

基于径向基函数神经网络的精馏塔自适应控制*

陈小红

(同济大学 CIMS 研究中心·上海, 200092)

高峰 钱积新 孙优贤

(浙江大学工业控制研究所·杭州, 310027)

摘要: 精馏塔是化工过程中最常用, 最重要的操作单元, 其本质的非线性及时变性使得对它的控制非常困难. 本文提出了一种基于径向基函数(RBF)网络的自适应控制方案. 该方案简捷、可靠, 具有很强的鲁棒性和抗干扰性能. 将该方案应用在工业脱乙烷塔的控制中得到了令人满意的结果.

关键词: 精馏塔; 非线性; RBF 神经网络; 逆动态模型; 自适应控制; RLS 算法

1 引言

精馏是化工过程中最常用、最重要的操作单元, 精馏操作性能的好坏直接影响产品的质量 and 生产过程的能耗. 因此, 精馏塔的建模和控制问题一直受到人们的极大关注, 涌现出大量的成果. 譬如在 Tolliver 和 Waggoner, McAvog 和 Wang^[1]的文章中, 曾经分别系统地总结过精馏塔控制的发展状况, 并就其一般性问题、动态特性、基础控制、高级控制和现代控制等方面进行了论述. 但以往的研究或是将模型在稳态工作点附近线性化, 并经降阶处理, 进而基于得到的低阶线性模型利用设计线性控制系统的方法进行控制系统设计, 或是建立非线性数学模型来尽可能精确地描述精馏塔的动、静态特性, 进行复杂的非线性控制策略设计. 由于精馏塔本质是非线性的, 且具有分布参数、时变等特性, 当工作点移动或出现大的扰动时, 线性近似模型显然具有一定的局限性, 由此得到的控制系统很难达到要求的调节性能. 另一方面要建立精确的非线性模型又非常困难, 此外还会带来巨大的建模开支.

由于前馈网络在恰当选择网络层次与隐节点数条件下可以任意精度逼近非线性函数^[2], 因而被广泛地应用于这些过程的建模和控制^[3]. 目前工业应用中大多数采用的是 S 型函数 BP 算法, BP 网络明显的缺点是网络拓扑难以确定, 收敛速度慢, 且由于参数非线性, 使得参数估计必须基于非线性优化技术, 在运用梯度下降法学习时容易陷入局部极小. 其它优化技术如遗传算法, 学习自动机, 模拟退火方法^[4], 尽管能达到全局最优, 但需要大量计算.

为了克服局部极小, 提高算法收敛速度, 一种行之有效的方法是采用径向基函数(RBF)网络. RBF 方法是在多维空间进行严格内插的技术, 用前馈网络对复杂数据建模可认为是在多维空间中实现一条曲线. 根据这一观点, Micchelli C. A.^[5]揭示了前馈网与 RBF 的关系, 即如果放宽严格内插条件, RBF 模型可看作一个特殊的两层神经网络. 目前, RBF 网络作为相对 BP 网的另一种前向网络已引起相当的重视, 它的诸多优点, 如具有线性参数及快速有效的训练算法等, 已在几篇文章中被提出^[6,7]. Hunt^[8], Pottman 和 Seberg^[9]用 RBF 网作为系统模型分别提出了非线性内模控制与非线性预测控制方案, 并得到良好的结果, 但两者都没有引入自适应机制.

* 国家自然科学基金重点资助项目(69334010).

本文于 1996 年 4 月 30 日收到. 1997 年 3 月 4 日收到修改稿.

