

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

陈世明, 卢家胜, 高彦丽

引用本文:

陈世明, 卢家胜, 高彦丽. 基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制[J]. *控制与决策*, 2021, 36(6): 1407–1414.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1168>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 含混合储能的互联电力系统传感器容错负荷频率控制

Sensor fault-tolerant load frequency control for multi-area interconnected power system with hybrid energy storage system  
*控制与决策*. 2021, 36(5): 1069–1077 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1432>

### 多航天器系统分布式固定时间输出反馈姿态协同跟踪控制

Distributed fixed-time output feedback attitude coordination tracking control for multiple rigid spacecraft  
*控制与决策*. 2021, 36(5): 1049–1058 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0968>

### 带有输出约束的柔性关节机械臂预设性能自适应控制

Prescribed performance adaptive control of flexible-joint manipulators with output constraints  
*控制与决策*. 2021, 36(2): 387–394 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0974>

### 一类非线性大系统分散自适应预设性能有限时间跟踪控制

Decentralized adaptive prescribed performance finite-time tracking control for a class of large-scale nonlinear systems  
*控制与决策*. 2020, 35(12): 3045–3052 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0623>

### 自适应事件触发的马尔科夫跳变多智能体系统一致性

Adaptive event-triggered consensus for Markovian jumping multi-agent systems  
*控制与决策*. 2020, 35(11): 2780–2786 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1507>

# 基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

陈世明<sup>†</sup>, 卢家胜, 高彦丽

(华东交通大学 电气与自动化工程学院, 南昌 330013)

**摘要:** 针对电力系统中普遍存在的系统非线性和参数不确定性等问题, 提出一种基于径向基函数神经网络(RBFNN)的分布式自适应控制器, 以提高多机电力系统的暂态稳定性. 利用基于 RBFNN 的方法对系统中的未知非线性项和外部扰动进行补偿, 设计相应的自适应参数估计方法, 逼近未知非线性项的理想权值矩阵. 该策略基于多智能体框架, 分布式控制器通过通信网络接收测量装置测量的实时数据, 并控制储能装置动作, 使受到扰动后各发电机能够迅速实现频率同步. 利用李雅普诺夫稳定性理论, 证明所提出的分布式控制方法的收敛性. 最后, 通过仿真研究验证所提出的分布式控制方法的有效性.

**关键词:** 神经网络; 电力系统; 暂态稳定; 分布式控制; 自适应估计; 多智能体框架; 储能装置

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A



**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2019.1168

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

**引用格式:** 陈世明, 卢家胜, 高彦丽. 基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1407-1414.

## Neural network-based distributed adaptive control for power system transient stability

CHEN Shi-ming<sup>†</sup>, LU Jia-sheng, GAO Yan-li

(College of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** A distributed adaptive controller based on radial basis function neural network (RBFNN) is proposed to enhance the transient stability of power systems for the system nonlinearity and parameter uncertainty prevalent in power systems. The unknown nonlinear term and the external disturbance term in the systems are compensated by using the radial basis function neural networks method, and the corresponding adaptive parameter estimation scheme is designed to approximate the ideal weight matrix of the unknown nonlinearity. Based on multi-agent framework, the distributed controller receives real-time data by measuring devices through communication network and controls the action of energy storage device, so that each generator can realize frequency synchronization quickly after disturbance. The convergence of the proposed distributed control method is proved using the Lyapunov stability theory. Finally, simulation studies verify the effectiveness of the proposed distributed control method.

**Keywords:** neural network; power system; transient stability; distributed control; adaptive estimation; multiagent framework; energy storage device

## 0 引言

电力系统的暂态稳定一直被认为是其安全运行的一个关键问题, 它关系到在一些严重的大扰动下, 如短路、电力线路中断或发电机故障时, 发电机之间同步的保持<sup>[1]</sup>. 由于发电机本身固有的小阻尼, 在消除这些大的非线性特性干扰后, 发电机会失去稳定, 必须应用有效的控制策略来使系统重新恢复稳定.

近年来, 各种新技术不断涌现, 如相量测量单元

(phasor measurement unit, PMU)、现代通信网络技术、储能技术(电池储能系统、飞轮装置和 STATCOM 装置)等. 学者们将这些新技术与一些传统的技术相结合提出了许多控制策略<sup>[2]</sup>, 这些控制策略对实现现代电力系统的稳定运行具有很大帮助. 电力系统暂态稳定控制策略主要可以分为集中式<sup>[3-4]</sup>、分散式<sup>[5-6]</sup>和分布式<sup>[7-8]</sup>3类. 集中式主要利用中心控制器接收来自所有远程节点的状态信息, 计算出控制信号, 并

收稿日期: 2019-08-16; 修回日期: 2020-02-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973118, 11662002); 江西省主要学科学术和技术带头人计划项目(20182BCB22009).

责任编辑: 张国山.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: c1977318@hotmail.com.

将其发送到位于同步发电机附近的执行器. 但是过度的通信需求使得集中式控制策略在延迟方面效率低下, 并且从单一点控制电力系统会导致安全缺陷. 另一方面, 分散式控制策略在不了解远程状态数据的情况下进行本地运行, 消除了通信需求. 然而, 广域状态信息的缺乏会限制这些分散式控制器快速有效地稳定电网的能力. 基于这些原因, 最近的分布式控制策略由于能够在满足最小化通信需求的同时考虑远程数据而获得了广泛的关注.

