

## 基于微惯导随机误差时间序列建模的改进组合导航方法\*

王鼎杰, 吕汉峰, 吴杰

(国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**针对低精度、低成本微机电惯性测量单元随机误差建模效果不理想会极大影响组合导航性能难题,采用时间序列分析方法建立了微机电惯性测量单元随机误差的自回归滑动平均模型,通过对卡尔曼滤波器的状态变量进行增广,建立系统动力学方程和观测方程,实现对零偏误差的在线估计。实测数据分析验证了该随机误差建模的有效性。实测数据处理结果表明,该方法能够显著提高低成本微惯性解算外推精度,增强微惯性/卫星组合导航可靠性。

**关键词:**微机电系统;惯性测量单元;随机建模;自回归滑动平均;扩展卡尔曼滤波

**中图分类号:**V448.22+4 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2016)06-064-06

## ARMA-based stochastic modeling method for improving the performance of low-cost MIMU/GNSS integration

WANG Dingjie, LYU Hanfeng, WU Jie

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** High noise and complicated errors caused by low-cost MIMU (micro-electro-mechanical system-based inertial measurement unit, MEMS-based IMU) have caused its stochastic modeling challenge, which may undermine the performance of inertial-based integrated navigation. In order to achieve accurate MEMS-based navigation, a stochastic modeling method called auto-regressive moving-average model for low-cost MEMS-based inertial sensors was proposed on the basis of time series analysis theory. This model was then expanded into the state variables of the conventional Kalman filter to establish the system dynamic equation and observation equation and to estimate the zero-bias online. Field test results indicate that the proposed algorithm can not only realize a highly accurate autonomous navigation for low-cost MIMU, but also provide reliability to the MIMU/GNSS integrated system.

**Key words:** micro-electro-mechanical system; inertial measurement unit; stochastic modeling; auto-regressive moving-average; extended Kalman filtering

不同于传统捷联惯性导航系统( Strap-down Inertial Navigation System, SINS),微机电(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)惯性测量单元(MEMS-based Inertial Measurement Unit, MIMU)是一种基于微机电技术,具有小体积、轻质量、粗放制作、快速启动、低成本、大批量、高可靠性等优点的航位递推系统,这些优势使得MIMU正广泛应用于智能交通、微纳卫星、小型无人机、自主机器人和智能弹药等领域的导航定位<sup>[1-2]</sup>。MIMU面临的主要困难在于其恶劣的输出稳定性、热敏感性和噪声特性,这些恶劣的特性严重地限制了MIMU在高精度、高可靠导航领域中的应用。然而,MIMU的性价比和广泛适用性优势值得人们思考并设计有效的方法来进一步提高其导航精

度、扩展其应用领域。

将惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)敏感载体(如车辆或飞行器)运动的视速度增量和角度增量积分可获得其位置、速度、姿态等实时全维导航信息,但IMU测量值常被诸如传感器噪声、标度因子、零偏不稳定性等不同类型的噪声所污染。惯性导航解算中的积分运算会将这些误差累积,导致解算位置和速度显著偏移,使MIMU难以做到长时间精确导航<sup>[3]</sup>。因此,导航状态的精确估计要求对惯性测量噪声进行精确建模。

目前,随机噪声的建模方法主要分为频域方法和时域方法两大类<sup>[4-5]</sup>。频域法主要是使用功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)函数估计

\* 收稿日期:2015-07-11

基金项目:国防科技大学研究生创新资助项目(B140103)

作者简介:王鼎杰(1990—),男,山西长治人,博士研究生,E-mail:wangdingjie11@nudt.edu.cn;

