

基于HDP算法的SSSC神经控制器设计

张爱国¹, 张建华¹, 韩军锋², 蒋程³

(1. 华北电力大学电气与工程学院, 北京 102206; 2. 河南省电力勘测设计院, 河南 郑州 450007;
3. 华锐风电科技(集团)股份有限公司, 北京 102206)

摘要: 传统的线性PI控制器在非线性系统的特定运行点有较好的性能,但在其他运行点它的性能会降低。应用启发式动态规划算法设计了静止同步串联补偿器(Static Series Synchronous Compensator, SSSC)的外部非线性最优神经控制器,总共包含3个神经网络;第一个为模型网络,它的主要作用是模拟系统的输入输出动态特性;第二个为神经网络为评价网络,它的主要作用是评价动作网络给出控制量的好坏;第三个为动作网络,它的作用是产生控制量;这三个神经网络互相协作,从而得到最佳的控制序列。在Matlab/Simulink动态仿真环境中搭建了含SSSC双机电力系统的仿真模型,并对线路阻抗的调节过程和电容电压的变化过程进行了仿真,与传统的PI控制器相比,具有响应快、超调小的特点。

关键词: 静止同步串联补偿器(SSSC);启发式动态规划(HDP);最优神经控制器;外部恒阻抗控制

Design of neuro-controller for static series synchronous compensator based on HDP algorithm

ZHANG Ai-guo¹, ZHANG Jian-hua¹, HAN Jun-feng², JIANG Cheng³

(1. School of Electric & Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Henan Electric Power Survey & Design Institute, Zhengzhou 450007, China; 3. Sinovel Wind Group Co., Ltd, Beijing 102206, China)

Abstract: Conventional linear PI controllers have good performance at one specific operating point of the nonlinear power system. At other operating points its performance degrades. Therefore, the outer nonlinear optimized neuro-controller using Heuristic Dynamic Programming (HDP) is designed for SSSC. The controller based HDP contains a total of three neural networks. The first one is model network which simulates the input and output dynamic characteristics of the system; the second one is critic network, and its main role is to evaluate the controller output given by action network; the last one is action network which is used to give the controller variable. These three neural networks are in collaboration with each other to obtain the optimal control sequence. A studying example for simulating the regulating process of transmission line impedance and DC link capacitor voltage and the transient stabilization is carried out. Compared with the traditional PI controller, the proposed method has fast response, small overshoot characteristics.

Key words: static synchronous series compensator (SSSC); heuristic dynamic programming (HDP); optimal neuro-controller; external constant-impedance control

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)23-0087-06

0 引言

SSSC作为FACTS家族中的重要一员,是串联在输电线路上的补偿装置,它不仅可以提高输电线路传输能力,而且还可以通过SSSC装置的控制改变线路有功功率的流向、提高电力网络的潮流和电压的可控性、改善电力系统的静态和暂态稳定性^[1]。SSSC装置对输电系统进行控制的基本原理是向线路注入一个与线路电流相差90°的可控电压,以快速控制线路的有效阻抗,从而进行有效的系统控制^[2]。为了实现此功能,一方面需要研究耐高压、大容量、高频率的电力电子开关器件,以解决的DC/AC转换

问题,另一方面要研究先进的控制策略,选择好的控制策略可以充分发挥SSSC装置的作用。

文献[3-5]把SSSC简单地等效为一个大小和相位都可控的电压源,建立了SSSC的潮流控制模型,仿真表明该模型确实能够实现潮流控制。但是考虑到直流侧电容电压波动较大会影响逆变器正常工作,实际上SSSC装置输出电压的相位要与线路电流相位相垂直,也就是说其电压相位不可控,因此把SSSC等效为一个大小和相位都可控的电压源的潮流控制模型得不到实际的应用。文献[6-7]考虑直流侧电容电压的动态过程建立了SSSC的数学模型。含SSSC的电力系统是一个非常复杂的非线性系统,为