文献[3-8]都属于传统的励磁控制和汽门开度控制方法, 除了这两种方法外, 近年来, 在控制回路中采用能量存储系统(energy storage system, ESS)来提高电力系统暂态稳定的方法也得到了广泛的研究<sup>[9-14]</sup>. ESS拥有快速动作能力, 可以通过注入或吸收功率来保持功率平衡, 快速抑制暂态期间的频率振荡. 文献[9]基于蜂拥理论, 设计了一种分布式控制器, 在所有领导发电机节点处安装储能装置来提高电力系统的暂态稳定. 文献[10-11]提出了一种用于电力系统频率调节的分布式一致性比例积分(consensus proportional integral, CPI)控制器, 可以控制能够快速动作的储能装置来提高电力系统的暂态稳定. 文献[12]研究了一种利用未来电力系统中可用的高粒度数据的分布式控制器, 该控制器提高了系统抗干扰能力, 通过线性反馈最优(linear feedback optimal, LFO)控制来实现ESS的输出控制, 从而达到暂态稳定. 文献[13]基于反馈线性化控制理论提出了一种参数控制器(parameter feedback linear, PFL), 控制位于同步发电机附近的速动飞轮来提高电力系统暂态稳定. 文献[14]针对测量的不确定性和通信延迟问题, 提出了一种非线性自适应控制策略, 通过控制分布式储能装置提高电力系统在通信延迟过大和网络干扰下的暂态稳定裕度. 然而, 在文献[9-14]中的控制方法都需要准确的系统模型知识和系统参数, 但在实际的电力系统中, 涉及到电力系统非线性项的模型参数可能无法精确测量. 因此, 采用一种方法来解决电力系统的不确定性非线性动力学问题就显得十分有必要.

神经网络方法不需要精确的系统模型知识, 可以在线学习和逼近未知的系统非线性动力学, 已被成功地应用于电力系统<sup>[15-16]</sup>. 同时, 神经网络由于其固有的逼近能力, 已被证明能够在紧集上逼近任意连续非线性函数<sup>[17-18]</sup>.

本文提出了一种基于RBFNN的分布式自适应控制器, 以提高多机电力系统的暂态稳定性. 该控制器利用RBFNN的在线学习和逼近能力来处理电力系统中的不确定非线性项. 在多智能体框架下, 每个

发电机节点都可以看作一个智能体, 各邻居智能体之间可以通过通信网络相互传递信息, 快速地更新控制器中的控制量, 控制储能装置动作, 使电力系统达到稳定. 与现有的大多数方法相比, 采用基于RBFNN的逼近方法, 不需要精确的系统模型知识和系统参数, 可以较好地克服未知非线性动力学和不准确的系统参数带来的困难. 利用李雅普诺夫稳定性理论, 证明了所提出的分布式控制方法的收敛性. 最后, 通过在新英格兰39节点测试系统上进行仿真研究, 验证了所提出的分布式控制方法的有效性.

## 1 预备知识

### 1.1 图论和符号定义

无向图 $G = (V, E, A)$ , 由节点集 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ , 边集 $E = \{(i, j), i, j \in V\}$ 和邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 表示. 若节点 $i$ 和节点 $j$ 间存在一条边把它们连接起来, 这条边记为 $(i, j)$ , 则节点 $i$ 和节点 $j$ 互为邻居节点, 它们能够接收彼此的信息. 节点 $i$ 的邻居节点的集合记作 $N_i = \{V_j | (i, j) \in E\}$ . 邻接矩阵 $A$ 中的元素 $a_{ij}$ 表示两个节点间的通信系数, 若两个节点 $i$ 和 $j$ 之间存在连接, 则 $a_{ij} > 0$ , 否则 $a_{ij} = 0$ .

图 $G$ 的Laplace矩阵为 $L = C - A$ , 其中, 度矩阵 $C = \text{diag}\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 是一个对角矩阵,  $c_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$ ,  $j \neq i$ 为节点 $i$ 的度. 在本文中 $a_{ij} = a_{ji}$ , 图 $G$ 为对称图, 对应的Laplace矩阵 $L$ 对称且半正定. 并且图 $G$ 是连通的, Laplace矩阵 $L$ 的所有特征值可按升序排列为 $0 = \lambda_1 < \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$ . 其中 $\lambda_2$ 是 $L$ 的第2小特征值, 同时也被定义为图 $G$ 的代数连通度, 用来分析一致性收敛速度.

为了方便, 下面给出本文一些符号的定义:

- 1)  $R$ 表示实数,  $R^n$ 表示 $n$ 维向量空间,  $R^{n \times m}$ 表示 $n \times m$ 维矩阵空间;
- 2)  $\|\cdot\|$ 表示向量的2范数,  $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的弗罗贝尼乌斯范数;
- 3) 在没有特别说明时,  $T$ 表示向量的转置符号.

### 1.2 基于RBFNN的函数逼近方法

基于RBFNN的方法在函数逼近和学习能力方面具有优异的性质<sup>[19]</sup>. 因此, 可以利用基于RBFNN的方法对系统中的不确定非线性项进行逼近. 对于任意光滑非线性函数 $\psi(x) : R^n \rightarrow R^m$ , 可以通过以下形式的RBFNN来近似:

$$\hat{\psi}(x) = W^T S(x). \quad (1)$$

其中: $x \in \Omega_x \subset R^n$ ,  $\Omega_x$ 是一个紧集;  $W \in R^{q \times m}$ 是一个神经元个数为 $q$ 的可调权值矩阵;  $S(x) = [s_1(x),$

$\dots, s_q(x)]^T$  是基函数向量,  $s_j(x) = \exp(-(x - \mu_j)^T(x - \mu_j)/\varphi_j^2)$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ ,  $\mu_j = [\mu_{j1}, \mu_{j2}, \dots, \mu_{jn}]^T$  表示神经元的中心,  $\varphi_j$  是高斯函数的宽度。

通过使神经元  $q$  的数目足够大并选择适当的设计参数, RBFNN 可以将连续函数近似到任何期望的精度. 对于任意光滑函数  $\psi(x)$ , 存在一个理想的权值  $W^*$  使得

$$\psi(x) = W^*S(x) + \varepsilon(x), \quad (2)$$

其中  $\varepsilon(x) \in R^m$  表示近似误差并且满足条件  $\|\varepsilon(x)\| \leq \rho$ ,  $\rho$  为正常数. 这个近似误差表示理想近似项  $W^*S(x)$  和未知光滑函数之间可能的最小偏差. 大量的实际应用表明, 可以通过选择足够多的神经网络节点  $q$  来减小近似误差.

