

基于神经网络的软测量技术在精馏塔上的应用

薄翠梅, 张 湜, 李 俊, 林锦国

(南京工业大学自动化学院, 江苏 南京 210009)

摘 要: 针对扬子石化公司丁二烯精馏塔原控制系统存在的问题, 利用从集散控制系统(DCS)采集的大量现场数据和用机理模型得到的模拟数据, 运用前向反馈(BP)神经网络软测量技术, 构造了产品丁二烯和总炔含量的自适应软测量仪表, 设计了一套控制系统. 实际监测数据表明, 这套控制系统可实现产品质量的闭环控制.

关键词: 精馏塔; 软测量; 神经网络; 质量闭环控制

中图分类号: TP183; TQ073+.1 文献标识码: A 文章编号: 1009-606X(2003)04-0371-05

1 前言

精馏塔的建模和自动控制问题一直是过程控制界研究的热点^[1,2]. 以前采用的方法有: (1) 质量开环手动控制, (2) 采用间接质量指标控制^[3], (3) 在线工业色谱仪. 本文采用近年来涌现出的一种新技术—软测量技术(Soft sensing technique), 很好地解决了产品质量实时检测的问题.

软测量技术的核心内容就是建立被测对象的精确可靠的模型, 建立软测量模型最常采用的经验建模方法有人工神经网络和多变量回归分析方法^[4,5]. 软测量技术研究已经历了从线性到非线性、从稳态到动态、从无校正功能到有校正功能的过程^[6].

2 DA107 塔产品质量软测量仪表

本文的研究背景是扬子石化公司丁二烯生产装置精馏工段的DA107精馏塔. DA107塔共有85块塔板, 原料由第30块塔板进入; 产品丁二烯-1,3由塔顶采出; 高沸点杂质(顺丁烯-2、丁二烯-1,2、乙基乙炔、C5等)由塔釜排出, 见图1. 塔顶产品中丁二烯-1,3和总炔含量通过S136采样点定时取样离线分析得到(每4h分析1次). 装置的原控制系统基本上采用开环控制或定值控制回路, 其中影响塔顶产品质量成份的最重要的两个操作变量回流量(F139)和釜液排放量(F138)采用了定值控制回路, 其设定值是由人工根据产品和釜液中丁二烯-1,3的含量手动设定.

该塔的产品控制指标有两个: 塔顶产品丁二烯

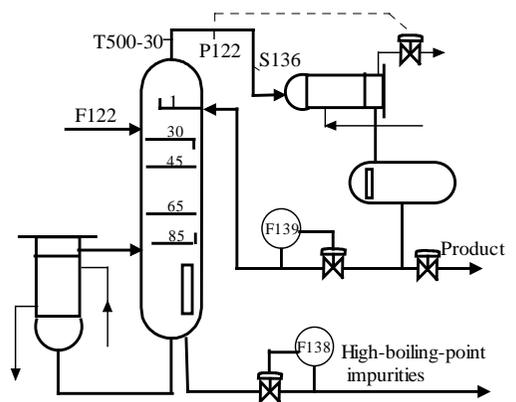


图1 DA107 塔的流程及控制简图
Fig.1 Flow and control chart of column DA107

收稿日期: 2002-11-05, 修回日期: 2003-05-13

基金项目: 扬子石化公司资助项目(编号: 01JSNJYZ101015)

作者简介: 薄翠梅(1973-), 女, 内蒙古包头市人, 硕士, 讲师, 控制理论与控制工程专业; 王延儒教授给予了帮助.

-1,3 含量(BD-1,3)≥0.993 kg/kg、总炔含量(EA)≤50 mg/kg. 由于目前产品成份只能采用定时人工采样分析, 而且其化验分析值滞后 1~2 h 才能得到, 因此分析值只能作为手动调节回流量和釜液排放量定值控制回路的设定值的参考量, 不能进行实时过程优化控制.

