

基于极限动态规划算法的微电网一体化调度与控制

陈俊斌¹, 余涛^{1†}, 殷林飞², 唐建林¹

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2. 广西大学 电气工程学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 随着电力电子技术的发展, 微电网已成为分布式发电的必然趋势. 传统的多时间尺度控制策略之间的配合使用已经很难同时满足高品质频率稳定控制和经济调度的要求. 为解决此问题, 本文提出极限动态规划算法. 所提算法以自适应动态规划算法为框架, 以极限学习机作为其评价模块、模型模块、执行模块、预测模块的内核. 基于所提算法的微电网一体化调控控制器能替代传统模式下“下垂控制+自动发电控制+经济调度”多时间尺度控制组合策略. 最后, 为验证所提算法的有效性, 在 5 个节点的微电网模型进行仿真, 结果验证了所提极限动态规划算法的可行性和有效性.

关键词: 微电网; 频率稳定; 经济调度; 动态规划

引用格式: 陈俊斌, 余涛, 殷林飞, 等. 基于极限动态规划算法的微电网一体化调度与控制. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1698 – 1706

DOI: 10.7641/CTA.2019.80628

Integrated dispatch and control of microgrid based on extreme dynamic programming algorithm

CHEN Jun-bin¹, YU Tao^{1†}, YIN Lin-fei², TANG Jian-lin¹

(1. College of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China;

2. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning Guangxi 530004, China)

Abstract: With the development of power electronics technology, microgrid has become an inevitable trend of distributed generation. By means of traditional multi-time scale control strategies, it is difficult to meet the requirements of high quality frequency stability control and economic dispatch at the same time. To solve this problem, an extreme dynamic programming algorithm is proposed. The proposed algorithm takes the adaptive dynamic programming algorithm as the framework and the extreme learning machine as the kernels of its evaluation module, model module, execution module and prediction module. The integrated dispatch and control controller based on the proposed algorithm can replace the multi-time scale control combined strategy of “droop control + automatic generation control + economic dispatch” under the traditional mode. Finally, in order to verify the effectiveness of the proposed algorithm, a microgrid model of 5 nodes is simulated, and the results verify the feasibility and effectiveness of the proposed extreme dynamic programming algorithm.

Key words: microgrid; frequency stability; economic dispatch; dynamic programming

Citation: CHEN Junbin, YU Tao, YIN Linfei, et al. Integrated dispatch and control of microgrid based on extreme dynamic programming algorithm. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(10): 1698 – 1706

1 引言

微电网(microgrid, MG)是指由分布式电源、储能装置、能量转换装置、负荷、监控和保护装置等组成的小型发配电系统. 在控制技术与能量管理技术日益成熟的背景下, 微电网已经逐步成为分布式发电的网络结构必然趋势. 微电网作为集成分布式电源的解决方案, 有效将数量庞大而种类不同、分散接入的分布

式电源以集成的形式接入配电网, 已经成为电力行业的研究热点^[1-6].

微网中存在大量通过逆变器接口接入微电网的分布式电源(distributed generation, DG), 在本文提及的分布式电源指的是可控电源, 如微型燃气轮机、燃料电池等. 相对于传统电网的直流发电机而言, 分布式电源属于小惯性电源, 且可再生能源电源具有较大间

收稿日期: 2018-08-22; 录用日期: 2019-01-25.

†通信作者. E-mail: taoyu1@scut.edu.cn; Tel.: +86 20-22236205.

本文责任编辑: 邹云.

国家自然科学基金项目(51777078)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (51777078).

歇性和不确定性, 这将导致微电网的电压频率处于不稳定的状态. 同时由于分布式能源的多元化, 微电网电能质量的控制问题日益突出. 传统模式下, 微电网的控制策略一般采用分层控制方案, 形成“下垂控制+自动发电控制+经济调度”的3层控制组合策略^[7-11]. 针对微电网调频问题, 国内外研究算法通常采用发电功率分配 (generation commands dispatch, GCD) 优化算法, 即采用优化算法将PID控制算法发电控制指令分配到各个微电源, 优化算法包括经典的遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[12]、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[13]等. 分层控制策略存在一定的配合使用问题, 控制算法以降低频率偏差为目标, 而优化算法以降低经济成本为目标. 两者的结合结果是重视控制算法的效果而忽略了经济效益, 且由于预测发电量与负荷情况的偏差, 可能导致发电计划和负荷的不平衡, 从而导致在下垂控制和自动发电控制之后分布式发电的不经济性. 针对此问题, 有必要将微电网的3层控制集中到统一的控制平台, 即形成一个集成的一体化控制体系. 文献[14]提出了控制与优化一体化算法, 但其结构由于深度神经网络的存在, 精度与学习速度仍然无法兼顾.

自适应动态规划 (adaptive dynamic programming, ADP) 作为一个最优控制求解方法^[15-16], 与现存的其他最优控制方法相比, 具有独特的算法和结构. 由于采用逐次逼近的方法求取各阶段各个状态的值函数, ADP可以有效避免动态规划过程中的“维数灾”问题^[17]. 同时, ADP可以先离线学习控制, 在运行过程中不断在线学习, 从而获得知识, 不依赖于被控对象的数学模型. 文献[17-18]使用ADP处理大时间尺度大规模机组出力调度问题. 且由于ADP可以根据输入以及控制目标, 输出多控制指令, 能较好地处理微电网运行过程中的多层控制集成任务. 然而由于ADP中的神经网络所需预学习时间较长, 精确度与学习速度不能同时兼顾, 需要对其作出改进来适应高精度的控制需求.

针对上述问题, 本文设计一种“一体化调度与控制”控制器 (integrated dispatch and control, IDC), 该控制器能一次性输出多个微电源的发电指令, 从而兼顾频率偏差和发电成本的目标. 在IDC控制器中搭载了极限动态规划算法, 此算法基于自适应动态规划算法 (adaptive dynamic programming, ADP), 增加一个预测模块, 并以极限学习机 (extreme learning machine, ELM)^[19]作为其预测模块、模型模块、评价模块、执行模块的内核, 从而命名为极限动态规划 (extreme dynamic programming, EDP). 所提EDP算法由于存在极限学习机, 提高了原本ADP算法的学习速度, 因极限学习机的加入, 所提IDC算法具有以下优点:

1) 与原有的ADP算法相比, 所需预学习时间大大

减少;

2) 与已有的GCD算法相比, 在使用过程中所需实际计算时间短, 避免了实际计算时间超出所允许的指令周期的问题;

3) 避免了因控制算法与优化算法配合使用从而导致的性能较差的问题, 能“一体式”输出各机组的发电功率指令.

