

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2019.03.008

# 融合 MT2503 与 MEMS 传感器的惯性导航定位算法

王 超<sup>1,2</sup>

(1.重庆师范大学 计算机与信息科学学院,重庆 401331;2.重庆商务职业技术学院 出版传媒系,重庆 401331)

**摘要:**为提高惯性导航室内定位算法的精度与连续性,提出一种融合 MT2503 与 MEMS 传感器的惯性导航定位算法,算法以 MT2503 芯片作为定位终端,并将加速度计传感器、陀螺仪,磁力计等传感器与其进行融合,通过加速度计传感器解算步长、步幅、步频,通过陀螺仪与磁力计来识别定位终端微动偏移量,最后在初始位置上累加定位终端位移得出定位终端实时位置。实验证实通过零速修正和卡尔曼滤波对误差进行校正,有效的解决了 MEMS(micro-electro mechanical system)定位算法中存在的导航解算误差累积问题,提升了 MEMS 惯性导航室内定位算法的精度。

**关键词:**MEMS 传感器;惯性导航;卡尔曼滤波;室内定位;零速修正

**中图分类号:**P311.35

**文献标志码:**A **文章编号:**1000-582X(2019)03-076-09

## Fusion Inertial Navigation Location Algorithm for MT2503 Chip and MEMS Sensors

WANG Chao<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, P.R.China;  
2. Publish and Media Department, Chongqing Business Vocational College, Chongqing 401331)

**Abstract:** A fusion inertial navigation location algorithm for MT2503 and MEMS sensors is presented to improve accuracy and continuity. MT2503 chip is the locating terminal of location algorithm which blends accelerometer sensors, gyroscopes, magnetometers, and other sensors. Accelerometer sensors are used to resolve step size, stride and stride frequency. Gyroscopes and magnetometers are used to recognize the offset of a locating terminal. Finally, an offset of the location terminal is added on the original location to obtain the real time location of the locating terminal. Experiments confirmed that the problem of accumulative errors in navigation solution of the MEMS location algorithm is solved well through zero velocity update and Kalman filter. The method improves the accuracy of indoor inertial navigation positioning algorithm based on MEMS sensors.

**Keywords:** MEMS sensors; inertial navigation; Kalman filter; indoor positioning; zero velocity update

现今使用的室内定位技术以射频识别和无线局域网技术为主,此类定位技术在室内具有较高的定位精度,然而高精度的定位水准依赖于前期采集大量的数据,需要在前期花费巨大的人力和物力成本,这一缺点限制了技术更大规模的应用<sup>[1-5]</sup>。为解决此技术缺陷,李旭等<sup>[6]</sup>将惯性导航技术与微机电系统(MEMS)定

**收稿日期:**2018-4-10

**基金项目:**国家重点研发计划项目(2017YFB1300704)。

Supported by the National Key Research and Development Project(2017YFB1300704).

**作者简介:**王超(1973—),男,硕士,副教授,主要从事计算机教育、智能算法研究,(E-mail)18827668@qq.com。

位算法相结合设计了一个手机程序用于提高室内定位精度,该定位算法通过粒子滤波降低噪声干扰提高定位精度,然而由于实验所采用的芯片处理能力有限,为适应芯片的处理能力,算法仅采用了次优而非最优的贝叶斯估计算法,因此所设计的算法短距离定位仍具有 3~5 m 的误差,精度仍需要进一步提高。信息工程大学的朱彩杰<sup>[7]</sup>对基于 MEMS 的室内定位算法进行了误差修正研究,在一定程度上降低了高频噪声对定位精度的影响,但回型路径的误差仍然有 1.42 m,精度仍旧具有提升的空间。

调研发现:惯性导航技术在室内定位时具有短时间内的低精度优势,并且具有硬件成本低、导航自主性及环境适应能力强等优点,由于 MEMS 硬件设备存在测量误差,在计算过程中累积,导致定位不准。卡尔曼滤波算法能有效的降低系统的漂移误差,能使解算的位置漂移降到 1% 内,但长时间的导航解算的累积误差问题还不能得到有效的解决,这是研究的重点之一。

### 1 算法流程

在综合考虑应用需求、运行成本、定位精度等因素的基础上提出了一种融合 MT2503 与多传感器的 MEMS 室内定位算法,并在智能终端上开发了一套室内定位系统,通过零速修正和卡尔曼滤波对误差进行校正,其算法流程图如图 1 所示。最后通过实验证明该算法有效解决了室内复杂环境因素所造成的影响,并具有较高的定位精度,为网络通信与无线定位提供了借鉴与参考。

