

DOI: 10.7667/PSPC151263

基于模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 的储能电源逆变控制

倪磊, 樊波, 牛天林, 边岗莹, 赵广胜

(空军工程大学防空反导学院, 陕西 西安 710051)

摘要: 针对传统 PID 控制器存在抗干扰能力差、参数整定困难、时变控制不确定等不足, 为进一步提高储能电源逆变输出电压波形质量, 增强控制系统的鲁棒性, 提出了基于优化模糊 PID 控制器的控制策略。在介绍分数阶控制器定义及其数学实现的基础上, 该方法引入模糊控制规则对控制器的结构参数进行调整, 同时融合了神经网络的自学习能力, 通过在系统工作时动态调整隶属函数和完善模糊控制规则, 实现控制器参数的在线调节和优化。仿真结果表明, 优化后的控制器具有更灵活的结构和更强的鲁棒性, 具备良好的动态特性和自适应能力, 能够满足储能电源逆变控制的要求。

关键词: 储能电源; 逆变; 分数阶控制; 模糊神经网络

Control strategy for energy storage system inverter based on fuzzy $PI^\lambda D^\mu$ neural network controller

NI Lei, FAN Bo, NIU Tianlin, BIAN Gangying, ZHAO Guangsheng

(Airforce Engineering University, College of Air and Missile Defense, Xi'an 710051, China)

Abstract: The traditional PID controller has a shortage of an-interference performance, parameters setting and time-varying control. In order to improve the output-voltage performance of the inverter and robustness of battery energy storage system power supply, this paper puts forward a control method based on optimized fuzzy PID controller. Based on expounding the definition and math algorithm of fractional order controller, the method introduces fuzzy control rules to adjust the parameters of the controller, meanwhile, combines with the self-learning ability of the neural network to adjust and optimize the controller parameters online by improving the membership function and fuzzy control rules constantly. The simulation results show that the quality of anti-interference and robust of the optimized control system are enhanced, the controller has better construction and dynamic performance, above all, the optimized control methods are feasible for the inverter of battery energy storage system.

Key words: battery energy storage system; inverter; fractional order control; fuzzy neural network

0 引言

在当今世界新能源发电技术大规模开发, 分布式发电技术不断成熟的背景下, 由于新能源发电存在间歇性、不确定性特征, 储能电源以其能够“削峰填谷”平抑功率波动、提高系统稳定性、改善电网电能质量等越来越受到人们重视^[1]。作为储能系统的关键组成部分, 逆变器实现了能量在电源和电网之间的双向流动, 其拓扑结构和控制方法也是多种多样。过去学者在对储能电源的逆变器的闭环控制研究中, 提出了许多控制方法, 诸如单闭环 PID 控制、双闭环控制、神经网络 PID、滞环电压控制、无差拍控制和重复控制等^[2-6]。这些控制方案各具特点, 但难以兼具稳态输出好、动态响应快、鲁棒性

好的优点。

本文基于模糊神经分数 $PI^\lambda D^\mu$ 控制原理对逆变控制器进行改进, 在传统 PID 控制器设计的基础上, 将模糊控制引用到分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器中, 同时结合神经网络的自学习能力。该方法容易实现, 自适应能力强, 进一步改善了分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器的性能, 实现了系统结构参数的优化。文中用储能电源逆变控制的仿真实例验证了该方法的有效性。

1 三相桥式逆变电路模型

三相桥式逆变电路的拓扑结构如图 1 所示, 其中 u_i 为逆变器的直流输入电压, U_a 、 U_b 、 U_c 为逆变器输出相电压, i 为直流侧输入电流, i_a 、 i_b 、 i_c 为电网侧相电流; L 为网侧滤波电感, r 为等效电

阻, $V_1 \sim V_6$ 为 IGBT 开关器件, 三相桥式逆变电路通过控制开关器件 IGBT 的导通和关断, 从而实现能量在交流侧和直流侧的双向流动, 具有电压谐波分量小、网侧功率因数可控、能够在四象限运行等优点。