本文应用三层 BP 神经网络技术建立的 DA107 塔顶产品丁二烯-1,3 和总炔含量的软测量模型. 根据生产现场的工艺操作变量分析以及 DA107 精馏塔的工艺机理数学模型仿真研究, 在此选择 DA107 塔进料量(F122)、回流量(F139)、釜液排放量(F138)、塔顶温度(T500-30)和塔顶压力(P122)等 5 个变量, 作为影响 DA107 塔顶产品丁二烯-1,3 和总炔含量的生产运行特性的主要操作变量.

2.1 神经网络样本集的获取

由于无法对工业装置实验, 获得表达扰动与产品关系的数据, 而且现场数据的变化范围又很窄, 因此, 根据 DA107 精馏塔的工艺机理数学模型^[7], 应用正交设计方法, 按 $L_9(3^4)$ 正交表设计 3×3 组正交操作条件, 模拟 DA107 精馏单元的实际生产操作过程, 使工业装置的操作特性得到充分“激励”. 即在 5 个主要操作变量中, 根据实际生产工艺分析, 确定进料量、回流量和釜液排放量 3 个因子对产品丁二烯-1,3 含量的影响较大, 其中主要考虑交互作用进料量×回流量和进料量×釜液排放量对产品丁二烯-1,3 和总炔含量的影响. 塔顶的压力在实际操作中大幅度变化的可能性很小, 因而在机理模拟设计中取固定值 0.43 MPa(表压), 而塔顶温度在机理模型中作为输出变量. 用机理模型共产生 50 组工作点变化范围较大的 DA107 精馏生产过程操作信息. 在表 1 中给出了通过机理模型模拟计算得出的 10 组模拟样本数据.

表 1 用机理模型模拟的部分样本数据表
Table 1 Parts of sample data by the theoretical model

No.	Factor				Simulation result		
	Input value (operating condition)			P122 (MPa)	T500-30 (°C)	BD-1,3 (kg/kg)	EA (mg/kg)
F122 (t/h)	F139 (t/h)	F138 (kg/h)					
1	6.568	25.968	179.11	0.43	44.76	0.9942	17
2	6.864	26.763	180.25	0.43	44.68	0.9934	22
3	7.237	28.950	215.57	0.43	44.77	0.9967	35
4	7.555	40.268	227.56	0.43	44.76	0.9881	28
5	7.667	40.332	234.09	0.43	44.76	0.9981	17
6	7.793	38.968	226.12	0.43	44.76	0.9976	19
7	8.010	39.089	230.83	0.43	44.76	0.9974	18
8	8.027	38.692	149.92	0.43	44.84	0.9874	19
9	8.075	39.406	260.67	0.43	44.76	0.9979	30
10	8.204	39.383	257.26	0.43	44.76	0.9978	29

将这 50 组样本数据与工业生产现场采集到的 450 组实时数据结合起来, 构成 DA107 塔顶产品丁二烯-1,3 含量和总炔含量神经网络软测量模型的样本集. 将这 500 组数据分为两部分: 300 组数据作为训练样本集, 其中包括 50 组模拟样本值; 另外 200 组实测数据作为交叉校验样本集. 定义影响产品丁二烯-1,3 和总炔含量操作变量数据样本集为

$$\mathbf{X}_i = [x_1^i, x_2^i, x_3^i, x_4^i, x_5^i], \quad \mathbf{Y}_i = [y_1^i, y_2^i], \quad i = 1, 2, \dots, 500, \quad (1)$$

其中 $x_1^i \sim x_5^i$ 分别表示 DA107 塔在第 i 组操作工况下, 进料流量、回流量、釜液排放量、塔顶温度和塔顶压力的工艺操作数据, y_1^i, y_2^i 表示 DA107 塔在第 i 组操作工况下, 塔顶产品丁二烯-1,3 和总炔含量.

