科学通报 2009 年 第 54 卷 第 20 期: 3147 ~ 3156
评 述 www.scichina.com csb.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE IN CHINA PRESS

时变线性/非线性结构参数识别及系统辨识方法研究进展

于开平, 庞世伟, 赵婕

哈尔滨工业大学航天学院航天科学与力学系, 哈尔滨 150001
E-mail: yukp@hit.edu.cn

2009-04-16 收稿, 2009-06-20 接受
国家自然科学基金(批准号: 10672045)和新世纪优秀人才支持计划(编号: NCET-06-0344)资助项目

摘要 对线性时变结构系统参数识别方法进行了简要回顾, 总结了时频分析方法、时间序列分析方法以及子空间方法近几年国内外相关研究进展, 重点介绍了子空间方法用于时变结构系统模态参数识别方法相关研究成果. 介绍了用于非线性时变系统辨识的主要的神经网络方法, 以及基于自回归滑动平均模型的时间序列分析方法. 最后指出了该领域研究中存在的一些问题和今后的主要研究方向.

关键词
非线性时变系统
系统辨识
参数识别
子空间
神经网络
ARMA 模型
结构系统

参数时变的线性、非线性结构动力学问题一直是科学研究的前沿问题, 无论正问题还是反问题, 都存在很多基础理论问题需要深入研究. 近十几年来, 随着科学技术在各个学科及工程领域的全面进步, 现代工程结构从规模上向着大型化、微型化的两极发展, 同时还有轻型化、智能化的趋势, 出现越来越多的复杂结构以实现更高级、更先进的功能, 时变参数影响问题的研究需求越来越迫切. 例如, 我国正在研发的大型运载火箭系统, 其质量随着火箭燃料的燃烧而快速减小, 列车高速过桥引起车-桥系统质量也是快变的, 这种快速时变质量对振动与控制的影响研究还有待于进一步深入. 国内外近年来都十分关注高超声速飞行器设计, 其中的关键科学技术问题之一就是严重的气动加热, 气动加热会引起飞行器结构的热固耦合振动, 对飞行器颤振预测带来不可忽略的影响. 神七成功发射以后, 我国下一步载人航天计划是发展长期有人照料的空间站, 其中空间大型机械臂系统是必要的, 机械臂的动力学模型包含时变系数, 对机械臂精确定位的运动控制影响是必须考虑的. 类似的还有大型太阳能列阵、大型天线等柔性多体系统及高速机构动力学问题. 此外, 智能材料与结构近年来也逐步走向工程应用, 其主要特性之一就是随环境条件的变化可以自适应地改变结构参数以满足功能要求, 参数的时变特性对结构的动态响应预测与控制都是有影响的. 还有多场耦合的微电子机械系统(MEMS)及大幅振动的损伤结构系统, 也都存在明显的结构参数时变问题.

对时变参数的结构动力学问题, 从正问题角度, 假设系统特征已知, 利用力学、物理学的相关原理建立控制方程, 对连续系统还要使用各种空间离散手段, 获得半离散形式的运动控制方程, 其一般形式可表示为

$$M(t)\ddot{x} + g(x, \dot{x}, t) = F(t), \tag{1}$$

其中 $g(x, \dot{x}, t)$ 是关于状态变量的线性或者非线性函

引用格式: 于开平, 庞世伟, 赵婕. 时变线性/非线性结构参数识别及系统辨识方法研究进展. 科学通报, 2009, 54: 3147~3156
Yu K P, Pang S W, Zhao J. Advances in method of time-varying linear/nonlinear structural system identification and parameter estimate (in Chinese). Chinese Sci Bull (Chinese Ver), 2009, 54: 3147－3156, doi: 10.1360/972008-2471

数. 对多体系统通常还要附加约束方程而形成微分代数方程. 由于结构设计复杂、使用多种先进、智能材料导致结构特征很难准确描述, 与热、流体等其他物理场的耦合程度的认识也还不够深入, 受损伤结构的损伤程度多数无法准确识别, 多体系统中的连接、摩擦等因素的影响也十分复杂, 就是说这些复杂系统都具有一定的灰箱性质, 因此导致一些主要的影响因素很难把握, 模型很难建立得较准确. 即使认为模型已经建立得相对准确, 也还存在近似解析研究上的数学方法或数值计算上的困难. 而使用系统辨识和参数识别的试验建模方法, 就成为这类复杂系统建模的另一个主要途径.

带时变参数的线性、非线性结构系统辨识和参数识别, 属于力学反问题研究范畴. 根据研究的目标和侧重点不同, 大致可以分为两大类. 第一类, 结构系统线性时变参数识别问题, 主要是研究模态参数、物理参数随时间变化的跟踪识别问题; 第二类, 非线性时变结构系统辨识和参数识别问题. 本文针对这两大类问题的研究现状进行了综述, 并主要介绍了作者的若干主要研究成果.

1 结构线性时变参数识别方法研究

1.1 结构线性时变参数识别方法简述

参数时变的线性结构系统反问题研究, 主要目标是试图借助线性系统成熟理论将线性时不变结构系统的模态分析理论推广用于时变系统. 一方面, 发展同时不变系统同样既可以带来数学分析上的巨大方便, 又有明确物理意义的模态分析与参数识别理论. 由于线性时变系统违反了平稳性假设, 线性平稳系统的模态的概念并不成立, 为此, 基本研究思路是引入伪模态参数的概念. 另一方面, 或者基于短时时不变的假设, 或者基于时间“冻结”思想, 发展各种模态参数识别方法或信号处理技术, 识别出参数随时间的变化特性, 这种思路通常只适合于慢变系统[1]. 必须指出, 对于实际工程问题而言, 使用伪模态参数和分段模态参数的概念, 对估计结构系统时变的模态参数, 预计其在一定条件下的变化范围, 是有确实的实用价值的. 例如, 对于故障监测、诊断、损伤识别、振动控制、飞行器运动控制等, 都是必要的. 从结构时变参数识别算法研究角度来看, 大量地借鉴了控制理论、系统工程以及信号处理等领域的研究成果, 目前已经发展的建模方法主要可分为三类, 基于信号处理技术类方法、时间序列分析模型方法、子空间建模方法. 第一种为非参数化方法, 有数据处理简单、计算量小的特点, 后两种为参数化方法, 分辨率较高. 此外, 也有其他零星的、从不同角度提出的研究成果. 下面概括总结前两种方法, 重点分析介绍子空间类方法.

