

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210923

基于改进多智能体 Q 学习的多源最优联合调频控制策略研究

杨悦¹, 王丹¹, 胡博², 王鹤¹, 罗桓桓²

(1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学), 吉林 吉林 132012;
2. 国网辽宁省电力有限公司, 辽宁 沈阳 110006)

摘要: 随着新能源渗透率的不断提高, 只依靠传统火电机组无法满足新型电力系统的调频需求, 所以多源联合调频成为缓解当前电网频率波动问题的主要措施。因此, 提出了基于改进多智能体 Q 学习的多源最优联合调频方法。首先, 分析各类型能源的调频特性并设计联合调频系统的控制策略。其次, 将多智能体 Q 学习算法进行改进, 选取预学习结果作为算法的初始矩阵并在贪婪策略基础上引入搜索因子, 极大提高了算法的优化效果、缩短了运行时间。最后, 利用算法的动态决策能力与 PSCAD/EMTDC 模型进行联合仿真并在两种负荷扰动条件下进行验证。结果表明该方法可以最大限度地减小系统频率波动, 缩短调频所需时间, 为一次调频提供了有利条件。

关键词: 多类型电源; 联合调频; Q 学习; 频率动态分配; 控制策略

Multi-source optimal joint frequency modulation control strategy based on improved multi-agent Q-learning

YANG Yue¹, WANG Dan¹, HU Bo², WANG He¹, LUO Huanhuan²

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China;
2. State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110006, China)

Abstract: With the continuous increase of the penetration rate of new sources, it cannot meet the frequency modulation needs of new power systems relying only on a traditional thermal power unit. Therefore, multi-type unit joint frequency modulation has become the main measure to alleviate the current grid frequency fluctuation problem. This paper proposes a multi-source optimal combined frequency modulation strategy based on improved multi-agent Q learning. First, it analyzes the frequency modulation characteristics of various types of energy and designs a control strategy for the joint frequency modulation system. Secondly, the multi-agent Q learning algorithm is improved, the pre-learning result as the initial matrix of the algorithm is selected, and a search factor is introduced on the basis of the greedy strategy, which greatly improves the optimization effect and shortens the running time. Finally, the dynamic decision-making ability of the algorithm and the PSCAD/EMTDC model are used for joint simulation and verified under the two load disturbance conditions. The method in this paper can minimize the system frequency fluctuation and shorten the time required for frequency modulation, providing favorable conditions for primary frequency modulation.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2019YFB1505400).

Key words: multi-type power; combined frequency modulation; Q learning; dynamic frequency distribution; control strategy

0 引言

近年来, 为推动能源的可持续发展, 构建清洁、高效的能源体系, 风、光等新型能源得到了各国政

府的重视和支持^[1-6], 由此新能源以分布式电源形式并入电网的比例增长迅速。与传统机组相比, 风、光易受环境因素影响, 其电能的输出波动性变大、随机性变强^[7-11], 加之我国部分地区的新能源消纳条件有限、消纳空间利用不充分, 不仅产生了“弃风、弃光”等问题^[12], 同时也给电力系统的调频带

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2019YFB1505400)

来了巨大的挑战。在当前形势下，以传统火电机组为主要调频方式无法满足高质量的调频需求。

目前，新能源参与电网频率调节的研究主要集中在单机调频、基于虚拟同步发电机调频以及参与微电网孤岛调频等领域^[13-14]。文献[15]通过利用粒子群算法对虚拟惯性系数和下垂控制系数进行优化，在三种场景下进行风速适应性分析，证明了此方法可以显著减小暂态频率和稳态频率，但该方法并没有明显缩短调频时间；文献[16]对比风、光的差异性，采用分段的方式与常规机组分别在时域和频域中相互配合、接力动作，此方法只是完成了各类型机组调频的协同配合，未能使一次调频的效果达到最佳；文献[17]提出利用低通滤波器将频率偏差按照频率波动速度分为快速和缓慢波动两部分，相应地将其分配给储能和火电机组，充分发挥了储能的调频优势，但只考虑频率的波动速度，未考虑其他因素；文献[18]通过对比分析传统机组、风机和储能调频容量、速度上的不同特性，提出基于分频调节原理的一次调频方法，但未考虑各机组内部的配合运行方式。

上述都是仅限于风、光、火、储中的部分机组参与系统一次调频的研究，目前还没有关于多类型机组内部协同完成一次调频的研究。而这一问题，实质上是求解多智能体优化决策问题。当前电力系统具有复杂多变、时变、非线性等特点，对于解决该类问题变得十分困难^[19]。经典的优化算法过度依赖数学模型且求解效果不佳，而传统的智能算法虽然对数学模型依赖程度降低，但大多基于生物的种群行为，没有学习记忆功能，极易陷入局部最优。

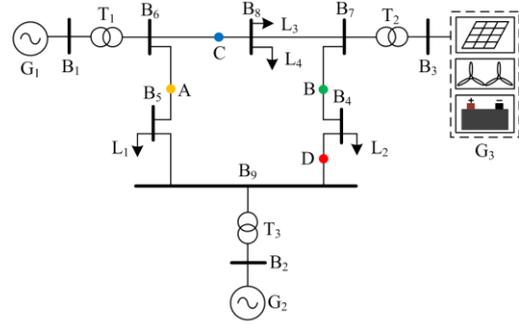
强化学习算法搜索能力强、有学习记忆功能，对于解决非线性复杂的多智能体决策问题具有广泛的应用前景。文献[20]通过构建双层功率分配模式，利用协同一致性迁移Q学习算法实现功率的优化决策，完成频率的调整，使频差降到最小，但未考虑领导者的选择对算法寻优特性的影响；文献[21]通过利用Q学习算法调节下垂控制参数，对微电网进行频率恢复控制，在调节下垂控制参数时仅追求局部的最优解，而未从整体上考虑优化效果。

基于上述思想，本文提出一种基于改进多智能体Q学习的多源最优联合调频方法，借助Q学习算法的优化决策以及各调频源的控制策略，完成多源一次调频任务。最后，在两种负荷扰动类型条件下进行仿真验证，实验结果证明采用本文方法能较好地统筹各类型电源快速调频能力，实现多源协同配合，有效减缓系统的频率波动，极大地促进新能源并网的发展。

