

基于储能和GrHDP的电力系统低频振荡控制

大区域互联电网中，低频振荡问题是限制线路输送容量的主要问题。目前广泛采用的电力系统稳定器（PSS）在抑制区内振荡方面有很好的作用，对于抑制区间振荡尚无满意的效果。由于低频振荡实质上是发电机转子之间的振荡，反应在电气上为有功功率的振荡，所以控制有功功率抑制振荡是直接有效的。而储能装置能够直接输出有功功率，故采用储能装置抑制区域间的低频振荡。控制策略上采用包含神经网络的目标再现启发式动态规划（GrHDP）方法。该控制方法无需获取系统模型，训练方式为在线学习，通过与系统的实时交互来学习到最优的控制策略，减少了控制的复杂性。通过在Matlab/Simulink下搭建四机两区域系统进行仿真，证实了该方法的有效性。

隋先超 董文娇 戴思佳 戴思源 慈建斌/辽宁省大连供电公司

0 引言

目前抑制电力系统振荡主要依靠电力系统稳定器（PSS），其参数设计主要基于在运行点线性化的电力系统模型。未来智能电网引入了大量柔性交流输电装置（FACTS）、可再生能源发电等，使得电力系统参数和运行状态复杂多变，PSS不具备在线学习能力，可能无法继续胜任调节任务。另外PSS所提供的附加控制信号主要基于本地遥测量，对于系统级的阻尼控制缺乏有效性。而储能装置作为可以灵活安装的有功、无功源，在满足了容量以及响应速度后可以满足扰动后的功率平衡，实现电力系统的主动致稳^[1]。研究表明，采用独立的有功、无功解耦控制策略的飞轮储能系统可以有效地抑制系统的低频振荡^[2]。无论采用何种方式，电力系统振荡抑制的储能控制器设计问题，实际上可以转化为一定目标约束下的最优决策问题，即动

态规划问题。自适应动态规划（ADP）是在动态规划的基础上，通过在线学习的方式，获得外界反馈并籍以神经网络来评估代价函数，求解最优控制方案，规避了大规模动态规划的维数灾问题，并克服了经典变分理论不能处理带有闭集约束条件的最优控制问题^[3]。

直接神经动态规划方法（Direct-HDP）^[4]最初是由Si在研究倒立摆问题时提出的。对于系统中存在的不确定和非线性问题，可以通过与环境实时的交互来学习，从而避免了复杂的建模和数学分析。直接神经动态规划与启发式动态规划（HDP）^[5]相比省去了模型网络。对于输入间隔性采样的控制器来说，外部产生的激励信号往往比较离散，对于连续变化的电气量控制器性能发挥是个不利因素，Haibo He在此基础上提出目标再现启发式动态规划算法（Goal Representation Heuristic Dynamic Programming, GrHDP）^[6]，该控制器引入了目标网络（goal network）为评价网络提供连续型内部增强信号，以优化控制器的在线学习能力，并用实验证实了该控制器的优点。

基于以上考虑，设计了一种基于储能的控制器，在发生低频振荡时扩大电力系统稳定边界，在参数调整上采用加强学习的方式。控制器的学习结构采用目标再现的启发式动态规划，在这种控制器结构下，可以通过与系统实时交互来实现控制器参数的在线调整。

为验证控制器的在线学习能力，设计了基于系统模型进行极点配置的功率



隋先超/工程师

关键词/Keywords

低频振荡 ·
储能 ·
神经网络 ·
启发式动态规划 ·

振荡阻尼（POD）控制器，以及粒子群优化参数下的POD控制器作为比较。

1 四机两区域系统中的储能装置

直接神经动态规划的应用系统为典型的四机两区域系统。图1为系统结构图，包括两个区域和四个电动机。以系统的可控性和可观性来说，作为有功源的储能最佳布置位置与无功补偿器不同。基于文献[7]的研究结果，储能布置在线路的末端比布置在中间有更好的效果。因此，选择储能装置布置在7号母线上，用来平息功率振荡。在仿真中，储能用可控电流源代替。

