

基于机动性补偿的 GPS/MEMS 微惯性器件组合方法^①

王 松^② 战榆莉 田 波 李志峰

(北京航空航天大学无人机研究所 北京 100083)

摘 要 提出了一种新的 GPS/MEMS 微惯性器件组合方法,并根据组合结构的需求。设计了基于载体机动模型和卡尔曼滤波器的 GPS 信息滤波算法来获取由于载体轨迹机动引起的加速度,从而对基于 MEMS 微惯性器件的姿态测量算法进行载体机动性补偿,得到的姿态信息对 GPS 信号失锁不敏感,避免了传统 GPS/INS 组合方式在无 GPS 辅助时由于 MEMS 器件精度低而导致的姿态误差快速、无限增长的问题,而且运算量小,适合在微小型系统上实现。跑车试验表明,该新组合算法与传统 GPS/INS 组合相比,姿态精度略有下降,但远好于未作机动性补偿的 MEMS 微惯性器件的姿态测量算法。

关键词 GPS/INS 组合, MEMS 微惯性器件, 姿态估计, 载体机动性补偿, 卡尔曼滤波

0 引 言

全球定位系统(GPS)能够提供高精度的位置和速度信息,且导航误差不随时间累计增长,但数据更新率较低。一种众所周知的 GPS 和惯性器件的信息融合方式就是 GPS/INS(惯性导航系统)组合,INS 保证了连续有效的导航解决方案和很高的数据刷新率,而 GPS 测量信息可以补偿 INS 的漂移,控制其误差随时间积累。此外,GPS 测量值还可以用来在线校正惯性测量单元(IMU)的误差,这样能够提高 INS 在 GPS 信号失锁时的性能^[1]。

尽管 GPS/INS 组合系统在 GPS 辅助下能够提供明显优越的姿态测量精度,但是对于采用了低精度的微机电系统(MEMS)惯性器件的 INS 来说,受 MEMS 传感器的刻度因子非线性、不对称、噪声以及随温度变化的零漂等因素影响,在 GPS 信号失锁时,姿态却成了问题。仅 MEMS INS 系统(无 GPS 信息辅助)的精度只能维持很短一段时间,由于积分效应,陀螺仪的漂移将使姿态误差随时间成正比地增大,而加速度计的常值误差又将引起与时间平方成正比的位置误差,这是一种发散的误差,最终必将导致载体没有可用的导航信息,包括关键的姿态信息,这对很多应用(如无人机)来说是致命的^[2,3]。

基于上述背景,本文提出了一种新的 GPS 和 MEMS 微惯性器件的组合方法,给出了系统组合结构,并根据组合需求,设计了基于载体机动模型和卡尔曼滤波器的 GPS 信息滤波算法,从而获得由于载体轨迹机动引起的加速度,再利用此加速度信息对基于 MEMS 微惯性器件的姿态测量算法进行载体机动性补偿,最终获取精确、完整的载体导航信息(包括对 GPS 信号失锁不敏感的姿态信息)。上述算法的有效性通过样机跑车试验得到了验证。

1 GPS/MEMS 惯性器件组合方案

本文提出一种新的 GPS/MEMS 微惯性器件组合方式,如图 1 所示。

GPS 测量信息用来计算载体的运动加速度,并结合载体当前的姿态估计值,将加速度计测量值中由载体轨迹运动引起的加速度剔除掉,这样就得到一个近似的基于载体坐标系的重力加速度测量数据,再经过重力矢量解算得到载体滚转角和俯仰角的观测值;然后再利用 MEMS 陀螺仪输出的角速率信息积分作为状态更新,进行扩展卡尔曼滤波计算,从而得到载体的姿态估计。这种方法的优点是对 GPS 信号失锁不敏感,没有 GPS 测量信息可用时,由载体轨迹机动引起的加速度不能被剔除,这会导

① 863 计划(2008AA121802)资助项目。

② 男,1979 年生,博士,工程师;研究方向:微小型无人机,飞行控制技术;联系人,E-mail: wsongking@126.com
(收稿日期:2011-03-08)

