

文章编号: 1001-0920(2007)07-0769-05

## 发电机组汽门系统的多模型自学习控制

袁小芳, 王耀南, 孙 炜, 吴亮红

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

**摘 要:** 针对发电机组的非线性、大范围运行等实际问题, 研究了用于汽门系统的多模型自学习控制(MMSC). 首先根据各种工况下的样本数据归纳出模糊控制规则, 然后由模糊聚类算法将多种工况约简为典型工况, 得到相应的子模型模糊控制器(FLC). 以子模型 FLC 输出的加权集成作为 MMSC 的控制输出, 而加权系数取决于子模型匹配度. 在子模型 FLC 学习优化中, 由支持向量机离线逼近模糊规则曲面, 再由梯度下降算法在线自学习. 仿真实验验证了所设计控制器的优良性能.

**关键词:** 智能控制; 汽门控制; 模糊控制; 支持向量机; 自学习

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Multi-model self-learning control for turbine valving control

YUAN Xiaofang, WANG Yaonan, SUN Wei, WU Lianghong

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China. Correspondent: YUAN Xiao-fang, E-mail: yuanxiaof @21cn.com)

**Abstract:** For the problem that turbine valving control of synchronous generator faces practical challenges as nonlinear characteristics and changing operation points, a multi-model self-learning control (MMSC) system is proposed. Fuzzy control rules for turbine valving control at variable operation points are derived from operation samples. Then a fuzzy clustering algorithm is employed to reduce variable operation points to typical points, and sub-model fuzzy logic controller (FLC) is obtained. The control output of MMSC is the sum of sub-model FLC multiplying respective weights which are decided by the matching degree of typical points using fuzzy logic. For the self-learning of sub-model FLC, support vector machines are used to approximate fuzzy rules curve offline firstly, then a gradient descend algorithm is used for online learning. Simulations show the capability of the proposed controller.

**Key words:** Intelligent control; Turbine valving control; Fuzzy control; Support vector machines; Self-learning

### 1 引 言

近年来, 设计控制律以提高电力系统暂态稳定性的研究主要集中在励磁系统控制设计上. 然而, 汽门控制不仅能提高系统暂态稳定, 而且能增强大型电力系统的动态性能、抑制系统的振荡. 进一步说, 在适当的条件下, 汽门控制比励磁控制对电力系统具有更大的影响. 为此, 一些国内外学者深入研究了发电机组汽门控制, 探讨了不同的控制方法, 如自适应模糊控制<sup>[1]</sup>、神经网络控制<sup>[2,3]</sup>、基于 Lyapunov 函数的非线性控制<sup>[4]</sup>、大范围线性化最优鲁棒控制<sup>[5]</sup>、分散  $H$  控制<sup>[6]</sup>等. 由于这些方法建立在复杂非线性处理或多次迭代运算基础之上, 不易于解决汽门控制中的非线性、大范围运行和工况变化等实际问题.

本文考虑发电机组的实际工况不断变化, 而同一工况下的控制参数是相同或相近的, 研究一种针对典型工况的多模型自学习控制(MMSC), 并给出了它的结构和学习算法. 模糊控制是一种应用广泛的智能控制方法, 无需对象的精确数学模型, 便于融入专家经验, 且鲁棒性强; 支持向量机(SVM)<sup>[7,8]</sup>是 Vapnik 等提出的一种新的机器学习算法, 学习与泛化能力强. 本文将这两种计算智能方法相结合来设计 MMSC. 首先, 根据不同工况下的汽门系统运行数据, 归纳出各种工况下的模糊控制规则; 然后, 利用模糊聚类算法将多种工况精简为典型工况, 将具有相同或相近控制规则的工况归为一类(子模型), 得到相应的子模型模糊控制器(FLC). 这样, 模糊控制规则既能够涵盖各种工况, 又具有较强的针对性,

收稿日期: 2006-03-28; 修回日期: 2006-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60375001); 高校博士点基金项目(20030532004).

作者简介: 袁小芳(1979—), 男, 湖南安仁人, 博士生, 从事智能控制、机器学习等研究; 王耀南(1957—), 男, 昆明人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制理论与应用、智能信息处理等研究.