事实上, 理想的权值矩阵  $W^*$  是一个人工量, 仅用于分析目的, 需要在控制设计中进行估算.  $W^*$  被定义为如下形式:

$$W^* = \arg \min_{W \in R^{q \times m}} \{ \sup_{x \in \Omega_x} \|\psi(x) - W^T S(x)\| \}. \quad (3)$$

## 2 分布式控制器设计

### 2.1 电力系统动力学模型

在文献 [20-21] 中, 多机电力系统的动力学方程已经由摆动方程定义. 本文通过设计分布式控制器来实现电力系统暂态稳定控制, 其中每个控制器可以利用 PMU 测量的邻居发电机和本地发电机转子的转速计算得到控制输入量, 然后控制分布式储能装置吸收电网功率或向电网注入功率来提高智能电网的稳定性. 因此, 每个同步发电机节点的电力系统动力学模型可以表示为

$$\dot{\delta}_i = \omega_i, \quad (4)$$

$$\dot{\omega}_i = \frac{1}{M_i} (-D_i \omega_i + P_{mi} - P_{ei} + u_i), \quad (5)$$

$$P_{ei} = \sum_{j \in N_i} E_i E_j (G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)). \quad (6)$$

其中:  $\omega_i$  表示同步发电机  $i$  在同步旋转参考下转子的实际转速  $\omega_i^{\text{act}}$  相对额定转速  $\omega_N$  的偏差, 单位为 rad/s, 即  $\omega_i = \omega_i^{\text{act}} - \omega_N$ ;  $\delta_i$  表示同步发电机  $i$  转子的功角偏差, 单位为 rad;  $D_i$  和  $M_i$  分别表示阻尼系数和惯性常数;  $P_{mi}$  和  $P_{ei}$  分别表示同步发电机  $i$  的机械输入功率和输出电磁功率, 二者皆为标幺值的形式;  $u_i$  表示同步发电机  $i$  的控制器控制外部储能装置的功率输出值, 其单位为同步发电机  $i$  的额定功率的标幺值,  $u_i$  的正负分别表示外部储能装置向本地母线注入功率或从本地母线吸收功率;  $E_i$  表示发电机  $i$  的内

部电压;  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别表示发电机  $i$  到发电机  $j$  之间的等效电导和电纳.

考虑到同步发电机动力学模型中存在的非线性项, 所以本文将电力系统中的每台同步发电机及其 PMU 测量单元、控制器和外部储能装置看作一个非线性智能体, 而将由  $n$  个发电机组成的电力系统当作一个非线性多智能体系统进行研究. 因此, 式 (5) 可以改写为如下形式:

$$\dot{\omega}_i = f_i(\omega_i) + d_i + \frac{u_i}{M_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

其中  $\omega_i \in R$ ,  $f_i(\omega_i) \in R$ ,  $f_i(\omega_i) = -D_i \omega_i / M_i + (P_{mi} - P_{ei}) / M_i$ ,  $-D_i \omega_i / M_i$  表示系统的线性项,  $(P_{mi} - P_{ei}) / M_i$  表示系统的非线性项;  $d_i \in R$  表示有界的系统外部扰动;  $u_i \in R$  为控制器的输入.

**假设 1** 假设存在一个虚拟领导者发电机, 其转子转速为同步发电机额定转速, 虚拟领导者可以被所有发电机所感知.

### 2.2 基于 RBFNN 的分布式控制算法

本文设计分布式控制器的目的是使所有发电机转子的实际频率逐渐趋近于额定频率, 使得切除故障后的电力系统能够恢复到稳定的运行状态. 定义同步发电机  $i$  的本地控制器的一致性误差为

$$e_i = \sum_{j \in N_i} a_{ij} (\omega_i - \omega_j) + b_i \omega_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

其中:  $e_i \in R$ ;  $N_i$  为第  $i$  个同步发电机的邻居发电机集合; 互为邻居的同步发电机之间传递信息的联系权值, 可通过邻接矩阵  $A$  中元素  $a_{ij}$  设置, 即  $a_{ij}$  表示第  $i$  个和第  $j$  个同步发电机之间的联系权值, 两者之间有邻居关系时取  $a_{ij} = 1$ , 否则取  $a_{ij} = 0$ , 并且同步发电机与自身的联系权值为 0, 即邻接矩阵中的  $a_{ii} = 0$ ; 同步发电机和虚拟领导者之间的联系权值设置为  $b_i > 0$ ,  $b_i$  为常数.

另外, 在设计控制协议时, 考虑到系统中存在非线性项 (即同步发电机的机械输入功率和电磁输出功率之间的不平衡) 是发电机实际频率与额定频率产生偏差的原因, 所以需要对其进行处理. 而传统的线性化处理方法需要精确的系统模型参数. 因此, 本文利用基于自适应神经网络逼近方法解决非线性多智能体系统的自适应一致控制问题的思想<sup>[22]</sup>, 设计一种新的分布式控制器. 设计该控制器时, 本文充分利用 RBFNN 的在线学习和逼近非线性函数的能力来处理系统非线性项, 并且设计的控制器不需要进行离线学习. 具体控制协议设计如下:

$$u_i = M_i (-k_i e_i - \theta_i \hat{\omega}_i \|S_i(z_i)\|^2 e_i). \quad (9)$$

$$\dot{\hat{w}}_i = \vartheta_i(\theta_i \|S_i(z_i)\|^2 e_i^2 - \sigma_i \hat{w}_i), \quad (10)$$

$$k_i = r_i \left( \frac{\lambda_{\max}(\Delta)}{2} + \frac{1}{r_i} \right). \quad (11)$$

其中:  $r_i, \vartheta_i, \theta_i, \sigma_i (i = 1, 2, \dots, n)$  都为正常数;  $\hat{w}_i$  为对未知常数  $w_i^*$  的估计,  $w_i^* = \|W_i^*\|_F^2$ .