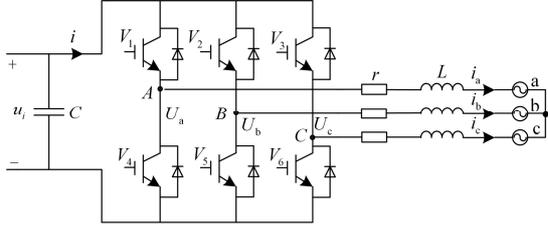


图 1 三相桥式逆变电路结构

Fig. 1 Circuit of three-phase bridge inverter

2 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器

2.1 分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器

PID 控制是控制领域中应用最广泛、成熟的技术, Podlubny 提出的分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器是对传统整数阶 PID 控制器概念的推广, 它可以应用于非线性系统, 在控制过程中能够取得比整数阶 PID 控制器更好的效果。与整数阶 PID 控制器类似, 分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器的微分方程为

$$u(t) = K_p e(t) + K_I D_t^{-\lambda} e(t) + K_D D_t^\mu e(t) \quad (1)$$

其中: $u(t)$ 为控制器的输出; $e(t)$ 为控制器的输入; K_p 、 K_I 、 K_D 为控制器的参数; λ 、 μ 均为任意正实数, 是分数阶微积分的阶次。

对分数阶微积分求拉普拉斯变化得

$$L[{}_0 D_t^\lambda f(t)] = s^\lambda F(s) \quad (2)$$

由此可推得控制器的微分方程为

$$u(t) = K_p e(t) + K_I s^{-\lambda} e(t) + K_D s^\mu e(t) \quad (3)$$

由于分数阶系统具有无限维特性, 使得在时域中对控制器进行数字化实现相对困难, 而在连续域中频域特性分析则较为方便, 这里可以采用有限维的微分方程进行逼近, 完成短时的记忆实现。根据 Grünwald-Letnikov 微积分定义, 在接近起点的二项式系数足够小时, 可以忽略或选择性去掉过去的时间序列, 从而选取其有限项来近似替代分数阶导数或积分, 完成在 Z 域或时域内对分数阶系统直接研究, 实现数字化^[7-8]。可得到式(4)。

$${}_0 D_t^\alpha f(t) \approx {}_{t-l} D_t^\alpha f(t) \approx h^{-\alpha} \sum_{j=0}^{n(t)} \omega_j^\alpha f(t-jh) \quad (4)$$

其中: l 为记忆长度, $t > l$, $n(t) = \min\left\{\left\lceil \frac{t}{h} \right\rceil, \left\lfloor \frac{l}{h} \right\rfloor\right\}$,

$\omega_j^\alpha = (-1)^j \binom{\alpha}{j}$ 是二项式系数。 ω_j^α 的计算式为

$$\omega_0^\alpha = 1, \omega_j^\alpha = \left(1 - \frac{\alpha + 1}{j}\right) \omega_{j-1}^\alpha, j \geq 1 \quad (5)$$

通过采样时间 T 来近似逼近步长 h , 对 $D_t^\alpha f(t)$ 进行离散化, 得到式(4)、式(5)的近似 Z 域变换为

$$Z\{D_t^\alpha f(t)\} \approx \left\{T^{-\alpha} \sum_{j=0}^m \omega_j^\alpha z^{-j}\right\} F(z) \quad (6)$$

$$U(z) \approx K_p E(z) + K_I T^\lambda \sum_{j=0}^m \omega_j^{-\lambda} z^{-j} E(z) + \quad (7)$$

$$K_D T^{-\mu} \sum_{j=0}^m \omega_j^\mu z^{-j} E(z)$$

式中, $m = \lceil l/T \rceil$ 表示记忆长度, 这种方法称为短时记忆数字实现法。由式(7)可以看出, 当 T 越小, m 越大时, 计算精度越高。

