

研究论文

丙烯精馏塔智能控制系统设计及应用

王振雷, 叶贞成, 钱 锋

(华东理工大学化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室,
化学工程联合国家重点实验室(华东理工大学), 上海 200237)

摘要: 针对乙烯生产装置丙烯精馏塔的工艺特征和操作特点, 利用支持向量机在小样本数据建模中的优势, 提出一种基于支持向量机丙烯浓度软测量技术, 解决了塔釜建模数据样本少的问题, 实现了塔釜丙烯浓度在线测量。在上述软测量系统的基础上, 设计了丙烯浓度智能控制系统。该系统采用模糊 PID 作为丙烯浓度控制器, 其输出量作为灵敏板温度控制器的设定值, 与灵敏板温度控制构成串级调节系统, 同时为了克服进料量对灵敏板温度造成的干扰, 设计了进料流量前馈控制器。丙烯浓度智能控制系统对塔釜丙烯指标进行实时控制, 提高了塔釜丙烯浓度的控制平稳度, 解决了塔釜丙烯浓度超标问题。现场应用效果表明, 该丙烯浓度软测量系统测量精度高, 控制系统可以有效控制塔釜丙烯浓度, 取得了良好的控制效果, 满足了工业现场运行的需要。

关键词: 支持向量机; 软测量; 丙烯精馏装置; 智能控制

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157(2010)02-0347-05

Design and implementation of intelligent control system for propylene distillation column

WANG Zhenlei, YE Zhencheng, QIAN Feng

(Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes, Ministry of Education; State Key Laboratory of Chemical Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In this paper, a soft sensor technique on the basis of support vector machines (SVM) was proposed to estimate the propylene concentration on the bottom of the distillation column, which took into consideration of the process knowledge and operation characteristics of the propylene distillation column. The advantage of SVM in small samples modeling was taken in the soft sensor technique. Furthermore, an intelligent control system was designed to real-time control the bottom propylene concentration in the distillation. A fuzzy PID was used as the master controller for the propylene concentration. One PID controller was used as the slave controller for the sensitive plate temperature. The two controllers constituted a cascade control system. In order to eliminate disturbance of the feed stock, a feedforward controller was designed in the system. The designed soft sensor and control strategy were used in one selected olefin plant and the results were demonstrated and discussed in this paper. The results were promising and showed that the constructed soft sensor was precise enough to satisfy the industrial on-site requirements. Moreover, the control strategy was efficient to guarantee the bottom propylene concentration under the specified limit.

Key words: support vector machines; soft sensor; propylene distillation column; intelligent control

2009-10-20 收到初稿, 2009-11-05 收到修改稿。

联系人: 钱锋。第一作者: 王振雷 (1975-), 男, 博士, 教授。

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目 (60625302); 国家高技术研究发展计划项目 (2009AA04Z159, 2007AA041402); 高等学校学科创新引智计划项目 (B08021); 上海市青年科技启明星计划项目 (07QA14015); 上海市重点学科建设项目 (B504)。

Received date: 2009-10-20.

Corresponding author: Prof. QIAN Feng, fqian@ecust.edu.cn

Foundation item: supported by the National Science Fund for Distinguished Young Scholars (60625302), the High-tech Research and Development Program of China (2009AA04Z159, 2007AA041402), the 111 Project (B08021), Shanghai Rising-Star Program (A Type) (07QA14015) and Shanghai Leading Academic Discipline Project (B504).