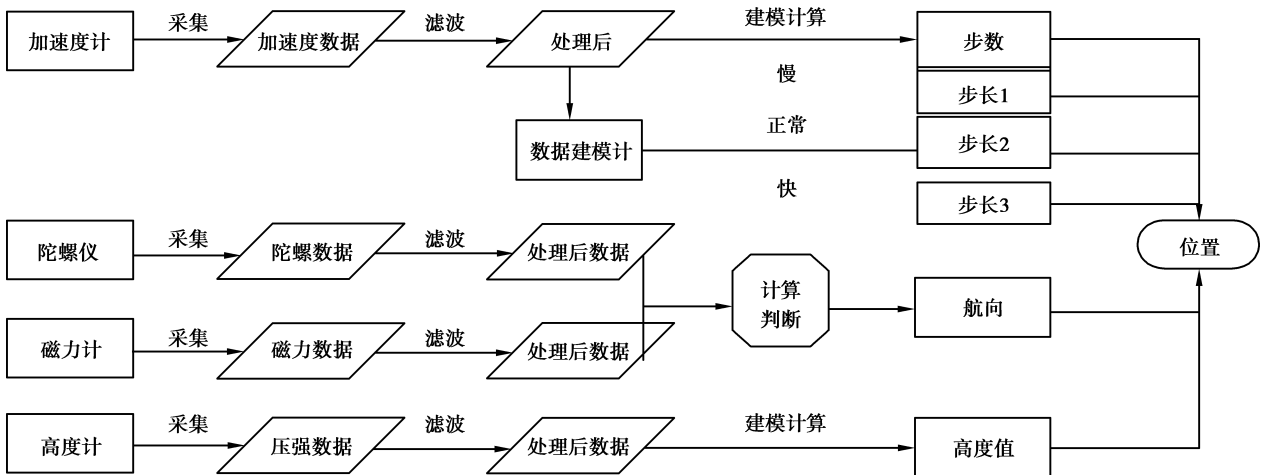


图 1 融合算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of fusion algorithm

### 2 数学模型

#### 2.1 步频分析模型

以个人行进方向为 Y 轴正方向,同一水平面 Y 轴左手侧垂直方向为 X 轴正方向,人体站立轴线为 Z 轴,向上为正方向。人体正常行走时,加速度在 Z 轴方向上具有周期性,从抬脚到落脚的过程中,重心升高后再降低,将垂直加速度计置于腰间,加速度计信号输出先增大后减小,加速度计信号通过有限冲激响应滤波器(FIR 低通滤波器 5 Hz)过滤,之后用加速度计信号与零速时的信号差值做零速修正,抬脚时加速度计输出值由负变为正,落脚时相反,计步模块算法流程图如图 2 所示。

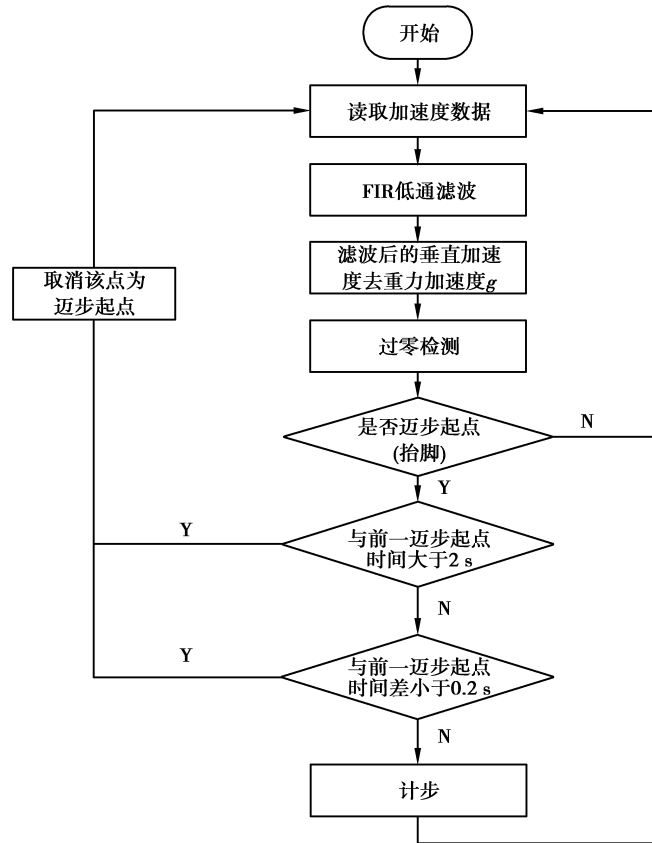


图 2 计步算法流程图

Fig. 2 Flow chart of pedometer method

## 2.2 航向确定模型

### 2.2.1 磁航向角计算

由公式 1 计算磁力计姿态角:横滚角  $\gamma$  和俯仰角  $\theta$ ;姿态角通过公式 2 对磁力计测量值进行坐标转换,将其转换到水平面上。

$$\begin{cases} \theta = \arcsin\left(\frac{f_{ibx}^b}{g}\right), \\ \gamma = \arctan\left(\frac{f_{iby}^b}{f_{ibz}^b}\right), \end{cases} \quad (1)$$

