

6-3-2020

Coordinated Control of Power System Based on Direct Neural Dynamic Programming Method

Yu Miao

1. School of Mechanical-electronic and Automobile Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; ;2. Beijing Key Laboratory of Service Performance of Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China.;

Weipeng Shang

1. School of Mechanical-electronic and Automobile Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; ;2. Beijing Key Laboratory of Service Performance of Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China.;

Lu Ning

1. School of Mechanical-electronic and Automobile Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; ;2. Beijing Key Laboratory of Service Performance of Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China.;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Coordinated Control of Power System Based on Direct Neural Dynamic Programming Method

Abstract

Abstract: Inter-area low frequency oscillation with weak damping is a key issue affecting the security and stability operation of power grid. Currently, the implementation of wide-area DC and generator control has become one of the important means to improve inter-area low frequency oscillation damping. But the coordination among the controllers of generator, HVDC and FACTS needs to further studying. *The application structure of direct neural dynamic programming method in power system stability control was proposed, and based on phase-shift neural network of general lead-lag link, the proposed method was embedded in the traditional power system stability controller.* It was applied to a typical grid structure as well as in the South China power grid to achieve a coordinated controller design. Simulation results show that this method can realize the coordinated controller design, and the coordinated control effect is very good.

Keywords

low frequency oscillation, direct neural dynamic programming, phase-shift neural network, coordinated control, power system stability

Recommended Citation

Yu Miao, Shang Weipeng, Lu Ning. Coordinated Control of Power System Based on Direct Neural Dynamic Programming Method[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(4): 699-707.

基于直接神经动态规划的电力系统协调控制

于淼^{1,2}, 尚伟鹏^{1,2}, 卢宁^{1,2}

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院, 北京 100044; 2. 城市轨道交通车辆服役性能保障北京市重点实验室, 北京 100044)

摘要: 区域间弱阻尼低频振荡是影响电网安全稳定运行的关键问题。目前广域直流和发电机控制的实施已成为提高电网区域间低频振荡阻尼的重要手段之一, 但是在发电机、HVDC、FACTS 等装置控制器之间的协调方面还需进一步的深入研究。提出直接神经动态规划方法在电力系统稳定控制中的应用结构, 基于一般超前-滞后环节的移相式神经网络形式, 将直接神经动态规划方法嵌入到传统的电力系统稳定控制器中。将上述提出的方法应用到典型电网结构以及南方电网中实现了控制器的协调设计。仿真结果表明使用该方法进行控制器协调设计后, 可以实现很好的协调控制效果。

关键词: 低频振荡; 直接神经动态规划; 移相式神经网络; 协调控制; 电力系统稳定

中图分类号: TM712

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2017) 04-0699-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201704001

Coordinated Control of Power System Based on Direct Neural Dynamic Programming Method

Yu Miao^{1,2}, Shang Weipeng^{1,2}, Lu Ning^{1,2}

(1. School of Mechanical-electronic and Automobile Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;

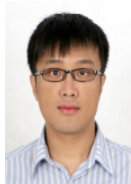
2. Beijing Key Laboratory of Service Performance of Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China.)

Abstract: Inter-area low frequency oscillation with weak damping is a key issue affecting the security and stability operation of power grid. Currently, the implementation of wide-area DC and generator control has become one of the important means to improve inter-area low frequency oscillation damping. But the coordination among the controllers of generator, HVDC and FACTS needs to further studying. *The application structure of direct neural dynamic programming method in power system stability control was proposed, and based on phase-shift neural network of general lead-lag link, the proposed method was embedded in the traditional power system stability controller.* It was applied to a typical grid structure as well as in the South China power grid to achieve a coordinated controller design. Simulation results show that this method can realize the coordinated controller design, and the coordinated control effect is very good.

Keywords: low frequency oscillation; direct neural dynamic programming; phase-shift neural network; coordinated control; power system stability

引言

区域间弱阻尼低频振荡是影响电网安全稳定



收稿日期: 2015-06-19 修回日期: 2015-10-23;
基金项目: 国家自然科学基金(51407201), 北京建筑
大学博士启动基金(00331614032), 北京市教委科研计
划(SQKM201610016017);
作者简介: 于淼(1982-), 男, 辽宁, 博士后, 讲师,
研究方向为电力系统辨识与控制。

运行造成了很大影响^[1-3]。为了增加系统的阻尼, 南方电网过去几年在主要的发电机上都加装了电力系统稳定器(PSS), 动态稳定性得到了明显改善。但是, 随着系统容量的进一步增大, 或者某些情况下负荷过重造成交流传输通道上功率的增加, 还是会导导致系统阻尼的下降和振荡频率的降低。一般认为, 当频率低于 0.3 Hz 后, 用 PSS 抑制低频振荡

<http://www.china-simulation.com>

的效果会减弱,而且频率越低效果越差^[4]。此外,南方电网是多馈入的直流输电系统,尤其是当 2 个或多个换流器的电气距离很近的时候,由于控制对象——换流器响应速度快,控制器间的相互作用很强,加上直流功率大,为使系统的总体性能最好,有必要对各控制器进行协调^[5]。与单馈入直流输电系统相比,多馈入直流输电系统中可用于直流调制的手段更为丰富,待选的调制输入信号和控制策略更多,但所需考虑的问题也更为复杂。文献[6]指出,如果控制器设计未考虑协调,则有可能出现不良后果,例如,分别设计的两个不同的调制控制器,虽可阻尼各自期望阻尼的模式,但却可能会激发出一个新的低阻尼模式。

