

# 过程控制中的软测量技术\*

于静江 周春晖

(浙江大学工业控制技术研究所·杭州, 310027)

**摘要:** 本文对过程控制中的软测量技术进行了综述, 从建立软仪表的方法、影响软性能的因素以及软仪表的在线校正和工业应用等方面进行了详细讨论, 对其发展作了简要的展望。

**关键词:** 软测量; 软仪表; 估计; 在线校正

## 1 引言

在许多工业控制场合, 存在着一大类这样的变量: 它们由于技术或经济的原因, 目前尚难以或无法通过传感器进行检测, 但同时又是需要加以严格控制的、与产品质量密切相关的重要过程参数。典型的例子有精馏塔的产品组份浓度, 化学反应器的反应物浓度和产品分布, 以及生物发酵罐中的生物量参数, 等等。近年来, 为解决该类变量的估计和控制, 软测量技术取得了重大发展。

软测量技术的基本点是根据某种最优准则, 选择一组既与主导变量(Primary variable)有密切联系又容易测量的变量, 称为辅助变量(Secondary variable), 通过构造某种数学关系, 用计算机软件实现对主导变量的估计。在以软测量仪表的估计值作为被控输出反馈信号的控制系统结构中, 控制器与估计器是分离的, 因而给控制器和软仪表的设计都带来极大的方便。除了“测量”主导变量外, 软仪表还可以对一些反映过程特征的工艺参数, 如精馏塔的板效率和反应器催化剂活性等进行估计。软测量技术作为未来过程控制研究的一个重点发展方向, 将会得到更大的发展<sup>[1,2]</sup>。

本文从建立软仪表的方法、影响软仪表性能的因素以及软仪表的在线校正三个大方面对软测量技术进行了系统的综述, 较为系统地给出了该领域的主要成果及发展方向。

## 2 软仪表的描述

考察图1所示的过程对象输入输出关系。若图中  $y$  代表主导变量,  $\theta$  代表可测的辅助变量,  $d$  和  $u$  分别表示可测的干扰和控制变量。

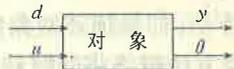


图1 对象输入输出关系

软仪表的目的, 就是利用所有可获得的信息求取主导变量的“最佳”估计值  $\hat{y}$ , 即构造从可测信息集  $\bar{\theta}$  到  $\hat{y}$  的映射<sup>[3]</sup>。特别地, 由偏差变量表示的线性仪表可写成

$$\hat{y}(s) = K(s)\bar{\theta}(s). \quad (1)$$

一般地, 可测信息集包括所有的可测主导变量  $y$  (主导变量  $y$  中可能部分是可测的), 辅助变量  $\theta$ 、控制变量  $u$  和可测干扰  $d$ 。在这样的框架结构下, 软仪表的性能, 或换言之  $\hat{y}$  的性能, 将依赖于过程的描述、噪声和扰动的特性、辅助变量  $\theta$  的选取以及“最佳”的含义, 即给定某种准则。

\* 国家重点和浙江省自然科学基金资助项目。

本文于1995年2月28日收到, 1995年12月25日收到修改稿。

显然,建立软仪表的过程就是构造一个数学模型,但软仪表与一般意义下的数学模型又有所不同.通常我们所指的数学模型主要是反映  $y$  与  $u$  或  $d$  之间的动态(或稳态)关系,而软仪表则是强调通过  $\theta$  求得  $y$  的估计值,并且在许多建立软仪表的方法中要以一般意义下的数学模型为基础.

### 3 建立软仪表的方法

#### 3.1 基于工艺机理分析的方法

这类方法是建立在对过程工艺机理深刻认识的基础上,它主要通过对象的机理分析,找出不可测主导变量与可测辅助变量之间的关系.文献[4]中对精馏过程组份的估计以及文献[5,6]中对原油塔馏份的估计等就属于这类方法.对于机理尚不完全清楚的复杂工业过程,该方法可以与其它参数估计方法配合使用.