精馏塔作为复杂的工业对象,无论用何种方法建模都不可能完全描述过程的动态特性,必然有未建模特性的存在.同时,外界环境对过程的影响,以及运行中对象本身特性的变化等,都会在受控系统中引入某种不确定性.这就要求控制器具有较强的自适应鲁棒性.本文用以薄板样条函数为基函数的 RBF 神经网络做为系统逆模型,并结合递推最小二乘算法(RLS)提出了一种直接自适应的控制策略.它同时具有(RBN)神经网络与自适应控制的优势,具有简捷、可靠、有效、鲁棒性强的特点.和一般基于神经网络的控制器相比,它有自适应性能,能根据误差直接调节控制器参数以适应模型及环境的变化,具有很强的鲁棒性;与传统自适应控制系统相比,它不需要确定的数学模型,省却了建模时的巨大开支;此外,应用 RBF 网络,RLS 算法及直接逆控制方案,使得算法更加简捷、可靠、有效.本文最后将该算法应用到一个工业乙烯装置脱乙烷塔的控制中,得到了很好的控制结果.

2 径向函数网络

n 输入 m 输出的径向函数模型实现了一个从 $\mathbb{R}^n$ 到 $\mathbb{R}^m$ 的映射,记为 f_r :

$$f_r(x) = \Lambda_0 + \sum_{j=1}^{M_s} \Lambda_j \Phi(\|x - c_j\|). \quad (1)$$

其中 $x \in \mathbb{R}^n$; $\Phi(\cdot)$ 是从 $\mathbb{R}^+$ 到 $\mathbb{R}$ 的函数; $\|\cdot\|$ 指欧氏范数; $\Lambda_j \in \mathbb{R}^m, j = 1, \dots, M_s$, 是权矢量; $\Lambda_0 \in \mathbb{R}^m$ 常量偏置矢量; $c_j \in \mathbb{R}^n, j = 1, \dots, M_s$, 为径向函数中心; M_s 为选定的中心个数, 令

$$\Lambda_j = [\lambda_{mj}]^T, \quad j = 0, 1, \dots, M_s. \quad (2)$$

则(1)可分解为如下形式

$$f_{ri}(x) = \lambda_{i0} + \sum_{j=1}^{M_s} \lambda_{ij} \Phi(\|x - c_j\|), i = 1, \dots, m. \quad (3)$$

假定函数形式中 $\Phi(\cdot)$ 与中心矢量 c_j 都已确定,若给定一组输入 $x(t)$ 及对应输出 $d(t), t = 1, \dots, N$, 则 $\lambda_{ij} (i = 1, \dots, m; j = 0, 1, \dots, M_s)$ 可用线性最小二乘方法得到, 因而就不存在局部极小问题.

径向函数展开是用在多维空间内插的传统技术,由于它与神经网络的联系而再度引起重视.它可由图 1 所示的两层神经网络实现.每一项 $\Phi(\|x - c_i\|)$ 形成一个基本的隐层神经元.和一般的两层神经网络不同,它的隐含层对输入进行固定的非线性传递,而不包含可调权值,因而网络输出对输出层权参数具有线性性质.

必须强调的是,RBF 网络的性能密切依赖于给定中心.线性参数的 RBF 展开显然是在 $\Phi(\cdot)$ 与中心点 C 固定的前提下得到的,典型的 $\Phi(\cdot)$ 函数有薄板样条函数