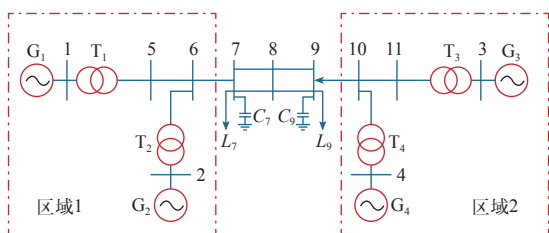


图1 四机两区域系统图

由 $P + jQ = (U_x + jU_y)(I_x - jI_y)$ ，得出

$$I_x = \frac{PU_x + QU_y}{U_x^2 + U_y^2}, \quad I_y = \frac{PU_y - QU_x}{U_x^2 + U_y^2} \quad (1)$$

将所得电流实部虚部值组合转化为极坐标下的模值和相角的形式赋值给受控电流源。这种模型具有普适性，可以代表当今电力系统的多数储能装置，如超级电容器储能（SCES）、超导磁储能（SMES）、飞轮储能（FES）以及高级电池储能（ABES）^[9-13]等。

储能的容量被限制在40 MW，大约为系统传输10%的有功功率。

2 功率振荡阻尼（POD）控制

常规的POD控制框图如图2所示。

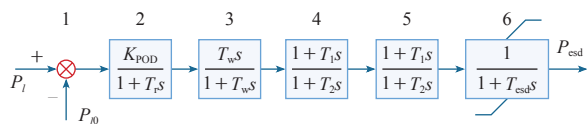


图2 POD控制框图

环节1将实测线路功率与故障前的线路功率做差，得到功率的振荡分量；环节2是测量放大环

节；环节3为隔直环节，滤除输入信号中的平稳分量；环节4、5是两个移相（超前-滞后）环节，用于补偿相位；环节6模拟储能的延时和限幅。每个移相环节 $1 + sT/1 + sT_2$ 补偿的相位以不超过 60° 为宜。 T_w 一般取 $5 \sim 10$ s。设移相环节个数设为 n ($n \geq 2$)，则POD所产生的相位移为 $n\phi$ 。移相环节各参数依需补偿的相位 ϕ 按下式确定，即

$$\alpha = \frac{1 + \sin \phi}{1 - \sin \phi}, \quad T_2 = \frac{1}{\sqrt{\alpha \omega_d}}, \quad T_1 = \alpha T_2 \quad (2)$$

需要优化的参数有 K_{pod} ，以及时间常数 T_1 、 T_2 。

3 POD控制器设计

总体来说，有两种方式来设计POD控制器的参数：一种是传统的极点配置的方式，其设计过程类似于文献[7-8]，文献[14-16]中基于FACTS的阻尼控制器设计以及POD设计；另外一种是在求解空间内寻找最优解的粒子群优化算法^[17]。

将系统进行常规运行状态下的线性化，表1为小信号分析的结果。模式1代表区间振荡，用POD控制器来阻尼，用文献[15]中的方程获得的参数为： $T_1 = 0.712$ 、 $T_2 = 0.123$ ，POD控制器的增益 K_{pod} 不应过大或过小，以便既能阻尼区间振荡，又不对其他模式的阻尼造成破坏。按照文献[16]中的研究，本文将 K_{pod} 的值设为5。

表1 模型系统的模态分析

序号	频率	阻尼比	参与机组
1	$-0.045 \pm 3.222j$	1.39	$G_1 \sim G_4$
2	$-0.427 \pm 6.054j$	7.03	G_1, G_2
3	$-0.432 \pm 6.259j$	6.88	G_3, G_4

另外一种确定POD参数 K_{pod} 、 T_1 和 T_2 的方法为粒子群优化，这种方法的性能和搜索能力主要跟种群数量、代数以及适应度函数的设计有关。本文的粒子群优化设计过程分为四个步骤。