式 1 中,  $f_{ibx}^b$ 、 $f_{iby}^b$ 、 $f_{ibz}^b$  分别为加速度计在 X 轴、Y 轴和 Z 轴(地理坐标系)上的测量值。

公式 2 中磁力计测量值分别表示为  $m_x$ 、 $m_y$ 、 $m_z$ , 转换后表示为  $X_h$ 、 $Y_h$ 、 $Z_h$ , 转换公式为

$$\begin{bmatrix} X_h \\ Y_h \\ Z_h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta \sin\theta \sin\gamma \cos\gamma \sin\theta \\ 0 \cos\gamma - \sin\gamma \\ -\sin\theta \sin\gamma \cos\theta \cos\gamma \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix}, \quad (2)$$

转换完成后,利用水平磁力计数据通过公式 3 计算磁航向,即

$$\varphi = \begin{cases} 180^\circ - \arctan \frac{Y_h}{X_h}, & X_h < 0; \\ -\arctan \frac{Y_h}{X_h}, & X_h > 0, Y_h < 0; \\ 90^\circ, & X_h = 0, Y_h > 0; \\ 270^\circ, & X_h = 0, Y_h < 0; \\ 360^\circ - \arctan \frac{Y_h}{X_h}, & X_h > 0, Y_h > 0; \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} H_{\text{normal}} = \sqrt{m_x^2 + m_y^2 + m_z^2}; \\ H_i = \sqrt{m_{x_i}^2 + m_{y_i}^2 + m_{z_i}^2}; \\ \bar{\varphi}_{\text{compass}} = \frac{\varphi_1 + \varphi_2 + \dots + \varphi_N}{N}; \\ \varphi - 2\sigma \leq \varphi_i \leq \bar{\varphi} + 2\sigma, 0.5 < \left| \frac{H_i}{H_{\text{normal}}} \right| < 1.5, \end{cases} \quad (4)$$

计算磁航向取上一次落脚时刻到此次抬脚时刻区间内的所有航向值为 1 个序列,  $H_{\text{normal}}$  为无磁场干扰时的地磁场强度;  $H_i$  为运动时的地磁场强度; 当外部干扰明显时,  $H_{\text{normal}}$  和  $H_i$  数值相差较大, 此时剔除序列中的磁航向, 最后对在  $(\bar{\varphi} - 2\sigma, \bar{\varphi} + 2\sigma)$  范围内的航向序列计算平均值, 记为  $\bar{\varphi}_{\text{compass}}$ ;  $\bar{\varphi}$  为序列均值;  $\sigma$  为序列方差。

### 2.2.2 陀螺仪航向计算

利用陀螺仪确定航向, 其中陀螺仪的姿态矩阵为  $C_{nb}$

$$C_{nb} = \begin{bmatrix} \cos\theta \cos\varphi & \cos\theta \sin\varphi & -\sin\theta \\ \sin\gamma \sin\theta \cos\varphi - \cos\gamma \sin\varphi & \sin\gamma \sin\theta \sin\varphi + \cos\gamma \cos\varphi & \sin\gamma \cos\theta \\ \sin\theta \cos\gamma \cos\varphi + \sin\gamma \sin\varphi & \sin\theta \cos\gamma \sin\varphi - \cos\varphi \sin\gamma & \cos\gamma \cos\theta \end{bmatrix}, \quad (5)$$

故姿态角  $\theta, \gamma, \varphi$  为

$$\begin{aligned} \theta &= -\arcsin(C_{nb}(1,3)), \\ \gamma &= \arctan \frac{C_{nb}(2,3)}{C_{nb}(3,3)}, \\ \varphi &= \arctan \frac{C_{nb}(1,2)}{C_{nb}(1,1)}, \end{aligned} \quad (6)$$

$$\bar{\varphi}_{\text{gryo}} = \frac{\varphi_1 + \varphi_2 + \dots + \varphi_N}{N}, \varphi - 2\sigma \leq \varphi_N \leq \varphi + 2\sigma, \quad (7)$$

