

# 基于模糊神经网络的水力机组模型辨识

孙 昀, 沈祖诒

(河海大学水利水电工程学院, 江苏南京 210098)

**摘要** 根据水力机组可分段线性化的特性,提出了水力机组简易模糊语言模型.在此基础上,将反馈控制思想引入系统辨识,同时结合神经网络的易学习特点给出了基于模糊神经网络的水力机组模型结构及其算法.最后将所建模型运用于灯泡贯流式机组的在线预测.试验结果表明,该模型在线修正工作量小,并能迅速地、较为准确地逼近实际系统的输出,可以作为贯流式机组自适应控制的实时预测模型.

**关键词** 模糊神经网络 水力机组 辨识模型

**中图分类号** TP18

**文献标识码** A

**文章编号** 1000-1980(2000)02-0069-05

近年来,模糊模型辨识在系统辨识中逐步得到重视.在模糊系统中,典型的模糊模型是由 Takagi 和 Sugeno 提出的 T-S 模型<sup>[1]</sup>.该模型以局部线性化为基础,通过模糊推理方法实现了系统全局的非线性,并克服了模糊系统的高维问题.但是,T-S 模型的参数很多,应用 T-S 模型对非线性、不确定对象建模时,若全部参数参与在线修整,就会影响辨识的实时性.若采用离线训练、在线运行的方式,则对运行中新出现的误差没有补偿和抑制能力.为此,我们根据水力机组的特点,引入误差反馈思想<sup>[2]</sup>,提出了一种新的网络结构.该网络较为准确地反映了水力机组的非线性特性,而且在线学习工作量小,适合于作为水力机组自适应控制的在线预测模型.

## 1 水力机组简易模糊模型

水轮机调节系统的调节对象的工作区间可以划分为功能上相互独立的不同区域,在各区域可以分别用局部线性化模型去逼近对象的局部特性.

根据水力机组特性,水力机组模糊模型由如下形式的  $M$  条描述规则基构成:

$$R_i: \text{If } \alpha(k) \text{ is } P_i \text{ and } n'_1(k) \text{ is } Q_i \text{ Then } y_i(k) = f_i(x(k)) \quad (1)$$

其中: $R_i$ ——第  $i$  条规则; $\alpha$ ——导叶开度; $n'_1$ ——单位转速; $f_i(\cdot)$ ——映射函数; $x(k) = \{y(k-1), \dots, y(k-p-1); u(k-1), \dots, u(k-q-1)\}$ ;  $P_i, Q_i$ ——模糊结构空间  $\Omega = (P_1, P_2, \dots, P_m; Q_1, Q_2, \dots, Q_n)$  的子空间,且  $m, n$  为模糊子集数,相应的隶属度函数为  $\mu_{P_j}(\alpha(k)) = \exp\left\{-\frac{[\alpha(k) - \alpha a_j]^2}{\alpha \sigma_j^2}\right\}$  ( $j = 1, \dots, m$ ),  $\mu_{Q_j}(n'_1(k)) = \exp\left\{-\frac{[n'_1(k) - n a_j]^2}{n \sigma_j^2}\right\}$  ( $j = 1, \dots, n$ ),  $\alpha a_j, \alpha \sigma_j, n a_j, n \sigma_j$  分别表示导叶开度与单位转速的模糊集中各语言变量的中心和宽度.

考虑到水力机组可在工况点附近近似线性化,因此,模糊神经网络的后件可采用线性模型.即对应每一个规则  $R_j$ ,有

$$y_i(k) = a_{i0} + a_{i1}y(k-1) + \dots + a_{i,p+1}y(k-p-1) + a_{i,p+2}u(k-1) + \dots + a_{i,p+q+2}u(k-q-1) \quad (2)$$

令 
$$\beta_i = T(P_1, P_2, \dots, P_m, Q_1, Q_2, \dots, Q_n) \quad (3)$$

则模型输出为

$$y = \sum_{i=1}^M \hat{\beta}_i y_i \quad (4)$$

式中  $T(\cdot) = \mu_{p_{i1}}(y(k-1)) \wedge \cdots \wedge \mu_{p_{i,p+1}}(y(k-p-1)) \wedge \mu_{q_{i1}}(u(k-1)) \wedge \cdots \wedge \mu_{q_{i,q+1}}(y(k-q-1)) ; \hat{\beta}_i$   
 $= \beta_i / \sum_{j=1}^M \beta_j$ .