1.2 基于信号处理技术的方法

基于信号处理技术的方法, 主要是时频分析方法, 以及近年来发展起来的希尔伯特-黄变换(HHT)方法, 其中时频分析方法主要有魏格纳-维尔变换(WVD)[2], Gabor 变换[3]以及小波变换等. 前两种变换通常只用于频率的分析, 而小波分析方法可以识别模态频率和阻尼参数, 时频分辨率也高. 主要思想是用小波级数对输入输出进行展开[4], 然后利用小波的正交性, 并假设在展开的时间段内参数不随时间变化. 或者将时变参数进行小波级数展开, 同样利用小波基的正交性转化为时不变参数的识别[5,6]. 利用小波基正交性的方法主要使用 Daubechies 小波及其快速算法, 此外, Morlet 小波因其波形函数与结构系统脉冲响应函数曲线相似, 有对多自由度结构进行模态解耦的能力, 也被用于时变结构系统的模态参数识别[7]. 应该指出, 小波方法始终存在边界效应问题, 需要考虑与其他方法结合来克服.

近年来在信号处理领域发展出的 HHT 方法, 利用经验模态分解(EMD)将测得的响应信号分解成各个本征模函数(IMF), 理论上认为第一个 IMF 为该阶模态信号, 对分解出来的 IMF 进行希尔伯特变换得到该阶模态的瞬时频率. 最近被推广用于时变结构参数的识别[8~11], 与小波变换相比, HHT 吸取了小波变换多分辨的优势, 能够克服边缘效应, 较好地分析短时信号, 有更准确的谱结构. 然而对于瞬态响应数据, HHT 方法会出现由于不连续性引发的 Gibbs’现象, 使得在数据两端的分析结果是不精确的, 需要配合诸如滑移窗匹配方法(SWF)来克服[11].

所有时频分析以及 HHT 方法, 对密集模态问题, 由于模态滤波能力的限制, 始终会制约这类方法的识别精度. 但是应该指出, 基于信号处理技术的识别方法, 在实际工程实现上对测试系统要求简单, 仅仅用一个传感器的记录就可以给出估计结果, 这也是目前这些方法在工程结构振动信号处理领域得以广泛应用的主要原因.

1.3 时间序列分析类方法

早在 20 世纪 80 年代，在信号处理和控制理论领域就发展出时变自回归滑动平均模型 TVARMA 方法[12]，就是用 ARMA 模型参数的时变性反映系统特性随时间的变化，来处理非平稳的系统输出时间序列，随后这些思想方法被逐步推广用于结构时变参数识别．这类方法主要考虑了两种情况，第一种是当时变参数的变化比较缓慢，输出过程是弱非平稳时，或者采用分段时不变假设分段识别，或者引入自适应跟踪算法进行在线识别[13~17]．自适应跟踪算法主要有递推最小二乘法、递推极大似然法、Kalman 滤波法等．第二种情况是当信号具有较强非平稳特性时，将模型参数近似地看作一些基函数的加权和，将时变系统的参数估计问题转化为时不变系统的参数估计问题，然后利用时不变的方法估计系统的基函数的权值．主要有时变 AR 模型法[18]，时变 ARMA 模型[19,20]等，其中基函数的适当选取也是一个重要的问题，常用有关于时间的多项式函数、勒让得多项式、傅里叶级数等，这类方法计算量较自适应方法大，不便于在线应用．

无论那种情况，基于时间序列模型的算法研究都不能回避参数跟踪算法的设计，各种改进的最小二乘法、各种滤波方法不断提出，相同模型使用不同跟踪算法，以及不同模型用于具体问题的性能比较分析研究始终应该关注．此外，所有用于结构时变参数估计问题的时间序列分析方法，模型阶次合理选取、虚假模态的判断等问题更需要进一步深入研究[21]．

1.4 子空间类方法

（ⅰ）子空间方法简述． 对复杂系统，更适于用状态空间模型来表达，于是子空间方法应运而生．子空间方法由 Ho 和 Kalman 于 1966 年首次提出[22]．子空间方法一般利用系统的输入输出数据构造 Hankle 矩阵，在理想无噪声情况下，此矩阵的秩就等于系统的阶数．但当有噪声影响时，Hankle 矩阵的秩必然大于系统的阶数，此时对应的线性空间可以分为真实信号的子空间和噪声子空间．利用矩阵分解方法或其他手段提取出信号子空间，然后得到等价的系统矩阵，当然对结构系统，这个系统矩阵的特征值对应着系统的模态参数，这就是子空间方法的由来．这类方法在线性时不变问题中取得了巨大的成功，近十年来这个方法在时变系统参数识别问题中也有了长足的发展．子空间方法用于线性时变系统，首先要将问题描述为如下离散状态空间模型:

$$\begin{cases} x(k+1) = A(k+1,k)x(k) + B(k)u(k), \\ y(k) = C(k)x(k) + D(k)u(k), \end{cases} \quad (2)$$

其中 $x(k)$是在第 k 个采样时刻 $n\times1$ 维的状态向量，$A(k+1, k)$是 $n\times n$ 维的从时刻 $k+1$ 到时刻 k 的状态转移矩阵，$y(k)$是在第 k 个采样时刻 $r\times1$ 维的响应向量，$C(k)$是 k 时刻的 $r\times n$ 维输出矩阵．$u(k)$是在第 k 个采样时刻 $m\times1$ 维的输入向量，$B(k)$是输入矩阵．$D(k)$是 $r\times m$ 维的直接转换矩阵．