1 多源联合调频系统

1.1 系统的结构框图

本文在经典的IEEE9节点系统基础上将原系统的火电机组用含有风、光、储的G₃代替并与母线B₃相连，在PSCAD/EMTDC中搭建如图1所示的基本结构框图。



L_r - 负荷; B_r - 母线; T_r - 变压器

图1 系统结构框图

Fig. 1 System structure block diagram

1.2 联合调频系统的控制策略

在PSCAD/EMTDC中设计如图2所示的多源联合调频系统的控制策略。

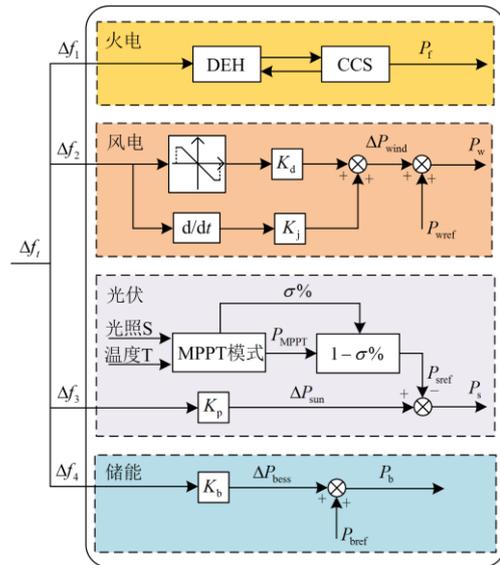


图2 多源联合调频的控制策略

Fig. 2 Control strategy of multi-source joint frequency modulation

图中： Δf_t 表示系统的实时频率偏差； Δf_1 、 Δf_2 、 Δf_3 、 Δf_4 分别表示火电、风电、光伏、储能承担的调频量； P_f 、 P_w 、 P_s 、 P_b 分别表示经一次调频后火电、风电、光伏、储能输出的有功功率； K_p 表示光伏的单位调节功率； ΔP_{sun} 表示光伏一次调频量； P_{sref} 表

示光伏减载运行输出有功功率。

1.2.1 火电机组

本文综合考虑协调控制系统 (Coordinated Control System, CCS) 和数字电液控制系统 (Digital Electro-Hydraulic Control System, DEH) 的优势, 采用“CCS+DEH”方式, 即二者协同参与一次调频^[22]。DEH 中将频差信号输入到汽轮机的调门指令处, 使一次调频的响应速度得到提高, 同时通过 CCS 中的频率校正环节实现闭环调节的目的。

1.2.2 风电机组

由于双馈异步风力发电机 (Doubly Fed Induction Generator, DFIG) 具有变流器容量小、成本低、在我国占比较大等显著优势^[23], 因此本文选择 DFIG 作为研究对象。为了 DFIG 具有参与电力系统一次调频的能力, 需要增加一个附加频率响应单元, 将额外有功调整量附加到风机有功功率参考值上, 以改变风机输出的有功功率。其中附加频率响应单元采用虚拟惯性与下垂控制相结合的控制方式, 风电机组的一次调频基本原理如图 2 所示。

根据图 2 中的附加频率响应单元可知

$$\Delta P_{\text{wind}} = K_j \frac{d\Delta f_2}{dt} + K_d \Delta f_2 \quad (1)$$

式中: ΔP_{wind} 表示风机有功功率调整量; K_j 表示虚拟惯性系数; K_d 表示下垂控制系数; Δf_2 表示风机承担的频率调整量。

1.2.3 光伏阵列

目前光伏发电系统大多采用最大功率追踪模式 (Maximum Power Point Tracking, MPPT), 在此种运行模式下, 光伏阵列一直输出最大功率 P_{MPPT} , 无法响应系统频率的变化^[24]。通过控制光伏阵列的实际运行电压稍高于最大功率点处电压 V_{MPPT} , 从而预留一定的备用功率 ΔP_k 。图 3 所示为光伏阵列的减载运行原理图。

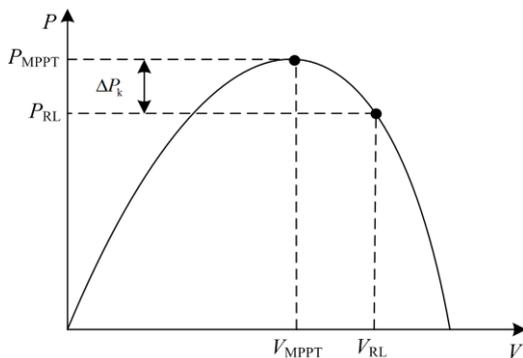


图 3 光伏阵列减载运行原理图

Fig. 3 Operation principle diagram of photovoltaic array load reduction

其中光伏阵列的减载水平 $\sigma\%$ 定义为

$$\sigma\% = 20\% \frac{S}{1000} \quad (2)$$

式中, S 表示光照强度, 本文设 $S = 1\,000\text{ W/m}^2$ 。

1.2.4 储能装置

储能装置广泛应用于辅助电网调频中^[25], 可发挥其自身的优势。一方面, 可以存储一定的能量, 实现能量的双向转换; 另一方面, 可以对系统频率变化进行快速响应, 为电网提供频率支撑。式(3)为储能装置的下垂控制表达式。

$$\Delta P_{\text{bess}} = -K_B \Delta f_4 \quad (3)$$

式中: ΔP_{bess} 表示储能装置有功功率调整量; K_B 表示储能装置的单位调节功率; Δf_4 表示储能装置承担的调频量。

储能装置的一次调频工作原理如图 4 所示。

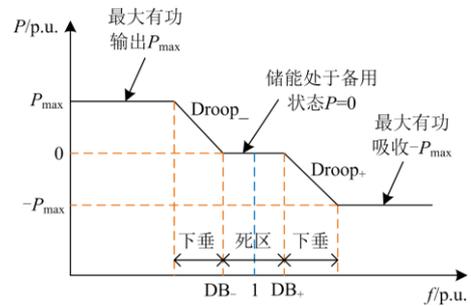


图 4 储能装置一次调频工作原理图

Fig. 4 Primary frequency modulation working principle diagram of energy storage device