在计算轨迹时, 单步仅需一个航向值计算轨迹, 1 个序列的航向值包括从落脚时刻到紧邻的抬脚时刻所有航向值, 该序列中在  $(\bar{\varphi} - 2\sigma, \bar{\varphi} + 2\sigma)$  范围内的航向序列计算平均值, 记为  $\bar{\varphi}_{\text{gryo}}$ ;  $\bar{\varphi}$  为序列均值;  $\sigma$  为序列方差。

当外部磁场干扰明显时引起磁航向与陀螺仪航向的较大差值, 此时磁航向的可信度较低, 以陀螺仪航向进行后续轨迹计算<sup>[8]</sup>; 当磁航向与陀螺仪航向的差值在设定的范围内, 则以航向均值进行后续轨迹计算。

融合算法如下

$$\begin{cases} \varphi_{i\_final} = 0.5(\bar{\varphi}_{\text{gryo}} + \bar{\varphi}_{\text{compass}}), & |\bar{\varphi}_{\text{gryo}} - \bar{\varphi}_{\text{compass}}| \leq 45^\circ, \\ \varphi_{i\_final} = \bar{\varphi}_{\text{gryo}}, & |\bar{\varphi}_{\text{gryo}} - \bar{\varphi}_{\text{compass}}| > 45^\circ. \end{cases} \quad (8)$$

### 2.3 零速修正模型

在地理坐标系中, 设测量的重力加速度为  $f_g$ , 载体坐标系中,  $X, Y, Z$  轴上的分量为  $x_g, y_g, z_g$ , 相对于载体坐标系, 地理坐标系的方向余弦矩阵为  $Cb_n$ , 建立地理坐标系与载体坐标系中的重力加速度相互转化公式, 即公式(9)

$$\begin{bmatrix} x_g \\ y_g \\ z_g \end{bmatrix} = Cb_n \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ f_g \end{bmatrix}, \quad (9)$$

以最大似然估计判断角速度和加速度的幅值是否低于阈值<sup>[9]</sup>, 判断公式为

$$\frac{1}{n} \sum \left( \frac{1}{\sigma_a^2} \left\| a_k - g \frac{a_k}{a_k} \right\|^2 + \frac{1}{\sigma_w^2} \|\omega_k\|^2 \right) < \gamma, \quad (10)$$

公式(10)中:  $\gamma$  为阈值;  $n$  为采样数;  $\sigma_a^2$  为加速度计噪声协方差;  $\sigma_w^2$  为陀螺仪噪声协方差;  $\omega_k$  为角速度;  $a_k$  为加速度。

在公式(10)中, 设置合适阈值, 低于阈值即为零速时刻, 反之为非零速时刻, 依次计算出行人运动的所有

零速时刻,零速时刻的速度即为速度误差,然后对卡尔曼滤波公式(11)获得的状态增量进行修正,

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{X}_k + B_k U_k + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1}, \quad (11)$$

公式(11)中: $\mathbf{X}_k$ 为 $k$ 时刻状态量; $\mathbf{F}_{k/k-1}$ 为 $k$ 时刻状态矩阵; $B_k U_k$ 为外部控制模型; $\mathbf{F}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻至 $k$ 时刻的噪声增益矩阵; $\mathbf{W}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的系统噪声。

量测方程为

$$Z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + V_k, \quad (12)$$

公式(12)中, $k$ 时刻观测矩阵为 $\mathbf{H}_k$ , $k$ 时刻观测噪声为 $V_k$ 。卡尔曼滤波计算时,高斯白噪声包括 2 个部分,观测噪声和系统噪声均为高斯白噪声<sup>[10]</sup>,无外部控制模型时,零速时刻的速度为速度误差,实际值为系统速度的相反数,即 $-v_n$ ,可得

$$\delta \hat{\mathbf{X}}_n = -\mathbf{K}_n \hat{v}_n, \quad (13)$$

公式(13)中, $\mathbf{K}_n$ 为卡尔曼增益矩阵。

状态信息更新后为

$$\hat{\mathbf{X}}_n = \mathbf{X}_n + \delta \hat{\mathbf{X}}_n \quad (14)$$

此卡尔曼滤波中,系统状态向量为 9 维向量,其中三维位置、速度、姿态角估计分别为  $p_n \Phi_n v_n$ ,即

$$\mathbf{X}_k = [p_n^T v_n^T \Phi_n^T]^T, \quad (15)$$

$\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$  分别为系统状态、状态噪声和测量噪声协方差矩阵,计算公式如式(16),

$$\begin{cases} \mathbf{P} = \text{diag}(\text{diag}(10^{-10}(1,1,1)), \text{diag}(10^{-10}(1,1,1)), (\pi/180)^2(0.1^2, 0.1^2, 0.1^2)); \\ \mathbf{Q} = \text{diag}(\text{diag}(0.5^2, 0.5^2, 0.5^2), \text{diag}((0.5\pi)^2, (0.5\pi)^2, (0.5\pi)^2)/180); \\ \mathbf{R} = \text{diag}(0.1^2, 0.1^2, 0.1^2). \end{cases} \quad (16)$$