吴杰(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:wujie\_nudt@sina.com

噪声在白噪声激励下的传递函数模型,该方法难以实时估计。时域随机噪声建模方法有自相关函数法、自回归滑动平均(Auto-Regressive Moving-Average, ARMA)建模方法和Allan方差分析方法。自相关函数与功率谱密度函数是傅里叶变换对,故两种方法完全对偶<sup>[4]</sup>。ARMA建模方法将自协方差与差分方程系数联系起来,将随机噪声表示为ARMA过程。这种模型的优点是建模简单,易于理解,从数据本身的相关性出发,但是模型对参数敏感且不适于处理奇功率谱过程、高阶过程或大动态范围的过程<sup>[5]</sup>。Allan方差分析方法则是把均方根(Root Mean Square, RMS)随机误差表示为相关时间的函数,该方法能够确定数据噪声中潜在的随机误差类型和特性,目前已经作为标准写入激光陀螺噪声分析的IEEE Standard<sup>[4,6]</sup>,该方法的缺点是噪声建模维数过高,不利于后续处理。

为了提高MIMU自主导航精度,国内外学者在MIMU误差在线标定、随机误差建模、补偿和滤波等领域展开了大量研究工作。Xing<sup>[2]</sup>指出,低成本MEMS加速度计和陀螺仪零偏误差可表示为加表和陀螺零偏量的随机常数部分、一阶高斯-马尔科夫过程近似零偏以及零偏滤波增量三个随机过程之和。Jacques等<sup>[7]</sup>采用高阶自回归(Auto-Regressive, AR)模型实现MIMU随机建模。以上两种方法均会扩大滤波器状态维数,可能导致滤波不稳定甚至发散。Minha<sup>[8]</sup>采用ARMA模型分析了MIMU误差源,但未给出随机误差模型的定量描述。文献[9-11]利用ARMA模型分析微机电陀螺/光纤陀螺零偏,但未对模型进行动态实验检验,且当信息量较大时,计算量增大、计算精度下降。目前,基于AR模型和高斯-马尔科夫模型的低成本MIMU随机误差建模参与组合导航时,在全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)中断10 s的条件下其单向外推精度为15 m(1 $\sigma$ )<sup>[8,12]</sup>。

## 1 MIMU静态数据ARMA建模

以z轴MEMS陀螺为例,其他轴向的加表和陀螺可采用相同方法分析,不再赘述。通过对MEMS陀螺z轴(敏感地球自转角速度的轴向)静态输出数据扣除常数项后,得到的时间序列 $\{x_t\}$ 的物理意义是陀螺零偏噪声。采用ARMA模型,将零均值平稳随机序列 $\{x_t\}$ 表示为线性差分方程的形式:

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \dots - \phi_N x_{t-N} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_M a_{t-M} \quad (1)$$

式中, $N$ 和 $M$ 是ARMA( $N, M$ )模型参数, $a_t$ 是白噪声序列, $\phi_i$ 和 $\theta_j$ 分别是模型AR部分和滑动平均(Moving Average, MA)部分参数, $N$ 表示模型阶。

采用型号为ADIS16405的低成本MIMU来收集动态惯性测量数据,该MIMU性能参数见表1。

表1 MIMU噪声参数

Tab.1 Noise parameter of MIMU

	陀螺噪声参数	加表噪声参数
零偏	3.0°/s	50mg
零偏不稳定性	0.007°/s	0.2mg
随机游走	2.0°/√h	0.2 m/(s·√h)

### 1.1 数据特性检验

运用假设检验方法,可检验时间序列的平稳性与正态性,这是进行ARMA建模的前提。

#### 1.1.1 平稳性检验

平稳性是指宽平稳性,即随机过程的均值和方差为常数,且其自协方差函数只与时间间隔有关而不依赖时间长度。z轴陀螺静态输出时间序列散点图如图1所示,由图1初步判断该时间序列接近一个平稳序列。进一步对数据进行扩展迪基-富勒(Augmented Dickey-Fuller, ADF)单位根检验<sup>[13]</sup>,其检验统计量值为-110.1753,小于ADF表中1%~10%水平的所有临界值,因此拒绝原假设,认为原始序列是符合平稳性条件的。