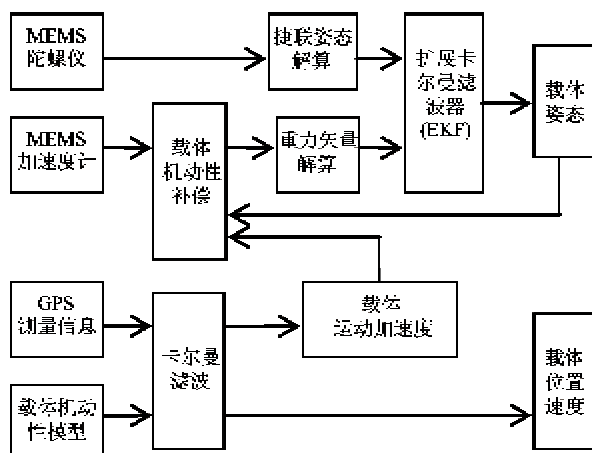


图1 GPS/MEMS 惯性器件组合方案

致姿态精度降低,但是避免了姿态误差的无限增长。此外,该方法的运算量远远小于传统的 GPS/INS 组合方式,适合在微小型系统上实现。但是,当 GPS 测量信息可用时,它们被用在一个次优的方式上,加速度计的漂移不能被在线估计出来,而未经补偿的加速度计漂移会导致姿态估计的系统误差,不过该误差量相对于基于 MEMS 惯性器件姿态估计的总误差来说,可以忽略不计^[4,7]。

2 基于载体机动模型的 GPS 信息滤波

根据上节的方案可知,如何利用有限的 GPS 测量信息准确、可靠地获得载体机动运动加速度则成为 GPS 和 MEMS 惯性器件组合的关键所在。常用单点定位 GPS 接收机一般以 1~5Hz 的频率输出载体位置、速度信息,而没有加速度信息。直观的方法是将 GPS 位置信息进行二次差分或将速度信息进行一次差分,即可求得载体的北、东、地向加速度,但是由于 GPS 数据更新率太低,直接差分的效果很不理想。本节参照 GPS/DR(航位推算)组合系统中的信息融合方法,基于载体的机动模型来构建卡尔曼滤波器,根据系统的物理模型(由状态方程和观测方程来描述)和系统模型(即传感器噪声的统计假设)将观测数据(GPS 测量信息)映射到状态矢量空间。其中,状态矢量包括载体的位置、速度、加速度等信息,它们可以描述载体的运动状态。该卡尔曼滤波器一方面输出用来补偿载体机动性的加速度状态量,另一方面,还可以输出比 GPS 数据刷新频率更高的载体位置、速度信息,便于应用^[4,8,9]。

考虑到实际应用中往往采用分散滤波结构,为简化分析,以东向坐标分量为例进行研究,公式中统

一采用当地导航坐标系 S^n (北东地形式)。

2.1 状态方程

取东向状态变量为

$$\mathbf{X}_e = [x_e \quad v_e \quad a_e \quad \varepsilon_e \quad \dot{\varepsilon}_e]^T \quad (1)$$

其中, x_e, v_e, a_e 分别为载体在东向的位置、速度和加速度分量, $\varepsilon_e, \dot{\varepsilon}_e$ 分别为载体在东向的位置误差和速度误差,视为各种误差源造成的总的位置误差及速度误差,并用一阶马尔可夫过程等效,则有

$$\dot{\varepsilon}_e = -\frac{1}{\tau_e} \varepsilon_e + w_e \quad (2)$$

$$\dot{\dot{\varepsilon}}_e = -\frac{1}{\tau_v} \dot{\varepsilon}_e + w_v \quad (3)$$

式中, τ_e, τ_v 为一阶马氏过程的相关时间常数, w_e 为 $(0, 2\beta\sigma_e^2)$ 的高斯白噪声, w_v 为 $(0, 2\gamma\sigma_v^2)$ 的高斯白噪声,而 $\beta = \frac{1}{\tau_e}, \gamma = \frac{1}{\tau_v}$ 。

建立系统状态方程的关键是如何描述载体加速度的变化规律。本文以小型无人机应用为例,采用机动载体的“当前统计”模型来描述其运动加速度的统计分布。当无人机现正以某一加速度机动时,它在下一瞬时的加速度取值范围是有限的,而且只能在“当前”加速度的邻域内^[8],即

$$a_e(t) = \bar{a}_e(t) + a(t) \quad (4)$$

$$\dot{a}(t) = -\frac{1}{\tau_{ae}} a(t) + w_{ae}(t) \quad (5)$$

式中, $a_e(t)$ 是机动加速度; $\bar{a}_e(t)$ 是机动加速度“当前”均值,在每一采样周期内为常数; $a(t)$ 是零均值的有色加速度噪声; τ_{ae} 是机动加速度变化率的相关时间常数。 $w_{ae}(t)$ 为 $(0, 2\alpha\sigma_{ae}^2)$ 的高斯白噪声, $\alpha = \frac{1}{\tau_{ae}}$ 。