由广义似然比检测零速度时刻,卡尔曼滤波进行波形过滤,之后进行零速矫正,可有效降低惯导室内定位算法的累积误差。

#### 2.4 无效振动修正

行人运动时,会产生一定数量的无效震动,从而造成定位差错,低通滤波可以有效降低无效震动的高频噪声影响<sup>[11]</sup>。椭圆型滤波<sup>[12]</sup>、切比雪夫滤波<sup>[13]</sup>及巴特沃斯滤波<sup>[14]</sup>是目前应用较广泛的低通滤波,其中,在通频带内巴特沃斯滤波起伏小、稳定性好;在通带内,巴特沃斯滤波无衰减。因此,定位数据中的高频噪声部分通过巴特沃斯滤波去除。

低通滤波模型平方函数<sup>[15]</sup>为

$$|H(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + (j\Omega/j\Omega_c)^{2N}}, N = 1, 2, \dots, L, \quad (17)$$

阶次的确定依据公式(18)计算

$$N \geq \frac{\lg \sqrt{(10^{0.1\alpha_s} - 1)(10^{0.1\alpha_p} - 1)}}{\lg \left( \frac{\Omega_s}{\Omega_p} \right)}, \quad (18)$$

公式(18)中:阻带衰减为 $\alpha_s$ ;通带衰减为 $\alpha_p$ ;通带截止频率为 $\Omega_p$ ;阻带截止频率为 $\Omega_s$ 。依据一般行人的步伐频率,采用 3 Hz 为截至频率,即阶次 $N=3$ ,以 3 阶巴特沃斯滤波计算室内导航定位数据信息。

#### 2.5 位置解算模型

最优化自回归算法的卡尔曼滤波是一个高效的定位信息数据处理模型,在导弹追踪、雷达系统、机器人导航和图形图像处理中具有广泛应用,对定位信息数据的优化和修正效果明显<sup>[16-18]</sup>,因此,研究获取的定位信息数据采用卡尔曼滤波模型进行修正。

设测量人员第 $k$ 步的步长为 $S_k S_k$ ,航向角为 $\varphi_k \varphi_k$ ,在走完第 $k$ 步时人的位置坐标为 $(E_k, N_k, Z_k)(E_k, N_k, Z_k)$ ,则卡尔曼滤波模型中的状态向量为

$$\mathbf{X} = [ENS\varphi]^T, \quad (19)$$

状态方程为

$$\begin{cases} E_{k+1} = E_k + S_k \sin\varphi_k + \omega_k, \\ N_{k+1} = N_k + S_k \cos\varphi_k + \omega_n, \\ S_{k+1} = S_k + \omega_s, \\ \varphi_{k+1} = \varphi_k + \omega_\varphi, \end{cases} \quad (20)$$

其中,  $\omega_E, \omega_n, \omega_s, \omega_\varphi, \omega_E, \omega_n, \omega_s, \omega_\varphi$  表示互相独立的模型噪声,且均满足高斯白噪声。观测向量为

$$\mathbf{Z} = [S \cdot \varphi]^\top, \quad (21)$$

观测方程为

$$\begin{cases} S_{\text{PDR}} = S_k + \omega_{\text{SPDR}}, \\ \varphi_{\text{PDR}} = \varphi_k + \omega_{\varphi\text{PDR}}, \end{cases} \quad (22)$$

其中  $\omega_{\text{SPDR}}, \omega_{\varphi\text{PDR}}$  为对应观测量的观测噪声,它们也相互独立,且均满足高斯白噪声。则根据扩展卡尔曼滤波原理,该状态转移矩阵为

$$\Phi_k \approx \frac{\partial f_k}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin\varphi & S \cdot \cos\varphi \\ 0 & 1 & \cos\varphi & -S \cdot \sin\varphi \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

测量矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (24)$$

动态噪声矩阵为

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \delta_E^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \delta_n^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \delta_s^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \delta_\varphi^2 \end{bmatrix}, \quad (25)$$

其中取  $\delta_E = \delta_n = 1 \text{ m}, \delta_s = 0.1 \text{ m/s}, \delta_\varphi = 5^\circ$ 。

