

文章编号: 1005—8893 (2002) 01—0038—03

加氢精制神经网络模型的研究^{*}

郑明方, 史国栋

(江苏石油化工学院 计算机科学与工程系, 江苏 常州 213016)

摘要: 文章采用径向基函数神经网络建立了加氢精制反应器数学模型。选用高斯核函数作为其网络核函数, 网络中心参数的求取采用 K—means 方法, 网络中心数目的确定采用统计 F 检验方法, 网络输出层权值的求取采用递推最小二乘方法。经过现场实测数据检验证明, 建立的 RBF 神经网络模型对加氢脱硫率和脱氮率具有良好的预估精度。

关键词: 径向基函数; 神经网络; 数学模型

中图分类号: TP 13

文献标识码: A

石油加氢过程的内在机理复杂, 非线性严重, 过程模型的建立比较困难。人工神经网络具有良好的非线性逼近能力, 加上其独特的记忆、推测以及自学习自组织功能, 在很多难以建模的复杂过程中已取得很大的成功。RBF 神经网络是一种通过改变神经元非线性变换函数的参数以实现非线性映射, 并由此而导致联接权调整的线性化从而提高学习速度。因此, RBF 神经网络学习速度较快。本文应用 RBF 神经网络来建立加氢精制反应器预估模型。

1 RBF 神经网络结构和算法实现

1.1 RBF 网络结构

RBF 神经网络是一种三层前向网络, 输入层由信号源节点组成, 第二层为隐含层, 第三层为输出层, 从输入层空间到隐含空间的变换是非线性的, 而从隐含层空间到输出空间的变换是线性的。隐单元的变换函数是径向基函数, 它是一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数^[1]。由于网络的联接权与输出呈线性关系的特点, 使它能采用可保证全局收敛的线性优化方法。

RBF 输出为隐层节点输出的线性组合:

$$y = WTU$$

$$W = [w_0, w_1, w_2, \Lambda, w_{N_h}]^T$$

$$U = [u_0, u_1, u_2, \Lambda, u_{N_h}]^T$$

其中, W 为网络权值; U 为隐层节点输出, 且 $u_0=1$ 为网络偏移; w_0 为 u_0 与输出的权值。

隐层节点的作用函数采用高斯核函数:

$$u_i = \exp [- (X - C_i)^T (X - C_i) / (2 \sigma_i^2)]$$

$$i = 1, 2, \Lambda, N_h$$

其中, X 为网络的输入, C_i 为高斯函数的中心值, σ_i 是标准化常数, N_h 为隐层节点个数。

1.2 算法实现

首先, 中心数目 N_h 的确定采用计算机选择、设计、再检验来确定^[2]。

根据所有输入样本决定隐含层各参数。

采用 K ——均值聚类算法, 调整中心, 其算法步骤为:

① 给定各隐节点的初始中心:

$$C_i(0) = (\sum_{x \in \theta_i} X) / M_i$$

② 计算欧氏距离并求出最小距离的节点:

$$d_i(t) = \|X(t) - C_i(t-1)\|, 1 \leq i \leq$$

* 收稿日期: 2001—10—16

基金项目: 江苏石油化工学院重点课程建设基金资助

作者简介: 郑明方 (1964—), 女, 江苏靖江人, 副教授, 在职博士, 主要研究方向数学模型及智能控制。

N_h

$$d_{\min}(t) = \min d_i(t) = d_r(t)$$

③调整中心:

$$C_i(t) = C_i(t-1), \quad 1 \leq i \leq N_h, \quad i \neq r$$

$$C_r(t) = C_r(t-1) + \beta (X(t) - C_r(t-1))$$

其中, β 为学习速度, $0 < \beta < 1$ 。

④计算节点 r 的距离:

$$d_r(t) = \|X(t) - C_r(t)\|$$

最后, 计算:

$$\sigma_i^2 = [\sum_{x \in \theta_i} (X - C_i)] / M_i$$

其中, θ_i 代表第 i 组所有样本, M_i 是 i 组的样本数。

在决定好隐含层的参数以后, 根据样本, 利用递推最小二乘, 求取输出层的权值 $W^{[3]}$:

$$R(k) = 1 / [1 + U_k^T P(k) U(k)]$$

$$P(k) = P(k-1) - R(k) [P(k-1) U(k)] [P(k-1) U(k)]^T$$

$$W(k) = W(k-1) + R(k) P(k-1) U(k) [y(x_k) - U(k)^T W(k-1)]$$

2 加氢精制模型及验证

加氢精制的主要目的是脱除油品中的硫氮杂原子, 改善油品的使用性能。过程在氢气存在下使油品中的有机含硫、含氮化合物发生氢解, 从而达到精制的目的。某炼油厂年产 80 万吨加氢装置采用 90% 直馏减压瓦斯油和 10% 焦化瓦斯油组成的混合物作为加氢精制的原料油, 采用的工艺流程图如图 1 所示, 原料油通过反应器垂直向下流动, 富氢气流循环使用, 固定床反应器内装有 $\text{Co-Mo}/\text{Al}_2\text{O}_3$ 催化剂。