避免了规则数目过大.此时,子模型 FLC 输出的加权集成就是 MMSC 的控制输出,加权系数则由子模型匹配度来决定.在各个子模型 FLC 的学习优化中,采用 SVM 离线逼近模糊规则曲面,再由梯度下降算法在线调整 SVM 网络权值的方式实现自学习.

### 2 多机汽门系统模型

考虑  $n$  个发电机组系统,这里忽略励磁的动态行为,即假设  $E_q(i = 1, 2, \dots, n)$  为常数.以多机系统的转子运动方程和功率输出方程为基础,发电机的摆动方程为<sup>[6]</sup>

$$\dot{\delta}_i(t) = \omega_i(t) - \omega_0, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \dot{\omega}_i(t) = & -\frac{D_i}{H_i}[\omega_i(t) - \omega_0] + \frac{\omega_0}{H_i}[P_{H_i}(t) + \\ & C_{M_i} P_{m0i} - G_{H_i} E_q^2 - E_q \sum_{j=1}^n B_{ij} E_q \sin(\delta_i(t) - \\ & \delta_j(t))] + w_{i1}, \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} P_{H_i}(t) = & -\frac{1}{T_{H_i}} P_{H_i}(t) + \frac{C_{H_i}}{T_{H_i}} P_{m0i} + \frac{C_{H_i}}{T_{H_i}} u_i + w_{i2}. \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $\delta_i$  为系统  $q$  轴电势  $E_q$  与参考电压相量  $\dot{V}_{REF}$  之间的功率角,  $\omega_i$  为第  $i$  台发电机的旋转速度,  $u_i$  为调节阀控制器的电子控制信号,其余各个变量的物理意义详见文献[6].发电机组汽门控制,就是协调各台机组汽门开度控制量  $u$ ,达到稳定功角的目的.

### 3 多模型自学习控制系统

汽门控制的主要目标是稳定功角,当实际值与期望值,存在一定偏差时,就以汽门开度调节量  $u$  进行控制. MMSC 结构如图 1 所示.

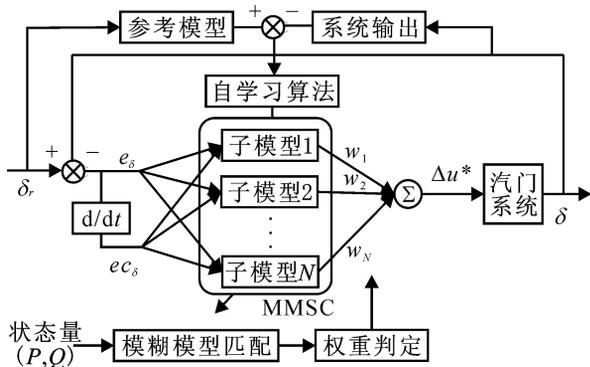


图 1 MMSC 结构

MMSC 由若干个子模型 FLC 构成,而每个子模型就是一个双输入(功角偏差、功角偏差变化率)、单输出(汽门开度调节量)的 FLC.由于子模型 FLC 针对每一种典型工况来设计控制规则,在某一种特定运行状态时,各个子模型 FLC 输出对于汽门系统

的影响和效果是不同的.这样,MMSC 以子模型 FLC 输出的加权集成作为控制输出,加权集成方式既体现各个子模型的针对性,又避免了子模型切换之间的振荡.集成中的加权系数取决于当前状态与子模型状态的匹配程度  $f_n(n = 1, 2, \dots, N)$ ,匹配程度越大,则加权越重.加权系数  $w_1, w_2, \dots, w_N$  表示各个子模型输出对控制量  $u$  的加权.由于 FLC 自学习能力不强,这里由 SVM 算法来实现系统的自学习.

