

基于小波卡尔曼混合算法的陀螺仪去噪方法*

杨金显 陈超 李志鹏

(河南理工大学电气学院 焦作 454000)

摘要: 为了能有效地减少 MEMS(微电子机械系统)陀螺仪的随机漂移误差,使得随钻测量系统的精度得到提高,提出了一种基于小波与 Kalman 算法的混合滤波方法。首先使用小波分析的方法,对实测的陀螺仪数据进行多分辨率分解得到平稳的数据信号,然后对数据进行时间序列分析建模建立陀螺仪误差模型,把小波分解后的低频信号作为系统输入,利用最小二乘法中直线拟合的方法改进卡尔曼滤波算法处理陀螺仪零点随机误差。实验分别分析了静态平稳信号和非平稳动态信号,并对处理效果进行了对比分析。仿真结果表明方法能有效降低信噪比,提高陀螺仪输出精度。

关键词: 随钻测量;小波分析;时间序列建模;直线拟合;卡尔曼滤波

中图分类号: TP121.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Wavelet based Kalman filter for gyroscope de-noising

Yang Jinxian Chen Chao Li Zhipeng

(Faculty of electrical, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: In order to effectively compensate for MEMS (micro electro mechanical system) gyroscope random drift, and improve the carrier attitude estimation's precision, a wavelet based Kalman filter is proposed. First, the wavelet analysis method is used to do multi-scale decomposition with the data of gyroscope to the data signal smooth, then the data analysis of time series modeling to establish the gyro error model is carried on, the low frequency signal of wavelet decomposition is used as the system input, using linear least squares fitting to improve Kalman filtering algorithm, reduce the zero random error of gyroscope. Experiments analyzed the static stationary signals and non-stationary dynamic signal, and made comparative analysis with the treatment effect. The simulation results show that the method can effectively reduce the SNR, improve the accuracy of gyro.

Keywords: measurement while drilling; wavelet analysis; time series modeling; linear fitting; Kalman filter

1 引言

目前,在石油与煤炭的勘探、采集工作中,基于 MEMS 惯性器件构建低成本的捷联惯导系统、稳定组合钻具定向钻进和随钻测量定向钻进等多种钻探成孔工艺越来越受到重视。MEMS(微电子机械系统)技术已经进入了全面发展的阶段,但是系统精度一直是限制其发展的重要问题。主要原因是由于随钻测量系统多是由惯性元器件构成,而这些元件在缩小了体积与成本的同时没有兼顾到测量精度,使得这个系统往往具有很大的漂移误差。在其中陀螺仪是系统的关键器件,这也就使得其测量误差决定了系统的精度^[1-2]。为了提高随钻测量系统的精度,减少陀螺仪测量过程时产生的漂移误差,许多学者提出利用小波算法或卡尔曼滤波算法对陀螺仪进行降噪处理^[3-4]。但是由于小波算

法多用于处理平稳过程,对于非平稳过程,却有诸多不足。因此鉴于陀螺仪的数据分析是动态的非平稳性的,其并不适合。文献[5]利用时间序列分析的方法,建立数据的时间序列模型,然后使用 Kalman 滤波方法有效地补偿随机漂移。但是只适用于低阶 AR 模型描述的陀螺漂移,具有局限性。

本文结合小波去噪与 Kalman 滤波的特性与优点,提出一种基于小波与改进 Kalman 滤波的融合算法,首先根据多分辨率分析理论,利用 db 小波将 MEMS 陀螺仪的输出进行尺度分解,以得到平稳的数据信号,然后对数据进行时间序列分析建模建立了陀螺仪误差模型,把小波分解后的低频信号当做系统输入,同时利用最小二乘法中直线拟合的方法改进卡尔曼滤波算法,使用改进的 Kalman 滤波器进行滤波。

收稿日期:2015-04

* 基金项目:国家自然科学基金项目(U1404510)、国家自然科学基金项目(61440007)