2.2 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器

分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器与整数阶 PID 控制器一样, 不具有参数自整定的功能, 而当三相桥式逆变电路工作时, 由于负载变化、输出电压波动大和外界环境干扰等因素, 其控制性能可能会变差, 控制器参数辨识的整定方法不一定有效。本文将模糊规则引入分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器的参数整定中, 构建模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器, 制定相应的模糊控制规则, 实现对控制器参数 K_p 、 λ 、 μ 模糊自适应调整, 使得难以被建模的被控对象获得更优的控制结果。

系统采用二维模糊控制, u 是控制量, u_o 是采样电压输出量, e 为误差信号, ec 为误差变化率, 选取 e 和 ec 作为控制器的输入量, 先对其进行模糊化处理, 变成模糊量 E 、 EC , 再经模糊推理算法得到模糊输出量, 解模糊化后得到精确值 ΔK_p 、 $\Delta \lambda$ 、 $\Delta \mu$, 其输入输出关系如式(8)所示。

$$\begin{cases} \Delta K_p = f_p(E, EC) \\ \Delta \lambda = f_\lambda(E, EC) \\ \Delta \mu = f_\mu(E, EC) \end{cases} \quad (8)$$

式中: f_p 、 f_λ 和 f_μ 为输入输出的二元函数。

基于模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制的控制器结构框图如图 2 所示。首先, 采用 Mamdani 提出的标准化设计方法对控制系统的论域进行模糊化, 设定 e 、 ec 和 u 的基本论域为 $[-6 \ 6]$, 并将输入输出量的论域离散为 13 个等级, e 和 ec 分别在正反两个方向进行调整, 系统模糊子集为 $[NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB]$, 分别对应于 $[-$ 负大, 负中, 负小, 零,

正小, 正中, 正大]。

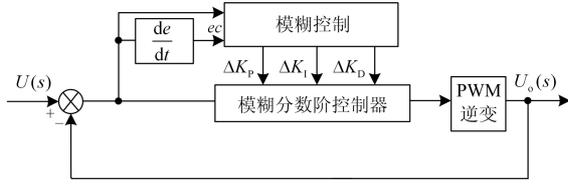


图2 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器结构框图

Fig. 2 Structure of fuzzy fractional order controller $PI^\lambda D^\mu$

根据实际经验和系统稳定性要求制定模糊推理的规则, 系统采用三角形隶属函数形式, 输出模糊子集去模糊化采用重心法得到 ΔK_p 、 $\Delta \lambda$ 、 $\Delta \mu$ 的精确值, 代入式(9)中得到控制器的参数, 式中 K_p^0 、 λ^0 、 μ^0 为分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器的初始设置值, 据此确定控制器参数。

$$\begin{cases} K_p = K_p^0 + \Delta K_p \\ \lambda = \lambda^0 + \Delta \lambda \\ \mu = \mu^0 + \Delta \mu \end{cases} \quad (9)$$

3 模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器

3.1 模糊神经网络结构

模糊控制系统具有鲁棒性强、抗干扰性能强的优点^[9], 尤其适合于解决非线性、时变控制复杂问题。但传统模糊控制也存在一些不足, 比如隶属度函数和控制规则一旦确定后便难以再进行调整, 因此控制效果并不理想。本文采用T-S型模糊神经网络, 它由前件网络和后件网络两部分组成, 前件网络的功能是完成输入隶属函数的位置 c_{ij} 和宽度 σ_{ij} 的在线调整, 后件网络的作用是产生模糊规则的后件, 它属于局部逼近的前向反馈型网络。

模糊神经网络结合了模糊控制和神经网络两者的优点, 使得它既具备强大的逻辑推理能力, 同时拥有泛化的自学习能力, 能够有效地实现自身参数调整优化^[10], 其神经网络结构如图3所示。