2 微电网多时间尺度组合式调度与控制框架

2.1 下垂控制

下垂控制是微电网的主要控制策略, 借鉴传统电力系统中发电机有功功率与频率的关系, 人为赋予逆变器一个下垂特性, 称为下垂控制, 下垂控制可以表达为^[20]

$$f = f_0 + mp_i \cdot (P_{refi} - P_i), \quad (1)$$

其中: i 表示第 i 个分布式电源; mp_i 表示第 i 个分布式电源的下垂系数; f_0 表示额定频率; P_i 表示第 i 个分布式电源的实测输出功率; P_{refi} 表示第 i 个分布式电源输出有功功率的参考值; f 表示微电网的频率. 下垂控制本质上是分散控制的, 且不需要微电网的电源之间做通信联系.

2.2 经济调度

分布式电源的发电成本可以表示为^[21-22]

$$\left\{ \begin{array}{l} \min C_{\text{cost}} = \sum_{i=1}^m C_{\text{DE},i} + \sum_{j=m}^n C_{\text{FC},j}, \\ C_{\text{DE},i} = a_i P_{\text{DE},i}^2 + b_i P_{\text{DE},i} + c_i, \\ C_{\text{FC},j} = c_{\text{fuel}} \frac{P_{\text{FC},j}}{\eta_j}, \\ \text{s.t. } P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max}, i = 1, 2, \dots, n, \\ \sum_{i=1}^n P_i = P_d, \end{array} \right. \quad (2)$$

其中: $C_{\text{DE},i}$ 表示第 i 个柴油机的发电成本; $C_{\text{FC},j}$ 表示第 j 个燃气轮机/燃料电池的发电成本; P_i 表示第 i 个分布式电源的实际输出有功功率; a_i , b_i 和 c_i 表示第 i 个柴油机的成本系数; c_{fuel} 表示燃气轮机/燃料电池的燃料成本; η_j 表示第 j 个燃气轮机/燃料电池的发电效率; 第1个约束表示的是分布式电源的功率约束, P_i^{\max} 和 P_i^{\min} 分别表示第 i 个分布式电源的出力上下限; 第2个约束表示系统功率平衡约束, P_d 表示微电网的功率需求.

2.3 经济自动发电控制

在微电网稳定状态下, 功率平衡约束 $\sum_{i=1}^n P_i = P_d$ 时刻满足, 即当负荷波动时, 下垂控制将会在各个分布式电源之间重新分配发电功率. 由式(1)可知, 在总负荷变化为 ΔP 时, 第 i 个分布式电源的分担功率为

$$\Delta P_i = \frac{mp_{\text{MG}}}{mp_i} \Delta P, \quad (3)$$

其中: $\Delta P_i = P_{\text{ref}i} - P_i$ 表示第*i*个分布式电源的分担功率; $\Delta P = \sum_{i=1}^n \Delta P_i$ 表示微电网的总功率需求波动;

$mp_{\text{MG}}^{-1} = \sum_{i=1}^n mp_i^{-1}$ 表示全微网的等价下垂系数.

若将式(1)中的 $P_{\text{ref}i}$ 按照经济调度的功率分配值 $P_{\text{ref}i}^*$ 设置, 且满足 $P_{\text{ref}i}^*$ 之和等于全微网的负荷需求之和即 $\sum_{i=1}^n P_{\text{ref}i}^* = P_d$, 在稳定状态下可得

$$\Delta P = \sum_{i=1}^n \Delta P_i = \sum_{i=1}^n P_{\text{ref}i}^* - \sum_{i=1}^n P_i = P_d - P_d = 0.$$

由此结合式(3)可得 $\Delta P_i = 0 \rightarrow P_i = P_{\text{ref}i}^*$, 结合式(1)可得 $f = f_0$. 由此可知通过设置 $P_{\text{ref}i}$ 的值为 $P_{\text{ref}i}^*$ 可以在同一个时间尺度上实现经济调度和自动发电控制

的结合.

上述特性具体可见图1. 为方便示意, 此图横轴(即功率*P*所在轴)左右两边均为正值. 假设一个包含两个分布式电源(DG_i 和 DG_j)的微电网系统, 在图1(a)中不计损耗的情况下, $P_{\text{ref}i}$ 和 $P_{\text{ref}j}$ 都设置为0, 此时系统的频率为*f*, 两台分布式电源的输出功率分别为 P_i 和 P_j , 此时满足功率平衡 $P_d = P_i + P_j$. 在图1(b)中, 假设在系统负荷为 P_d 的初始条件下, 两个电源的经济调度分配值分别为 P_i^* 和 P_j^* , 此时仍然应满足 $P_i^* + P_j^* = P_d$. 此时令 $P_{\text{ref}i} = P_{\text{ref}i}^* = P_i^*$ 以及 $P_{\text{ref}j} = P_{\text{ref}j}^* = P_j^*$, 两个电源的出力 P_i 和 P_j 最终在稳态时将会分别收敛到 $P_{\text{ref}i}^*$ 和 $P_{\text{ref}j}^*$, 此时系统的频率将会恢复到额定功率 f_0 .