观测噪声矩阵为

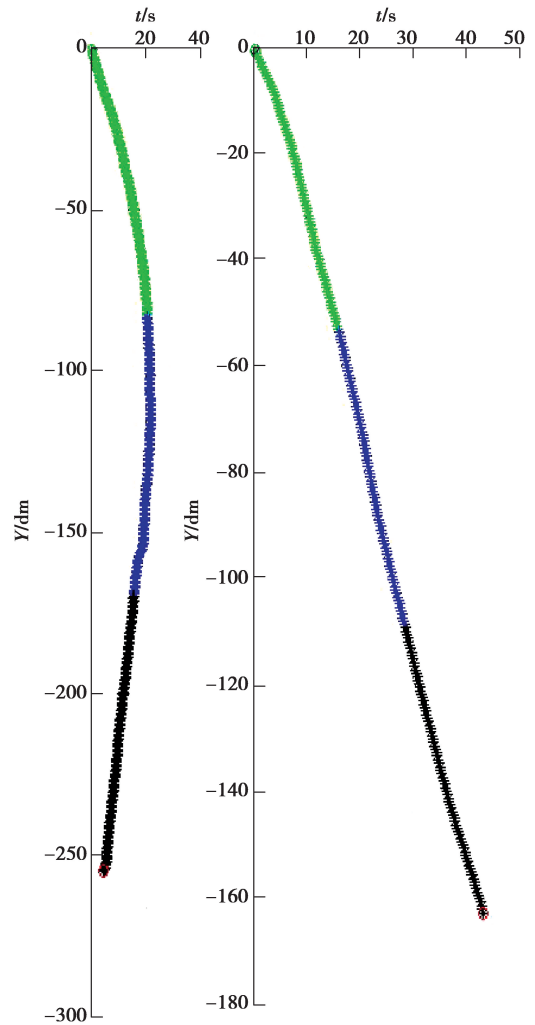
$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} (0.1 \text{ m/s})^2 & 0 \\ 0 & (5^\circ)^2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

为测试该文卡尔曼滤波的效果,测试人员佩戴定位终端对直线轨迹进行了实验,图 3(a)中为行人直线运动的陀螺仪定位图形轨迹,从图中可以看出,在测试后期轨迹发生了较大的偏离,图 3(b)为经卡尔曼滤波矫正后的图形轨迹,从图中可直观看出,修正后的轨迹近似为直线。由此可知,卡尔曼滤波在定位算法中起到了非常重要的作用。

### 3 实验验证与结果分析

#### 3.1 实验方案

实验采用 MEMS 模块型号为 JY901,其中加速度计、陀螺仪和磁力计均为三轴,该模块还融合了气压高度计,共 10 轴。实验场所为一学校图书馆大厅,实验中按照圆形路径和不规则路径行走 3 圈,计算 3 圈数据的平均值。



(a) 行人直线运动的陀螺仪定位图形轨迹 (b) 卡尔曼滤波矫正后

图 3 直线卡尔曼滤波

Fig. 3 Linear Kalman filtering

### 3.2 结果分析

图 4 为经卡尔曼滤波后的,横坐标,纵坐标,步长、航向角、轨迹偏差对比图,由图可知,卡尔曼滤波能够很好地进行滤波评价,削弱噪声、提高测量精度并避免欧拉运动学方程求解的奇点问题。

