

电涡流传感器误差修正技术研究

苗恩铭^{1,2} 牛鹏程¹ 颜 焱¹

1. 合肥工业大学, 合肥, 230009

2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 西安, 710049

摘要:采用自回归分布滞后模型的软件补偿法对电涡流传感器进行误差修正,提高了电涡流传感器的测量精度。该方法具有成本低、效果明显的特征。通过与多元线性回归模型比较,验证了自回归分布滞后模型对传感器精度提升的优势。

关键词:电涡流传感器;提升精度;多元线性回归模型;自回归分布滞后模型

中图分类号:TH7 **文章编号:**1004—132X(2011)21—2527—04

Research on Error Correction of Eddy Current Sensor

Miao Enming^{1,2} Niu Pengcheng¹ Yan Yan¹

1. Hefei University of Technology, Hefei, 230009

2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049

Abstract: Using compensation algorithm of autoregressive distributed lag (ADL) model the errors of eddy current sensor were revised, and the measurement accuracy of eddy current sensor was improved. The characteristics of this method are low cost and effective. By comparison with multiple linear regression model, the advantages of autoregressive distributed lag model were verified in improving accuracy of eddy current sensor, and the engineering application of this method is better than that of multiple linear regression model.

Key words: eddy current sensor; accuracy improvement; multiple linear regression model; autoregressive distributed lag model

0 引言

电涡流传感器结构简单、可非接触连续测量、灵敏度较高、适应性强,因此得到了广泛的应用。电涡流传感器的精度受到材料的电阻率以及其化学成分、物理状态、特别是温度等因素的影响,因此应用电涡流传感器进行精密测量应考虑误差补偿。现有的误差补偿方法主要有硬件补偿法和软件补偿法。硬件补偿法是在传感器的信号调理电路中加入补偿模块来提升测量精度^[1-3];软件补偿法通过先对误差数据进行建模,再根据模型从实测数据中剔除预测误差来达到补偿目的^[4-5]。相对于硬件补偿而言,软件补偿具有经济高效、性价比高等优点,因此在实际应用中采用软件补偿法对电涡流传感器进行标定。

软件补偿最常用的建模方法是多元线性回归法,该法虽简单快捷,但精度提升效果有限。本文采用自回归分布滞后模型对电涡流传感器进行误差修正,大幅度提升了传感器的测量精度。通过与多元线性回归建模方法比较,论述了自回归分

布滞后模型在传感器精度提升中的显著优势。

1 实验系统

笔者选用 OD-900803-03-04-20-00 型电涡流传感器进行实验,该传感器出厂指标如下:量程范围 0.80~2.80mm;标准灵敏度 2V/mm;分辨率 0.5 μ m;测量精度 10 μ m;工作电压 24V。使用的标定测量仪器是亚微米电感测微仪 (TESA ERONIC TT 80)。实验以钢为测量对象,两种仪器同步进行测量,获得电感传感器位移值与电涡流传感器的电压变化量。测量系统框图见图 1。

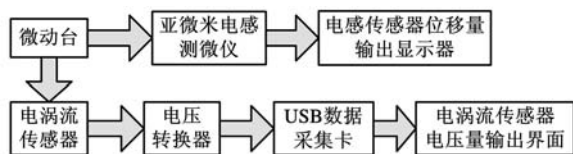


图 1 测量系统框图

实验以微动台为测量对象,将电涡流传感器的全量程(1000~5000mV)划分为 80 个等间距点。实验过程中旋动微动台,电涡流传感器每隔 50mV 记录一次电感传感器的位移值。电感传感器的位移值通过其自带的显示器输出,电涡流传

收稿日期:2011—05—09

基金项目:国家科技重大专项(2009ZX04014-023);机械制造系统工程国家重点实验室开放课题资助项目(2010006)

传感器的输出经电压转换器转换成相应的电压量,然后经数据采集卡采集,由计算机显示。部分实测数据如表 1 所示。

表 1 实测数据

电涡流传感器的输出电压 $X(\text{mV})$	1000	1050	...	4900	4950	5000
电感传感器输出的位移 $Y(\mu\text{m})$	800.511	824.448	...	2750.010	2775.260	2800.200