2 小波多分辨率分析

小波分析的基础是 Fourier 分析,多用于分析和处理非平稳信号。不同于傅里叶分析的是,小波变换在分析信号时,不同频率上有不同的分辨率,低频处有较高的频率分辨率,高频处有较低的频率分辨率,即频率分辨率随频率而变化^[6-7]。

令 $\Phi(t) = [\varphi_0(t), \varphi_1(t), \dots, \varphi_r(t)]^T (r \in N)$ 是多分辨率小波空间 $\{V_k\}_{k \in Z}$ 的正交多尺度函数,与其相对应的正交多小波函数 $\Psi(t) = [\Psi_0(t), \Psi_1(t), \dots, \Psi_{r-1}(t)]^T$ 满足 $\text{span} \{2^{j/2} \Psi_i(2^j t - k) : k \in Z, i = 0, 1, \dots, r-1\} = W_j$, 使得 W_j 是 V_j 在 V_{j+1} 中的正交补,即 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$, $\Phi(t)$, $\Psi(t)$ 满足两尺度方程

$$\Phi(t) = 2 \sum_{k \in Z} h_k \Phi(2t - k) \quad (1)$$

$$\Psi(t) = 2 \sum_{k \in Z} g_k \Phi(2t - k) \quad (2)$$

式中: h_k, g_k 是 $r \times r$ 的矩阵。从信号滤波的角度看, $H(\omega) = \sum_{k \in Z} h_k e^{-i\omega k}$ 和 $G(\omega) = \sum_{k \in Z} g_k e^{-i\omega k}$ 是与尺度函数和小波函数对应的 $r \times r$ 的矢值滤波器。

对于信号 $f(t) \in v_0$, 可以表示成 $\{\Phi_i(t-k) : 0 \leq i \leq r-1, k \in Z\}$ 的线性组合, 即 $f(t) = \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{k \in Z} c_{i,0,k} \Phi_i(t-k)$, 由多分辨率分析知 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j = V_{j0} \oplus W_{j0} \oplus \dots \oplus W_{j-1} \oplus W_j$ 从而有:

$$f(t) = \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{k \in Z} c_{i,0,k} \Phi_i(t-k) = \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{k \in Z} c_{i,j,k} 2^{j/2} \varphi_i(2^{j/2} t - k) + \sum_{i=0}^{r-1} \sum_{j_1 \leq j \leq 0} \sum_{k \in Z} d_{i,j,k} 2^{j/2} \Psi_i(2^j t - k) \quad (3)$$

式中:

$$\begin{cases} c_{i,j,k} = \int f(t) 2^{j/2} \varphi_i(2^j t - k) dt \\ d_{i,j,k} = \int f(t) 2^{j/2} \Psi_i(2^j t - k) dt \end{cases} \quad (4)$$

多小波分解:

$$C_{j-1,k} = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} h_{n-2k} C_{j,n}, j, k \in Z, D_{j-1,k} = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} g_{n-2k} D_{j,n}, j, k \in Z \quad (5)$$

多小波重构:

$$C_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} h_{k-2n}^* C_{j-1,n} + \sqrt{2} \sum_{n \in Z} g_{k-2n}^* D_{j-1,n} \quad (6)$$

式中:

$$\begin{aligned} C_{j,k} &= [c_{0,j,k}, c_{1,j,k}, \dots, c_{r-1,j,k}]^T, \\ D_{j,k} &= [d_{0,j,k}, d_{1,j,k}, \dots, d_{r-1,j,k}]^T \\ h_n^*, g_n^* &\text{ 分别为 } h_n, g_n \text{ 的共轭转置。} \end{aligned}$$

以上所述即为多分辨率分析理论的基础。

将 MEMS 陀螺仪随机漂移进行多尺度分解,各尺度信号已经平稳,接着可以使用时间序列方法进行数据的建模。如果得到的 ARMA 模型是稳定的,可以使用 AR 模型代替^[8]。