主要的方法有基于集总数据的子空间方法和递推子空间方法．前者需要利用在不同初始条件下的自由响应数据或在一组互不相关的激励和响应信号[23]，但这类方法需要计算数据矩阵的正交分解，计算量较大，尤其是在系统维数较高的时候，同时很多工程问题要求能够对系统参数进行在线估计．递推子空间方法可以有效地解决这两个问题，递推子空间算法步骤可分三步：第一步是将数据矩阵通过某种数学技巧写成一阶更新形式，第二步是利用子空间跟踪算法跟踪系统的特征子空间，第三步是利用子空间方法估计系统矩阵．Verhaegen 等人[24]针对多输入多输出系统的输出误差状态空间(MOESP)模型于 1991 年最先提出利用 QR 分解的性质将数据矩阵写成一阶更新形式，再用一个一阶奇异值分解(SVD)修正方法．之后于 2000 年[25]基于 MOESP 提出一系列递推子空间方法，这些方法分别利用投影估计子空间跟踪算法(PAST)和辅助变量投影估计子空间跟踪算法(EIV-PAST)代替 SVD. Cho 等人[26]利用快速子空间分解，即 Lanczos 方法代替奇异值分解，得到一种新的递推方法．文献[27]使用梯度算法代替奇异值分解，得到了受初始条件影响较小的方法．文献[28]则是利用无约束优化方法替代奇异值分解．Mercere 等人[29]使用批信号处理和子空间辨识关系来调整传播方法以跟踪观测矩阵展开的子空间．这些方法的一个主要目的就是发展更经济的子空间跟踪方法，为实际工程结构时变模态参数识别研究奠定了坚实的基础，都可以考虑推广用于结构系统时变参数识别．因为对于结构系统，将其动力学方程用状态空间形式表示，系统特征矩阵的特征值对应着系统模态参数，因此跟踪系统矩阵的特征子空间即可识别结构系统时变的模态参数[30]．

(ii) 基于集总数据的子空间方法. 系统状态空间模型形如(2)式，只不过不考虑直接转换矩阵 $D(k)$ 对系统响应测量的影响. 利用相邻时刻系统的响应(或包括激励)数据的 Hankel 矩阵的性质得到这两个相邻时刻之间的系统状态转移矩阵的一个实现. 对于线性时不变系统，由于其状态转移矩阵的实现和状态转移矩阵是相似的，故通过对这个矩阵作特征值分解就可以得到系统的模态参数. 但对于线性时变系统，二者之间的相似关系不复存在，故无法直接进行特征值分解得到系统的模态参数，但可以找到一个矩阵使其与系统状态转移矩阵的特征值相等或者近似相等. 基于这个思路，Liu 将线性时不变系统模态参数的概念推广到线性时变系统，提出了伪模态参数的概念，于 1999 年[31]提出了利用自由响应数据的子空间方法. 该方法利用不同初始条件下的测量响应数据构造 Hankel 矩阵，并对相邻时刻的两个 Hankel 矩阵进行奇异值分解得到系统广义能观矩阵的估计. 该方法只能使用自由响应数据或脉冲响应数据，使用范围受到一定限制. 1999 年[32]又推广提出利用任意激励下的输入输出数据的子空间方法，避免了这个缺陷. 该方法利用系统输入输出数据定义两个 Hankel 矩阵 $Y(k)$和 $U(k)$，则输入输出关系可以写成

$$Y(k)=\Gamma(k)X(k)+\Theta(k)U(k), \tag{3}$$

这里 $\Gamma(k)$ 是广义能观矩阵，$\Theta(k)$ 是脉冲响应矩阵. 然后利用

$$Y(k)U^{\perp}(k)=Y(k)\left(I-U^{\mathrm{T}}(k)\left[U(k)U^{\mathrm{T}}(k)\right]^{-1}U(k)\right) \tag{4}$$

的列所展成的子空间获得广义能观矩阵的估计，得到这个估计以后就可以计算系统状态转移矩阵近似相似矩阵:

$$\tilde{A}(k+1,k)\approx F^{+}(k)F(k+1)\left[\bar{\Gamma}_1(k+1)\right]^{+}\bar{\Gamma}_2(k). \tag{5}$$

(5)式右端各个矩阵均为广义能观矩阵的估计值的一部分. 在时刻 k 的模态参数估计为

$$\begin{aligned}\omega_r(k)&=\sqrt{\left(\lambda_r^R(k)\right)^2+\left(\lambda_r^I(k)\right)^2},\\ \xi_r(k)&=\frac{-\lambda_r^R(k)}{\omega_r(k)}\ (r=1,2,\cdots,n),\end{aligned} \tag{6}$$

这里 $\omega_r(k)$ 和 $\xi_r(k)$ 分别为在时刻 k 系统的各阶固有频率和阻尼比，而 $\lambda_r^k(k)$ 和 $\lambda_r^I(k)$ 则是 $\tilde{A}(k+1,k)$ 对应阶次的特征值 $\lambda_r(k)$ 的实部和虚部. Liu 针对一个带移动质量的机械臂系统进行了仿真分析，表明该方法可以有效地识别系统的时变模态参数. 于开平等人[33]利用该方法还分析了移动质量-简支梁系统的伪模态参数辨识问题. 由于这种方法充分利用了信号中全部的信息，故在无噪声影响的情况下可以较为准确地辨识出系统的伪模态参数. 但这两种方法对噪声极为敏感，即使经过平均，结果仍显得较为粗糙. 庞世伟等人[34]用广义能观阵代替输出矩阵，增加求解最小二乘问题的规模，从而增加了算法的抗噪声能力，并根据左奇异矩阵的正交性用转置代替伪逆计算，还一定程度地降低了计算量，以一个刚度线性、正弦及突变三种情况的两自由度模型为例验证了算法的优越性能.