1) 初始化。根据POD控制器需要优化的三个参数，族群中每个粒子的位置可以分为三个维度，PSO算法的初始速度是由经验决定的，粒子数量和迭代数量都被设定为20，增益 K_{pod} 的搜索范围设置为 $[-10, 10]$ ，常数 T_1 、 T_2 的搜索范围被设置为 $[0.01, 0.5]$ ，位置的更新速度通过下式来初始

化,即

$$\begin{cases} v_{j,\max} = 0.2 \times (x_{j,\max} - x_{j,\min}) \\ v_{j,\min} = -v_{j,\max}, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

式中, $x_{j,\max}$ 、 $x_{j,\min}$ 为第 j 个粒子的边界,初始速度设置在 $[x_{j,\min}, x_{j,\max}]$ 之间随机产生,其他参数通过下式来产生,即

$$\begin{cases} c_1 = 2, \quad c_2 = 2 \\ \omega_i = 0.9, \quad \omega_f = 0.4 \end{cases} \quad (4)$$

式中, c_1 、 c_2 为加速常数; ω_i 、 ω_f 为初始和最终权值。

2) 更新个体最优和全局最优。初始化后,每一个粒子的位置被作为参数送到POD控制器中,并运行仿真来获得适应度值,适应度函数由如下定义,即

$$F = \frac{1}{T} \int_0^T |r(t)| t dt \quad (5)$$

优化目标为最小适应度函数。其中 T 为振荡幅度, $r(t)$ 为实时的增强信号,后一时刻的振荡幅度更能反映衰减的效果,因此所以权重更大。根据每个粒子的适应度来选出个体和全局最优的粒子。

3) 位置更新。每一个粒子的速度和位置更新用下式来表示,即

$$\begin{cases} v_{i,j}(t+1) = w(t)v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [x^I - x_{i,j}(t)] + \\ \quad c_2 r_2 [x^G - x_{i,j}(t)] \\ x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \end{cases} \quad (6)$$

式中, r_1 、 r_2 为在 $[0, 1]$ 之间均匀分布的数; x^I 、 x^G 是在当前代中个体和全局的最优解。

4) 判别是否结束优化过程。如果以下任一判别条件满足,最优化过程就结束。①迭代数达到最大迭代次数;②全局最优解的适应度值小于设定的迭代收敛值。如果以上两条都不满足,则进行第二步。

PSO优化参数的目标是 minimized 加强信号 $r(t)$, 即

$$r(t) = -(b_1 \Delta \omega_{\text{interarea}}^2 + b_2 \Delta \omega_{\text{local-1}}^2 + b_3 \Delta \omega_{\text{local-2}}^2) \quad (7)$$

式中, $\Delta \omega_{\text{interarea}}$ 、 $\Delta \omega_{\text{local-1}}$ 和 $\Delta \omega_{\text{local-2}}$ 为针对不同振荡模式下转子转速的变化量,其定义为

$$\begin{cases} \Delta \omega_{\text{interarea}} = \frac{[(\omega_1 + \omega_2) - (\omega_3 + \omega_4)]}{2} \\ \Delta \omega_{\text{local-1}} = \omega_1 - \omega_2 \\ \Delta \omega_{\text{local-2}} = \omega_3 - \omega_4 \end{cases} \quad (8)$$

式中, ω_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 为第 i 个发电机的转子转速。

通过调节权重 b_i ($i = 1, 2, 3$) 来阻尼最有可能的振荡模式,从能量的观点来看,发生振荡时往往伴随着多种模态, $r(t)$ 可以看做是振荡能量的综合指数。