3 随机漂移误差建模

经检验可知,经过小波多分辨率分析解构重建后所得的数据为具有平稳、正态性的零均值随机时间序列,对其可以采用时间序列分析方法进行建模^[9]。本文采用时间序列分析法的 AR(n) 模型建立陀螺仪的随机漂移信号模型。AR(n) 模型的定义为:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} + a_t \quad (7)$$

式中: $\varphi_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为自回归参数; $\{a_t\}$ 序列为高斯白噪声序列。

自相关函数为:

$$\rho_k = R_k / R_0 = E(x_t x_{t-k}) / E(x_t^2) \quad (8)$$

偏相关函数是满足式(9)为极小时的系数 φ_{kk} 。

$$J = E \left[\left(x_t - \sum_{i=1}^k \varphi_{ki} x_{t-i} \right)^2 \right] \quad (9)$$

根据定义可得到:

$$\rho_i - \sum_{j=1}^k \varphi_{kj} \rho_{j-i} = 0 \quad (10)$$

在式(10)中分别取 $i = 1, 2, \dots, k$, 共得到 k 个关于 φ_{kj} 的线性方程。考虑到 $\rho_i = \rho_{-i}$ 的性质,将这些方程整理并写成矩阵形式为:

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{k1} \\ \varphi_{k2} \\ \vdots \\ \varphi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 \\ \rho_1 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \quad (11)$$

利用式(11)可解得所有系数 $\varphi_{k1}, \varphi_{k2}, \dots, \varphi_{kk-1}$ 和偏自相关函数 φ_{kk} 。偏自相关函数对 AR 模型的截尾特性可用来判断是否对给定时序 $\{x_t\}$ 拟合 AR 模型,并确定模型的阶数。

将式(12)中的 AR(n) 模型写成矩阵形式:

$$Y = X\varphi + A \quad (12)$$

式中: $Y = [x_{n+1} \ x_{n+2} \ \dots \ x_N]^T$,

$\varphi = (\varphi_1 \ \varphi_2 \ \dots \ \varphi_n)^T$, $A = (a_{n+1} \ a_{n+2} \ \dots \ a_N)$

$$X = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \dots & x_1 \\ x_{n+1} & x_n & \dots & x_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N-1} & x_{N-2} & \dots & x_{N-n} \end{bmatrix}$$

模型的参数识别这里采用的是最小二乘法,由最小二乘原理可得:

模型的自回归系数的估计为:

$$\hat{\varphi} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (13)$$

噪声的估值为:

$$\hat{a}_t = x_t - x_{t-1}\hat{\varphi}_1 - x_{t-2}\hat{\varphi}_2 - \cdots x_{t-n}\hat{\varphi}_n \quad (t = n+1, \cdots N) \quad (14)$$

噪声方差的估值为:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-n} \sum_{t=p+1}^N \hat{a}_t^2 = \frac{1}{N-n} \hat{\mathbf{A}}^T \mathbf{A} \quad (15)$$

进行时间序列建模的关键是模型识别,这里采用 Akaike 信息准则对模型的实用性进行检验^[10]。Akaike 信息准则简称 AIC 是评估统计模型的复杂度和衡量统计模型拟合优良性的一种标准。

AIC 准则公式可表达为:

$$AIC(n) = \ln \hat{\sigma}^2 + 2n/N;$$

式中: N 为采样个数, $\hat{\sigma}^2$ 为模型残差方差估值, n 为模型的阶次估计值。

增加自由参数的数目提高了拟合的优良性, AIC 值的大小体现了模型的拟合情况。当 AIC 值过大时说明模型过度拟合(Overfitting), 因此要优先考虑的模型应是 AIC 值最小的那一个进行计算分析。计算结果如表 1 所示。

表 1 模型适用性检验结果

| 模型阶数 n | 1 | 2 | 3 |
|----------|-----------|------------|-----------|
| AIC 值 | 1.57e-003 | 0.865e-003 | 1.23e-003 |

