

## 在过程建模、监视和控制中的小波分析技术

袁德成<sup>1,2</sup>, 汪 滢<sup>1,2</sup>, 于海斌<sup>1</sup>, 马纪虎<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 2. 沈阳化工学院自动化系, 辽宁 沈阳 110142)

**摘 要:** 综述了将小波变换应用于过程建模、监视和控制领域的有关研究成果, 包括去噪、辨识、预测控制、压缩、趋势预报、密度函数估计和故障检测与诊断等。

**关键词:** 小波分析; 过程建模; 过程监视; 过程控制

### 1 引 言

小波分析属于时频分析的一种, 传统的信号分析是建立在傅立叶(Fourier)变换基础上的。由于 Fourier 是一种全局变换, 无法表述信号的时频局部性质, 因而在处理非平稳信号或检测信号的局部变化特征时受到限制。为了分析和处理非平稳信号, 人们提出了许多新的信号分析理论, 如短时傅立叶变换和小波变换等。小波作为一种新兴的信息分析工具, 几乎在所有科学研究领域都能找到其应用背景, 过程控制也不例外。过程控制的研究是一门综合艺术, 任务框架复杂多样。若采用传统信息加工方法, 处理不同层次上的问题则显得繁琐, 效率也不高。越来越复杂的过程特性和爆炸型数据源的增长, 向过程控制界提出了更大挑战。今天的过程系统工程不仅仅是解决控制系统分析、综合和设计问题, 它还必须涉及诸如信号处理、系统辨识、最优规划、实时任务调度、过程监视及故障诊断等多个方面。单纯依赖某一类工具不可能完全解决所有问题。复杂的过程监控问题, 需要新的系统的思想、工具和方法, 集成小波分析技术于控制任务架构的有关层面上就是这样的一种探索。

从已发表的文献中可以看到, 小波变换方法已在信号滤波、信息压缩、趋势预报、建模、控制、故障检测与诊断等方面得到应用。本文综述在该方向上的一些研究成果。

### 2 基于小波分析的过程建模

从各类采集到的数据集中, 挖掘出隐含知识, 找出未知过程的运动规律是建模的基本任务。纵观当今计算机辅助过程工程, 模型可能是一切分析研究的基础。复杂过程的建模存在很多问题需要处理。结合小波变换技术, 能促进有关问题的系统化解决, 主

要集中在以下几方面:

#### 2.1 信号滤波或去噪

对信号预处理是建模过程的第 1 步。在计算机采集到的信号中, 受到各类噪音污染的现象普遍存在, 如电磁场、流体喘动等。关于信号归“真”或去噪的方法有很多, 例如数字滤波中经常使用的均值和中值滤波。均值滤波对高斯白噪声较为有效, 而中值滤波则对脉冲噪声较为有效。这些经典滤波方法过分依赖人的经验, 对某类信号要找到恰当的滤波器参数往往需要试差。在处理时变信号时则问题更多, 希望寻求有效的去噪方法。利用小波分析所特有的时频域局部化性质, 建立信号去噪方法的主要成果见文献[1~4]。与“真”信号相比, 噪音具有变化频率高, 但幅值相对小的特征。这样, 对含噪信号作小波变换后(或先微分后作变换), 信号的时频特征便被完整地显现出来。针对不同尺度上的小波系数实施收缩抑制处理, 即在某个阈值下的系数置为零, 再根据经阈值处理过的小波系数进行小波逆变换。信号重构后, 混杂在其中的噪音便被剔除。小波去噪的关键问题是阈值选取的规则, 常见的有软阈值、硬阈值及自适应阈值选择等。

#### 2.2 小波投影与辨识

所谓小波调制方法即将原始数据向小波正交基函数空间进行投影。小波投影含有原始数据中的时频信息。基于小波变换的信号调制方法是一种十分有效的信号分解技术, 在对线性系统进行模型辨识时, 该方法可以局部化于频率域, 使得辨识的模型在操作区具有良好的频率性质, 又由于小波的时域性质, 使得新旧数据在模型辨识中的贡献不同; 基于小波调制方法进行时变或非线形模型辨识时, 小波的时频特性更充分地体现出来。通过对时频特征的分析研究, 依据一定的规律, 可将时变或非线形模型用

