

软测量技术及其应用

Soft Sensing Technology and Its Application

俞金寿

(上海市华东理工大学自动化所, 上海 200237)

摘要: 软测量技术是当前过程控制中研究热点之一。在介绍软测量技术基础上, 对目前主要软测量建模的方法: 机理建模、回归分析、状态估计、模式识别、人工神经网络、模糊数学、基于支持向量机(SVM)和核函数的方法、过程层析成像、相关分析和现代非线性系统信息处理技术等十种方法进行介绍, 并对软测量建模方法进行了展望。最后列举了工业应用实例。

关键词: 软测量 建模方法 工业应用实例 神经网络 支持向量机

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Abstract: At present, soft sensing technology is one of the topics of general interest in study on current process control. On the basis of introduction to soft sensing technology, ten of the major modeling methods of soft sensing, i. e. mechanism modeling, regression analysis, state estimation, pattern recognition, artificial neural network, fuzzy mathematics, and SVM- or kernel-function-based method, process tomography, correlative analysis and non-linear system information processing technology are introduced, and the modeling method of soft sensing is prospected. Finally the practical examples of industrial applications are illustrated.

Keywords: Soft sensing Method of modeling Practical example of industrial application Neural network Support vector machine

0 引言

在过程控制中, 若要使生产装置处于最佳运行工况、实现卡边控制、多产高价值产品, 从而提高装置的经济效益, 就必须要对产品质量或与产品质量密切相关的重要过程变量进行严格控制。在线分析仪表(传感器)不仅价格昂贵、维护保养复杂, 而且由于分析仪表滞后大等原因, 最终将导致控制质量的性能下降, 难以满足生产要求。还有部分产品质量目前无法测量, 这种情况在工业生产中实例很多, 例如某些精(分)馏塔产品成分、塔板效率、干点、闪点, 反应器中反应物浓度、转化率、催化剂活性, 高炉铁水中的含硅量, 生物发酵罐中的生物量参数等。为了解决这类变量的测量问题, 出现了不少方法, 目前应用较广泛的是软测量方法。

软测量的基本思想是把自动控制理论与生产过程知识有机结合起来, 应用计算机技术, 针对难于测量或暂时不能测量的重要变量(或称之为主导变量), 选择另外一些容易测量的变量(或称之为辅助变量), 通过构成某种数学关系来推断和估计, 以软件来代替硬件(传感器)功能。这类方法响应迅速, 能够连续给出主导变量信息, 且具有投资低、维护保养简单等优点。

修改稿收到日期: 2007-10-12。

作者俞金寿, 男, 1939年生, 1963年毕业于华东化工学院化机系, 教授, 博士生导师; 主要从事过程模型化、控制与优化、先进控制技术等的研究。

近年来, 国内外对软测量技术进行了大量的研究。著名国际过程控制专家 McaVoy 教授将软测量技术列为未来控制领域需要研究的几大方向之一, 具有广阔的应用前景^[1]。

1 软测量技术概论

软测量技术主要由辅助变量的选择、数据采集和处理、软测量模型及在线校正四个部分组成^[2-3]。

1.1 机理分析与辅助变量的选择

首先明确软测量的任务, 确定主导变量。在此基础上深入了解和熟悉软测量对象及有关装置的工艺流程, 通过机理分析可以初步确定影响主导变量的相关变量——辅助变量。

辅助变量的选择包括变量类型、变量数目和检测点位置的选择。这三个方面互相关联、互相影响, 由过程特性所决定的。在实际应用中, 还受经济条件、维护的难易程度等外部因素制约。

1.2 数据采集和处理

从理论上讲, 过程数据包含了工业对象的大量相关信息, 因此, 数据采集量多多益善, 不仅可以用来建模, 还可以检验模型。实际需要采集的数据是与软测量主导变量对应时间的辅助变量的过程数据。其次, 数据覆盖面在可能条件下应宽一些, 以便软测量具有较宽的适用范围。为了保证软测量精度, 数据的正确

性和可靠性十分重要。

采集的数据必须进行处理,数据处理包含两个方面,即换算(scaling)和数据误差处理。数据误差分为随机误差和过失误差两类,前者是随机因素的影响,如操作过程微小的波动或测量信号的噪声等,常用滤波的方法来解决;后者包括仪表的系统误差(如堵塞、校正不准等)以及不完全或不正确的过程模型(受泄漏、热损失等不确定因素影响)。过失误差出现的几率较小,但它的存在会严重恶化数据的品质,可能会导致软测量甚至整个过程优化的失效。因此,及时侦破、剔除和校正这类数据是误差处理的首要任务。

1.3 软测量模型的建立

软测量模型是软测量技术的核心。建立的方法有机理建模、经验建模以及两者相结合的建模。

1.3.1 机理建模

从机理出发,也就是从过程内在的物理和化学规律出发,通过物料平衡与能量平衡和动量平衡建立数学模型。对于简单过程可以采用解析法,而对于复杂过程,特别是需要考虑输入变量大范围变化的场合,采用仿真方法。典型化工过程的仿真程序已编制成各种现成软件包。