所以, 本文选择的是 AR(2) 模型。

4 卡尔曼滤波算法的改进与方程的建立

时间序列模型在进行时间序列预测时局限性较大, 而且建模的好坏取决于很多方面的因素: 系统特性以及系统本身的复杂度等。在实际应用中, 时间序列具有不规则的非线性特征, 对于并不是只有某一类单一噪声的陀螺仪漂移信号, 难以对其建立理想的随机模型, 这样就导致了时间序列预测精度不高。因此采用 Kalman 滤波最优估计思想, 对时间序列模型参数进行最优估计, 从而可以克服模型参数估计不准确的缺点。

卡尔曼滤波方程的状态空间模型^[11]:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (16)$$

同时, \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 满足

$$\left. \begin{aligned} E[\mathbf{W}_k] &= 0, Cov[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j] = E[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj} \\ E[\mathbf{V}_k] &= 0, Cov[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j] = E[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj} \\ Cov[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j] &= E[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j^T] = 0 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

但是由于卡尔曼滤波算法是一个递归的估计算法, 即只要获知上一时刻的状态估计和当前状态的观测就可以计算出当前状态的估计, 对于加速度计和陀螺仪时间的变化速率快、噪声干扰大的这些惯性器件, 前一时刻的估计误差会累积到一下时刻, 因此仅仅采用传统的卡尔曼滤波简单

近似估计的方法会随着时间的增加误差逐步增大, 最终会较大地偏离实际水平。因此本文采用改进的卡尔曼滤波方法。

假设在 $X-Y$ 平面上存在一系列点: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \cdots, (x_k, y_k)$, 用一条光滑的曲线连接这些点, 称这条曲线为拟合曲线。采用最小二乘法中直线拟合的方法利用系统保存的前 $k-1$ 次状态估计得到预测值 $x_{k,k-1}$ 会得到一个较为精确的估计值。

最小二乘法就是将符合 $Y=a+bX$ 关系的所获得的测量数据, 计算出最佳的 a 和 b 。设直线方程为:

$$Y = a + bX \quad (18)$$

为求出最佳的 a 和 b , 对满足此线性关系的测量数据 (x_i, y_i) , 假设自变量 x_i 的误差能够忽略不计, 则在同一 x_i 下, 测量点 y_i 与直线上点 $a + bx_i$ 的偏差 d_i 为:

$$\begin{aligned} d_1 &= y_1 - a - bx_1 \\ d_2 &= y_2 - a - bx_2 \\ &\cdots \cdots \cdots \\ d_n &= y_n - a - bx_n \end{aligned} \quad (19)$$

显然当 $d_1 = d_2 = \cdots = d_n = 0$ 是最好, 求出的 a 和 b 也最理想, 但实际上测量点不可能都在直线上的, 这样只好让 d_1, d_2, \cdots, d_n 为最小, 也就是让 $d_1 + d_2 + \cdots + d_n$ 最小, 但因 d_1, d_2, \cdots, d_n 有正有负, 加起来以后就可能相互之间抵消, 然而 $|d_1| + |d_2| + \cdots + |d_n|$ 的方程又增加了求解的困难度。现在采用一种等效的方法: 当 $d_1^2 + d_2^2 + \cdots + d_n^2$ 对 a 和 b 为最小时, d_1, d_2, \cdots, d_n 也最小。

$$\text{令 } D = \sum_{i=1}^n d_i^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - a - bx_i]^2 \quad (20)$$

D 分别对 a 和 b 求一阶偏导为:

$$\frac{\partial D}{\partial a} = -2 \left[\sum_{i=1}^n y_i - na - b \sum_{i=1}^n x_i \right] \quad (21)$$

$$\frac{\partial D}{\partial b} = -2 \left[\sum_{i=1}^n x_i y_i - a \sum_{i=1}^n x_i - b \sum_{i=1}^n x_i^2 \right]$$

继续求二阶偏导为:

$$\frac{\partial^2 D}{\partial a^2} = 2n; \frac{\partial^2 D}{\partial b^2} = 2n \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (22)$$