了得到很好的控制效果,文献[8]采用了自适应神经控制,文献[9]采用了神经模糊控制,文献[10]采用了基于神经网络的容错控制,以上这些智能控制方法理论上确实能得到很好的效果,但是其控制系统复杂,系统响应缓慢,很难在工程应用中实现。

本文首先简要地介绍了 SSSC 的控制系统和基于传统线性 PID 控制器的外部恒阻抗控制,然后应用 HDP 最优化算法设计了 SSSC 的外部非线性最优神经控制器。该控制器主要包含 3 个模块:模型模块,评价模块和动作模块,模型模块用来近似下一时刻的系统输出,评价模块用来近似系统的性能指标函数,动作模块用来产生控制量,其基本思想是用评价模块的输出来判断动作模块的好坏,从而获得一组最优控制系列。

1 SSSC 的外部控制策略

为了方便研究 SSSC 的外部控制器,我们假设内部控制器具有良好的动态性能,其响应时间基本可以忽略。外部恒阻抗控制是 SSSC 的一种基本控制方式^[12],它通过控制 SSSC 的输出电压的大小,从而控制 SSSC 输出的等效阻抗,进而控制线路的等效阻抗。

PID 控制方法具有理论完善、概念清晰、调整方便和易于实现的特点,被广泛应用于 SSSC 的控制上来。基于 PID 控制器的外部控制系统如图 1 所示。

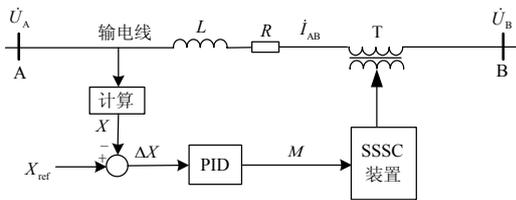


图1 PID控制系统框图

Fig.1 Block diagram of PID control system

图中: X_{ref} 代表输电线路等效阻抗的给定值; X 代表输电线路的等效阻抗; \dot{U}_A 、 \dot{U}_B 分别为母线 A、B 的电压相量; \dot{i}_{AB} 为线路的电流相量。

PID 控制器的控制方程为:

$$M = \left(K_p + \frac{K_i}{S} + SK_d \right) (X_{ref} - X) \quad (1)$$

其中: K_p 、 K_i 、 K_d 为 PID 控制器的参数; X_{ref} 为参考阻抗。

2 近似动态规划

实际中的许多问题都能用数学公式的最大化或最小化来表达。在解决这些问题上,动态规划是非

常有用的工具,然而,由于后面的数学推理需要解决,也就是由于“维数灾”问题,人们常常无法真正地把动态规划应用到实际复杂问题中。

2.1 动态规划

对于连续非线性动态系统,有:

$$\mathbf{x}(t+1) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

其中: \mathbf{x} 为系统的状态向量; \mathbf{u} 为控制向量。

定义性能指标为:

$$J(t) = \sum_{k=t}^{\infty} \gamma^{k-t} U(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \quad (3)$$

其中: $U(\bullet)$ 为效用函数; $0 < \gamma < 1$ 为折扣因子; $J(t)$ 为状态 t 时刻的代价函数。

动态规划的目的是寻求控制序列 $\mathbf{u}(k)$, $t = 0, 1, 2, \dots$ 使得性能指标最小。假设系统方程和性能指标函数 $J(k)$ 已知,那么求解最优控制律则变成求解极值的运算。但实际上,性能指标函数 $J(k)$ 往往是未知的,这是传统动态规划方法最大的弊端。而且随着系统规模的增大,这种方法的时间和空间复杂度指数增长,即呈现所谓的“维数灾”现象。因此,传统的动态规划方法仅适合于简单系统的最优控制问题。

2.2 HDP 简介

启发式动态规划^[13-14](Heuristic Dynamic Programming, HDP)是常用的一种近似动态规划方法,它主要由三个模块组成:系统模型(Model)、评价模块(Critic)和执行模块(Action)。