2 传感器自回归分布滞后建模误差修正技术适用范围分析

现行传感器电路设计中包含的非线性电路容易产生混沌现象与迟滞性,这是影响传感器测量精度的重要因素之一。根据表 1 所示数据分析可知,电涡流传感器输出电压在保证总体线性化的状态下(“有界”性),具有一定的非周期性误差波动(“非周期”性),且波动趋势与前面数据特征具有相关性(“敏感初条件”性),这符合混沌现象的“有界”、“非周期”和“敏感初条件”三个本质特征。混沌是局部不稳定与整体稳定的统一体,时间序列在用于混沌数据建模修正中具有较大优势。时间序列中的自回归分布滞后模型不同于多元线性回归模型,是在采用回归模型对整体稳定性建模的基础上,进行短期变化规律的精确预测。预测方法是根据预测对象过去的变化规律来预测其未来的变化,即认为时间序列中每一时刻的数值都是事物内部状态的过去变化与外部所有因子共同作用的结果,至于影响因素的具体种类和数量以及产生机理则予以忽略,这样极大地降低了建模难度,从而使得自回归分布滞后模型相对于回归模型在中长期预测与短期预测实践中具有更高的精度。同时,数据显示,在短期非周期性误差波动中,数据电压输出值与其信号输出历史有关,具有迟滞性特征,而自回归分布滞后模型在解决此类问题时具有针对性。本文在电涡流传感器误差修正技术中采用自回归分布滞后模型进行预测补偿,有利于电涡流传感器非线性和迟滞等数据误差修正精度的提升。

3 自回归分布滞后模型

在理想情况下,系统可以达到一种均衡状态,若系统达到均衡状态,则不存在由内在因素打破这种均衡的状态。均衡可以分为两种:平稳均衡和非平稳均衡。当非平稳均衡系统受到外界干扰时,系统将无法回到均衡状态,而当平稳均衡系统

偏离均衡点时,系统会在一定时期内回到均衡状态。对于单输入单输出系统而言,若输入变量 $x_i(t=1,2,\dots,n)$ 和输出变量 y_t 平稳,则系统自然存在均衡状态。若 x_t 和 y_t 一直处于均衡点,则偏离均衡状态的误差 $\epsilon_t = 0$ 。但系统会受到外界因素的影响,使得变量值相距均衡点存在一定偏差,这种偏离均衡状态的误差 ϵ_t 称为非均衡误差。非均衡误差中包含了外界影响因素的信息,若非均衡误差 ϵ_t 不为零,则在随后的一段时间里 y_t 将受到系统作用而产生回到均衡状态的趋势,因此 $\epsilon_{t-1} = f(y_{t-1}, x_{t-1})$ 存在一种误差修正机制。

如果因变量不但与自变量的本期值有关系,而且与其若干滞后值有关系,那么描述这种关系的模型称为分布滞后模型,记为

$$y_t = \alpha + \sum_{i=0}^n \beta_i x_{t-i} + \epsilon_t \quad (1)$$

式中, ϵ_t 服从正态分布; α 为常数项; x_{t-i} 为自变量; β_i 为自变量的本期值与滞后值的系数; n 为最大滞后期。

若一个或多个因变量的滞后值也作为自变量加入分布滞后模型,那么

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^m \alpha_k y_{t-k} + \sum_{j=1}^p \sum_{i=0}^n \beta_{j,i} x_{j,t-i} + \epsilon_t \quad (2)$$

这种模型称为自回归分布滞后模型,记为 $ADL(m, n, p)$ 。其中, α_0 为常数项; y_{t-k} 为因变量的滞后项; m, n 分别为 y_{t-k} 和 $x_{j,t-i}$ 的最大滞后期; α_k 为因变量滞后值的系数; p 为外生变量个数。

自回归分布滞后模型的输入输出必须是平稳的序列,才能使得其所描述的系统存在稳定均衡,模型才能具备误差修正机制。一个序列是否平稳,可以通过单根检验法来检验^[6],对于非平稳序列,一般经过一次或两次差分即可使其平稳。以非平稳序列 $b_t(t=1,2,\dots,n)$ 为例,采用一次差分或两次差分后得平稳差分序列为

$$\Delta_t = b_t - b_{t-1} \quad (3)$$

$$\Delta_t^{(2)} = \Delta_t - \Delta_{t-1} = b_t - 2b_{t-1} + b_{t-2} \quad (4)$$

对平稳的差分序列 Δ_t 和 $\Delta_t^{(2)}$ 进行建模,获得模型参数后,按式(3)、式(4)中 b_t, Δ_t 和 $\Delta_t^{(2)}$ 关系进行转化,可得到 b_t 序列的自回归分布滞后模型。

建立自回归分布滞后模型时,通常使用 AIC (akaike information criterion) 信息准则和 BIC (bayes information criterion) 信息准则来进行最佳模型阶数选择。若某一阶数 p 使得模型的 AIC 值和 BIC 值最小,此时的阶数就是模型的最佳阶数。对不同阶数的 $ADL(m, n, p)$ 模型,其 AIC 值和 BIC 值计算方法如下:

$$S_{\text{AIC}} = -\frac{2l}{T} + 2\frac{n}{T} \quad (5)$$

$$S_{BIC} = -\frac{2l}{T} + n \frac{\ln T}{T} \quad (6)$$

$$l = -\frac{Tk}{2}(1 + \ln 2\pi) - \frac{T}{2} \ln |Q|$$

$$|Q| = \det\left(\frac{1}{T-m} \sum_i \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_i \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_i^T\right)$$

$$m = d + kp \quad n = k(d + kp)$$

式中, k 为内生变量个数; T 为样本长度; $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_i$ 为残差矩阵; d 为外生变量个数; p 为滞后阶数。

