

运载火箭类周期测试数据特征预测方法研究

乐天¹, 蔡远文², 赵征宇¹, 马雪松¹

(1. 装备学院 研究生管理大队, 北京 101416; 2. 装备学院 航天装备系, 北京 101416)

摘要: 鉴于我国运载火箭测试数据判读工作现状, 研究测试数据的预测算法, 有助于预判故障趋势, 提前采取措施; 分析了运载火箭测试数据, 提出测试数据依时间序列的分类方法; 针对类周期型数据, 设计了相应的特征提取算法, 得出数据特征时间序列; 应用滚动自回归预测算法, 并将历史实际值与预测值的加权值作为当前时刻的建模数据, 实现了类周期数据特征的趋势预测; 该方法有助于改进运载火箭类周期型数据判读方法。

关键词: 数据判读; 趋势预测; 滚动时间序列; 特征提取

Study on Feature Trend Forecasting Method for Rocket Period-like Launch Data

Le Tian¹, Cai Yuanwen², Zhao Zhengyu¹, Ma Xuesong¹

(1. Administration Brigade of Postgraduate, Academy of Equipment, Beijing 101416, China;

2. Dept. of Aerospace Equipment, Academy of Equipment, Beijing 101416, China)

Abstract: In consideration of the current status of Rocket launch data interpretation, fault trend prediction and measures taken in advance would be benefit from studying of forecasting algorithms for the launch data. Rockets launch data is analyzed and then classified based on time series features. Aiming at the period-like data, the corresponding feature extraction algorithm is developed and the feature time series are reached. The rolling auto regressive algorithm is applied, with weighting history true value and forecasted value as the new modeling data at the present moment. The result is that the trend forecasting for the feature of the period-like data is realized, which will help to improve the rocket launch data interpretation.

Keywords: data interpretation; trend forecasting; roll time series; feature extraction

0 引言

当前, 我国运载火箭发射频率越来越高, 周期越来越短, 地面测试发射控制技术向着具备快速响应发射的能力前进。在这样的新要求下, 研究快速、先进的数据处理方法是十分必要的。“数字化箭地信息检测分析系统”是装备学院航天发射教研室自主研发应用于我国航天事业的测试软件系统, 是我国CZ-XX系列运载火箭的“三化”地面设备核心产品^[1]。判读模块是体现其自动化、智能化与先进性的重点与难点之一。目前, 系统的判读分析模块分为实时判读和事后判读, 包括时序时串发生时间的上下限报警、模拟信号电压上下限报警等不同类型信号的自动判读功能^[3]。

虽然现有系统已经具备了一定的自动判读功能, 但当信号出现一些趋势变化时, 还需人工进行判读。研究测试数据的预测算法, 有助于提醒工作人员测试数据已经呈现了趋势性, 减少由于人的因素产生的判读不准确或不及时问题, 有助于预判故障, 提前采取措施。

本文提出了运载火箭测试数据依时间序列的分类方法, 针对测试数据中的一种特殊数据——类周期数据 (period-like data) 的预测问题进行研究, 设计了类周期数据特征提取的方法, 并对提取的特征应用改进的滚动自回归 (auto regression,

AR) 算法实现预测, 对类周期数据的自动判读方法的改进具有重要意义。

1 运载火箭测试数据分类

1.1 传统的测试数据分类方法

火箭测试数据按电性质可分为电量和非电量, 电量包括电流、电压、功率、指令、脉冲等, 非电量包括振动、压力、冲击、温度、流量、转速等;

按测试方法可以分为连续监测数据和非连续监测数据, 连续监测就是某些参数在射前是一直处在监测当中, 如各分系统供电电压的监测; 非连续监测指有的测试项目进行之后, 就不再继续进行, 这些项目通常可在短时间内判断出测试结果, 如导通绝缘检查;

按变化频率可分为缓变、速变数据, 速变数据通常是出现问题后查找问题的重要来源, 而正常发射时, 通常对缓变数据进行在线判读, 速变数据不作在线判读;

按所属分系统可分为控制系统参数、动力系统参数、总体系统参数、外测与安全系统参数、环境参数、推进剂利用系统参数等^[5]。

1.2 测试数据的时间序列分类

“预测”一词必定和时间有关, 欲对火箭测试数据实现预测, 就必须将火箭测试数据按照时间序列上的特征进行分类。时间序列的分类可分为趋势型、季节型、周期型、随机型^[6]。根据火箭测试数据的特点, 火箭测试数据基于时间序列可分类为: 阶跃型、趋势型、类周期型、随机型。