典型 HDP 的系统结构如图 2 所示。

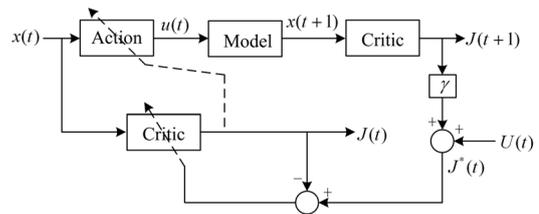


图2 典型HDP的系统结构

Fig.2 System structure of representative HDP

其中 Model 模块用来模拟被控对象的输入输出,若被控对象的数学解析形式已知,可以直接作为 Model 来用。HDP 是一种直接自适应的控制方法,如果是在线学习,这里的 Model 即为实际对象;如果是离线学习,Model 则为系统仿真模型。

Critic 模块的输入状态为 x , 输出为系统性能指标函数 J , 其训练目标是 minimized 误差量:

$$E_c(t) = \sum_i \frac{1}{2} [\gamma J(t+1) - J(t) + U(t)]^2 \quad (4)$$

其中: $J(t)$ 为 t 时刻的性能指标函数; $U(t)$ 为 t 时刻的效用函数; $0 < \gamma < 1$ 为折扣因子。在一般的实际

应用中, 代价函数 $J(t)$ 是需要评价模块估计的, 函数 $U(t)$ 则是由具体问题给出的基本效用函数;

根据式 (4), 对于所有的 t , 当 $E_c(t) = 0$ 时, 那么进一步推导可得:

$$\begin{aligned}
 J(t) &= U(t) + \gamma J(t+1) = \\
 &U(t) + \gamma [U(t+1) + \gamma J(t+2)] = \\
 &\dots = \sum_{k=t}^{\infty} \gamma^{k-t} U(k) \quad (5)
 \end{aligned}$$

由式 (5) 可以看出如果等式 (4) 对所有的 t 都满足要求时, 神经网络的输出就是 t 时刻性能指标函数。

Action 模块的输入为状态 x , 输出为控制量 u , 其目标是 minimized t 时刻的性能指标函数 $J(t)$ 。

3 外部 HDP 控制

电力系统是一个不确定、强非线性的多变量系统, 非线性元件 SSSC 的引入更增加了其非线性程度, 传统的控制方法已不能满足现代控制的要求。基于 HDP 理论的控制方法称为 HDP 控制, 其基本思想是利用神经网络来代替典型 HDP 中的评价模块和执行模块, 通过对评价神经网络和执行神经网络的训练来获得次“最优”控制规律。

基于 HDP 控制的外部恒阻抗控制系统的基本框架如图 3 所示。

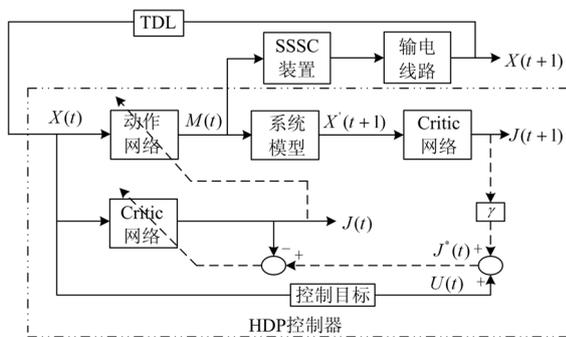


图3 HDP控制器的基本框架
Fig.3 Basic frame of HDP controller

图 3 中, 虚线表示反向传播的路径; 实线表示信号的前向传递; γ 为折扣因子; TDL 表示延迟环节; $M(t)$ 为 t 时刻的调制比; $X(t)$ 为 t 时刻的有效阻抗; $X'(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻的有效阻抗的估计值; $J(t)$ 为 t 时刻的性能指标; $U(t)$ 为 t 时刻的效用函数; 如式 (6) 所示。

