

文章编号 1004-924X(2016)10-2523-09

寄生式时栅传感器动态测量误差的贝叶斯建模

杨洪涛^{1*}, 章刘沙¹, 周 姣¹, 费业泰², 彭东林³

- (1. 安徽理工大学 机械工程学院, 安徽 淮南 232001;
2. 合肥工业大学 仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009;
3. 重庆理工大学 电子信息与自动化学院, 重庆 400054)

摘要: 为了提高寄生式时栅传感器的测量精度, 分析了它的工作原理和动态误差组成, 得到其主要误差分量为常值误差、周期误差和随机误差等。针对寄生式时栅误差特点, 建立了寄生式时栅动态误差高精度预测模型, 并与其他建模方法进行了比较。选用插入标准值的贝叶斯预测模型, 以实际测量的传感器第一个对极动态误差数据进行建模, 在后续对极特定位置插入部分实际误差测量数据, 建立误差预测模型, 预测了传感器后 83 个对极的动态误差。另选用三次样条插值和 BP 神经网络建模方法对寄生式时栅整圈动态误差建模, 并与建立的误差模型进行了对比。验证实验表明, 三次样条插值建模时间最短(0.62 s), 但其建模精度不高(16.050 0''); 贝叶斯动态模型建模时间(0.86 s)略长于三次样条插值, 但建模精度最高(0.415 3''); BP 神经网络建模时间最长(32 min), 但建模精度最低(19.680 2'')。同时贝叶斯插入标准值建模方法所需数据点(69395 个)远少于三次样条和 BP 神经网络建模数据点(235526 个), 节省了大量的标定时间和建模数据量, 因此可用于寄生式时栅传感器的动态测量误差高精度建模修正。

关键词: 寄生式时栅; 时栅传感器; 测量误差; 贝叶斯原理; 标准值插入; 误差建模

中图分类号: TP212.12 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162410.2523

Modelling of dynamic measurement error for parasitic time grating sensor based on Bayesian principle

YANG Hong-tao^{1*}, ZHANG Liu-sha¹, ZHOU Jiao¹, FEI Ye-tai², PENG Dong-lin³

- (1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;
 2. School of Instrumentation Science and Opto-electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
 3. School of Electronic Information and Automation, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)
- * Corresponding author, E-mail: lloyd@163.com

Abstract: To improve the measurement accuracy of a parasitic time grating sensor, the working principle and dynamic error composition of the sensor were analyzed deeply and the main error components including constant error, periodic error and random error were obtained. According to the error char-

收稿日期: 2016-06-12; 修订日期: 2016-07-19.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 51107001); 时栅传感及先进检测技术重庆市重点实验室开放课题资助项目(No. KFKT2013001)

acteristics of parasitic time grating, a high precise prediction model for dynamic error of the parasitic time grating was established and the modeling method was compared with other modeling methods. The Bayesian prediction model interpolated with standard values was chosen to build the error prediction model based on the actually measured dynamic error data of first pole in the sensor. Then, a part of actual measurement error data were inserted in the specific location of subsequent pole to establish the error prediction model to predict the dynamic error of 83 poles of the sensor. The modeling method of cubic spline interpolation and BP neural network were used to build the whole circle dynamic error model of parasitic time grating sensor and compared with the above Bayesian model. The modeling verification experiment results show that the modeling time of cubic spline interpolation method is the shortest (0.62 s), but the modeling accuracy is not high(16.050 0"). The modeling time of Bayesian prediction model is slightly longer than that of the cubic spline interpolation(0.86s), but the modeling accuracy is the highest one(0.415 3"). The modeling time of BP neural network method is the longest one (32 min), and the modeling accuracy is the lowest one (19.680 2"). Moreover, the modeling data points of Bayesian prediction model interpolated with standard value(69395) is far less than that of cubic spline interpolation and BP neural network(235526). Therefore, Bayesian prediction model interpolated with standard values saves a lot of calibration time and modeling data points, and can be used for high precision modeling and dynamic measurement error correction of parasitic time grating sensors.