机理模型优点是可以充分利用已知的过程知识,从事物的本质上认识外部特征;有较大的适用范围,操作条件变化可以类推。但它亦有弱点,对于某些复杂的过程难于建模,必须通过输入/输出数据验证。

1.3.2 经验建模

通过实测或依据积累操作数据,用数学回归方法、神经网络方法等得到经验模型来进行测试,理论上有很多实验设计方法,如常用的正交设计等。有一种办法是吸取调优操作经验,即逐步向更好的操作点移动,这样可一举两得,既扩大了测试范围,又改进了工艺操作。测试中另一个问题是稳态是否真正建立,否则会带来较大误差。还有数据采样与产品质量分析必须同步进行。最后是模型检验,检验分为自身检验与交叉检验。我们建议和提倡交叉检验。经验建模的优点与弱点与机理建模正好相反,特别是现场测试,实施中有一定难处。

1.3.3 机理建模与经验建模相结合

把机理建模与经验建模结合起来,可兼容两者之长,补各自之短。机理与经验相结合建模是一个较实用的方法,目前被广泛采用。

1.4 软测量模型的在线校正

由于软测量对象的时变性、非线性以及模型的不完整性等因素,必须考虑模型的在线校正,才能适应新

工况。软测量模型的在线校正可表示为模型结构和模型参数的优化过程,具体方法有自适应法、增量法和多时标法。

对模型结构的修正往往需要大量的样本数据和较长的计算时间,难以在线进行。为解决模型结构修正耗时长和在线校正的矛盾,提出了短期学习和长期学习的校正方法。短期学习由于算法简单、学习速度快而便于实时应用。长期学习是当软测量仪表在线运行一段时间积累了足够的新样本模式后,重新建立软测量模型。

2 软测量建模的方法

软测量的核心问题是其模型的建立,也即建立待估计变量与其它直接测量变量间的关联模型。软测量建模的方法多种多样,且各种方法互有交叉,且有相互融合的趋势,因此很难有妥当而全面的分类方法。目前,软测量建模方法一般可分为:机理建模、回归分析、状态估计、模式识别、人工神经网络、模糊数学、基于支持向量机(SVM)和核函数的方法、过程层析成像、相关分析和现代非线性系统信息处理技术等。这些方法都不同程度地应用于软测量实践中,均具有各自的优缺点及适用范围,有些方法在软测量实践中已有许多成功的应用,后面几种建模方法限于技术发展水平,目前在过程控制中还应用较少。

2.1 基于工艺机理分析的软测量建模

基于工艺机理分析的软测量建模主要是运用化学反应动力学、物料平衡、能量平衡等原理,通过对过程对象的机理分析,找出不可测主导变量与可测辅助变量之间的关系(建立机理模型),从而实现对某一参数的软测量。对于工艺机理较为清楚的工艺过程,该方法能构造出性能良好的软仪表。但是对于机理研究不充分、尚不完全清楚的复杂工业过程,难以建立合适的机理模型。此时该方法就需要与其它参数估计方法相结合才能构造软仪表。这种软测量建模方法是工程中常用的方法,其特点是简单、工程背景清晰,便于实际应用,但应用效果依赖于对工艺机理的了解程度,因为这种软测量方法是建立在对工艺过程机理深刻认识的基础上,建模的难度较大。

2.2 基于回归分析的软测量建模

经典的回归分析是一种建模的基本方法,应用范围相当广泛。以最小二乘法原理为基础的一元和多元线性回归技术目前已相当成熟,常用于线性模型的拟合。对于辅助变量较少的情况,一般采用多元线性回归中的逐步回归技术以获得较好的软测量模型。对于

辅助变量较多的情况,通常要借助机理分析,首先获得模型各变量组合的大致框架,然后再采用逐步回归方法获得软测量模型。为简化模型,也可采用主元回归分析法 PCR (principal component regression)^[4-5] 和部分最小二乘回归法 PLSR (partial least squares regression)^[6-7] 等方法。基于回归分析的软测量建模方法简单实用,但需要足够有效的样本数据,对测量误差较为敏感且模型物理量概念不明了。

2.3 基于状态估计的软测量建模

如果系统主导变量作为系统的状态变量是完全可观的,那么软测量建模问题就转化为典型的状态观测和状态估计问题。基于状态估计的软仪表由于可以反映主导变量和辅助变量之间的动态关系,因此,有利于处理各变量间动态特性的差异和系统滞后等情况^[8-9]。这种软测量建模方法的缺点在于对复杂的工业过程,常常难以建立系统的状态空间模型,这在一定程度上限制了该方法的应用。同时,在许多工业生产过程中,常常会出现持续缓慢变化的不可测的扰动,在这种情况下采用这种建模方法可能会带来显著的误差。