### 4 MMSC 子模型设计

每一个子模型 FLC 是典型的双输入、单输出模糊控制器,输入为  $e, ec$ , 输出为  $u. e, ec$  分别为功角误差及其变化率,经过模糊化后为  $E, EC$ .利用恰当的量化因子  $K_{e1}, K_{e2}$  将数据转化为合适的语言值{NB, NS, Z, PS, PB} = {"负大", "负小", "零", "正小", "正大"},归一化后为{"-1", "-0.5", "0", "0.5", "1"}.同样地,输出  $u$  是  $U$  经过适当的比例因子  $K_u$  的结果.模糊判决采取隶属度最大法或加权平均法计算.

#### 4.1 MMSC 子模型构造

##### 4.1.1 模糊规则样本的形成

选取机组的不同工况,  $P = \{1.1, 1.0, 0.9, 0.7, 0.5, 0.3, 0.1\}$ ,  $Q = \{0.9, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2, 0.1\}$ .由不同的  $(P, Q)$  进行搭配,可得到  $7 \times 6 = 42$  种工况,基本涵盖了机组的大范围运行.

为了得到初始模糊控制规则,对于每一种工况,通过给予一定量的汽门开度偏差  $u$  来得到相应的功角偏差  $E$  和偏差变化率  $EC$ .而且给定汽门开度偏差  $u$ ,尽量能够使得  $E, EC$  分别落入{NB, NS, Z, PS, PB} 区域.这样,在每一种工况下,就可以依据专家经验得到  $5 \times 5 = 25$  条模糊控制规则,即

Rule<sub>1</sub>: if  $E$  is PB and  $EC$  is PB then  $U$  is NS,

...

Rule<sub>25</sub>: if  $E$  is NB and  $EC$  is NB then  $U$  is PB.

可以用如下矩阵表示:

PB	PB	NS
...	...	...
NB	NB	PB

. 若用

{-1, -0.5, 0, 0.5, 1} 表示 {NB, NS, Z, PS, PB},

则等价于

1	1	-0.5
...	...	...
-1	-1	1

. 矩阵中第 1 ~ 3

列依次为  $E, EC, U$ ,而每一行的 3 个数值量则对应于一条控制规则 Rule <sub>$i$</sub>  ( $i = 1, 2, \dots, 25$ ).

##### 4.1.2 基于聚类算法的规则简约

在上述初始模糊规则中,对于 42 种工况,每一种工况下都设计 25 条控制规则,即  $25 \times 3$  的矩阵.

通过分析不难发现,某些工况下的规则矩阵是相同或相近的.考虑到计算规模和学习优化简便,应该考虑精简如此大规模的控制规则而不削弱其针对性.这里,由模糊聚类算法<sup>[9]</sup>对控制规则予以聚类,算法具体步骤如下:

Step1: 数据转换.规则矩阵中的前两列为前提部分,是相同的,而体现不同规则的就是最后一列,即结论部分.考虑到聚类算法的计算规模,将规则矩阵的前两列省略,只留下最后一列,即 25 × 1 的矩阵,将它拉伸为一行,即 1 × 25. 则 Rule<sub>*i*</sub> = [0.5, 1, ..., 1, 0.5], *i* = 1, 2, ..., 42.

Step2: 标定.建立 42 种工况样本上的模糊相似关系 *R*, *R* 的隶属函数 μ<sub>*R*</sub>(Rule<sub>*i*</sub>, Rule<sub>*j*</sub>) 表示 Rule<sub>*i*</sub> 与 Rule<sub>*j*</sub> 按其性质的相似程度. *R* 为相似矩阵 *R* = [r<sub>*ij*</sub>], r<sub>*ij*</sub> = μ<sub>*R*</sub>(Rule<sub>*i*</sub>, Rule<sub>*j*</sub>). 确定 r<sub>*ij*</sub> 的方法较多,如数量积法、相关系数法、绝对指数法等,这里由最大最小法来确定,有

$$r_{ij} = \frac{\min_{k=1}^{25} (\text{Rule}_{ik}, \text{Rule}_{jk})}{\max_{k=1}^{25} (\text{Rule}_{ik}, \text{Rule}_{jk})}. \quad (4)$$

Step3: 聚类.根据模糊理论,在求出相似矩阵 *R* = [r<sub>*ij*</sub>] 后,计算 *R* 的模糊等价关系矩阵 *R*<sup>\*</sup>,由直接聚类法进行聚类.聚类水平 直接影响聚类结果,当从 1 减小到 0 时,分类由细变粗逐渐合并.太大,分类类型太多,达不到简约规则的目的;太小,分类类型太少,控制规则针对性不强,控制性能不好.