引 言

丙烯是仅次于乙烯的重要石油化工基础原料，它主要用于生产聚丙烯、苯酚、丙酮、丁醇、丙烯腈和异丙酮等。乙烯生产过程中产生的丙烯约占整个丙烯产量的 66%（其他 34% 的丙烯通过炼油厂的气分装置获得）^[1]。丙烯精馏塔是丙烯生产的关键设备，主要用来将丙烯从丙烷和其他组分的混合物中分离出来，由于丙烯和丙烷的相对挥发度差异很小，所以丙烯精馏塔设计的塔板数多，系统复杂。

当前我国很多乙烯生产装置的丙烯精馏系统都是采用 PID 控制，经过参数的整定，虽然能保证塔顶采出聚合级丙烯满足质量指标要求，但是由于塔釜缺少在线物料组成分析仪表，无法对塔釜采出物料中的丙烯浓度进行控制。塔的操作压力的波动、进料流量与组成以及温度的变化都会对丙烯浓度产生影响，这更增加了塔釜丙烯浓度的控制难度，其结果是塔釜丙烯浓度偏高并且波动频繁，这不但造成了有效组分——丙烯的损失，而且使裂解炉的结焦过程加剧，缩短裂解炉的运行周期。

本文首先对丙烯精馏塔进行流程模拟，分析影响丙烯浓度的关键变量；建立塔釜丙烯浓度 SVM 软测量模型，对丙烯浓度进行实时“测量”；然后基于丙烯浓度软测量的结果，设计丙烯浓度智能控制器，实时控制丙烯浓度；最后给出了工业现场实施投用情况。

1 丙烯精馏塔结构和流程模拟

本文研究的丙烯精馏塔结构如图 1 所示。由于该塔分离的主要组分丙烯和丙烷沸点很接近且组分中含有一些易聚合的重碳物质，分离的塔顶产品是聚合级丙烯（纯度必须大于 99.60%），是一个很复杂的精密精馏过程；此系统的工艺操作和自动控制远比炼油厂气分装置中的丙烯精馏单元复杂得多^[2]。

在顺序流程的乙烯生产工艺中，来自甲烷汽提塔塔釜的碳三馏分作为丙烯精馏塔的进料，经高回流精馏后，塔顶产出聚合级高纯度丙烯产品，同时将绝大多数丙烯产品回流到塔内，进行精馏。塔釜出料（主要是丙烷），经泵加压后作为裂解原料进入裂解炉进行裂解。