$$\Phi(v) = v^2 \log(v), \quad (4)$$

高斯函数

$$\Phi(v) = \exp(-v^2/\beta^2), \quad (5)$$

和 RMQ 函数

$$\Phi(v) = (v^2 + \beta^2)^{1/2}. \quad (6)$$

其中 β 为实常数.中心 $c_j, j = 1, \dots, M_s$ 一般在模型输入域 $\{x(t)\}_{t=1}^N$ 内选择.常用的方法是随机

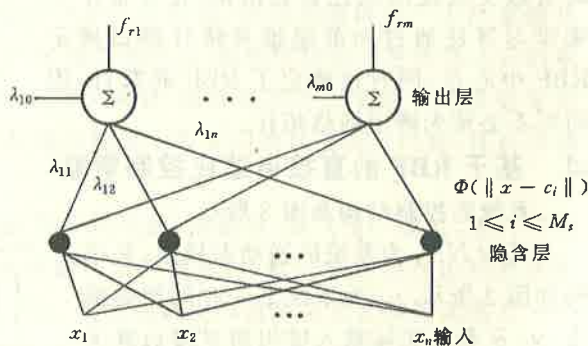


图 1 RBF 神经网络

直接逆模型的控制过程分为离线系统逆动态辨识和在线自适应控制两步。离线获取 RBF 中心和隐层神经元权值,得到系统的逆动态模型;在线由每个时刻的实际输入输出对来修正网络的隐层神经元权值,以达到自适应的目的,而 RBF 中心不再改变。在离线辨识中采用 Chen, S. 提出的方法定取 RBF 中心,并选用 CCS 正交化方法构造辨识算法。在线自适应控制部分用递推最小二乘算法修正网络权值。

5 对精馏塔的控制

化工生产所处理的原料、中间产物、粗产品等几乎都是由若干组分所组成的混合物,而且其中大部分是均相物系。例如,石油是由许多种碳氢化合物所组成的液体均相混合物;空气是由氧气、氮气等组成的气体混合物。生产中为了满足贮存、运输、加工和使用的要求,时常需要将这些混合物分离成为较纯净或几乎纯态的物质(组分)。

精馏塔是化工过程中一种常见且重要的多级分离设备,基本原理是将液体混合物部分气化,利用其中各组分挥发度不同的特性实现分离的目的。精馏塔可分成如图 4 所示的三个部分,即:1) 塔顶系统(冷凝器和回流罐);2) 塔段(精馏段和提馏段);3) 塔底系统(再沸器和塔釜)。塔段由若干层塔板组成,原料液经预热到指定温度后送入塔段中进料板,并与自塔上下降的回流液体汇合后,逐板溢流,最后流入塔底再沸器中。在每层塔板上,回流液体与上升蒸气接触,进行热与质的传递过程。操作时,连续地从再沸器取出部分液体作为塔底产品(釜残液),部分液体气化,产生上升蒸气,依次通过各层塔板,塔顶蒸气进入冷凝器中被全部冷凝,并将部分送回塔顶作为回流液体,其余部分经冷却器后被送出作为塔顶产品(馏出液)。

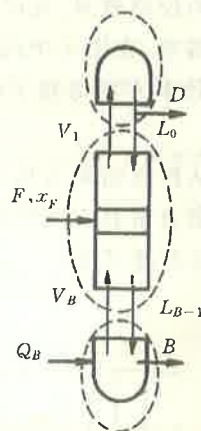


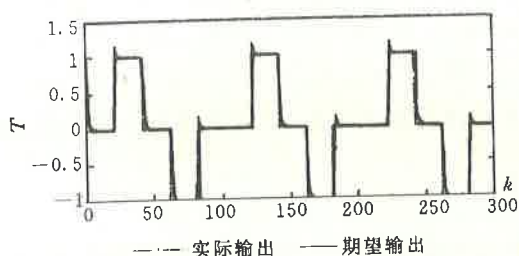
图 4 精馏塔的分块处理

精馏塔不仅形式很多,而且内在机理复杂。它同时发生三种传递过程,即动量传递,质量传递和能量传递。一般地说,通过内在机理建立起来的模型必须寻找能够近似反映塔的动态行为的简化模型。因为精馏塔是一个严重的非线性对象,即使把每个变量的变化限制在一个很窄的范围之内,用线性化的方法处理这样的系统也是不恰当的。而通过简化得到较为简单的非线性模型,在环境条件改变或系统参数变化时,模型便不成立。除此而外,基于这种非线性模型的控制一般要用到数值积分问题,使得控制器实现起来非常麻烦复杂。

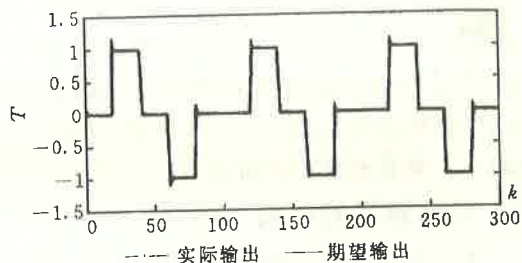
在精馏塔的控制中,进料流量是一个很重要的干扰因素。当塔压、蒸气量一定时,进料流量偏大、偏小都会影响精馏段温度,进而影响产品质量和生产效率。一般以某一层对进料流量敏感的板,所谓灵敏板的温度来反映进料流量的波动。灵敏板温度与进料流量之间的关系是一个非常复杂的非线性关系,本文将以 RBF 网络来描述其间关系,并进行灵敏板温度控制。