目前南方电网的广域直流和发电机控制的实施已成为提高南方电网区域间低频振荡阻尼的重要手段之一,但是在发电机、HVDC、FACTS 等装置控制器之间的协调性方面还需进一步的深入研究。本文首先提出直接神经动态规划方法在电力系统稳定控制中的应用结构,然后基于一般超前一滞后环节的移相式神经网络形式,并将直接神经动态规划方法嵌入到传统的电力系统稳定控制器中。最后,应用上述提出的方法在典型电网结构以及南方电网中实现了控制器的协调设计。

1 直接神经动态网络规划方法

1.1 近似动态规划方法

近似动态规划的基本思想是通过估计余留代价函数(或/和余留代价对状态的微分函数)来避免每个阶段内针对所有状态和控制变量进行精确计算,通过与实际/仿真系统的相互作用来减少对模型的依赖型,并提高上述估计的精度,从而更好的指导最优(次优)策略的求取。对于一个无限范围(infinite horizon)的马尔可夫决策过程,通过折扣(discount) $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ 来反映远期和近期不同阶段的奖励/惩罚(reward/penalty)对总的期望代价的影响时,定义从状态 x 开始遵循策略 π 的状态值函数^[7](state-value function)为:

$$V^n(x) = E_n \left\{ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_{t+n+1} \mid x_t = x \right\} \triangleq E_n \{ R_t \mid x_t = x \} \quad (1)$$

定义从状态 x 开始,采取了 u 的控制措施,并遵循策略 π 的控制值函数(action-value function)为:

$$Q^n(x, u) = E_n \left\{ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_{t+n+1} \mid x_t = x, u_t = u \right\} \triangleq E_n \{ R_t \mid x_t = x, u_t = u \} \quad (2)$$

此时, Bellman 最优化递归方程可以表示为:

$$V^*(x) = \min_u E \{ r_{t+1} + \gamma V^*(x_{t+1}) \mid x_t = x, u_t = u \} = \min_u \sum_{x'} P_{xx'}^u [R_{xx'}^u + \gamma V^*(x')] \quad (3)$$

其中: $P_{xx'}^u$ 表示在状态 x , 控制 u 的情况下出现状态 x' 的概率; $R_{xx'}^u$ 表示相应的代价函数。对于控制值函数也可以得到类似的表达式。在上述定义的基础上,近似动态规划的基本思想可以用图 1 来表示。

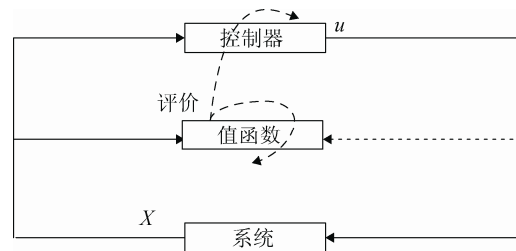


图 1 近似动态规划方法的原理示意图

Fig. 1 A schematic diagram of the approximate dynamic programming method

1.2 直接神经动态网络规划方法

由于不同的策略评价和策略改进方法的使用,导致了在此框架内大量的近似动态规划方法的提出。本文使用的直接神经动态规划方法^[8],与其它近似动态规划方法最大的不同是:彻底摆脱了对系统模型和参数的依赖性,这里的“直接”取自于自适应控制中的概念,指控制的实现中不包括系统模型环节或对系统模型、参数的辨识环节,通过误差等信息直接对控制器参数进行调节。

从近似动态规划方法的基本原理可以看出,对值函数估计的不断修正是依赖 Bellman 方程进行的,而 Bellman 方程包括前后两步的过程,除了当前阶段的状态和控制信息,还需要知道下一阶段的状态 x' ,因此也就需要在控制中加入模型环节,从

而预测系统对当前控制的状态响应。此环节可以用多层感知器实现, 通过离线的针对被控系统进行训练, 也可以在线继续调整。但是, 如果模型环节对原系统模拟的不够准确, 则会严重影响控制器的效果, 而这种情况在系统的结构、运行状态发生改变时是很有可能发生的。直接神经动态规划控制 (DNDP) 方法通过使用前一阶段与当前阶段的信息, 而不是当前阶段与下一阶段的信息, 避免了上述的问题。图 2 为 DNDP 控制的结构示意图^[9], 同样主要由三部分组成。

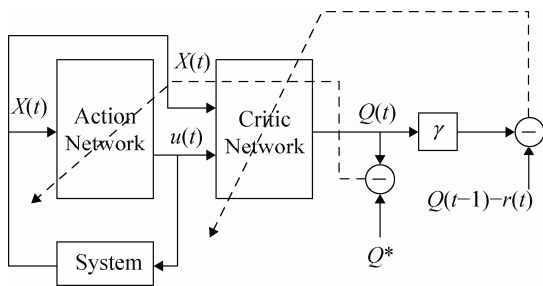


图 2 DNDP 控制的结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of DNDP control