1) 阶跃型: 阶跃型数据在火箭测试数据中较为常见, 如

收稿日期: 2014-08-12; 修回日期: 2014-09-12。

作者简介: 乐天(1989-), 男, 江苏江都人, 硕士研究生, 主要从事飞行器测试与控制、数据预测技术方向的研究。

时序串信号、供电电压跳变等。它的表现为数据波形在某时刻出现突变，如图 1 所示。

2) 趋势型：趋势型数据在波形上的表现形式为一种发散趋势。在某些系统异常时，趋势型数据较为常见，如何服机构漏油时油面反馈电压、箭上电池异常时供电电压出现的漂移等。趋势型数据的波形特点如图 2 所示。

3) 类周期型：类周期型数据表现形式大致呈周期性，前后波形相似，但由于某些原因，数据会受一些影响，并不呈现出严格的周期性。如何服机构的舵偏转测试数据，包含了超调、死区，每次响应的上升时间也不尽相同。类周期型数据波形上的典型表现形式如图 3 所示。

4) 随机型：随机型数据几乎存在于整个火箭测试过程，由于运载火箭测试时，系统受到许多因素干扰，如电磁干扰、温度变化等，在数据上表现为随机波动。

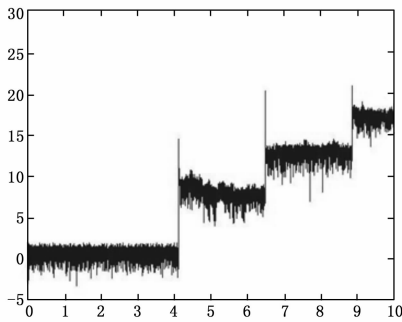


图 1 阶跃型数据

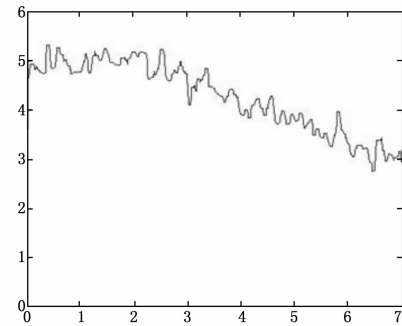


图 2 趋势型数据

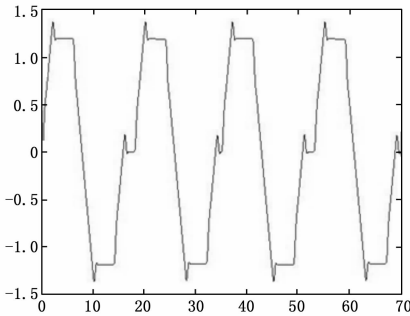


图 3 类周期型数据

2 滚动时间序列预测

2.1 AR (p) 模型

设 $\{x_t, t=1, 2, \dots, N\}$ 为一零均值实平稳时间序列，

则 p 阶 AR 模型为：

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + a_t$$

$$E[a_t] = 0, E[a_s a_t] = \begin{cases} \sigma_a^2, & t = s \\ 0 & t \neq s \end{cases}$$

$$E[a_s x_t] = 0 \tag{1}$$

式 (1) 表示了一个动态模型，由于是 $\{x_t\}$ 自身回归的表达式，所以被称为自回归模型。 $\{\phi_k, k=1, 2, \dots, p\}$ 称为自回归系数，序列 $\{a_t\}$ 是白噪声序列，被称为新息序列，它的均值为 0，序列项之间互不相关，与观测值序列也不相关。

设 B 为延迟算子，即 $Bx_t = x_{t-1}$ ，则 AR 模型可写为：

$$\phi(B)x_t = a_t \tag{2}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \tag{3}$$

对于 AR 模型的自回归系数可以通过解尤尔-瓦尔克方程得出：

$$\begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \dots & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_p \end{pmatrix} \tag{4}$$

式中， $\{\rho_k, k=1, 2, \dots, p\}$ 为序列的自相关函数。实际中我们所得到的数据一般是有限长度的，用这些有限长度的数据计算出来的自相关函数被称为样本自相关函数，计算公式是：

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, k = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-k} x_i x_{i+k}, k = 0, 1, \dots, N-1 \tag{5}$$