图中, DB_+ 、 DB_- 分别表示储能装置频率死区的上限和下限。

2 多源联合调频改进多智能体 Q 学习算法

2.1 Q 学习算法原理

Q 学习是一种常用的强化学习算法, 不需要建立环境模型且自学习能力强, 同时是离散时间马尔可夫决策过程 (Discrete Time Markov Decision Process, DTMDP) 中一种基于值函数迭代的在线学习和动态最优技术^[26]。Q 学习算法通过优化一个迭代计算的状态-动作对值函数矩阵 $Q(s, a)$ 获得最优策略, 使得期望折扣回报总和最大。Q 值的迭代公式为

$$Q^{k+1}(s_k, a_k) = Q^k(s_k, a_k) + \alpha [R(s_k, s_{k+1}, a_k) + \gamma \max_{a' \in A} Q^k(s_{k+1}, a') - Q^k(s_k, a_k)] \quad (4)$$

式中: $Q^k(s_k, a_k)$ 为在 s_k 状态下执行动作 a_k 的 Q 值; $R(s_k, s_{k+1}, a_k)$ 为环境由状态 s_k 经过动作 a_k 转移到状态 s_{k+1} 的立即奖励值; a' 是动作空间 A 内的任意

一个动作; $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 为学习因子; $\gamma(0 < \gamma < 1)$ 为折扣因子。

2.2 改进多智能体 Q 学习算法设计

针对多类型调频电源内部配合实现频差的最优分配问题, 本文采用改进多智能体 Q 学习算法, 其算法的基本原理如图 5 所示。

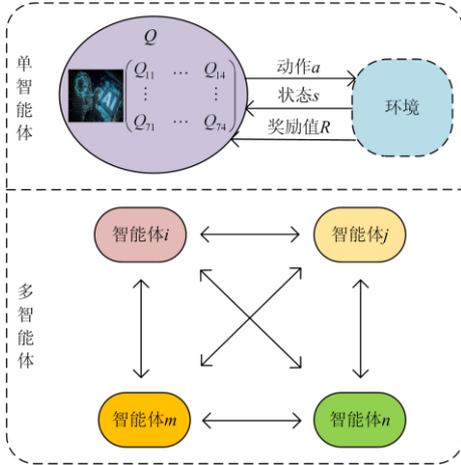


图 5 多智能体 Q 学习算法

Fig. 5 Multi agent Q learning algorithm

由图 5 可知, 智能体 i, j, m, n 均由单智能体构成, 且与火电、风电、光伏、储能一一对应。每个智能体随机选取动作作用于环境, 环境接收该动作后状态发生改变, 同时产生一个反馈信息, 即奖惩值 R , 并将 R 传递给智能体, 智能体根据当前环境所处状态和奖励值根据搜索策略选择动作, 每个智能体之间协同配合直至 Q 矩阵不再改变。

2.2.1 状态集 S 和动作集 A

对于频率动态分配过程, 其频率响应总偏差主要由总频率调节指令的大小来决定。因此, 本文以总频率调节指令作为环境状态, 将其大小根据区间范围划分为 $\{\Delta f_1, \Delta f_2, \dots, \Delta f_7\}$ 7 个状态, 即 $\{(-\infty, -0.2), [-0.2, -0.15], [-0.15, -0.01], [-0.01, 0.01], [0.01, 0.15], [0.15, 0.2], [0.2, +\infty]\}$, 每个区间对应的状态集 S 为 $\{S_1, S_2, \dots, S_7\}$ 。其中, S_1, S_7 分别表示在某种扰动类型下系统总频率调节指令的最小值和最大值对应的状态。

在多智能体系统中, 每个智能体之间需要进行交互分享信息来更新动作策略, 随着智能体数量的增加, 信息存储空间也会以指数级增长。为了解决“联合维数灾”问题, 本文采用一种独立 Q 学习方法, 每个智能体只需要使用自己的信息来更新策略, Q 值的存储空间将极大减小。则每个调频源包括向上、向下和不调节, 动作集为 $A_p = [U_{p1}, U_{p2}, \dots, U_{pp}, D_{p1}, D_{p2}, \dots, D_{pp}, N]$, 每相邻两个动作的差值为

0.003 6 Hz。

2.2.2 奖励函数 R

智能体所选动作策略的价值由奖励函数体现, 因此学习策略的好坏将会受到奖励函数设计优劣的影响。针对本文的联合调频问题, 执行算法所选择的动作后, 将产生两种结果: 一是当前频差未在规定范围内, 此时立即奖励值为负, 即惩罚; 二是当前频差在规定范围内, 此时立即奖励值为零。则立即奖励值的定义如式(5)所示。

$$r = \begin{cases} 0, & |\Delta f_i| \leq 0.2 \\ -r', & |\Delta f_i| > 0.2 \end{cases} \quad (5)$$

式中, r' 为常数。

动作 a 的全局奖励值 R 由参与调频机组的立即奖励值累加所得, 即

$$R(s, a) = \sum_{i=1}^N r \quad (6)$$

2.2.3 Q 值表

在智能体学习过程中, Q 值不断更新直至收敛到最大值 $Q^k(s, a)$ 。经典 Q 学习算法选取一个新的矩阵作为初值矩阵, 而本文在预学习阶段将每次得到的环境状态 Q 值保存并形成数据集, 当系统产生小扰动后, 算法会根据当前的环境状态, 从数据集中选择最合适的 Q 阵作为初始矩阵, 这样既可以减少迭代次数, 又可以缩短算法运行时间。

2.2.4 搜索策略

在经典的 Q 学习算法中, 搜索策略有随机和贪婪两种。一般使用贪婪策略进行最优动作的选取, 以概率 $P = \omega (\omega \in [0, 1])$ 随机选取一个动作 a_i , 否则选取最大 Q 值对应的动作。而在贪婪策略选择动作时可能出现最优动作对应非最大 Q 值、概率最大值选择了非最优动作等情况, 导致学习结果不准确, 收敛过程慢。为了解决这一问题, 本文对经典的 Q 学习算法进行改进, 在贪婪策略基础上引入搜索因子 β 。