控制网络(action network)和评价网络(critic network)都使用了多层感知器的函数逼近结构, 前者输出控制, 后者输出对控制值函数的估计, 虚线表示了两个部分的参数更新方式。对于评价网络, 其调整目的是要满足 Bellman 方程

$$e_c(t) = [r(t) + \gamma Q(t)] - Q(t-1) \quad (4)$$

而对于控制网络, 其调整目的是要实现值函数的最优化

$$e_a(t) = Q(t) - Q^* \quad (5)$$

式中: Q^* 为期望达到的最优值函数。

2 移相式直接神经动态网络规划方法

直接神经动态规划控制方法具备算法简单、能够进行非线性函数的逼近等有点, 在电力系统稳定控制中的应用也得到了广泛持续的研究。但是, 基本没有文献表明这些研究得到了实际的工程应用, 这主要是由于神经网络比较复杂的结构造成的, 如果神经网络中的节点的激励函数使用非线性形式

(大部分情况下为了增强其函数逼近能力是如此应用的, 例如普遍采用的带饱和的 Sigmoid 函数), 那么其总体的控制效果也难以通过常规的控制律进行解释。针对以上神经网络在实际工程应用中的问题并结合电力系统稳定控制的特点, 本节提出了一种改进的神经网络实现形式, 并基于此提出了一种结合 DNDP 原理以及常规方法的新的控制器结构, 即移相式直接神经动态网络规划方法。

2.1 移相式神经网络

电力系统中的常规稳定控制器绝大部分可以通过积分、微分、超前一滞后(移相)环节和一些算术运算、逻辑单元的组合实现, 前面三种环节的实现需要求解微分方程, 在离散控制的形式下就是求解差分方程, 而这种差分方程可以通过神经网络的形式进行计算^[8], 下面以移相环节为例进行论述。移相环节在频域一般可以表示为:

$$Y(s) = \frac{1 + T_1 s}{1 + T_2 s} X(s) \quad (6)$$

将其分解为两部分:

$$Y(s) = \frac{1 + T_1/T_2}{1 + T_2 s} X(s) + \frac{T_1}{T_2} X(s) \triangleq Y_1(s) + Y_2(s) \quad (7)$$

第二部分只是一个简单的比例环节, 第一部分可以在时域转换为标准的微分方程形式:

$$\frac{dy_1}{dt} = [(1 - T_1/T_2)x - y_1]/T_2 \triangleq f(y_1, x) \quad (8)$$

式(8)可以使用各种微分方程的数值解法进行求解, 对于 PSASP 程序, 采用了隐式梯形积分迭代法, 设积分步长为 Δt , 则可以得到从第 n 步到第 $n+1$ 步的差分方程:

$$y_{1(n+1)} = y_{1(n)} + \frac{\Delta t}{2} (f(y_{1(n)} + x_{(n)}) + f(y_{1(n+1)} + x_{(n+1)})) \quad (9)$$

一般情况下, 采用隐式形式的差分方程需要迭代求解, 但由于式(8)形式简单, 代入式(9)后可以得到准确的解析解。将代入之后的表达式与下面的方程组联立:

$$\begin{cases} y_{2(n+1)} = \frac{T_1}{T_2} x_{(n+1)}, & y_{2(n)} = \frac{T_1}{T_2} x_{(n)} \\ y_{(n+1)} = y_{1(n+1)} + y_{2(n+1)}, & y_{(n)} = y_{1(n)} + y_{2(n)} \end{cases} \quad (10)$$

可以得到移相环节的差分方程表达式:

$$y_{(n+1)} = [(T_2 - \frac{\Delta t}{2})y_{(n)} + (\frac{\Delta t}{2} - T_1)x_{(n)} + (\frac{\Delta t}{2} + T_1)x_{(n+1)}] / (\frac{\Delta t}{2} + T_2) \quad (11)$$

$$\left\{ \begin{aligned} K_1 &= \frac{T_2 - \Delta t/2}{T_2 + \Delta t/2} \\ K_2 &= \frac{\Delta t/2 - T_1}{T_2 + \Delta t/2} \end{aligned} \right. \quad (12)$$

则式(11)可以表示为:

$$y_{(n+1)} = x_{(n+1)} + K_1(y_{(n)} - x_{(n+1)}) + K_2(x_{(n)} - x_{(n+1)}) \quad (13)$$

移相环节的差分方程可以表示为三个部分的加权和形式, 其中第一部分的系数固定为 1, 第二、三部分的系数可以由移相环节的时间常数唯一的确定。因此我们可以用神经网络的结构与算法来实现式(13), 具体如图 3 所示。

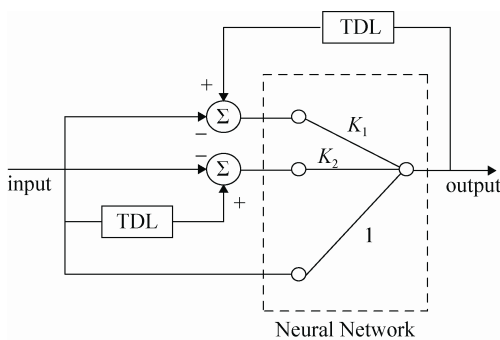


图 3 移相式神经网络的结构

Fig. 3 The structure of phase-shift neural network

2.2 移相式直接神经动态网络规划方法

图 4 中所示的就是提出的基于移相式神经网络(phase-shift neural network, PSNN), 它将 DNDP 方法嵌入到了传统的直流调制中的一种结合形式, 这样可以利用已有的对系统的分析知识和各种成熟的控制器设计方法, 并可以应对一定程度的不确定性。通过对 PSNN 参数的限制进一步保证了控制器在线学习时整个系统的稳定性。图 4 中的比例和两个常规领先-滞后环节的参数可以通过其它的协调控制设计方法(例如最优分散协调控制)进行离线的设计, 充分利用对实际系统的认识。