式中， $\hat{\gamma}_k$ 为样本协方差， N 为样本长度。

采用赤池信息准则 (AIC 准则) 确定模型阶数 p ：

$$AIC(k) = \ln \hat{\sigma}_a^2 + \frac{2k}{N}, k = 1, 2, \dots, L \tag{6}$$

式中， $\hat{\sigma}_a^2$ 为残差序列平方和， N 为样本长度， L 为预先设定的最高阶数。若 $ACI(p) = \min_{0 \leq k \leq L} AIC(k)$ ，则认为 AR 模型阶数为 $p^{[7]}$ 。

2.2 滚动 AR 算法

传统的时间序列预测方法，可以较好地计算出一步预测值，但总有一定的误差。在超前多步预测中， $t+1$ 时刻的预测值需要用到 t 时刻的预测值，也就是后一时刻的预测值需要用到前一时刻的预测值以及历史数据共同建模得到，这样就造成了误差不断累积，超前多步预测效果不好。滚动式时间序列 (roll time series, RTS) 多步预测算法，引入新的实测数据来不断修正模型，使模型拥有了更强的适应性与自学习能力，大大提高了预测精度^[8]。对时间序列 $\{x_t\}$ 的滚动超前 m 步预测的公式可用下式表示：

$$x_{t+m} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{p_m} \phi_{mi} x_{t-i+1} & (m = 1) \\ \sum_{i=1}^m \phi_{mi} \hat{x}_{t+m-i+1} + \sum_{i=m+1}^{p_m} \phi_{mi} x_{t+p_m-i+1} & (1 < m \leq p_m) \\ \sum_{i=1}^{p_m} \phi_{mi} \hat{x}_{t+p_m-i} & (m > p_m) \end{cases} \tag{7}$$

式中, p 和 ϕ_m 分别为进行第 m 步预测时, $AR(p)$ 模型的阶数和自回归系数。

3 速度特征提取与预测

对于类周期型信号, 它的波形并不光滑, 而是包含了超调、死区等环节。以伺服机构舵反馈电压为例, 该电压体现出了伺服机构活塞杆伸出/缩回的运动特性, 需要工作人员通过该曲线判断伺服机构的极性、速度特性等动态特征量。当伺服机构速度特性出现趋势变化时, 工作人员很难从数据波形上直观发现, 必须经过一定的方法将特征提取出来。本文设计了一种通过伺服机构舵反馈电压的波形数据提取速度特性的算法, 得出了伺服机构速度特征量的时间序列, 并与滚动式 AR 算法相结合, 预测出了速度特征量的趋势变化。

3.1 速度特征提取算法设计

伺服机构舵反馈电压从波形上看类似于正弦信号, 但由于它包含了超调、死区限位等环节, 必须设计相应算法以提取速度特征。所谓速度特征, 即伺服机构响应输入信号的快慢程度, 可通过计算上升沿的斜率获得。斜率可通过计算前后数据之差的平均值得到:

$$d = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \left(\frac{\Delta x}{\Delta i} \right) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i-1}) \quad (8)$$

速度特征提取的算法步骤如下:

- 1) 初始化 3 个计数器的值: $num=1, i=1, ii=1$;
- 2) 读取数据, 判断 x_{mm} 是否大于 x_{mm-1} ;
- 3) 若 $x_{mm} > x_{mm-1}$, 则计数器 i 累加, 并将差值依次输入数组 d 中;
- 4) 若 $x_{mm} \leq x_{mm-1}$, 则判断刚才单调递增的数据长度。根据采样时间与通常的上升时间, 设定若 $i > 100$, 则计算 d 的平均值赋给 $k(ii)$, 计数器 ii 累加; 若 $i \leq 100$, 则重置计数器 i ;
- 5) 滚动循环, 计数器 num 累加。

3.2 特征提取-滚动自回归预测算法

将特征提取算法与滚动式自回归算法相结合, 实现伺服机构舵偏信号上升沿的速度特性提取, 设定得到至少 4 个斜率值后开始进行预测。算法框图如图 4 所示。

3.3 滚动建模数据加权修正

将数据依照图 4 输入算法后, 得到一组上升沿斜率值与预测值, 如图 5 所示。

由图 5 可以发现, 由于第 6 步预测值受到了滚动读取新的实际值的影响, 而不考虑第 5 步预测值的趋势上的正确性, 造成了一定的误差。因此, 应综合考虑前一步的预测值和相应的实际值, 即重新建模时采用二者的加权平均值, 得到结果如图 6 所示。