**定理1** 对于式(7)的非线性多智能体系统,如果自适应估计参数  $\hat{w}_i$  设计为式(10),增益  $k_i$  设计为式(11),并满足假设1和  $r_i > 0, \vartheta_i > 0, \theta_i > 0, \sigma_i > 0$ ,则在控制协议(9)作用下,式(8)的一致性误差可以收敛到距原点一个很小的邻域内,且式(7)的系统可以实现自适应一致.

**证明** 构造如下Lyapunov函数:

$$V = V_1 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i^2. \quad (12)$$

其中:  $V_1 = \frac{1}{2} \omega^T \tilde{L} \omega, \omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T \in R^n$ ;  $\tilde{w}_i = \hat{w}_i - w_i^*$ ;  $\tilde{L} = L + B, \tilde{L} \in R^{n \times n}, B = \text{diag}\{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ . 又由预备的图论知识可知  $V_1$  是一个对称的半正定函数.

因为  $\tilde{L}$  是一个对称的半正定矩阵,其  $n$  个特征值可以表示为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ . 设  $p_1, p_2, \dots, p_n$  分别对应于特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  的半正定矩阵  $\tilde{L}$  的特征向量. 定义  $P = (p_1, p_2, \dots, p_n) \in R^{n \times n}$ , 则  $P^T P = P P^T = I_n$  成立,  $I_n$  为单位矩阵.

基于以上分析,  $V_1$  可以被改写为

$$V_1 = \frac{1}{2} \omega^T \tilde{L} \omega = \frac{1}{2} \omega^T P^T \Lambda P \omega = \dots \\ \frac{1}{2} \omega \tilde{L} P^T \Lambda^{-1} P \tilde{L} \omega = \frac{1}{2} e^T \Delta e. \quad (13)$$

其中:  $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}, e \in R^n, e = (e_1, e_2, \dots, e_n)^T$ , 并且  $\Delta = P^T \Lambda^{-1} P$ .

由式(13)可以得到

$$\frac{\lambda_{\min}(\Delta)}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \leq V_1 \leq \frac{\lambda_{\max}(\Delta)}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2. \quad (14)$$

其中:  $\lambda_{\min}$  和  $\lambda_{\max}$  分别表示矩阵  $\Delta$  的最小特征值和最大特征值.

根据拉普拉斯矩阵的定义,可以得到

$$V_1 = \frac{1}{2} \omega^T \tilde{L} \omega = \frac{1}{2} e^T \omega. \quad (15)$$

将  $V_1$  对时间求导,并由式(13)和(15)可得

$$\dot{V}_1 = \omega^T \tilde{L} \dot{\omega} = e^T \dot{\omega} = \sum_{i=1}^n e_i \dot{\omega}_i. \quad (16)$$

因此,将式(12)对时间求导,并由式(7)可得

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^n e_i \dot{\omega}_i + \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i = \\ \sum_{i=1}^n e_i \left[ f_i(\omega_i) + d_i + \frac{u_i}{M_i} \right] + \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i. \quad (17)$$

因为  $ab \leq a^2/2 + b^2/2$ , 可以得到以下不等关系:

$$e_i d_i \leq \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{e_i^2 d_i^2}{2\beta_i^2}. \quad (18)$$

将式(18)代入(17),可以得到

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^n \left[ e_i f_i(\omega_i) + \frac{1}{2\beta_i^2} e_i^2 d_i^2 + \frac{e_i u_i}{M_i} \right] + \\ \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \beta_i^2. \quad (19)$$

定义如下非线性函数:

$$g_i(z_i) = f_i(\omega_i) + \frac{1}{2\beta_i^2} e_i d_i^2, \quad (20)$$

其中  $z_i = \{\omega_i, e_i\} \in \Omega_{z_i}, \Omega_{z_i}$  为紧集. 则式(19)可以写为

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^n \left[ e_i g_i(z_i) + \frac{e_i u_i}{M_i} \right] + \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \beta_i^2. \quad (21)$$

对于函数  $g_i(z_i)$ , 可以根据1.2节的RBFNN方法对其进行近似估计,即

$$g_i(z_i) = W_i^* S_i(z_i) + \varepsilon_i. \quad (22)$$

其中:  $W_i^* \in R^q$  为理想权值矩阵;  $S_i(z_i) \in R^q$  为基函数向量,  $S_i(z_i) = (s_1(z_i), \dots, s_q(z_i))^T, s_j(z_i) = \exp(-(z_i - \mu_i)^T(z_i - \mu_i)/\varphi_i^2), j = 1, 2, \dots, q, q$  为神经元的个数;  $\varepsilon_i \in R$  为逼近误差并满足  $|\varepsilon_i| \leq \rho_i, \rho_i$  为正常数.

将式(22)代入(21)可以得到

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^n \left[ e_i (W_i^* S_i(z_i) + \varepsilon_i) + \frac{e_i u_i}{M_i} \right] + \\ \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \beta_i^2. \quad (23)$$

式(23)中又存在以下的不等关系:

$$e_i W_i^* S_i(z_i) \leq \theta_i e_i^2 \|W_i^* S_i(z_i)\|^2 + \frac{1}{4\theta_i} \leq \\ \theta_i w_i^* e_i^2 \|S_i(z_i)\|^2 + \frac{1}{4\theta_i}, \quad (24)$$

$$e_i \varepsilon_i \leq e_i^2 + \frac{\varepsilon_i^2}{4} \leq e_i^2 + \frac{\rho_i^2}{4}. \quad (25)$$

由式(9)和(10)及以上不等关系,可以得到

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^n \left[ \frac{e_i u_i}{M_i} + \theta_i w_i^* e_i^2 \|S_i(z_i)\|^2 + e_i^2 \right] + \\ \sum_{i=1}^n \vartheta_i^{-1} \tilde{w}_i \dot{\omega}_i + \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} \right) \leq \\ \sum_{i=1}^n [-k_i e_i^2 + e_i^2 - \theta_i \hat{w}_i \|S_i(z_i)\|^2 e_i^2 + \\ \theta_i w_i^* \|S_i(z_i)\|^2 e_i^2] + \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} \right) +$$

