

# Development of Soft-sensor for Solvent Dehydration Tower

Lingyu Zhu<sup>1</sup> Xi Chen<sup>2</sup>

<sup>1</sup>: College of Chemical Engineering and Materials Science, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, 310014

<sup>2</sup>: Institute of Systems Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, 310027

**Abstract** — A soft-sensor using measurement of temperature distribution along the column to predict the compositions of the distillate and bottom products of the solvent dehydration tower is developed. With the distributed control system and offline measurement of the compositions, a recursive least-squares method is proposed to automatically correlate the relationship between the temperatures and the compositions.

**Keywords** — soft-sensor, Solvent Dehydration Tower, recursive least-squares method

## 溶剂脱水塔产品组成的在线自学习软测量模型

祝铃钰<sup>1</sup> 陈曦<sup>2</sup>

<sup>1</sup>: 浙江工业大学化工学院, 浙江 杭州, 310014

<sup>2</sup>: 浙江大学控制系系统工程研究所, 浙江 杭州, 310027

**摘要** 选取溶剂脱水塔内的若干温度测量值作为塔顶产品水含量和塔底产品醋酸含量软测量模型的输入变量, 利用现有生产装置的DCS系统, 采用变参数线性模型, 通过过程数据的实时、连续采集, 利用递归最小二乘算法对软测量模型进行在线学习和校正, 从而实现对塔顶液和塔底液组成的软测量。

**关键词** 软测量, 溶剂脱水塔, 递归最小二乘。

### 1. 背景

在线产品分析是化工装置重要的检测手段, 可以有效地辅助实施过程控制。由于分析设备比较昂贵, 目前一般的化工装置都通过定时人工操作进行产品分析, 这就给实时过程控制带来了一些困难。软测量技术<sup>[1]</sup>是针对这种情况发展起来的一种二次测量技术。所谓软测量技术, 就是利用易测过程变量(如易获取的压力、温度等)与难以直接测量的待测过程变量(如各种产品组分浓度)之间的数学关系(软测量模型), 通过各种数学计算和估计方法, 实现待测过程变量的实时在线测量。目前, 软测量技术比直接在线测量具有价格低廉的优势, 容易实现。另外, 即使装备了在线分析仪, 先控系统也需要软测量技术作为辅助手段, 以

防在线分析仪发生故障时先控系统仍然能正常运行。因此, 研究软测量技术就显得尤为重要。本文以溶剂脱水塔产品组成的软测量技术为例, 探讨利用现有生产装置的DCS系统和实时、连续采集的过程数据, 采用变参数线性模型, 通过递归最小二乘算法对软测量模型进行在线学习和校正, 从而实现产品组成的在线测量。

### 2. 基于递归最小二乘的在线自学习软测量模型

#### 2.1 溶剂脱水塔的过程分析

溶剂脱水塔是生产精对苯二甲酸(PTA)装置中的一台重要设备, 主要用于提纯氧化工段使用的溶剂醋酸, 脱除溶剂中氧化反应生成的水以及配制催化剂时加入的水。溶剂脱水塔的流程如图1所示, 该塔共有5股进料, 脱水塔塔顶脱水, 部分供各用户使用, 多余水排放地沟。塔底为脱

本研究受 973 项目(No.2002CB312200)和 863 项目(No.2002AA412110)的资助。

水后的醋酸，作为脱水溶剂和高压冲洗溶剂提供给各用户。作为 PTA 生产过程中的关键质量指标，塔底醋酸中的水含量(以下简称  $X_D$ )直接影响氧化反应，影响 PTA 产品质量；塔顶的醋酸含量(以下简称  $X_B$ )则反映了生产过程中的酸耗，是降低装置物耗的重要环节。因此，及时、准确地测量溶剂脱水塔的塔顶和塔底液相组成是研究 PTA 产品质量先进控制技术的键之一。

影响溶剂脱水塔塔顶和塔底液相组成的因素较多，如每股进料的流量、组成和状态，塔顶冷凝器和塔底再沸器的负荷，塔的操作压力和回流比等。图 2 显示了它们之间的输入输出关系。在这些输入变量中，有些缺乏测量值，如各股进料状况，而另一些不仅不易测量，而且对组成的影响比较滞后，如冷凝器和再沸器的负荷变化。这就给过程建模带来了困难。首先，软测量模型的自变量必须是一些实时准确的过程参数而且应该包括所有对产品组成产生影响的独立因素。其次，该模型必须具备在线自学习的能力，以适应变化的操作工况。首先考虑具备自学习能力的算法。