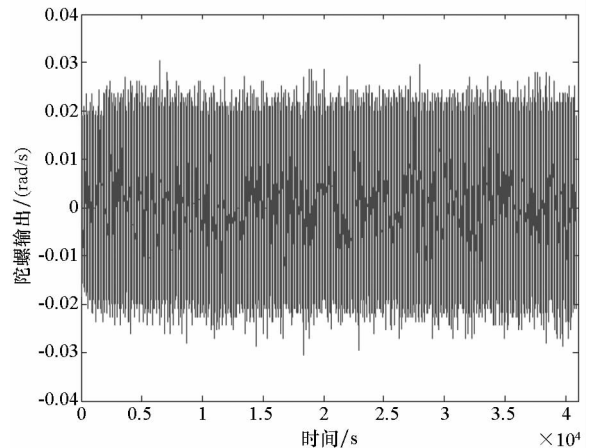


图1 z轴陀螺静态输出

Fig.1 Static output of z-axis gyroscope

1.1.2 正态性检验

对原始数据进行 Kolmogorov-Smirnov 检验和 Jarque-Bera 检验<sup>[13]</sup>, 检验结果如表 2 所示。由表 2 可知, 两种检验统计量均大于各自 5% 水平的临界值, 因此拒绝接受该序列服从正态分布, 即认为原始序列是不符合正态分布的。

表 2 z 轴陀螺静态输出数据正态性检验

Tab.2 Normal probability test of z-axis gyro output

	Jarque-Bera 检验	Kolmogorov- Smirnov 检验
统计量	11.446 1	0.491 8
临界值(5%)	5.991 5	9.498 4E-04

1.2 模型参数辨识

目前广泛应用的时间序列建模方法有两种<sup>[14]</sup>, 一种是 Box-Jenkins 方法(简称 B-J 法), 另一种是 Pandit-Wu 方法(简称 P-W 法)。B-J 法建模基于序列相关性分析, 计算工作烦琐。而 P-W 法是一种程序化的动态数据系统(Dynamic Data System, DDS)建模方法, 采用的策略是 ARMA(2n, 2n-1)法实现阶次和模型参数的程序化辨识, 即 n 由低阶向高阶建模, 当模型阶次 2n 确定后, m = 2n - 1 随之确定。因此, 把原来一个二维(n, m)搜索转化为一维(2n, 2n-1)搜索问题。由低阶 2n 向高阶 2n+2 的 ARMA 建模后, 均需计算残差平方和, 根据残差平方和是否有显著减小来判断是否继续向高阶建模。F 检验或 AIC 准则均能用来判断残差平方和是否发生显著减小。当每个阶次的残差平方和变化不大时, 则选用低阶模型。P-W 方法建模流程如图 2 所示。表 3 列出了采用 P-W 方法得到的系统阶次和参数辨识结果。

由表 3 可知, 当 2n = 2, AIC 达到最小值 -10.197 1 且 F 检验量 t(2, 4) = 0.505 0 < 2.995 7 (F 分布表中的 F<sub>0.05</sub>(2, +∞) 值), 即认为相应残差平方和的下降已不显著, 由此判断系统阶次为 2, 相应的模型是 ARMA(2, 1)。

1.3 模型适用性检验

在完成 ARMA(2, 1)模型参数估计后, 通过对 ARMA(1, 1)和 ARMA(3, 2)的建模残差平方和进行 F 检验获得更加合理的 ARMA 模型。用 F