(iii) 递推子空间方法. 实际工程应用中使用集总数据的要求是一个苛刻的条件，而且需要每步计算一次奇异值分解，计算量很大，不便于在线应用，这些都严重限制了方法的实际应用. 递推子空间方法引入子空间跟踪算法代替奇异值分解，有效降低了计算量，使得子空间方法在线使用成为可能. 该方法采用(2)式的状态空间模型，将在第 k 个采样时刻之前的输入输出数据写成两个广义 Hankel 矩阵 U_{k-1} 和 Y_{k-1}，则在下一个采样时刻，即第 $k+1$ 个采样时刻，新的数据组成的新的广义 Hankel 矩阵可以写成

$$Y_k=\left[Y_{k-1}\quad \bar{y}_k\right]\text{和}\ U_k=\left[U_{k-1}\quad \bar{u}_k\right]. \tag{7}$$

$\bar{y}_k$ 和 $\bar{u}_k$ 是新数据加入后构成的列向量，并可以找到矩阵 $Z_k=\left[Z_{k-1}\quad z_k\right]$，其中

$$\begin{aligned}z_k&=\frac{1}{\sqrt{1+\alpha_k}}\left(Y_{k-1}U_{k-1}^{\mathrm{T}}[U_{k-1}U_{k-1}^{\mathrm{T}}]^{-1}\bar{u}_k-\bar{y}_k\right),\\ \alpha_k&=\bar{u}_k^{\mathrm{T}}[U_{k-1}U_{k-1}^{\mathrm{T}}]^{-1}\bar{u}_k.\end{aligned} \tag{8}$$

矩阵 Z_k 与 k 时刻的广义能观矩阵的估计只相差一个线性变换，通过研究该矩阵的左奇异向量子空间的变化就可以跟踪广义能观矩阵的估计值的变化，然后引入子空间跟踪算法就可以跟踪特征子空间的变化，显然子空间跟踪算法的性能直接影响算法整体性能. Tasker 等人[35,36]于 1998 年提出基于 N4SID 方法利用自适应 TQR 迭代算法代替 SVD 的递推子空间方法，并利用 NASA 的 NCST 桁架实验验证该方法对线性时不变系统不但可以在线应用，还保持了计算精度，最主要可以辨识质量突变引起模态参数的变化. 吴日强等人[37]将新的数据信息组合成一个维数不变的矩阵，通过对该矩阵的奇异值分解来更新上

一步的信号子空间. 这样就避免了对一个不断增长的 Hankle 阵做奇异值分解, 有效地缩减了计算量, 实现了快速跟踪, 方法称为 FAST, 并分析研究了顶端受时变载荷的三连杆系统在平衡位置附近振动的模态参数识别问题. 庞世伟等人[38]引入 PAST 提出了一个新的递推子空间方法. PAST 方法将子空间跟踪问题通过投影转化为无约束优化问题:

$$J(W)=\|x-Wh\|^2. \tag{9}$$

此时, 目标函数 $J(W)$变为 W 的二阶函数, 基于 PAST 的递推子空间方法主要利用(7)式的前一时刻数据计算(4)和(8)式, 然后将 z_i 和 $YU^{\perp}$ 的主奇异值对应的主左奇异向量矩阵分别看作 x 和 W 代入到(9)式, 之后可直接利用最小二乘方法求解 W. 以移动质量的机械臂问题为例, 分析研究了基于 TQR 迭代、FAST 和 PAST 三种跟踪算法的递推子空间格式对时变模态参数的识别性能. 与 FAST 方法相比, PAST 给噪声的出口更大, 对噪声的敏感性更低. 与自适应的 TQR 迭代算法相比, PAST 无需噪声平均, 计算量相对较小. 基于 PAST 的方法的跟踪性能和对噪声的敏感性明显优于基于 FAST 的方法, 基本等同于基于自适应的 TQR 迭代算法的递推子空间方法, 但计算量要小于以上两种方法. 同时, 这些算法的识别精度随移动质量速度增加而减小. 另外还将 PAST 引入 ERA 方法, 替代奇异值分解步骤, 并通过施加遗忘因子得到递推方法[39], 移动质量-简支梁系统的仿真算例表明, 该方法可以有效地跟踪线性时变系统的参数变化. 需要说明的是, 早期 Cooper[40]发展出一种递推 ERA 格式, 利用 QR 分解, 通过 Givens 变换跟踪系统矩阵的变化, 此方法可应用于时变系统, 但计算量和存储量很大, 而新的改进递推 ERA 格式则避免了这个缺点. 这几种方法本质上都是对系统数据施加无限增长的指数窗. 在一段时间内, 该方法可有效地辨识线性时变系统的参数, 但随着时间的推移, 旧数据对新数据的影响将降低辨识精度. 为此, 庞世伟等人[41]推导出基于固定长度平移窗子空间方法的数据矩阵的一阶修正形式, 通过利用固定长度平移窗投影估计子空间跟踪算法替代奇异值分解, 提出了基于固定长度平移窗的递推子空间方法, 新方法可在不降低辨识精度的情况减少计算量. 与利用遗忘因子的递推子空间方法比较, 新方法可提高辨识精度, 但计算量略有增加. 显然, 基于 PAST 代替奇异值分解的子空间跟踪步骤, 在降低计算量、提高跟踪性能以及抗噪声影响等方面有显著的特点, 值得进一步深入研究.

此外, 李会娜等人[42]以任意组合的位移、速度、加速度响应信号为测量信息定义了状态输出方程式, 仅使用一组自由响应数据, 利用奇异值分解将子空间方法推广识别时变系统的物理参数. 静大海等人[43]将子空间与子结构法结合, 对结构连接处的时变物理参数进行了在线辨识. 但应该注意到, 子空间方法也可以直接识别结构系统的物理参数, 而不是先识别模态参数, 再由这些模态参数重构物理参数.

值得注意的是, 目前提出的基于子空间的识别方法绝大多数都仅限于简单的物理模型仿真, 只有个别研究人员, 如 Goursat 等人[44], 探讨使用基于子空间技术的方法对阿里亚那(Ariane)5 火箭发射这样的质量随时间快速变化的、非平稳结构的模态参数识别问题进行研究. Marchesiello 等人[45]分析研究了桥梁结构. 这些大型实际工程结构问题的研究, 由于载荷通常无法测量, 仅仅有输出数据, 这就需要研究发展仅仅输出数据的子空间方法; 诚然, 任何仅需要输出数据的方法, 对输入不是完全没有要求的. 对这类问题, 随机子空间法是可用的选择, 实际应用时, 可基于短时时不变假设, 也可以采用上述的子空间跟踪步骤. 但由于实际信号信噪比差, 数据非平稳性明显, 信息量少, 现有算法对噪声的敏感度以及识别精度还需要进一步改善.

子空间方法不可避免地要使用特征值或者奇异值分解技术, 这必然会带来方法数值实现上的复杂性, 对于大型工程结构, 尤其对有在线以及快速识别要求的问题, 这一直都是需要进一步关注的.