2.4 基于模式识别的软测量建模

这种软测量建模方法是采用模式识别的方法对工业过程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,如空间超盒^[10]等。基于模式识别方法建立的软测量模型与传统的数学模型不同,它是一种以系统的输入/输出数据为基础,通过对系统特征提取而构成的模式描述模型。该方法的优势在于它适用于缺乏系统先验知识的场合,可利用日常操作数据来实现软测量建模。在实际应用中,这种软测量建模方法常常和人工神经网络以及模糊技术等技术结合在一起使用。

2.5 基于人工神经网络的软测量建模

基于人工神经网络 ANN (artificial neural network) 的软测量建模方法是近年来研究较多、发展很快和应用范围很广泛的一种软测量建模方法。由于人工神经网络具有自学习、联想记忆、自适应和非线性逼近等功能,基于人工神经网络的软测量模型可以在不具备对象的先验知识的条件下,根据对象的输入/输出数据直接建模(将辅助变量作为人工神经网络的输入,而主导变量作为神经网络的输出,通过神经网络的学习来解决不可测变量的软测量问题),模型的在线校正能力强,并能适用于高度非线性和严重不确定性系统。因此,它为了解决复杂系统过程参数的软测量问题提供了一条有效途径。采用人工神经网络进行软测量建模

有两种形式:一种是利用人工神经网络直接建模,用神经网络来代替常规的数学模型描述辅助变量和主导变量间的关系,完成由可测信息空间到主导变量的映射;另一种是与常规模型相结合,用神经网络来估计常规模型的模型参数,进而实现软测量。

2.6 基于回归支持向量机的方法

建立在统计学习理论基础上的支持向量机 SVM (support vector machine) 已成为当前机器学习领域的一个研究热点。支持向量机采用结构风险最小化准则,在有限样本情况下,得到现有信息下的最优解而不仅仅是样本数趋于无穷大时的最优值,解决了一般学习方法难以解决的问题,如神经网络的局部最小问题、过学习以及结构和类型的选择过分依赖于经验等固有的缺陷等问题,从而提高了模型的泛化能力。另外支持向量机把机器学习问题归结为一个二次规划问题,因而得到的最优解不仅是全局最优解,而且具有唯一性。SVM 的方法最早是针对模式识别问题提出的, Vapnik 通过引入 ε 不敏感损失函数,将其推广应用到非线性回归估计中,得到了用于回归估计的标准 SVM 方法,本文称之为回归支持向量机 SVR (support vector regressor)。由于软测量建模与一般数据回归问题之间存在着共性,支持向量机方法应用于回归估计问题取得不错的效果应用^[11],促使人们把眼光投向工程应用领域,提出不少建立基于回归支持向量机的软测量建模方法^[12-14]。

2.7 基于模糊数学的软测量建模

模糊数学模仿人脑逻辑思维特点,是处理复杂系统的一种有效手段^[16-18],在过程软测量建模中也得到了大量应用。基于模糊数学软测量模型是一种知识性模型。该法特别适合应用于复杂工业过程中被测对象呈现亦此亦彼的不确定性、难以用常规数学定量描述的场合。实际应用中常将模糊技术和其它人工智能技术相结合,例如模糊数学和人工神经网络相结合构成模糊神经网络,将模糊数学和模式识别相结合构成模糊模式识别,这样可互相取长补短以提高软仪表的效能。

2.8 基于过程层析成像的软测量建模

基于过程层析成像 PT (process tomography) 的软测量建模方法与其它软测量建模方法不同,它是一种以医学层析成像 CT (computerized tomography) 技术为基础的在线获取过程参数二维或三维的实时分布信息的先进检测技术,即一般软测量技术所获取的大多是关于某一变量的宏观信息,而采用该技术可获取关于该变量微观的时空分布信息^[19]。由于受技术发展水平的制约,该种软测量建模方法目前离工业实用化还

有一定距离,在过程控制中的直接应用还不多。

2.9 基于相关分析的软测量建模

基于相关分析的软测量建模方法是以随机过程中的相关分析理论为基础,利用两个或多个可测随机信号间的相关特性来实现某一参数的软测量建模方法。该方法采用的具体实现方法大多是互相关分析方法,即利用各辅助变量(随机信号)间的互相关函数特性来进行软测量建模。目前这种方法主要应用于难测流体(即采用常规测量仪表难以进行有效测量的流体)流速或流量的在线测量和故障诊断(例如流体输送管道泄漏的检测和定位)等。

2.10 基于现代非线性信息处理技术的软测量建模

基于现代非线性信息处理技术的软测量建模方法是利用易测过程信息(辅助变量,它通常是一种随机信号),采用先进的信息处理技术,通过对所获信息的分析处理提取信号特征量,从而实现某一参数的在线检测或过程的状态识别。这种软测量建模技术的基本思想与基于相关分析的软测量建模技术一致,都是通过信号处理来解决软测量建模问题,所不同的是具体信息处理方法不同。该软测量建模方法的信息处理方法大多是各种先进的非线性信息处理技术,例如小波分析^[20-22]、混沌和分形技术等,因此能适用于常规的信号处理手段难以适应的复杂工业系统。相对而言,基于现代非线性信息处理技术的软测量建模方法的发展较晚,研究也还比较分散。该技术目前一般主要应用于系统的故障诊断^[23]、状态检测和过失误差侦破等,并常常和人工神经网络或模糊数学等人工智能技术相结合。

