

基于 RBF 模糊神经网络的垂直轴风力机设计

张 谦, 王双红, 陈海峰

(中原工学院 电子信息学院, 郑州 450007)

摘要: 半转结构垂直轴风力机具有优良的空气动力特性, 为了进一步提高风电系统输出电能的质量, 在 RBF 神经网络与模糊逻辑系统的函数等价条件下, 探索了基于 T-S 模糊模型的 RBF 模糊神经网络控制算法, 并依此设计出两叶结构半转式垂直轴风力机控制器; 通过与常规 PID 控制算法的仿真比较, 表明基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络控制算法在两叶结构半转式垂直轴风力机的恒转速控制方面具有一定的优越性。

关键词: 垂直轴风力机; T-S 模糊模型; RBF 模糊神经网络

Research on Vertical Axis Wind Turbine Control Algorithm Based on RBF Fuzzy Neural Network

Zhang Qian, Wang Shuanghong, Chen Haifeng

(School of Electronic Information, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: Semi-rotary VAWT (vertical axis wind turbine) has excellent aerodynamic properties. In order to improve the quality of electricity produced by wind turbine, the RBF fuzzy neural network was studied on the condition that the RBF neural network was equal to the function of fuzzy logic system and, two-leaf semi-rotary VAWT controller was based on this algorithm. Compared with the conventional PID control algorithm, the simulation result shows that the RBF fuzzy neural network control algorithm based on T-S model has some superiority in the application of two-leaf semi-rotary VAWT constant revolution control.

Keywords: VAWT; T-S fuzzy model; RBF fuzzy neural network

0 引言

目前因为滥用化石能源的, 生态环境亦受到了严重污染。风能和各种新能源中体现出极强的竞争力, 其储量巨大^[1]。风力机是捕获风能的主要装置, 其中垂直轴风力机结构简单, 运行时叶片所受应力均衡, 且安装维护也较为方便^[2]。两叶结构半转式垂直轴风力机巧妙地采用机械传动原理, 使风力机每公转一周, 叶片翻转一次, 其两叶片对称安装于主轴两侧, 相位互差 90°, 从而在空气作用下易产生非均匀的“迎风运动”^[3]。这一特性不仅使得风力机具有较高的风能利用效率, 而且还具有较好的自启动性能。本文探索了基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络控制算法, 并设计出基于 RBF 模糊神经网络的风力机控制器。

1 垂直轴风力机数学模型

本文所针对的对象为两叶结构半转式垂直轴风力机发电系统, 其在额定风速 $v_0 = 10$ m/s 的条件下可达额定转速 $n_0 = 50$ r/min。已知其数学模型可表示为:

$$a \frac{dn_t}{dt} + bn_t = c \quad (1)$$

解 (1) 式微分方程, 并离散化可得:

$$n_t(k) = [n_t(k-1) - \frac{c}{b}]e^{-\frac{b}{a}T_s} + \frac{c}{b} \quad (2)$$

$$a(k) = a(k-1) + \Delta u(k) \quad (3)$$

式中, $a = 0.9886$, $b = 0.1584$, $c = 0.1117v^2 \cos^2(2\alpha + \delta) - 3.2$, T_s 为采样时间, $n_t(k)$ 为风力机在 $t = k * T_s$ 处的转速, 式 (3) 中, $\alpha(k)$ 为 k 时刻的控制量, $\Delta u(k)$ 为 k 时刻的控制量增量^[4]。