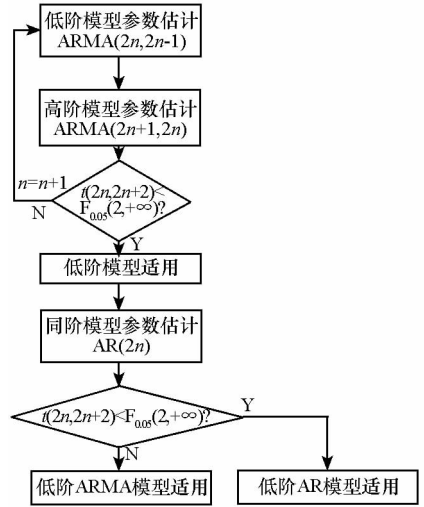


图 2 P-W 法流程图

Fig.2 Scheme of P-W method

表 3 ARMA 模型阶次辨识结果

Tab.3 Order of ARMA modeling

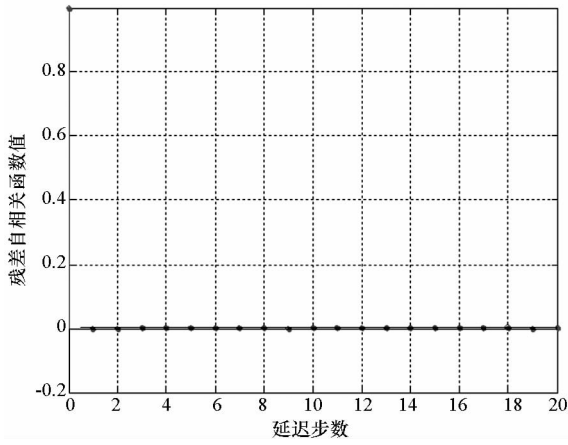
ARMA(2n, 2n-1)	AIC	t(2n, 2n+2)
AR(1, 1)	-10.194 3	2887.997 0
ARMA(2, 1)	-10.197 1	0.505 0
ARMA(4, 3)	-10.197 1	13.940 7
ARMA(6, 5)	-10.197 1	-10.715 0
ARMA(8, 7)	-10.197 1	

检验法对 ARMA(2, 1)和 ARMA(3, 2)两模型进行比较检验, 显著水平取 α = 0.05, t = -19.543 5 < 2.995 7。经检验, ARMA(2, 1)比 ARMA(3, 2)适用。再将 ARMA(1, 1)和 ARMA(2, 1)进行比较检验, 显著水平取 α = 0.05, t = -10.190 5 < 2.995 7。经检验, 可以得出 ARMA(1, 1)比 ARMA(2, 1)适用。

基于此, 工程实现中可选择 ARMA(1, 1)为 MIMU 的 z 轴陀螺输出数据的工程近似模型, 即:

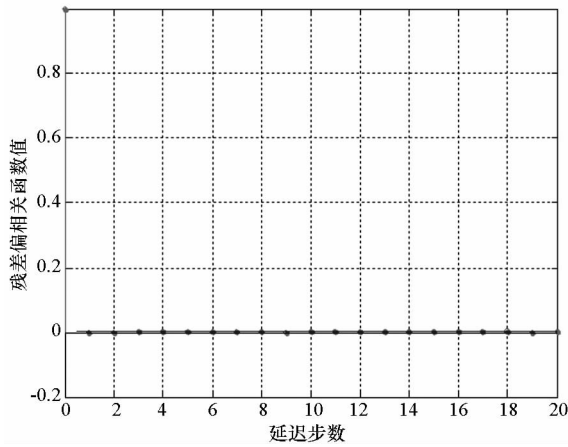
$$x_i - 1.000 0x_{i-1} = a_i - 0.999 4a_{i-1} \quad (2)$$

对 ARMA(1, 1)建模后的数据残差做自相关性检验和偏相关性检验, 如图 3 所示。由图 3 可知, 拟合后的残差基本可看作白噪声, 即 ARMA(1, 1)描述 MIMU 的 z 轴陀螺静态输出零偏误差是适用的。同理, 可对 x, y 轴 MEMS 陀螺和 x, y, z 轴加计零偏噪声进行 ARMA 建模。



(a) 残差自相关函数

(a) Residuals autocorrelation function



(b) 残差偏相关函数

(b) Partial autocorrelation function of residuals

图 3 建模适用性检验

Fig.3 Autocorrelation test of ARMA residuals

## 2 基于 ARMA 模型的 MIMU 随机误差在线补偿方法

当系统噪声是不相关的白噪声时,标准卡尔曼滤波状态估计是最优估计。工程上常假设系统和观测噪声是高斯白噪声,以简化处理。但是噪声实际特性不一定符合假设,这时得到的状态估计是次优估计。此时,必须对噪声特性进行分析,改进模型或白化有色噪声,这是本文 ARMA 误差建模的目的。