显然

$$\frac{\partial^2 D}{\partial a^2} = 2n \geq 0; \frac{\partial^2 D}{\partial b^2} = 2n \sum_{i=1}^n x_i^2 \geq 0$$

是满足最小值的条件, 令一阶偏导为零即:

$$\sum_{i=1}^n y_i - na - b \sum_{i=1}^n x_i = 0 \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i - a \sum_{i=1}^n x_i - b \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0 \quad (24)$$

$$\bar{x} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i; \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

设平均值为:

$$\bar{x}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2; \overline{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

$$\begin{aligned} \bar{y} - a - b\bar{x} &= 0 \\ \text{则: } \overline{xy} - a\bar{x} - b\bar{x}^2 &= 0 \end{aligned}$$

$$\text{解得: } a = \overline{y} - b\overline{x}, b = \frac{\overline{xy} - \overline{x}\overline{y}}{\overline{x^2} - \overline{x}^2} \quad (25)$$

根据上式即可求得拟合曲线 $Y = a + bX$ 。将 t_{k+1} 时的值代入到式(25)中便得到了预测值 $x_{k,k-1}$ 。

之前得到的 AR(2)模型的参数也即自回归系数,模型可表示为:

$$\hat{x}_t = 0.0389\hat{x}_{t-1} + 0.0187\hat{x}_{t-2} + a_t \quad (26)$$

系统的状态为 $\mathbf{X}_k = [\hat{x}_k, \hat{x}_{k-1}]^T$, 过程噪声为 $\mathbf{V}_k = [a_t, 0]^T$, 状态空间模型系数 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.0409 & 0.0187 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = [1 \ 0]^T, \mathbf{H} = [1 \ 0]^T,$$

由此便可建立卡尔曼滤波的更新方程:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_{k,k} = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_g(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) \\ \mathbf{K}_g = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T(\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1,k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}^T \\ \mathbf{P}_{k,k} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_g\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k,k-1} \end{cases} \quad (27)$$

将小波变换的低频部分作为上面 Kalman 滤波器的输入 \mathbf{Z}_k , $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为利用上一状态预测的结果, $\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}$ 为上一状态的最优结果, $\mathbf{P}_{k-1,k-1}$ 为 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}$ 的协方差, $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 为 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 的协方差, \mathbf{K}_g 为卡尔曼增益矩阵, \mathbf{R} 为系统量测噪声方差, 其值为模型的估计误差的方差, \mathbf{Q} 为系统的过程噪声方差, \mathbf{P} 的初值为单位矩阵。

5 仿真与分析

首先采集陀螺仪的静态平稳信号。以 z 轴的陀螺为例, 采样周期为 10 ms。即每 10 ms 采集一次陀螺输出的瞬时数据。进行 20 min 试验。陀螺漂移原始测量部分信号如图 1 所示。

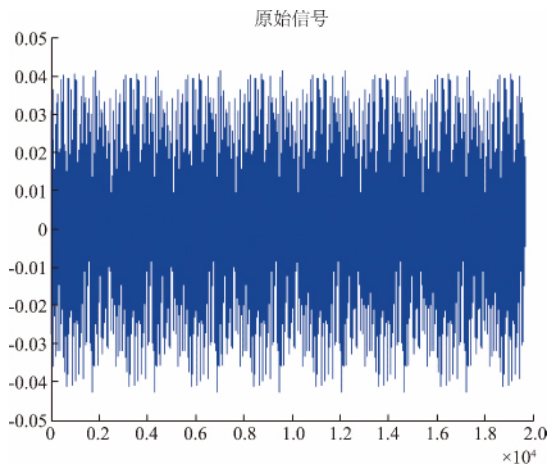


图 1 原始数据

考虑到处理效果与运算复杂程度, 本文选择选用 db3 小波函数及与其对应的尺度函数, 进行 3 层分解与重构得

到信号的粗分辨逼近。结果如图 2 所示。

图 2 中各层的逼近信号与细节信号是原始信号在不同频段上的分量, 平稳性大大好于原始信号。由表 2 可以看到, 重构后的信号噪声信号方差依旧很大, 说明小波分解去噪的效果并不理想, 因此需要进行进一步的滤波处理。