2 基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络

2.1 RBF 网络与模糊系统等价条件

模糊神经网络采用神经网络来实现模糊化、模糊推理及解模糊化过程, 但常规神经网络对于复杂的输入/输出关系, 存在难以收敛到期望极小值的缺点。RBF 网络不存在极小值问题, 不仅具有全局逼近能力, 而且具有最佳逼近性能, 因此选用 RBF 神经网络可有效解决常规模糊神经网络存在的缺陷。此外, 用 RBF 神经网络模型构建模糊神经网络存在模糊推理过程和 RBF 函数具有函数等价的优势^[5]。若要使模糊推理过程与 RBF 函数完全等价, 则必须满足以下条件^[6-7]: ① RBF 网络和模糊系统必须采用相同的方法产生输出, 即加权求和法或加权平均法; ② RBF 网络接收域的神经元数必须等于模糊系统中的模糊规则数 (if-then); ③ RBF 网络中的每一个径向基函数等于模糊系统中组成某个模糊规则的多维隶属函数的前提部分 (在模糊规则中采用与 RBF 网络具有相同偏差的高斯型隶属函数, 并用点积来产生规则强度)。④ RBF 网络与模糊系统应具有相同的响应函数, 即它们应具有相同的常数项。

在垂直轴风力机恒转速控制当中, 按照以上的等价条件来构建 RBF 模糊神经网络, 将 RBF 网络与模糊系统在函数上统一起来, 取 RBF 网络隐层结点数为模糊推理的规则个数, 在线修正网络隶属函数的中心值和宽度, 同时优化模糊规则。

收稿日期: 2014-03-10; 修回日期: 2014-04-10。

作者简介: 张 谦 (1957-), 男, 河南平顶山人, 教授, 硕士生导师, 主要从事智能控制理论与智能信息处理方向的研究。

在模糊系统当中，模糊模型有两种表示方法：Mamdani 模型表示法和 T-S (Takagi-Sugeno) 模型表示法。基于 T-S 模型的模糊神经网络结构如图 1 所示：

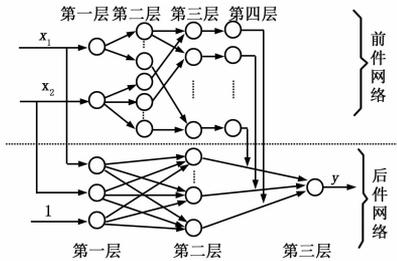


图 1 基于 T-S 模型的模糊神经网络结构

图 1 中， y 是后件网络各规则的加权和，其加权系数为相应模糊规则经归一化后所得的适应度，即：把前件网络的输出作为后件网络第三层的连接权重。

2.2 基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络的算法分析

RBF 模糊神经网络的算法主要包含 3 个部分：前件计算、后件计算及参数修正。

2.2.1 网络前件计算

第一层：

$$f_1^{(1)} = x_1 = e, f_2^{(1)} = x_2 = ec, \quad (4)$$

$$y_i^{(1)} = f_i^{(1)}, (i = 1, 2)$$

第二层：

$$f_{1j}^{(2)} = \mu_1^j = \exp[-(y^{(1)1} - c_{1j})^2 / \sigma_{1j}^2], (j = 1, 2, \dots, 5) \quad (5)$$

$$f_{2j}^{(2)} = \mu_2^j = \exp[-(y^{(1)2} - c_{2j})^2 / \sigma_{2j}^2], (j = 1, 2, \dots, 5) \quad (6)$$

$$y_{ij}^{(2)} = f_{ij}^{(2)}, (i = 1, 2)$$

式中， j 为模糊分隔数。

该层采用高斯型径向基函数作为隶属度函数，偏差 e 的隶属度中心值取为 $c_1 = [-3, -1.5, 0, 1.5, 3]$ ，偏差变化率 ec 的隶属度中心值取为 $c_2 = [-1, -0.5, 0, 0.5, 1]$ ；隶属度的宽度均取为 $\sigma = [1, 1, 1, 1, 1]$ 。

第三层：

$$f_l^{(3)} = a_l = y_{1l}^{(2)} \cdot y_{2l}^{(2)}, (l = 1, 2, \dots, N_3) \quad (7)$$

$$y_l^{(3)} = f_l^{(3)}, (l = 1, 2, \dots, N_3)$$

由第二层传输函数的结构可知，上式 $f_{ij}^{(2)}$ 中下标 j 的取值范围为 $(j = 1, 2, \dots, 5)$ ， $f_{2j}^{(2)}$ 中下标 j 的取值范围为 $(j = 1, 2, \dots, 5)$ 。