## 2 水力机组非线性模糊动力学模型的模糊神经网络辨识方法

### 2.1 模糊神经网络的结构

基于分段建模思想的水力机组模糊模型可用一模糊神经网络来实现. 网络结构如图 1 所示.

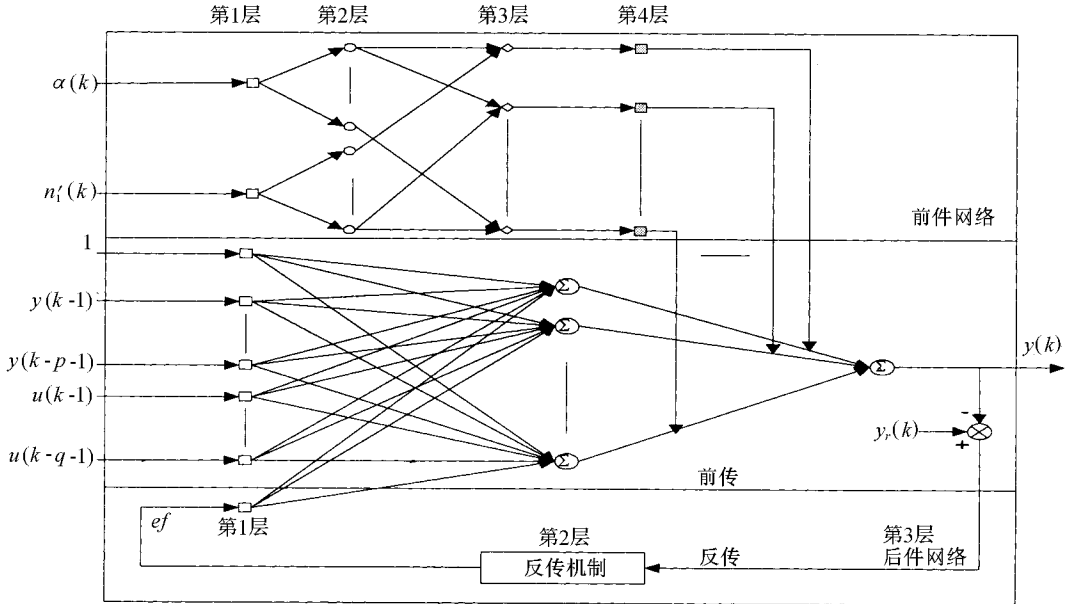


图 1 水力机组模糊神经网络结构

Fig.1 Fuzzy neural network structure of hydro-unit

该网络由前件网络和后件网络两部分组成. 前件网络用来匹配模糊规则的前件, 后件网络用来产生模糊规则的后件. 其中, 后件网络是在前件网络的基础上加入误差反传后而形成的.

#### 2.1.1 前件网络

前件网络由 4 层组成. 网络映射关系为:

$$\begin{cases}
 N_{f^{(1)}} = 2 \\
 I_{f_i^{(1)}} = \bar{x}_i, \hat{x}(k) = [\alpha(k), n'_1(k)]^T ; o_{f_i^{(1)}} = I_{f_i^{(1)}}, i = 1, 2 \\
 N_{f^{(2)}} = m + n \\
 \omega_{ij}^{12} = \begin{cases} 1 & ((i = 1) \text{ and } (j = 1, \dots, m)) \text{ or } ((i = 2) \text{ and } (j = m + 1, \dots, m + n)) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\
 I_{f_i^{(2)}} = \sum_{j=1}^{N_{f^{(1)}}} \omega_{ji}^{12} \cdot o_{f_j^{(1)}}, i = 1, \dots, N_{f^{(1)}} ; o_{f_i^{(2)}} = \begin{cases} \mu_{p_i}(I_{f_i^{(2)}}) & i = 1, \dots, m \\ \mu_{q_i}(I_{f_i^{(2)}}) & i = m + 1, \dots, m + n \end{cases} \\
 N_{f^{(3)}} = M \\
 \omega_{ij}^{23} = \begin{cases} 1 & \text{have rule} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad i = 1, \dots, N_{f^{(2)}} ; j = 1, \dots, N_{f^{(2)}} \\
 I_{f_i^{(3)}} = \min(\omega_{ji}^{23} \cdot o_{f_j^{(2)}} | \omega_{ji}^{23} \neq 0, j = 1, \dots, N_{f^{(2)}}) ; o_{f_i^{(3)}} = I_{f_i^{(3)}}, i = 1, \dots, N_{f^{(3)}} \\
 N_{f^{(4)}} = M \\
 \omega_{ij}^{34} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad i = 1, \dots, N_{f^{(3)}} ; j = 1, \dots, N_{f^{(3)}} \\
 I_{f_i^{(4)}} = \frac{o_{f_i^{(3)}}}{\sum_{j=1}^{N_{f^{(3)}}} o_{f_j^{(3)}}} ; o_{f_i^{(4)}} = I_{f_i^{(4)}}, i = 1, \dots, M
 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $N_{-f}^{(i)}$  ——第  $i$  层节点数;  $I_{-f_i}^{(j)}$  ——第  $i$  层第  $j$  个节点的输入;  $o_{-f_i}^{(j)}$  ——第  $i$  层第  $j$  个节点的输出;  $\omega_{kl}^{ij}$  ——第  $i$  层第  $k$  个节点与第  $j$  层第  $l$  个节点之间的连接权。

### 2.1.2 后件网络

后件网络由  $M$  个结构相同的并列子网络组成,每个子网络产生一个输出量。

第 1 层为输入层,输入层的第 0 个节点的输入值为  $x_0 = 1$ ,用来提供模糊规则后件中的常数项,第  $p + q + 3$  个节点的输入为误差反传量,用于在线辨识过程中的误差调整,以提高建模精度;第 2 层为模糊规则后件层,模糊规则后件层用于计算模糊规则的后件;第 3 层为输出层,考虑单输出系统。各层神经元节点数及各节点输入输出关系为

$$\begin{cases} N_{-h}^{(1)} = p + q + 4 \\ I_{-h_i}^{(1)} = x_i, x(k) = \{1, y(k-1), \dots, y(k-p-1), u(k-1), \dots, u(k-q-1), e_{-f}(k-1)\}, \\ e_{-f}(k-1) \text{ 为误差反传量} \\ o_{-h_i}^{(1)} = I_{-h_i}^{(1)}, i = 1, \dots, N_{-h}^{(1)} \\ N_{-h}^{(2)} = M \\ I_{-h_i}^{(2)} = \sum_{j=0}^{p+q+2} a_{ji}^{(1)} \cdot o_{-h_j}^{(1)} + \bar{\omega}_i \cdot o_{-h_{p+q+3}}^{(1)} \\ o_{-h_i}^{(2)} = I_{-h_i}^{(2)}, i = 1, \dots, N_{-h}^{(2)} \\ N_{-h}^{(3)} = 1 \\ I_{-h}^{(3)} = \sum_{i=1}^M a_i^{(2)} \cdot o_{-h_i}^{(2)}, a_i^{(2)} = o_{-f_i}^{(4)}, i = 1, \dots, M \\ y = o_{-h}^{(3)} = I_{-h}^{(3)} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $N_{-h}^{(i)}$  ——第  $i$  层节点数;  $a_{ij}^{(1)}$  ( $i = 0, \dots, p + q + 2; j = 1, \dots, M$ ) ——第 1 层与第 2 层的连接权;  $\bar{\omega}_j$  ( $j = 1, \dots, M$ ) ——与误差反传量相连的权值;  $a_i^{(2)}$  ——第 3 层与第 2 层的连接权;  $I_{-h_j}^{(i)}, o_{-h_j}^{(i)}$  ——第  $i$  层第  $j$  个神经元的输入、输出。