此时,相同或相近规则矩阵所对应的工况 (*P*, *Q*) 归类为一种工况,并采用相同的子模型 FLC 规则,再在聚类后的若干种典型工况下设计最优的子模型 FLC 规则.算法的计算规模为 42 个 1 × 25 矩阵的相似关系运算.

### 4.2 MMSC 子模型学习

SVM 是 Vapnik 等<sup>[7,8]</sup>提出的一种新的机器学习算法,具有很强的非线性逼近能力和学习能力,相比于神经网络,SVM 在理论依据、泛化能力及优化学习等方面具有一定优势.在研究 SVM-模糊推理自学习系统<sup>[10]</sup>基础上,将 SVM 应用于子模型 FLC 的学习优化.

#### 4.2.1 离线学习

4.1 节中聚类后将得到 *N* 种典型工况,每一种典型工况下对应有针对性强的规则矩阵,并且可理解为 *N* 个如图 2 所示的规则曲面,即 *U* 关于 *E* 与 *EC* 的曲面.离线学习中就是由 SVM 回归来逼近规则曲面,从而将规则矩阵转化为 SVM 网络权值参数,便于在线自学习.

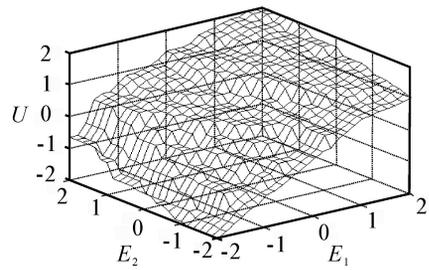


图 2 二维 FLC 的输入-输出曲面

建立学习样本集 {((*E*<sub>1</sub>, *EC*<sub>1</sub>), *U*), ..., ((*E*<sub>*n*</sub>, *EC*<sub>*n*</sub>), *U*<sub>*n*</sub>)} ⊂ *R*<sup>2</sup> × *R*. 由于 SVM 学习训练转化为一个二次规划问题,学习效率快,容易实现全局最优解,且计算规模较小.学习结果得到支持向量 ((*E*<sub>*i*</sub>, *EC*<sub>*i*</sub>), *U*<sub>*i*</sub>) 和对应的系数 (*i*<sup>\*</sup> - *i*), 用 *E*<sub>*i*</sub> 表示 (*E*<sub>*i*</sub>, *EC*<sub>*i*</sub>), 从而得到回归函数为

$$U = f(E) = \sum_{i=1}^g (i^* - i) K(E, E_i) + b, \quad (5)$$

其中 *g* 为支持向量个数.用 *w*<sub>*i*</sub> 表示 (*i*<sup>\*</sup> - *i*), 采用 RBF 核函数,有

$$K(x_i, x_j) = \exp(-|x_i - x_j|^2 / \sigma^2),$$

方程(5)可表示为

$$U = f(E) = \sum_{i=1}^g w_i \exp(-|E - E_i|^2 / \sigma^2) + b. \quad (6)$$

SVM 在结构上为一个 3 层前向网络,其输入层节点有 2 个,对应于 *E*, *EC*; 隐层节点数目就是支持向量数目,即每一个隐层节点对应一个支持向量;输出层节点 1 个,为 *U*. 输入层与隐层的连接权值为 1, 隐层与输出层的连接权值为 *w*<sub>*i*</sub>. 由于有 *N* 个规则曲面,学习后将得到 *N* 个 SVM 网络.