对于图 4 中评价网络 CN 的作用是输出对控制值函数的估计, 考虑式(4)进行值函数更新的期望

目标为式(14)(已经包括了折扣 γ 的效果), 其中 u 和 x 为第 $k-1$ 时刻的控制和状态变量。

$$d(x, u, r, f, g, H_{k-1}) = Q(k-1) - r(k) = Q(x, u, H_{k-1}) - r(f(x, u), g(f(x, u))) \quad (14)$$

评价网络就是通过将上式的期望值与实际的 k 时刻的值函数的计算值之间的误差平方最小化实现的权重更新, 即:

$$H_k = \arg \min_H \left\{ \left[Q(f(x, u), g(f(x, u)), H) - d(x, u, r, f, g, H_{k-1}) \right]^2 \right\} \quad (15)$$

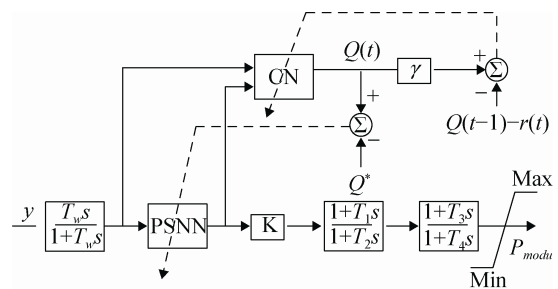


图 4 直流调制的移相式 DNDP 控制实现

Fig. 4 DC modulation of phase-shift DNDP control

定义 1 对于向量 $x \in \mathbb{R}^n$, 有 $\bar{x} \in \mathbb{R}^{n(n+1)/2}$:

$$\bar{x} = (x_1^2, \dots, x_1 x_n, x_2^2, \dots, x_{n-1} x_n, x_n^2)^T \quad (16)$$

即 x 中所有元素的二次型组合。

定义 2 对于方阵 $M \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 有向量 $v(M) \in \mathbb{R}^{n(n+1)/2}$, 其元素为 $M_{ij} + M_{ji}$, 并通过一定的顺序安排, 满足 $x^T M x = \bar{x} \cdot v(M)$ 。如果 M 是对称的, 则可以从 $v(M)$ 推出 M 。令 $z^T = (x^T \ u^T)$, $h = v(H)$, 则式(15)可写为:

$$h_k = \arg \min_{E_z} \left\{ \left[\bar{z}^T h - d(z, r, f, g, H_{k-1}) \right]^2 \right\} \quad (17)$$

上式存在一个唯一的最小值:

$$h_k = \left(E_z \{ \bar{z} \bar{z}^T \} \right)^{-1} E_z \{ \bar{z} d(z, r, f, g, H_{k-1}) \} \quad (18)$$

上述的目标值函数可写为:

$$\begin{aligned} d &= Q(x, u, H_{k-1}) - r(f(x, u), g(f(x, u))) = \\ &= (x^T \ u^T) H_{k-1} \begin{pmatrix} x^T \\ u^T \end{pmatrix} - (f^T P f + g^T R g) = \\ &= z^T H_{k-1} z - \begin{pmatrix} Ax + Bu \\ L(Ax + Bu) \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} P & 0 \\ 0 & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Ax + Bu \\ L(Ax + Bu) \end{pmatrix} \\ &\triangleq z^T H_{k-1} z - z^T \begin{pmatrix} A & B \\ LA & LB \end{pmatrix}^T G \begin{pmatrix} A & B \\ LA & LB \end{pmatrix} z \end{aligned} \quad (19)$$

将 $u = -H_{uu}^{-1} H_{ux} x \triangleq Lx$ 与式(19)代入式(18)可得:

$$\begin{aligned}
 h_k &= (E_z \{\bar{z}^T\})^{-1} E_z \\
 &\left\{ \bar{z} \left[z^T H_{k-1} z - z^T \begin{pmatrix} A & B \\ LA & LB \end{pmatrix}^T G \begin{pmatrix} A & B \\ LA & LB \end{pmatrix} z \right] \right\} = \\
 &(E_z \{\bar{z}^T\})^{-1} E_z \\
 &\left\{ \bar{z}^T v \left[H_{k-1} - \begin{pmatrix} A & B \\ L_{k-1}A & L_{k-1}B \end{pmatrix}^T G \begin{pmatrix} A & B \\ L_{k-1}A & L_{k-1}B \end{pmatrix} \right] \right\} = \\
 &(E_z \{\bar{z}^T\})^{-1} E_z \{\bar{z}^T\} v(T(H_{k-1}, L_{k-1})) = v(T(H_{k-1}, L_{k-1})) \quad (20)
 \end{aligned}$$