$$U(t) = \frac{1}{2} \times (X_{ref} - X(t))^2 \quad (6)$$

其中, X_{ref} 为线路的参考有效阻抗。

HDP 控制算法的实现主要是调整评价网络和执

行网络的权值, 在 HDP 进行训练时, 首先任意初始化评价网络和执行网络的权值, 给定被控对象的初始状态 $X(1)$, 然后通过动作网络得到 $M'(1)$, 把 $M'(1)$ 、 $X(1)$ 输入到 SSSC 模型中得到 $X'(2)$, 利用 $X(1)$ 和 $X'(2)$ 通过评价网络得到 $J(1)$ 和 $J(2)$, 利用式 (4) 对评价网络进行训练; 评价网络满足要求后, 固定评价网络的权值, 根据式 (5) 计算当前时刻的性能指标 $J(1)$, 并以此为目标对执行网络进行训练, 满足要求后, 利用训练好的执行网络, 并根据初始状态 $X(1)$ 得到一个“最优”控制信号 $M(1)$, 然后用 $M(1)$ 去作用于系统得到下一个系统状态 $X(2)$ 。像初始状态 $X(1)$ 一样, 先训练评价网络, 然后训练动作网络, 再次得到“最优”控制信号 $M(2)$, 此过程反复进行, 直到控制器满足性能要求。

3.1 系统模型的设计

含 SSSC 的电力系统是一个不确定、多变量的强非线性的系统, 传统的建模方法很难建立其精确的数学模型。基于神经网络的模型称为神经网络模型, 其特有的非线性逼近、强化学习和自适应能力, 使神经网络模型能对变化的环境具有自适应性, 因此决定了它在系统建模中应用的多样性和灵活性。

BP 递归神经网络是一种动态反馈神经网络, 它将前向神经网络的输出反馈到网络的输入构成, 具体地说网络的输入是由当前的外部输入和以前的外部输入, 以及以前的外部输出所构成, 理论研究表明它可以逼近任何非线性系统。

本文选用三层 BP 递归神经网络来模拟含 SSSC 输电系统的动态特性, 其网络结构如图 4 所示。

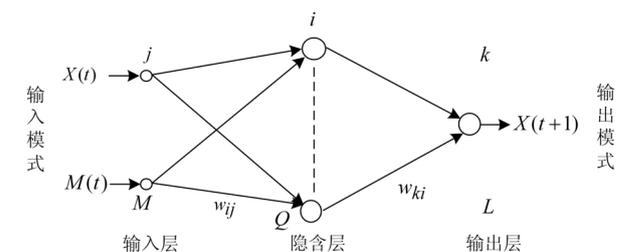


图4 模型网络的结构
Fig.4 Schematic of model network

图中, 输入层含 2 个神经元, 隐含层含 50 个神经元, 输出层含 1 个神经元。

网络的输入为:

$$\mathbf{I}_m = [X(t) \ M(t)]^T \quad (7)$$

隐含层的输入 \mathbf{H}_i 和输出 \mathbf{H}_o 为:

$$\mathbf{H}_i = w_{ij} \times \mathbf{I}_m \quad \mathbf{H}_o = f(\mathbf{H}_i) \quad (8)$$

输出层的输出为:

$$X(t+1) = \mathbf{O}_m = w_{ki} \times \mathbf{H}_o \quad (9)$$

其中: $X(t)$ 为 t 时刻的有效阻抗; $M(t)$ 为 t 时刻的调制比; w_{ij} 为网络输入层到隐含层的权系数; w_{ki} 为网络隐含层到输出层的权系数; $f(\bullet)$ 为激活函数。