分析可知,通过对 MEMS 陀螺和加表的静态输出零偏误差进行分析可构建 MIMU 的 ARMA(1,1)模型描述 MIMU 噪声数据的动态特性,由此可以基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)实现对 GNSS/MIMU 组合导航系统状态的最优估计。

### 2.1 系统状态模型

描述陀螺和加表( $g = \text{gyro}, a = \text{accelerometer}$ )

零偏特性的 ARMA(1,1)差分方程为:

$$\begin{cases} b_{g\cdot,k} - \alpha \cdot b_{g\cdot,k-1} = a_t - c \cdot a_{t-1} \\ b_{a\cdot,k} - \beta \cdot b_{a\cdot,k-1} = a_t - d \cdot a_{t-1} \end{cases} \quad (3)$$

式中,下标“ $\cdot$ ”表示 MIMU 的  $x, y$  或  $z$  轴向分量。

对卡尔曼滤波器 9 个常用状态量增广,即增加 MIMU 的  $x, y$  和  $z$  轴向陀螺和加表零偏误差状态变量。增广卡尔曼滤波器状态量为:

$$\delta X = [\delta r_{1 \times 3}; \delta v_{1 \times 3}; \delta \psi_{1 \times 3}; b_{gx,t}, b_{gy,t}, b_{gz,t}; b_{ax,t}, b_{ay,t}, b_{az,t}]^T$$

式中: $\delta r_{1 \times 3}, \delta v_{1 \times 3}, \delta \psi_{1 \times 3}$  分别表示位置误差矢量、速度误差矢量、姿态失准角矢量; $b_{gx,t}, b_{gy,t}, b_{gz,t}$  分别表示  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴方向的加表零偏; $b_{ax,t}, b_{ay,t}, b_{az,t}$  分别表示  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴方向的陀螺零偏。

考虑 ARMA(1,1)噪声的离散状态方程:

$$\begin{bmatrix} \delta r_{3 \times 1,k} \\ \delta v_{3 \times 1,k} \\ \delta \psi_{3 \times 1,k} \\ b_{gx,k} \\ b_{gy,k} \\ b_{gz,k} \\ b_{ax,k} \\ b_{ay,k} \\ b_{az,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\Phi_{k,k-1})_{9 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \delta r_{3 \times 1,k-1} \\ \delta v_{3 \times 1,k-1} \\ \delta \psi_{3 \times 1,k-1} \\ b_{gx,k-1} \\ b_{gy,k-1} \\ b_{gz,k-1} \\ b_{ax,k-1} \\ b_{ay,k-1} \\ b_{az,k-1} \end{bmatrix} + w_k$$

式中,  $\Phi_{k,k-1}$  是惯性导航误差状态转移矩阵(其元素定义详见文献[1]);  $C_b^n$  是从载体体系转至导航系的方向余弦矩阵;

$$A_\varepsilon = \begin{bmatrix} \alpha_x & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \alpha_y & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \alpha_z \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$A_a = \begin{bmatrix} \beta_x & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \beta_y & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \beta_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

$w_k$  表示系统动力学噪声,其协方差阵  $Q$  为:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{1,9 \times 9} & \mathbf{0}_{9 \times 6} \\ \mathbf{0}_{6 \times 9} & Q_{2,6 \times 6} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Q_{2,6 \times 6} = \begin{bmatrix} q_{bg,3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & q_{ba,3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: $Q_1$  是位置、速度和姿态噪声协方差阵,其计算可参考文献[6]; $Q_2$  对应 ARMA 噪声部分,白噪声方差  $\sigma_{g/a}^2$  取 Allan 方差计算结果<sup>[5]</sup>;

$$\begin{cases} q_{bg} = \text{diag}\{(1+c_x^2)\sigma_{gx}^2 & (1+c_y^2)\sigma_{gy}^2 & (1+c_z^2)\sigma_{gz}^2\} \\ q_{ba} = \text{diag}\{(1+d_x^2)\sigma_{ax}^2 & (1+d_y^2)\sigma_{ay}^2 & (1+d_z^2)\sigma_{az}^2\} \end{cases} \quad (9)$$