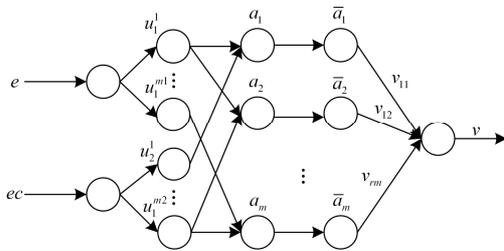


图3 模糊神经网络结构图

Fig. 3 Structure of the fuzzy neural network

T-S 型模糊神经网络包括五层结构, 不同层次的神经网络节点相互作用, 共同完成模糊控制规则

的制定和调整。其中, 第一层为模糊神经网络的输入层, 输入信息为电压误差 e 和误差变化率 ec ; 第二层为输入隶属函数层, 通过节点计算各输入向量的输出隶属函数 u_i^j , m_i 为 x_i 的模糊集合的分割数, n 表示输入量的维数。系统中设定 $n=2$; $x_i = E$; $x_i = EC$; $m_1=7$; $m_2=7$; 隶属函数为

$$u_i^j = \exp(-(x_i - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2) \quad (10)$$

式中: c_{ij} 表示属于各语言变量值的模糊集合的隶属函数中心; σ_{ij} 则表示其宽度。

第三层为模糊规则层, 通过匹配模糊规则的前件可以算出每条模糊规则的适用度:

$$a_j = \min\{u_1^i, u_2^i\} \quad (11)$$

式中:

$$\begin{cases} i_1 = \{m_1, m_2, \dots, m_i\} \\ i_2 = \{m_1, m_2, \dots, m_j\} \\ j = 1, 2, \dots, m, m = \prod_{i=1}^n m_i \end{cases}$$

第四层为归一化层, 它的功能是完成归一化计算, 其节点个数与模糊规则层相同, 计算公式为

$$\bar{a}_j = a_j / \sum_{i=1}^m a_i, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

第五层为后件网络, 它包括结构相同的 r 个并列子网络, 它的作用是通过子网络的输出计算得到每条规则的后件, 即:

$$v_{ij} = p_{j0}^i + p_{j1}^i x_1 + \dots + p_{jn}^i x_n = \sum_{k=0}^n p_{jk}^i x_k \quad (13)$$

后件网络各层之间为线性关系, 系统输出为

$$v_i = \sum_{j=1}^m \bar{a}_j v_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (14)$$

3.2 模糊神经网络的学习训练

T-S 型模糊神经网络的模糊推理是通过前件网络实现的, 将决定控制效果的变量: 电压误差 e 和误差变化率 ec 作为网络输入, 大大减少了模糊控制规则的复杂度, 具体训练步骤如下:

(1) 根据控制器性能的要求, 对模糊神经网络进行离线训练, 并将训练完成的网络接入控制系统, 使之作为自适应控制器;

(2) 对被控对象的输出进行采样, 得到采集的输出数据 $Y(k)$;

(3) 分析模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 神经网络的输入输出关系, 将计算得到的控制量代入系统, 由式(14)得出系统输出值 $Y(k+1)$;

(4) 根据性能指标函数即总输入误差函数, 利用最速梯度学习算法, 对模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 神经网络的网络规则进行在线修正, 从而达到自适应控制的目的;

(5) 更新系统状态, 检查是否达到最大迭代次数, 若终止条件满足则循环结束, 否则令 $k = k + 1$, 转到步骤(2)。

4 仿真实验

在 Matlab/Simulink7.1 环境下, 结合控制要求对 T-S 型模糊神经网络进行学习训练, 并将训练完成的控制器封装到系统仿真电路中, 实现模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 神经网络参数的调整和优化。

仿真系统的开关频率 $f_s=10$ kHz; 输出滤波电感 $L=250$ μ H; 输出滤波电容 $C=350$ μ F; 采样周期 T 设置为 0.001 s。模糊控制中误差基本论域为 $[-3.5V, 3.5V]$, 误差变化率基本论域为 $[-5V, 5V]$, 控制输出量基本论域为 $[-40V, 40V]$, 经推理验证, 模糊化因子 $k_e = 0.2$, $k_{ec} = 0.02$, $k_u = 6.5$; 仿真试验中整数阶 PID 控制器参数设置为优化值 $K_p=8$ 、 $K_i=2.5$ 、 $K_D=0.0005$; 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器参数设置为优化值 $\lambda=0.6$ 、 $\mu=0.65$ 、 $K_p=8$ 、 $K_i=2.5$ 、 $K_D=0.0006$; 优化后的模糊神经分数阶控制器结构参数为 $\lambda=0.6$ 、 $\mu=0.65$ 、 $K_p=8$ 、 $K_i=2$ 、 $K_D=0.001$ 。