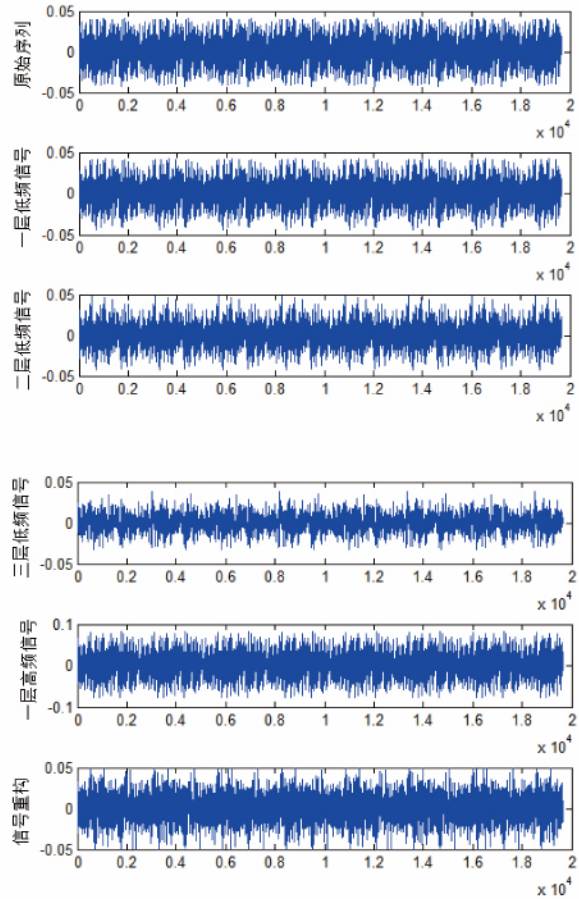


图 2 预处理后的时域结果

表 2 重构前后方差比较

| 数据方差 | 重构前数据 | 重构后数据 |
|------------|----------|----------|
| σ^2 | 0.000122 | 0.000101 |

对得到的平稳的数据信号, 进行时间序列分析建模建立陀螺仪误差模型, 把小波分解后的低频信号当做系统输入, 使用改进的 Kalman 滤波器进行滤波。滤波结果如图 3。由图像可以看到滤波后的数据(红色曲线)明显比滤波前的数据(蓝色曲线)平滑了, 把漂移误差角度有效的控制在 0.01° 范围内, 表 3 滤波前后信号方差的对比也说明该滤波算法可以有效地抑制微机械陀螺的静态随机漂移。

表 3 滤波前后方差比较

| 数据方差 | 滤波前数据 | 滤波后数据 |
|------------|----------|---------|
| σ^2 | 0.000101 | 0.00003 |

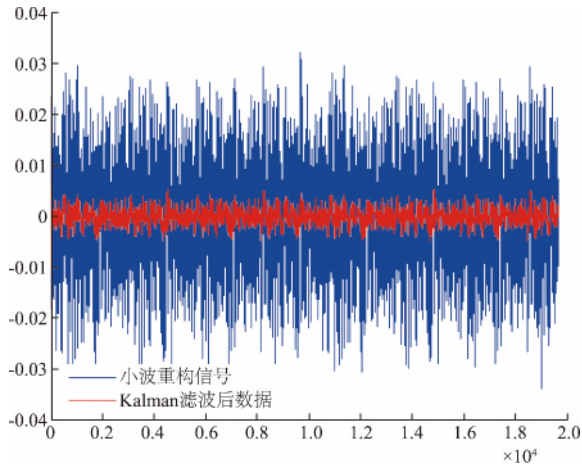


图 3 小波-卡尔曼混合算法滤波

为了验证算法在动态非平稳过程条件下的处理效果,在实验室条件下,分别模拟了钻头在空气、砖块、石灰、水泥等不同地质情况下的钻工作,采集了不同的动态信号数据。图 4 是对不同数据进行模型拟合的效果图,从图中可以看出,在不同的动态非平稳过程条件下模型的拟合效果都很好,说明模型在动态非平稳过程条件下依旧适合数据的拟合。