2 时变非线性结构系统辨识与参数识别

2.1 算法简述

同时考虑系统的非线性和时变特性, 进行系统辨识方法的研究, 从理论上是十分艰难的, 但近十年来, 在现代控制理论、信号处理和系统工程[46~50]以及农业[51]、生物[52]、天文[53]等领域, 国内外都已经有一些学者开始涉足这个问题的研究, 并做了一些有益的尝试. 应该注意到这些方法, 没有考虑系统本身的稳定性问题, 而事实上这是一个更为艰难的理论问题, 对于大多数模型没有可用的结果, 只有极少量的针对特殊模型给出了稳定性分析结论[54], 因此目前

已经发展的绝大多数识别预测算法都没有讨论系统稳定性对算法的影响. 非线性时变系统的辨识方法, 根据所用模型的不同主要可以分为两大类: 第一类是神经网络模型, 第二类是非线性参数模型方法. 于开平等人[55]对这两大类方法的研究现状作了简要总结, 并针对这两大类方法在结构系统辨识中存在的问题进行了改进研究[56~58], 下面将重点介绍这些最新成果.

2.2 时间序列分析方法

(ⅰ) 非线性自回归滑动平均模型. 对非线性时变结构系统辨识问题, 首先假设非线性时变结构系统的线性和非线性部分可以分开, 即(1)式可以写为

$$M(t)\ddot{x}+C(t)\dot{x}+K(t)x+G(\dot{x},x,t)=F(t), \qquad (10)$$

其中 $C(t)$和 $K(t)$分别是 $n\times n$ 维随时间变化的阻尼和刚度矩阵, $G(\dot{x},x,t)$ 是 $n\times 1$ 维与 $\dot{x},x$ 成非线性关系的非线性回复力向量. 这里只考虑慢变系统, 则在 $[t_k,t_{k+n}]$ 的一小段时间内系统参数变化很小, 可以假设其参数在这一段时间内不变. 系统在这一时间段内的动力学方程变为

$$M(t_k)\ddot{x}+C(t_k)\dot{x}+K(t_k)x+G(\dot{x},x,t_k)=F(t). \qquad (11)$$

将(11)式写成状态空间模型的形式后离散, 可以转换成如下非线性自回归滑动平均(NARMA)模型:

$$\sum_{i=0}^{s}A_i(t_k)Y(k-i)=\sum_{i=1}^{s}B_i(t_k)F(k-i)$$
$$+P(Y^{\mathrm{T}}(k-s),Y^{\mathrm{T}}(k-s+1),\cdots,Y^{\mathrm{T}}(k-1),t_k), \qquad (12)$$

这里 P 是时间段$[t_k,t_{k+n}]$内关于$Y^{\mathrm{T}}(k-s),Y^{\mathrm{T}}(k-s+1),\cdots,Y^{\mathrm{T}}(k-1)$ 的多项式. (12)式所描述的非线性时变系统模型可以改写成如下形式:

$$Y(k+1)=\varPsi^{\mathrm{T}}(k)\varOmega(k), \qquad (13)$$

其中

$$\varPsi(k)=\left[-A_1^{\mathrm{T}}\cdots-A_s^{\mathrm{T}}B_1^{\mathrm{T}}\cdots B_s^{\mathrm{T}}p_1^{\mathrm{T}}p_2^{\mathrm{T}}\cdots\right]^{\mathrm{T}}, \qquad (14)$$

$$\varOmega(k)=\begin{bmatrix}Y^{\mathrm{T}}(k-1)\cdots Y^{\mathrm{T}}(k-s+1)F^{\mathrm{T}}(k-1)\\ F^{\mathrm{T}}(k-s+1)P_1^{\mathrm{T}}P_2^{\mathrm{T}}\cdots\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \qquad (15)$$

其中 $p_1,p_2,\cdots$ 表示多项式 $P(Y^{\mathrm{T}}(k-s),Y^{\mathrm{T}}(k-s+1),\cdots,Y^{\mathrm{T}}(k-1))$ 的系数, $P_1,P_2,\cdots$ 表示对应的多项式的单项. (13)式可以看成是关于 $\varOmega(k)$ 的线性时变系统模型, $\varPsi(k)$ 是随时间变化的参数, 问题转化为线性时变系统参数识别问题, 可用典型的 Kalman 滤波等方法识别参数.

(ⅱ) 时变非线性自回归滑动平均模型. (10)式所代表的非线性时变结构系统, 在任一时刻均可用一个 NARMA 模型来描述系统的输入输出特性. 为表征系统的时变特性, 从建模的角度可以在 NARMA 模型基础上引入采样步数 k, 得到时变 NARMA 模型:

$$y(k+1)=f(y(k),\cdots,y(k-n_y),u(k),\cdots,u(k-m_u),k), \qquad (16)$$

其中 $y(k)=[y_1(k),\cdots,y_n(k)]^{\mathrm{T}}$, $u(k)=[u_1(k),\cdots,u_m(k)]^{\mathrm{T}}$, n_y, m_u 分别为它们的最大延迟. $f(\cdot)$ 是向量的非线性函数, 对其作关于输入输出的 Taylor 展开, 得到多项式形式的时变 NARMA 模型:

$$y_i(k)=\theta_{i0}(k)+\sum_{j=1}^{J}\theta_{ij}(k)x_{ij}(k)+R,\quad i=1,2,\cdots,n, \qquad (17)$$

这里 J 是多项式的项数, $x_{ij}(k),i=1,2,\cdots,n;\ j=1,2,\cdots,J$ 是单项式, 每一项均由带延迟的输出和输入构成. $\theta_{ij}(k),i=1,2,\cdots,n,\ j=0,1,\cdots,J,k=1,2,\cdots$ 表示随时间变化的对应单项式系数. R 表示余项, 选择合适的单项式系数, 可使 R 小到忽略不计. 注意到(17)式描述的系统关于参数 $\theta_{ij}(k)$ 是线性的, 可利用线性时变系统的辨识方法估计模型的参数.