#### 3.2 基于对象数学模型的方法

##### 3.2.1 基于状态估计的方法

假定已知对象的状态空间模型,

$$\dot{x} = Ax + Bu + Ev, \quad (2)$$

$$y = Cx, \quad (3)$$

$$\theta = C_a x + w. \quad (4)$$

其中  $v$  和  $w$  分别表示白噪声.如果系统的状态关于辅助变量  $\theta$  完全可观,那么软测量问题就转化为典型的状态观测和状态估计问题,估计值  $\hat{y}$  就可以表示成 Kalman 滤波器的形式.文献[7~10]则进一步介绍了扩展的 Kalman 滤波器、自适应 Kalman 滤波器和扩展的 Luenberger 观察器在软测量方法中的应用.

##### 3.2.2 基于线性模型的方法

假定已知对象稳态输入、输出关系

$$y = G_u u + G_d d, \quad (5)$$

$$\theta = F_u u + F_d d, \quad (6)$$

则软仪表即可通过熟知的 Brosilow 估计器构造<sup>[11,12]</sup>

$$\hat{y} = K_B \theta + (G_u - K_B F_u) u \quad (7)$$

获得.式中  $K_B = G_d F_d^+$ ,  $F_d^+$  表示  $F_d$  的伪逆.当可测扰动  $d = 0$  时,该问题就简化为投影估计器<sup>[13]</sup>.如果描述对象的是动态模型,文献[7,14,15]采用了自适应估计方法建立软仪表.这类方法最终将问题转化为基于 ARMAX 模型的递推估计问题进行求解.

##### 3.2.3 基于非线性模型的方法

为了处理工业过程的非线性问题,文献[16,17]研究了非线性软仪表.但其主要改进在于采用了非线性的对象数学模型,而在计算过程中做了线性化等简化处理,甚至又将问题变换回到了线性的范畴.对非线性模型的另一种处理方法是进行变量转换,这一点将在后文再作讨论.

#### 3.3 基于回归分析的方法

首先考虑关键元回归(PCR)法<sup>[3]</sup>.将(1)式改写为矩阵形式

$$Y = \Theta K^T. \quad (8)$$

通过  $\Theta$  的 SVD 分解,得到

$$\Theta = t_1 P_1^T + t_2 P_2^T + \cdots + t_q P_q^T \quad (9)$$

其中  $q \leq \min(N, m)$  称作  $\Theta$  的秩,  $m$  为辅助变量的个数,  $N$  为样本个数. 式中  $p_1$  对应于  $\Theta^T \Theta$  最大特征根的向量,  $p_2$  对应于  $\Theta^T \Theta$  次大特征根的特征向量, 依次排列. 在 PCR 中, 仅选取前  $k$  个 ( $k < q$ ) 关键元, 即式(9)中的前  $k$  个主要方向进行求解.

如果除  $\Theta$  的方向外, 还需要考虑  $Y$  的主向, 则可采用部分最小二乘(PLS)法<sup>[18]</sup>. 在处理过程中, 只要简单地用  $\Theta^T Y Y^T \Theta$  代替 PCR 方法中的  $\Theta^T \Theta$ , 即包含  $\Theta$  中与  $Y$  具有最大协方差的方向. 对于线性系统, PCR 与 PLS 二者的效果完全一样, 而对非线性系统, 后者效果稍好. 如果 PLS 考虑了所有的方向, 则还原为标准最小二乘问题.

### 3.4 基于 ANN 的方法

近年来, 人工神经网络(ANN)在控制领域中的应用有了很大的发展<sup>[19]</sup>. 将辅助变量作为 ANN 的输入, 将主导变量作为其输出, 通过网络的学习来解决不可测变量的软测量问题<sup>[20~23]</sup>. 需要指出的是, 训练样本的空间分布和训练方法对 ANN 的性能有极大的影响<sup>[26, 27]</sup>. 对于大规模的复杂过程, 则可采用多个网络和局部训练的方法<sup>[24, 25]</sup>, 以避免整体网络神经元数目太大和学习速度过缓的问题.

### 3.5 基于模式识别的方法

在缺乏系统先验知识的情况下, 可以采用模式识别的方法对系统的操作数据进行处理, 从中提取系统的特征, 构成以模式描述分类为基础的模式识别模型. 这方面已有了一些应用结果, 如文献[28, 29]分别采用空间超盒和多中心模聚类方法建立了某催化裂化装置粗汽油蒸汽压的软测量仪表, 文献[30]则采用了基于 Bayes 序列分类器的模式识别方法进行精馏塔板效率估计.