2.2 BP 网络软测量模型的建立

选择 1 个 $5 \times 7 \times 2$ 结构的前向 BP 神经网络, 其输入点分别对应着进料量、回流量、釜液排放量、塔顶温度和压力; 输出节点分别为产品中丁二烯-1,3 和总炔质量百分含量. 其中隐层中的神经元采用 Sigmoid 型转移函数, 输出层的神经元采用纯线性函数, 并选取合适的网络初始值. 在奔 IV(1.7G) 工控机上的 WINNT 操作系统下, 利用 VC6.0++ 语言编程实现 BP 网络的训练. 最终使总目标误差函数值 < 0.0002 , 网络训练了 12000 次, 训练时间约为 1 h. 图 2 给出了应用此 BP 网络模型对产品丁二烯-1,3 含量进行模型拟合与交叉验证的结果. 其中在训练拟合曲线中, 前 250 组数据是现场操作数据, 并按采样时间顺序排列; 而后 50 组数据为机理模型的模拟样本数据, 其变化范围较大, 可有效地弥补建模现场数据过于狭窄的不足.

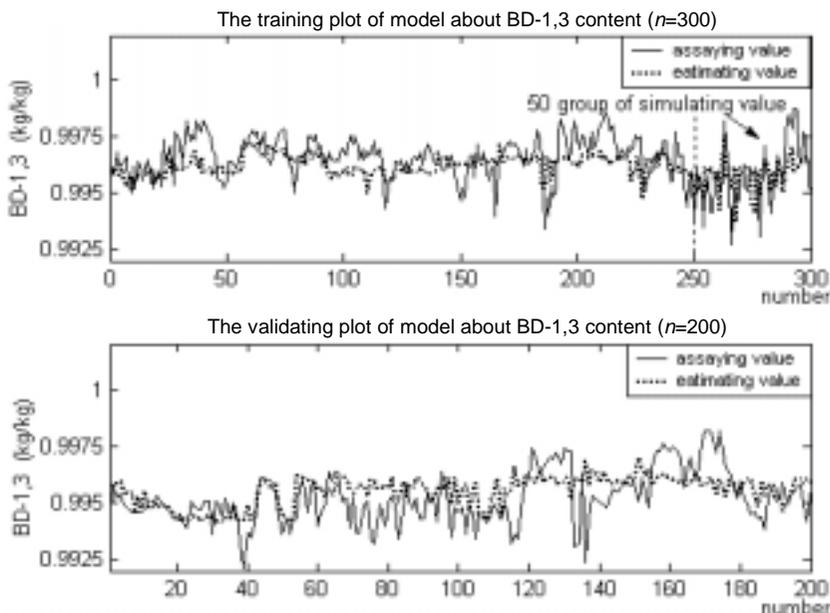


图 2 丁二烯-1,3 含量 BP 网络模型训练结果
Fig.2 BP training effect of BP model about BD-1,3 content

2.3 软测量模型的在线校正

由于装置操作条件以及原料性质的变化, 前面辨识得到的软测量模型只适用于一定的操作范围, 因而需要不定期地对模型进行修正, 以适应工况的变化. 由于没有在线质量分析仪的实时信号, 只能采用化验分析数据进行模型自校正, 其学习机制如图 3 所示. 学习过程由短期学习算法和长期学习算法两部分组成. 长期学习是指逐步积累足够的新样本模式, 系统根据这些样本, 采用 BP 神经网络重新建立软测量模型. 短期学习算法是以某时刻 S136 采样化验分析值与神经网络模型估计值

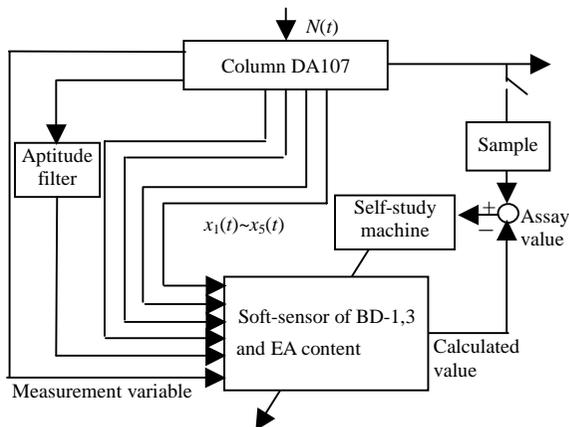


图 3 软测量模型自校正学习机制
Fig.3 Self-study mechanism of soft sensor mode

之差为动力来进行. 在实际精馏操作中, 由于采样化验时间是在固定的时间段内随机取样, 且需滞后一段时间(τ)才能得到化验分析值, 所以在模型校正时, 用每 4 h 一次的化验分析值(产品中丁二烯-1,3 含量)与采样时间段内软仪表的平均值之间的偏差, 校正软仪表当前 y_1 的输出值. 校正算式如下:

$$y_{\text{out}}(t) = y_1(t) + \alpha[\bar{y}_{1,\text{cal}}(t-\tau) - y_{1,\text{exp}}(t-\tau)], \quad (2)$$