为了确定影响塔釜丙烯浓度的相关变量，提高

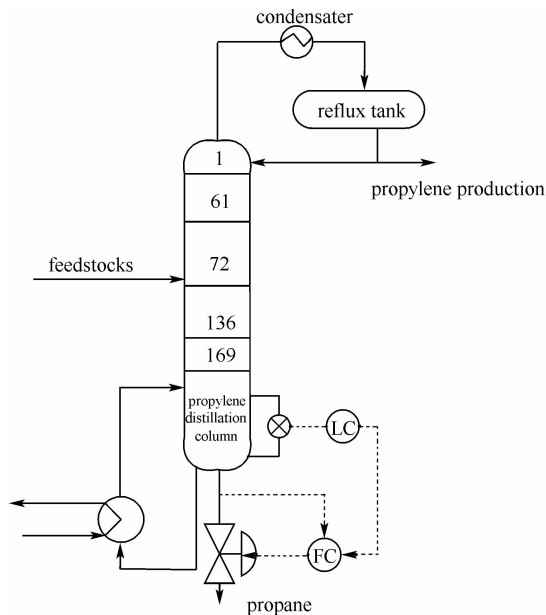


图 1 丙烯精馏塔流程图

Fig. 1 Flow chart of propylene distillation column

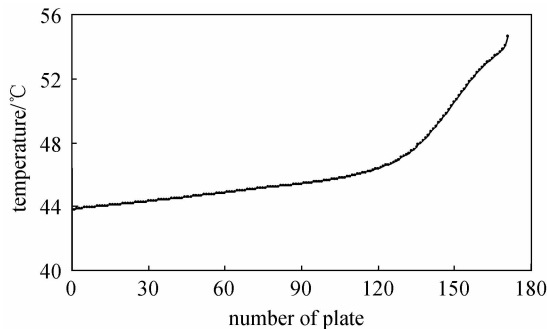


图 2 塔中温度分布

Fig. 2 Distribution of temperature

软测量系统的泛化能力，必须从丙烯精馏过程的内在生产操作机理特性出发，应用计算机仿真技术，建立丙烯精馏系统的生产工艺机理数学模型。

本文采用通用的精馏塔模型^[3]，选用 SHBWR 状态方程作为物性方法对丙烯精馏系统进行模拟，塔中温度分布、丙烯和丙烷浓度分布如图 2 和图 3 所示。

通过对丙烯精馏塔的模拟和工艺过程分析，确定塔釜温度、塔釜压力、塔进料量、塔顶回流、塔中部温度和塔釜采出量是影响丙烯浓度的主要变量。

2 丙烯浓度软测量系统

软测量就是选择与被估计关键变量相关的一组可测变量，构造某种以可测变量为输入、被估计变量为输出的模型，实现关键变量的重构。按照软测

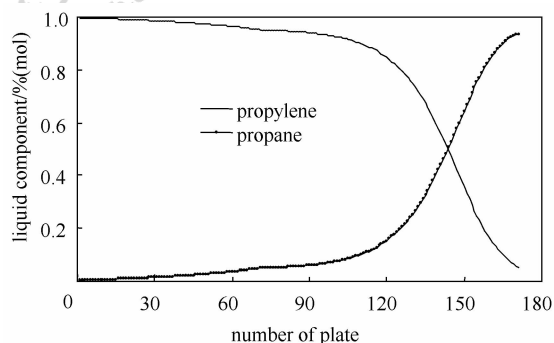


图3 塔中丙烯、丙烷浓度分布

Fig. 3 Profile of liquid component

量模型的不同构造机理，软测量方法可以分为机理建模方法、数据拟合方法和智能建模方法。其中智能软测量以其普适性、灵活性和自学习等良好品质，受到了越来越多的关注，并取得了很多研究和应用成果^[4-7]。

基于第1部分研究结果，定义影响丙烯精馏塔塔釜丙烯操作变量数据样本集（即样本矩阵）为

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_1^{(1)} & z_2^{(1)} & z_3^{(1)} & z_4^{(1)} & z_5^{(1)} & z_6^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_1^{(n)} & z_2^{(n)} & z_3^{(n)} & z_4^{(n)} & z_5^{(n)} & z_6^{(n)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{Y} = [y^{(1)} \quad y^{(2)} \quad \cdots \quad y^{(n)}]^T \quad (2)$$

其中， $z_1^{(i)} \sim z_6^{(i)}$ 分别表示丙烯精馏塔在第*i*组操作工况下，塔釜温度、塔釜压力、塔进料量、塔中部温度、塔顶回流和塔釜采出的工艺操作数据； $y^{(i)}$ 表示丙烯精馏塔在第*i*组操作工况下，塔釜丙烯浓度实验室分析值。

具体建模过程分为两部分：数据预处理和SVM软测量建模。

2.1 数据预处理

首先对数据样本进行中心值标准化和标准差标准化处理，然后利用主元分析（principal component analysis, PCA）技术对操作变量样本集矩阵进行数据压缩和特征变量提取，以达到对样本矩阵进行正交化和降维、降噪目的^[8-10]。定义经过主元分析后的新特征样本矩阵为

$$\mathbf{X} = f(\mathbf{Z}) \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & \cdots & x_m^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{(n)} & \cdots & x_m^{(n)} \end{bmatrix} \quad (m < 6)$$

其中， $x_k^{(i)}$ 表示第*k*个特征操作变量在丙烯精馏塔第*i*组操作工况下的值。

表1 各主元变量贡献表

Table 1 Contribution of principle component variables

No.	Eigenvalue	Contribute ratio/%
1	1.8831	31.38
2	1.2941	21.57
3	1.0453	17.42
4	0.9529	15.88
5	0.7472	12.45
6	0.0775	1.29