第四层：

$$f_l^{(4)} = \bar{a}_l = y_l^{(3)} / \sum_{l=1}^m y_l^{(3)}, (l = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

$$y_l^{(4)} = f_l^{(4)}, (l = 1, 2, \dots, m)$$

2.2.2 网络后件计算

第一层：

$$y_1^{(1)} = e, y_2^{(1)} = ec, y_3^{(1)} = 0 \quad (9)$$

第二层：

$$y_l^{(2)} = \omega_{l1}^{(2)} y_1^{(1)} + \omega_{l2}^{(2)} y_2^{(1)} + \omega_{l3}^{(2)} y_3^{(1)}, (l = 1, 2, \dots, m) \quad (10)$$

第三层：

$$y^{(3)} = \sum_{l=1}^m \bar{a}_l y_l^{(2)} \quad (11)$$

由上式输出函数表达式可知，后件网络输出层的权重就是前件网络输出层所对应的输出，该输出值即为某时刻所求控制量的增量。

2.2.3 网络参数修正计算

(1) 目标函数：

本文两叶结构半转式垂直轴风力机的控制目标是风力机在外界风速大于额定风速时，仍能保持转速稳定在额定转速。因此可选取网络的目标函数为：

$$E = (r_m - n_t)^2 / 2 \quad (12)$$

式中， r_m 为风力机期望转速， n_t 为风力机实际转速。此处 $r_m = n_0 = 50 \text{ r/min}$ 。

(2) 参数修正：

网络参数的调整采用迭代学习算法，通过前件网络的计算得出后件网络的连接权重 ω_{li} ，然后再由 ω_{li} 求取网络新的后件最后一层的输出 $y_l^{(3)}$ ，最后求出网络输入隶属度函数的中心值 σ_{ij} 和其宽度值 c_{ij} 。参数的调节过程如下：

$$\omega_{li}(k+1) = \omega_{li}(k) - \lambda \partial E / \partial \omega_{li} \quad (13)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \beta \partial E / \partial \sigma_{ij} \quad (14)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \beta \partial E / \partial c_{ij} \quad (15)$$

式中， λ 和 β 表示学习的速率，其中 λ 采用的是自寻优算法，在学习过程中学习速率自动进行调整，调整过程采用如下算法：

$$\lambda(k) = 1.1^d \lambda(k-1) \quad (16)$$

$$d = \text{sgn}[D(k)D(k-1)] \quad (17)$$

$$D(t) = -\partial E / \partial \omega_{li}(t) \quad (18)$$

式中， $D(k)$ 、 $D(k-1)$ 分别表示连接权重 ω_{li} 在 k 时刻和 $k-1$ 时刻的负梯度，若连续两次迭代的梯度方向相同，则说明学习速率过慢，应加速学习；若相反，则表明学习速率过快，需减小学习的速率。基于此，网络可达到快速收敛的目的。

因为本文各输入量的模糊分割数是确定的，因此对于本算法需学习的参数主要是后件网络的连接权重系数 $\omega_{li}^{(2)}$ (其中 $l = 1, 2, \dots, N_3; i = 1, 2, 3$)，以及前件网络第二层各神经元节点隶属度函数的宽度值 σ_{ij} 及中心值 c_{ij} 。下面给出权重系数 $\omega_{li}^{(2)}$ 的学习算法：

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{li}} = \frac{\partial E}{\partial n_t} \cdot \frac{\partial n_t}{\partial c} \cdot \frac{\partial c}{\partial a} \cdot \frac{\partial a}{\partial h_{y_l^{(3)}}} \cdot \frac{\partial h_{y_l^{(3)}}}{\partial h_{y_l^{(2)}}} \cdot \frac{\partial h_{y_l^{(2)}}}{\partial \omega_{li}^{(2)}} \quad (19)$$