由此可见, DNDP 方法在评价网络的参数更新过程也就体现为矩阵 H 的迭代过程。上式表明, 这种迭代过程是通过对上一步长的修正进行的, 修正量的大小由系统方程、上一步长的控制以及二次代价泛函中的权矩阵确定。由于 DNDP 学习过程中其参数的变化非常剧烈, 但是并不能完全保证在线学习过程中参数的大幅度变化的情况下不会影响到整个系统的稳定性。设计的移相式神经网络完全与一个常规的超前—滞后环节等效, 而这样的一个环节, 在电力系统中信号频率范围内对相位的最大改变能力一般为 $30^\circ \sim 40^\circ$ 。另外由于时间常数 T_1 和 T_2 在实际的系统中有一个大致的取值范围, 根据式(12), K_1 和 K_2 也会有一个相应的范围, 通过这些限制使得移相式神经网络的参数变化不会超出预先的设计范围, 也就保证了在线修改参数时的系统稳定性。

移相式 DNDP 控制器参数学习框架如图 5 所示。

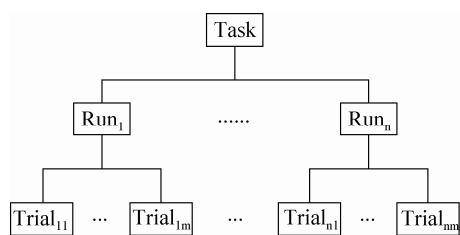


图 5 移相式 DNDP 控制器参数学习框架

Fig. 5 Parametric learning framework for phase-shift DNDP controller

其中一个任务(Task)代表 DNDP 在同一种电力系统的运行方式、故障的设置形式等条件下的学习过程, 它包括多次的运行(Run), 因为并不一定每次从控制器初始化开始都能得到一套有效的控制策略; 一个运行代表在一个任务中从同一随机初始

化的控制网络、评价网络权重开始的一系列时域仿真, 在一定的仿真次数内, 如果振荡能够被有效的阻尼, 则这次运行中的学习是成功的。一个试验(Trial)就是一次一定时间的电力系统机电暂态时域仿真, 如果在某一次试验中控制策略是有效且稳定的(在继续的学习中不会发生明显的改变), 那么此次试验所在的运行是成功的, 否则保存控制网络、评价网络的参数以便下一次的试验继续学习。

简单的讲, 图 5 所示的这个框架包括了 n 次神经网络的初始化, 最多 $n \times m$ 次电力系统的时域仿真, 通过这些仿真可以判断在这种系统条件下 DNDP 控制器是否能够学习到有效的控制律。

在每一个试验内的参数调节流程如图 6 所示。

其中系统稳定与否简单的通过发电机之间的功角差判断, 超过 180° 时即系统失稳, 由于在此之后的系统计算已远远偏离正常范围, DNDP 控制器的两个网络停止更新, 但这个失稳标准也不能设置的过于保守, 因为一定限度的失稳信息有利于 DNDP 控制器对各种控制效果的“经验”积累。

在 DNDP 控制器的结构确定以后, 控制器参数的设计全部通过上图所示的流程进行, 其中最为关键的就是当前阶段代价的计算, 在此基础上, 估计了控制值函数, 并进一步更新了控制策略, 这个代价函数的定义也是 DNDP 控制器参数设计中唯一融入了我们对系统分析的先验知识的地方。

代价函数最简单的定义形如 -1, 0, 1 的几个数字, 例如下棋程序中当前的胜平负状态, 决策优化目标是这种长期加权总代价的最大化或者最小化。如果在电力系统控制中也仅仅定义当前是否稳定这样一个两值函数, 显然没有对本来就较少的信息进行充分的利用。

3 仿真分析

3.1 新英格兰 36 节点仿真系统

首先采用图 7 所示的新英格兰 36 节点交直流混合系统模拟实际电力系统运行情况, 通过小干扰稳定计算可知, 该新英格兰仿真系统存在 2 个区间低频振荡主导模式。