输出误差为:

$$e = X^*(t+1) - X(t+1) \quad (10)$$

取性能指标为:

$$E = \frac{1}{2} (X^*(t+1) - X(t+1))^2 = \frac{1}{2} \times e^2 \quad (11)$$

其中, $X^*(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻的期望值。

式(11)对 w_{ki} 和 w_{ij} 求偏导数, 得

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ki}} = -e \times \mathbf{H}_o^T \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -e \times \left[w_{ki} \cdot \left(\frac{1 - \mathbf{H}_o^2}{2} \right)^T \right]^T \times \mathbf{I}_m^T \quad (13)$$

基于最速下降法, 沿 E 的负梯度方向调整权系数其权系数更新的规则为:

$$w_{ki}(t+1) = w_{ki}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} \quad (14)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (15)$$

其中, η 为学习速率, $0 < \eta < 1$ 。

3.2 评价网络的设计

HDP控制器中的评价网络是用来近似 t 时刻的性能指标函数 $J(t)$, 本文选用三层BP神经网络来近似系统的性能指标函数, 其网络结构如图5所示。

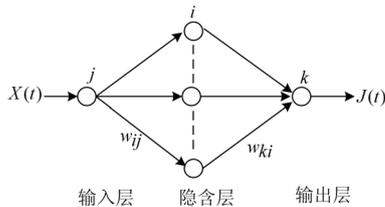


图5 评价网络的结构

Fig.5 Structure of critic network

图中, 输入层含 1 个神经元, 隐含层含 10 个神经元, 输出层含 1 个神经元。

网络的输入为:

$$\mathbf{I}_c = X(t) \quad (16)$$

隐含层的输入和输出为:

$$\mathbf{H}_{c1} = w_{c1} \times \mathbf{I}_c \quad \mathbf{H}_{c2} = f(\mathbf{H}_{c1}) \quad (17)$$

输出层的输出为:

$$J(t) = \mathbf{O}_c = w_{c2} \times \mathbf{H}_{c2} \quad (18)$$

其中: $X(t)$ 为输电线路 t 时刻的有效阻抗; w_{c1} 为网络输入层到隐含层的权系数; w_{c2} 为网络隐含层到

输出层的权系数; $J(t)$ 为 t 时刻的性能指标函数; $f(\bullet)$ 为激活函数。

定义评价网络的预测误差为:

$$e_c = J^*(t) - J(t) \quad (19)$$

其中

$$J^*(t) = U(t) + \gamma J(t+1) \quad (20)$$

为 t 时刻系统性能指标函数的期望值。

定义评价网络的性能指标为:

$$E_c = \frac{1}{2} (J^*(t) - J(t))^2 = \frac{1}{2} e_c^2 \quad (21)$$

评价网络的权值更新规则是基于梯度下降法, 其各层的误差信号为:

$$\Delta w_{c2} = -\eta \frac{\partial E_c}{\partial w_{c2}} = -\eta \frac{\partial E_c}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial w_{c2}} \quad (22)$$

$$\Delta w_{c1} = -\eta \frac{\partial E_c}{\partial w_{c1}} = -\eta \frac{\partial E_c}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial w_{c1}} \quad (23)$$

其中: η 为学习率,

$$\frac{\partial E_c}{\partial J(t)} = -e_c(t) \quad (24)$$

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{c2}} = \mathbf{H}_{c2}^T \quad (25)$$

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{c1}} = (w_{c2} \cdot \frac{1}{2} (1 - \mathbf{H}_{c2}^T)^2)^T \times \mathbf{I}_c^T \quad (26)$$

评价网络的权值更新规则为:

$$w_{c2}(t+1) = w_{c2}(t) + \Delta w_{c2} \quad (27)$$

$$w_{c1}(t+1) = w_{c1}(t) + \Delta w_{c1} \quad (28)$$

3.3 执行模块的设计

HDP控制器中的执行网络是用来产生下一时刻的控制量, 当然所产生控制量的“好坏”是由评价网络决定的, 本文选用三层BP神经网络来给出下一时刻的控制量, 其网络结构如图6所示。