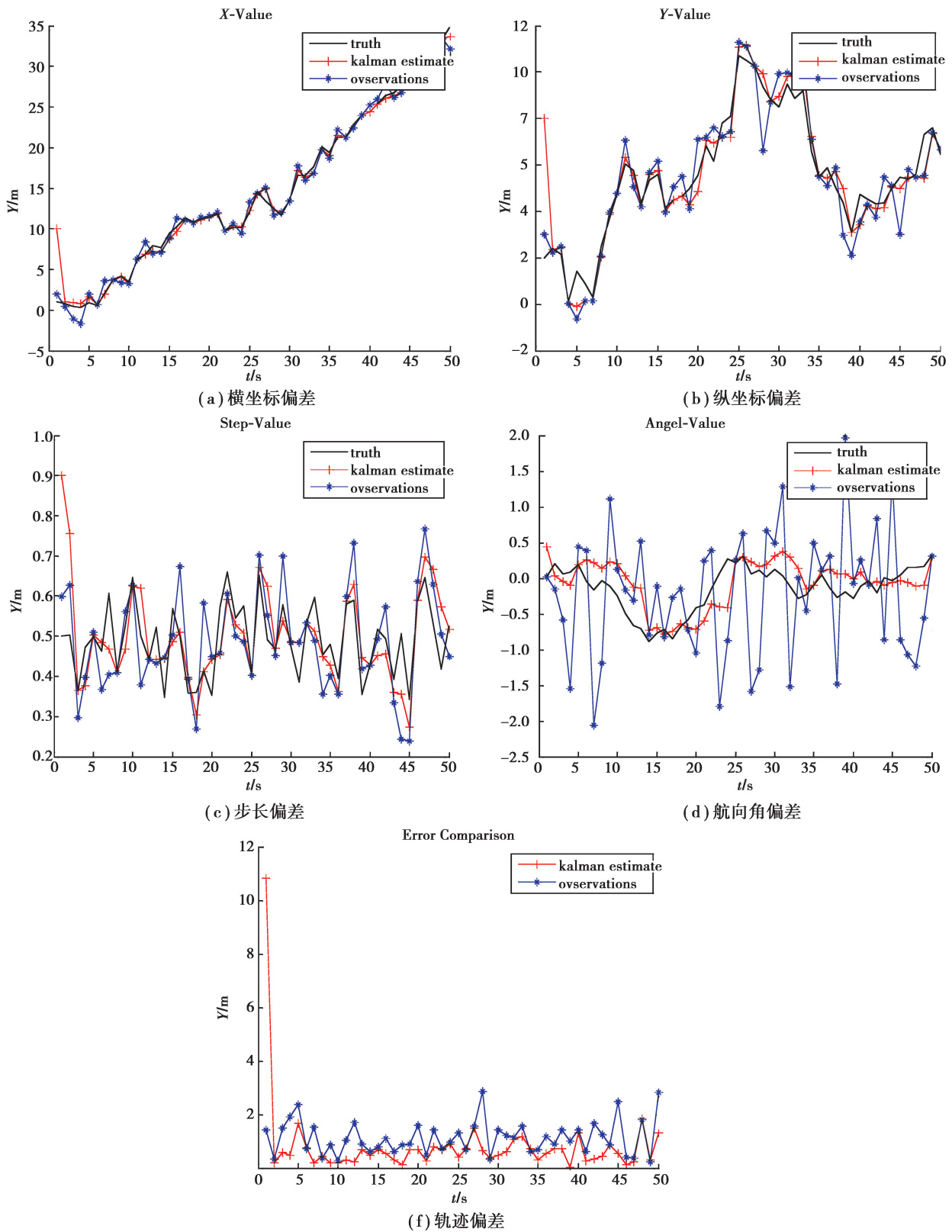


图 4 卡尔曼滤波偏差对比图  
Fig. 4 Comparison chart of Kalman filtering error

为了测量该算法的效果,选取了室内环境进行测试,并与文献[6]、文献[7]中提及的算法进行了对比实验,其结果如表1所示。由表1可知,本定位基站算法误差约为0.455 m,准确性远高于文献[6],文献[7]中提及的算法,设计出的系统不仅精度高而且轨迹稳定。

表1 误差分析表

Tbale 1 Error analysis

航向角	30	60	90	120	150	180	210	240	270	300	330	360	最大误差	平均误差
文献[6]误差/m	1.93	1.98	1.85	2.03	2.08	2.98	2.99	3.85	3.92	4.13	4.23	3.23	4.13	3.009
文献[7]误差/m	3.48	3.32	3.03	3.29	2.94	2.68	3.29	2.95	2.95	3.26	3.16	3.32	3.48	3.139
本算法误差/m	0.43	0.49	0.47	0.51	0.39	0.41	0.52	0.45	0.39	0.38	0.47	0.55	0.55	0.455

## 4 结 语

为提高惯导室内定位算法的精度并改善其连续性,提出一种融合 MT2503 与 MEMS 传感器的惯性导航定位算法,算法以 MT2503 芯片作为定位终端,并将加速度计传感器、陀螺仪,磁力计等传感器与其进行融合,通过加速度计传感器解算步长、步频、步幅,通过陀螺仪与磁力计来识别定位终端微动偏移量,最后在初始位置上累加定位终端位移得出定位终端实时位置,最后通过零速修正和卡尔曼滤波对误差进行校正。实验结果证实,本方法能够有效的解决 MEMS 定位算法中存在的导航解算误差累积问题,显著提升 MEMS 惯导室内定位算法的精度。