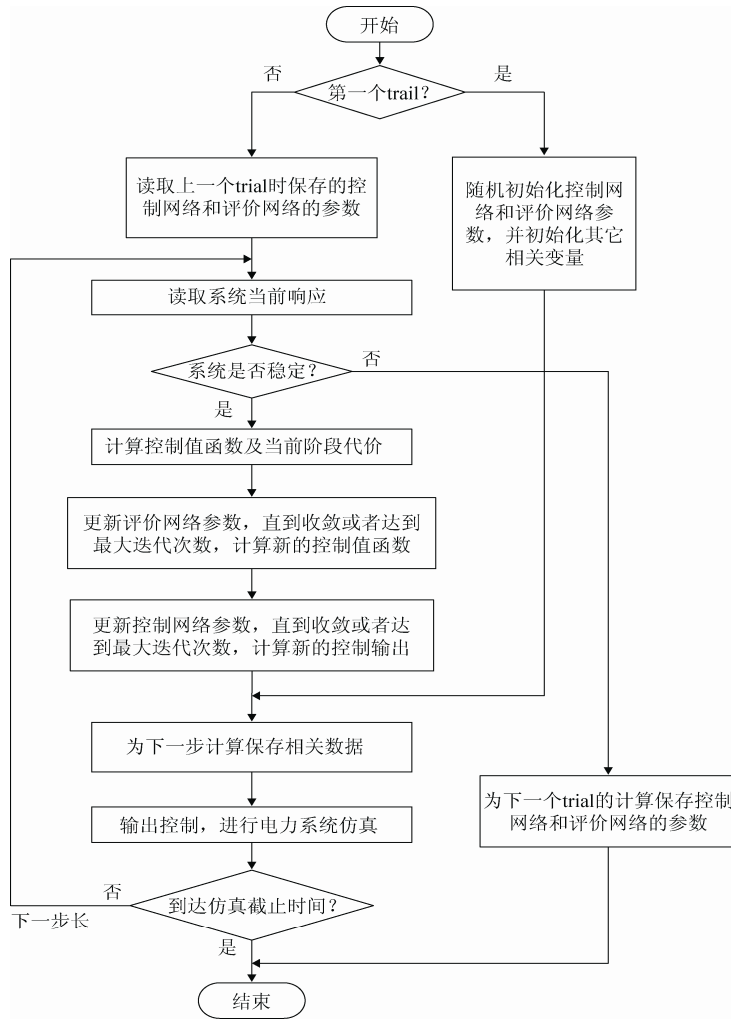


图 6 每一个试验(trial)内的参数调节流程

Fig. 6 Parameter adjustment process in each trial

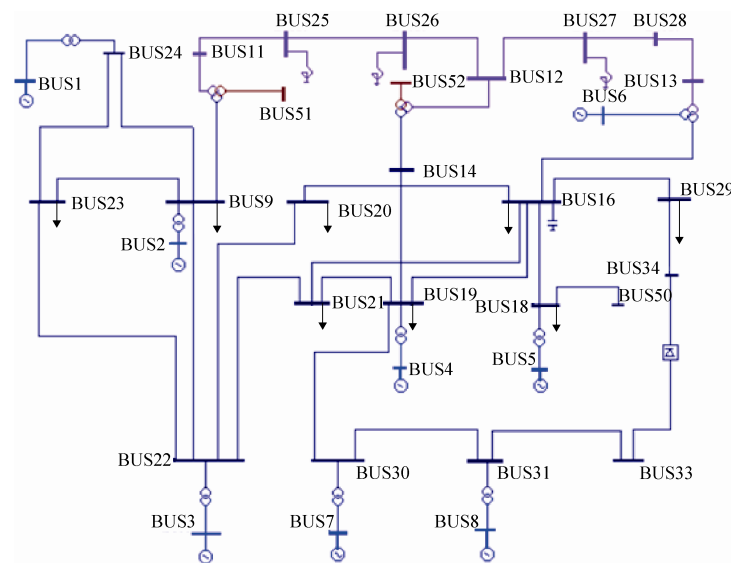


图 7 新英格兰 36 节点交直流混合系统单线图

Fig. 7 Single line diagram of the new England 36 bus AC/DC hybrid system

<http://www.china-simulation.com>

该系统的主要振荡模式及主导模式的模态分布情况如图 8 所示。

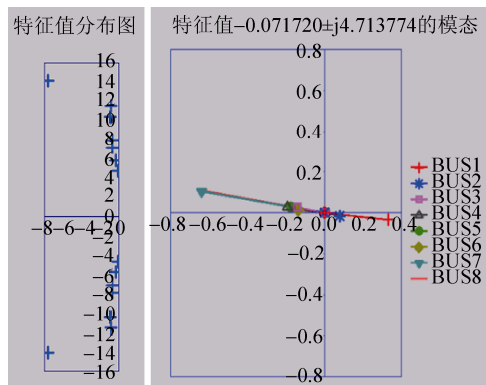


图 8 主要振荡模式及主导模式的模态分布
Fig. 8 Modal distribution of main oscillation mode and dominant mode

直流线双极运行, 整流侧交流母线 BUS30 三相瞬时短路故障, 0.1 s 后消除, 母线 1 和母线 7 之间的相对功角曲线如图 9 所示。

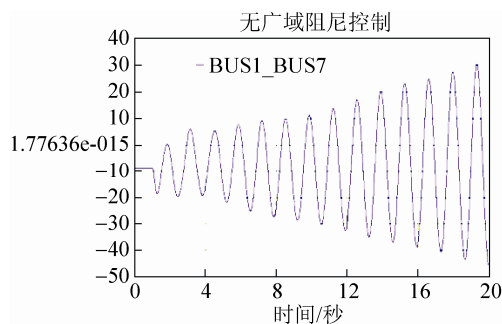


图 9 区间低频振荡相对功角曲线
Fig. 9 Relative angle curve of inter-area low frequency oscillation

从图 9 中可以看出在 0.1 s 故障消除后, 无广域阻尼控制时母线 1 和母线 7 之间的低频振荡相对功角曲线的振荡趋势是发散的。

根据系统的可控性和可观性分析计算结果, 采用三个广域移相式 DNDP 自适应控制器提高系统主导振荡模式的阻尼, 分别为母线 8 机组励磁的附加阻尼、母线 3 机组励磁的附加阻尼以及母线 33 和母线 34 之间的直流的附加阻尼控制。反馈信号取母线 1、3、8 的频率信号, 通过组合, 分别反映上述两个主导振荡模式。此时的仿真结果如图 10 所示。

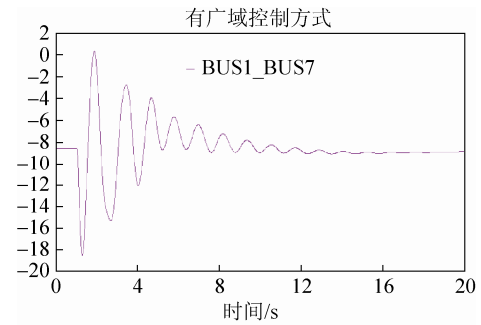


图 10 区间低频振荡相对功角曲线
Fig. 10 Relative angle curve of inter-area low frequency oscillation