4 GrHDP控制器的结构

该控制器由动作网络和评价网络组成,其内部结构皆为神经网络。神经网络内部权值的初始值是随机产生的。系统的状态 X 输入动作网络产生实时的控制变量 u 。起初动作网络的控制策略是十分“幼稚”的,通过优化评价网络产生的代价函数 J 来调整动作网络的权值,以产生特定状态下的最优控制。其控制目标为最小化代价函数 J 与预先设定的代价函数目标值 U_c 之间的差值,即

$$e_a(t) = J(t) - U_c(t) \quad (9)$$

评价网络输出代价函数为

$$J(t) = r(t+1) + \alpha r(t+2) + \dots \quad (10)$$

式中, $r(t+1)$ 为在 $t+1$ 时刻的效用函数;代价函数 J 为未来时刻效用函数值的累加,评价网络输出为代价函数的估计值; α 为折扣因子,本文设为0.9。

定义预测误差,即

$$e_c(t) = \alpha J(t) - [J(t-1) + r(t)] \quad (11)$$

评价网络即为最小化的目标函数,即

$$E_c(t) = \frac{1}{2} e_c^2(t) \quad (12)$$

动作网络学习方式为最小化如下的目标函数,即

$$E_a(t) = \frac{1}{2} e_a^2(t) \quad (13)$$

对于启发式神经动态规划方法,确定评价控制结果优劣的效用函数如式(7)所示。控制目标为平息机组间转子的振荡。

5 仿真结果

设置了在不同运行状态下的一系列扰动，以比较POD控制、PSO优化控制以及GrHDP控制抑制低频振荡的效果。GrHDP的参数设置如表2所示。

表2 GrHDP控制器参数

网络	目标	评价	动作
输入数	4	5	4
输出数	1	1	1
隐藏节点	6	6	6
学习速率	0.1	0.1	0.1
学习准确度	$1e^{-4}$	$1e^{-4}$	$1e^{-4}$
激励函数	Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid

神经网络的权重在一开始初始化是随机的，在训练之前，神经网络并不知晓如何才是恰当的控制策略，而神经网络初始化的好坏直接影响到其性能。因此在下一次仿真中，直接引入第一次仿真训练后的权值。这种试错的方法被用在以下三个工况中。传统POD控制目标为最小化线路功率振荡，而PSO和GrHDP控制目标为最小化的加强信号。

5.1 仿真工况1：初始系统中产生扰动

图1所示的四机两区域仿真系统的结构中，在时间 $t=1$ s时，机组 G_3 的励磁产生5%的阶跃，在0.2 s后消除。在没有储能控制的状态下，系统会在小扰动后失去稳定性。感受到扰动时，GrHDP控制器输出信号以控制储能有功输出，第一次控制的结果如图7所示。因为权值的初始化是随机的，控制器在前5 s中没有产生合适的信号，通过学习，控制器学习到了合适的控制策略并在10 s之后平息了振荡。

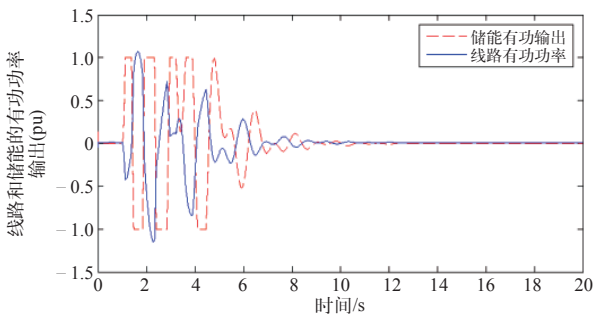


图7 直接神经动态规划控制器第一次训练的控制输出和线路功率

第一次训练后的权值被代入到第二次仿真中。第二次结果如图8~10所示。从图8中可以看出，没有储能系统在扰动后将失稳。从图9、图10中可以看出，所有的方法在6 s之后都可以平息系统振荡。在此工况下，三种控制器控制效果差别不大。