### 参考文献:

- [1] Mo Y, Zhang Z, Lu Y, et al. A novel technique for human traffic based radio map updating in Wi-Fi indoor positioning systems[J]. Ksii Transactions on Internet & Information Systems, 2015, 9(5):1881-1903.
- [2] Choi B S, Lee J W, Lee J J, et al. A hierarchical algorithm for indoor mobile robot localization using RFID sensor fusion [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(6):2226-2235.
- [3] Cooper M, Biehl J, Filby G, et al. LoCo: boosting for indoor location classification combining Wi-Fi and BLE[J]. Personal & Ubiquitous Computing, 2016, 20(1): 83-96.
- [4] 宋倩雯, 郭松涛, 柏艾林, 等. 无线传感器网络中一种改进的 DV-Hop 定位算法[J]. 重庆大学学报, 2015, 38(4): 128-136.  
SONG Qianwen, GUO Songtao, BAI Ailin, et al. An improved localization algorithm based on DV-Hop in wireless sensor networks[J]. Journal of Chongqing University, 2015, 38(4):128-136.(in Chinese)
- [5] 武时龙, 张万礼, 杨小莹. RSSI 修正的 WSN 定位算法[J]. 重庆大学学报, 2014, 37(8):144-150.  
WU Shilong, ZHANG Wanli, YANG Xiaoying. WSN localization algorithm based on RSSI correction[J]. Journal of Chongqing University, 2014, 37(8):144-150.(in Chinese)
- [6] 李旭, 贾宇波, 张倩. 基于智能手机 MEMS 的室内定位系统[J]. 工业控制计算机, 2013, 26(6):20-22.  
LI Xun, JIA Yubo, ZHANG Qian. Buiding localization system based on mobile phone MEMS. [J]. Industrial Control Computer, 2013, 26(6):20-22.(in Chinese)
- [7] 朱彩杰, 赵冬青, 杨洲. 基于 MEMS 的室内定位误差修正方法研究[J]. 测绘工程, 2017, 26(5):57-61.  
ZHU Caijie, ZHAO Dongqing, YANG Zhou. A study of indoor positioning error correction method based on MEMS [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2017, 26(5):57-61.(in Chinese)
- [8] 李丽锦, 周志广, 段勇. 捷联式磁航向测量系统的航向角误差动态特性研究[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(5):52-54.  
LI Lijin, ZHOU Zhiguang, DUAN Yong. Research on dynamic error characteristics of strapdown magnetic heading measurement system[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(5):52-54.(in Chinese)



- [9] 徐庆九, 孙时珍, 马捷, 等. 基于最大似然估计法的加速度计误差参数标定方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2013(6): 599-603.  
XU Qingjiu, SUN Shizhen, MA Jie, et al. Calibration method of accelerometer error parameters based on the maximum likelihood estimation method[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical, 2013(6):599-603.(in Chinese)
- [10] 陈磊琛. 支持向量机与卡尔曼滤波算法在组合导航中的应用研究[D]. 武汉:中国地质大学计算机学院, 2010.  
CHEN Leichen. Research on support vector machine and its application in integrated navigation with kalman filter [D]. Wuhan: China University of Geosciences School of Computing, 2010.(in Chinese)
- [11] 罗毅. 数字相关滤波法振动信号的处理技术研究[J]. 中国高新技术企业, 2017, (5):18-19.  
LUO Yi. Research on the processing technology of vibration signal by digital correlation filtering[J]. China High-tech Enterprises, 2017, (5):18-19.(in Chinese)
- [12] Hu G H. Automated defect detection in textured surfaces using optimal elliptical Gabor filters[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(14):1331-1340.
- [13] Pieper A, Kreutzer M, Alvermann A, et al. High-performance implementation of Chebyshev filter diagonalization for interior eigenvalue computations[J]. Journal of Computational Physics, 2016, 325:226-243.
- [14] Dogra A, Bhalla P. Image sharpening by gaussian and butterworth high pass filter[J]. Biomedical & Pharmacology Journal, 2015, 7(2):707-713.
- [15] Doppler J, Holl G, Ferscha A, et al. Variability in foot-worn sensor placement for activity recognition[J]. 2009: 143-144.
- [16] 杨丽, 胡方强. 自适应 GPS 扩展卡尔曼定位算法研究[J]. 电子技术应用, 2016, 42(8):91-93.  
YANG Li, HU Fangqiang. Study on extended kalman localization algorithm for adaptive GPS[J]. Measurement Control Technology and Instruments, 2016, 42(8):91-93.(in Chinese)
- [17] 张怡, 席彦彪, 李刚伟, 等. 基于卡尔曼滤波的 TDOA/AOA 混合定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(20): 62-66.  
ZHANG Yi, XI Yanbiao, LI Gangwei, et al. TDOA/AOA hybrid positioning algorithm based on Kalman filter in NLOS environment[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(20):62-66.(in Chinese)
- [18] 谢翔, 郭际明, 曹文涛, 等. 基于卡尔曼滤波算法卫星数不足情况下的连续定位[J]. 地理空间信息, 2013, 11(1):11-12.  
XIE Xiang, GUO Jiming, CAO Wentao, et al. Research on continuous positioning with insufficient visible satellites based on kalman filter algorithm[J]. Geospatial Information, 2013, 11(1):11-12.(in Chinese)

(编辑 侯 湘)