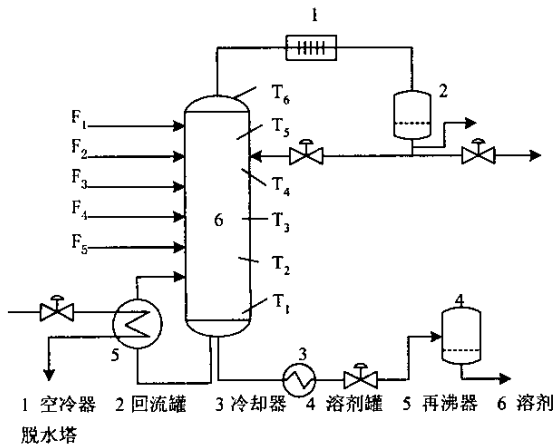


图 1: 溶剂脱水塔流程简图

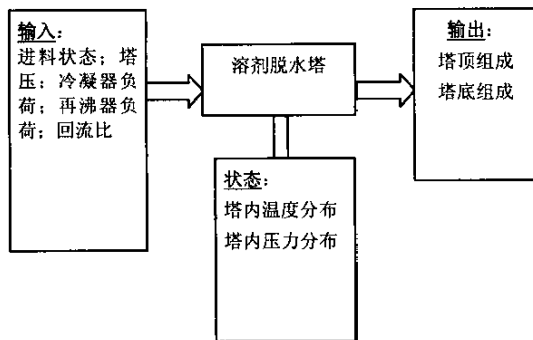


图 2: 溶剂脱水塔过程变量输入输出关系图

## 2.2 递归最小二乘算法的描述

对如下的线性回归问题： $A\theta=Y$ 。其中， $A$  代表输入数据集， $Y$  代表输出数据集，而  $\theta$  是待回归的未知参数向量。使用递归最小二乘算法<sup>[2-4]</sup>，可以根据最新输入输出数据动态递归调整参数估计。如果用  $k$  表示时间序列中的第  $k$  时刻，最小二乘估计器可以表述为：

$$\theta_k = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (1)$$

假设在第  $k+1$  时刻获得的新输入输出数据为  $(a^T; y)$ ，通过递归最小二乘可以不需要使用全部历史数据重新进行训练，而只利用新获得的输入输出数据  $(a^T; y)$  来更新  $\theta_k$ ，从而求得新的模型参数  $\theta_{k+1}$ 。根据最小二乘算法有：

$$\theta_{k+1} = \left( \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Y \\ y \end{bmatrix} \quad (2)$$

为了简化表述，引入两个矩阵  $P_k$  和  $P_{k+1}$ ，其定义如下：

$$P_k = (A^T A)^{-1} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} P_{k+1} &= \left( \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix} \right)^{-1} = \left( \begin{bmatrix} A^T & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix} \right)^{-1} \\ &= (A^T A + aa^T)^{-1} \end{aligned} \quad (4)$$

其中，矩阵  $P_k$  和  $P_{k+1}$  存在下述关系，

$$P_k^{-1} = P_{k+1}^{-1} - aa^T \quad (5)$$

通过使用矩阵  $P_k$  和  $P_{k+1}$ ，可以将不同时刻的估计参数分别描述为：

$$\begin{cases} \theta_k = P_k A^T Y \\ \theta_{k+1} = P_{k+1} (A^T Y + ay) \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)有：

$$A^T Y = P_k^{-1} \theta_k \quad (7)$$

及：

$$\begin{aligned} \theta_{k+1} &= P_{k+1} (P_k^{-1} \theta_k + ay) = P_{k+1} [(P_k^{-1} - aa^T) \theta_k + ay] \\ &= \theta_k + P_{k+1} a (y - a^T \theta_k) \end{aligned} \quad (8)$$

这样，新的参数估计  $\theta_{k+1}$  就可以描述为旧参数估计  $\theta_k$  和新输入输出数据  $(a^T; y)$  的函数，其中矩阵  $P_{k+1}$  可以通过矩阵求逆描述为下述递归形式，

$$\begin{aligned} P_{k+1} &= (P_k^{-1} + aa^T)^{-1} = P_k - P_k a (I + a^T P_k a)^{-1} a^T P_k \\ &= P_k - \frac{P_k a a^T P_k}{1 + a^T P_k a} \end{aligned} \quad (9)$$

综合上述，对于诸如  $A\theta=Y$  线性回归问题，如果我们用  $[A : Y]$  表示所有的输入和输出数据，而其第  $k$  行数据(即第  $k$  组输入和输出数据)用  $[a_k^T : y_k]$  表示，则递归最小

二乘参数估计算法可以描述为:

$$\begin{cases} P_{k+1} = P_k - \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}^T P_k}{1 + a_{k+1}^T P_k a_{k+1}}, \\ \theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}^T \theta_k), \end{cases} \quad (10)$$

其初值可以简单将  $\theta_0$  设定为零矩阵, 令  $P_0 = \alpha I$ , 其中  $\alpha$  是一个较大的数。对于时变对象, 还可以引入遗忘因子  $\lambda$ , 用以加大近期数据的权重。最终, 可以获得如下的引入了遗忘因子的递归最小二乘参数估计算法,

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a (y - a^T \theta_k), \\ P_{k+1} = \frac{1}{\lambda} \left( P_k - \frac{P_k a a^T P_k}{\lambda + a^T P_k a} \right). \end{cases} \quad (11)$$