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=1}^n \tilde{w}_i(\theta_i \|S_i(z_i)\|^2 e_i^2 - \sigma_i \hat{w}_i) \leq \\
 & \sum_{i=1}^n [-k_i e_i^2 + e_i^2 - \theta_i \tilde{w}_i e_i^2 \|S_i(z_i)\|^2 + \\
 & \theta_i w_i^* e_i^2 \|S_i(z_i)\|^2] + \sum_{i=1}^n \theta_i \tilde{w}_i e_i^2 \|S_i(z_i)\|^2 - \\
 & \sum_{i=1}^n \sigma_i \tilde{w}_i \hat{w}_i + \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} \right) \leq \\
 & \sum_{i=1}^n [-(k_i - 1)e_i^2] - \sum_{i=1}^n \sigma_i \tilde{w}_i \hat{w}_i + \\
 & \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} \right). \tag{26}
 \end{aligned}$$

又因为

$$\tilde{w}_i \hat{w}_i = \frac{1}{2} \tilde{w}_i^2 + \frac{1}{2} \hat{w}_i^2 - \frac{1}{2} w_i^{*2}, \tag{27}$$

则有

$$-\sigma_i \tilde{w}_i \hat{w}_i \leq -\frac{1}{2} \sigma_i \tilde{w}_i^2 + \frac{1}{2} \sigma_i w_i^{*2}. \tag{28}$$

因此,由式(14)和(26)可得

$$\begin{aligned}
 \dot{V} & \leq -\sum_{i=1}^n \frac{r_i}{2} \lambda_{\max}(\Delta) e_i^2 - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sigma_i \tilde{w}_i^2 + \\
 & \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} + \frac{\sigma_i w_i^{*2}}{2} \right) \leq \\
 & -\xi V + \eta'. \tag{29}
 \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned}
 \xi & = \min(r_1, \dots, r_n, \sigma_1 \vartheta_1, \dots, \sigma_n \vartheta_n), \\
 \eta' & = \sum_{i=1}^n \left( \frac{\beta_i^2}{2} + \frac{1}{4\theta_i} + \frac{\rho_i^2}{4} + \frac{\sigma_i w_i^{*2}}{2} \right).
 \end{aligned}$$

根据文献[23]可知式(29)满足

$$V(t) \leq V(0)e^{-\xi t} + \frac{\eta'}{\xi}(1 - e^{-\xi t}). \tag{30}$$

这意味着通过适当调节参数可以使一致性误差收敛到距离原点一个很小的邻域内,在控制协议(9)控制下系统可以实现自适应一致。□

本文提出的基于RBFNN的分布式控制算法能够保证电网在清除故障或大的扰动后,逐渐地消除同步发电机的频率偏差,使得系统逐渐恢复稳定。

### 3 仿真分析

本节采用新英格兰39节点测试系统<sup>[24]</sup>,在Matlab-Simulink环境下实现并验证所提出的基于RBFNN的分布式控制方法。所采用的测试系统有39条母线和10台同步发电机,其拓扑结构如图1所示。根据39节点测试电力系统结构拓扑图可以建立其通信网络拓扑图,如图2所示。

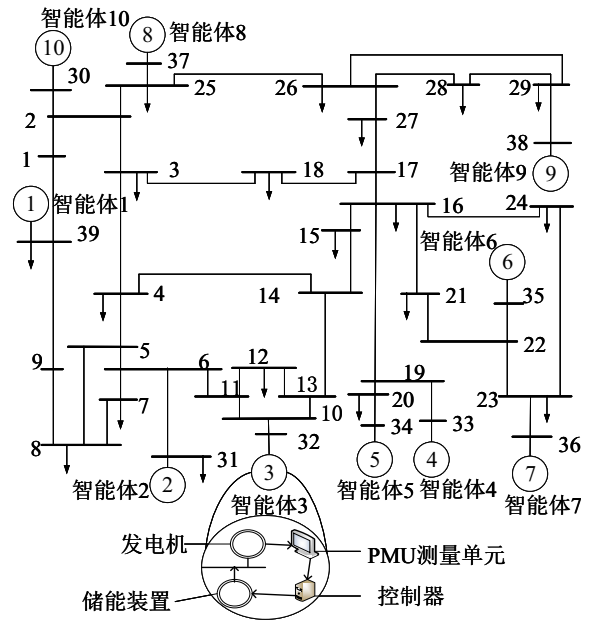


图1 新英格兰39节点测试系统

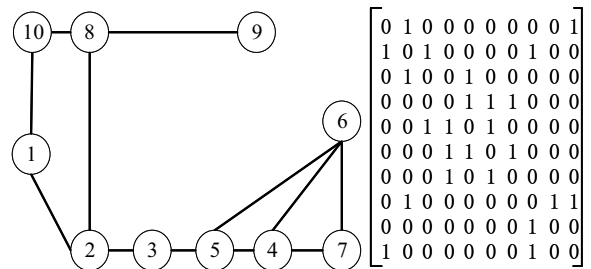


图2 测试系统的通信拓扑图及其A矩阵

本文测试电力系统详细参数见文献[24],分布式控制协议更新参数设置如下: $\vartheta_i = 20, \theta_i = 4, \sigma_i = 2, b_i = 1, i = 1, 2, \dots, 10, r_i = 2, i = 2, 3, \dots, 10, r_1 = 0.6$ 。另外,由Laplace矩阵L可以计算得出 $\lambda_{\max}(\Delta) = 4.6405$ 。RBFNN的高斯函数宽度均取值为 $\varphi_j = 2$ ,并且神经元的中心 $\mu_j$ 在 $[-1, 1] \times [-1, 1]$ 上均匀选取,各区间均匀等分的尺度均为6,这些数值全排列以构建RBFNN的神经元的中心,这样可以得到RBFNN神经元为 $6 \times 6 = 36$ 个。并且 $\hat{w}_i$ 的初始值为 $\hat{w}_i(0) = 0, i = 1, 2, \dots, 10$ 。