在加氢精制条件下, 石油馏分油中的含硫化合物进行氢解, 转化成相应的烃和 H_2O 而氮化物在氢作用下转化为 NH_3 和烃, 从而达到脱去硫、氮杂原子的目的。除加氢精制操作温度 x_1 、操作压力 x_2 、氢油比 x_3 、氢分压 x_4 对反应的结果有影响外, 原料油的密度 x_5 、总氮 x_6 及硫 x_7 的含量也对脱硫脱氮率起关键的作用。

将此 7 个参数作为模型的输入, 加氢精制脱硫率及脱氮率作为模型的输出。现场采集 130 组生产数据, 其中 100 组作为学习样本, 建立加氢精制神

经元网络模型如图 2 所示。用另外 30 组实测数据作为检验样本, 得模型输出值与实测值的相对误差如图 3 所示。其中, 加氢脱氮最大相对误差 $< 10.82\%$, 平均相对误差 $< 3.49\%$, 加氢脱硫最大相对误差 $< 6.12\%$, 平均相对误差 $< 2.68\%$, 说明模型有良好的预估精度。

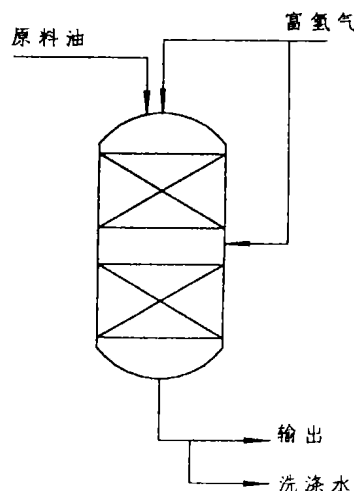


图 1 加氢精制工艺流程图

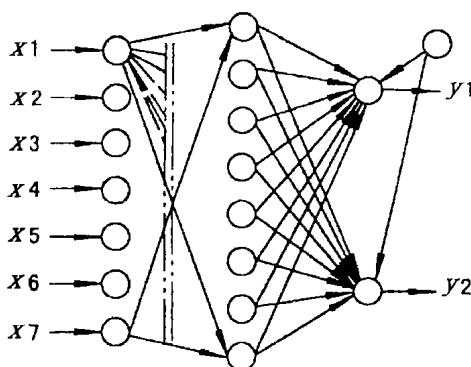


图 2 神经网络模型

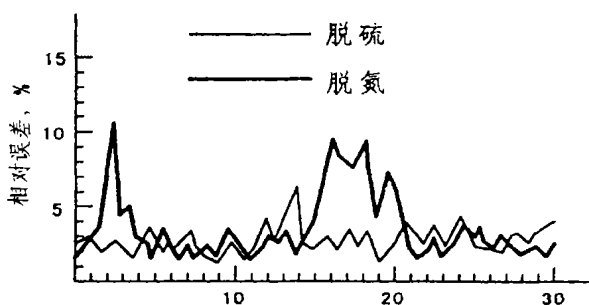


图 3 脱硫率、脱氮率实测与模型相对误差

3 结 论

从理论上来说, 含有足够多隐含层神经元的三层网络可逼近任意有界非线性, RBF 神经网络可为非线性系统的辨识提供一种通用的模式。基于 RBF 神经网络的加氢精制模型结构简单, 容易实现, 且具有较高的精度和自适应能力, 可用于加氢脱硫及脱氮率的预估, 并且, 该模型作为系统的一个物理实现, 可用于在线控制, 对于操作参数调优, 提高生产和经济效益有一定的指导意义。

参考文献:

- [1] 王永骥, 涂健. 神经网络控制 [M] . 北京: 机械工业出版社, 1998. 68—86.
- [2] 陈振宇, 徐用懋. 模糊理论与神经网络的基础与应用 [M] . 北京: 清华大学出版社, 1996. 88—89.
- [3] 潘立登, 黄晓峰. RBF 神经网络在建立时变非线性系统自校正模型中的应用 [J] . 浙江大学学报, 1996, 30 (特刊): 382—385.
- [4] 林世雄. 石油炼制工程 (下册) [M] . 北京: 石油工业出版社, 1988. 210—230.

The Study of Neural Networks'Hydrofining Mathematical Model

ZHENG Ming—fang, SHI Guo—dong

(Department of Computer Science and Engineering, Jiangsu Institute of Petrochemical Technology, Changzhou 213016, China)

Abstract: Based on the radial basis function neural networks this paper has established a model of a catalytic hydrofining . Using Gaussian kernel function as the networks kernel function . The evaluation of the networks kernel uses the method of K—means . To define the networks kernel's number F—test statistical method is used , the evaluation of the output layer's weights uses the method of recursive least squares . From the test in practical data , the results show that the RBF neural networks model is effective.

Key words: radial basis function; neural networks; mathematical model