### 3.6 基于模糊数学的方法

模糊数学是人们处理复杂系统的一种有效手段, 在软测量中也在大量地应用. 此外, 模糊数学还和神经网络技术以及模式识别技术结合构成模糊神经网络<sup>[31]</sup>和模糊模式识别方法<sup>[28]</sup>. 文献[32]则是对基于传统数学模型的软仪表的输出进行了模糊补偿, 构成了混合式的软仪表.

## 4 影响软仪表性能的因素

### 4.1 辅助变量的选择

辅助变量的选择在软仪表的建立过程中起着重要的作用, 它包括变量的类型、数目及测点位置三个方面. 应当注意的是, 这三个方面是互相关联的, 并且在实际应用中, 还受经济性、维护的难易等额外因素的制约.

#### 4.1.1 变量类型的选择

辅助变量类型的选择范围是过程的可测变量集. 文献[22]给出了进行辅助变量选择的若干指导原则. 目前, 软仪表中使用最广泛的是与主导变量动态特性相近、关系紧密的可测参数. 例如, 精馏塔和反应器过程中的温度、温差和双温差<sup>[33~36]</sup>, 生物发酵过程中的尾气  $\text{CO}_2$  浓度等<sup>[21, 22, 37]</sup>.

#### 4.1.2 变量数目的选择

辅助变量的最佳数目显然与过程的自由度、测量噪声以及模型的不确定性有关. Joseph 等人根据使投影误差最小的原则, 指出要得到优良的估计器性能、相对误差和模型的条件数

要低<sup>[11]</sup>. 文献[18,39]曾利用全部塔盘温度估计精馏塔的组份,但根据它们与组份纯度之间相关系数对噪声灵敏度的大小及对不同的温度进行了加权. 直接使用过多辅助变量会出现过参数化(Overparameterization)问题<sup>[3]</sup>. 文献[12,16]分别讨论了线性与非线性软仪表极小化估计值对测量噪声和不可测干扰灵敏度的最佳变量数目选择方法, Morari 等人对此作了进一步的发展<sup>[40,41]</sup>. 事实上,在 PCR 与 PLS 中,通过 SVD 保留  $\theta$  主要特征根的方法也可作为选择辅助变量数目的方法.

#### 4.1.3 测点位置的选择

在软仪表的设计过程中,辅助变量的数目和位置常常是同时确定的、用于选择变量数目的准则往往也适用于测点位置的选择. 进行测点位置选择的另一重要方法是 SSV (Structured singular value) 理论. 文献[39]对该方法进行了详细的讨论,在精馏塔和反应器中也有实际应用的报告<sup>[42,43]</sup>. 需要注意的是,基于单个测量值不确定性描述得出的鲁棒性结论可能是相当保守的<sup>[44]</sup>.

求解分布参数系统的最佳测点问题需要求解非线性矩阵 Riccati 方程<sup>[45~47]</sup>. Kumar 等人<sup>[48]</sup>将线性动态系统中极小化关于测点位置的误差方差上界的方法<sup>[50]</sup>推广到了分布参数系统. 避免了计算上的困难. 在给定变量参数的情况下,用该方法成功地解决了一个非绝热管式反应器的温度测点配置问题<sup>[49]</sup>.

### 4.2 过程数据的处理

#### 4.2.1 误差处理

在基于软仪表的先进控制与优化系统中,由于融合了大量的现场数据,而任一数据的失效都会导致整体性能的大幅度下降,因此对过程数据的误差处理就非常重要了. 一般认为测量数据的误差分为随机误差、系统误差和过失误差(Gross errors)三类. 在实际过程中,虽然过失误差出现的机率很小,但它的存在会严重恶化数据的品质. 因此误差处理的首要任务就是剔除这类坏数据<sup>[51~53]</sup>.

近年来已经形成了称作数据一致性(Data reconciliation)技术用于误差的侦破、辨识和消除<sup>[54~58]</sup>. 文献[59]中对统计假设检验法、广义似然比法和贝叶斯法等目前处理过失误差的方法作了分类和比较. 然而这些方法在理论上和应用水平间尚存在相当的差距,因此对于特别重要的过程参数,可以考虑必要的硬件冗余以提高安全性<sup>[60]</sup>.