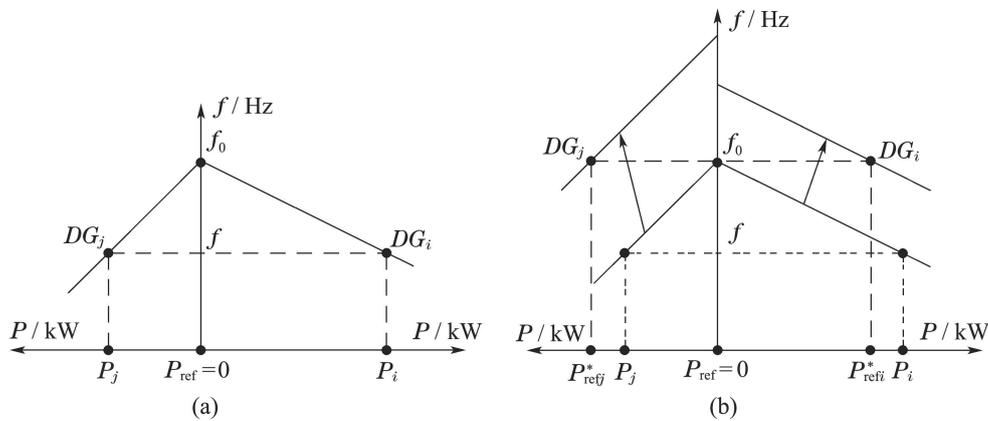


图1 两台分布式电源系统的下垂特性曲线

Fig. 1 Droop characteristic of MG comprising two DGs

3 微网一体化调控框架与极限动态规划算法

3.1 ADP的原理

EDP被应用在作为经济自动发电控制和功率分配一体化算法. 如图2所示, ADP算法主要包含3个模块: 执行网、模型网和评价网. 其中: 执行网根据当前状态选择动作; 模型网根据当前状态和输入动作估计下一时刻状态; 评价网的输出用来估计代价函数.

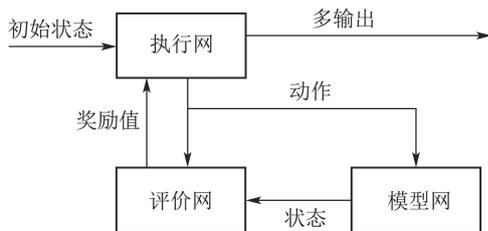


图2 自适应动态规划算法示意图

Fig. 2 Illustration of adaptive dynamic programming

ADP的核心思想是贝尔曼(Bellman)最优性原理, 或称为最优子结构, 即: 多级决策过程的最优策略具

有这种性质, 不论初始状态和初始决策如何, 剩余的决策对于由初始决策所形成的状态来说, 必定也是一个最优决策. 可用一个递推公式表示如下:

$$\begin{cases} x(k+1) = F(x(k), u(k), k), \\ u^*(k) = \\ \arg \min_{u(k)} \{l(x(k), u(k)) + \gamma J^*(x(k+1))\}, \end{cases} \quad (4)$$

其中: 第1个式子表示系统的状态递推, 即在第*k*阶段, 系统处于 $x(k)$ 状态时, 采取 $u(k)$ 策略之后, 系统将运行到 $x(k+1)$ 状态; 第2个式子表示算法的策略选择方法, 其中: $u^*(k)$ 为*k*决策阶段的最优决策; $l(x(k), u(k))$ 表示在 $x(k)$ 状态采取 $u(k)$ 决策的即时惩罚值函数; $J^*(x(k+1))$ 表示在 $x(k+1)$ 状态值函数.

而在处理较为复杂的系统时, 普通神经网络不能完全胜任, 因此本文提出极限动态规划算法EDP. 所设计的极限动态规划算法, 在原来ADP算法的基础上, 将其中的函数近似结构(如神经网络)替换为极限学习机, 并加入了预测模块, 如图3所示. 其中几个模块的输入输出如表1所示.

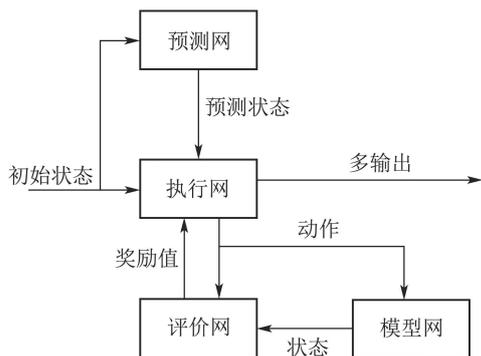


图 3 极限动态规划算法示意图

Fig. 3 Illustration of adaptive dynamic programming

表 1 极限学习机输入输出表

Table 1 Inputs and outputs of EDP

模块	输入	输出
执行模块	动作集、评价值、状态	动作输出
模型模块	状态、动作	下一个时刻状态
评价模块	动作、下一时刻状态	惩罚函数值
预测模块	外界状态	下一时刻外界状态

3.2 EDP中的极限学习机

Guang-Bin Huang等人提出极限学习机的概念, 是一种针对单隐层前馈神经网络 (single-hidden layer feedforward neural network, SLFN) 的新算法。相对于传统SLFN训练速度慢、容易陷入局部极小值点、学习率的选择敏感等缺点, ELM算法随机产生输入层与隐含层的连接权值及隐含层神经元的阈值, 且在训练过程中无需调整, 只需要设置隐含神经元的个数, 便可以获得唯一的最优解。相比之下, ELM具有学习速度快, 泛化性能好等优点。具体如下:

传统典型单隐层前馈神经网络如图4所示, 由输入层、隐含层和输出层组成, 分别有 n, l, m 个神经元, 其中输入层与隐含层全连接, 隐含层与输出层全连接。

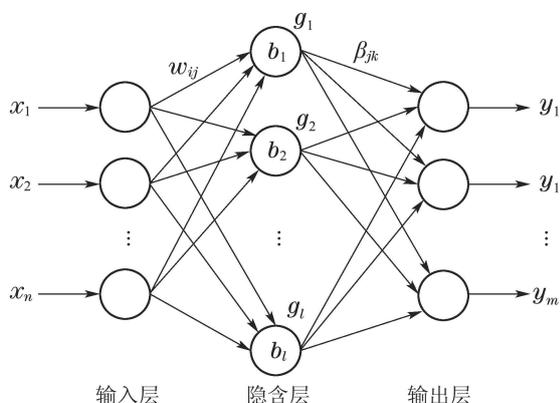


图 4 传统典型单隐层前馈神经网络

Fig. 4 Single-hidden layer feedforward neural network

不失一般性, 设输入层与隐含层间的连接权值 W 为

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{l1} & w_{l2} & \cdots & w_{ln} \end{bmatrix}_{l \times n}, \quad (5)$$