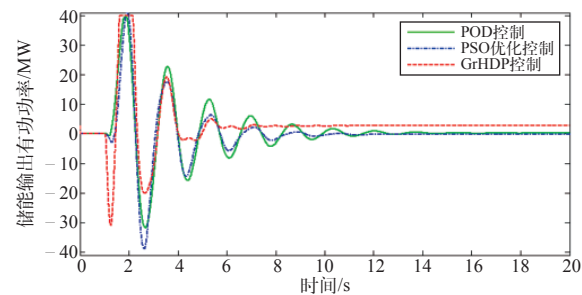


图8 工况1中POD、PSO和GrHDP控制储能有功输出

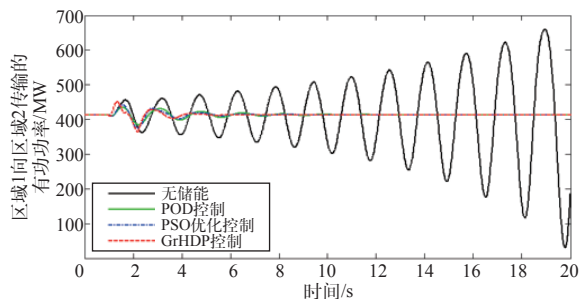


图9 工况1中POD、PSO和GrHDP线路有功功率比较

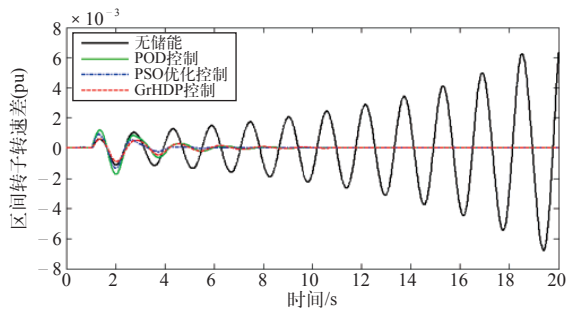


图10 工况1中POD、PSO和GrHDP区间震荡比较

5.2 仿真工况2

网络结构在图1的基础上，母线7、母线8之间的一条线路退出运行，扰动仍然为机组 G_3 的励磁产生5%的阶跃。仿真结果如图11~12所示仿真结果显示，在一个不同的运行点上，传统的极点配置的效果，两种控制方法的线路有功功率和储能输出有功功率都在16 s以后获得了平息。从图12中可以

看出,在GrHDP控制下,线路传输功率的第一个振幅受到了破坏,这是因为在新的运行点上神经网络的权值重新进行了调整。但是基于GrHDP的方法仍然具有鲁棒性和最优的控制能力,这是因为GrHDP的学习能力使得控制器处于新优化的控制状态。所以图12中,GrHDP方法控制下的联络线功率振荡平息得更快。