#### 4.2.2 数据的变换

对数据的变换包括标度(Scaling)、转换和权函数三个方面.

工业过程中的测量数据有着不同的工程单位,变量之间在数值上可能相差几个数量级. 直接使用这些数据进行计算可能会由于机器字长有限而丢失信息,或者引起算法的数值不稳定性问题. 利用合适的因子对数据进行标度,能够改善算法的精度和稳定性.

转换包含对数据的直接转换以及寻找新的变量替换原变量两个含义. 在高纯度精馏塔的建模和控制中、对组份浓度取对数后再进行计算,是相当成熟的技术<sup>[13]</sup>. 通过对数据的转换,可有效地降低非线性特性<sup>[18,36]</sup>.

权函数则可实现对变量动态特性的补偿. 如果辅助变量和主导变量间具有相同或相似的动态特性,那么使用静态软仪表就足够了<sup>[3]</sup>. 文献[61]讨论了利用权函数将对象的动态和静态分开处理的方法. 合理使用权函数使我们可能用稳态模型实现对过程的动态估计.

## 5 软仪表的在线校正

在软仪表的使用过程中,随着对象特性的变化和工作点的漂移,需要对软仪表进行校正以适应新的工况.通常对软仪表的在线校正仅修正模型的参数,具体的方法有自适应法<sup>[7]</sup>、增量法<sup>[42]</sup>和标法<sup>[62]</sup>等.对模型结构的修正需要大量的样本数据和耗费较长时间,在线进行有实时性方面的困难.文献[28]中提出的短期学习和长期学习的思想,则可较好地解决这个矛盾.

在配备在线分析仪表的场合,系统主导变量的真值可以连续得到(只是滞后了一段时间),此时采用何种校正方法都不会有太大的问题.而在主导变量的真值仅能来源于离线人工化验的场合,通常取样周期为数小时或更长,样本密度稀疏,此时采用合适的校正方法就是值得研究的问题.

另一个值得注意的问题是样本数据与过程数据之间在时序上的匹配.尤其在人工分析情况下,从过程数据(辅助变量)即时反应的产量质量状态到取样位置需要一定的流动时间,取样后直到产品质量数据返回现场又要耗费很长的时间.因此在利用分析值和过程数据进行软仪表的校正时,应特别注意保持两者在时间上的对应关系.

## 6 软仪表的工业应用

软测量技术已经在过程控制与优化中得到了广泛的应用<sup>[64]</sup>,其中报导最多的是所谓的推断控制(Inferential control)<sup>[9,11,15~17]</sup>,这种控制系统可以归纳为图2所示的一般结构.图中,所有的变量均可以是向量. $Y_r$ 代表被控变量(即主导变量)的设定值.开关 $K$ 代表成分分析仪的采样输出或长周期的人工分析取样,这些数据将用于软仪表的在线校正.

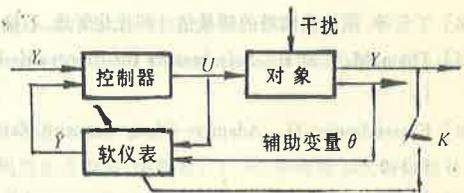


图2 基于软仪表的控制系统结构

事实上,基于软仪表的反馈控制系统都可以表示为这种结构.在这样的框架下,控制器和软仪表是相互独立的,因而它们的设计可以独立进行.如果软仪表能达到一定的精度,能够“代替”硬仪表实现某种参数的测量,那么软仪表就能够与几乎所有的反馈控制算法结合构成基于软仪表的控制.如文献[28]中采用模式识别软仪表和PID控制器实现对某催化裂化装置粗汽油蒸汽压的控制;以及文献[5]中基于工艺机理分析的软仪表和现代控制方法构成的反馈系统实现对原油蒸馏塔多侧线产品质量的多变量控制,等等,软仪表的输出也可以作为优化系统所需的测量变量.

很显然,这种控制(或优化)系统的性能与软仪表的性能有着极大的关系.经过数十年的发展,控制和优化算法已经有了丰富的成果,而软测量技术则成为问题的瓶颈.在尚未解决过程参数,尤其是质量参数的“硬”测量技术前,开发高性能的软测量仪表,是提高控制系统性能的关键.