### 2.2 模糊神经网络的学习算法

误差反传型模糊神经网络(记为 FNN)是在前馈模糊神经网络(记为 FNN1)的基础上,在后件网络中增加一个输入节点及一组权值(记为 FNN2)而形成的。引入误差反传节点的目的,是希望通过对误差反传节点的正确估计及其连接权的适当选择来减少原模糊模型 FNN1 的误差。所以,对 FNN 的训练是在已经训练好的 FNN1 的隶属度函数、连接权权值的基础上,再进一步训练 FNN2 的权值  $\bar{\omega}$ ,而且在对  $\bar{\omega}$  的训练过程中, FNN1 保持不变。这样,就大大减少了训练负担,有效地提高了辨识的实时性,同时,又能使 FNN 的误差在 FNN1 的误差的基础上进一步减小。

因此, FNN 的训练可分为两步。

第一步,离线训练。

- 在  $n$  个典型工况下获得 FNN1 的  $n$  组训练样本  $\{x_k^i, \bar{x}_k^i, y_k^i | k = 1, \dots, n_i\}, i = 1, \dots, n$ 。
- 分析样本,确定模糊子集数  $m, n$ , 并采用均分法初始化模糊集中各语言变量的中心及宽度。
- 令  $\bar{\omega} = 0$ , 设误差代价函数为

$$E = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 \quad (7)$$

采用 BP 网络算法离线训练模糊神经网络 FNN1 的隶属度函数和权值,最终得到  $\omega_{\text{opt}}$  ( $\omega_{\text{opt}}$  为 FNN1 所有可调参数矢量)。

第二步,在线修正。

在线学习步骤如下:

- 置 FNN2 的权值为  $[-0.01, 0.01]$  之间的随机数。
- 将  $k - 1$  时刻 FNN1 的输出误差反传后作为当前时刻的补偿输入,即

$$e_{-f}(k) = \frac{\partial e(k-1)}{\partial e_{-f}} = (y_r(k-1) - \hat{y}(k-1)) \frac{\partial y(k-1)}{\partial e_{-f}} =$$

$$(y_r(k-1) - \hat{y}(k-1)) \sum_{i=1}^M a_i^{(2)}(k-1) \bar{\omega}_i(k-1)$$

(8)

注意,  $\hat{y}(k-1)$  为 FNN1 的输出值,  $y_r(k-1)$  为期望输出,  $y(k-1)$  为整个预测网络输出.

- c. 采用 BP 算法在线修正  $\bar{\omega}$ .
- d. 转向 b.

3 水力机组模糊神经元网络模型辨识试验

为验证模糊神经网络的有效性, 针对白石窑灯泡贯流式机组仿真模型, 在额定水头 (7.8 m) 下进行了辨识试验. 试验中设定  $p = q = 2$ . 令机组运行工况如图 2 所示, 分别得到带输入补偿与不带输入补偿的对比性实验结果, 如图 3 所示. 实验时先将输入  $\alpha$  和  $n'_{1}$  转化为  $[-1.0, 1.0]$  之间的数, 转换公式为

$$\alpha = \frac{2}{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}} \left( \alpha - \frac{\alpha_{\max} + \alpha_{\min}}{2} \right) \quad n'_{1} = \frac{2}{n'_{1\max} - n'_{1\min}} \left( n'_{1} - \frac{n'_{1\max} + n'_{1\min}}{2} \right)$$

(9)

式中:  $\alpha_{\max} = 1.0$ ;  $\alpha_{\min} = 0.0$ ;  $n'_{1\max} = 340.0$ ;  $n'_{1\min} = 0.0$ .