多个线性模型代替,应用线性系统理论来处理问题,降低了系统的复杂性<sup>[5]</sup>。

鲁棒辨识是辨识研究领域的一个新方向。Wang等<sup>[6]</sup>在构造影响函数(IF)时,采用基于小波的自适应M-鲁棒估计器。在任意误差分布假设的条件下,小波鲁棒估计均优于最大似然估计。

### 2.3 多尺度建模

随着小波变换研究的深入,利用小波多分辨信息表示模型的方法与传统的模型表示方法相似,可以使用小波系数保留过程的多分辨特征,即对过程进行多尺度建模,较之传统系统辨识方法具有许多新的优点。由于实际过程系统是时变、非线性的,线性模型只是一种近似地描述过程状态的方法,已不能适应高级控制策略的要求。扰动是影响过程辨识精度的一个重要因素,由于模型的不精确性,从而影响基于模型策略的控制器的控制效果。由于信号的小波表示方法与扰动的小波表示方法有明显的差异,所以通过对输入输出数据进行小波分析,将扰动和噪声从信号中分离出来,再用处理过的信号来表示实际过程。

在实际控制系统中,采样以固定的高频率进行,这使得大量数据中只包含少量过程信息,无法分辨复杂过程多尺度信息。对于一种有效的、智能的控制策略,需要一种方法能体现出过程的多分辨性质。与傅立叶变换类似,小波理论是一种频率域方法,可以处理连续信号或离散信号。但更有意义的是小波能同时局部化时间域和频率域。此外,时频域分解与频率精度匹配时间尺度相吻合。近年来,Stephanopoulos等<sup>[7]</sup>提出了应用多尺度模型对过程进行描述的方法,提取过程多分辨特征。该模型应用小波多分辨理论,将实际过程以树状结构(多分辨树)表示,由于信号特征与噪声、扰动的特征分布在不同尺度上,所以使用多分辨树模型能更精确地把握过程的动态性质,根据该模型,能更好地对过程进行优化控制<sup>[8]</sup>。

### 2.4 应用小波变换进行非参数估计

经过几十年的发展,非参数估计已成为数据分析的基本工具,目前仍是一个十分活跃的研究领域。非参数估计就是从被噪声污染的采样数据中构造未知函数的结构,是一种非常有效的数据参数结构分析方法,而且模型参数结构不是固定的。非参数估计与参数估计方法并非相互排斥,而是具有内在的本质联系,有时两种方法可以交叉使用。

线性估计器是非参数估计的主要方法,典型的线性估计器一般基于Kernel函数、平滑样条函数和

正交基函数,这些方法均有各自的优点和缺点。近年来,各种非线性估计器已广泛应用于非参数估计。非线性估计器往往较线性估计器能更好地进行非参数估计。随着小波分析技术的发展,基于小波收缩与小波阈值的参数估计方法<sup>[9]</sup>猛进地发展起来,它属于传统正交基函数估计方法的分支。由于小波的时频域及多分辨性质,使其在进行估计时具有良好的伸缩性,大大增加了小波估计器的适应性和使用范围。

### 2.5 基于小波的概率密度函数(PDF)估计

应用小波进行密度估计是非参数估计的具体应用,概率密度估计方法是一种十分有效的过程监视方法。在实际工作中,对于一组观测到的数据,其概率密度是未知的。估计密度函数的方法有两类:一类是参数方法,另一类是非参数方法。前者假定数据属于已知分布之一,如正态分布,那么只需估计参数 $\mu$ 和 $\sigma$ 即可。但一般不能任意假定一组数据的密度函数参数形式,这时就必须用非参数方法估计密度函数,即非参数密度估计。

概率密度估计有以下几种方法<sup>[10,11]</sup>:直方图方法,正交估计法,核估计法,椭圆基函数法等。近年来,小波估计器已成为一种新的概率密度估计方法,显示出了特有的伸缩性和适应性。