## 7 讨 论

软测量技术已经在过程控制理论研究和实践中取得了广泛的成果,但目前尚未形成系统的理论.忽视软仪表的重要性,或者过分夸大软仪表的作用,都是不正确的.从软仪表的发展过程及现状分析,笔者以为这几个方面可能是今后的重点研究课题.

1) 在线校正技术的研究. 对于具体的工业过程和特定的软仪表类型, 通过修正什么参数以及如何来进行来达到对软仪表的在线校正, 都还是没有很好解决的问题.

2) 带有智能的软仪表研究. 就目前的发展水平而言, 要建立适用于所有操作工况的软仪表是相当困难的. 有希望的途径是在软仪表中融合人类的知识, 建立带智能的软仪表. 这方面已进行了初步的探索<sup>[63]</sup>.

3) 基于软仪表的优化控制技术的研究. 从本质上讲, 基于软仪表就是基于数学模型, 但结合软仪表的特点, 开发具有特色的优化控制算法, 还是很有意义的研究课题.

### 参 考 文 献

- [1] 蒋慰孙. 2000年化工自动化展望. 化工自动化及仪表, 1994, 21(1): 1—9
- [2] Macvoy, T. J. . Contemplative Stance for Chemical Process. Automatica, 1992, 28(2): 441—442
- [3] Mejdell, T. and Skogestad, S. . Output Estimation Using Multiple Secondary Measurements; High-Purity Distillation. AIChE J. , 1993, 39(10): 1641—1653
- [4] 黄克瑾. 精馏过程的模型化及仿真. 浙江大学博士学位论文, 1992
- [5] 于静江等. 大型原油蒸馏塔的模式化与控制. 工业过程模型化及控制(第四卷), 广州: 华南理工大学出版社, 1992, 165—171
- [6] 丁云等. 原油蒸馏塔的质量估计和优化管理. 石油炼制与化工, 1994, 25(5): 23—28
- [7] Tham, M. T. et al. . Soft-Sensors for Process Estimation and Inferential Control. J. Process Control, 1991, 1(1): 3—14
- [8] Kreisselmeier, G. . Adaptive Observers with Exponential Convergence. IEEE Trans. Automat. Contr. 1977, AC-22(1): 2—8
- [9] Guilandoust, M. T. et al. . Adaptive Inferential Control. IEE Proceedings-D, 1987, 134(3): 171—179
- [10] Quintero-Marmol, E. et al. . Application of an Extended Luenberger Observer to the Control of Multicomponent Batch Distillation. Ind. Eng. Chem. Res. , 1991, 30(8): 1870—1880
- [11] Joseph, B. and Brosilow, C. B. . Inferential Control of Process; Part I ~ Part III. AIChE J. , 1978, 24(3): 485—509
- [12] Weber, R. and Broilow, C. B. . The Use of Secondary Measurement to Improve Control. AIChE J. , 1972, 18(3): 614—623
- [13] Joseph, B. and Brosilow, C. B. . Mutiple-Temps Gives Better Control. Hydrocarbon Processing, 1976, 55(3): 127—131
- [14] Tham, M. T. et al. . Soft-Sensing a Solution to the Problem of Measurement Delays. Chem. Eng. Res and Des. , 1989, 67(6): 547—554
- [15] Guilandoust, M. T. et al. . An Adaptive Estimation Algorithm for Inferential Control. Ind. Eng. Chem. Res. , 1988, 27(9): 1658—1664
- [16] Morari, M. and Alexander, K. W. Fung. Nonlinear Inferential Control. Computers Chem. Eng. , 1982, 6(4): 271—281
- [17] Parrish, J. R. and Brosilow, C. B. . Nonlinear Inferential Control. AIChE J. , 1988, 34(4): 633—644
- [18] Mejdell, T. and Skogestad, S. . Estimation of Distillation Composition from Multiple Temperature Measurements Using Partial-Least-Squares Regression. Ind. Eng. Chem. Res. , 1991, 30(12): 2543—2555
- [19] Hunt, K. J. et al. . Neural Networks for Control Systems—A Survey. Automatica, 1992, 28(6): 1083—1112
- [20] Di Massimo, C. et al. . Towards Improved Penicillin Fermentation via Artificial Neural Networks. Comput. Chem. Eng. , 1992, 16(4): 283—291
- [21] Willis, M. J. et al. . Artifical Neural Networks in Process Engineering. IEE Proceedings-D, 1991, 138(3): 256—266