由图 6 可见, 修正后的预测曲线很好地反映出了趋势性。采用平均绝对误差, 均方根误差来评定改进前后的预测精度, 如表 1 所示。

表 1 算法性能比较

	$e(\times 10^{-5})$	$\sigma(\times 10^{-5})$
修正前	6.115	7.459
修正后	4.235	4.941

由表 1 可知, 建模数据经过修正后的算法的平均绝对误

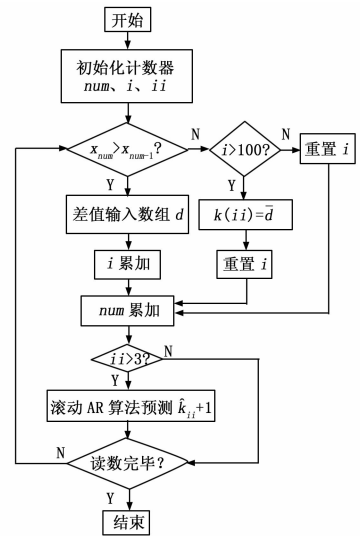


图 4 特征提取-滚动自回归预测算法框图

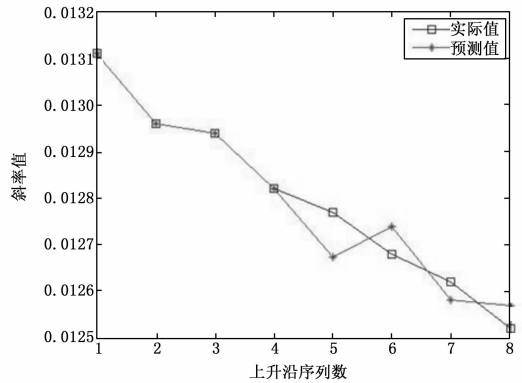


图 5 滚动 AR 算法预测效果图

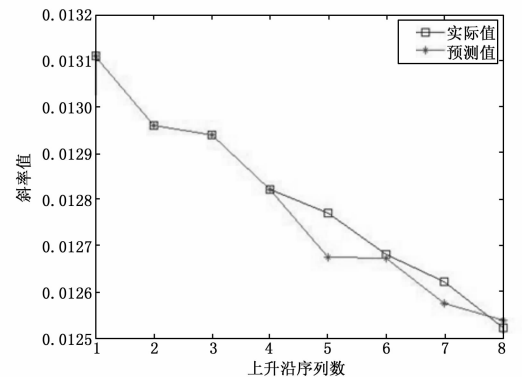


图 6 修正滚动建模数据后预测效果图

差和均方根误差都优于修正前的算法。

4 结束语

本文针对运载火箭测试过程中的一类自动判读难度较大的特殊数据: 类周期型数据进行了研究, 以伺服机构舵偏转反馈电压为例, 设计了速度特征提取算法, 得到了相应的速度特征时间序列; 应用滚动自回归预测方法, 并采用加权平均的方法修正滚动建模数据, 实现了该类数据特征的趋势预测。本文设

计的速度特征提取算法与改进自回归预测方法, 计算简单、方法实用、精度较高, 并且具有自适应性, 具有较高的工程实践价值。

参考文献:

[1] 蔡远文, 同江, 姚静波, 等. 我国航天自动测试系统体系结构研究 [J]. 装备学院学报, 2012 (6): 1-5.

[2] 蔡远文, 张迎新, 陈胜, 等. 运载火箭多路测试信息采集处理系统的设计与实现 [J]. 导弹与航天运载技术, 2004 (6): 12-15.

[3] 程龙, 蔡远文, 李岩. 弹箭遥测信息自动判读系统的研制

[J]. 弹箭与制导学报, 2008 (4): 71-73.

[4] 李岩, 蔡远文. 基于 1553B 总线的新型运载火箭测试技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2005 (9): 964-966.

[5] 陈以恩. 遥测数据处理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.

[6] 杨位钦, 顾岚. 时间序列分析与动态数据建模 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1988.

[7] 刘次华. 随机过程 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007.

[8] 刘辉, 田红旗, 李燕飞. 基于小波分析法与滚动式时间序列法的风电场风速短期预测优化算法 [J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2010 (1): 370-375.