3 软测量建模方法进一步研究的展望

软测量建模方法虽然经过多年的发展有了很多成果,但仍有许多问题有待于进一步研究。软测量建模方法进一步研究的方向有以下几种。

3.1 将新兴的技术用于软测量建模

目前虽然出现了众多软测量建模方法,但仍不能满足实际需要。将一些新兴的技术用于软测量建模,建立基于新兴技术的软测量模型仍是目前研究的热点。如:将神经网络、微粒群优化算法、遗传算法等新兴技术用于软测量建模,建立性能更好的软测量模型。

文献[24]采用多目标遗传算法来选择子系统的输入变量,并结合 T-S 模糊系统特点,采用二分法划分子系统的输入空间,建立了基于递阶 T-S 模糊系统的软测量模型。仿真结果表明,该方法具有精度高、结构简单、生成规则数少、泛化特性良好等优点;文献[25]

提出一种将粗糙集理论和动态前馈神经网络相结合的神经网络构造方法,该方法用于乙烯装置裂解炉燃料气热值的控制中,获得了良好的应用效果;文献[26]利用模糊技术,在实数编码免疫算法的基础上,对免疫算法中的两个关键参数实现了模糊自适应调整,解决了基本免疫算法中收敛精度低和寻优速度慢的缺点,并将此算法用于优化 BP 神经网络的结构和参数。通过对溶剂脱水塔醋酸浓度软测量的仿真结果表明,此算法不但控制了网络结构的复杂化,而且泛化性能也得到了较大提高,证实了该算法的有效性;文献[27]提出一种增强型微粒群优化算法(EP SO),将 EP SO 用于催化裂化装置主分馏塔粗汽油干点软测量,比基于 BPNN 的软测量模型具有更高的精度和更好的性能;文献[28]提出多速粒子群优化算法(MVPSO)具有概念清晰、操作简单、易实现等优点,应用于青霉素发酵过程产物(青霉素)浓度软测量,比基于 BPNN 的软测量模型具有更好的性能;文献[29]提出了采用高斯过程(GP)建立复杂工业过程软测量方法,GP 软测量模型不仅能自动选择辅助变量,而且还具有较高的估计精度和较小的测量不确定度,能够更好地满足工业现场对测量可靠性的要求。

3.2 将不同的方法相互融合建立混合模型或多模型

由于实际系统的复杂多变,往往来说,一种方法建立的模型难以满足要求。如果结合实际系统的机理分析和实际情况,将不同的方法相互融合,建立混合模型,这一建模方法是值得研究的方向。

文献[30]提出了一种将几个神经网络模型通过模糊结合的方式结合起来用于鲁棒分类的方法;文献[31]采用最小二乘多神经网络建立了常压塔粘度软测量模型,期间考虑了辅助变量滞后时间的影响,取得了较好的测量精度;文献[32]提出了一种基于 PCA 的多神经网络模型,该方法具有更高的精度和更好的泛化能力;文献[33]利用时间序列数据建立了一段磨矿分级粒度多模型软测量模型,成功地对磨矿产品的粒度进行了估计;文献[34]提出了一种基于多神经网络模型的软测量方法,将这一方法应用于谷氨酸发酵过程,实验结果验证了该方法的有效性;文献[35]提出一种基于在线聚类和支持向量回归机(vSVR)的多模型软测量建模方法,该建模方法在加氢裂化分馏塔装置的轻石脑油终馏点在线预测系统中取得了良好的效果;文献[36]提出了混合支持向量回归机-偏最小二乘法(SVR-PLS)方法,对工业丙烯腈生产过程丙烯腈收率软测量建模的应用表明,采用该方法建立的软测量模型在模型精度、推广能力等方面明显优于一些

传统软测量建模方法。

3.3 动态软测量模型研究

经过十几年的发展,软测量技术无论是在理论研究还是在实际应用中均取得了较大成功,然而至今为止的大部分研究都是针对静态软测量模型。为了进一步提高软测量模型精度和鲁棒性,动态软测量模型是今后任务研究方向之一^[37]。文献[38]应用多神经网络建立动态软测量模型,仿真研究获得较好结果;文献[39]介绍了常压塔柴油凝点动态软测量模型的研究,仿真研究表明,该模型的预报准确性要优于静态软测量模型,取得了较好的预测效果。

4 工业应用实例

软测量技术工业应用成功实例不少。国外有 Inferential Control 公司、Setpoint 公司、DMC 公司、Profimatics 公司、Simcon 公司、Applied Automation 公司等以商品化软件形式推出各自的软测量仪表,这些已广泛应用于常减压塔、FCCU 主分馏塔、焦化主分馏塔、加氢裂化分馏塔、汽油稳定塔、脱乙烷塔等先进控制和优化控制。它增加了轻质油收率,降低了能耗并减少了原油切换时间,取得了明显经济效益。