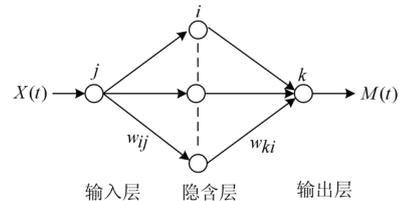


图6 执行网络的结构

Fig.6 Structure of action network

图中, 输入层含 1 个神经元, 隐含层含 10 个神经元, 输出层含 1 个神经元。

网络的输入为:

$$\mathbf{I}_a = X(t) \quad (29)$$

隐含层的输入和输出为:

$$\mathbf{H}_{a1} = w_{a1} \times \mathbf{I}_a, \quad \mathbf{H}_{a2} = f(\mathbf{H}_{a1}) \quad (30)$$

输出层的输出为:

$$M(t) = \mathbf{O}_a = w_{a2} \times \mathbf{H}_{a2} \quad (31)$$

其中: $X(t)$ 为 t 时刻的有效阻抗; $M(t)$ 为 t 时刻的调制比; w_{a1} 为网络输入层到隐含层的权系数; w_{a2} 为网络隐含层到输出层的权系数; $f(\bullet)$ 为激活函数。

动作网络的训练目标为: 最小化 t 时刻的性能指标函数 $J(t)$ 。根据评价网络的训练过程我们可以得到如式 (32) 关系式。

$$J(t) = U(t) + \gamma J(t+1) \quad (32)$$

根据式 (32), 动作网络的权值更新规则是基于梯度下降法, 其各层的误差信号为:

$$\Delta w_{a2} = -\eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{a2}} = -\eta \cdot \gamma \frac{\partial J(t+1)}{\partial w_{a2}} = -\eta \cdot \gamma \frac{\partial J(t+1)}{\partial X(t+1)} \frac{\partial X(t+1)}{\partial M(t)} \frac{\partial M(t)}{\partial w_{a2}} \quad (33)$$

$$\Delta w_{a1} = -\eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{a1}} = -\eta \cdot \gamma \frac{\partial J(t+1)}{\partial w_{a1}} = -\eta \cdot \gamma \frac{\partial J(t+1)}{\partial X(t+1)} \frac{\partial X(t+1)}{\partial M(t)} \frac{\partial M(t)}{\partial w_{a1}} \quad (34)$$

其中, η 为学习率,

$$\frac{\partial J(t+1)}{\partial X(t+1)} = \left((w_{c2} \cdot \frac{1}{2} (1 - \mathbf{H}_{c2}^{2T})) \times w_{c1} \right)^T \quad (35)$$

$$\frac{\partial X(t+1)}{\partial M(t)} = \left((w_{ki} \cdot \frac{1}{2} (1 - \mathbf{H}_o^{2T})) \times w_{ij} \right)^T \quad (36)$$

$$\frac{\partial M(t)}{\partial w_{a2}} = \mathbf{H}_{a2}^T \quad (37)$$

$$\frac{\partial M(t)}{\partial w_{a1}} = (w_{a2} \cdot \frac{1}{2} (1 - \mathbf{H}_{a2}^{2T}))^T \times \mathbf{I}_a^T \quad (38)$$

执行网络的权值更新规则为:

$$w_{a2}(t+1) = w_{a2}(t) + \Delta w_{a2} \quad (39)$$

$$w_{a1}(t+1) = w_{a1}(t) + \Delta w_{a1} \quad (40)$$

4 算例仿真

为了验证本为所设计HDP控制器的有效性和适应性, 论文在Simulink动态仿真环境中搭建了SSSC的仿真系统模型。仿真系统参数如表1所示。

在HDP方法的研究中, 评价网络和执行网络的权值调整分别在各自的内部循环 N_c 和 N_a 次。也就是说, 在控制的每个时间步内, 两个网络的权值调整最多更新的次数分别为 N_c 和 N_a , 或者权值误差分别达到内部训练误差极值 T_c 和 T_a , 那么就停止权值的更新。

表1 仿真系统参数(标么值)

Tab.1 Parameters of simulation system (p.u.)