当随机生成的概率小于搜索因子 β , 执行随机动作, 其概率表示为

$$P(s_t, a_t) = \frac{\exp(HQ(s_t, a_t))}{\sum_{a \in A} \exp(HQ(s_t, a_t))} \quad (7)$$

式中, H 为常数。

当随机生成的概率大于搜索因子 β , 执行贪婪动作, 其表达式为式(8)所示。

$$a_t = \arg \max_{a \in A} Q^k(s, a) \quad (8)$$

2.2.5 算法流程

基于改进多智能体 Q 学习算法的多源频率动态分配流程如图 6 所示。

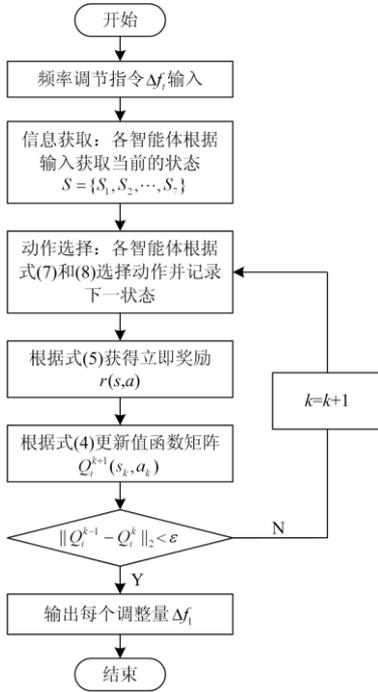


图 6 基于多智能体 Q 学习的多源频率动态分配流程图

Fig. 6 Multi-source frequency dynamic allocation flow chart based on multi agent Q learning

2.3 数学优化模型

在本文搭建的多源最优联合调频控制模型中, 其优化目标是站在电网侧角度, 主要追求整个系统内部机组的动态频率调节、决策能力, 减缓频率波动并使频差降到最小。为了实现这一目标, 本文将其转化为机组的调节频率指令值和频率响应值的偏差绝对值之和最小。因此用式(9)所示的数学模型来描述。

$$\min f = \sum_{i=1}^N |\Delta f_i - \Delta f_{\Sigma}| \quad (9)$$

式中: f 代表目标函数; Δf_i 为实时频率调节指令值; Δf_{Σ} 为调频源频率响应值之和; N 为参与调频的电源数量, $N \in [1, 4]$ 。

除了考虑机组的动态响应过程外, 还需要考虑各机组的调节能力、调节速率、容量约束等。

$$\left\{ \begin{array}{l} |\Delta f_i| > |\Delta f_{\Sigma}| \\ \Delta f_i \cdot \Delta f_{\Sigma} \geq 0 \\ ||\Delta f_i| - |\Delta f_{\Sigma}|| \leq 0.2 \\ \Delta P_{i \min}^{\text{rate}} \leq \Delta P_i^{\text{rate}} \leq \Delta P_{i \max}^{\text{rate}} \\ \Delta P_{i \min} \leq \Delta P_i \leq \Delta P_{i \max} \\ \Delta f_{\Sigma} = \sum_{i=1}^N \Delta f_i \\ \Delta P_i = k_i \Delta f_i \\ i = 1, 2, 3, 4, N = 1, 2, 3, 4 \end{array} \right. \quad (10)$$

式中: ΔP_i 表示调频源 i 的输出功率调整量; Δf_i 表示调频源 i 承担的频率调整量; $\Delta P_{i \max}$ 、 $\Delta P_{i \min}$ 分别表示调频源 i 的调节容量上限和下限; ΔP_i^{rate} 表示调频源 i 的调节速率; $\Delta P_{i \max}^{\text{rate}}$ 、 $\Delta P_{i \min}^{\text{rate}}$ 分别表示调频源 i 的上升调节速率限制和下降调节速率限制。其中: 第一个约束条件是为了限制调频源超调; 第二个约束条件是为了避免频率反向调节, 减少不必要的频繁动作。

3 仿真分析

3.1 PSCAD-Matlab 的联合调用

PSCAD/EMTDC 是现阶段应用最广泛的电磁暂态仿真软件, 有精确、完整的电力系统元件库和强大的电力系统分析功能。Matlab 被应用在数值计算、数据分析中, 凭借强大的数据处理能力和突出的可拓展性, 已经深入到学术研究、工程设计等各个领域。因此本文结合了二者各自在仿真分析和计算能力方面的优势, 采用了 PSCAD 与 Matlab 联合调用的仿真方法^[27]。

3.2 仿真参数设置

根据图 1 搭建的三机九节点系统结构, 表 1 给出了各调频电源的部分仿真参数, 其余参数按照文献[28]设置。火电机组 G_1 的装机容量为 200 MW, G_2 为 100 MW, G_3 分别含有风电机组 30 MW、光伏阵列 20 MW、储能装置 5 MW, 负荷 $L_1=100$ MW, $L_2=50$ MW, $L_3=40$ MW, $L_4=20$ MW, 仿真系统的初始频率设置为 $f_0=50$ Hz。在此系统中火电机组 G_1 主要负责维持电能的供需平衡, G_2 参与系统一次调频, 同时暂不考虑风速、光照强度等外界因素对系统一次调频的影响。

表 1 各调频电源的仿真参数

Table 1 Simulation parameters of each frequency modulation power

参数	取值/单位	参数	取值/单位
火电调频系数	0.05 p.u.	风电机组死区	± 0.03 Hz
火电惯性常数	6.0 s	光伏阵列减载水平	20%
火电机组死区	± 0.033 Hz	光伏阵列死区	± 0.02 Hz
风机惯性系数	0.1 p.u.	BESS 下垂系数	0.04 p.u.
风机下垂系数	0.05 p.u.	BESS 死区	± 0.015 Hz

3.3 算例分析

3.3.1 预学习场景

由于在预学习阶段, 多智能体 Q 学习算法与环境进行交互的过程实质上是一个不断学习与试错的过程, 若将算法直接应用到仿真系统中, 不但会造

成系统的不稳定^[29], 而且还会延长系统的响应时间, 使算法在时间维度上无法满足实际运行的要求。所以, 为了解决上述问题, 将改进多智能体 Q 学习算法在投入实际运行之前进行离线的预学习实验^[30], 建立多智能体对环境的认知和决策能力进而获得最优的 Q 矩阵。因此, 在本文搭建的模型中分别对多个负荷发生阶跃、连续变化进行预学习实验。在算法完成了足够次数的预学习后, 则可将其投入到在线仿真中。