#### 3.1 系统暂态稳定测试

根据文献[25]制定的进入稳定状态标志的标准,本文的稳定时间定义为在故障开始之后所有同步发电机转速在0.1%的误差内收敛到同步频率所需的时间。这意味着当所有发电机转子速度在59.94 Hz和60.06 Hz之间时,可以认为系统已经恢复到其稳定运行状态。对于同步发电机的功角,选取10号同步发电机为参考。设计系统运行到时间点 $t = 0.5$ s时在线路16-17侧的母线17上发生三相接地短路故障, $t = 0.6$ s时故障被清除并且100ms后控制器被激活,系统仿真时间为10s。

图3和图4显示的是测试系统在没有其他外部控制的情况下,采用文献[24]中电力系统励磁稳定器(power system stabilizer, PSS)得到的同步发电机转子转速和功角的动态响应曲线. 在PSS作用下,故障后的系统需要大约6.6s的时间重新进入稳定运行状态.

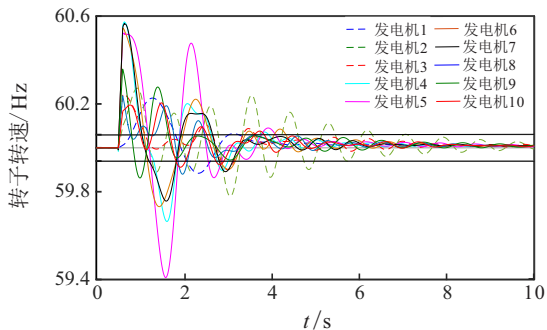


图3 没有外部控制的转子转速动态响应

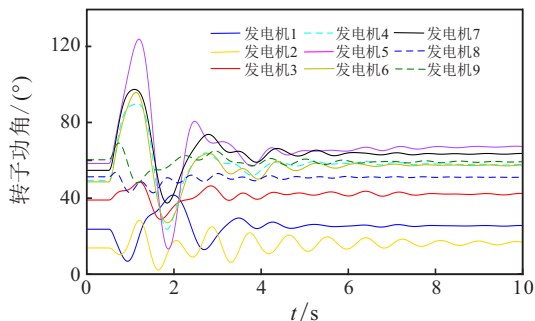


图4 没有外部控制的转子功角动态响应

图5和图6显示的是采用所提出的分布式控制器得到的同步发电机转子转速和功角的动态响应曲线. 系统的PSS一直处于未运行状态,由图5可以看出,所提出的控制器能够在大约经过2.7s就能快速地稳定系统,使得所有发电机的转子转速均处在额定的频率范围(图中加粗的线在59.94 Hz~60.06 Hz之间). 由图6也可以看出,发电机的转子功角也快速地收敛到故障之前相应的值. 此时默认为控制器的输出限制在故障前各发电机额定机械功率的10%内. 图7显示的是在所提出的控制器作用下,所有的分布式外部储能装置吸收的功率曲线.

本文以文献[10-11]中提出的CPI控制策略来对比. 该策略分为两层,在第1层,发电机的转子转速根

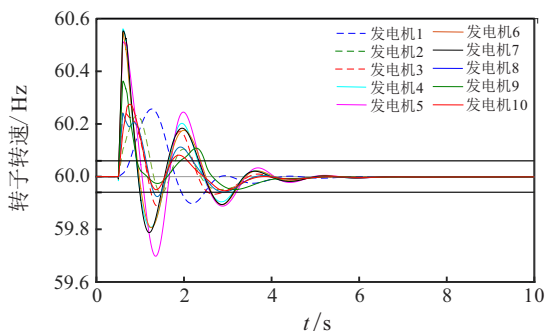


图5 在提出的分布式控制器作用下的转子转速动态响应

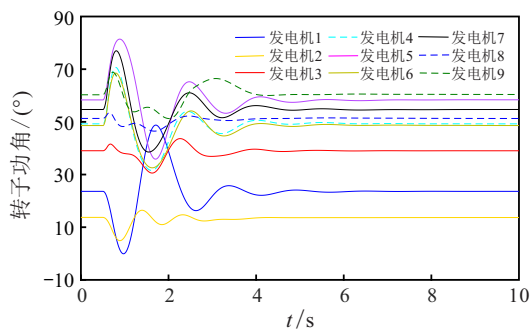


图6 在提出的分布式控制器作用下的转子功角动态响应

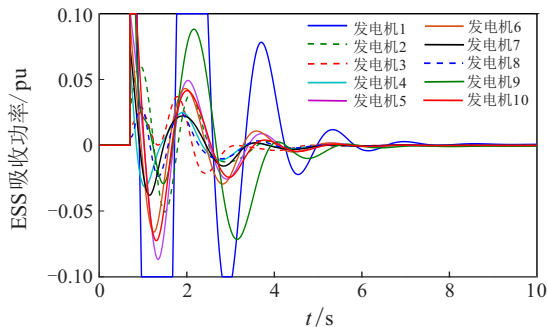


图7 ESS的动态输出响应

据参考转速进行调节;在第2层,更新参考速度以消除误差. CPI控制器的模型可以表示为

$$u_i = \alpha_c(\hat{\omega}_i - \omega_i), \quad (31)$$

$$\dot{\hat{\omega}}_i = \beta_c\left(\omega^* - \frac{1}{n} \sum_{i \in N_i} \omega_i\right). \quad (32)$$

其中: $N_i$ 表示发电机*i*的邻居发电机, $\omega^* = 0$ ,参数 $\alpha_c$ 和 $\beta_c$ 分别设置为15和0.8.

图8显示的是在同样的测试条件下,采用CPI控制器测试系统得到的同步发电机转子转速的动态响应曲线. 如图8所示,所有发电机转子转速大约到4.7s时才都进入额定频率范围,达到稳定运行状态需要大约4.2s的时间,这比本文所提出的基于RBFNN的分布式控制器的稳定时间要长得多.