#### 4.2.2 在线自学习

变尺度梯度优化(MDFP)算法的基本思想是,在极小点附近用二阶 Taylor 多项式近似目标函数 *J*(*W*),进而求出极小点的估计值.算法的具体推导过程参考文献[10],可知 SVM 网络权值 *W* 的递推公式为

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k - H_k E_k(W_k) \cdot \nabla E_k(W_k) / \alpha_k, \\ H_{k+1} &= \alpha_{k+1}^{-1} (H_k - H_k \nabla E_k \cdot \nabla E_k^T \cdot H_k / \alpha_k), \\ \alpha_{k+1} &= \alpha_k + \nabla E_k^T \cdot H_k \cdot \nabla E_k. \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $\alpha_k$  为采样;  $0 < \alpha_k < 1$  为遗忘因子; *H* 为 Hessian 矩阵且 *H*<sub>1</sub> = *I*(单位阵); *E*<sub>*k*</sub> 为误差向量,即  $r - y_k$ , ∇*E*<sub>*k*</sub> 分别表示 ∇*E*(*K*<sub>*k*</sub>), ∇*E*(*W*<sub>*k*</sub>) 的梯度.由于 *H*<sub>*k*</sub> 是正定的,从式(4)可以看出, *H*<sub>*k+1*</sub> 也是正定阵,  $\alpha_k$  总是正数,修正公式 *W*<sub>*k+1*</sub> 总是沿着 *E*(*W*<sub>*k*</sub>) 的负梯度方向一致收敛,从而保证学习算法的收敛性.下面计算 SVM 网络权值的梯度:

$$\nabla E_k(W_k) = \frac{\partial L}{\partial W_k} = \frac{\partial L}{\partial u_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial W_k} =$$

$$- (m - k) \cdot \frac{\partial k}{\partial u_k} \cdot K u_k \cdot K(E, E_k). \quad (8)$$

其中:  $E_i$  仍为  $(E_i, EC_i)$ ,  $E_k = r - k, \partial k / \partial u_k$  由汽门系统模型求得. 每一个 SVM 网络均按照类似的梯度算法在线优化权值. 由于存在子模型匹配度, 实际误差调整量需要乘以当前状态与子模型  $n$  匹配度  $f_n$ , 以此反映子模型  $n$  对整个 MMSC 输出的贡献.

### 5 MMSC 子模型匹配与加权集成

在不同的工况下, 需要根据实际工况判断汽门系统处于  $N$  种典型工况中的哪一种. 本文由模糊集理论来计算当前状态  $(P, Q)$  与  $N$  种典型工况(子模型)的匹配程度, 以此计算 MMSC 集成的加权系数. 在 4.1.2 节的规则简约中, 规则聚类时也将状态变量  $(P, Q)$  聚类为对应的  $N$  种典型工况, 每一种子模型用  $n$  表示  $(n = 1, 2, \dots, N)$ , 实际工况与子模型工况的匹配程度  $f_n$  由模糊隶属函数值来决定.

建立状态变量  $(P, Q)$  的隶属函数. 图 3 为变量  $P$  的隶属函数, 变量  $Q$  也选取类似的隶属函数. 对于实际状态  $(P, Q)$ , 先计算与  $N$  种典型子模型中对应变量的隶属度值  $\mu_{Pn}$  和  $\mu_{Qn}$ , 则与子模型  $n$  的匹配度为

$$f_n = (\mu_{Pn} * \mu_{Qn}), f_n \in [0, 1], \sum_{n=1}^N f_n = 1. \quad (9)$$

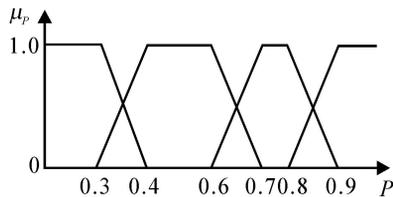


图 3 状态变量 P 隶属函数

MMSC 控制输出为子模型 FLC 输出的集成, 集成方式为加权集成, 当前工况与子模型工况的匹配程度越大, 则对应子模型 FLC 输出的加权越重. 加权系数  $w_1, w_2, \dots, w_N$  为各个子模型输出对控制量  $u$  的加权, 在数值上为

$$[w_1, w_2, \dots, w_N]^T = [f_1, f_2, \dots, f_N]^T, \\ w_n \in [0, 1], \sum_{n=1}^N w_n = 1, n = 1, 2, \dots, N. \quad (10)$$