发送端电压 V_s (相电压)	$1 \angle 30^\circ$
接收端电压 V_r (相电压)	$1 \angle 0^\circ$
线路电感 L	0.5
线路电阻 R	0.01
逆变器损耗 R_{dc}	0.005
直流侧电容 C_{dc}	0.8
最大直流母线电压 V_{dcmax}	0.8

HDP控制器的仿真参数如表2所示。

表2 HDP控制器的仿真参数

Tab.2 Simulation parameters of HDP controller

网络模型	评价网络	动作网络
	BP 网络	BP 网络
折扣因子	0.95	0.95
初始学习率	0.5	0.5
最终学习率	0.005	0.005
隐含层节点数	20	20
内部循环次数	500	500
内部误差极限	0.001	0.001
仿真时间	100	100

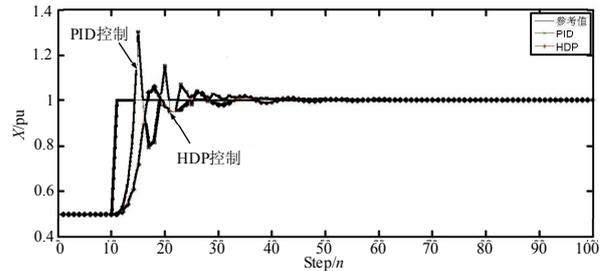


图7 有效阻抗的调节过程(增加)

Fig.7 Regulation process of effective impedance

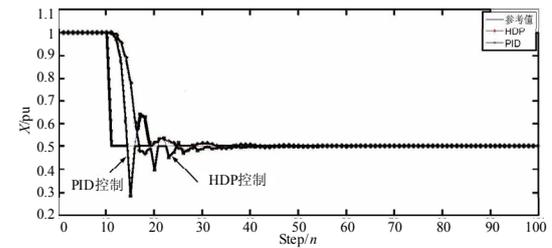


图8 线路有效阻抗的调节过程(减少)

Fig.8 Regulation process of line effective impedance

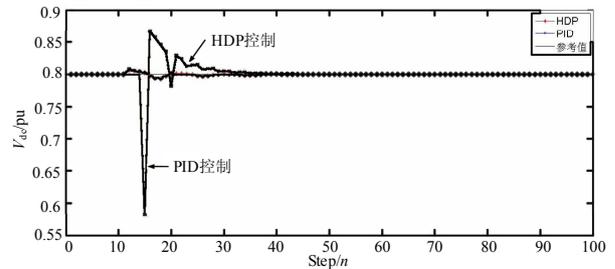


图9 有效阻抗增加时电容电压的变化过程

Fig.9 Variation process of capacitor voltage when effective impedance increases

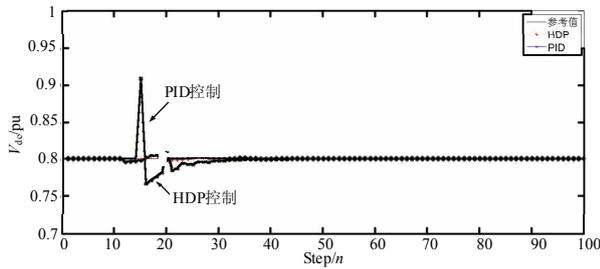


图10 有效阻抗减少时电容电压的变化过程

Fig.10 Variation process of capacitor voltage when effective impedance decreases

图7、8为线路有效阻抗的调节过程，图9、10为调节过程中电容电压的变化曲线。从中可以明显地看出，HDP控制器比传统PID控制器有更好的性能，而且在调节过程中，电容电压的波动很小。