4 建模

根据实验数据建立多元线性回模型和自回归分布滞后模型。多元线性回归模型是一种利用统计方法寻求多输入单输出的模型,其通用表达式为

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\beta}_0 + \mathbf{B}\mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (7)$$

式中, \mathbf{Y} 为因变量观察值; $\boldsymbol{\beta}_0$ 、 \mathbf{B} 为回归系数; \mathbf{X} 为自变量观察值矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为随机误差向量。

以电涡流传感器的输出作为自变量,高精度电感传感器的输出作为应变量,采用最小二乘法估计参数,得到多元线性回归模型为

$$y = 286.4577 + 0.5027x \quad (8)$$

建立自回归分布滞后模型时,首先要对实验数据进行平稳性检验,通过单根检验可知,一次差分后实验数据平稳,因此实验数据经一次差分后方可用于建模;然后是确定模型的阶数,定阶准则为 AIC 信息准则和 BIC 信息准则,根据式(5)、式(6)可得 AIC 值和 BIC 值(表 2)。

表 2 AIC 和 BIC 的值

	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶
S_{AIC}	-0.6981	-0.7936	-0.7466	-0.6981
S_{BIC}	-0.5799	-0.6162	-0.5101	-0.4025

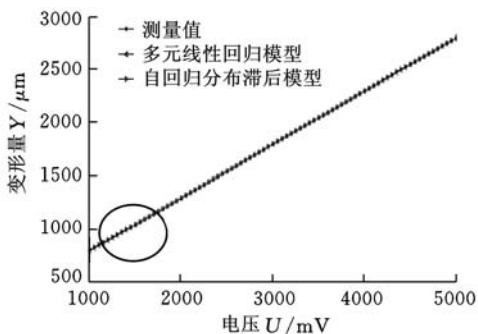
当模型的阶数 $p=2$ 时,统计量 S_{AIC} 和 S_{BIC} 的值最小,因此自回归分布滞后模型定阶为 2。确定阶数后就可以采用最小二乘法对模型进行参数估计,然后再把差分项还原,得到最终模型如下:

$$y_t = -4.7707 + 1.3901y_{t-1} - 0.1419y_{t-2} - 0.2482y_{t-3} + 0.8053x_t - 1.1291x_{t-1} + 0.1193x_{t-2} + 0.2045x_{t-3} \quad (9)$$

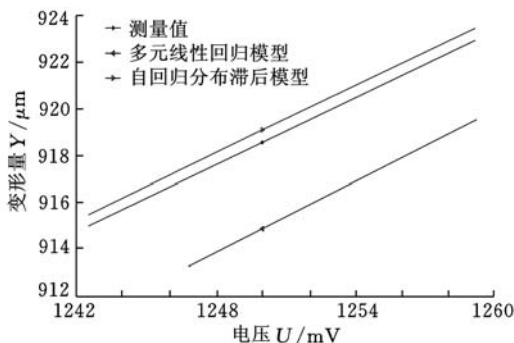
5 精度分析

模型的优劣可以通过拟合曲线直接地观察,也可以通过标准差衡量。多元线性回归模型和自回归分布滞后模型的拟合曲线如图 2 所示(其中,图 2b 为图 2a 中圆圈部分的放大图)。两个模型的残差如图 3 所示。

两个模型的标准差分别为多元线性回归模型 3.3331,自回归分布滞后模型 0.6245。从以上分析可得出,自回归分布滞后模型对原始数据的拟合精度要高于多元线性回归模型对原始数据的拟合精



(a) 拟合曲线



(b) 放大图

图 2 拟合曲线图及放大图

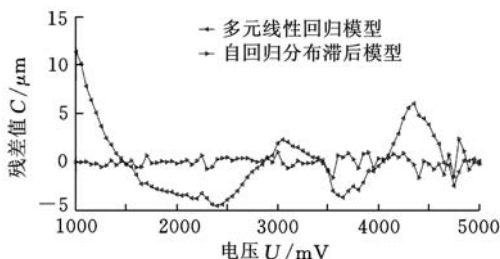


图 3 残差图

度,其标准差也要远远小于多元线性回归模型的标准差,因此在电涡流传感器标定中,自回归分布滞后模型精度比多元线性回归模型精度更高。

6 结语

自回归分布滞后模型存在一种误差修正机制,当误差为正时,说明 y_t 相对于 x_t 取值太大,在随后的期间里 y_t 的值将有所回落,反之 y_t 的值将有所上升,下一时期的 y_t 值总是朝误差减小的方向运动,故自回归分布滞后模型在实践中对误差修正效果比较明显。本文针对电涡流传感器采用了自回归分布滞后模型给予误差修正,该法在其他传感器误差修正中具有同等效果,尤其是针对具有非线性等输出特征的混沌数据效果尤其明显。

参考文献:

[1] 方秋华,田新启,茅佩. 涡流传感器温漂补偿[J]. 东南大学学报, 1995,25(5):47-51.