完成 3 000 次预学习实验后, 在系统中随机选取 A 点设置阶跃负荷扰动、B 点设置随机方波负荷扰动, 扰动的变化情况如图 7 所示。

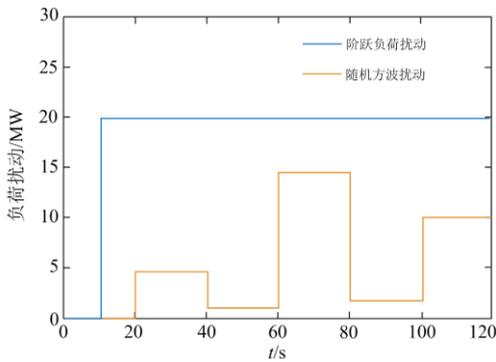
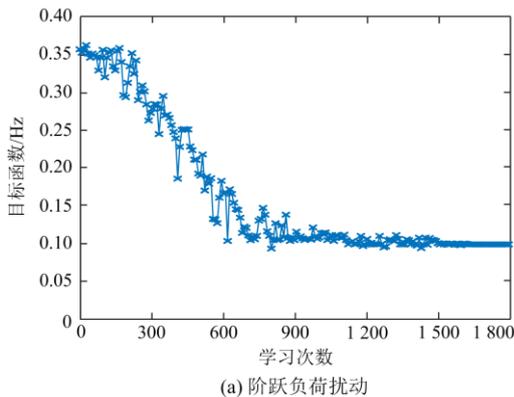


图 7 预学习负荷扰动曲线

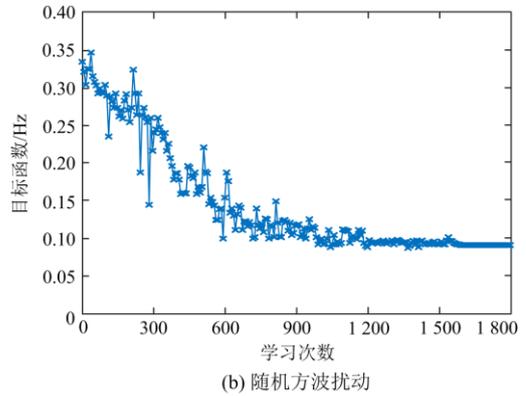
Fig. 7 Pre-learning load disturbance curve

图 8 为系统的目标函数随算法学习次数变化的实验结果。

从图 8 中可知: (1) 在学习次数较少时, 系统的频率调节指令值和频率响应值之差较大, 随着学习次数的增加, 二者的差值逐渐减小; (2) 在阶跃负荷情况下算法经 1 500 次左右学习后 Q 值达到最大, 而在随机方波扰动情况下需要约 1 600 次, 说明系统的负荷波动情况越复杂, 算法需要学习的次数越多; (3) 在完成大量学习后两种情况的目标函数均能达到最小值, 表明此算法具有较强的稳定性。图 8(a)



(a) 阶跃负荷扰动



(b) 随机方波扰动

图 8 目标函数随学习次数变化实验结果

Fig. 8 Experimental results of the objective function changing with the number of learning

的目标函数值约为 0.1 Hz, 图 8(b) 小于 0.1 Hz, 说明系统的负荷波动越大产生的频差越大, 经一次调整后的频差也越大。

3.3.2 在线仿真验证

为了测试此算法的在线优化决策能力, 在仿真模型中分别选取 C 点设置阶跃负荷扰动、D 点设置随机方波负荷扰动, 扰动的变化情况如图 9 所示。当系统发生负荷波动时, 将采集的实时 Δf_t 作为算法的输入, 利用其渐进寻优特性进行快速的频率动态分配从而得出调频机组承担的调整量, 再将其结果反馈回仿真模型中, 各机组通过一次调频控制策略做出相应的调整, 循环上述过程, 直至完成系统的一次调频。同时本文还引入粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[31]、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[32]进行对比。

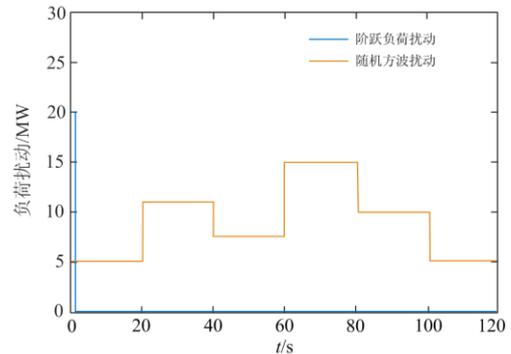


图 9 在线仿真负荷扰动曲线

Fig. 9 Online simulation load disturbance curve

因随机方波扰动为多个阶跃负荷扰动形式的累加, 所以本文以阶跃负荷扰动为例来验证算法的优化决策能力。如图 10 所示为系统在 $t = 1$ s 时切除 20 MW 负荷不同算法的目标函数随迭代次数变化