其中 w_{ij} 表示输入层第 i 个神经元与隐含层第 j 个神经元的连接权值。

设隐含层与输出层间的连接权值 β 为

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{l1} & \beta_{l2} & \cdots & \beta_{lm} \end{bmatrix}_{l \times m}, \quad (6)$$

其中 β_{jk} 表示隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元的连接权值。

设隐含层神经元的阈值 b 为

$$b = [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_l]^T. \quad (7)$$

当训练样本有 Q 个时, 输入矩阵 X 和输出矩阵 Y 分别为

$$\left\{ \begin{array}{l} X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1Q} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nQ} \end{bmatrix}_{n \times Q} \\ Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1Q} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mQ} \end{bmatrix}_{m \times Q} \end{array} \right. \quad (8)$$

隐含层激活函数为 $g(x)$, 则网络的输出 T 为

$$\left\{ \begin{array}{l} T = [t_1 \ t_2 \ \cdots \ t_Q]_{m \times Q}, \\ t_j = \begin{bmatrix} t_{1j} \\ t_{2j} \\ \vdots \\ t_{mj} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} g(w_i x_j + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} g(w_i x_j + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} g(w_i x_j + b_i) \end{bmatrix}_{m \times 1} \end{array} \right. \quad (9)$$

其中: $w_i = [w_{i1} \ w_{i2} \ \cdots \ w_{in}]$, $x_j = [x_{1j} \ x_{2j} \ \cdots \ x_{nj}]^T$.

式(9)可以表示为

$$H_{Q \times l} \beta = T^T, \quad (10)$$

其中 $H_{Q \times l}$ 称为神经网络的隐含层输出矩阵, 其中第 i 行第 j 个元素表示为

$$H(i, j) = g(w_j x_i + b_j). \quad (11)$$

在此基础上, Guang-Bin Huang等人提出两个定理, 描述如下^[18]:

定理 1 给定任意 Q 个不同样本 (x_i, t_i) , 其中: $x_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}]^T \in \mathbb{R}^n$, $t_i = [t_{i1} \ t_{i2} \ \dots \ t_{im}] \in \mathbb{R}^m$, 一个任意区间无限可微的激活函数 $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 则对于具有 Q 个隐含层神经元的 SLFN, 在任意赋值 $w_i \in \mathbb{R}^n$ 和 $b_i \in \mathbb{R}$ 的情况下, 其隐含层输出矩阵 H 可逆且有 $\|H\beta - T^T\| = 0$.

定理 2 给定任意 Q 个不同样本 (x_i, t_i) , 其中: $x_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}]^T \in \mathbb{R}^n$, $t_i = [t_{i1} \ t_{i2} \ \dots \ t_{im}] \in \mathbb{R}^m$, 给定任意小误差 $\varepsilon > 0$, 和一个任意区间无限可微的激活函数 $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 则总存在一个含有 $K (K < Q)$ 个隐含层神经元的 SLFN, 在任意赋值 $w_i \in \mathbb{R}^n$ 和 $b_i \in \mathbb{R}$ 的情况下, 有 $\|H_{N \times M} \beta_{M \times m} - T^T\| < \varepsilon$.

由定理1可知, 若隐含层神经元个数与训练集样本个数相等, 则对于任意的 W 和 b , SLFN 都可以零误差逼近训练样本, 即

$$\sum_{j=1}^Q \|t_j - y_j\| = 0, \quad (12)$$

其中 $y_j = [y_{1j} \ y_{2j} \ \dots \ y_{mj}]^T, j = 1, 2, \dots, Q$.

然而, 当训练样本个数 Q 较大时, 为了减少计算量, 隐含层神经元个数 K 通常取比 Q 小的数, 由定理2可知, SLFN 的训练误差逼近一个任意的 $\varepsilon > 0$, 即

$$\sum_{j=1}^Q \|t_j - y_j\| < \varepsilon. \quad (13)$$

因此, 当激活函数 $g(x)$ 无限可微时, SLFN 的参数并不需要全部进行调整, W 和 b 在训练前可以随机选择, 且在训练过程中保持不变. 而隐含层和输出层的连接权值 β 可以通过求解以下方程组的最小二乘解获得:

$$\min_{\beta} \|H\beta - T^T\|. \quad (14)$$

3.3 设计基于EDP的微电网一体化算法调度与控制

设计基于EDP的微电网一体化算法的执行流程如图5所示. 由图中可以看出, 所提算法执行模块所产生的动作指令为动作矩阵, 也就是说所提算法将微电网的频率控制与功率经济分配集成为一体化.