Key words: parasitic time grating; time grating sensor; measurement error; Bayesian principle; standard value interpolation; error model

1 引言

寄生式时栅角位移传感器(后简称“寄生式时栅”)是一种基于“时空转换^[1]”创新思想的新型位移传感器,它具有分辨率高、机械结构简单、不易受环境影响等特点。但受电源电路稳定性误差、测头机械加工误差、装配误差等因素的影响,寄生式时栅传感器原机存在着较大的测量误差,无法满足实际所需的测量精度要求,因此有必要采取一定的误差补偿方法减小测量误差。利用建立的误差补偿模型进行修正是提高传感器测量精度的重要途径,国内外学者主要采用的误差建模方法主要有自回归建模^[2]、灰色理论^[3]、神经网络^[4]、支持向量回归建模^[5]、时序序列分析^[6]等方法,这些方法可对具有不同分布特征的误差实现高精度建模。其中自回归建模可以有效解决误差非线性和迟滞性问题;灰色理论适用于小样本误差建模,且具有外推特性,其主要用于发现误差规律;神经网络则具有很强的非线性映射能力,可以在模型未知的情况下,准确预测系统的输出;支持向量回归建模具有很好的实时性;时序序列分析对于输

入不可测或不确定的研究对象建模特别合适。但是这些方法都有各自的局限性,如要求的数据量较大,对序列有平稳性限制,无法方便的利用预测过程中的主客观信息等。

为了提高寄生式时栅测量精度,目前主要采用高精度电源控制技术结合 DSP(Digital Signal Processing)的方法,提出了高精度驱动电源^[7]、谐波修正法^[8]、时间序列法^[9]、自修正方法^[10]等硬件改进和软件修正方法。虽在一定程度上提高了时栅传感器的测量精度,但还无法满足实际应用要求。寄生式时栅角位移传感器是圆周测角传感器,其测量误差具有圆周封闭性特点,误差具有较强的谐波规律性,同时还可以利用高精度仪器进行精确的误差分离。为了建立更高精度的误差修正模型,进一步提高寄生式时栅传感器的测量精度,本文拟通过建立实验装置,精确分离测量误差,在此基础上,分析寄生式时栅的误差来源及特点,针对大量的误差数据,考虑建模精度和建模效率,利用贝叶斯动态模型建立寄生式时栅动态误差高精度补偿模型,同时与其他建模方法进行比较。

2 寄生式时栅工作原理与误差分析

2.1 工作原理

寄生式时栅由被测对象(蜗轮、齿轮等)、离散测头和后续信号处理电路组成,其结构如图 1(彩图见期刊电子版)所示,采用离散定子线圈检测技术精密测量被测对象的角位移。将离散测头沿被测对象圆周安装,在测头上绕制两路激励线圈和一路感应线圈。通过将测头齿错开 $1/4$ 个节距,使两路激励线圈空间正交。激励线圈 1 通正弦信号 $I_1 = A \sin 2\pi \frac{t}{T}$, 激励线圈 2 通余弦信号 $I_2 = A \cos 2\pi \frac{t}{T}$, 感应线圈中分别感应出两路正交的驻波信号 $u_1 = U \cos 2\pi \frac{x}{W} \sin 2\pi \frac{t}{T}$ 和 $u_2 = U \sin 2\pi \frac{x}{W} \cos 2\pi \frac{t}{T}$, 叠加成电行波信号:

$$U \cos 2\pi \frac{x}{W} \sin 2\pi \frac{t}{T} + U \sin 2\pi \frac{x}{W} \cos 2\pi \frac{t}{T} = U \sin 2\pi \left[\frac{t}{T} + \frac{x}{W} \right], \quad (1)$$

式中: A 为激励信号幅值, U 为驻波信号幅值, t 为时间变量, T 为行波信号周期, x 为转子与测头任意时刻的相对位置, W 为测头节距, 对应一个对极的角位移量。

将经整形处理后的行波信号和一路激励电源信号(参考信号)送入信号处理电路, 利用高频脉冲插补计数, 得到两路信号的相位时间差, 可以利用式(2)算出所测角位移 θ 为:

$$\theta = \frac{\Delta T'}{T} \times W, \quad (2)$$

式中: $\Delta T'$ 为行波信号与标准参考信号的相位时间差, T 为感应电行波信号的周期。

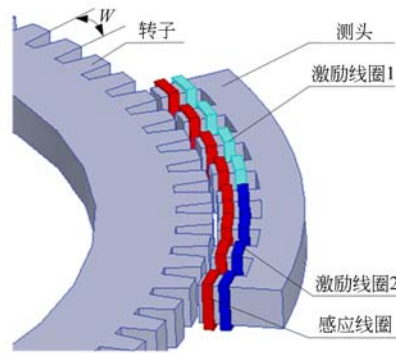
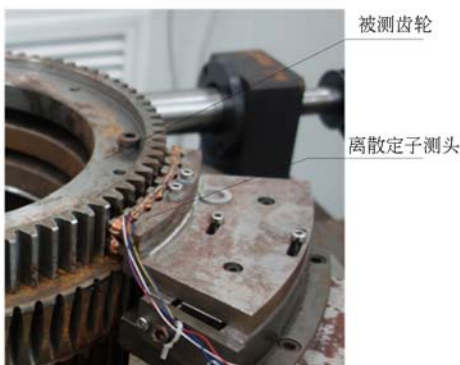