对输入数据进行主元分析，各主元变量的贡献如表1所示，其中前4个主元变量的贡献率之和为86.25%，作为软测量系统的输入变量，变换矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.6811 & 0.0077 & -0.1088 & -0.0863 \\ -0.4198 & 0.4352 & 0.2571 & 0.4789 \\ -0.0313 & -0.1624 & 0.7534 & -0.5586 \\ 0.5220 & -0.0934 & 0.2142 & 0.5004 \\ -0.1633 & -0.7989 & 0.2010 & 0.4044 \\ 0.2446 & 0.3705 & 0.5178 & 0.1927 \end{bmatrix} \quad (4)$$

2.2 SVM网络模型化方法

将上述经主元分析后的特征操作变量 $x_k^{(i)}$ ($k = 1, \dots, 4$) 作为SVM网络的输入，丙烯浓度实验室分析值 $y^{(i)}$ 作为SVM网络的输出，采用高斯核函数。选取80%的样本数据作为训练样本，剩余的20%的样本数据作为测试样本，建立丙烯浓度的SVM网络软测量模型。

应用SMO (sequential minimal optimization) 算法对参数进行学习^[11-12]，图4显示了应用该软测量模型预测结果（开环预测）。显然，模型预测值与工业装置的实时运行结果非常吻合。

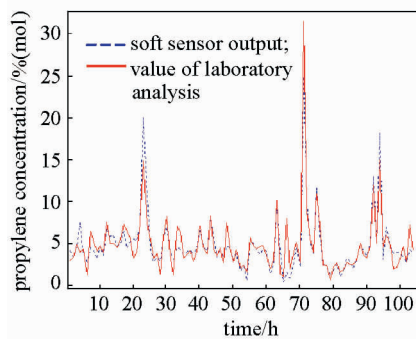


图4 丙烯浓度神经网络软测量模型预测结果

Fig. 4 Predictive curve of soft-sensor model neural network

3 智能控制系统设计及控制效果

按照精馏塔常规控制方案，在精馏塔压力一定

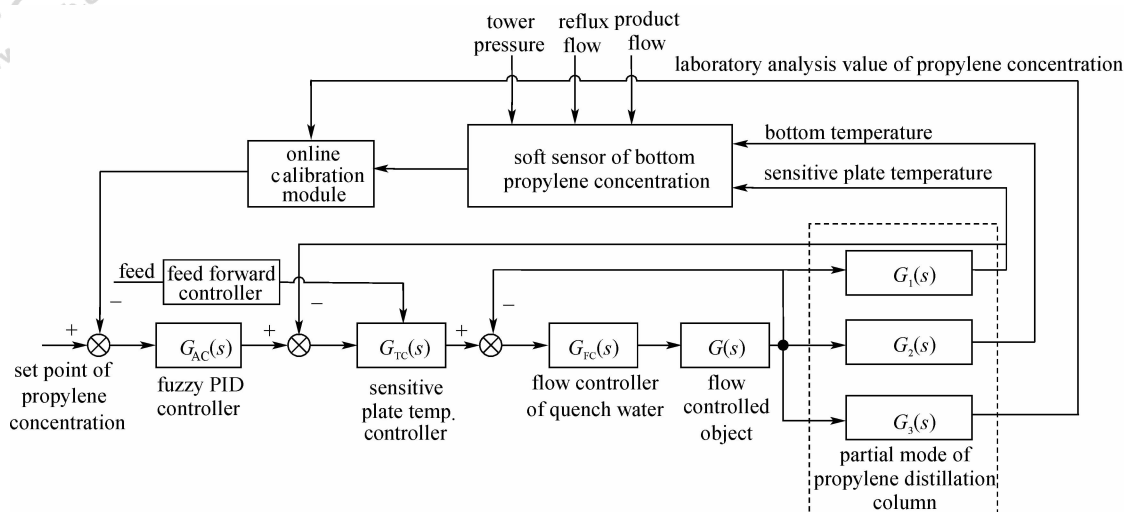


图 5 塔釜丙烯浓度智能控制系统方框图

Fig. 5 Diagram of the intelligent control system of the mole fraction of bottom propylene