- [22] Willis, M. J. et al. . Artificial Neural Networks in Process Estimation and Control. *Automatica*, 1992, 28(6): 1181—1187
- [23] 赵晓生. 神经网络用于建立油品质量模型的研究. *石油炼制*, 1993, 24(9): 9—14
- [24] Holcomb, T. and Morari, M. . Local Training for Radial Basis Function Networks: Towards Solving the Hidden Unit Problem. *Preprints of 1991 ACC*, 2331—2336
- [25] 罗荣富, 邵惠鹤. 分布式网络局部学习方法及其在推断控制中的应用. *自动化学报*, 1994, 20(6): 739—741
- [26] 张鸿滨. 训练多层网络的样本数问题. *自动化学报*, 1993, 19(1): 71—77
- [27] Drucker, H. and Cun, Y. L. Improved Generalization Performance Using Double Backpropagation. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 3(6): 991—997
- [28] Zhou, L. et al. . Modelling and Control for Nonlinear Time-Delay System via Pattern Recognition Approach. *Preprints of 2nd IFAC Workshop on Artificial Intelligence in Real Time Control*, 1989, 7—12
- [29] 叶楠, 吕勇哉. 模式识别在状态估计中的应用——一类软测量技术. *仪器仪表学报*, 1988, 9(4): 368—374
- [30] 穆罕默德·阿塔, 蒋慰孙. 精馏塔板效率的在线模式识别. *信息与控制*, 1993, 22(1): 47—49
- [31] 罗荣富, 邵惠鹤. 模糊神经网络方法及其在推断控制中的应用. 第一届全球华人智能控制与智能自动化大会论文集, 北京: 科学出版社, 1993, 763—769
- [32] 于静江, 周春晖. 原油塔控制中的智能方法. 第一届全球华人智能控制与智能自动化大会论文集, 北京: 科学出版社, 1993, 471—475
- [33] Luyben, W. L. . Feedback Control of Distillation Column by Double Differential Temperature Control *I&EC Fundamental*, 1969, 8(4): 739—744
- [34] Boyd, D. M. . Fractional Column Control. *Chemical Engng. Progress*, 1975, 71(6): 55—61
- [35] Yu, C. C. and Luben, W. L. . Use of Multiple Temperatures for the Control of Multicomponent Distillation Columns. *Ind. Eng. Chem. Progress Des. Dev.* , 1984, 23(3): 590—597
- [36] 王景芳, 李桦. 催化裂化轻柴油倾点预估模型辨识. *炼油化工自动化*, 1992, (2): 20—24
- [37] 薛履中等. 谷氨酸发酵过程的模型化和在线估计. *工业过程模型化及控制(第四卷)*, 广州: 华南理工大学出版社, 1992, 204—211
- [38] Mejdell, T. and Skogestad, S. . Composition Estimation in a Pilot-Plant Distillation Column Using Multiple Temperatures. *Ind. Eng. Chem. Res.* , 1991, 30(12): 2555—2564
- [39] Jay, H. L. and Morari, M. . Robust Measurement Selection. *Automatica*, 1991, 27(3): 519—527
- [40] Morari, M. and Stephanopoulos, G. . Optimal Selection of Secondary Measurements within the Framework of State Estimation in the Presence of Persistent Unknown Disturbances. *AIChE J.* , 1980, 26(2): 247—260
- [41] Morari, M. and Stephanopoulos, G. . Minimizing Unobservability in Inferential Control Schemes. *Int. J. Control*, 1980, 31(2): 267—377
- [42] 罗荣富等. 丙烯精馏塔的非线性推断控制系统. *化工自动化及仪表*, 1992, 9(5): 5—9
- [43] Budman, H. M. et al. . Robust Inferential Control for a Packed Reactor. *Ind. Eng. Chem. Res.* , 1991, 31(7): 1665—1697
- [44] Morari, M. and Zafiriou, E. . *Robust Process Control*. Prentice-Hall International, Inc. , 1989
- [45] Yu, T. K. and Seinfeld, J. H. . Observability and Measurement Location in Linear Distributed Parameters Systems. *Int. J. Control*, 1973, 18(4): 785—799
- [46] Chen, W. H. and Seinfeld, J. H. . Optimal Location of Process Measurements. *Int. J. Control*, 1975, 21(6): 1003—1014
- [47] Aidarous, S. E. , et al. . Optimal Sensors Allocation Strategies for a Class of Stochastic Distributed Systems. *Int. J. Control*, 1975, 22(2): 197—213
- [48] Kumar, S. and Seinfeld, J. H. . Optimal Location of Measurements for Distributed Parameter System. *IEEE Trans. Automat. Contr.* , 1978, AC-23(4): 690—698
- [49] Kumar, S. and Seinfeld, J. H. . Optimal Location of Measurements in Tubular Reactors. *Chem. Engng. Sci.* , 1978, 33