图 1 寄生式时栅结构图

Fig. 1 Structure of parasitic time grating

2.2 误差特性分析

为了建立寄生式时栅传感器精确的误差补偿模型, 必须对寄生式时栅的误差来源及各误差特性进行详细分析。从分析上述寄生式时栅传感器的工作原理可以得到, 感应驻波信号和行波信号幅值和相位误差是影响传感器测量精度的主要因素。感应驻波信号误差主要来源于激励电源电路误差、转子跳动、偏心误差、转子齿外端面 and 测头齿内端面的平面度误差、离散定子测头的安装误差、铁芯材质不均匀误差等方面; 合成的行波信号误差主要来源于两相激励信号空间正交性误差、两相激励信号时间正交性误差、两列驻波信号幅值不等、零点残余电压等方面。因此可以看出, 寄生式时栅传感器的误差来源多, 误差变化规律复杂, 既存在多个周期性误差, 又存在着随机误差, 通过理论分析方法直接建立各误差源的精确补偿模型存在一定的难度, 因此, 本文通过分析寄生式时栅综合误差及其特性, 再应用精确的建模方法建立误差补偿模型。

本文以研制的 84 对极双层绕组寄生式时栅为实验对象, 利用高精度的海德汉光栅(精度为 $\pm 1''$) 作为角度测量基准, 搭建综合误差测量实验平台。将寄生式时栅传感器和光栅通过同心轴系安装在精密分度转台主轴上, 由电机带动分度转台做匀速运动, 光栅和时栅按照相同的采样周期同步采样, 用于进行比较。实验装置如图 2 所示。测量得到的寄生式原始角度测量误差数据曲线如图 3(a) 所示, 其中 θ 为分度转台转角, $\Delta\theta$ 为传感器角度综合误差。将该误差数据进行频谱分析, 如图 3(b) 所示, N 表示谐波次数, y 表示谐波幅值。从中可看出寄生式时栅测量误差主要包含一

个常值误差分量和 84、168、252 次高次谐波的误差分量。

本文建立的与实验装置分离的整圆周角度测量误差数据有 235 526 个,属于大容量数据。因此要建立寄生式时栅传感器精确的误差补偿模型,必须综合考虑上述误差的特点。而贝叶斯动态模型具有多种结构,如周期模型、回归模型、多项式模型、噪音模型等,这些模型非常适合建立包含常值成分、周期成分及随机成分的误差精确预测模型,因此本文选择贝叶斯动态模型建立寄生式时栅角度测量误差补偿模型。

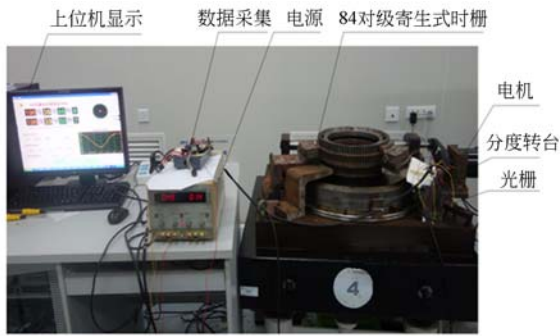
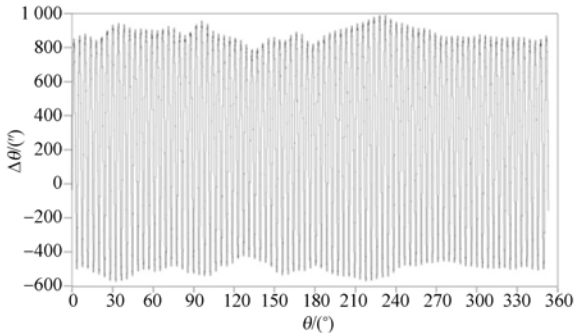


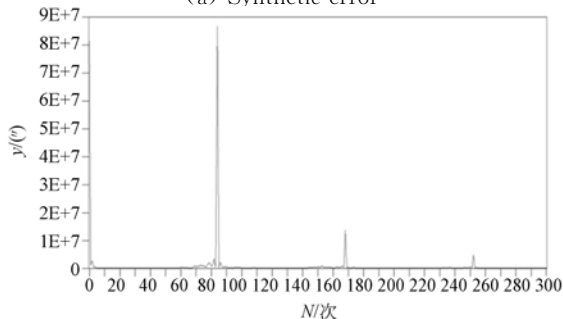
图 2 实验装置图

Fig. 2 Experimental device diagram



(a) 综合误差

(a) Synthetic error



(b) 误差频谱图

(b) Error spectrum

图 3 原始误差数据及频谱分析结果

Fig. 3 Original error data and frequency analysis results

3 贝叶斯动态误差建模算法

3.1 贝叶斯动态误差一步建模算法

贝叶斯算法是通过建立动态测量误差序列的先验公式和后验公式,建立动态误差模型的。由 2.2 寄生式时栅误差频谱分析结果可知,寄生式时栅动态误差序列包含一个常值误差分量和 3 个周期误差分量。因此,为了建立高精度动态误差模型,本文综合应用贝叶斯模型中的常均值模型和周期模型对寄生式时栅误差建模,所建立的贝叶斯综合模型可表示为:

$$\begin{aligned} \text{先验公式: } m_t &= H_t \alpha_t + a_t; \\ \text{后验公式: } \alpha_t &= K_t \alpha_{t-1} + b_t. \end{aligned} \quad (3)$$

其中, m_t 表示 t 时刻的动态测量误差的先验分布值, α_t 是 t 时刻的后验分布值, H_t, K_t 分别为 t 时刻的先验回归系数和后验误差系数, a_t, b_t 分别为互相独立的先验误差常值和后验误差常值。

贝叶斯算法中的常均值模型可以表示为:

$$H_{1t} = 1, K_{1t} = 1$$

由于本文所需建模的寄生式时栅动态误差序列含有 3 个周期误差分量,因此需要建立 3 个贝叶斯周期模型,其具体可表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{2t} &= \mathbf{H}_{3t} = \mathbf{H}_{4t} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{K}_{it} &= \begin{cases} \text{diag}(K_1, \dots, K_{j-1}), j = (g+1)/2 \\ \text{diag}(K_1, \dots, K_{j-1}, -1), j = g/2 \end{cases} \quad i=2,3,4 \end{aligned} \quad (4)$$

这里, $\mathbf{K}_q = \begin{bmatrix} \cos \omega q & \sin \omega q \\ -\sin \omega q & \cos \omega q \end{bmatrix}, q=1,2,\dots,j-1$, g 为误差序列各个周期分量的周期,当 g 为奇数时,则认为误差序列由 $j=(g+1)/2$ 个调和分量和水平分量组成,当 g 为偶数时,则认为误差序列由 $j=g/2$ 个调和分量和水平分量组成, $\omega=2\pi/g$ 。

记 $\mathbf{H}_t' = (H_{1t}', H_{2t}', H_{3t}', H_{4t}')$, $\mathbf{K}_t = \text{diag}[K_{1t}, K_{2t}, K_{3t}, K_{4t}]$ 。

状态分量为 $\alpha_{it}, i=1,2,3,4$, $\boldsymbol{\alpha}_t' = (\alpha_{1t}', \alpha_{2t}', \alpha_{3t}', \alpha_{4t}')$

$\{H_{it}, K_{it}, \dots\} i=1,2,3,4$, 状态向量为 $\boldsymbol{\alpha}_{it}, i=1,2,3,4$

则叠加合成后的总模型为 $\{H_t, K_t, \dots\}$, 其具体流程图如图 4 所示。

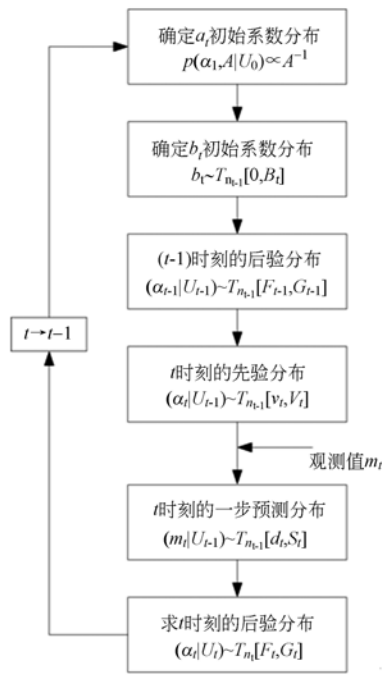


图 4 贝叶斯一步预测递推算算法流程图

Fig. 4 Flowchart of Bayesian one step prediction algorithm

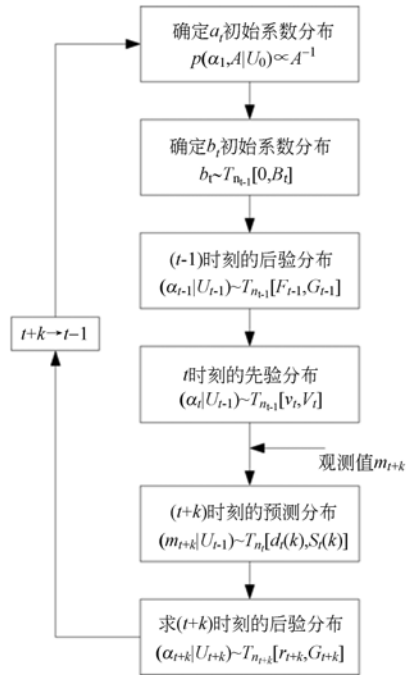


图 5 贝叶斯插入标准值预测递推算算法流程图

Fig. 5 Flowchart of Bayesian prediction model based on standard value interpolation