### 2.2 观测模型

卡尔曼滤波的观测方程为:

$$\begin{aligned}
z &= \begin{bmatrix} \delta r_{\text{GNSS}}^n \\ \delta v_{\text{GNSS}}^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{\text{MIMU}}^n - r_{\text{GNSS}}^n \\ v_{\text{MIMU}}^n - v_{\text{GNSS}}^n \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} C_n^0 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & C_n^0 [l^n \times] & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & [\omega_{nb}^n \times] [l^n \times] - [l^n \times] [\omega_b^n \times] & -[l^n \times] C_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \cdot \\
&\begin{bmatrix} \delta r_{3 \times 1}^n \\ \delta v_{3 \times 1}^n \\ \delta \Psi_{3 \times 1} \\ b_{g,3 \times 1} \\ b_{a,3 \times 1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E_r \\ E_v \end{bmatrix} \quad (10)
\end{aligned}$$

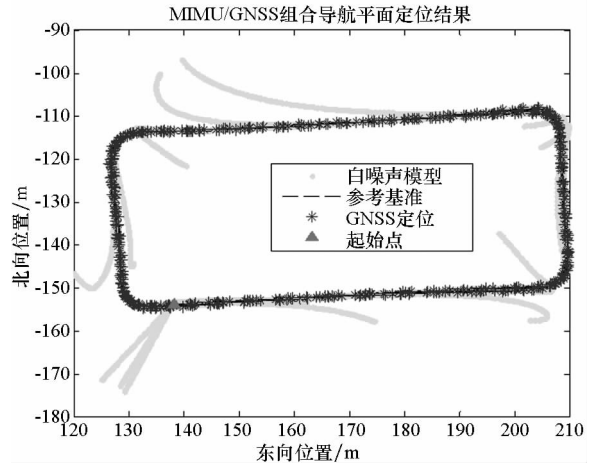
式中,  $r_{\text{MIMU}}^n$  和  $r_{\text{GNSS}}^n$  分别是 MEMS 惯组中心和 GNSS 天线相位中心相对于基准站的北东地位置矢量;  $C_n^0$  是从载体导航系  $n$  系到基准站导航系  $n_0$  系的方向余弦矩阵;  $l^b$  是从载体  $b$  系内 MEMS 惯组中心至 GNSS 天线相位中心的杆臂矢量, 且  $l^n = C_b^n l^b$ ,  $C_b^n$  是从载体体系转至导航系的方向余弦矩阵;  $\omega_{nb}^n$  是导航系中载体体系相对于导航系的转动角速度;  $E_r$  和  $E_v$  是载体位置和速度的观测噪声。

### 3 试验分析

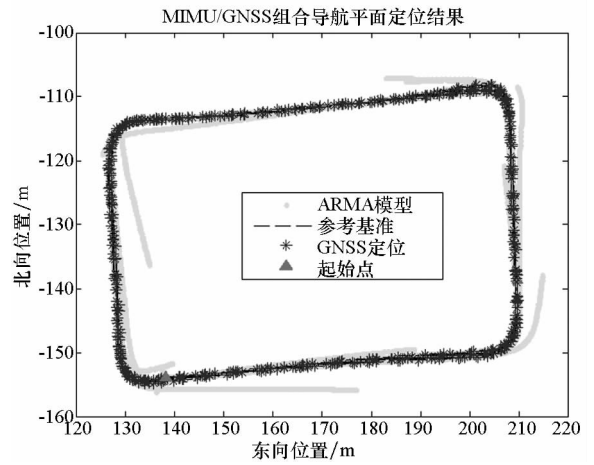
为了检验本文随机误差建模方法, 基于静态标定数据建立 ARMA(1, 1) 模型, 对一组车载试验数据进行了处理。采用多频 GNSS-RTK 精密相对定位定速结果, 与 MIMU 提供的导航数据进行信息融合。