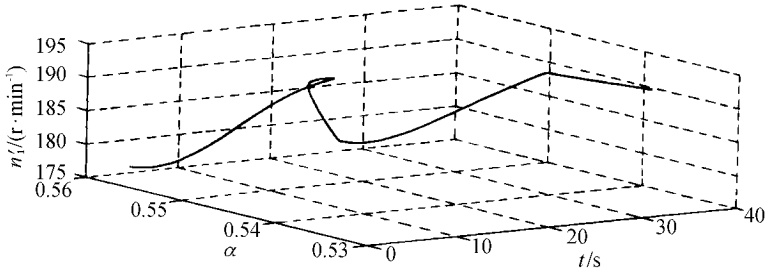
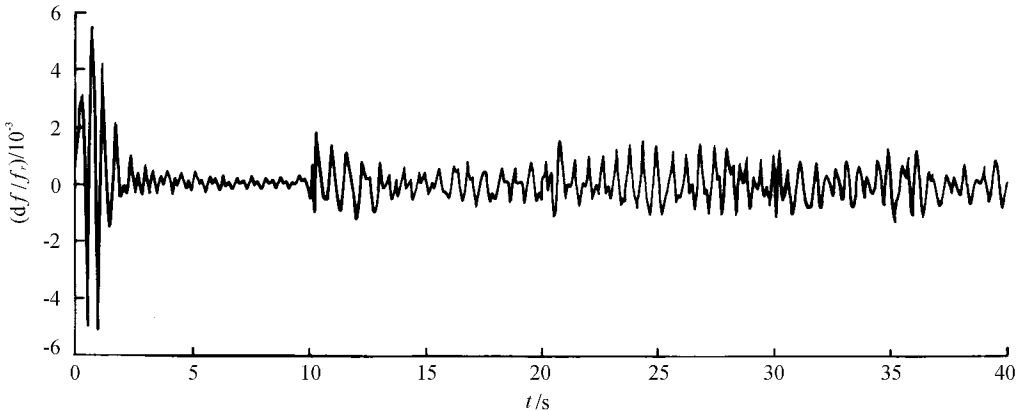
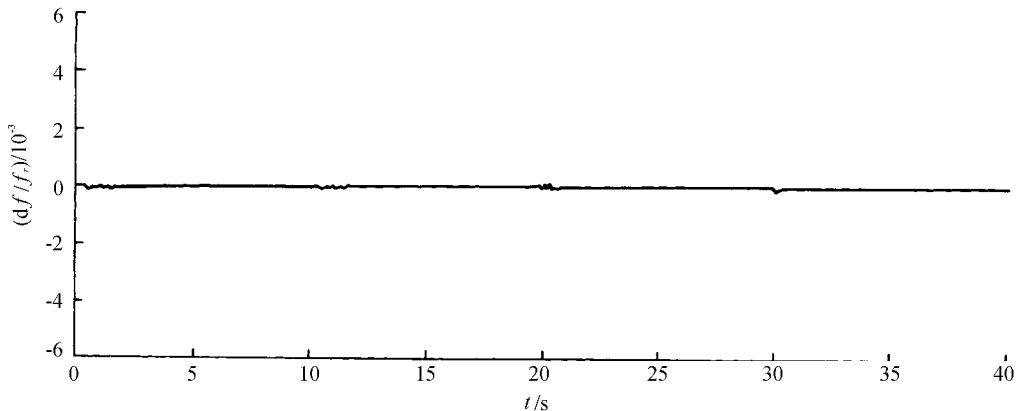


图 2 机组运行工况曲线  
Fig.2 Operation curve of unit



(a) 不带输入补偿预测误差



(b) 带输入补偿预测误差

图 3 水力机组模糊神经网络预测实验

Fig.3 Prediction based on fuzzy neural network of hydro-unit

由图 3 结果可以看出,补偿输入的加入提高了辨识精度.

## 4 结 论

带输入补偿的水力机组模糊神经网络模型具有以下特点:

- a. 网络在线训练量减少,提高了系统的实时性.
- b. 网络的闭环结构对辨识过程中的误差具有动态补偿能力,辨识精度高.

### 参考文献:

[1] Takagi T,Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. IEEE Trans Syst Man and Cybern, 1985,15(1):116~132.

[2] 张星昌,张志方.输入补偿神经网络模型研究[J]. 信息与控制,1996,25(2):65~69.

## A Turbine Identification Model Based on Fuzzy Neural Network

SUN Yun, SHEN Zu-yi

(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China)

**Abstract** A simple turbine fuzzy model is presented, accordingly, an identification model with compensating inputs by applying the principle of error feedback in fuzzy neural network is put forward. The prediction model of bulb turbine is built with the network. The simulation results show that the present network possesses the advantages of high speed of convergence and high precision.

**Key words** fuzzy neural network; hydro-turbine; identification model