的实验结果。

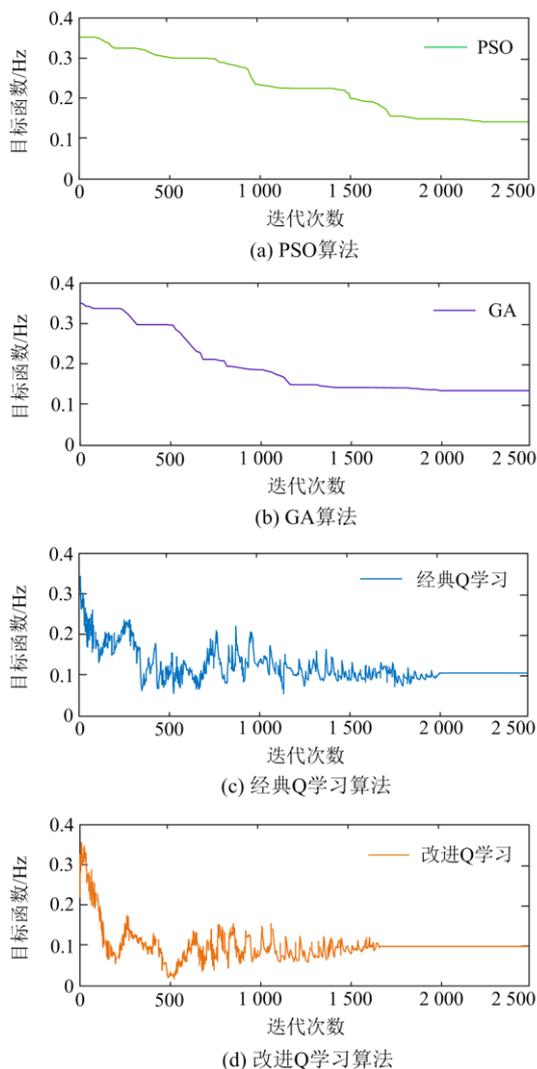


图 10 目标函数在不同算法下的结果

Fig. 10 Results of the objective function under different algorithms

从图 10 可以看出: PSO 算法需要的迭代次数最多, 改进 Q 学习算法需要的迭代次数最少; 对于目标函数最优解, PSO 算法最大, 改进 Q 学习算法最小。从整体上而言, GA 算法的优化效果优于 PSO 算法, 改进 Q 学习算法优于经典 Q 学习算法, 而 PSO 和 GA 算法在迭代过程中容易出现局部最优的情况, Q 学习算法则不会出现局部最优。

由于频率动态分配过程属于超短期调度, 因此, 对优化算法的时间要求比较高。在图 10(d)中, 算法需 1 610 次迭代便可收敛, 所需 1.08 s 即可完成频率分配过程。

表 2 给出不同算法下迭代次数、目标函数值的结果对比。

表 2 不同算法结果对比

Table 2 Comparison of results of different algorithms

算法类型	迭代次数	目标函数/Hz
PSO 算法	4 500	0.153
GA 算法	3 980	0.146
经典 Q 学习	2 000	0.112
改进 Q 学习	1 610	0.103

从图 10 和表 2 可以看出: 本文的算法相比于经典 Q 学习算法体现了诸多优势, 优化决策能力更强、迭代次数更少、收敛速度更快, 收敛时间更短; 而 GA 和 PSO 算法因其易出现局部最优导致迭代次数增加、优化结果变差、收敛速度变慢甚至无法收敛。

为了验证本文采用多源联合调频方法的优越性, 同时引用风-储-火^[9]和传统机组单独调频两种方式进行对比。

(1) 阶跃负荷扰动

在本文的三机 9 节点系统中设置图 9 所示的阶跃负荷扰动, 图 11 为三种调频方式下系统的频率变化曲线。

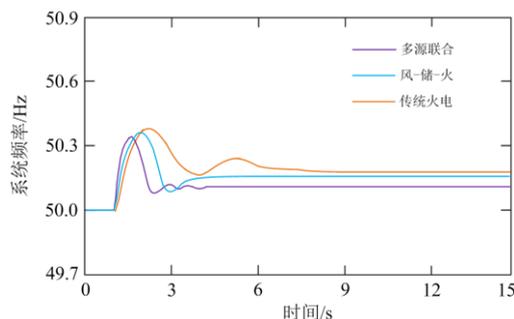


图 11 系统频率的变化情况

Fig. 11 Changes in system frequency

由图 11 可知, 在 0~1 s 时, 系统频率为额定频率, 当 $t=1$ s 时, 切除 20 MW 负荷, 此时系统频率迅速上升, 各调频机组快速响应频率变化, 经一次调整后, 频率逐渐恢复到允许范围内。通过对比三种调频方法可知: 对于频率变化瞬间, 采用多源联合调频方式能最快响应频率变化, 风-火-储次之, 而单独依靠火电机组响应最慢; 对于频率上升到最大值时, 采用多源联合调频方式的最大频差最小, 风-火-储次之, 传统火电机组的频差最大; 对于稳态频差, 采用多源联合调频的频差最小, 火电机组的最大; 对于调频响应时间, 采用多源联合调频所需时间最短, 而火电机组用时最长。

经实验得出频率动态分配过程加上各调频机组快速响应并控制调节有功输出共需要 3.22 s, 满足一次调频过程在 15 s 内的时间要求。

表 3 给出系统发生阶跃负荷扰动时不同调频方法的结果对比。

表 3 不同调频方法结果对比

Table 3 Comparison of different frequency modulation methods

调频方法	最大频差/Hz	稳态频差/Hz	一次调频时间/s
多源联合	0.354 1	0.103 2	3.22
风-储-火	0.381 2	0.163 3	4.57
传统火电	0.436 7	0.189 5	7.43

从表 3 可以发现，通过对比风-储-火、传统火电机组两种调频方式可知，采用多源最优联合调频的方法可以明显减小系统的最大频差、稳态频差，缩短一次调频所需时间，有效地减缓了系统的频率波动，提高了系统的稳定性，体现出此方法的有效性、快速性，为接下来系统的二次调频提供了有利条件。

(2) 随机方波扰动

在本文的三机 9 节点系统中设置图 9 所示的随机方波扰动,图 12 为三种调频方式下系统的频率变化曲线。

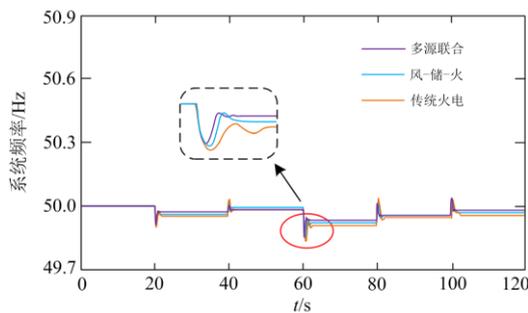


图 12 系统频率的变化情况

Fig. 12 Changes in system frequency

由图 12 可知，在 0~20 s 时，系统频率为额定频率，当 t=20 s 时，设置随机方波扰动，在扰动发生瞬间频率迅速变化，各调频机组快速响应频率变化完成一次调整任务。对于调频响应速度、最大频差、稳态频差、一次调频时间这几个方面采用多源联合调频的调频效果均最佳，风-储-火较差，单独依靠火电机组的效果最差。