图 4~图 6 分别为系统在阻性负载下, 采用整数阶 PID 控制器控制、模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制以及模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制的整流输出电压波形。由波形可知, 整数阶 PID 控制系统 0.012 s 处稳定, 输出的三相电压波形暂态时间较长, 超调量大, 且进入稳态过程后, 输出的电压波形仍存在较大的振荡, 振荡幅值最大为 310 V; 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制下的输出电压波形超调量偏大, 在 0.007 s 处趋于稳定; 而模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制下的三相输出电压波形暂态时间较短, 提高了系统的响应速度和控制精度, 进入稳态过程后, 输出电压波形振荡较小, 系统稳定。

图 7 为控制器在阶跃信号下响应的曲线, 由曲线可知, 和整数阶 PID 和模糊分数阶 PID 控制器相比, 模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制下系统的超调量较小, 在 50 ms 即达到稳定, 动态过程短, 系统性能更优。

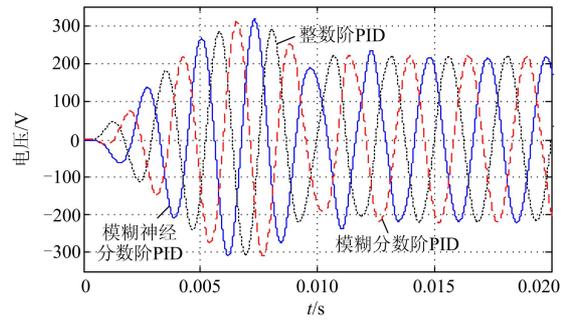


图 4 整数阶 PID 控制器控制下输出电压波形

Fig. 4 Output voltage waveform by controllers with integer order

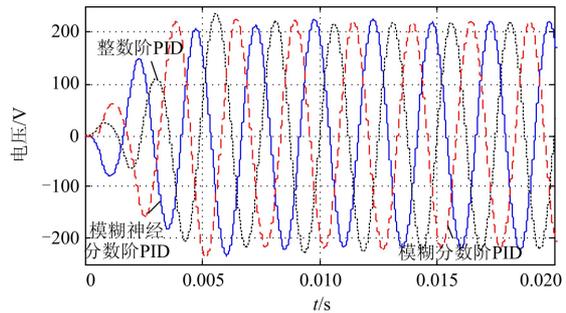


图 5 模糊分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制下输出电压波形

Fig. 5 Output voltage waveform by controllers with fuzzy fractional order

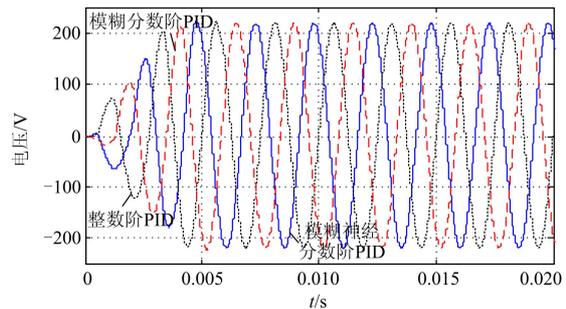


图 6 模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器控制下输出电压波形

Fig. 6 Output voltage waveform by controllers with fuzzy neural network fractional order