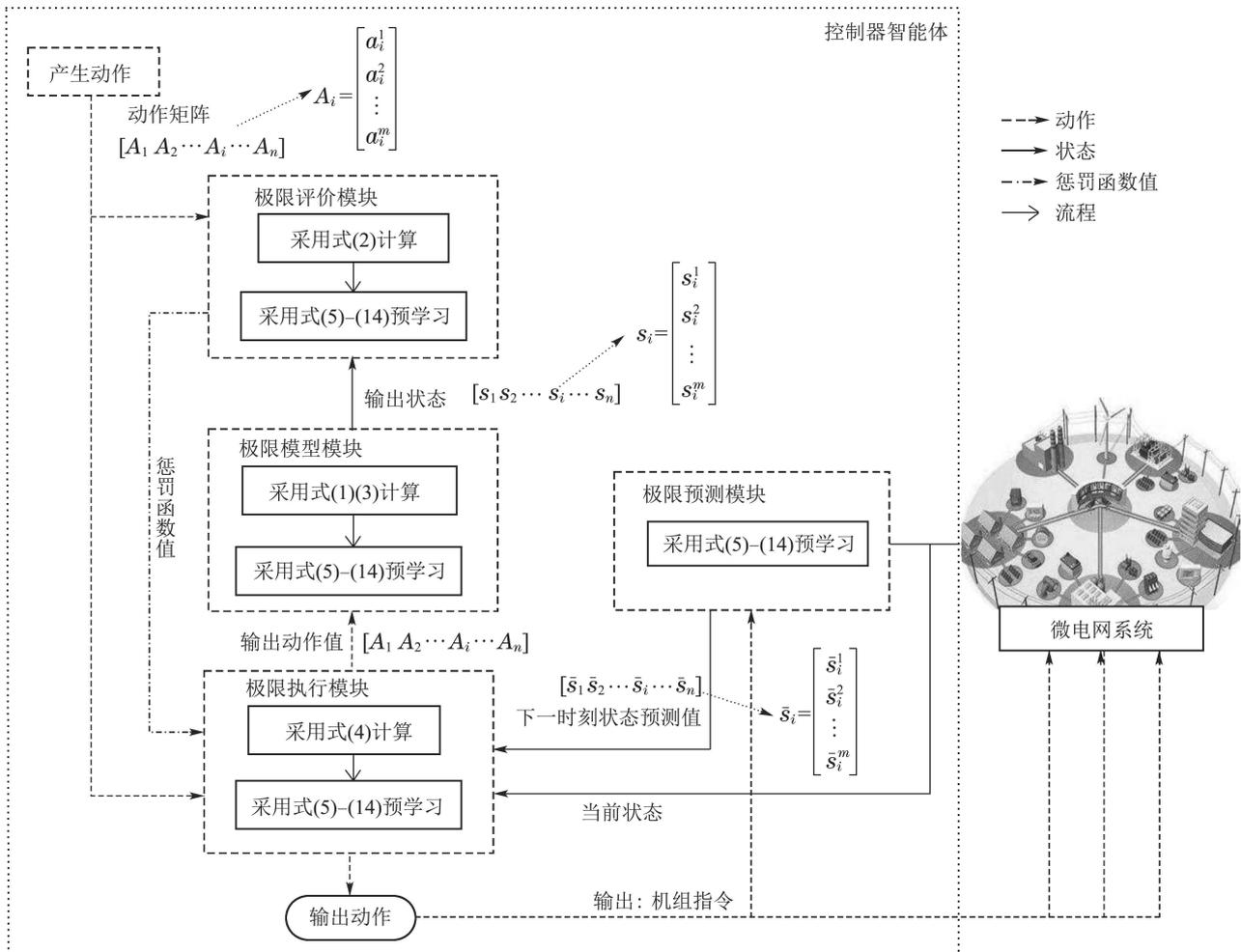


图 5 基于EDP的微电网IDC算法控制器

Fig. 5 Microgrid integrated dispatch and control based on EDP

4 算例仿真

本文算例均在CPU为i7-6700 CPU @3.40 GHz内存为8 GB系统为Windows 10专业版64位的电脑上运行, 所用软件MATLAB版本为R2017b, 以下算例中算法的实际计算时间均以此配置的设备为准. 所有算例中的传统“组合式”算法实际计算时间的统计均为优化算法实际计算时间的统计, 不计控制算法的实际计算时间(“组合式”算法的控制算法实际计算时间远小于其优化算法的实际计算时间, 可忽略不计).

为验证所提模型和算法的有效性, 本文采用的仿真模型如图6所示, 其他不可控微电源(风电、光伏发电等)作为边界条件计入负荷波动. 图中控制器智能体具有如下功能: 1) 读取当前微网负荷状况; 2) 运行第3.3节所述控制算法; 3) 通过与各个分布式电源的通信联系, 将所输出最优策略传递到各个智能体的逆变器中的下垂控制曲线环节. 该微电网系统中共有5个经由下垂控制连接到微网的分布式电源, 其参数如表

2所示. 值得一提的是, 在微电网与主网连接的开关处可设置另一个智能体与控制器智能体通过通信联系, 可将本模型与算法扩展到与主网连接运行.

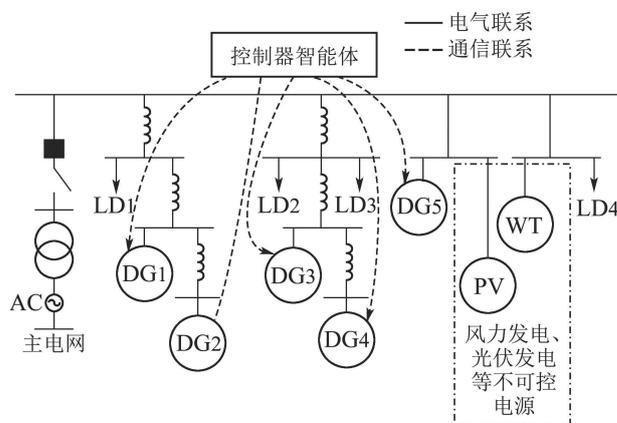


图 6 基于IDC的微电网物理信息模型图

Fig. 6 Microgrid physical and cyber connection based on IDC

表 2 分布式电源参数表

Table 2 Parameters of the distributed generations

柴油机					
电源序号	功率/kW	$a_i/(\$ \cdot \text{kW}^2 \text{h}^{-1})$	$b_i/(\$ \cdot \text{kWh}^{-1})$	$c_i/(\$ \cdot \text{h}^{-1})$	下垂系数 $mp_i/(\text{Hz} \cdot \text{kW}^{-1})$
1	[0, 45]	0.0001	0.0437	0.2	0.02
2	[0, 20]	0.0001	0.0490	0.4	0.04
3	[0, 30]	0.0001	0.0458	0.3	0.03
燃气轮机/燃料电池					
电源序号	功率/kW	$c_{\text{fuel}}/(\$ \cdot (\text{MW} \cdot \text{h})^{-1})$	$\eta/\%$	下垂系数 $mp_i/(\text{Hz} \cdot \text{kW}^{-1})$	
4	[0, 20]	40.2	28	0.035	
5	[0, 40]	39.7	26	0.025	

本文选取典型日电网常规负荷曲线如图7所示. 其中最高负荷点设为120 kW.