综合考虑图 11 和图 12 可得：(1) 系统发生阶跃、连续负荷扰动经一次调整后系统频差都能快速降到最小；(2) 在经过大量的预学习训练后，基于改进多智能体 Q 学习的多源联合调频可以对系统的频差进行正确的最优决策和调控；(3) 无论系统的频率增大或减小，通过本文的方法都能采取相应的措施响应频率的变化，从而保证了系统运行的稳定性；(4) 在两种负荷扰动下，采用多源联合调频效果最佳，充

分证明此方法能较好地统筹各类型机组的调频响应能力，体现了此方法的优越性。

4 结论

本文提出了基于改进多智能体 Q 学习的多源最优联合调频方法，在经典的三机 9 节点系统基础上搭建仿真模型，通过设置两种负荷扰动类型验证此方法的可行性和有效性，由理论和仿真实验得出以下结论。

1) 本文针对各机组的调频特性采用了不同的控制策略，使系统面对频率波动时调频范围更广、适用性更强。

2) 在经典 Q 学习算法基础上进行改进，避免了学习结果不准确、收敛速度慢、运行时间长等诸多问题，为强化学习应用在电力系统调频问题上提供了新的思路。

3) 在阶跃和随机方波两种负荷扰动下，多源最优联合调频系统可以对频差进行正确的决策和调控，不仅体现了此方法能提高调频效果，还能促进新能源并网的发展。

参考文献

[1] 杨蕾, 李胜男, 黄伟, 等. 考虑风光新能源参与二次调频的多源最优协同控制[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 43-49.
 YANG Lei, LI Shengnan, HUANG Wei, et al. Optimal coordinated control of multi-source for AGC with participation of wind and solar energy[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 43-49.

[2] 卢仁军, 李然, 王健, 等. 考虑需求侧响应的新能源接入下的配电网无功规划研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(6): 46-51.
 LU Renjun, LI Ran, WANG Jian, et al. Reactive power planning of distribution network with renewable energy resource considering demand side response[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(6): 46-51.

[3] 盛四清, 吴昊, 顾清, 等. 含碳捕集装置的电气综合能源系统低碳经济运行[J]. 电测与仪表, 2021, 58(6): 82-90.
 SHENG Siqing, WU Hao, GU Qing, et al. Low-carbon economic operation of integrated electricity and natural gas system with carbon capture devices[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(6): 82-90.

[4] 郜宁, 张慧媛, 王子琪, 等. 区域电网分布式储能选址定容规划[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 52-58.
 GAO Ning, ZHANG Huiyuan, WANG Ziqi, et al. Planning for site selection and capacity determination of

- distributed energy storage in regional power grid[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 52-58.
- [5] 高强, 刘畅, 金道杰, 等. 考虑综合需求响应的园区综合能源系统优化配置[J]. 高压电器, 2021, 57(8): 159-168.
GAO Qiang, LIU Chang, JIN Daojie, et al. Optimal configuration of park-level integrated energy system considering integrated demand response[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(8): 159-168.
- [6] 代琼丹, 邓昕, 吴雪妍, 等. 能源互联网下综合能源服务商业模式综述[J]. 高压电器, 2021, 57(2): 135-144.
DAI Qiongdan, DENG Xin, WU Xueyan, et al. Overview on integrated energy service business model under energy internet[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(2): 135-144.
- [7] RASHID G, ALI M. Nonlinear control-based modified BFCL for LVRT capacity enhancement of DFIG-based wind farm[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(1): 284-295.
- [8] 黄鹏翔, 周云海, 徐飞, 等. 基于灵活性裕度的含风电电力系统源荷储协调滚动调度[J]. 中国电力, 2020, 53(11): 78-88.
HUANG Pengxiang, ZHOU Yunhai, XU Fei, et al. Source-load-storage coordinated rolling dispatch for wind power integrated power system based on flexibility margin[J]. Electric Power, 2020, 53(11): 78-88.
- [9] 高雷, 苏辛一, 刘世宇. 可再生能源消纳责任权重下的新能源合理弃电率研究[J]. 中国电力, 2020, 53(12): 136-142.
GAO Lei, SU Xinyi, LIU Shiyu. Study on reasonable curtailment rate of renewables under certain renewable energy consumption quota obligation[J]. Electric Power, 2020, 53(12): 136-142.
- [10] 王燕, 杨秀媛, 徐剑锋, 等. 民用可控负荷参与需求响应的控制策略[J]. 发电技术, 2020, 41(6): 638-649.
WANG Yan, YANG Xiuyuan, XU Jianfeng, et al. Control strategy of civil controllable load participating in demand response[J]. Power Generation Technology, 2020, 41(6): 638-649.
- [11] 马锐, 李相俊, 李文启, 等. 可再生能源供电区域电网中储能系统协同调度策略[J]. 发电技术, 2021, 42(1): 31-39.
MA Rui, LI Xiangjun, LI Wenqi, et al. Cooperative scheduling strategy of energy storage systems for regional grid supplied by renewable energy[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(1): 31-39.
- [12] LI G, LI G, ZHOU M. Comprehensive evaluation model of wind power accommodation ability based on macroscopic and microscopic indicators[J]. Protection and Control of Modern Power Systems 2019, 4(3): 215-226.
- [13] 宋鹏, 崔阳, 葛俊, 等. 风电虚拟同步发电机主动调频性能实测验证与优化[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 264-271.
SONG Peng, CUI Yang, GE Jun, et al. Wind power virtual synchronous generator active frequency regulation performance engineering verification and optimization[J]. Acta Energies Solaris Sinica, 2021, 42(1): 264-271.
- [14] 文凌锋, 党广宇, 田伟, 等. 基于多时间尺度风储协同的微电网能量管理策略研究[J]. 电力工程技术, 2018, 37(3): 123-128.
WEN Lingfeng, DANG Guangyu, TIAN Wei, et al. Research on micro-grid energy management system based on multi-time scale[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(3): 123-128.
- [15] 游广增, 杭志, 陈凯, 等. 基于改进粒子群算法的风机频率控制研究[J]. 电力工程技术, 2020, 39(3): 43-50.
YOU Guangzeng, HANG Zhi, CHEN Kai, et al. Wind turbine generator frequency control based on improved particle swarm optimization[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(3): 43-50.
- [16] 孙骁强, 刘鑫, 程林, 等. 基于多调频资源协调控制的西北送端大电网新能源快速频率响应参数设置方案[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1760-1765.
SUN Xiaoqiang, LIU Xin, CHENG Lin, et al. Parameter setting of rapid frequency response of renewable energy sources in Northwest Power Grid based on coordinated control of multi-frequency regulation resources[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1760-1765.
- [17] HIRANAKA T, SHIM H, NAMERIKAWA T. SoC regulator and DOB-based load frequency control of a microgrid by coordination of diesel generator and battery storage[C] // IEEE Conference on Control Application(CCA), September 19-22, 2016, Buenos Aires, Argentina: 64-69.
- [18] 曲彤, 苏小林, 阎晓霞, 等. 基于分频原理和区域控制的风储火联合调频策略[J]. 电测与仪表, 2018, 55(20): 122-129, 147.
QU Tong, SU Xiaolin, YAN Xiaoxia, et al. Frequency combination modulation strategy of wind power, energy storage and thermal power unit system based on frequency division and regional control principle[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(20): 122-129, 147.
- [19] 尚宇炜, 郭剑波, 吴文传, 等. 电力脑初探: 一种多模态自适应学习系统[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3133-3143.
SHANG Yuwei, GUO Jianbo, WU Wenchuan, et al.