5 结论

本文通过对含 SSSC 双机电力系统的分析、研究、仿真，得到如下结论：

a. 所设计的外部非线性神经控制器比传统的线性 PID 控制器具有更好的动态性能、鲁棒性和适应性。采用该控制器可以有效地控制输电线路的有效阻抗，从而间接地控制线路的潮流。

b. 采用本文所设计的神经控制器不仅可以维持直流侧电容电压的稳定，而且可以有效地限制电容电压的脉冲尖峰，从而为 SSSC 的正常工作提供了必要条件。

参考文献

- [1] Fawzi A L J. Influence of mode of operation of the SSSC on the small disturbance and transient stability of a radial power system [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(2): 935-942.
- [2] 谢小荣, 姜齐荣. 柔性交流输电系统的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [3] 王辉, 王耀南, 许维东. 基于模糊自整定 PI 控制的 SSSC 潮流控制器研究[J]. 电工技术学报, 2004, 19(7): 65-69.
WANG Hui, WANG Yao-nan, XU Wei-dong. Investigation of a power flow controller of SSSC based on self-tuning PI controller with fuzzy logic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2004, 19(7): 65-69.
- [4] Ahmadian T M, Kazemi A. A decoupling technique to improve the efficacy of the vector control model for SSSC[C]. //2006 IEEE Power India Conference. Bombay (India): 2006.
- [5] Chaisari J, Bakhshai A, Praveen K J. A nonlinear control approach to increase power oscillations damping by means of the SSSC[C]. //IEEE Power Engineering

Society General Meeting. Calais(USA): 2005.

- [6] 刘黎明, 康勇, 陈坚, 等. SSSC 建模、控制策略及性能[J]. 电工技术学报, 2006, 21(9): 37-43.
LIU Li-ming, KANG Yong, CHEN Jian, et al. Static synchronous series compensator: modeling, control scheme and performance[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(9): 37- 43.
- [7] Sunil K L, Arindam G. Modeling and control design of a static synchronous series compensator [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14(4): 1448-1453.
- [8] Sadeghzadeh S M, Ansarian M. Neuro-fuzzy control of SSSC and SMES for transient stability improvement of power system transmission lines[C]. //2006 International Joint Conference on Neural Networks. Vancouver (Canada): 2006.
- [9] Haro P Z, Ramirez J M. SSSC's adaptive neural control[C]. //2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting. Vancouver(Canada): 2006.
- [10] Wei Qiao, Harley R G, Venayagamoorthy G K. Fault-tolerant control for SSSC using neural networks and PSO[C]. //2006 IEEE Power Systems Conference and Exposition. GA(Atlanta): 2006.
- [11] Wei Qiao, Harley R G. Fault-tolerant optimal neuro control for a static synchronous series compensator connected to a power network[C]. //2006 IEEE Industry Applications Conference. Tampa Florida(USA): 2006.
- [12] Park J W, Harley R G. New external neuro-controller for series capacitive reactance compensator in a power network [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(3): 1462-1472.
- [13] 林小峰, 喻亮, 宋绍剑, 等. 自适应评价设计的执行依赖方法[J]. 控制工程, 2008, 15(4): 423-425.
LIN Xiao-feng, YU Liang, SONG Shao-jian, et al. Action—dependent methods of adaptive critic Ddesign[J]. Control Engineering of China, 2008,15(4): 423-425.
- [14] Padhi R, Balakrishnan S N, Randolph T. Adaptive-critic based optimal neuro control synthesis for distributed parameter systems[J]. Automatica, 2001, 37: 1223-1234.

收稿日期: 2010-03-13;

修回日期: 2010-09-29

作者简介:

张爱国(1976-), 男, 工程师, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统分析、运行与控制; E-mail: jc_2002@163.com

张建华(1952-), 男, 教授, 博士生导师, 国家科技部“973”能源专家咨询组专家。主要研究领域: 电力系统安全防御, 电网规划, 电网优化与电力系统应急管理;

韩军锋(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与分析。