国内引进和自行开发软测量技术在石油化工、炼油工业过程应用比较多,例如催化裂化装置分馏塔轻柴油凝固点软测量,基于现场数据分析并结合工艺机理分析,建立了多层前向网络柴油凝固点的软测量模型设计简单在线校正。神经网络模型估计值与分析值最大误差为 1.65 ℃,并用了闭环控制,平稳了生产,减少凝固点波动,合格品由 94% 提高到 100%;常减压装置常压塔柴油凝固点软测量。通过现场采集数据经处理后,建立了非线性回归模型和神经网络模型,为提高模型精度和鲁棒性,组成非线性回归模型与神经网络模型结合的混合模型,并设计了一个串级控制系统。投入运行后获得较好控制效果,可以满足生产要求;气分装置丙烯丙烷塔塔顶丙烯成分软测量。通过严格的汽液平衡模型简化和现场测试,得到非线性回归模型,并设计在线校正。该软测量估计器投入在线运行,精度能满足要求,并成功应用于丙烯成分闭环控制,取得了明显经济效益;延迟焦化装置分馏塔粗汽油干点软测量。经对现场采集的数据及工艺机理分析,确定了影响粗汽油干点的最主要因素,分别建立了 PLS 和 RBFN 模型,为提高模型精度和泛化能力、将 PLS 模型和 RBFN 模型并联建立了粗汽油干点混合模型,交叉验证表明这一方法是有效的,所建模型精度较高和良好的泛化能力;连续重整装置中重整产品辛烷值、待生

催化剂结焦含量、重整产品 C5 + 液收率的软测量,实现在保证质量合格前提下提高产品收率的优化操作指导;完成对重整再生器氧含量的软测量。两个系统先后投运后运行正常,取得了良好的经济效益;PTA 氧化反应质量指标软测量。经工艺机理分析,结合实际数据的相关分析,确定辅助变量,采用基于递推算法的 PLS 建立软测量模型,该算法已在 PTA 氧化反应质量指标的先进控制中应用,取得了较好经济效益;另外还有丙烯腈收率软测量;高压聚乙烯生产过程中的重要参数——熔融指数(MI)的软测量;合成醋酸乙烯的空时得率和催化剂选择性的软测量;乙烯装置裂解炉出口乙烯收率、丙烯收率、裂解深度的软测量;丁二烯装置的 DA106 塔塔底的水含量、塔顶的甲基乙炔(MA)和 DA107 塔塔底的丁二烯(BD-1,3)、塔顶的丁二烯(BD-1,3)和总炔(主要是乙基乙炔,用 EA 表示)的软测量等。

目前软测量技术在化工、冶金、生化、造纸、锅炉、污水处理等工业过程应用日趋广泛^[40-52]。

最后介绍加氢裂化分馏塔航煤干点的软测量,影响航煤干点的最主要因素是航煤抽出量和航煤侧线抽出温度。次要的因素有:第一分馏塔塔顶压力、温度、回流量、轻石脑油抽出量、重石脑油抽出量及其侧线温度、第一分馏塔塔底温度、流量、第一分馏塔进料量及进料温度、航煤干点 Y_1 与航煤抽出点温度、流量等 13 个变量有关,可以表示成如下的非线性关系:

$$Y_1 = f(T_h, F_h, T_j, F_j, T_r, F_r, T_{top}, P_{top}, T_{in}, F_{in}, T_b, F_b, F_1)$$

采用 BP 网络、RBF 网络和部分最小二乘法建立软测量模型。混合模型结构如图 1 所示。采用这种加权的方法,可提高在实际应用中软测量预报模型适用不同工况变化的鲁棒性,这里鲁棒性指的是当输入变量中的个别点发生突变时,模型仍能保持正确的预报输出而不受干扰。