3.2 贝叶斯动态误差插入标准值建模算法

如果直接应用上述贝叶斯一步预测递推算算法和一个对极的寄生式时栅动态误差数据,预测寄生式时栅整圆周动态测量误差,其预测误差较大。因此必须在贝叶斯一步预测递推算算法的基础上引入标准值算法,即以前一时间 α_{t-1} 的系数分布预测后面所有的误差分布,在预测误差偏大位置插入标准误差,重新计算模型系数以预测误差,直至出现下一次较大预测误差位置,再次插入标准误差,依次往复直至建立完整整个动态误差预测模型。其具体流程图如图 5 所示。

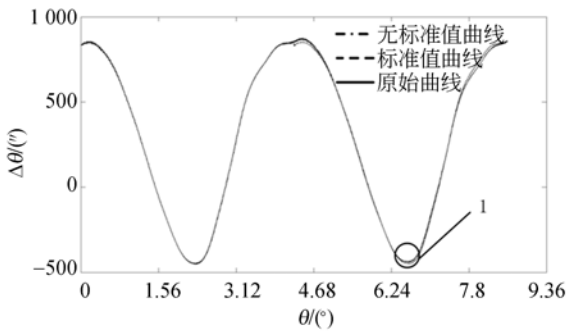
4 寄生式时栅动态误差建模结果分析

现采用上述建模步骤对所采集的寄生式时栅第一个对极的 2 746 个动态误差数据建模,首先利用该数据确定贝叶斯模型中 α_t, a_t, b_t 的初始信息。

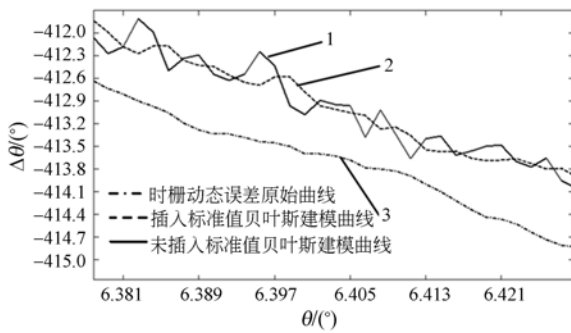
$$\begin{aligned}
 (\alpha_t | U_{t-1}) &\sim T_{n_{t-1}} \left[\begin{bmatrix} 832.140 & 0 \\ -1.640 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 32.563 & 2 & 10.854 & 4 \\ 10.854 & 4 & 5.427 & 2 \end{bmatrix} \right] \\
 (A^{-1} | U_{t-1}) &\sim \Gamma[0.5, 27.136] \quad (5) \\
 b_t &\sim T_{n_{t-1}} \left[0, \begin{bmatrix} 14.924 & 8 & 4.070 & 4 \\ 4.070 & 4 & 1.356 & 8 \end{bmatrix} \right].
 \end{aligned}$$

以得到的 $(\alpha_t | U_{t-1}), (A^{-1} | U_{t-1}), b_t$ 分布为初始信息,利用上述的贝叶斯一步向前预测和递推修正关系,对寄生式时栅后 83 个对极的动态误差进行修正递推预测,得到的贝叶斯建模预测曲线如图 6 所示。图 6(a)为第二个对极建模结果,由图可知在第二个对极的起始、中间和结束阶段,贝叶斯预测存在明显的误差。这是由于寄生式时栅误差的随机性,使得时栅各个对极的误差存在一定的差异,不能直接用第一个对极的误差序列去预测第二个对极的误差。因此本文利用插入标准值的方法来修正预测产生波动的地方。具体方法为在第二个对极预测开始的地方插入 253 个标准误差点,在预测第 1 253 个点后插入 200 个标准点,在预测第 2 053 个点后插入 350 个标准点。预测结果如图 6(b)所示。根据寄生式时栅动态误差呈周期性的特点,在接下来的每个对极的预测过程中,在上述 3 处插入相应数量的标准值,即可预测出每个对极数据,得到的贝叶斯整圆周建模误差曲线如图 6(c)所示,其中 $\Delta\theta'$ 表示建模精度。