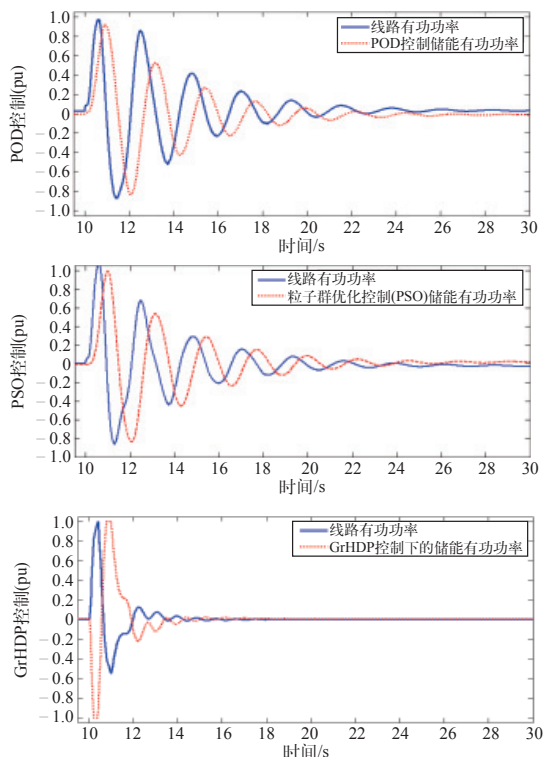


图11 系统参数改变后三种控制下的线路功率振荡对比

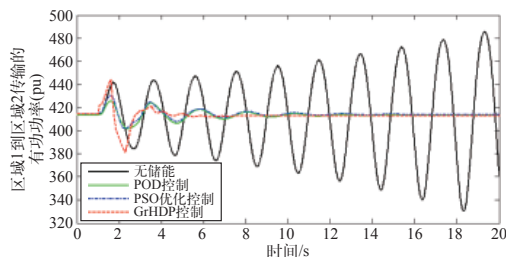


图12 工况2中POD、PSO和GrHDP线路有功功率比较

5.3 仿真工况3

在本工况中,设置标准系统中的负荷容量从1 767 MW降到1 567 MW。在这个运行状态下,GrHDP控制器仍然可以适应新的条件,图13~15分别显示了三种方法控制下储能输出的有功功率、线路传输的有功功率以及用转子转速变化来

表示的区间振荡的结果。仿真结果显示,在新的运行点下,基于传统极点配置的POD控制器控制效果最差,在12 s以后才平息振荡。由于具备在线学习的能力,GrHDP控制器的控制效果要略好于PSO优化的控制器,平息时间分别为6 s和8 s。同