在线性时变参数识别问题中的信号处理类方法, 也可以应用于非线性时变参数识别. Feldman[59]使用 Hilbert 变换技术处理受谐波激励的非线性单自由度系统的自激和强迫组合振动的信号, 估计出系统的瞬时固有频率、阻尼比以及这些参数与振动幅值的关系, 但对于多自由度问题还没有给出合用的结论. 应该说, 近年来非线性结构的时变特性跟踪与识别问题得到了越来越广泛的关注.

2.3 神经网络方法

目标是给定系统输入和输出数据下使用神经网络算法辨识离散的非线性时变系统, 常用的网络结构有多层前向网络以及递归网络结构. 主要思路是将神经网络的连接权值作为系统的时变参数, 反映系统的输出随输入的变化而变化. 以多层前向网络结构为例, 输入和输出之间的神经网络模拟关系为

$$\begin{aligned}y(k)&=W_2(k)\varphi(W_1(k)u(k)+B_1(k))+B_2(k)\\&=\bar{f}(u(k),\theta(k)),\end{aligned} \qquad (18)$$

其中 $W_1(k)$, $W_2(k)$, $B_1(k)$, $B_2(k)$ 分别表示输入层与隐层单元之间的连接权值矩阵、隐层单元与输出层之间的连接权值矩阵、隐层单元的偏值向量和输出层单元的偏值向量, φ 表示 k 时刻隐含神经元矢量函数, 令 $\theta(k)$ 表示所有神经网络的连接权向量, $\bar{f}$ 表示网络

的逼近函数. 由神经网络产生的模型误差 $e(k)$ 可表示为

$$e(k) = d(k) - y(k), \tag{19}$$

其中 $d(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示网络的期望输出和实际输出, 利用(19)式, 并假设 $\theta(k)$ 服从随机游动规律, 可采用传统参数估计方法来估计时变参数. $\theta(k)$ 的最小方差估计 $\bar{\theta}(k)$ 由传统递推最小二乘算法公式直接得到. 但是传统递推最小二乘算法在递推过程中会不可避免地出现“数据饱和”现象, 改变算法主要计算过程, 即改变 $P(k)$的变化规律, 得到一个新的估计步骤:

$$\begin{cases} \bar{\theta}(k+1) = \bar{\theta}(k) + K(k+1)(d(k+1) - F^{\mathrm{T}}(k+1)\bar{\theta}(k)), \\ K_1(k+1) = F(k+1)(1 + F^{\mathrm{T}}(k+1)P(k)F(k+1))^{-1}, \\ K(k+1) = P(k)K_1(k+1), \\ P(k+1) = P(k) - K_1(k+1)F^{\mathrm{T}}(k+1). \end{cases} \tag{20}$$

方程中各个变量的意义不变, 引入了一个中间变量后, 系统辨识精度、计算量都有很大提高, 有效地克服了因“数据饱和”带来的误差. 但需要注意递推过程中其误差协方差矩阵几乎不变, 这限制了算法的跟踪能力, 可以按照上述思路, 设计更合适的 $P(k)$变化方式来满足跟踪性能, 同时又能克服数据饱和问题. 同时, 还应该注意这种新的估计步骤, 作为前向神经网络结构学习算法, 可以得到更好的估计结果, 但是对于其他模型, 这种估计步骤的性能还需要进一步研究.

此外, 可以通过神经网络观测器的设计, 发展或者改进基于神经网络的非线性系统时变参数识别算法的性能. Ahmed-Ali 等人[60]基于径向基函数网络使用滑移网络观测器, 同时对网络输出和非线性系统输出之间的误差发展了一个新的自适应方法, 使得算法在系统输出状态部分已知情况下, 可以理论地证明算法具有限时间收敛性. 尽管是在一定条件下收敛, 也已经很难得. 除了以上两种主要研究思路外, 还有少数其他方法, 如 Kenne 等人[61]假设状态变量连续有界、输入可测并连续有界, 基于变结构理论, 设计了一个自适应的观测器, 使得算法可以在线应用, 并基于 Lyapunov 理论分析了算法的收敛性问题. 研究工作的背景是感应电动机的变速调节和控制问题, 还不能直接应用于结构系统, 但其基于变结构控制及自适应观测器设计的算法设计思路有一定参考价值.

3 需进一步深入研究的问题

线性和非线性时变结构系统时变参数识别及系统辨识问题, 尽管目前已经有一些算法研究结果, 但根据前述的总结, 我们认为事实上这个领域还有很多理论问题尚需回答, 可工程实用化的算法及软件研究也需要进一步深入, 下面列出我们认为应该继续深入研究的若干问题.

(ⅰ) 线性时变结构参数识别问题. 对于那些结构参数时变性可作线性假设的问题, 从理论到应用都有需要进一步深入研究的问题, 下面列出的问题应该是理论研究给出, 但目前还没有结果或者结果还非常之少. (1) 目前的算法研究都假设系统是可观和可控的, 系统是可识别的, 而事实上要识别出系统的时变动态特性, 对测试和输入输出信息都应该有一定的要求, 目前还没见这方面的研究结果. (2) 目前已经发展的多数算法, 大多数仅仅给出算法设计的思路和实现步骤, 并用仿真或试验来验证研究结果的有效性, 多数没有讨论算法的稳定性和收敛性问题. (3) 针对结构系统可能存在的参数共振问题, 也就是基于参数共振数据方法是否适用、精度如何, 也几乎没有结果可用. (4) 此外, 部分算法的设计是将时变的参数估计问题通过函数逼近转变为时不变参数估计问题, 这种定常化处理是应该在一定条件之下的, 给出严格的理论分析是非常必要的.

为解决实际工程问题, 下面两方面问题的研究应该说更为实用. (1) 针对输入未知或者可做白噪声假设的实际工程问题, 发展有效的时变参数识别算法, 实用价值更为明显. (2) 基于试验数据对不同方法进行深入的比较分析, 对算法的选择是有帮助的, 因此基于遥测或者实际工程结构的实时监测数据分析研究各类方法的特点, 依据比较分析结论评估出合用的算法, 进行可工程应用的软件开发以及相应的测试分析系统研制, 是算法进一步研究的主要目标之一.