(上接第 119 页)

模控制策略, 牵引电机输出转矩能更好地跟踪给定转矩, 给定转矩发生突变时输出转矩几乎不出现超调, 电机输出转矩一直跟随给定值。且在转矩恢复阶段, 传统 PID 控制存在着一定误差, 而非奇异终端滑模更好地控制了这些误差量。图 2 为非奇异滑模控制下城轨车辆牵引电机定子电流 i_d 和 i_q :

由图 2 可以看出: 由于使用 $i_d^* = 0$ 控制策略, 牵引电机直轴电流 i_d 在运行时间内始终为 0。交轴电流 i_q 在启动过程中超调量下, 调节时间短。在应对空转过程中, 给定转矩突变, i_q 仍然精确跟踪给定电流, 超调量很小, 调节时间非常短。

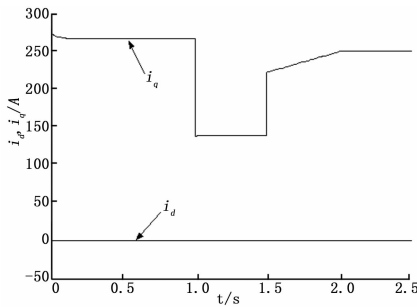


图 2 牵引电机定子电流 i_d i_q

由图 3 可以看出: 牵引电机转速在很短时间内精确到达给定值, 转速跟踪平稳基本无超调。给定转矩突变时, 牵引电机转速出现波动, 但在很短时间内回复到给定转速, 牵引电机转矩缓慢上升过程中, 转速存在小范围波动, 表明所使用非奇异滑模对于扰动具有一定的鲁棒性。图 4 为非奇异终端滑模面。

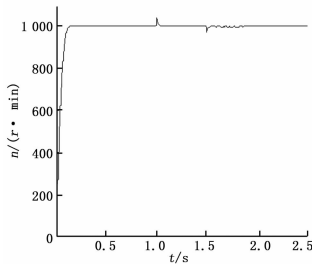


图 3 牵引电机输出转速

由图 4 可知: 所使用的非奇异滑模可以在有限时间到达 0 点, 控制量平稳抖动较小, 可以满足城轨车辆永磁同步电机的控制需求。可以看出, 与传统 PID 控制相比, 非奇异终端滑模具有相应速度快、超调量小、鲁棒性好等优点, 可以用来实现对于城轨车辆列车打滑问题的控制。

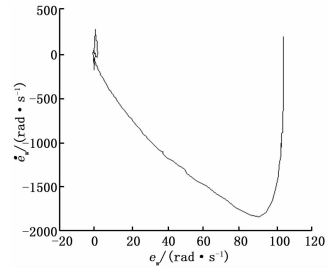


图 4 非奇异终端滑模面

4 结论

针对城轨车辆运行中出现轮对空转问题, 使用一种非奇异终端滑模控制方法, 模拟列车 ATO 控制系统检测打滑后的处理方法, 仿真结果表明, 采用非奇异终端滑模控制策略, 牵引电机能更好地跟踪输出转矩。在处理打滑过程中, 给定转矩短时间内发生突变, 非奇异滑模控制策略可以使电机输出转矩超调小, 调节时间短, 可以应对城轨车辆运行中的打滑问题, 对于城轨车辆牵引控制系统改进具有一定的理论价值。

参考文献:

[1] 王曰凡. 永磁同步传动的城市轨道交通新型车辆 [J]. 城市轨道交通研究, 2011, 14 (6): I0002-I0002.

[2] 城市轨道交通电力牵引 [M]. 北京: 中国铁道出版社, 2000.

[3] 徐英雷, 李群湛, 许峻峰. 城轨车辆永磁同步电机牵引系统研究现状与发展前景 [J]. 电机与控制应用, 2009, 36 (5): 7-10.

[4] 盛义发, 喻寿益, 桂卫华, 等. 轨道车辆用永磁同步电机系统弱磁控制策略 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (9): 74-79.

[5] 冯江华. 轨道交通永磁同步牵引系统研究 [J]. 机车电传动, 2010 (5): 15-21.

[6] 谢宏斌, 乌正康, 谢维达. 城市轨道交通车辆牵引仿真计算 [J]. 电力机车与城轨车辆, 2005, 28 (5): 20-22.

[7] 王振滨, 陆正刚, 余鹿廷. 城市轨道交通车辆牵引仿真分析研究 [J]. 上海电机学院学报, 2009, 12 (1): 78-83.

[8] 郑剑飞, 冯勇, 陆启良. 永磁同步电机的高阶终端滑模控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26 (6): 697-700.

[9] 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

[10] 连琨, 刘艳萍, 高美卿. 永磁同步电动机矢量控制 [J]. 电机与控制应用, 2010, 37 (12): 52-55.

[11] 邱黎辉, 阙沛文, 毛义梅. 模糊 PID 控制在中央空调系统中的应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2004, 12 (1): 57-59.