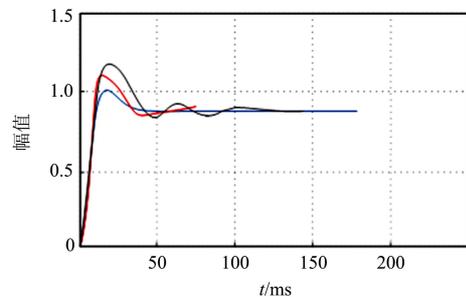


图 7 阶跃信号作用下控制器响应曲线

Fig. 7 Step signal response curve of the controller

5 结论

本文提出的优化模糊 PID 控制方法, 将神经网络和分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制结合起来应用于储能电源逆变模糊 PID 控制中。控制器的工作过程中, 实现了结构参数实时调整, 它同分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制的良好稳态性能相结合, 将微分和积分的阶次扩展到任意阶次, 使得系统的稳态性和超调量得到较大的改善, 可以获得更好的控制效果。

仿真结果表明, 模糊神经分数阶 $PI^\lambda D^\mu$ 控制器适用于储能电源的逆变研究中, 采用该控制方法的控制器具有更灵活的结构和更强的鲁棒性, 具备良好的动态特性和自适应能力, 为其运用于复杂的非线性、参数时变性系统提供有力参考, 由于实际工作环境复杂、样本学习量大, 对系统训练后知识的容错性改进是本文今后进一步研究的内容。

参考文献

- [1] 刘世林, 文劲宇, 孙海顺, 等. 风电并网中的储能技术研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(23): 145-153.
LIU Shilin, WEN Jinyu, SUN Haishun, et al. Research progress of energy storage technology in wind power grid connection[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(23): 145-153.
- [2] 张蕴昕, 孙运全. 混合储能在风光互补微网中的控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(21): 93-98.
ZHANG Yunxin, SUN Yunquan. Control strategy of a hybrid energy storage in wind-solar hybrid generation micro-grid[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(21): 93-98.
- [3] 曹生允, 宋春宁, 林小峰, 等. 用于电池储能系统并网的 PCS 控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(24): 93-98.
CAO Shengyun, SONG Chuning, LIN Xiaofeng, et al. Study of PCS's control strategy for battery energy storage grid-connected system[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(24): 93-98.
- [4] 胡雪峰, 谭国俊. 应用神经网络和重复控制的逆变器综合控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(6): 43-47.
HU Xuefeng, TAN Guojun. Integrated control strategy for inverter based on neural network and repetitive control[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(6): 43-47.
- [5] 胡雪峰, 谭国俊. SPWM 逆变器复合控制策略[J]. 电工技术学报, 2008, 23(4): 87-92.
HU Xuefeng, TAN Guojun. The multiple control strategy for SPWM inverter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(4): 87-92.
- [6] 王晓涛, 曾成碧, 刘晨曦. 基于模糊控制的并网逆变器的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(9): 97-101.
WANG Xiaotao, ZENG Chengbi, LIU Chenxi. Study of grid-connected inverter based on fuzzy control[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(9): 97-101.
- [7] 曹军义, 曹秉刚. 分数阶控制器的数字实现及其特性[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 791-794.
CAO Junyi, CAO Binggang. Digital realization and characteristics of fractional order controllers[J]. Control Theory & Application, 2006, 23(5): 791-794.
- [8] 王振滨, 曹广益, 曾庆山, 等. 分数阶 PID 控制器及其数字实现[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(4): 517-520.
WANG Zhenbin, CAO Guangyi, ZENG Qingshan, et al. Fractional order PID controller and its digital implementation[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2004, 38(4): 517-520.
- [9] 卢芸, 赵永来. 基于模糊神经网络风电混合储能系统优化控制[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(12): 113-118.
LU Yun, ZHAO Yonglai. Optimal control in a wind power hybrid energy storage system based on fuzzy neural network[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(12): 113-118.
- [10] SHEN J C. Fuzzy neural networks for tuning PID controller for plants with underdamped responses[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2001, 9(2): 333-342.

收稿日期: 2015-07-21; 修回日期: 2016-01-04

作者简介:

倪磊(1992-), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为储能电源关键技术研究; E-mail: nileikgd@163.com

樊波(1965-), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力电子与电力传动。

(编辑 周金梅)