基于粒子群优化算法的自由曲线双圆弧逼近

郑永前 王云鹏 王科委

同济大学,上海,201804

摘要:针对数控加工中常用大量直线段逼近平面自由曲线,刀具路径在误差、光顺性、程序数量等方面存在的问题,给出了基于粒子群优化算法的双圆弧逼近平面自由曲线方法。建立了优化的数学模型,并通过最大逼近误差和最大圆弧长度两个变量构造了适应度函数。使用粒子群优化算法确定双圆弧的节点,以达到逼近误差最小、圆弧数量最少的目标,进而对整条曲线的逼近进行优化。进行了试验设计,并与其他方法进行了比较,研究结果证实了方法的有效性与优越性。

关键词:CNC;自由曲线;刀具路径;粒子群优化;双圆弧

中图分类号:TH164 **文章编号:**1004—132X(2011)21—2530—06

Biarc Approximation of Freeform Curves Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

Zheng Yongqian Wang Yunpeng Wang Kewei

Tongji University, Shanghai, 201804

Abstract:In NC machining, the 2-D freeform curves are commonly approximated by a large number of line segments, and there are shortcomings in some aspects, such as errors, smoothness, program amounts, etc. To solve this problem, biarc approximation based on particle swarm optimization was proposed. In order to get the least arcs with the least approximation errors, a fitness function was established through the maximal approximation error and the maximal arc length, and the particle swarm optimization was used to find nodes of the biarcs. The test results show the availability and superiority of this method.

Key words:CNC; freeform curve; tool path; particle swarm optimization; biarc

0 引言

在机械、航空、汽车等行业中经常遇到平面自由曲线(曲面)的数控加工问题,但目前大多数数控系统所具备的加工功能通常只有直线、圆弧与有限的几种典型曲线。常规的刀具路径设计是使用大量的直线段来逼近自由曲线,从而形成加工所需的刀具路径^[1]。

折线刀具路径本身不具有 G^1 连续性,在实际应用中存在误差、光顺性、程序数量等诸多方面

的问题。双圆弧逼近是避免上述问题的一种有效方法。双圆弧(biarc)是首尾相连接并且在连接点处彼此相切的一对圆弧,具有 G^1 连续性。从数控加工的角度来看,圆弧插补是数控机床具备的基本功能,所以采用双圆弧逼近的方法适合于数控加工刀具路径的生成。

双圆弧样条的特点是简单、直观,具有几何不变性等。对此早期研究者有 Meek 等^[2]、Bolton 等^[3]、董光昌等^[4]。在最近几年的研究文献中,多以曲线参数域等分点、曲线的拐点、曲线的极值点等为双圆弧的节点^[5-7],这样做虽然可以完成对曲

收稿日期:2011—05—04

基金项目:上海市自然科学基金资助项目(10ZR1431700)

[2] 韩韬,施文康,张玉林. 源于温度的电涡流传感器交叉敏感的补偿[J]. 仪表技术与传感器, 2000(2): 10-12.

[3] 樊树江,吴峻,杨光,等. 电涡流传感器温度漂移分析及补偿实现[J]. 传感技术学报, 2004(3): 427-430.

[4] Miao Enming, Wang Xin, Niu Pengcheng, et al. Study in Modeling Methods of Multi-batch Experimental Data and the Technology of Error Correction [J]. Applied Mechanics and Materials (AMM) Journal, 2010, 34/35: 1064-1069.

[5] 周宏威,刘德胜,祖海燕. 基于 SVM 逆模型的电涡

流传感器非线性补偿[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(7): 41-43.

[6] 高铁梅. 计量经济分析方法与建模[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.

(编辑 王艳丽)

作者简介:苗恩铭,男,1971年生。合肥工业大学仪器科学与光电工程学院副教授、博士,西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室副教授。研究方向为精密机械。出版专著一部,获中国专利2项。发表论文40余篇。牛鹏程,男,1989年生。合肥工业大学仪器科学与光电工程学院硕士研究生。颜焱,男,1984年生。合肥工业大学仪器科学与光电工程学院硕士研究生。