式中， $h_{y_l^{(3)}}$ 、 $h_{y_l^{(2)}}$ 均为后件网络函数相应输出。

由 (12) 式可得：

$$\partial E / \partial n_t = -(r_m - n_t) = -(50 - n_t) \quad (20)$$

由 (1) 式可得：

$$\partial n_t / \partial c = 1/b \quad (21)$$

由 $c = 0.1117v^2 \cos^2(2\alpha + \delta) - 3.2$ 可得出：

$$\partial c / \partial a = -0.2234v^2 \sin[2(2\alpha + \delta)] \quad (22)$$

因为 $h_{y_l^{(3)}}$ 为风力机控制器的控制量增量，因此有 $a(k) - a(k-1) = h_{y_l^{(3)}}$ 。由导数定义可得：

$$\frac{\partial a}{\partial h_{y_l^{(3)}}} = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{\Delta a(t)}{\Delta h_{y_l^{(3)}}(t)} \approx \frac{h_{y_l^{(3)}}(k)}{h_{y_l^{(3)}}(k) - h_{y_l^{(3)}}(k-1)} \quad (23)$$

易知，当 $h_{y_l^{(3)}}(k)$ 接近 $h_{y_l^{(3)}}(k-1)$ 时，转速基本恒定不变，此时可认为权重系数的修正过程已结束，即：如果 $|h_{y_l^{(3)}}(k) - h_{y_l^{(3)}}(k-1)| \leq 0.01$ ，则 $\partial E / \partial \omega_{li}^{(2)} = 0$ 。

由 (8) 和 (11) 两式可得：

$$\partial h_{y_l^{(3)}} / \partial h_{y_l^{(2)}} = \bar{a}_l = qy_l^{(3)} / \sum_{l=1}^m qy_l^{(3)} \quad (24)$$

$$(l = 1, 2, \dots, m)$$

式中， $qy_l^{(3)}$ 为前件网络第三层第 l 个神经元的输出。

由 (10) 式可得：

$$\partial h_{y_i^{(2)}} / \partial w_{li}^{(2)} = h_{y_i^{(1)}} \quad (25)$$

在 (25) 式中, $h_{y_i^{(1)}}$ 为后件网络第一层第 i 个神经元的输出, 当分别取 1, 2, 3 时, $h_{y_i^{(1)}}$ 分别为 e , ec 和 0。

从而结合 (20)、(21)、(22)、(23)、(24) 和 (25) 式可将 (19) 式化为:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{li}} = \frac{0.2234v^2(50 - n_i)h_{y_i^{(1)}}h_{y_i^{(3)}}(k)q_{y_i^{(3)}}}{b(\sum_{i=1}^{25} q_{y_i^{(3)}}) \cdot [h_{y_i^{(3)}}(k) - h_{y_i^{(3)}}(k-1)]} \quad (26)$$

($i = 1, 2, 3; l = 1, 2, \dots, 25$)
 当 $i = 1$ 时, $h_{y_i^{(1)}} = e$;
 当 $i = 2$ 时, $h_{y_i^{(1)}} = ec$;
 当 $i = 3$ 时, $h_{y_i^{(1)}} = 0$ 。

式中, e 和 ec 分别为 t 时刻采样所得的转差及转差变化率。

在讨论隶属度函数中心值 c_{ij} 及宽度值 σ_{ij} 的学习时, 可将后件网络中的连接权系数 $w_{ij}^{(2)}$ 视为固定值, 从而基于 T-S 模型的模糊神经网络结构即转变成基于 Mamdani 模型的模糊神经网络结构^[8]。此时网络结构如图 2 所示。