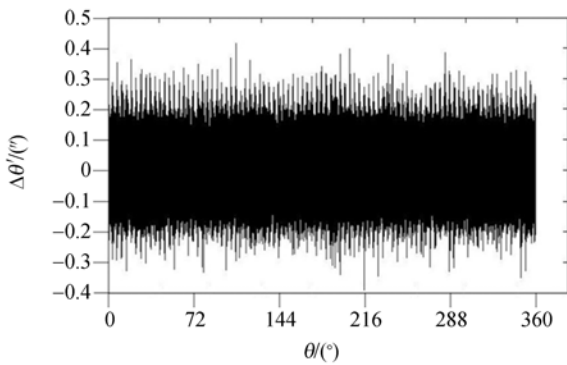
由于建模数据较为密集,两种建模曲线与原始误差曲线重叠在一起无法分辨,为此,将图 6(a)中两种建模效果差异较为明显的 1 处进行放



(a) 第二个对极的贝叶斯建模结果
(a) Bayesian modeling results of the second pole



(b) 贝叶斯建模局部放大图
(b) Partial enlargement of encircled part in Fig. 6(a)



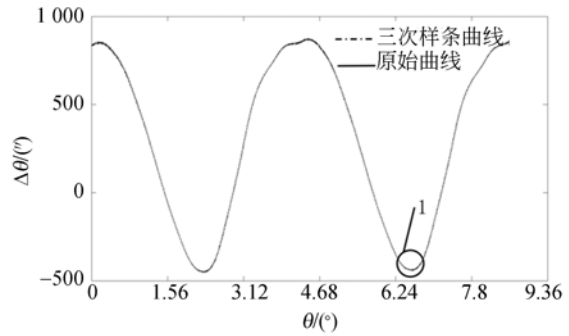
(c) 整圆周误差贝叶斯建模精度
(c) Bayesian modeling accuracy of whole circle error

图 6 贝叶斯预测建模结果

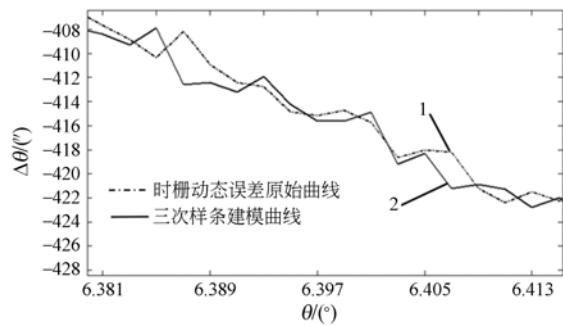
Fig. 6 Modeling results of Bayesian prediction method

大,如图 6(b)所示。从图 6(b)中可以看出利用贝叶斯插入标准值预测建立的误差模型与实际误差曲线精确吻合,很好地消除了利用贝叶斯一步预测建模方法中出现的局部误差波动现象。在后续每个对极的预测过程中也只需在上述 3 处插入相同数量的标准值,无需测量其他误差,可节省大量

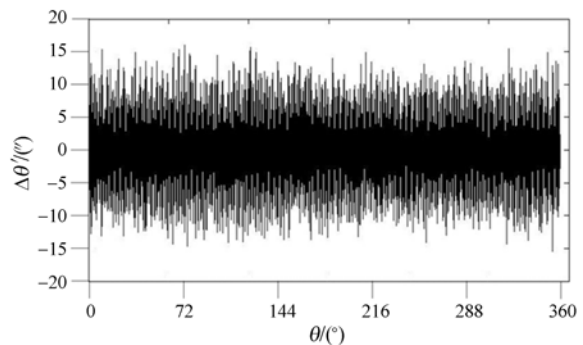
的传感器标定时间和数据的处理量。从图 6(c)可以看出,插入标准值的贝叶斯预测建模的精度峰值为 0.415 3",建模时间只需 0.86 s,总建模数据量为 693 95 个,由此可知利用插入标准值贝叶斯预测建模,可在较短的时间以较少的数据量获得较高的建模精度,可精确预测寄生式时栅整个测量范围内的动态误差值。



(a) 第二个对极的三次样条法的建模结果
(a) Cubic spline modeling results of the second pole



(b) 三次样条建模局部放大图
(b) Partial enlargement of encircled part in Fig. 7(a)