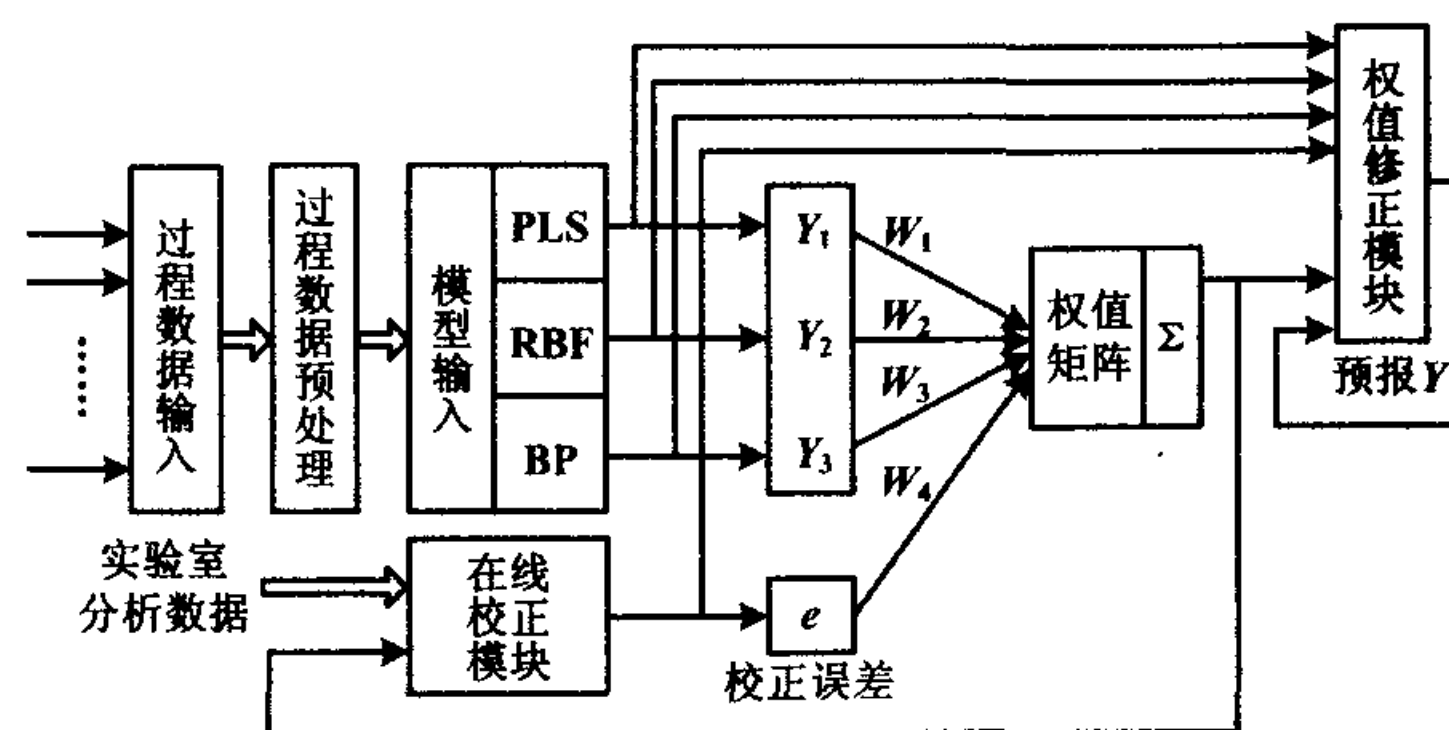


图 1 软测量模型具体实施示意图

Fig. 1 Schematic of specific implementation of soft sensing model

在加氢裂化分馏塔航煤干点软测量系统中,其各

种软测量模型的算法是软件的核心,但只有这些核心部分还无法构成一个实用完整的系统,必须有相应的软件来实现良好的人机接口和过程显示。在基于现场数据的仿真研究的基础上,由 CENTUM-XL 系统提供的编程环境编制软仪表的核心程序,程序包括数据预处理模块、神经网络预测模块、统计分析方法计算模块、在线校正模块和加权系数修正模块组成。同时在现场 CENTUM-XL 系统操作站上完成了良好的人机操作界面。在整个组态过程中,过程参数的采集、及各种运算是操作站上实现的,而操作画面、显示画面等各种画面是在工程师站上实现,然后下转至操作站的。

加氢裂化第一分馏塔航煤干点软测量模型自投运以来,运行一直安全、可靠、稳定,我们采集了一段时间内的模型预报输出结果与化验分析值对比,两者的变化趋势基本一致,其绝对误差绝差小于 3°C ,占 90% 以上。

5 结束语

软测量技术是工业计算机优化控制的有利工具,在理论研究和实际应用中已经取得了不少成果,其理论体系亦正在逐步形成。

不论过于夸大软测量的作用或忽视软测量的重要性均是不正确的。软测量仅靠实验室分析仪表分析值进行校正要获得很高精度是很困难的,是一种粗放型测量技术,特别适合于炼油,石油化工中测量 10%、50%、90% 和最终的 ASTM 沸点、闪点、倾点、粘点和雷得蒸汽压等,因为这些测量精度一般要求不高,所以成功应用实例不少。

软测量要想获得高精度,必须要用在线分析仪表进行实时校正,这时软测量主要是克服在线分线仪表纯滞后给控制带来的困难。经过在线分析仪表进行实时校正后软测量可应用于石油化工中成品精馏塔例乙烯塔、丙烯塔等装置。

参考文献

- [1] MCAVOY T J. Contemplative Stance for Chemical Process Control[J]. Automatica, 1992, 28(2): 441 - 442.
- [2] 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:化工出版社,2000.
- [3] 李海青,主编. 软测量技术原理及应用[M]. 北京:化工出版社,2000.
- [4] MEJDELL T, SKOGSTAD S. Output estimation using multiple secondary measurements: high-purity distillation[J]. AIChE J, 1993, 39(10): 1641 - 1653.
- [5] NHAT V D M, LEE S Y. Improvement on PCA and 2DPCA Algorithms for Face Recognition[C] // CIVR 2005, LNCS 3568, 2005:

568 - 577.