为了比较所提 ARMA 误差建模方法的准确性, 将假设陀螺零偏噪声是白噪声的传统 9 状态卡尔曼滤波组合导航方法与本文对零偏噪声 ARMA 建模的 15 状态卡尔曼滤波组合导航方法事后导航处理结果进行比较, 并通过连续多次间断 10 s GNSS 数据(事后处理即是把 10 s 的 GNSS 数据舍去)来评估 ARMA 误差建模方法对 MIMU 导航性能的提升程度。不同陀螺零偏噪声模型多次中断 10 s 的组合导航结果如图 4 所示。图 5 表示了图 3 和图 4 中位置误差在时间轴上的对比, 由图 5 可知整个实验过程共有 15 处 GNSS 中断。由图 4 可知, 将零偏噪声 ARMA 建模后 MIMU 长时间导航精度显著提高, 表明零偏不符合白噪声假设, 在实际滤波过程中应进行 ARMA 建模, 提高 MIMU 导航精度和能力。

对两种结果进行分析和统计, 以 MIMU/GNSS 组合导航事后处理结果<sup>[15]</sup> 为参考值, 将 GNSS 多次中断 10 s 的组合导航结果与之比较,



(a) 白噪声假设下 GNSS 多次中断 10 s 组合导航  
(a) Navigation results of the integration in multiple 10-second GNSS outage with white noise



(b) ARMA 噪声下 GNSS 多次中断 10 s 组合导航  
(b) Navigation results of the integration in multiple 10-second GNSS outage with ARMA noise

图 4 不同噪声模型下 GNSS 多次中断 10 s 的导航结果  
Fig. 4 Navigation results of different noise model in multiple 10-second GNSS outage

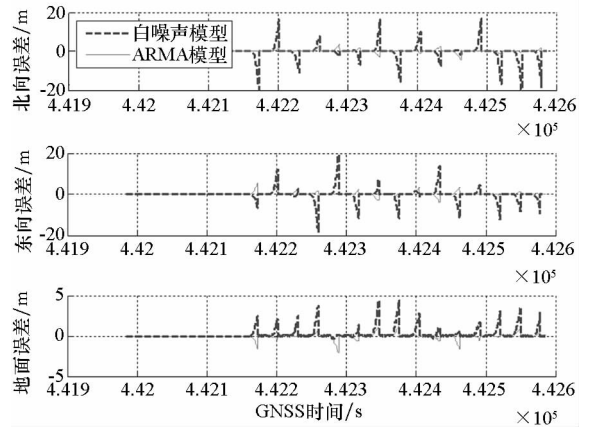


图 5 图 3 与图 4 中组合导航位置误差比较  
Fig. 5 Navigation position errors between fig. 3 and fig. 4

可以得到两种噪声模型下的导航误差。对这 15 段 GNSS 中断 10 s 的 MIMU 独立导航误差取出最大值,得到 MIMU 独立导航 10 s 最大误差如表 4 所示。

表 4 GNSS 中断 10 s 的 MIMU 外推最大导航误差  
Tab.4 Maximum error of MIMU navigation performance with 10-second GNSS outages

	北向位置 误差/m	东向位置 误差/m	地向位置 误差/m
白噪声	16.54	19.25	4.37
ARMA(1,1)	3.65	6.61	1.24
	北向速度 误差/(m/s)	东向速度 误差/(m/s)	地向速度 误差/(m/s)
白噪声	4.33	4.06	0.75
ARMA(1,1)	0.67	1.19	0.17
	滚转角 误差/(°)	俯仰角 误差/(°)	偏航角 误差/(°)
白噪声	3.38	3.89	0.57
ARMA(1,1)	0.51	0.34	0.40