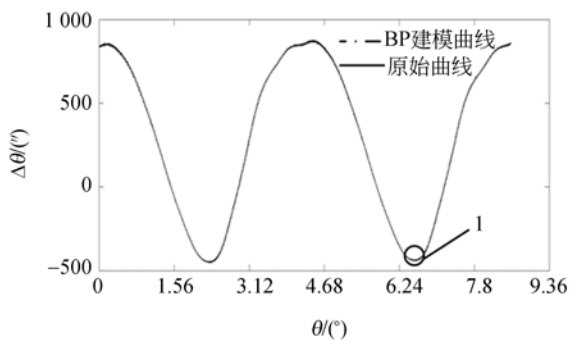
(c) 三次样条整圆周建模误差精度
(c) Whole circle error accuracy of cubic spline interpolation

图 7 三次样条插值建模结果

Fig. 7 Modeling results of cubic spline interpolation

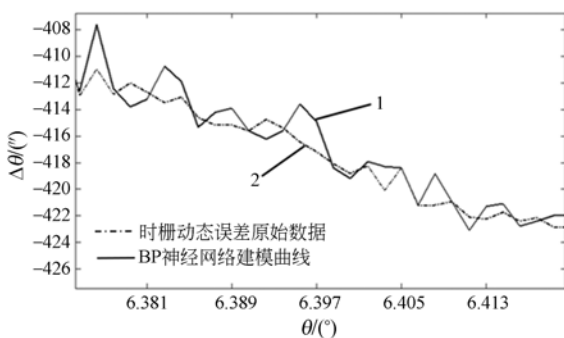
为了验证本文的寄生式时栅动态误差贝叶斯模型的实际建模效果,另外应用三次样条插值和 BP 神经网络建模方法,分别建立寄生式时栅动态误差模型,以进行对比。对于三次样条插值,本文调用 MATLAB 中的 interp1 函数,选择 spline 即三次样条插值,对寄生式时栅整圆周 235 526 个动态误差数据点进行建模,得到的寄生式时栅前两个对极的三次样条插值建模曲线和局部放大图如图 7(a)和 7(b)所示,整圆周误差建模误差曲线如图 7(c)所示。从图 7 中可知,利用三次样条建模方法建立的寄生式时栅动态误差模型的建模误差峰值为 16.050 0",而其建模时间为 0.625。

对于 BP 神经网络建模,本文调用 MATLAB 软件神经网络工具箱的 BP 神经网络工具, BP 分类器采用三层网络结构,隐含层和输出层的传递函数分别采用 tansig 和 logsig,隐含层神经元个数为 10,训练函数选用 trainlm,训练步骤设置为 1 000 步,对寄生式时栅整圈共 235 526 个动态误差数据点进行建模。得到寄生式时栅前两个对极的 BP 神经网络建模曲线如图 8(a)和 8(b)所示,



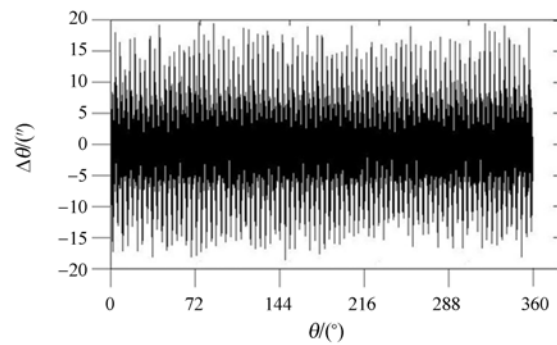
(a) 第二个对极的 BP 神经网络建模结果

(a) BP neural network modeling results of the second pole



(b) BP 神经网络建模局部放大图

(b) Partial enlargement of encircled part in Fig. 8(a)



(c) BP 神经网络整圆周建模误差精度

(c) Whole circle error modeling accuracy of BP neural network method

图 8 BP 神经网络建模结果

Fig. 8 Model results of BP neural network method

整圆周误差建模误差曲线如图 8(c)所示。从图 8 可知, BP 神经网络建模精度较差,建模误差峰值为 19.680 2",建模时间达到 32 min。

3 种建模方法的建模误差、建模时间以及所需的数据量如表 1 所示。由表 1 可以看出,采用三次样条插值建模的时间最短(0.62s),但是其建模精度不高(16.050 0"),建模所需数据量较多(235 526 个);贝叶斯建模方法建模精度最高(0.415 3"),建模时间也比较短(0.86 s),建模所需数据量较少(69 395 个),采用 BP 神经网络建模精度较低(19.680 2"),而且其建模时间(32 min)远高于其他建模方法,建模所需数据量较多(235 526 个)。综上所述,贝叶斯建模以较短的建模时间和最少的数据量获得了最高的建模精度,可大大提高寄生式时栅的测量精度。

表 1 不同建模方法的建模效果

Tab.1 Modeling effect of different modeling methods

模型	建模误差 (")	建模时间 (s)	建模数据 点(个)
贝叶斯	0.415 3"	0.86s	69395
三次样条插值	16.050 0"	0.62s	235526
神经网络	19.680 2"	32min	235526