- [6] MIGUEL P E, MICHEL T. Prediction of clinical outcome with microarray data: a partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) approach[C] // Hum Genet, 2003, 112: 581 - 592.
- [7] SUN Q S, JIN Z, HENG P A, et al. A Novel Feature Fusion Method Based on Partial Least Squares Regression[C] // ICAPR 2005, LNCS 3686, 2005: 268 - 277.
- [8] HAM M T, MORRIS A J, MONTAGUE G A. Soft-sensors for process estimation and inferential control[J]. Journal of Process Control, 1991, 1(1): 3 - 14.
- [9] QUINTERO M E, LUYBEN W L, GEORGAKIS C. Application of an extended Luenberger observer to the control of multicomponent batch distillation[J]. Ind. Eng. Chem. Res, 1991(30): 1870 - 1880.
- [10] ZHOU L. Modeling and control for nonlinear time-delay system via pattern recognition[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1992, 3(6): 991 - 997.
- [11] MARCELINO L, IGNACIO S. Support vector regression for the simultaneous learning of a multivariate function and its derivatives[J]. Neurocomputing, 2005, 69(1 - 3): 42 - 61.
- [12] 王华忠,俞金寿. 基于混合核函数 PCR 方法的工业过程软测量建模[J]. 化工自动化及仪表, 2005, 32(2): 23 - 25.
- [13] 王华忠,俞金寿. 基于核函数主元分析的软测量建模方法及应用[J]. 华东理工大学学报, 2004, 30(5): 567 - 570.
- [14] 吕志军,杨建国,项前,等. 基于支持向量机的纺纱质量预测模型研究[J]. 控制与决策, 2007, 23(6): 561 - 565.
- [15] DESAI K, BADHE Y, TAMBLE S S, et al. Soft-sensor development for fed-batch bioreactors using support vector regression[J]. Biochemical Engineering Journal, 2006, 27(3): 225 - 239.
- [16] ZADEH L A. Roles of soft computing and fuzzy logic in the conception, design and deployment of information/intelligent systems[J]. Computational Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications, 1998: 1 - 9.
- [17] YAN S, MASAHARU M. A new approach of neuro-fuzzy learning algorithm for tuning fuzzy rules[J]. Fuzzy sets and systems, 2000, 112: 99 - 116.
- [18] MAURICIO F, FERNANDO G. Design of fuzzy system using neuro-fuzzy networks[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1999, 10(4): 815 - 827.
- [19] DONG F, JIANG Z X, QIAO X T, et al. Application of electrical resistance tomography to two-phase pipe flow parameters measurement[J]. Flow Meas. Instrum, 2003, 14(1): 183 - 192.
- [20] YANG L, STEVEN D B. Wavelet multiscale regression from the perspective of data fusion: new conceptual approaches[C] // Anal Bioanal Chem, 2004, 380: 445 - 452.
- [21] ENGIN A, IBRAHIM T, MUSTAFA P. Intelligent Target Recognition Based on Wavelet Adaptive Network Based Fuzzy Inference System[C] // IbPRIA 2005, LNCS 3522, 2005: 594 - 603.
- [22] SEONGGOO K, SANGJUN L, SUKHO L. A Novel Wavelet Transform Based on Polar Coordinates for Datamining Applications[C] // FSKD 2005, LNAI 3614, 2005: 1150 - 1153.