从图 10 中可以看出有广域阻尼控制时母线 1 和母线 7 之间的低频振荡相对功角曲线的振荡趋势是明显收敛的。发电机 8 的附加阻尼控制输出曲线如图 11 所示。

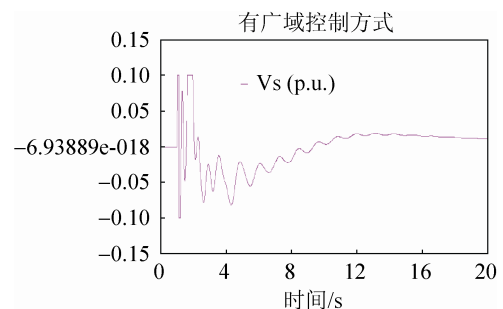


图 11 移相式 DNDP 附加阻尼控制输出(标么值)
Fig. 11 The phase-shift DNDP damping control output (pu)

3.2 南方电网等值仿真系统

南方电网包括广东、广西、云南、贵州和海南 5 省, 电网规模巨大, 是一个典型的多馈入交直流输电系统, 即多条直流输电线路落点于同一交流系统。根据规划到 2020 年, 外区送电广东的直流电气距离将不超过 100 km, 系统运行十分复杂, 对直流的控制也提出了很高要求。多馈入的直流输电系统, 尤其是当 2 个或多个换流器的电气距离很近的时候, 由于控制对象—换流器响应速度快, 控制器间的相互作用很强, 加上直流功率大, 为使系统的总体性能最好, 有必要对各控制器进行协调。与单馈入直流输电系统相比, 多馈入直流输电系统中可用于直流调制的手段更为丰富, 待选的调制输入信号和控制策略更多, 但所需考虑的问题也更为复杂。

如果控制器设计未考虑协调, 则有可能出现不良后果, 例如, 分别设计的两个不同的调制控制器, 虽可阻尼各自期望阻尼的模式, 但却可能会激发出一个新的低阻尼模式。如果均采用实际装置, 所需的 RTDS 及保护装置的屏柜数量将十分庞大, 对实验室的要求十分苛刻, 采用等值仿真模型, 可以简化实验条件并提高实验效率。等值模型在保留原始系统特性的前提下, 对网络结构进行了简化, 并尽可能使之满足动态等值的要求, 仿真模型包括母线 2 329 个, 发电机 335 台, 负荷 1 254 个, 研究的直流调制控制对低频振荡的阻尼属于机电暂态过程, PSASP 中的直流准稳态模型可以满足使用要求。在此模型中, 换流器本身的暂态过程忽略不计, 以稳态方程表示。南方电网但是随着交流输电通道输送功率的增加 (调整发端的负荷以及电厂出力), 阻尼逐渐减弱, 当增加比例到达 21% 时, 系统的主导振荡模式已表现为较小的负阻尼状态, 这两种方式下的断面潮流如表 1 所示。

表 1 两种方式下的主要交流输电通道的潮流

Tab. 1 Load flow of main AC transmission channel under two ways

联络线及断面	基本方式 A/MW	修改方式 B/MW
贺州—罗洞	575	687
梧州—罗洞	2×529	2×643
茂名—江门	2×310	2×382
总计	225 3	273 7

利用设计的基于 PSNN 的 DNDP 控制方法, 通过扰动后控制器与仿真系统的相互作用, 可以实现两个调制控制器参数的协调设计, 此时的奖励函数定义为广东、贵州、云南三个近似惯性中心之间的转速差加权和, 可以充分表征整个系统的振荡情况。图 12 所示为贵广直流 DNDP 调制控制器中 PSNN 的两个参数从随机初始化开始的学习过程。

可以看出, 参数的变化过程明显平缓了很多, 这对于实际控制器的实现是有利的。天广调制控制参数的学习过程与此类似, 只是收敛的数值不同, 仿真结果如表 2 所示。

经过协调设计后的控制效果如图 13 所示, 很明显, 原来模式 B 的阻尼较弱, 协调后得到了有

效控制。

图 14 为南方电网在五种直流控制条件下的与模式 A 和 B 相应的主导特征值的分布。

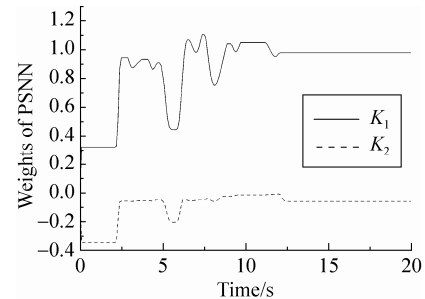


图 12 移相式 DNDP 控制的协调设计

Fig. 12 Coordinated design of phase-shift DNDP

表 2 贵广、天广直流调制控制的 DNDP 协调设计结果
Tab. 2 DNDP coordination design results of Guiguang, Tian

Guang DC modulation control		
参数	贵广直流	天广直流
K_1	0.989 2	0.983 5
K_2	-0.045 4	-0.219 1
T_1	0.05	0.14
T_2	0.92	0.60