5 结 论

本文通过分析传感器的误差成分,将寄生式

时栅角位移传感器的动态误差成分分为常值分量 and 多个周期分量。利用传感器第一个对极动态误差数据进行建模,采用贝叶斯插入标准值预测模型预测传感器第二个及其它对极的动态误差。同时采用三次样条插值和 BP 神经网络建模与之做对比验证。从预测建模结果的分析比较中可以看出,贝叶斯插入标准值预测建模精度最高(0.415 3"),三次样条次之(16.050 0"),BP 神经网络最差(19.680 2")。三次样条建模时间最短(0.62s),

贝叶斯建模(0.86s)次之,BP 神经网络最慢(32 min)。贝叶斯插入标准值建模所需数据量(69 395 个)远少于三次样条和 BP 神经网络建模所需数据量(235 526 个)。利用贝叶斯插入标准值预测模型可节省大量的传感器标定时间和建模数据量。因此本文所研究的贝叶斯插入标准值预测建模方法,可以建立精确的寄生式时栅误差预测模型,可以用于其误差的高精度修正,提高传感器的测量精度。

参考文献:

- [1] 彭东林,李彦,付敏,等.用于极端和特殊条件下机械传动误差检测的寄生式时栅研究[J].仪器仪表学报,2013,34(2):359-365.
PENG D L, LI Y, FU M, *et al.*. Study on parasitic time grating sensors used for mechanical transmission error measurement under harsh and special environment [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013,34(2):359-365. (in Chinese)
- [2] 孙世政,彭东林,郑方燕,等.时栅传感器动态测量误差补偿[J].光学精密工程,2015,23(4):1114-1121.
SUN SH ZH, PENG D L, ZHENG F Y, *et al.*. Compensation for dynamic measurement errors of time grating sensor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015,23(4):1114-1121. (in Chinese)
- [3] 龚蓬,费业泰.动态测量误差灰色预测建模识别参数修正方法[J].应用科学学报,2002,20(2):207-210.
GONG P, FEI Y T. A method for correcting the identification parameters of grey prediction modeling of measurement errors [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2002,20(2):207-210. (in Chinese)
- [4] 高贯斌,王文,林铿,等.基于 RBF 神经网络的关节转角误差补偿[J].机械工程学报,2010,46(12):20-24.
GAO G B, WANG W, LIN K, *et al.*. Error compensation of joint angles based on RBF neural networks [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010,46(12):20-24. (in Chinese)
- [5] GUAJARDO J, WEBER R, CRONE S F. A study on the ability of support vector regression and neural networks to forecast basic time series patterns [J]. *International Federation for Information Processing Digital Library*, 2010, 217(1): 149-157.
- [6] GUMAROV S G, KORSUN O A. A method of determining the dynamic error of optical trajectory measurement stations [J]. *Measurement Technique*, 2011, 54(3): 281-286.
- [7] 杨继森,陈锡侯,王文略,等.时栅位移传感器高精度驱动电源研究与设计[J].仪表技术与传感器,2010(10):5-7.
YANG J S, CHEN X H, WANG W L, *et al.*. Study and design of driving power of time grating displacement sensor [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2010,(10):5-7. (in Chinese)
- [8] 彭东林,刘小康,张兴红,等.基于谐波修正法的高精度时栅位移传感器[J].仪器仪表学报,2006,27(1):31-33.
PENG D L, LIU X K, ZHANG X H, *et al.*. High-precision time-grating displacement sensor based on harmonic wave correcting method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006,27(1):31-33. (in Chinese)
- [9] 杨洪涛,章刘沙,周姣,等.寄生式时栅安装误差对传感器测量精度的影响[J].光学精密工程,2016,24(2):319-326.
YANG H T, ZHANG L SH, ZHOU J, *et al.*.

Effect of installation error of parasitic time grating on sensor measuring accuracy[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(2):319-326. (in Chinese)

- [10] 杨洪涛. 坐标测量机误差建模与修正技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2007.

YANG H T. *Research on error model building and error correcting technique of coordinate measuring machines*[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2007.

作者简介:



章刘沙(1991—),男,安徽马鞍山人,硕士研究生,2014年于安徽理工大学获得学士学位,主要研究方向为机械电子工程。E-mail:1253403866@qq.com

导师简介:



杨洪涛(1972—),男,福建莆田人,教授、硕士生导师,1993年、2001年于安徽理工大学分别获得学士、硕士学位,2007年于合肥工业大学获得博士学位,主要研究方向为精密测试技术、现代精度理论及应用。E-mail:lloid@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)