aggregate model for large-scale converters with inhomogeneous initial conditions in DC microgrids. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2021, **36**(3): 2473–2484



王睿 东北大学信息科学与工程学院讲师。主要研究方向为能源互联网中分布式电源的协同优化及其电磁时间尺度稳定性分析。

E-mail: wangrui@mail.neu.edu.cn

(WANG Rui Lecturer at the School of Information Science and

Engineering, Northeastern University. His research interest covers collaborative optimization of distributed generation and its stability analysis of electromagnetic timescale in energy internet.)



孙秋野 东北大学信息科学与工程学院教授。主要研究方向为网络控制技术, 分布式控制技术, 分布式优化分析及其在能源互联网, 微网, 配电网等领域相关应用。本文通信作者。

E-mail: sunqiuye@mail.neu.edu.cn

(SUN Qiu-Ye Professor at the

School of Information Science and Engineering, Northeastern University. His research interest covers network control technology, distributed control technology, distributed optimization analysis and various applications in energy internet, microgrid, power distribution network. Corresponding author of this paper.)



张化光 东北大学信息科学与工程学院教授。主要研究方向为自适应动态规划, 模糊控制, 网络控制, 混沌控制。

E-mail: zhanghuaguang@mail.neu.edu.cn

(ZHANG Hua-Guang Professor at

the School of Information Science and Engineering, Northeastern University. His research interest covers adaptive dynamic programming, fuzzy control, network control, and chaos control.)