式中 $y_{\text{out}}(t)$ 为 t 时刻软仪表校正后丁二烯-1,3 的估计值, $y_1(t)$ 为 t 时刻软仪表校正前丁二烯-1,3 的估计值, α 为校正系数, 根据实际需要取 0.5, $y_{1,\text{exp}}(t-\tau)$ 为在 $t-\tau$ 时刻取样的丁二烯-1,3 含量化验值, $\bar{y}_{1,\text{cal}}(t-\tau)$ 为在此取样时间段内软仪表输出的平均值.

图 4 给出了在 DCS 装置上的实际运行效果, 可以看出经过在线自适应校正后, 具有很高的预估精度, 输出值(丁二烯-1,3)能够很好地跟踪产品含量的变化.

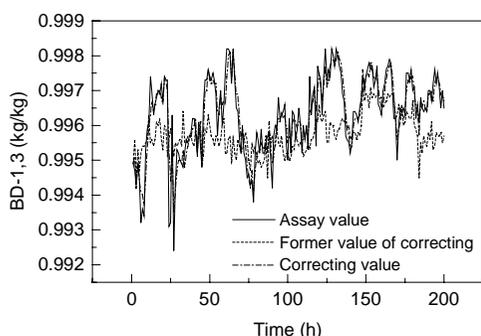


图 4 软测量仪表在线校正效果图

Fig.4 On-line correcting effect chart of soft sensing instrument

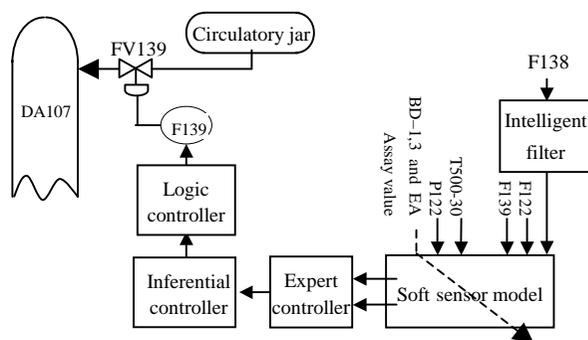


图 5 回流量控制系统方案简图

Fig.5 Control system flow chart of circulatory flux

3 控制系统方案及实际应用

通过工艺分析, 可以知道影响塔顶产品丁二烯-1,3 含量的主要操作变量是回流量(F139), 因此利用在原 DCS 装置已实现的产品成份软测量仪表的丁二烯-1,3 和总炔在线实时估计值, 设计一套 DA107 塔回流量控制系统. 图 5 给出了控制方案的简图. 图中的软测量模型即为上文设计的丁二烯-1,3 和总炔含量的软测量仪表. 图中增加了一个智能滤波器, 主要是因为 DA107 塔釜排放量波动较大而引起软测量模型输出波动加大. 然而在实际工况中, 釜液排放量经过一段滞后时间才影响产品丁二烯含量, 而且影响的程度比模型估计值小得多. 我们用软件设计了一个专用的智能滤波处理模块, 很好地解决了这个问题.

将控制系统下装到 DCS 装置上, 可以较好地到现场实际平稳运行, 很好地满足了产品质量指标, 实现了产品质量闭环控制. 图 6 给出了控制系统的实际控制效果. 从图中可以看出丁二烯-1,3 纯度变化比较平稳(0.993~0.996 范围内), 且此控制精度恰好达到质量控制指标. 从图中也可以看出软仪表有很高的估计精度, 丁二烯-1,3 估计精度误差范围限制在 ± 0.0005 内.