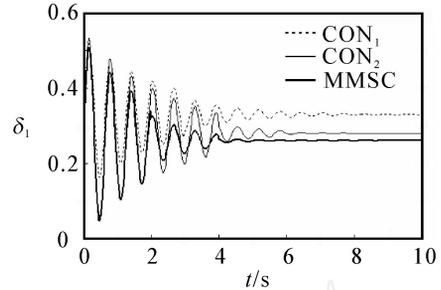
此时, 作用于汽门系统的实际控制量为

$$u^* = \sum_{i=1}^N w_i u_i. \quad (11)$$

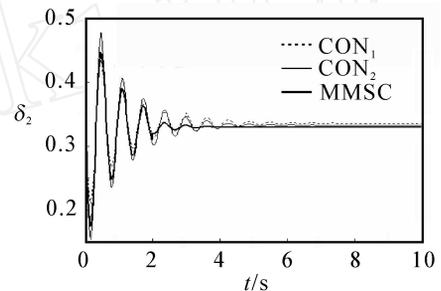
总体而言, 在 MMSC 设计中, 离线算法包括: 依据样本由专家经验得到初始模糊规则, 由模糊规则聚类进行规则聚类与子模型聚类, 由 SVM 逼近规则曲面; 在线算法包括: SVM 网络权值学习, 子模型匹配程度与加权系数计算. 离线算法将建立 MMSC 子模型及其控制规则, 在线计算主要是网络权值调整, 算法能够满足实时控制的要求.

### 6 实例分析

以文献[6]中的典型三机系统进行仿真研究, 其网络结构、发电机组具体参数及初始条件详见文献[6]. 这里将设计的 MMSC 与 PID 控制器 (CON<sub>1</sub>)、分散 H 控制器 (CON<sub>2</sub>) 作对比, 仿真结果如图 4 和图 5 所示.

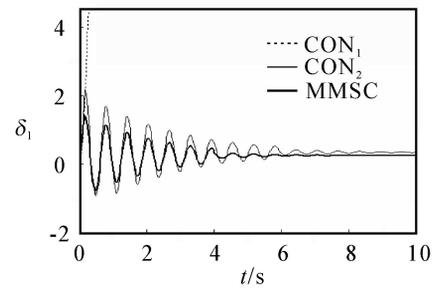


(a) 机组1功角  $\delta_1$

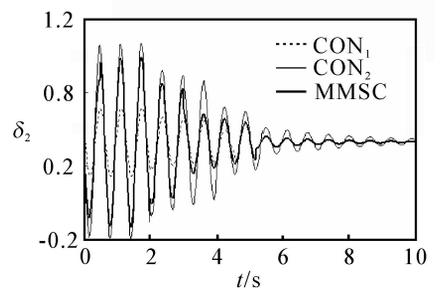


(b) 机组2功角  $\delta_2$

图 4 系统在 0.1 s 发生故障、0.2 s 切除故障时的仿真



(a) 机组1功角  $\delta_1$



(b) 机组2功角  $\delta_2$

图 5 系统在 0.1 s 发生故障、0.45 s 切除故障时的仿真

设在母线 4 附近传输线上发生三相对称短路故障, 图 4 和图 5 描绘了两种不同情形, 即 0.1 s 发生故障 0.2 s 切除故障与 0.1 s 发生故障 0.45 s 切除

故障. 考察图 4, 在故障持续时间较短的情况下, 相比于传统 PID 控制器和分散  $H$  控制器, MMSC 能更快、更好地恢复到故障前的工作点. 考察图 5, 在故障持续时间稍长的情况下, 传统 PID 控制器不能使系统稳定, 而 MMSC 仍然能比分散  $H$  控制器更快、更好地使系统稳定, 从而表明 MMSC 具有优良的控制性能.