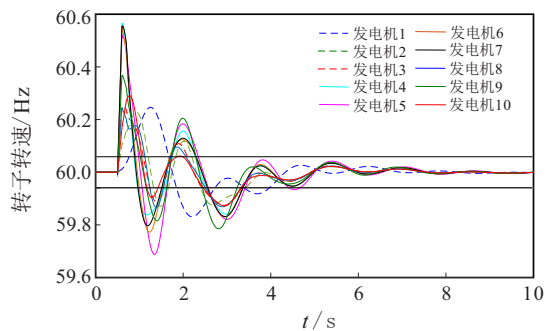


图8 在CPI控制器作用下的转子转速动态响应

### 3.2 限制条件下控制器的性能

为了有效地研究本文提出的控制器在限制条件下的性能,本小节将一直禁用系统的PSS,并且仿真时间设置为20s.

本文所提出的控制策略是: 系统切除故障后, 控制器控制外部储能装置迅速动作, 向系统注入或从系统吸收功率, 以便迅速稳定电力系统频率. 但是控制器的  $u_i$  却受到实际的外部储能装置有功功率输出最大容量 ( $P_{max}$ ) 的限制. 定义  $P_{max,i}$  为每台同步发电机额定机械功率的百分比, 即  $P_{max,i} = \rho P_{mi}$ .

图9是所提出的控制器在不同ESS最大输出容量限制下系统稳定所需的时间. 如图9所示, 当  $\rho \in [10\%, 20\%]$  时, 本文所提出控制器稳定系统的时间都在3s内. 如图10所示, 当最大输出容量限制提高到2%时, 控制器稳定系统所需的时间增长到12.7s. 需要指出的是本文所提出的控制器在低的最大容量限制条件下, 控制器的性能良好, 受到的影响比较小, 能够较快地使系统稳定.

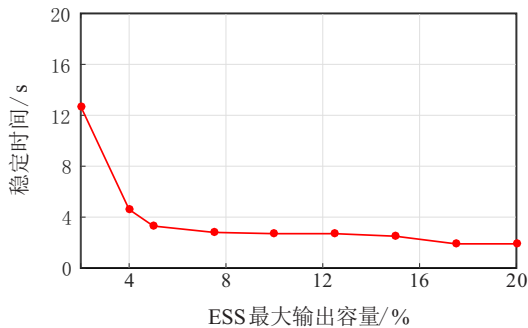


图9 不同ESS最大输出容量限制下系统稳定时间

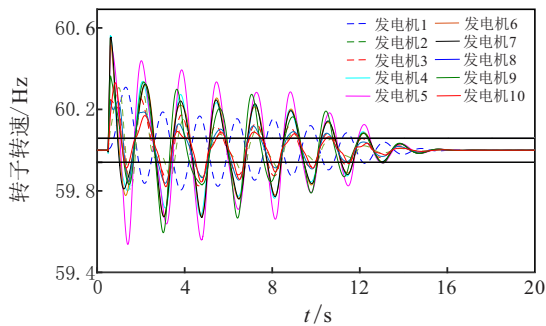


图10 最大输出容量限制为2%时转子转速动态响应

本文将利用在不同信噪比 (signal noise ratio, SNR) 比下系统稳定时间来评估所提出控制器在外部干扰下的性能. 信噪比是用来描述外部干扰的噪声水平的指标, 表示为  $10 \lg(P_s/P_n)$ , 单位是 dB, 其中  $P_s$  为信号功率, 如PMU测量的  $\omega_i$ ,  $P_n$  为噪声功率. 本文将加性高斯白噪声  $d_i$  注入式(7)的系统动力学中. 在其他的仿真实验中系统的信噪比保持25 dB的默认值.

图11表示的是所提出控制器在不同外部干扰环境下稳定系统的能力. 可以看出, 当信噪比高于10 dB时, 控制器对外部干扰有较强的鲁棒性. 但控制器会受到较大扰动的影响, 即当信噪比低于10 dB时, 随着干扰的加强 (信噪比的减小), 所提出控制器的性能也逐渐下降, 稳定系统的时间也将变长, 甚至出现转子

转速不断振荡无法一直稳定在允许误差范围内的情况. 如图12所示, 当信噪比为5 dB时, 由于环境恶劣, 转子转速将在60 Hz上下不断波动, 无法一直稳定在允许误差范围内并与额定转速趋于一致.

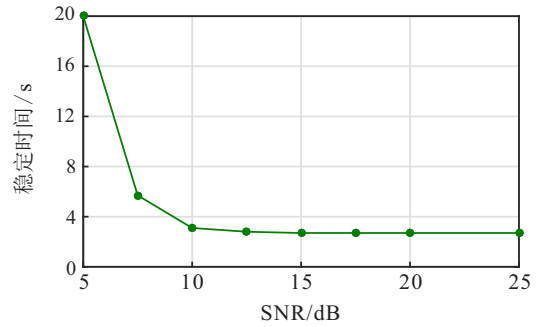


图11 不同信噪比下系统的稳定时间

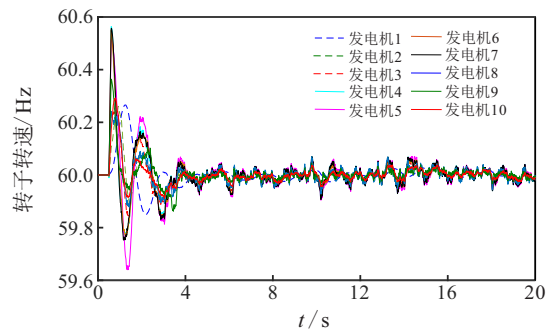


图12 信噪比为5 dB时转子转速动态响应

### 4 结论

本文提出了一种基于径向基函数神经网络的分布式自适应控制器, 以提高多机电力系统的暂态稳定性. 该控制器的控制策略基于多智能体框架, 传感器采集系统的状态信息, 通过通信网络传输给分布式控制器. 控制器根据接收到的本地发电机和邻居发电机数据计算出控制量, 控制同步发电机附近的速动储能装置进行注入或吸收功率, 以平衡摆动方程, 使电力系统达到稳定. 与现有的大多数方法相比, 采用基于RBFNN的逼近技术, 较好地克服了未知非线性动力学和不精确的系统参数带来的困难, 同时对外部扰动也有较强的抗干扰能力. 利用李雅普诺夫稳定性理论, 证明了所提出的分布式控制方法的收敛性. 最后, 通过在新英格兰39节点测试系统上进行仿真研究, 验证了所提出的分布式控制方法的有效性, 而且所提出的控制器在限制条件下也具有较好的性能.