控制系统自 2002 年至今已在工业现场长期平稳运行, 而且可以较好地适应工况大幅度波动. 由于用产品成份的闭环控制代替了开环手动控制, 取消了过度提纯的精馏操作方式, 因此不仅有利地保障了产品质量, 而且比原装置降低了 3% 能耗, 从而每月可为企业获得数十万元的经济效益.

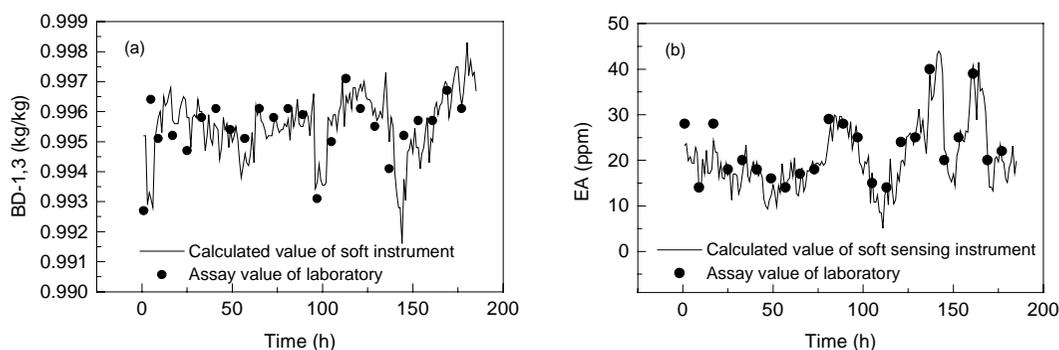


图 6 DA107 塔回流量控制系统实施效果图

Fig.6 Application effect chart of advanced control system

参考文献:

- [1] Kumar A, Daoutidis P. Modeling Analysis and Control of Ethylene Glycol Reactive Distillation Column [J]. *AIChE J.*, 1999, 45(1): 51-68.
- [2] Monroy-Loperena R, Alvarez-Ramirez J. On the Steady-state Multiplicities for an Ethylene Glycol Reactive Distillation Column [J]. *Ind. Eng. Chem. Res.*, 1999, 38(2): 451-455.
- [3] 蒋慰孙, 俞金寿. 过程控制工程 [M]. 北京: 中国石化出版社, 2002. 329-337.
- [4] Park S Y, Han C H. A Nonlinear Soft Sensor Based on Multivariate Smoothing Procedure for Quality Estimation in Distillation Columns [J]. *Comp. Chem. Eng.*, 2000, 24: 871-877.
- [5] Li S R, Shi H T, Li F. RBFNN Based Direct Adaptive Control of MIMO Nonlinear System and Its Application to a Distillation Column [A]. Xi Yu-geng. *Proceedings of WCICA [C]*. Shanghai: East China University of Science and Technology Press, 2002. 2896-2900.
- [6] 俞金寿, 刘爱伦, 张克进. 软测量技术及其在石油化工中的应用 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2000. 122-130.
- [7] 郭天民. 多元气-液平衡和精馏 [M]. 北京: 化学工业出版社, 1983. 443-494.

Application of the Soft-sensing Technique Based on Neural Network to a Distillation Column

BO Cui-mei, ZHANG Shi, LI Jun, LIN Jin-guo

(College of Automation, Nanjing University of Technology, Nanjing, Jiangsu 210009, China)

Abstract: In view of the existing problem of the former control system of the Yangzhi Petrochemicals butadiene distillation column, voluminous plant operation data collected by DCS and simulated results from a theoretical model are pooled together and used to build the adaptive soft-sensor instrument for butadiene and alkynes contents in the distillation column top based on the BP neural network technique. Then, an inferential control system was designed according to the targets of product quality, in which the on-line estimating values of soft sensor instrument were used. As a result of increasing logic calculation in the inferential control arithmetic, the robustness of the control system is strengthened. Application of the control system to the column showed that the control system can run smoothly over a long period in worksites, and has realized the close-loop control of product quality.

Key words: distillation column; soft sensor; neural network; close-loop control of quality