Preliminary study of electric power brain: a multimodal adaptive learning system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3133-3143.

[20] 张孝顺, 李清, 余涛, 等. 基于协同一致性迁移 Q 学习算法的虚拟发电部落 AGC 功率动态分配[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5): 1455-1467.
ZHANG Xiaoshun, LI Qing, YU Tao, et al. Collaborative consensus transfer Q-learning based dynamic generation dispatch of automatic generation control with virtual generation tribe[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1455-1467.

[21] 姚建华, 胡晟, 王冠, 等. 基于强化学习的孤岛微电网多源协调频率控制方法[J]. 电力建设, 2020, 41(9): 69-75.
YAO Jianhua, HU Sheng, WANG Guan, et al. Multi-source coordinated frequency control method based on reinforcement learning for island microgrid[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(9): 69-75.

[22] 丁宁, 廖金龙, 陈波, 等. 大功率火电机组一次调频能力仿真与试验[J]. 热力发电, 2018, 47(6): 85-90.
DING Ning, LIAO Jinlong, CHEN Bo, et al. Primary frequency control ability of thermal power units with large capacity: simulation and experiment[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(6): 85-90.

[23] 张雪娟, 束洪春, 孙士云, 等. 双馈风机参与系统调频对系统暂态功角稳定性的影响分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 18-29.
ZHANG Xuejuan, SHU Hongchun, SUN Shiyun, et al. Effect analysis of a doubly-fed induction generator participating in system frequency modulation on system transient power angle stability[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 18-29.

[24] 朱梓嘉, 肖辉, 赵帅旗, 等. 基于并行组合进化算法的光伏阵列最大功率点追踪[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(4): 1-10.
ZHU Zijia, XIAO Hui, ZHAO Shuaiqi, et al. Maximum power point tracking of photovoltaic array based on parallel combination evolutionary algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 1-10.

[25] 赵伟, 李雄, 乔仁飞, 等. 基于混合储能的孤岛微网 VSG 控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 33-40.
ZHAO Wei, LI Xiong, QIAO Renfei, et al. VSG control strategy of an isolated microgrid based on hybrid energy storage[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 33-40.

[26] WATKINS C J C H, DAYAN P. Q-learning[J]. Machine Learning, 1992, 8(3-4): 279-292.

[27] 卫志农, 缪新民, 王华伟, 等. 基于 PSCAD-MATLAB 联合调用的高压直流控制系统参数优化[J]. 高电压技术, 2014, 40(8): 2449-2455.

WEI Zhinong, MIAO Xinmin, WANG Huawei, et al. Parameter optimization for HVDC control system based on PSCAD-MATLAB combined invocation[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(8): 2449-2455.

[28] 刘洋, 邵广惠, 张弘鹏, 等. 新能源参与系统一次调频分析及参数设置[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 683-689.
LIU Yang, SHAO Guanghui, ZHANG Hongpeng, et al. New energy participation system primary frequency modulation analysis and parameter setting[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 683-689.

[29] 余涛, 王宇名, 刘前进. 互联电网 CPS 调节指令动态最优分配 Q-学习算法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(7): 62-69.
YU Tao, WANG Yuming, LIU Qianjin. Analysis of renewable energy participation in primary frequency regulation and parameter setting scheme of power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(7): 62-69.

[30] 余涛, 甄卫国. 基于多步回溯 Q(λ) 的 PSS 最优控制方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(3): 18-23, 28.
YU Tao, ZHEN Weiguo. Optimal control method of PSS based on multi-step backtrack Q(λ) learning[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(3): 18-23, 28.

[31] 宋兴荣, 吴晋波, 杨志学, 等. 基于多目标粒子群算法的风光水火多源 AGC 协调优化方法[J/OL]. 重庆大学学报: 1-13[2022-03-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1044.N.20210414.1042.002.html>.
SONG Xingrong, WU Jinbo, YANG Zhixue, et al. Multi-source AGC coordination optimization method with wind-PV-hydro-thermal based on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2021: 1-13[2022-03-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1044.N.20210414.1042.002.html>.

[32] 史峰, 王辉, 郁磊, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.

收稿日期: 2021-07-18; 修回日期: 2021-10-25

作者简介:

杨悦(1985—), 女, 博士, 讲师, 研究方向为新能源并网稳定性分析; E-mail: muzi4876@163.com

王丹(1996—), 女, 通信作者, 硕士, 研究方向为新能源发电; E-mail: wd000500@163.com

王鹤(1983—), 男, 博士, 教授, 研究方向为柔性直流输电、新能源发电、电力系统通信。E-mail: wanghe_nedu@163.com

(编辑 葛艳娜)