将该基于 RBF 网的自适应控制方案具体应用到一个工业乙烯装置脱乙烷塔的控制中。首先采用随机信号做输入样本,以 $[-1.8, 1.8]$ kmol/h 间的均布随机信号作为进料流量干扰 u , 得到相应的灵敏板温度 T , 由此构造训练样本集,建立逆动态模型。辨识过程只用了 95 次迭代,占机时 4 分 30 秒。而用 BP 算法辨识使达到同样精度则进行了 100054 次迭代,占机时 9 分 50 秒。除此而外,径向函数网络无须预先确定其拓扑,而 BP 网则通过多次试探才得到拓扑结构。

为了说明本方案的优越性,分别用本方案与基于双线性模型的鲁棒控制策略^[10]对工业脱乙烷塔进行在线控制。图 5 示出正常情况下两者的控制效果。图 6 示出人为加入测量干扰时两



(a) 基于双线性模型鲁棒控制的控制效果

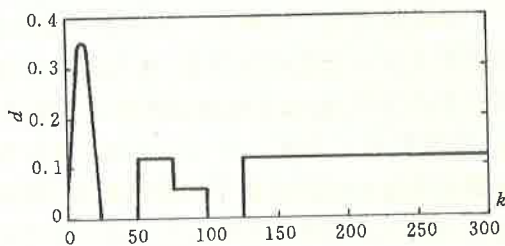


(b) 基于径向基函数网络的自适应控制效果

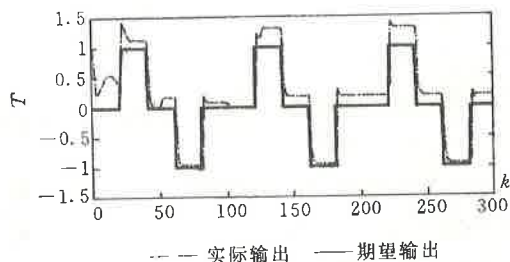
图 5 正常工况下灵敏板温度

者的控制效果. 图 7 示出当系统参数出现漂移情况下的控制效果. 此时利用文[10]中方案已无法消除偏差, 在图 7 中的第 200 个采样时刻将控制切换到本方案得到了理想的灵敏板温度控制曲线.

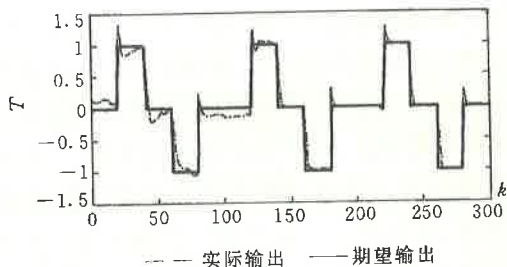
从控制结果可见, 基于径向基函数网络的自适应控制方案具有很强的鲁棒性及抗干扰性能, 且其算法简捷可靠.



(a) 干扰波形



(b) 基于双线性模型鲁棒控制策略的控制效果

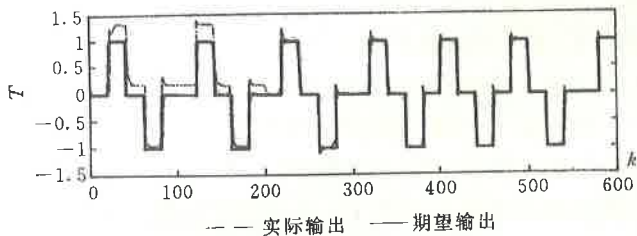


(c) 基于径向基函数网络的自适应控制效果

图 6 加入测量干扰时的控制效果

6 结 论

本文针对精馏塔的非线性及时变性等特点提出了一种基于径向基函数网络的直接自适应控制策略. 用神经网络建立系统逆模型解决了精馏塔建模困难的问题. 而不同于其它神经网络控制方法, 由于采用径向基函数网, 直接逆控制方案, 并加入 RLS 在线自适应调节机构, 使得控制算法简捷可靠, 适合于时变对象, 并具有很强的鲁棒性. 在对工业脱乙烷塔的控制中得到了令人满意的结果.