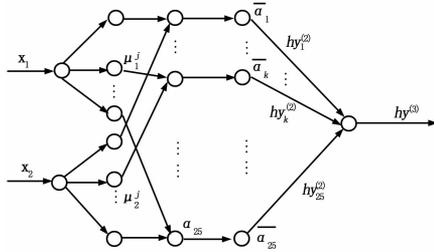


图 2 基于 T-S 模型的模糊神经网络简化结构图

这里取:

$$\delta^{(5)} = - \frac{\partial E}{\partial h_{y_i^{(3)}}} = - \frac{\partial E}{\partial n_i} \cdot \frac{\partial n_i}{\partial c} \cdot \frac{\partial c}{\partial a} \cdot \frac{\partial a}{\partial h_{y_i^{(3)}}} \quad (27)$$

结合 (25)、(26)、(27) 及 (28) 式, 将 (28) 式化为:

$$\delta^{(5)} = - \frac{0.2234v^2(50 - n_i) \sin[2(2\alpha + \delta)] h_{y_i^{(3)}}(k)}{b[h_{y_i^{(3)}}(k) - h_{y_i^{(3)}}(k-1)]} \quad (29)$$

$$\delta_j^{(4)} = - \frac{\partial E}{\partial q_{y_j^{(4)}}} = - \frac{\partial E}{\partial h_{y_i^{(3)}}} \cdot \frac{\partial h_{y_i^{(3)}}}{\partial q_{y_j^{(4)}}} = \delta^{(5)} \cdot h_{y_j^{(2)}} \quad (30)$$

$$\delta_j^{(3)} = - \frac{\partial E}{\partial q_{y_j^{(3)}}} = - \frac{\partial E}{\partial q_{y_j^{(4)}}} \cdot \frac{\partial q_{y_j^{(4)}}}{\partial q_{y_j^{(3)}}} = \delta_j^{(4)} \cdot (\sum_{i=1}^{25} q_{y_i^{(3)}} - q_{y_j^{(3)}}) / (\sum_{i=1}^{25} q_{y_i^{(3)}})^2 \quad (31)$$

$$\delta_{ij}^{(2)} = - \frac{\partial E}{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}} = - \sum_{k=1}^{25} \frac{\partial E}{\partial q_{y_k^{(3)}}} \cdot \frac{\partial q_{y_k^{(3)}}}{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}} = \sum_{k=1}^{25} \delta_k^{(3)} \cdot s_{ij} \quad (32)$$

($i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, 5$)

前件网络的第三层为模糊规则, 根据 RBF 网络与模糊系统的等价条件可知, 第三层网络采用了点乘运算, 因此当隶属度函数输出 μ_i^j 为第三层网络第 k 个规则节点的一个输入时, 可得:

$$s_{ij} = \partial q_{y_k^{(3)}} / \partial h_{y_{ij}^{(2)}} = \partial q_{y_k^{(3)}} / \partial \mu_i^j \quad (33)$$

由前件网络第二层与第三层间的连接关系可知, 假定第三层网络第 k 个神经元分别连接第二层网络前 5 个神经元中的第 1_i 个神经元与后五个神经元中的第 2_j 神经元, 则有:

$$1_i = \text{fix}((k-1)/5) + 1; 2_j = \text{rem}((k-1), 5) + 1$$

式中, $\text{fix}()$ 为取整函数, $\text{rem}()$ 为取余函数。

取 $m=2/i$, 即: 当 $i=1$ 时, $m=2$; 当时, $m=1$ 。因此, 可将 (38) 式化为:

$$s_{ij} = \mu_m^j \quad (34)$$

若隶属度函数的输出 μ_i^j 不是第三层第 k 个规则节点的输入, 则此时有:

$$s_{ij} = 0 \quad (35)$$

结合 (32)、(33) 及 (34) 可得:

$$\delta_{1j}^{(2)} = \sum_{i=1}^5 \delta_{i+5(j-1)}^{(3)} \cdot \mu_i^j = \sum_{i=1}^5 \delta_{i+5(j-1)}^{(3)} \cdot q_{y_i^{(2)}}(i, 2);$$

$$\delta_{2j}^{(2)} = \sum_{i=1}^5 \delta_{5(i-1)+j}^{(3)} \cdot \mu_i^j = \sum_{i=1}^5 \delta_{5(i-1)+j}^{(3)} \cdot q_{y_i^{(2)}}(i, 1)$$