### 2.6 精简参数的模型辨识

在模型预测控制(MPC)中,最流行的模型结构是FIR模型或SR模型,它可以直接从输入输出数据中得到。但FIR或SR模型是非精简的,需要辨识大量参数。因此要获得精确FIR或SR模型,需要大量输入输出数据。由脉冲响应系数模型可知,模型参数 $h_j$ ,当 $j$ 值很小时,几乎所有的FIR模型内核的系数都需要辨识;而当 $j$ 值很大时,则需辨识的参数很少。其余模型参数值可通过内插法得到。这便产生了一个问题:辨识出来的 $\{h_j\}$ 中哪些项需要辨识以及如何确定余下的 $h_j$ 值。小波变换常用图像和数据压缩手段,主要优点就是它能同时局部化于时域和频率域,在压缩过程中能保留数据或图像的主要特征。对于小波变换后的时间序列,其主要特征都存在于那些绝对值较大的系数中,所以舍去小的变换系数后,原来的序列就参数个数而言便很稀疏了,而且,这些较少的参数保留了序列的主要时频特征。从模型的先验知识和FIR系数的性质看,我们可以舍去许多小波系数,要辨识的系数就很少了。正是基于这样的思想,文献[12]建立了精简FIR模型的辨识方法,并推广到二阶Volterra序列模型构造<sup>[13]</sup>。

### 3 多尺度模型预测控制

模型预测控制(MPC)是在工业过程中获得成功应用的高级控制策略之一。许多研究者发现, MPC 是否能长期稳定地投入运行,构成它的三要素之一,即预报输出的好坏起着至关重要的作用。针对基于线性模型的 MPC 各种控制方案,许多研究者提出了适应模型/实际受控对象失配时的鲁棒稳定性条件。由于时变和非线性是导致这些失配的主要原因之一,人们自然也希望借助小波变换在时频域分析方面的优良局域化性能,按控制目标的要求,提高模型的精确度或寻求新的模型框架构造方法。这方面的主要研究成果如下:

#### 3.1 小波与闭环辨识相结合

对于预测控制策略,模型的作用不言而喻。实际中使用的任何模型都不足以完全替代一个实际过程,从控制器上想办法,虽然系统能获得一定的鲁棒性,可在一定程度上弥补模型的不确定性带来的缺陷,但总不是一个解决问题的根本方法。理想的作法是在控制过程中进行再辨识,即进行闭环在线辨识。当然,闭环辨识本身也存在一些条件,如闭环系统的可辨识性等。过去,在反馈控制作用下,不易实现操作过程输入是其满足持续激励条件。但在今天的 MPC 中,由于能有效地处理操作变量上的各种约束问题,闭环辨识的持续激励条件可作为一组约束条件加入到规划问题的约束集中,最终构造出类似自适应的预测控制策略(即 MPC1)。文献[14]进一步把输入输出数据先往二次样条函数构成的小波空间基上投影,然后再构造 MPC1 问题,期望能更好地辨识时变和非线性特性。注意加入闭环可辨识条件后, MPC 的约束集已变成线性矩阵不等式(LMI)。虽然半定规划(SP)最优解的可行性空间可能加大,但通过仿真发现,用于 MPC1 在线计算时,需要更高效的 SP 求解器。

#### 3.2 基于多尺度模型的预测控制(msMPC)

在模型预测控制策略的构造中,对未来扰动的预测一般假设与当前拍保持一致,这纯粹是一个无奈的作法。对于复杂的过程控制问题,固有频率不同的装置需要不同的采样频率,扰动的出现也可能在不同的时刻和以不同的频率。按最小时间常数设计采样周期,对慢的过程必将导致数据过量。基于前一节所述的小波多尺度模型(二进制树), Stephanopoulos 等建立了基于相应的模型预测控制的一般形式。理论分析表明,采用多尺度模型实施预测控制在如下几方面显示出优越性:

- 1) 降低计算的复杂性;
- 2) 不同尺度上采样和控制可以自然地集成在一起;
- 3) 建模和扰动的多分辨精细描述;
- 4) 构造多时基监视和控制策略等。

Krishnan 等<sup>[8]</sup>基于小波多尺度模型,对扰动进行细致刻画,在 0 级上的控制作用(要输出实施)包含了 0 级以上的时频信息。仿真结果表明,多尺度模型预测控制在鲁棒性等方面较传统的 MPC 有改善。

### 4 过程监视中的小波变换技术

基于多元统计方法,对产品质量、流程和装置的运转状态、控制器性能评价等及时自动地给出定量分析结果,是当前过程信息工程研究的热点之一。

#### 4.1 基于小波的趋势辨识

所谓过程趋势,即搜索在某个时间段内,系统的变化规律是否可用一个函数多项式表述。若存在这样一个多项式逼近,则称过程在这个时间段内具有趋势。最简单的是当过程处于稳态时,输入输出间的“趋势”是一个线性关系。实施稳态优化控制,需要判定过程是否处于稳态,然后再获取稳态信息。当诊断缓慢变化的过程故障时,需要区分是系统稳态的自然移动,还是故障的作用。目前对于缓慢的变化过程,用其动态特性预测推理被认为是过程诊断和控制的有效方法。人工的过程监视方法主要依靠可视化的手段来监视过程变量的过程形状特点,特别是它们的趋势。虽然对人来说监视过程的趋势是比较轻松的,但对过程控制软件而言,这是一个棘手的问题。目前解决该问题的方法有模式识别、数字信号处理和数据挖掘。由于小波变换在解决噪声滤波和函数逼近等方面有强大的系统能力,基于小波的趋势预测方法必将受到重视<sup>[15,16]</sup>。

#### 4.2 组合小波多尺度分析的过程监视方法

在计算机控制的流程工业系统中,每天产生大量的生产数据记录。过去这些数据除用于控制、报警和记录外,其他方面的作用很少被注意。在市场竞争日趋激烈、强调环保和可持续发展的今天,挖掘这些数据记录中隐含的知识,对改善过程操作性能、提高产品质量、减少废物排放不仅有重要意义,也具有可行性。在基于多元统计的过程监视研究中,主元分析(PCA)和部分最小二乘(PLS)法占主导地位<sup>[17,18]</sup>,并且已经有了成功的工业应用实例。文献[19,20]报道了结合小波的过程监视方法,其中多变量信息特征的提取主要依赖 PCA 或 PLS 机理,但在信号预

处理时,利用小波在去噪和辨别异常点<sup>[21,22]</sup>发生对应的时频定位等优势,先作小波变换再建立过程监视模型,效果更好,处理方法更加系统化。

## 5 小波数据压缩方法

化工过程数据作为一种信息资源,可用来调整和提高化工企业的运营水平。近年来,随着微电子和计算技术的发展,各类传感器不断涌现,采样速率快速提高,而且企业对安全、环保和效率等的要求更加紧密,这也直接导致海量数据生成。诸如过程历史趋势数据的存储、过程计算机集成操作的数据恢复、信息高速公路上远程或自发的数据信息传递、质量管理体系所需的实时过程数据收集等一些问题,被认为是解决数据信息爆炸的困难所在。如何有效管理这些数据,便于在本地存储或在网络上高速交换,已成为一项亟待解决的问题。因此,在线或离线的数据压缩技术,必将成为计算机辅助过程系统工程(CAPE)的重要组成部分。

原始信号经小波变换后得到小波系数,然后利用得到的小波系数替代原始信号是一种非常有效的数据压缩方法。此数据压缩方法的原理在于通过对观测数据进行小波变换,根据其多分辨率性,在线产生多分辨率树,即当一个新的数据点到来后,对其进行小波变换,使用小波变换计算各尺度的近似系数,并在下一个数据到来之前,更新多分辨率树。当数据的性质变化不显著时,树将继续生长,反之,树将停止生长。较之以往的数据压缩方法,这里采用了一种非常有效的簿记方法和索引策略<sup>[23]</sup>,显著地提高了压缩比,并根据压缩后产生的“树叶”及簿记信息重构原始数据。该方法不仅能显著地压缩原始数据,而且能保持原始数据的主要特征。