- [23] LOU X S, LOPARO K A. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(5): 1077 - 1095.
- [24] 袁平, 毛志忠, 王福利. 基于递阶 T-S 模糊系统的软测量建模方法[J]. 东北大学学报, 2006, 27(10): 1071 - 1074.
- [25] 杨大峰, 钱锋. 粗糙集神经网络混合系统及其应用[J]. 通讯和计算机, 2005, 2(2): 11 - 13, 57.
- [26] 李绍军, 钱锋. 基于模糊免疫算法的溶剂脱水塔软测量[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(12): 228 - 230.
- [27] 陈国初, 俞金寿. 增强型微粒群优化算法及其在软测量中的应用[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 377 - 381.
- [28] 须文波, 杜润龙. 多速粒子群优化算法及其在软测量中的应用[J]. 计算机应用, 2007, 27(3): 730 - 732.
- [29] 王华忠. 高斯过程及其在软测量建模中的应用[J]. 化工学报, 2007, 58(11): 2840 - 2845.
- [30] CHO S B, KIM J H. Combining multiple neural networks by fuzzy integral for recognition[J]. IEEE Trans on Syst, Man and Cybem, 1995, 25(2): 380 - 384.
- [31] 潘立登, 朱宇宁. 多神经网络在软测量仪表中的应用[J]. 北京化工大学学报, 2001, 28(2): 67 - 69.
- [32] 李勇刚, 桂卫华, 胡燕瑜. 基于 PCA 的多神经网络软测量模型及其在工业中的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(10): 1781 - 1784.
- [33] 何桂春, 毛益平, 倪文. 基于多神经网络的磨矿粒度软测量模型[J]. 金属矿山, 2005(2): 47 - 49.
- [34] 常玉清, 王小刚, 王福利. 基于多神经网络模型的软测量方法及应用[J]. 东北大学学报, 2006, 13(4): 519 - 522.
- [35] 李修亮, 苏宏业, 褚健. 基于在线聚类的多模型软测量建模方法[J]. 化工学报, 2007, 58(11): 2834 - 2839.
- [36] 王华忠, 俞金寿. 基于混合 SVR-PLS 方法的丙烯腈收率软测量建模[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 549 - 552.
- [37] 马勇, 黄德先, 金以慧. 动态软测量建模方法初探[J]. 化工学报, 2005, 56(8): 1516 - 1519.
- [38] 罗健旭, 邵惠鹤. 应用多神经网络建立动态软测量模型[J]. 化工学报, 2003, 54(12): 1770 - 1773.
- [39] 毛帅, 熊智华, 徐用懋, 等. 常压塔柴油凝点动态软测量模型的研究[J]. 控制工程, 2005(4): 342 - 345.
- [40] 沈明新, 隋有功. 钢水碳含量模型的模糊辨识及应用[J]. 自动化仪表, 1997, 18(2): 11 - 16.
- [41] 刘耀年, 刘岱. 基于同伦神经网络的短期负荷预测研究[J]. 电工电能新技术, 2004, 23(3): 18 - 22.
- [42] 常玉清, 王福利, 王小刚, 等. 基于支持向量机的生物发酵过程软测量建模[J]. 东北大学学报, 2005, 26(11): 1025 - 1028.
- [43] 熊志化, 邵惠鹤, 张卫庆. 基于支持向量机的火电厂烟气含氧量软测量[J]. 测控技术, 2004, 23(8): 15 - 16.
- [44] 金福江, 王慧, 陆浩, 等. 蒸煮过程有效碱浓度在线软测量技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(4): 380 - 383.
- [45] 向齐良, 吴敏, 向婕, 等. 烧结过程烧结终点的预测与智能控制策略的研究及应用[J]. 信息与控制, 2006(5): 662 - 666.
- [46] 任敏, 王万良, 李探微, 等. 基于神经网络的污水处理软测量系统的研究[J]. 自动化仪表, 2001, 22(10): 10 - 11.
- [47] 桑海峰, 王福利, 何大阔, 等. 基于最小二乘支持向量机的发酵过程混合建模[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(6): 629 - 633.
- [48] 常玉清, 王福利, 王小刚, 等. 基于支持向量机的软测量方法及其在生化过程中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(3): 241 - 244.
- [49] 吕志军, 杨建国, 项前, 等. 基于支持向量机的纺纱质量预测模型研究[J]. 控制与决策, 2007(6): 693 - 696.
- [50] 卿晓霞, 龙腾锐, 王波, 等. 粗集理论在污水参数软测量中的应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(10): 1209 - 1212.
- [51] 冯裕钊, 卓明, 田利强, 等. 聚类方法在污水处理软测量中的应用机理研究[J]. 后勤工程学院学报, 2007(1): 60 - 65.
- [52] 张健. 基于小波分析的纸浆 Kappa 值分类模型软测量[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2004, 22(4): 388 - 391.

行业信息

艾默生将为 City Utilities 的西南部发电站的新机组实现数字自动化

艾默生过程管理于 2007 年 12 月 13 日在匹兹堡宣布, 赢得了一份合同, 即为密苏里州斯普林菲尔德 City Utilities 西南部发电站的 2 号机组正在建设中的 300 MW 燃煤机组, 安装包括 Ovation 专家控制系统的 PlantWeb 数字化工厂。

艾默生的 Ovation 系统将监控西南部的 2 号机组的 Foster Wheeler 锅炉以及燃烧控制系统、冷却塔、空气质量管理系统和其他辅助系统。借助艾默生 Ovation 系统, 电厂将广泛使用数字化现场总线技术, 集成有 57 个 Foundation 现场总线段(表征 1 368 个 I/O)和 31 个 Profibus-DP 段(表征 1 890 个 I/O)。总体上看, Ovation 系统将监控共计近 4 200 个 I/O 点。

作为合同的一部分, 艾默生还将安装 AMS 资产管理软件——智能设备管理系统, 从而简化设备的配置和调试, 使电站启动更加高效。智能设备管理系统的功能还包括持续不断地在线获取仪表和阀门的过程数据和预防性的诊断信息。这一功能为发电厂提供了宝贵的信息, 从而便于优化电站运行和维护, 并避免高成本的计划外停运。

设备计划于 2009 年秋交货, 2010 年秋完成调试, 预计在 2011 年 2 月全面投产。该项目的实施表明, 艾默生能够提供自定义的自动化解决方案, 满足新设施和翻新项目的要求, 具备广泛的能力, 以及拥有先进的自动化和控制技术。