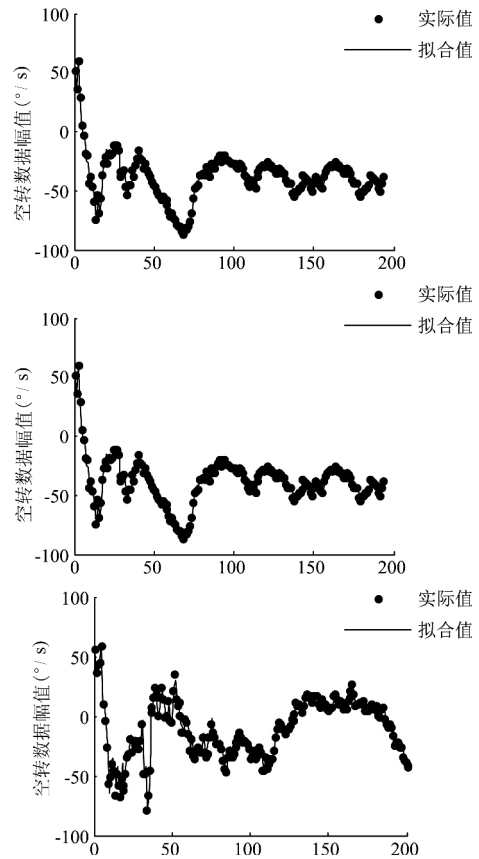
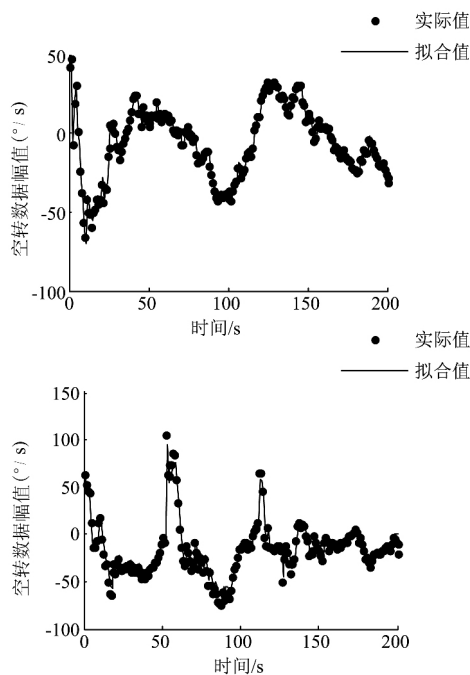


图 4 动态非平稳过程拟合图

表 4 动态非平稳过程滤波方差对比

| 地质 | 滤波前 σ^2 | 滤波后 σ^2 |
|----|----------------|----------------|
| 空转 | 36.4293379 | 11.7092170 |
| 砖头 | 58.3307889 | 15.8568094 |
| 石灰 | 21.2774363 | 4.276285 |
| 水泥 | 53.1291274 | 15.4673579 |

表 4 是在动态非平稳过程条件下,陀螺仪随机漂移信号经过滤波处理后的方差对比。从表中我们可以看出,动态漂移信号在经过卡尔曼滤波后,方差 σ^2 明显减小,说明算法在动态非平稳过程条件下也有很好的处理效果。

6 结论

本研究提出了一直基于 db 小波与改进的 Kalman 算法的混合陀螺仪滤波方法,对陀螺仪的随机噪声进行降噪处理。实验结果表明:此方法能够可以有效增强滤波效果,减小陀螺仪的随机误差,提高陀螺仪的测量精度,这将对载体姿态估计的精度提高有很大帮助。

(下转第 37 页)