通过以上递归最小二乘参数估计算法和定时的离线组成人工分析, 可以实现软测量模型的在线自学习。

### 2.3 溶剂脱水塔的软测量模型

通过机理分析和数据统计分析, 本文认为塔内温度分布不仅能够独立反映精馏塔各个操作参数对组成的影响, 还实时可测且数据相对比较准确, 因此最终采用塔内六个温度点(T1, T2, T3, T4, T5, T6)的在线测量信号建立溶剂脱水塔的软测量模型, 用以关联塔顶和塔底的组成, 测量模型如下:

$$X_D = \theta_D^1 \cdot T1 + \theta_D^2 \cdot T2 + \theta_D^3 \cdot T3 + \theta_D^4 \cdot T4 + \theta_D^5 \cdot T5 + \theta_D^6 \cdot T6 + \theta_D^7 \quad (12)$$

$$X_B = \theta_B^1 \cdot T1 + \theta_B^2 \cdot T2 + \theta_B^3 \cdot T3 + \theta_B^4 \cdot T4 + \theta_B^5 \cdot T5 + \theta_B^6 \cdot T6 + \theta_B^7 \quad (13)$$

使用处理时变对象的递归最小二乘算法, 可以实现对

模型参数的自动学习和修正。式(12)中的软测量模型参数  $[\theta_D^1, \dots, \theta_D^7]$  和式(13)中的  $[\theta_B^1, \dots, \theta_B^7]$  可分别用塔顶组成  $X_D$  和塔底组成  $X_B$  的离线分析值以及塔内温度分布(T1, T2, T3, T4, T5, T6)的实时测量数据进行在线学习和校正。为防止振荡, 遗忘因子  $\lambda$  的取值不易过小。实际运行中将  $\lambda$  取值为 0.99。图 3 和图 4 分别是塔顶和塔底组成软测量模型的 96 小时的运行结果。图中实线为离线分析数据, 虚线为在线软测量的预测结果(数据间隔为一小时), 其中塔顶醋酸残留量的最大绝对误差 0.15%, 平均绝对误差 < 0.05%, 平均相对误差 6.17%; 塔底水残留的最大绝对误差 0.6%, 平均绝对误差 < 0.15%, 平均相对误差 1.92%。

### 3. 结论

- (1). 使用递归最小二乘法, 采用精馏塔温度的在线测量信号为自变量建立溶剂脱水塔的软测量模型, 与实测结果较吻合。
- (2). 该软测量模型在趋势预测上表现出较高的正确率, 可以直接用于装置的先进控制技术。

### 参考文献

- [1] 俞金寿, 刘爱伦和张克进编著, 软测量技术及其在石油化工中的应用, 化学工业出版社, (2000).
- [2] G. C. Goodwin, and K. S. Sin, "Adaptive Filtering Prediction and Control", *Prentice Hall*, Upper Saddle River, NJ; 1984
- [3] L. Ljung, "System Identification: Theory for the User", *Prentice Hall*, Upper Saddle River, NJ; 1987.
- [4] P. Strobach, "Linear Prediction Theory: a Mathematical Basis for Adaptive Systems", *Springer-Verlag*, London; 1990.

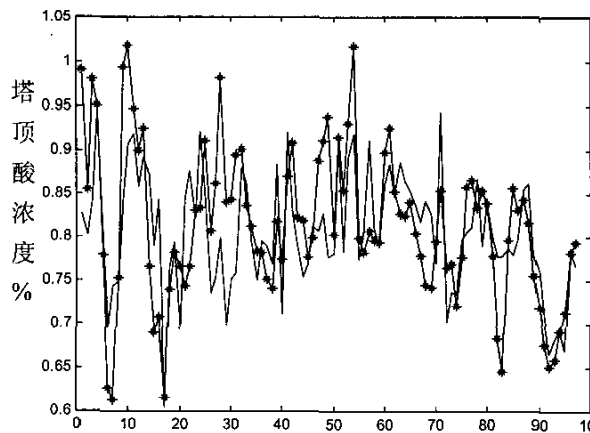


图 3: 塔顶组成软测量结果

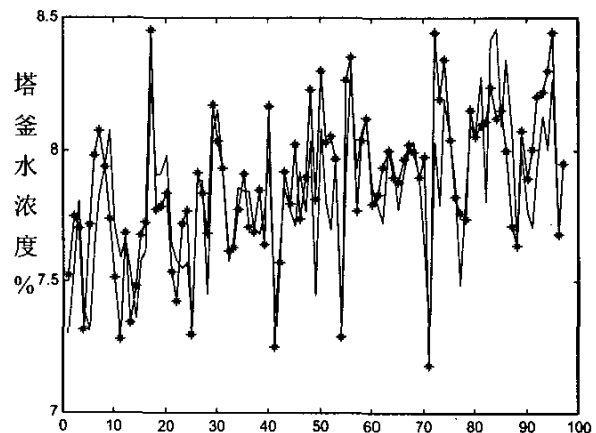


图 4: 塔底组成软测量结果