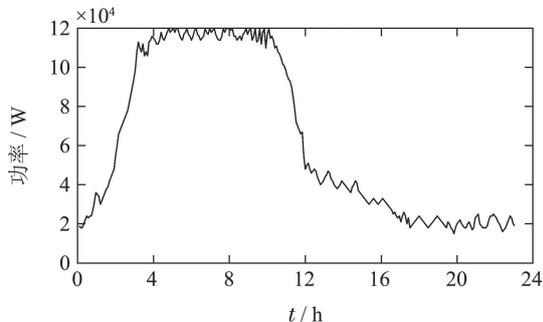
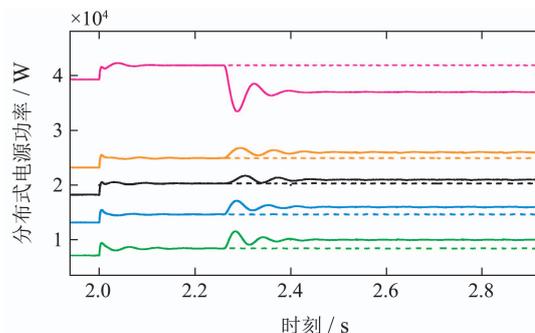


图 7 典型日负荷曲线

Fig. 7 Typical daily load curve

为验证本模型的有效性, 本文在此部分设置初始负荷为100 kW时, 系统正常运行, 到时刻 $t = 2.0$ s时, 负荷变化到110 kW, 对比在采用本模型前后的分布式电源出力、系统频率的差异. 仿真结果如图8所示, 图

中实线表示采用IDC控制器的时候系统的变化状况(其中EDP的计算过程大概有0.25 s); 虚线表示不采用IDC, 固定 P_{ref} 时系统的变化. 其中: 图8(a)为分布式电源功率变化, 图8(b)为系统频率 f 的变化.



(a)

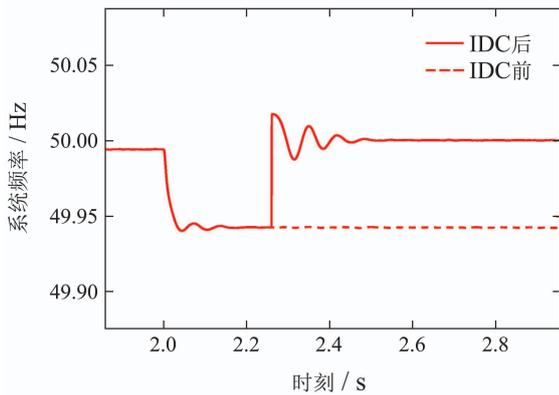


图 8 IDC前后系统变化对比图

Fig. 8 Performance comparison of the MG before and after IDC

通过仿真可以看出, 在重新设置 P_{refi} 前系统频率偏差 Δf 大概为 (0.05~0.1) Hz, 根据 IDC 控制器对下垂控制曲线方程的 P_{refi} 重新设置后, 系统经过短暂的小幅度震荡之后, 最终频率偏差 Δf 接近 0. 此处由于系统存在阻抗, Δf 不为 0. 由此可以看出, 所提 IDC 有效提高系统运行的稳定性和可靠性.

为验证所提算法的优势, 在图 6 所示微电网中进行为期一天的仿真, 负荷波动如图 7 所示, 分别采用本文所提 EDP 算法、ADP 算法、DADP 算法及无预测模块的 EDP 算法进行频率控制, 仿真结果截取部分如图 9 所示.

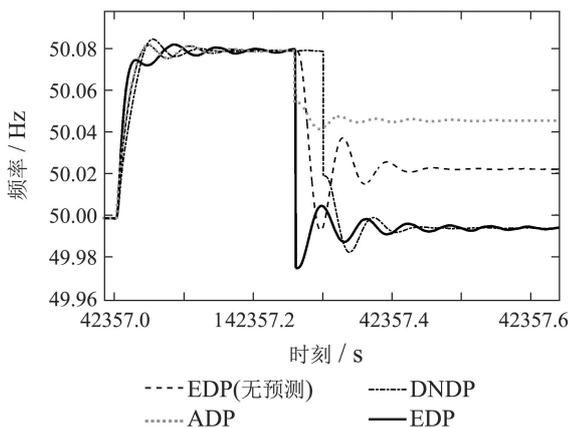


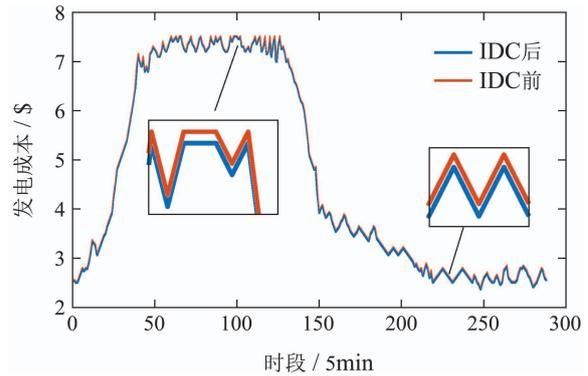
图 9 动态规划算法控制效果对比图

Fig. 9 Control effect comparison chart of dynamic programming algorithm

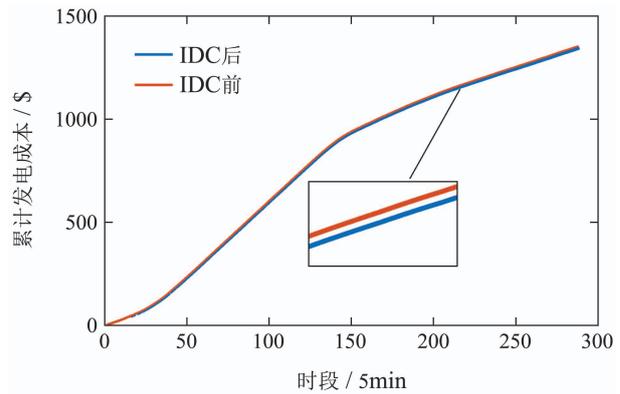
图中可以看出, 本文所提出 EDP 算法在微电网中的控制效果最佳, 文献 [14] 所提 DNDP 控制效果与 EDP 算法效果相差无几, 但由于深度神经网络的存在, 其计算时间略高于 EDP. 而去除预测模块之后, EDP 控制效果略差于加入预测模块的 EDP. 原始的 ADP 算法计算时间略少于 DNDP, 但控制效果在几种动态规划算法中处于劣势. 这是由于 ELM 相对于 BP, DNN 等

其他神经网络, 有着学习速度快、精确度高的优势, 使得 EDP 相对其他控制算法能在保证控制精度的同时, 保证极快的响应速度. 由此可以看出本文所提 EDP 的精确性与高效性.