($k=200$ 时从基于双线性模型的鲁棒控制切换到基于 RBF 网络的自适应控制)

图 7 当系统加入干扰信号时的控制结果

参 考 文 献

- 1 McAvoy, T. J. and Wang, Y. H. . Survey of recent distillation control results. ISA Trans. , 1986, 25(1): 5—21
- 2 Cybenko, G. . Approximations by superpositions of a sigmoidal function. Mathematics of Signals and Systems, 1989, 2(4): 303—314
- 3 Hunt, K. J. , Sbarbaro, D. and Gawthrop, P. J. . Neural networks for control systems—A survey. Automatica, 1992, 28(6): 1083—1112
- 4 Kirkpatrick, S. , Gelatt, C. and Vecchi, M. . Optimization by simulated annealing. Science, 1983, 220(4598): 671—680
- 5 Micchelli, C. A. . Interpolation of scattered data distance matrices and conditionally positive definite functions. Constructive Approx. , 1986, 2(7): 11—22
- 6 Moody, J. and Darken, C. J. . Fast learning in networks of locally-tuned processing units. Neural Computation, 1989, 1(2): 281—294
- 7 Chen, S. et al. . Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. IEEE Trans. Neural Networks, 1991, 2(2): 302—309
- 8 Hunt, K. J. and Sbarbaro, D. . Neural networks for nonlinear internal model control. IEE Proc -D, 1991, 138: 431—438
- 9 Pottmann, M. and Seberg, D. E. . A nonlinear predictive control strategy using radial basis function networks. IRAC Symposium DYCORN+, College Park, 1992, 309—314
- 10 赵豫红, 顾钟文. 基于双线性模型的精馏塔鲁棒控制. 工业过程建模、控制、优化——浙江省自动化学会 1995 年年会论文集, 1995, 149—155

Adaptive Control of Distillation Columns Based on RBF Neural Networks

CHEN Xiaohong

(CIMS Research Center, Tongji University • Shanghai, 200092, PRC)

GAO Feng, QIAN Jixin and SUN Youxian

(Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University • Hangzhou, 310027, PRC)

Abstract: Distillation columns are the most usual and important operating units in the process of chemical engineering. They are non-linear and time-varying, and these characteristics make the design of the control scheme very difficult. This paper proposed an adaptive control strategy based on radial basis function (RBF) neural network. The control scheme is simple, reliable and possesses strong robustness and disturbance rejection. Fairly good control results were obtained when the control scheme was applied to a distillation column.

Key words: distillation column; nonlinear; RBF neural networks; inverse dynamic model; adaptive control; RLS algorithm

本文作者简介

陈小红 1969 年生. 1990 年本科毕业于西安交通大学机械系, 分别于 1993 年和 1997 年于浙江大学获硕士及博士学位, 现于同济大学 CIMS 中心作博士后. 主要兴趣是神经网络, 工业过程控制, CIMS, 敏捷制造.

高峰 1963 年生. 分别于 1984 年, 1989 年于山东曲阜师范大学获学士和硕士学位. 1992 年在上海交大获博士学位, 现为浙江大学工业控制技术研究副研究员. 研究方向为非线性控制和神经网络控制.

钱积新 1939 年生. 教授, 博士生导师. 主要从事复杂工业过程建模, 控制与优化, 计算机集成过程管理控制系统方面的研究.

孙优贤 见本刊 1998 年第 1 期第 108 页.