- (3):84-90.
- [4] 李达义,孙玉鸿,熊博,等.一种并联型有源电力滤波器的新型控制方法[J].电力系统及其自动化,2014,38(15):112-117.
- [5] 王俊杰,姚钢,郑益慧,等.有源电力滤波器多重因子自适应谐波检测法[J].电力电子技术,2011,45(1):45-47.
- [6] 张达,金立军.基于频谱细化与插值法的特征谐波分析研究[J].电子测量与仪器学报,2013,27(4):298-304.
- [7] 陈淑华,付青,马桂龙,等.基于神经网络自适应预测算法的谐波[J].电工技术学报,2011,26(1):200-206.
- [8] 韩伟,王立志,刘宝成.基于复合预测的无差拍谐波电流跟踪控制[J].仪器仪表学报,2014,35(6):1425-1432.
- [9] 施焯,吴在军,窦晓波,等.基于自适应原理的改进型 FBD 谐波电流检测算法[J].电网技术,2014,38(4):1051-1058.
- [10] 刘国海,张懿.一种新的变步长 MLMS 谐波电流检测法[J].电气传动,2009,39(2):44-47.
- [11] 魏学良,程婷.谐波治理设备在供电系统中的应用[J].国外电子测量技术,2015,34(1):80-83.
- [12] 李自成,任明炜,诸德宏,等.自适应谐波电流检测算法[J].电力电子技术,2011,45(7):50-51,91.

作者简介

马立新,工学博士,教授,研究方向为电力系统分析与优化运行,智能电网与智能科学,电气设备状态监测与诊断方法,电能质量监控与能效测评技术,风光发电智能控制系统。

E-mail:malx_ajii@sina.com

周磊,硕士研究生,研究方向为电力能效测评技术,有源滤波器。

E-mail:15216703220@163.com

(上接第 33 页)

参考文献

- [1] 夏敦柱,周百令,王寿荣.实时小波滤波方法在硅微陀螺仪中的应用研究[J].中国惯性技术学报,2007,15(1):92-95.
- [2] ERDINC T, SAID E A, TAYFUNA. Quadrature-error compensation and corresponding effects on the performance of fully decoupled MEMS gyroscopes[J]. Journal of Micro-electromechanical Systems, 2012, 21(3): 656-667.
- [3] 赵世峰,张海,范耀祖. MEMS 陀螺随机漂移多尺度滤波方法[J].中国惯性技术学报,2007,15(2):229-232.
- [4] 席绪奇,姚志成,何志昆,等.基于多项式模型和 BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿[J].计算机应用与软件,2013,30(11):54-56.
- [5] 张智永,范大鹏,李凯,等.微机电陀螺零点漂移数据滤波方法的研究[J].中国惯性技术学报,2006,14(4):67-69.
- [6] 李舜酩,郭海东,李殿荣.振动信号处理方法综述[J].仪器仪表学报,2013,34(8):1907-1915.
- [7] 徐丽娜,邓正隆.小波分析用于陀螺仪漂移测试信号分析的研究[J].中国惯性技术学报,2003,11(1):49-52,61.
- [8] 张冉,赵成龙. ARIMA 模型在网络流量预测中的应用研究[J].计算机仿真,2011,28(2):171-174.
- [9] 杨叔子,吴雅,轩建平,等.时间序列分析的工程应用[M].武汉:华中理工大学出版社,2007:175-184.
- [10] 金光明,张国良,陈林鹏,等. MEMS 陀螺仪静态漂移模型与滤波方法研究[J].传感器与微系统,2007,26(11):48-50.
- [11] 韩萍,干浩亮,何炜琨,等.基于迭代中心差分卡尔曼滤波的飞机姿态估计[J].仪器仪表学报,2015,36(1):187-193.

作者简介

杨金显,副教授,博士,研究方向为微惯性及组合导航系统。

E-mail:1312109085@qq.com

陈超(通讯作者),硕士研究生,研究方向为微惯性及组合导航系统、数据处理。

E-mail:906234428@qq.com

李志鹏,硕士研究生,研究方向为控制工程。

E-mail:15225815285@163.com