从而可得隶属度函数的中心值 c_{ij} 及宽度值 σ_{ij} 的一阶梯度为:

$$\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}} \cdot \frac{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}}{\partial c_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \cdot \frac{2(x_i - c_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \cdot e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (36)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}} \cdot \frac{\partial q_{y_{ij}^{(2)}}}{\partial \sigma_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \cdot \frac{2(x_i - c_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \cdot e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (37)$$

根据所求得的一阶负梯度值, 即可求得该网络参数调整的学习算法:

$$w_{li}(k+1) = w_{li}(k) - \lambda \frac{\partial E}{\partial w_{li}}; (l = 1, 2, \dots, 25; i = 1, 2, 3) \quad (38)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}}; (i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, 5) \quad (39)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}}; (i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, 5) \quad (40)$$

式 (37) 中 λ 为可变学习速率, 将 (26) 式代入式 (18) 可分别求出 t 时刻及 $t-1$ 时刻的负梯度值, 从而通过 (16) 式即可实现 λ 的自寻优算法。

3 风力机控制器设计及仿真分析

本文风力机恒转速控制是通过步进电机调整风力机叶片受风面积来实现的, 依据风力机的工作特点, 设计基于 RBF 模糊神经网络的风力机控制器, 控制结构框图如图 3 所示。

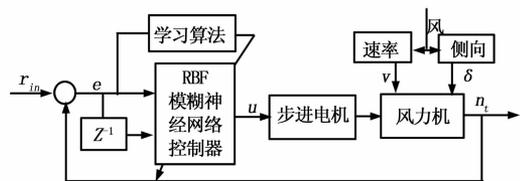


图 3 RBF 模糊神经网络控制器结构框图

图 3 中 r_{in} 为网络的给定输入, 代表风力机的期望转速, e 为风力机的转差, u 为 RBF 模糊神经网络控制器的输出, n_i 为风力机的实际转速。

风力机的控制目的是实现的恒转速运行。假定其已运行于额定状态且初始风向夹角为 $\delta=0$ 。在 $t=0$ 时外界风速在原风速方向上由额定值阶跃至 12 m/s。在 MATLAB 平台下采用基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络控制算法对风力机控制过程进行仿真, 结果如图 4 所示。

相同条件下, 采用传统的增量式数字 PID 控制算法对风力机控制过程进行仿真, 结果如图 5 所示。

为了进一步突出不同控制算法对风力机转速阶跃响应的影响, 将图 4 和图 5 进行比较分析, 比较结果如图 6 所示。

(下转第 2243 页)

- [2] 靳立强, 王庆年, 岳巍强, 等. 基于四轮独立驱动电动汽车的动力学仿真模型 [J]. 系统仿真学报, 2005, 17 (12): 3053-3055.
- [3] 吴敦福. 四轮独立驱动电动车控制系统设计 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.
- [4] 李 佳, 朱 元, 田光宇. CAN 与 TTCAN 通信延迟时间的分析 [J]. 清华大学学报, 2006, 46 (2): 26-265.
- [5] 李 佳, 田光宇, 钮 翔, 等. FlexRay 网络通信延迟时间分析 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2007, (8): 1343-1346.
- [6] 廖凌霄. 四轮独立驱动电动汽车控制策略的研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.
- [7] 魏学哲, 戴海峰, 孙泽昌. 汽车嵌入式系统开发方法、体系架构和流程 [J]. 同济大学学 (自然科学版), 2012, 40 (7): 1064-1070.
- [8] FlexRay Consortium. FlexRay _ Electrical _ Physical _ Layer _ Specification _ V2. 1 _ Rev. B [Z]. 2005.
- [9] FlexRay Consortium. FlexRay Communications System Protocol Specification. Version 2. 1, Revision A [Z].
- [10] Kang M, Park. K, Kim. B. A static message scheduling algorithm for reducing FlexRay network utilization [A]. Proc of IEEE International Symposium on Industrial Electronics [C], 2009: 1287-1291.
- [11] 严浙平, 于金冶, 张 伟, 等. 基于 FlexRay 总线的 UUV 通信系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (7): 1914-1916.
- [12] Vector Network Designer Manual [EB/OL]. <http://www.vector.com>.