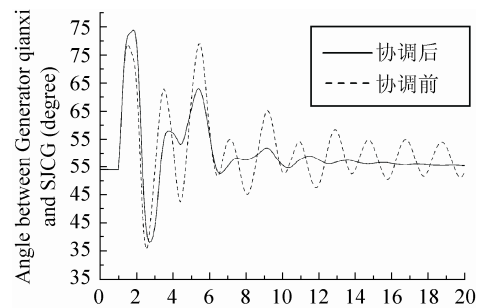


图 13 移相式 DNDP 协调控制效果

Fig. 13 Phase-shift DNDP coordinated control effect

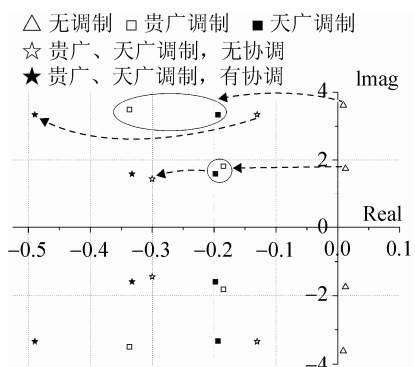


图 14 主导特征值的变化过程

Fig. 14 Change process of dominant eigenvalues

这五种情况分别为无调制、只有贵广调制或天广调制以及协调前后的两直流调制, 前四种情况与图 13 对应。无调制时, 两个模式的特征值都在右半平面, 系统失稳; 投入一个直流调制控制后, 特征值全部左移, 系统稳定, 而贵广调制时的对模式 B 的阻尼率更大一些, 表现为仿真后期振荡能够平息; 无协调的两个直流调制同时投入后, 对模式 A 的阻尼率继续增加, 但是对模式 B 的阻尼率下降, 使得综合的控制效果反而变差; 协调后的调制控制对两个振荡模式都提供了最大的阻尼率, 可见这种协调设计是有效的。

4 结论

发电机、HVDC、FACTS 等装置控制器之间的协调性方面的研究是非常必要的。本文首先提出直接神经动态规划方法在电力系统稳定控制中的应用结构, 然后针对一般近似动态规划方法中控制部分结构过于复杂的特点, 基于常用的超前-滞后环节提出了移相式神经网络形式, 其参数可与常规控制器参数一一对应, 并将直接神经动态规划方法嵌入到传统的电力系统稳定控制器中形成了移相式直接神经动态网络规划方法。最后, 应用提出的方法在新英格兰 36 节点仿真系统中可以提高系统主导振荡模式的阻尼以及在南方电网等值仿真模型中实现了贵广、天广直流调制控制器进行了协调设计。仿真结果充分表明该方法的正确性和有效性, 该方法是一种在针对外界条件变化的多个控制器参数调整过程中可以同时考虑协调的方法, 并且可以推广到其它多控制器协调控制应用场合中。

参考文献:

- [1] 廉建华, 陈迅. 广东电网电力系统稳定器应用的现状与管理 [J]. 广东电力, 2002, 15(5): 49-52. (Lian Jianhua, Chen Xun. Analysis on the prospect and regulation of the application of power system stabilizer in Guangdong power network [J]. Guangdong Electric Power, 2002, 15(5): 49-52.)
- [2] 赵晓伟, 吕思昕, 谢欢, 等. 电力系统低频振荡综述 [J]. 华北电力技术, 2015(3): 34-37. (Zhao Xiaowei, Lv Sixin, Xie Huan, et al. A Survey of Power System Low Frequency Oscillation [J]. North China Electric Power, 2015 (3): 34-37.)
- [3] 陈磊, 陈亦平, 戴远航, 等. 基于 WAMS 的南方电网低频振荡调度应对策略 [J]. 南方电网技术, 2013, 7(4): 12-18. (Chen Lei, Chen Yiping, Dai Yuanhang, et al. WAMS-based dispatcher strategy against low frequency oscillations in China Southern Power Grid [J]. Southern Power System Technology, 2013, 7(4): 12-18.)
- [4] 马燕丰, 赵书强. 基于在线辨识和区域极点配置法的电力系统低频振荡协调阻尼控制 [J]. 电工技术学报, 2012, 27(9): 117-123. (Ma Yanfeng, Zhao Shuqiang. Coordinated damping control of power systems low-frequency oscillation based on on-line identification and region poles assignment [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27 (9): 117-123.)
- [5] 黄柳强, 郭剑波, 孙华东, 等. 多 FACTS 广域抗时滞协调控制 [J]. 电力自动化设备, 2014, 34(1): 37-42. (Huang Liuqiang, Guo Jianbo, Sun Huadong, et al. Wide-area anti-delay coordinated control among FACTS controllers [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(1): 37-42.)
- [6] Pilotto L A S, Szechtman M, Wey A, et al. Synchronizing and damping torque modulation controllers for multi-infeed HVDC systems [J]. IEEE Transactions on Power Delivery (S0885-8977), 1995, 10(3): 1505-1513.
- [7] Sutton R S, Barto A G. Reinforcement learning: an introduction [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 1998.
- [8] Miao Y, Chao L, Yong J L. Direct heuristic dynamic programming method for power system stability enhancement [C]// American Control Conference. USA: IEEE, 2014: 747-752.
- [9] Si J, Wang Y T. On-line learning control by association and reinforcement [J]. IEEE Transactions on Neural Networks (S1045-9227), 2001, 12(2): 264-276.