时，控制该塔塔釜温度就等价于控制了塔釜丙烯浓度。然而，实际丙烯精馏塔运行过程中并非如此，由于塔釜中不明高分子组分的影响，塔釜温度大大超出设计值，因此必须寻找影响塔釜丙烯浓度的灵敏操作变量。

本文基于工艺机理数学模型，对精馏塔工艺操作参数的关联性进行了定量和定性分析；同时，根据工业装置的实时操作数据，应用模式识别方法，对影响塔釜丙烯浓度的特征变量进行了分析和提取。通过理论分析计算和工业装置实时运行测试，选定精馏塔中部的温度作为控制塔釜丙烯浓度的主要操作变量，与丙烯浓度控制器构成智能推断系统。丙烯浓度的测量反馈值来自丙烯浓度 SVM 软测量输出的在线校正值，控制系统结构如图 5 所示。图中， $G_{AC}(s)$ 为丙烯浓度智能控制模块， $G_{TC}(s)$ 为塔中部温度控制模块， $G_{FC}(s)$ 为塔釜加热量控制模块， $G(s)$ 为塔釜加热水对象模型， $G_1(s)$ 为塔中部温度对象模型， $G_2(s)$ 为塔釜温度对象模型， $G_3(s)$ 为塔釜丙烯浓度对象模型。

上述软测量系统和智能控制系统被移植到现场 DCS 系统中进行实时控制，图 6 为塔釜丙烯浓度 96 h 实时控制曲线，从该曲线可以看出，系统投用后，塔釜丙烯浓度控制非常平稳。

智能控制系统投用前，塔釜丙烯浓度变化 96 h 实时曲线如图 7 所示，从该曲线可以看出，塔釜丙烯浓度变化幅度较大。图 8 为智能控制投用前，丙烯浓度连续 80 多天的实验室分析值曲线，从该趋势图可以看出塔釜丙烯浓度变化较大，丙烯浓度

超过考核指标，带来一定的丙烯损失。

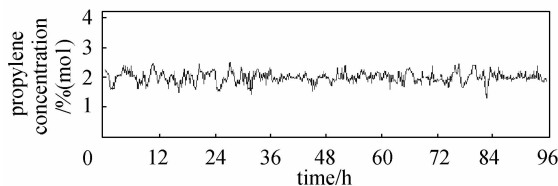


图 6 塔釜丙烯浓度智能控制曲线

Fig. 6 Controlled curve of mole fraction of propylene (Set point value of mole fraction of propylene is 2%)

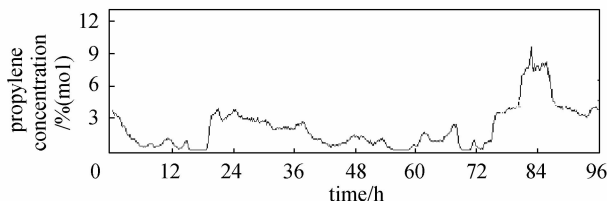


图 7 系统未投用时塔釜丙烯浓度实时曲线

Fig. 7 Online curve of mole fraction of bottom propylene without intelligent control system

控制系统在丙烯精馏塔上实时投用以来，控制系统运行性能非常出色，进一步稳定了丙烯精馏塔操作工况，稳定了塔釜丙烯浓度。图 9 为智能控制系统投用后丙烯浓度实验室分析值曲线（每天一个实验室分析值）。由图 6 和图 9 可以看出，控制系统投用后，大大稳定了丙烯浓度变化，降低了丙烯浓度，将丙烯浓度控制在指标范围以内。