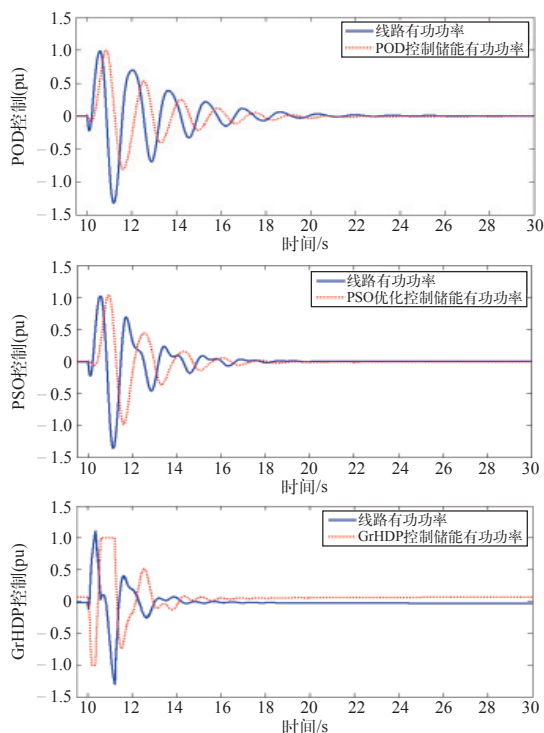


图13 工况3中POD、PSO和GrHDP控制储能有功输出

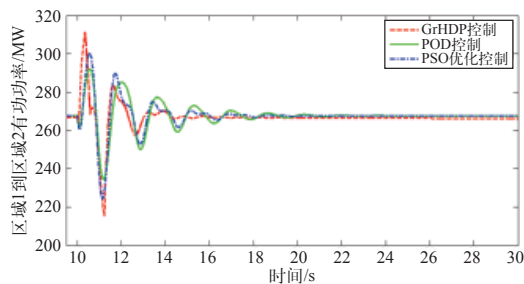


图14 工况3中POD、PSO和GrHDP线路有功功率比较

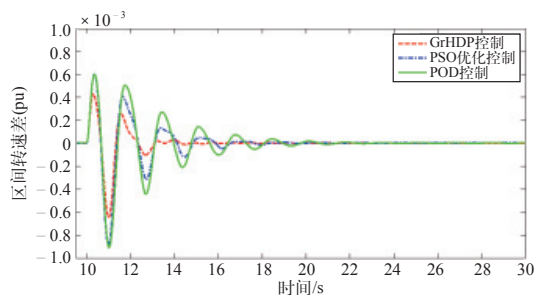


图15 工况3中POD、PSO和GrHDP区间震荡比较

时本例的结果也说明GrHDP控制器在更宽广的运行范围内有更好的阻尼振荡效果。

6 结束语

分析了运用启发式动态规划方法作为电力系统低频振荡的附加阻尼控制。将极点配置的POD控制器设计、PSO优化控制器设计以及GrHDP控制器设计应用于带储能的四机两区域系统中,仿真结果验证了GrHDP方法在不同系统运行点和结构下的有效性。从本研究中可以得出,GrHDP方法比传统的POD方法以及PSO优化方法在更大范围系统运行状态下有更好的鲁棒性的结论。所用算例为标准系统,也可以将所用方法用在更大的系统中进行更复杂的研究。考虑到GrHDP阻尼电力系统振荡的适应能力,可以将其用在次同步谐振的研究当中。

参考文献

- [1] 程时杰,等. 储能技术及其在电力系统稳定控制中的作用[J]. 电网技术, 2007, 31(20): 97-108.
- [2] Cheng S J, Weatlui Yu, Wen J Y, et al. Energy storage and its application in power system stability enhancement [J]. Power Systems Technology, 2007, 31(20): 98-108.
- [3] 张化光, 张欣, 罗艳红, 等. 自适应动态规划综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(4): 303-311.
- [4] Si J, Wang Y. On-line learning control by association and reinforcement [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 264-276.
- [5] Wei Qiao, Ronald G, Harley. Coordinated reactive power control of a large wind farm and a STATCOM using heuristic dynamic programming [J]. IEEE Transactions On Energy Conversion, 2009, 24(2): 493-503.
- [6] He H, Ni Z, Fu J. A three-network architecture for on-line learning and optimization based on adaptive dynamic programming [J]. Neurocomputing, 2012, 78(1): 3-13.
- [7] Wu J, Wen J, Sun H, et al. Feasibility study of segmenting large power system interconnections with ac link using energy storage technology [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2012, 27(3): 1245-1252.
- [8] Fang J, Yao W, Chen Z, et al. Design of antiwindup compensator for energy storage-based damping controller to enhance power system stability [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2013(99): 1-11.
- [9] 王惠中, 邓科, 郑伟. 抑制电力系统低频振荡综述[J]. 工业仪表与自动化装置, 2009(1): 15-21.
- [10] 程时杰, 李刚, 孙海顺, 等. 储能技术在电气工程领域中的应用与展望 [J]. 电网与清洁能源, 2009, 25(2): 1-8.
- [11] 杜文娟, 王海凤. 应用储能系统抑制电力系统低频振荡原理研究 [J]. 电力科学与技术学报, 2008, 23(1): 31-35.
- [12] Ribeiro P, Johnson B, Crow M, et al. Energy storage systems for advanced power applications [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(12): 1744-1756.
- [13] Molina M G. Dynamic modelling and control design of advanced energy storage for power system applications [J]. Dynamic Modelling, 2010.
- [14] Dolan P S, Smith J, Mittelstadt W. A study of TCSC optimal damping control parameters for different operating conditions [J]. IEEE Transactions Power Systems, 1995, 10(4): 1972-1978.
- [15] Yang N, Liu Q, McCalley J. TCSC controller design for damping interarea oscillations [J]. IEEE Transactions Power Systems, 1998, 13(4): 1304-1310.
- [16] 孙建波, 赵娴, 李大虎, 等. 利用储能抑制互联电力系统联络线功率振荡的研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(17): 10-17.
- [17] Y Tang, P Ju, H He, et al. Optimized control of DFIG-based wind generation using sensitivity analysis and particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2013, 4(1): 509-520.

(收稿日期: 2016-12-03) **EA**