## 7 结 语

本文研究了一种用于汽门控制的 MMSC, 并给出了系统结构和学习算法. 与其他控制方法相比, 其特点在于: 1) MMSC 能够适应参数大范围变化, 子模型模糊规则是针对各种工况设计的, 针对性强; 2) 结合了模糊逻辑与 SVM 两种算法的优点, 规则设计简单、自学习能力强; 3) 基于模糊逻辑计算子模型匹配程度, 匹配程度决定了 MMSC 的集成加权系数, 有利于消除模型切换振荡; 4) 离线算法建立 MMSC 子模型及其控制规则, 在线算法能够优化控制规则, 并满足实时控制要求. 仿真实验验证了该控制器具有较强的稳定控制性能.

## 参考文献 (References)

- [1] Chen Q, Tan S H, Han Y D, et al. Adaptive fuzzy scheme for efficient, fast valving control [J]. Control Engineering Practice, 1997, 5(6): 811-821.
- [2] Han Y D, Wang Z H, Chen Q, et al. Artificial-neural-network-based fast valving control in a power-generation system [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 1997, 10(2): 139-155.
- [3] Zhang L Z, Kang J P, Lin X S, et al. Application of neural networks trained with an improved conjugate gradient algorithm to the turbine fast valving control [C]. Proc of 2000 Int Conf on Power System Technology. Perth, 2000: 1679-1682.
- [4] Liu G X, Lin X S, Yang Q X, et al. Investigation of turbine valving control with Lyapunov theory [C]. Proc of 4th Int Conf on Advances in Power System Control, Operation and Management. Hong Kong, 1997: 505-508.
- [5] 于达仁, 杨永滨, 崔涛, 等. 大范围线性化最优鲁棒容错快关控制系统的设计 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 25-29.  
(Yu Da-ren, Yang Yong-bin, Cui Tao, et al. Optimal robust fault-tolerance fast valving control system design via large-scale linearization [J]. J of the CSEE, 2002, 22(9): 25-29.)
- [6] 席在荣, 程代展. 多机非线性系统分散汽门  $H$  控制器 [J]. 电力系统自动化, 2002, 26(21): 7-11.  
(Xi Zai-rong, Cheng Dai-zhan. Decentralized steam valving controller for nonlinear multi-machine power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(21): 7-11.)
- [7] Vapnik V. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(5): 988-999.
- [8] Lin C T, Yeh C M, Liang S F, et al. Support-vector-based fuzzy neural network for pattern classification [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2006, 14(1): 31-41.
- [9] Xie Xuanli Lisa, Beni Gerardo. A validity measure for fuzzy clustering [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 841-847.
- [10] 袁小芳, 王耀南, 孙炜. 支持向量机-模糊推理自学习控制器设计 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23(1): 1-6.  
(Yuan Xiao-fang, Wang Yao-nan, Sun Wei. Self-learning controller using support vector machines and fuzzy inference system [J]. Control Theory and Application, 2006, 23(1): 1-6.)
- [8] 文锋, 陈宗海, 卓睿, 等. 连续状态自适应离散化的基于  $k$  均值聚类的强化学习方法 [J]. 控制与决策, 2006, 21(2): 143-147.  
(Wen Feng, Chen Zong-hai, Zhuo Rui, et al. Reinforcement learning method of continuous state adaptively discretized based on  $k$ -means clustering [J]. Control and Decision, 2006, 21(2): 143-147.)
- [9] 任焱, 陈宗海. 基于强化学习算法的多机器人系统的冲突消解策略 [J]. 控制与决策, 2006, 21(4): 430-439.  
(Ren Yi, Chen Zong-hai. Interference solving strategy in multiple robot system based on reinforcement learning algorithm [J]. Control and Decision, 2006, 21(4): 430-434, 439.)
- [10] 陈宗海, 文锋, 聂建斌, 等. 基于节点生长  $k$ -均值聚类算法的强化学习方法 [J]. 计算机研究与发展, 2006, 34(4): 661-666.  
(Chen Zong-hai, Wen Feng, Nie Jian-bin, et al. A reinforcement learning method based on node-growing  $k$ -means clustering algorithm [J]. J of Computer Research and Development, 2006, 34(4): 661-666.)

(上接第 768 页)