4 结 论

本文针对一类典型的化工装置——丙烯精馏塔

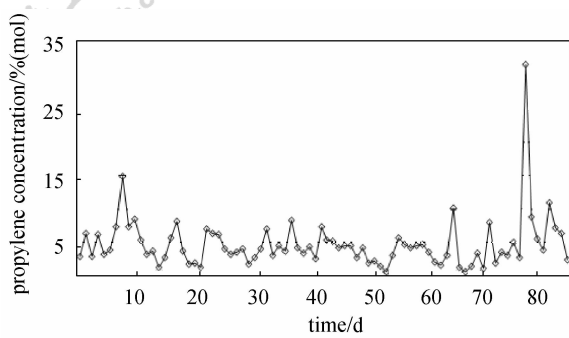


图8 系统未投用时塔釜丙烯浓度实验室分析值曲线
Fig.8 Values of laboratory analysis of mole fraction of bottom propylene without intelligent control system

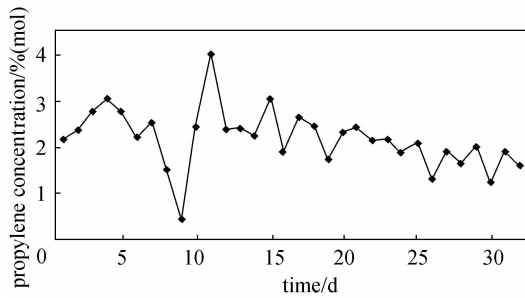


图9 系统投用后塔釜丙烯浓度实验室分析值曲线
Fig.9 Values of laboratory analysis of mole fraction of bottom propylene with intelligent control system

的系统特点, 结合计算机流程模拟技术、支持向量机软测量技术和智能推断技术, 研究开发了丙烯浓度智能控制系统, 并在实际工业过程中实时应用, 取得了良好的控制效果, 提高了丙烯精馏塔的操作状况, 减小了塔釜丙烯的损失。

References

[1] Sun Kehua (孙可华). Propylene production can not meet the domestic demand. *Chemical Engineering Design and Development* (化工开发与设计), 2001 (4): 42-43

- [2] Chen Bin (陈滨). *Ethylene Industry* (乙烯工学). Beijing: Chemical Industry Press, 1997: 223-243
- [3] Zhu Kaihong (朱开宏). *Chemical Process Simulation* (化工流程模拟). Beijing: China Petrochemical Press, 1993
- [4] Funahashi K J. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. *Neural Networks*, 1989 (2): 183-192
- [5] Wang Xihuai (王锡淮), Li Shaoyuan (李少远), Xi Yugeng (席裕庚). Neural network soft sensor modeling method based on adaptive fuzzy clustering. *Control and Decision* (控制与决策), 2004, **19** (8), 951-953
- [6] Liu Mandan (刘漫丹), Du Wenli (杜文莉), Qian Feng (钱锋). Soft sensing system of fuzzy-neural network for cracking fuel gas enthalpy. *Computer Integrated Manufacturing Systems* (计算机集成制造系统), 2003, **9** (5): 412-416
- [7] Piovoso M J, Kosanovich K A. Applications of multivariate statistical methods to process monitoring and controller design. *Int. J. Control*, 1994, **59**: 743-765
- [8] Qin S J, Dunia R. Determining the number of principal components for best reconstruction. *J. Process Control*, 2000, **10** (2): 245-250
- [9] Dunia R, Qin S J, Edgar T F, McAvoy T J. Identification of faulty sensors using principal component analysis. *AIChE J.*, 1996, **42**: 2797-2812
- [10] Wise B M, Ricker N L, Velkamp D J, Kowalski B R. A theoretical basis for the use of principal component models for monitoring multivariate processes. *Process Control and Quality*, 1990 (1): 41-51
- [11] Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer Verlag, 1995
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers. *Neural Processing Letters* (S1370-4621), 1999, **9** (3): 293-300