- (11);1507—1516
- [50] Mehra, R. K. . Optimization of Measurement Schedules and Sensor Designs for Linear Dynamic Systems. IEEE Trans. Automat. Contr. ,1976,AC-21(1);55—64
- [51] Vicent, S. V. ,et al. . Banish Bad Plant Data. Chemical Engng. Progress, 1992,88(10);45—51
- [52] Rollins, D. K. and Davis, J. F. . Gross Error Detection When Variance-Covariance Matrices Are Unknown, AIChE J. ,1993,39(8);1335—1341
- [53] Gupta, G. and Narasimhan, S. . Application of Neural Networks for Gross Error Detection. Ind. Eng. Chem. Res. , 1993,32(7);1651—1657
- [54] Liebman, M. J. , et al. . Efficient Data Reconciliation and Estimation for Dynamic Process Using Nonlinear Programming Techniques. Computers & Chem. Engng. ,1992,16(10/11);963—986
- [55] Derrick, K. R. , et al. . Unbiased Estimation in Data Reconciliation. AIChE J. ,1993,39(8);1330—1334
- [56] Darouach, M. and Zasadzinski, M. . Data Reconciliation in Generalized Linear Dynamic System. AIChE J. ,1991,37(2);193—197
- [57] Narasimhan, S. and Harikumar, P. . A Method to Incorporate Bounds in Data Reconciliation and Gross Error Detection-1. The Bounded Data Reconciliation Problem. Computers Chem. Eng. ,1993,17(11);1115—1120
- [58] Harikumar, P. and Narasimhan, S. . A Method to Incorporate Bounds in Data Reconciliation and Gross Error Detection-2. Gross Error Detection Strategies. Computers & Chem. Engng. ,1993,17(11);1121—1128
- [59] 李华生等. 化工过程测量数据中过失误差的侦破. 炼油化工自动化,1992,6(2);16—20
- [60] Stanley, M. E. and Donald, J. G. . Provide the Right Redundancy for Control Systems. Chemical Engng. Progress. , 1992,88(10);36—44
- [61] Brosilow, C. B. and Joseph, B. . Inferential Control of Process; Part 2. The Structure and Dynamics of Inferential Control Systems. AIChE J. ,1978,24(3);492—500
- [62] Lenartson, B. E. V. . Combining Infrequent and Indirect Measurements by Estimation and Control. Ind. Eng. Chem. Res. ,1989,28(11);1653—1658
- [63] 董嘉文等. 基于知识的软测量系统框架研究. 自动化理论、技术与应用,武汉:中南理工大学出版社,1993,774—777
- [64] 罗荣富,邵惠鹤等. 软测量方法及其工业应用. 中国自动化学会第六届过程控制科学报告会. 苏州,1993

## Soft-Sensing Techniques in Process Control

YU Jingjiang and ZHOU Chunhui

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

**Abstract:** Soft-sensing techniques in process control are reviewed. The methods of soft-sensor construction, the factors affecting performance of soft-sensors, on-line correction problems and their applications to industrial processes are discussed in detail. The future tendency of development is briefly presented.

**Key words:** soft-sensing; soft-sensor; estimation; on-line correction

### 本文作者简介

周春晖 1922年生,1947年在美国麻省理工大学毕业并获学士学位,1954年在美国密西根大学获博士学位,1958年至今为浙江大学教授,博士生导师,主要研究方向是工业过程的建模,控制与优化。