## 6 结 论

小波变换技术在过程建模、监视和控制等过程科技中的应用,虽然引起众多学者的兴趣,也有一些成果报道,但在理论和实践中,还有许多问题,例如非线性与时变模型辨识、基于多尺度模型的预测控制、故障传播或多故障源的检测与分离等需要加以解决。本文所作的论述和评价,有助于深入开展小波变换在过程控制中的应用研究。

### 参考文献:

- [1] Roy M, Kumar V R, Kulkarni B D, et al. Simple denoising algorithm using wavelet transform [J]. *AICHE J*, 1999, 45(11): 2461-2466.
- [2] Chun J. Nonlinear filter using the wavelet transform [J]. *Signal Processing*, 2000, 80: 441-450.
- [3] Hall L T. Sensor system for heart sound biomonitor [J]. *Microelectronics J*, 2000, 31: 583-592.
- [4] Palavajjala S, Motard R L, Joseph B. Processing identification using discrete wavelet transforms: Design of prefilters [J]. *AICHE J*, 1996, 42(3): 777-790.
- [5] Carrier J F, Stephanopoulos G. Wavelet-based modulation in control-relevant process identification [J]. *AICHE J*, 1998, 44(2): 341-360.
- [6] Wang D, Romagnoli J, Safavi A. Wavelet-based adaptive M-estimator for nonlinear system identification [J]. *AICHE J*, 2000, 46(8): 1607-1615.
- [7] Stephanopoulos G, Dyer M, Karsligil O. Multi-scale modeling, estimation and control of processing system [A]. *PSE'97-ESCAPE* [C]. 1997. 797-803.
- [8] Krishnan A, Karlene A Hoo. A multi-scale model predictive control strategy [J]. *Ind Eng Chem Res*, 1999, 38: 1973-1986.
- [9] Antoniadis A, Bigot J. Wavelet estimators in non-parametric regression description and simulative compression [R]. France: Laboratory IMAG-LMC, University Joseph Fourier, 2001.
- [10] Safavi A, Chen J, Romagnoli J. Application of wavelets to density estimation for process monitoring [A]. *IFAC'96* [C]. San Francisco, 1996. 247-250.
- [11] Safavi A, Chen J, Romagnoli J. Wavelet-based density estimation and application to process monitoring [J]. *AICHE J*, 1997, 43(5): 1227-1241.
- [12] Nikolaou M, Vuthandam P. FIR model identification: Achieving parsimony through kernel compression with wavelet [J]. *AICHE J*, 1998, 44(1): 141-150.
- [13] Nikolaou M, Mantha D. Efficient nonlinear modeling wavelets and related compression techniques [DB]. University of Houston, Nikolaou @ uh edu, 1998.
- [14] Wang Y, Genceli H, Nikolaou M. Model predictive control with simultaneous identification using wavelets [J]. *Comp & Chem Eng*, 1996, 20: 1011-1016.
- [15] Flehmig F, Watzdor R V, Marquardt F W. Identification of trends in process measurements using the wavelet transform [J]. *Comp & Chem Eng*, 1998, 22: 491-496.
- [16] Bakhtazad A. Process trend analysis using wavelet based de-noising [J]. *Control Engineering Practice*, 2000, 8: 657-663.
- [17] Akbaryan F, Bishnoi P R. Smooth representation of trends by a wavelet-based technique [J]. *Comp & Chem Eng*, 2000, 24: 1913-1943. (下转第430页)

3) 挖掘结果的多样性:不同的挖掘任务将得到不同形式的挖掘结果。由于挖掘任务的多样化,因此挖掘出的模式必然会以不同的形式呈现给用户,如统计表、直方图、关联表示、函数式以及文本等多种输出形式。

故障诊断和状态预测问题的特点:

1) 由于故障产生的机理不清楚,其表现形式不唯一,有时是含糊的,在提取故障特征时也时常带有盲目性,从而导致实际描述的设备状态之间是不分明的,而这种状态正是粗糙集理论研究的对象。

2) 描述机器状态的特征往往很多,有些特征是相关或独立的。独立的特征能提供互补信息,应加以保留;相关性特征会产生冗余信息,并增加计算量,要加以消除,基于粗糙集的属性约简正好为去除这种冗余性特征提供了方便。

3) 故障诊断和状态预测中需要解决的问题之一是如何在保证机器状态评价一致的情况下选择最少的特征集,即如何在保证诊断精度大致不变的情况下减少特征维数、降低计算工作量和减少不确定性因素的影响。

4) 检测项目的制定直接取决于状态特征集。

### 3 粗糙集的应用实例

#### 3.1 状态特征提取

根据粗糙集理论中属性约简的原则,得出故障诊断的特征约简算法为:1) 构造决策信息表;2) 删除重复的样本;3) 按决策属性将对象集进行分类,产生概念集 $K$ ;4) 计算全体属性集 $C$ 的分类质量

$\gamma_c(k)$ ;5) 计算组合属性集 $Q$ 的分类质量, $\gamma_Q(K), Q \subset C$ ;6)  $\gamma = \min_{Q \subset C} \{\gamma_Q, \gamma_c\}$ ,  $\gamma$ 即为原属性集 $C$ 的约简;7) 得出最小属性集和主导属性。

#### 3.2 检测项目重要性分析

根据粗糙集理论中属性约简和属性重要度概念,得出故障诊断的检测项目重要性算法如下:1) 构造决策信息表;2) 删除重复的样本;3) 按决策属性将对象集进行分类,产生概念集 $K$ ;4) 条件属性约简:去掉某一属性后,考察决策表的协调性,如果去掉该属性后决策表是协调的,就去掉该属性,直到决策表为最简单为止;5) 分别计算每个属性的属性重要度,进行属性重要性排序;6) 给出点检项目集。

### 4 结 论

基于数据库与数据挖掘的设备维修信息系统能够实现设备维修体制从预防性维修向预知维修的发展,充分利用企业长期积累的丰富详实的生产实绩数据,揭示设备管理过程中规律性的信息。故障诊断和状态监测是预知维修的基础,本文分析了故障诊断和状态预测中的不准确性,并结合粗糙集数据分析方法给出了状态特征提取和检测项目重要性分析算法。本文的方法适用于设备维修管理系统的升级和业务功能扩展。

#### 参考文献:

- [1] Pawlak Z, et al. Rough sets[J]. *Communications of ACM*, 1995, 38(11): 89-95.
- [2] Harjinder S GILL, 等. 数据库-客户/服务器计算指南[M]. 王仲谋, 刘书舟, 译. 北京: 清华大学出版社, 1997.

(上接第420页)

- [18] Shao R, Jia F, Martin E B, et al. Wavelets and non-linear principal components analysis for process monitoring[J]. *Control Engineering Practice*, 1999, 7: 865-879.
- [19] Tsuge Y, Hiratsuka K, Takeda K, et al. A fault detection and diagnosis for the continuous process with load-fluctuations using orthogonal wavelets[J]. *Comp & Chem Eng*, 2000, 24: 761-767.
- [20] Ungarala S, Bakshi B. Multi-scale, bayesian and error-in-variables approach for linear dynamic data rectification[J]. *Comp & Chem Eng*, 2000, 24: 445-451.
- [21] Bakhtazad A, Palazoglu J, Romagnoli A. Detection and classification of abnormal process situations using multidimensional wavelet domain hidden markov tress[J]. *Comp & Chem Eng*, 2000, 24: 769-775.
- [22] Chen B H. On-line operational support system for faults diagnosis in process plants[J]. *Comp & Chem Eng*, 1998, 22: 973-977.
- [23] Manish M, Qin S J. On-line data compression and error analysis using wavelet technology[J]. *AIChE J*, 2000, 46(1): 119-132.