由表 4 可知,MIMU 长时间导航精度成倍提升,性能显著增强。

## 4 结论

本文提出一种采用 ARMA 建模方法对低成本 MIMU 随机误差进行建模与在线补偿的方法。该方法建立的模型能够合理描述 MIMU 零偏特性,增广卡尔曼滤波器可实现系统状态的最优估计。从长时间(10 s) MIMU 独立导航精度提升效果来看,原来无法独立使用的 MIMU(位置误差 20 m,速度误差 8 m/s,姿态误差 5°)经过 ARMA 噪声补偿后,自主导航精度性能显著提升(位置误差 10 m 以内,速度误差 1.2 m/s 以内,姿态误差 0.6°以内),即基于此 ARMA 模型的卡尔曼滤波器能够很好地估计并补偿 MEMS 惯性传感器的零偏噪声。因此,所提出的 ARMA 建模方法以及滤波器设计方法能够提升基于 MEMS 惯性传感器的低成本导航系统性能,具有重要的工程实用价值。

## 参考文献 (References)

[1] Titterton D H, Weston J L. Strapdown inertial navigation technology[M]. 2nd ed. London,UK: American Institute of Aeronautics & Astronautics, 2004.

[2] Xing Z Q, Gebre-Egziabher D. Modeling and bounding low cost inertial sensor errors[C] //Proceedings of the IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium, 2008:1122 - 1128.

[3] El-Sheimy N, Hou H, Niu X. Analysis and modeling of inertial sensors using allan variance[J]. IEEE Transactions of Instrumentation and Measurement, 2008, 57(1): 140 - 149.

[4] IEEE standard specification format guide and test procedure for single-axis laser gyros: 647 - 2006 [S]. IEEE Std., 2006.

[5] 吴富梅, 张晓东. 几种不同时频分析法对 INS 信号的分析 and 比较[J]. 测绘科学技术学报, 2010, 27(2): 92 - 96. WU Fumei, ZHANG Xiaodong. Analysis and comparison of INS signal based on several methods [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2010, 27(2): 92 - 96. (in Chinese)

[6] 韩松来. GPS 和捷联惯导组合导航新方法及系统误差补偿方案研究[D]. 长沙:国防科学技术大学. HAN Songlai. Novel GPS/SINS integration architecture and systematic error compensation methods [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)

[7] Jacques G, Aboelmagd N, Korenberg M J, et al. Modeling the stochastic drift of a MEMS-based gyroscope in gyro/odometer/GPS integrated navigation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(4): 856 - 876.

[8] Minha P, Yang G. Error and performance analysis of MEMS-based inertial sensors with a low-cost GPS receiver [J]. Sensors, 2008, 8(4): 2240 - 2261.

[9] 杜红松, 程建华, 唐苗苗. 基于 ARMA 的微惯性传感器随机误差建模方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(4): 54 - 57. DU Hongsong, CHENG Jianhua, TANG Miaomiao. Stochastic error modeling method for micro inertial sensor based on ARMA[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(4): 54 - 57. (in Chinese)

[10] 赵伟臣, 付梦印, 张启鸿, 等. 微机械 IMU 数据建模与滤波方法研究[J]. 中国惯性技术学报, 2005, 13(6): 13 - 17. ZHAO Weichen, FU Mengyin, ZHANG Qihong, et al. Investigation on modeling and filter methods for MEMS IMU drift data[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2005, 13(6): 13 - 17. (in Chinese)

[11] 王新龙, 陈涛, 杜宇. 基于 ARMA 模型的光纤陀螺漂移数据建模方法研究[J]. 弹箭与制导学报, 2006, 26(1): 5 - 7. WANG Xinlong, CHEN Tao, DU Yu. The drift method of fiber optic gyro based on the ARMA model[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2006, 26(1): 5 - 7. (in Chinese)

[12] Park M. Error analysis and stochastic modeling of MEMS based inertial sensors for land vehicle navigation applications [D]. Calgary, Canada: University of Calgary, 2004.

[13] Hamilton J D. Time series analysis [M]. USA: Princeton University Press, 1994: 528 - 547.

[14] 李鹏波, 胡德文. 系统辨识基础[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2006. LI Pengbo, HU Dewen. System identification [M]. Beijing: China Water & Power Press, 2006. (in Chinese)

[15] Wang D J, Zhang L, Wu J. On GNSS/MIMU integrated navigation system based on observability theory [C] // Proceedings of 33rd Chinese Control Conference (CCC), 2014: 853 - 858.