### 参考文献 (References)

[1] Kundur P, Balu N J, Lauby M G. Power system stability and control[M]. New York: McGraw-hill, 1994: 1-1176.  
 [2] Paital S R, Ray P K, Mohanty A. Comprehensive review on enhancement of stability in multimachine power system with conventional and distributed generations[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(16):

- 1854-1863.
- [3] Nechadi E, Harmas M N, Hamzaoui A, et al. A new robust adaptive fuzzy sliding mode power system stabilizer[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 42(1): 1-7.
- [4] Mahmud M A, Pota H R, Aldeen M, et al. Partial feedback linearizing excitation controller for multimachine power systems to improve transient stability[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 29(2): 561-571.
- [5] Fombu A M, Kenné G, Nguimfack-Ndongmo J D, et al. Decentralized nonlinear coordinated excitation and steam valve adaptive control for multi-machine power systems[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 75: 117-126.
- [6] 孟庆伟, 王子强. 考虑通讯拓扑的电力系统分散协调控制器设计[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(8): 2315-2322.  
(Meng Q W, Wang Z Q. Decentralized coordinated control for power system based on communication topology[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(8): 2315-2322.)
- [7] Xiang J, Hill D J, Ma J. Distributed power control for transient stability of multimachine power systems[J]. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2017, 7(3): 383-392.
- [8] Tu G G, Li Y J, Xiang J, et al. Distributed power system stabiliser for multimachine power systems[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2019, 13(5): 603-612.
- [9] Wei J, Kundur D, Zourntos T, et al. A flocking-based paradigm for hierarchical cyber-physical smart grid modeling and control[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(6): 2687-2700.
- [10] Andreasson M, Dimarogonas D V, Johansson K H, et al. Distributed vs. centralized power systems frequency control[C]. 2013 European Control Conference (ECC). Zurich, 2013: 3524-3529.
- [11] Andreasson M, Dimarogonas D V, Sandberg H, et al. Distributed control of networked dynamical systems: Static feedback, integral action and consensus[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, 59(7): 1750-1764.
- [12] Farraj A, Hammad E, Kundur D. On the use of energy storage systems and linear feedback optimal control for transient stability[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 13(4): 1575-1585.
- [13] Farraj A, Hammad E, Kundur D. A cyber-enabled stabilizing control scheme for resilient smart grid systems[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(4): 1856-1865.
- [14] Ayar M, Obuz S, Trevizan R D, et al. A distributed control approach for enhancing smart grid transient stability and resilience[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(6): 3035-3044.
- [15] 徐庆宏, 戴先中. 基于在线学习RBF神经网络的汽门开度自适应补偿控制方法[J]. *电机与控制学报*, 2010, 14(2): 13-19.  
(Xu Q H, Dai X Z. Online learning RBF neural network-based adaptive compensative control scheme for governor system[J]. *Electric Machines and Control*, 2010, 14(2): 13-19.)
- [16] Sadegh M A, Farahani M. Improvement of power systems stability using a new learning algorithm based on lyapunov theory for neural network[J]. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering*, 2017, 41(4): 293-303.
- [17] Meng W C, Wang X Y, Fan B, et al. Adaptive non-linear neural control of wide-area power systems[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2017, 11(18): 4531-4536.
- [18] Wang D, Ma H, Liu D. Distributed control algorithm for bipartite consensus of the nonlinear time-delayed multi-agent systems with neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174: 928-936.
- [19] Chen C L P, Wen G X, Liu Y J, et al. Adaptive consensus control for a class of nonlinear multiagent time-delay systems using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, 25(6): 1217-1226.
- [20] Chapman J W, Ilic M D, King C A, et al. Stabilizing a multimachine power system via decentralized feedback linearizing excitation control[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1993, 8(3): 830-839.
- [21] Anderson P M, Fouad A A. *Power system control and stability*[M]. Piscataway: Wiley-IEEE Press, 2003: 1-672.
- [22] Wen G X, Chen C L P, Liu Y J, et al. Neural network-based adaptive leader-following consensus control for a class of nonlinear multiagent state-delay systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(8): 2151-2160.
- [23] Hou Z G, Cheng L, Tan M. Decentralized robust adaptive control for the multiagent system consensus problem using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2009, 39(3): 636-647.
- [24] Moeini A, Kamwa I, Brunelle P, et al. Open data IEEE test systems implemented in SimPowerSystems for education and research in power grid dynamics and control[C]. The 50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). Stoke on Trent: IEEE, 2015: 1-6.
- [25] NERC RS Committee. Balancing and frequency control: A technical document prepared by the NERC resources subcommittee[R]. NERC Technical Report, 2011: 1-53.

### 作者简介

陈世明(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂网络理论及应用、多智能体系统协调控制等研究, E-mail: c1977318@hotmail.com;

卢家胜(1991—), 男, 硕士生, 从事电力系统暂态稳定控制的研究, E-mail: lujiashengz@163.com;

高彦丽(1978—), 女, 副教授, 博士生, 从事工业过程参数检测、复杂网络安全及控制等研究, E-mail: selina@ecjtu.jx.cn.

(责任编辑: 孙艺红)