(ⅱ) 非线性时变系统辨识与参数识别. 系统的可识别性、方法的收敛性这样的理论问题对非线性系统不仅同样存在, 而且可能更为艰难. 因此, 在系统可识别的假设下, 新算法设计、算法有效性的仿真和试验验证还是目前的主要研究内容, 在一定条件下, Lyapunov 稳定性理论可以帮助给出算法的收敛性分析.

在系统预测方面, 神经网络模拟是首选的方法,

针对具体问题改进网络结构和学习算法都可以达到精确预测的目标. 例如, 基于多层前向神经网络结构的新的递推最小二乘算法与普通最小二乘算法以及同样的扩展 Kalman 滤波算法相比较, 在计算精度以及计算量上都有一定的优势, 这个结论给我们设计新的、更有效的基于多层前向神经网络的辨识方法提供了可能. 这种思想不仅针对传统的最小二乘方法可改善算法的精度和有效性, 针对传统的扩展 Kalman 滤波算法也可按照类似的思路进行改进, 得到更高效的新算法.

针对非线性参数化模型, 可基于短时平稳性假设, 分段识别结构系统的参数, 方法可直接用于模态参数和物理参数的识别, 但方法对噪声的敏感性、算法的精度和计算效率都有待改善.

除了对通常的非线性系统进行参数识别和系统辨识研究外, 对可能存在分叉、混沌这样复杂非线性现象的系统模拟以及输出的准确预测, 更是值得研究的任务.

参考文献

1 邹经湘, 于开平, 杨炳渊. 时变结构的参数识别方法. 力学进展, 2000, 30: 370—377
2 续秀忠, 华宏星. 利用时频表示进行结构时变模态参数辨识. 振动与冲击, 2002, 21: 37—44
3 续秀忠, 张志谊. 基于时频滤波的时变模态分解方法. 噪声与振动控制, 2005, 5: 15—17
4 史治宇, 沈林. 基于小波方法的时变动力系统参数识别. 振动、测试与诊断, 2008, 28: 108—112
5 邹甲军, 冯志化, 陆维生. 基于小波的 LTV 系统的参数识别. 苏州大学学报, 2005, 25: 41—46
6 任宜春, 易伟建, 谢献忠. 地震作用下结构时变物理参数识别. 地震工程与工程振动, 2007, 27: 22—31
7 徐亚兰, 陈建军, 胡太彬. 系统模态参数辨识的小波变换方法. 西安电子科技大学学报, 2004, 31: 281—285
8 张郁山, 梁建文, 胡聿贤. 应用 HHT 方法识别刚度渐变的线性 SDOF 体系的动力特性. 自然科学进展, 2005, 15: 597—603
9 Shi Z Y, Law S S. Identification of linear time-varying dynamical systems using Hilbert transform and EMD method. J Appl Mech, 2007, 74: 223—230[doi]
10 程远胜, 熊飞, 刘均. 基于 HHT 方法的时变多自由度系统的参数识别. 华中科技大学学报(自然科学版), 2007, 35: 41—43
11 Pai P F, Palazotto A N. Detection and identification of nonlinearities by amplitude and frequency modulation analysis. Mech Syst Signal Proc, 2008, 22: 1107—1132[doi]
12 Grenier Y. Time-dependent ARMA modeling of nonstationary signals. IEEE Trans ASSP, 1983, 31: 899—911[doi]
13 赵永辉, 于开平, 邹经湘. 利用输出误差时间序列模型识别结构时变模态参数. 航空学报, 2001, 22: 277—280
14 Ko W J, Hung C F. Extraction of structural system matrices from an identified state-space system using combined measurements of DVA. J Sound Vibrat, 2002, 249: 955—970[doi]
15 Yang J N, Lin S. Identification of parametric variations of structures based on least square estimation and adaptive tracking technique. J Eng Mech ASCE, 2005, 131: 290—298[doi]
16 Lin J W, Betti R. On-line identification and damage detection in non-linear structural systems using a variable forgetting factor approach. Earthquake Eng Struct Dynam, 2004, 33: 419—444[doi]
17 尚久铨. 建筑物模态参数时变特性基于强震记录的识别. 地震工程与工程振动, 1991, 13: 22—31
18 刘丽兰, 刘宏昭, 吴子英, 等. 基于时变多变量 Prony 法的时变振动系统模态参数辨识. 机械工程学报, 2006, 42: 134—138
19 Petsounis K A, Fassoi S D. Non-statinnary functional series TARMA vibration modeling and analysis in a Planar manipulator. J Sound Vibrat, 2000, 231: 1355—1376[doi]
20 续秀忠, 张志谊, 华宏星, 等. 应用时变参数建模方法辨识时变模态参数. 航空学报, 2003, 24: 230—233
21 Poulimenos A G, Fassois S D. Parametric time-domain methods for non-stationary random vibration modelling and analysis—A critical survey and comparison. Mech Sys Signal Proc, 2006, 20: 763—816[doi]
22 Ho B, Kalman R. Efficient construction of linear state variable models from input/output functions. Regelungstechnik, 1966, 14: 545—548
23 Verhaegen M, Yu X D. Class of subspace model identification algorithms to identify periodically and arbitrarily time-varying systems. Automatica, 1995, 31: 201—216[doi]
24 Verhaegen M, Deprettere E. A fast recursive MIMO state space model identification algorithm. In: Proceedings of the 30th Conference on Decision and Control, Brighton, England, 1991. 1349—1354
25 Lovera M, Gustafsson T, Verhaegen M. Recursive subspace identification of linear and non-linear wiener state-space models. Auto-