为验证所设计算法能有效提高微电网经济性, 将如图 7 所示典型负荷曲线分为 288 个时间段, 并对其在 IDC 前后的发电成本做一个对比. 效果如图 10 所示. 其中图 10(a) 表示的是 IDC 前后系统发电成本的对比, 图 10(b) 表示的是 IDC 前后系统累计发电成本的对比.



(a)



(b)

图 10 IDC前后经济性对比图

Fig. 10 Performance comparison of the cost of the MG before and after IDC

图 10 中可以看出, 根据 IDC 模型计算得出的 P_{refi} 可以提高孤岛微网系统运行的经济性. 其中, 单时段最高可降低 0.86% 发电成本, 最少可降低 0.16% 发电成本; 在总发电成本上, 共降低 0.39% 的发电成本. 由于本模型是在满足频率控制的前提下完成经济性的提升, 故可保证经济的最优性. 但由于动作的离散化, 在控制精度与经济性上, 仍有一定的提升空间.

为验证所提算法优势, 将所提算法与传统算法 GA, PSO 作对比. 控制算法与优化算法的搭配如表 3 所示. GA 与 PSO 的参数经由多个参数组合仿真, 产生大量仿真数据, 选择其中表现最佳组合. 其中: GA 的种群尺度为 50, 精英数目为 2, 交叉概率为 0.8, 迁移间

隔为20, 迁移概率为0.2. PSO中种群大小为50, 学习因子 $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, 约束因子为0.729, 最大迭代数为500次. EDP在计算过程不包括上线运行前的预学习时间. 实验中微电网负荷均设置为110 kW, 各进行10次仿真实验, 计算时间如表4所示.

表 3 算法搭配示意图

Table 3 Schematic of algorithm collocation

算法	控制算法	优化算法
传统PSO	固定参数PID	PSO
传统GA	固定参数PID	GA
IDC	EDP调控一体化	

表 4 EDP算法与GA, PSO算法计算时间(s)

Table 4 Computation time of EDP and GA, PSO (s)

仿真序号	EDP	GA	PSO
1	0.2629	3.1026	3.0605
2	0.2581	2.5271	3.0099
3	0.2493	2.5256	2.9849
4	0.2634	2.5561	3.0002
5	0.2554	2.3814	2.9785
6	0.2535	2.5443	2.9667
7	0.2575	2.4912	2.8887
8	0.2512	2.6222	2.9639
9	0.2635	2.4929	2.9611
10	0.2490	2.4262	2.9809
平均	0.25638	2.56696	2.97953

由表中数据可以看出, 所提EDP单次计算时间仅为GA和PSO的十分之一, 这是由于智能算法的“试错”机制导致所需时间较长, 而EDP由于可以直接对多个变量直接输出最优解, 加速了收敛过程, 大大减少了计算迭代时间, 能满足自动发电指令周期的要求, 因此使用EDP能真正将经济控制做到“秒级控制”.

另外, 为验证极限学习机在本算法中的优势, 将EDP的训练时间和BP神经网络以及深度神经网络(deep neural networks, DNN)的训练时间, 在样本数同为4000个的条件下做一个对比. 为提高精度, 其中EDP中的ELM和BP均设置隐含层为4000个神经元, DNN设置为4个隐含层, 每个隐含层包含20个神经元. 结果如表5所示.

表 5 EDP与BP, DNN训练时间对比

Table 5 Training time of EDP and BP, DNN

网络类型	EDP	BP	DNN
训练时间/s	35	1037	476

由表格可以看出, EDP的训练时间远小于传统的BP和DNN所需训练时间, 在此基础上可以实现线上

更新, 即在运行过程中将系统实际运行数据作为新样本, 对EDP参数在线学习微调.

通过Simulink仿真, 所提EDP算法对微电网系统有效提高了运行稳定性和经济性, 从上述仿真结果可以看出:

1) 针对微电网系统的发电控制问题, 所提EDP算法可以有效降低频率偏差, 理想条件下频率偏差应为0;

2) 与其他算法相比, 所提EDP算法所需的计算步数极少, 且实际计算时间少, 能满足自动发电指令周期的要求;

3) 因极限学习机的加入, 所提EDP算法比传统ADP算法所需学习时间少;

4) 所提EDP算法能一次性输出多个指令, 实现传统“下垂控制+经济调度”的目标, 实际计算时间短, 收敛性强, 适合作为微电网控制与调度算法.

5 结论

针对微电网控制与调度组合策略问题, 本文设计了“一体化调度与控制”框架(integrated dispatch and control, IDC), 并提出了极限动态规划算法(extreme dynamic programming, EDP). 本文搭建了5个节点的微电网系统, 并进行了基于所提IDC控制器的系统仿真, 通过仿真对比说明所提EDP算法具有可行性和有效性. 所提IDC框架和EDP算法的主要优势为

1) 所提EDP算法实现了“下垂控制与经济调度”配合使用的功能, 其效果优于配合使用的效果. 且由于极限学习机的加入, 大大提高了其预学习的速度.

2) 虽然所提算法需要离线学习, 但在运行过程中, 该算法不断通过在线学习微调, 不断增强算法对系统的预测能力和决策能力, 从而获得更好的控制效果, 避免了组合算法的缺点.

EDP算法在提高计算速度上有其独特的结构优势, 但由于需要动作的离散化, 使得控制的精度仍有提升空间, 笔者正尝试将迁移学习融入动态规划, 或采用线性化值函数的方法, 进一步提高其性能.

参考文献:

- [1] LI Bin, ZHU Jing, LI Peijie, et al. Island partition of distribution network with unreliable distributed generators. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(8): 59 – 65.
(李滨, 祝靖, 李佩杰, 等. 含非可靠分布式电源的配电网孤岛划分. 电力系统自动化, 2015, 39(8): 59 – 65.)
- [2] HE Chengming, WANG Hongtao, WEI Zhongkang, et al. Distributed coordinated real-time control of wind farm and AGC units. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(2): 302 – 309.
(何成明, 王洪涛, 韦仲康, 等. 风电场与AGC机组分布式协同实时控制. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 302 – 309.)
- [3] GUO X, GUO X. China's photovoltaic power development under policy incentives: a system dynamics analysis. *Energy*, 2015, 93: 589 – 598.