(上接第 2239 页)

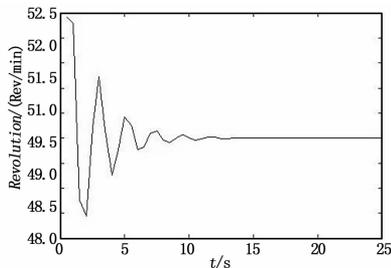


图 4 基于 RBF 模糊神经网络控制的风力机转速阶跃响应

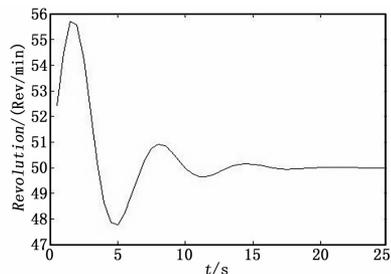


图 5 基于传统增量式数字 PID 控制的风力机转速阶跃响应

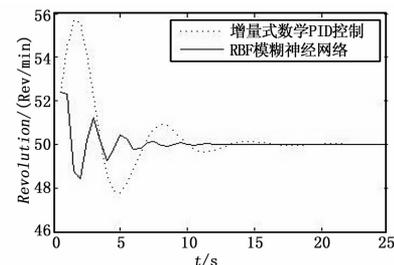


图 6 RBF 模糊神经网络控制与传统 PID 控制阶跃响应比较

由图 6 可得: 采用基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络控制算法, 风力机转速阶跃响应的调节时间为 13 s, 超调量为 5%; 而采用优化后的传统 PID 控制算法, 其调节时间为 23 s, 超调量为 11%。可见, 采用基于 RBF 模糊神经网络控制算法, 其控制效果要明显优于传统的数字 PID 控制算法。

4 结论

本文垂直轴风力机恒转速控制是通过步进电机调整风力机叶片桨距角来实现的, 从保护步进电机的角度考虑, 调节时间越短越好。通过仿真比较, 采用基于 RBF 模糊神经网络控制能够较好地缩短调整过程所需的时间, 同时超调量也较传统 PID 控制小的多。因此, 在垂直轴风力机恒转速控制中, 采用基于 T-S 模型的 RBF 模糊神经网络控制算法具有一定的优越性。

参考文献:

- [1] 田海蛟, 王铁龙, 王 颖. 垂直轴风力发电机概述 [J]. 应用能源技术, 2006, 11: 22-27.
- [2] 田 德. 国内外风力发电技术的现状与发展趋势 [J]. 新能源产业, 2007, 1: 51-56.
- [3] 杨风利, 吴 静, 代泽兵, 等. 格构式垂直轴风力发电机组结构力学特性分析 [J]. 电力建设, 2008, 29 (11): 67-70.
- [4] 双叶片立轴风力机公开说明书 [Z/OL]. <http://www.qiyan.biz/Patent-Display/200810024858.html>.
- [5] 韩晓霞, 谢克明. RBF 模糊神经网络在刚性机械臂控制中的应用 [J]. 测试技术学报, 2007, 21 (6): 481-487.
- [6] Roger Jang J S, Sun C T. Functional Equivalence between Radial Basis Function Networks and Fuzzy Inference System [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1993, 4 (1): 156-159.
- [7] Hunt K J. Extending the Functional Equivalence of Radial Basis Function Network and Fuzzy Inference System [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1996, 7 (3): 776-781.
- [8] 李国勇. 神经模糊控制理论及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.