matica, 2000, 36: 1639—1650[doi]
26 Cho Y M, Xu G, Kailath T. Fast recursive identification of state space models via exploitation of displacement structure. Automatica, 1994, 30: 45—59[doi]
27 Oku H, Kimura H. Recursive 4SID algorithms using gradient type subspace tracking. Automatica, 2002, 38: 1035—1043[doi]
28 Mercere G, Lecoeuche S, Lovera M. Recursive subspace identification based on instrumental variable unconstrained quadratic optimization. Int J Adapt Control Signal Proc, 2004, 18: 771—797[doi]
29 Mercere G, Bako L, Lecoeuche S. Propagator-based methods for recursive subspace model identification. Signal Proc, 2008, 88: 468—491[doi]
30 Liu K F, Deng L Y. Identification of pseudo-natural frequencies of an axially moving cantilever beam using a subspace-based algorithm. Mech Syst Signal Proc, 2006, 20: 94—113[doi]
31 Liu K. Extension of modal analysis to linear time-varying systems. J Sound Vibrat, 1999, 226: 149—167[doi]
32 Liu K. Identification of linear time-varying systems. J Sound Vibrat, 1997, 206: 487—505[doi]
33 于开平, 谢礼立, 邹经湘. 移动质量-简支梁系统的参数辨识. 地震工程与工程振动, 2002, 22: 14—17
34 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 识别时变结构模态参数的改进子空间方法. 应用力学学报, 2005, 22: 184—188
35 Tasker F, Bosse A, Fisher S. Real-time modal parameter estimation using subspace methods: Theory. Mech Sys Signal Proc, 1998, 12: 797—808
36 Tasker F, Bosse A, Fisher S. Real-time modal parameter estimation using subspace methods: Applications. Mech Sys Signal Proc, 1998, 12: 809—823[doi]
37 吴日强, 于开平, 邹经湘. 改进的子空间方法及其在时变结构参数辨识中的应用. 工程力学, 2002, 19: 67—70
38 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 用于时变结构模态参数识别的投影估计递推子空间方法. 工程力学, 2005, 22: 115—119
39 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 用于时变系统辨识的递推子空间方法. 振动工程学报, 2005, 18: 233—237
40 Cooper J E. On-line version of the eigensystem realization algorithm using data correlations. J Guid Control Dynam, 1997, 20: 137—142[doi]
41 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 用于线性时变系统辨识的固定长度平移窗投影估计递推子空间方法. 机械工程学报, 2005, 41: 117—122
42 李会娜, 史治宇. 基于自由响应数据的时变系统物理参数识别. 振动工程学报, 2007, 20: 348—352
43 静大海, 刘晓平. 基于子空间法与子结构法时变结构连接处的物理参数在线辨识. 振动与冲击, 2007, 26: 19—63
44 Goursat M, Basseville M, Benveniste A, et al. Output-only modal analysis of Ariane 5 launcher. In: Proceedings of the 19th International Modal Analysis Conference (IMAC-XIX), Kissimmee, Florida, US, February, 2001. 1483—1490
45 Marchesiello S, Bedaoui S, Garibaldi L, et al. Time-dependent identification of abridge-like structure with crossing loads. Mech Sys Signal Proc, 2009, 23: 2019—2028[doi]
46 Nordsjo A E, Zetterberg L H. Identification of certain time-varying nonlinear wiener and hammerstein systems. IEEE Trans Signal Proc, 2001, 49: 577—592[doi]
47 Apostolikas G, Tzafestas S. On-line RBFNN based identification of rapidly time-varying nonlinear systems with optimal structures-adaptation. Math Comput Simul, 2003, 63: 1—13[doi]
48 邹高峰, 王正欧. 基于回归神经网络的非线性时变系统辨识. 控制与决策, 2002, 17: 517—521
49 Green M, Zoubir A M. Selection of a time-varying quadratic volterra model using a wavelet packet basis expansion. IEEE Trans Signal Proc, 2004, 52: 2721—2728
50 罗晓, 陈耀, 孙优贤. 基于小波包分解的非线性时变系统辨识. 高校应用数学学报 A 辑, 2004, 19: 51—56
51 张志明, Verbeke L P C, Clerc De E M, 等. 利用人工智能神经网络和 DEM 数据进行植被变化探测, 科学通报, 2007, 52: 201—210
52 Ikharia B I, Westwick D T. A bootstrap term selection method for the identification of time-varying nonlinear systems. In: Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference, New York City, USA, 2006
53 王琪洁, 廖德春, 周永宏. 地球自转速率变化的实时快速预报. 科学通报, 2007, 52: 1728—1731
54 马万彪. 一类非线性时变系统零解的稳定性. 科学通报, 1986, 31: 1036—1036
55 于开平, 庞世伟, 邹经湘. 非线性时变结构系统辨识方法研究进展. 见: 第九届全国振动理论及应用学术会议文集(NVTA' 2007), 杭州, 2007
56 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 利用 NARMA 模型辨识非线性时变结构系统. 哈尔滨工业大学学报, 2008, 40: 12—16
57 庞世伟, 于开平, 邹经湘. 基于时变 NARMA 模型的非线性时变系统辨识. 工程力学, 2006, 23: 25—29
58 于开平, 董好志, 邹经湘. 基于前向神经网的时变非线性结构系统辨识快速递推最小二乘法. 振动工程学报, 2007, 20: 468—

472
59 Feldman M. Time-varying and non-linear dynamical system identification using the Hilbert transform. In: Proceedings of the ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conferences (DETC2005): Vol I: 20th Biennial Conference on Mechanical Vibration and Noise, 2005. 1309—1317
60 Ahmed-Ali T, Kenne G, Lamnabhi-Lagarrigue F. Identification of nonlinear systems with time-varying parameters using a sliding-neural network observer. Neurocomputing, 2009, 72: 1611—1620[doi]
61 Kenne G, Ahmed-Ali T, Lamnabhi-Lagarrigue F, et al. Nonlinear systems time-varying parameter estimation: Application to induction motors. Elect Power Sys Res, 2008, 78: 1881—1888[doi]

Advances in method of time-varying linear/nonlinear structural system identification and parameter estimate

YU KaiPing, PANG ShiWei & ZHAO Jie

Department of Astronautics and Mechanics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China

The advances in methods of estimating modal parameters of a linear time-varying structural system and identifying dynamics characteristic of nonlinear time invariant structural systems in recent years are briefly reviewed. A parameter estimated procedure for linear time-varying structural system based on the subspace technology and nonlinear system identification method including scheme based on the neural networks and time varying NARMA (nonlinear auto regressive moving average) model is summarized in detail. Finally, major issues and directions for future work are discussed.

nonlinear time-varying system, system identification, parameter estimate, subspace, neural networks, ARMA model, structural system

doi: 10.1360/972008-2471