- [4] PAN Zhenning, WANG Keying, QU Kaiping et al. Coordinated optimal dispatch of electricity-gas-heat multi-energy system considering high penetration of electric vehicles. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(4): 104 – 112.
(潘振宁, 王克英, 瞿凯平, 等. 考虑大量EV接入的电-气-热多能耦合系统协同优化调度. 电力系统自动化, 2018, 42(4): 104 – 112.)
- [5] LI Xiulei, GENG Guangfei, JI Yuqi, et al. Intergrated optimal planning of energy storage and demand side response in active power distribution network. *Power System Technology*, 2016, 40(12): 3803 – 3810.
(李秀磊, 耿光飞, 季玉琦, 等. 主动配电网中储能和需求侧响应的联合优化规划. 电网技术, 2016, 40(12): 3803 – 3810.)
- [6] ZUO Weijie, MA Zhao, ZHOU Limei, et al. Grid-connection of distributed photovoltaic generation method based on the power quality health status of distribution system. *Power System Technology*, 2015, 39(12): 3442 – 3448.
(左伟杰, 马钊, 周莉梅, 等. 基于配电网电能质量健康评估策略的分布式光伏接入方法. 电网技术, 2015, 39(12): 3442 – 3448.)
- [7] REZA G, GHAREHPETIAN G B. Distributed hierarchical control structure for voltage harmonic compensation and harmonic current sharing in isolated MicroGrids. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2018, 16: 55 – 69.
- [8] ALI A, REZA N, KAZEM M. Simultaneous control and protection schemes for DC multi microgrids systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 104: 230 – 245.
- [9] HU J, SHAN Y, XU Y, et al. A coordinated control of hybrid ac/dc microgrids with PV-wind-battery under variable generation and load conditions. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2019, 104: 583 – 592.
- [10] MOHAMED A R I, RADWAN A A. Hierarchical control system for robust microgrid operation and seamless mode transfer in active distribution systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2011, 2(2): 352 – 362.
- [11] FENG Xueping, SONG Xiaohui, LIANG Ying, et al. Islanding method based on minimum spanning tree and improved genetic algorithm for distribution system with DGs. *High Voltage Engineering*, 2015, 41(10): 3470 – 3478.
(冯雪平, 宋晓辉, 梁英, 等. 基于最小生成树及改进遗传算法的含分布式电源配电网孤岛划分方法. 高电压技术, 2015, 41(10): 3470 – 3478.)
- [12] LI Yilin, DONG Ping, LIU Mingbo, et al. Distributed coordinated control of DC microgrid based on finite-time consensus algorithm. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(16): 96 – 103, 228 – 230.
(李一琳, 董萍, 刘明波, 等. 基于有限时间一致性的直流微电网分布式协调控制. 电力系统自动化, 2018, 42(16): 96 – 103, 228 – 230.)
- [13] BAHRAMI S, HOOSHMAND R A, PARASTEGARI M. Short term electric load forecasting by wavelet transform and grey model improved by PSO (particle swarm optimization) algorithm. *Energy*, 2014, 72(7): 434 – 442.
- [14] YIN Linfei, YU Tao, ZHANG Zeyu, et al. Deep adaptive dynamic programming based integration algorithm for generation control and optimization of islanded active distribution network. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(2): 169 – 183.
(殷林飞, 余涛, 张泽宇, 等. 基于深度自适应动态规划的孤岛主动配电网发电控制与优化一体化算法. 控制理论与应用, 2018, 35(2): 169 – 183.)
- [15] WANG D, LIU D, WEI Q, et al. Optimal control of unknown non-affine nonlinear discrete-time systems based on adaptive dynamic programming. *Automatica*, 2012, 48(8): 1825 – 1832.
- [16] YAZDAN B, GOLPÍRA HÉMIN. Automatic voltage regulator design using a modified adaptive optimal approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 104: 349 – 357.
- [17] LIANG Zhencheng, WEI Hua, LI Ling, et al. A method of value function approximate dynamic programming for medium/long term generation scheduling. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(20): 5199 – 5209.
(梁振成, 韦化, 李凌, 等. 中长期发电计划的值函数近似动态规划方法. 中国电机工程学报, 2015, 35(20): 5199 – 5209.)
- [18] JIAN Ganyang, LIU Mingbo, LIN Shunjiang. Storage modeling and approximate dynamic programming algorithm for stochastic dynamic economic dispatch problems. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(25): 4333 – 4340.
(简渝杨, 刘明波, 林舜江. 随机动态经济调度问题的存储器建模及近似动态规划算法. 中国电机工程学报, 2014, 34(25): 4333 – 4340.)
- [19] SONG G, DAI Q. A novel double deep ELMs ensemble system for time series forecasting. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 134: 31 – 49.
- [20] LI Z, ZANG C, ZENG P, et al. Analysis of multi-agent-based adaptive droop-controlled AC microgrids with PSCAD. *Journal of Power Electronics*, 2015, 15(2): 455 – 468.
- [21] BINETTI G, DAVOUDI A, LEWIS F L, et al. Distributed consensus-based economic dispatch with transmission losses. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(4): 1711 – 1720.
- [22] DU Yan, PEI Wei, GE Xianjun, et al. Rolling optimization of economic dispatching for multi-energy micro-grid system. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2017, 29(11): 20 – 25.
(杜妍, 裴玮, 葛贤军, 等. 综合能源微网系统的滚动优化经济调度. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(11): 20 – 25.)

作者简介:

陈俊斌 硕士研究生, 目前研究方向为智能电网技术, E-mail: junbin0617@outlook.com;

余涛 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂电力系统的非线性控制理论和仿真, E-mail: taoyu1@scut.edu.cn;

殷林飞 讲师, 博士, 目前研究方向为智能电网技术, E-mail: yinlinfei@163.com;

唐建林 硕士研究生, 目前研究方向为智能电网技术, E-mail: tang-jl@foxmail.com.