由式(4)得到

$$\begin{aligned} \dot{a}_e(t) &= \dot{a}(t) = -\frac{1}{\tau_{ae}} a(t) + w_{ae}(t) \\ &= -\frac{1}{\tau_{ae}} [a_e(t) - \bar{a}_e(t)] + w_{ae}(t) \\ &= -\frac{1}{\tau_{ae}} a_e(t) + \frac{1}{\tau_{ae}} \bar{a}_e(t) + w_{ae}(t) \end{aligned} \quad (6)$$

令 $\omega_e(t) = \frac{1}{\tau_{ae}} \bar{a}_e(t) + w_{ae}(t)$, 则

$$\dot{a}_e(t) = -\frac{1}{\tau_{ae}} a_e(t) + \omega_e(t) \quad (7)$$

其中, $\omega_e(t)$ 是均值为 $\frac{1}{\tau_{ae}} \bar{a}_e(t)$ 的高斯白噪声。

系统的状态方程可写为:

$$\dot{\mathbf{X}}_e(t) = \mathbf{A}_e \mathbf{X}_e(t) + \mathbf{U}_e + \mathbf{W}_e(t) \quad (8)$$

式中:

$$U_e = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{\tau_{ae}} \bar{a}_e & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$W_e = [0 \quad 0 \quad w_{ae} \quad w_e \quad w_v]^T$$

$$A_e = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_{ae}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_e} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_v} \end{bmatrix}$$

2.2 观测方程

将 GPS 位置 x'_e 及速度 v'_e 取为外观测量, x'_e 、 v'_e 分别包括真实状态变量 x_e 、 v_e 和一阶马尔可夫过程 ε_e 、 ε_v 及量测误差 v_e 、 v_v 。量测误差 v_e 、 v_v 分别为 $(0, \sigma_{\varepsilon_e}^2)$ 、 $(0, \sigma_{\varepsilon_v}^2)$ 的高斯白噪声, 即

$$y_e = [x'_e \quad v'_e]^T = \begin{bmatrix} x_e + \varepsilon_e + v_e \\ v_e + \varepsilon_v + v_v \end{bmatrix} \quad (9)$$

写成矩阵形式为

$$L_e = H_e X_e + V_e \quad (10)$$

式中, $H_e = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为观测矩阵, $V_e = \begin{bmatrix} v_e \\ v_v \end{bmatrix}$ 为观测噪声矢量。

2.2 离散卡尔曼滤波方程

根据上述状态方程和观测方程, 建立离散卡尔曼滤波方程如下^[7]:

(1) 状态一步预测

$$\hat{X}_e(k+1, k) = \Phi_e(k+1, k) \hat{X}_e(k) + U_e(k) \quad (11)$$

(2) 状态估计

$$\hat{X}_e(k+1) = \hat{X}_e(k+1, k) + K_e(k+1) [L_e(k+1) - H_e(k+1) \hat{X}_e(k+1, k)] \quad (12)$$

(3) 滤波增益矩阵

$$K_e(k+1) = P_e(k+1, k) H_e^T(k+1) \cdot [H_e(k+1) P_e(k+1, k) H_e^T(k+1) + R_e(k+1)]^{-1} \quad (13)$$

(4) 一步预测误差方差阵

$$P_e(k+1, k) = \Phi_e(k+1, k) P_e(k) \Phi_e^T(k+1, k) + Q_e(k) \quad (14)$$

(5) 估计误差方差阵

$$P_e(k+1) = [I - K_e(k+1) H_e(k+1)] P_e(k+1, k) \quad (15)$$

其中:

$$U_e(k) = \begin{bmatrix} [1 - \alpha T + 0.5 \alpha^2 T^2 - e^{-\alpha T}] \alpha^{-2} \bar{a}_e \\ [-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}] \alpha^{-1} \bar{a}_e \\ (1 - e^{-\alpha T}) \bar{a}_e \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_e(k+1, k) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & T & \alpha^{-2}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \alpha^{-1}(1 - e^{-\alpha T}) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-\beta T} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\gamma T} \end{bmatrix}$$

$$Q_e(k) = E[W_e(k) W_e^T(k)]$$

$$= \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} & q_{15} \\ q_{21} & q_{12} & q_{23} & q_{24} & q_{25} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & q_{34} & q_{35} \\ q_{41} & q_{42} & q_{43} & q_{44} & q_{45} \\ q_{51} & q_{52} & q_{53} & q_{54} & q_{55} \end{bmatrix}$$

$q_{11} \sim q_{55}$ 此处不再罗列。当 $\alpha T \rightarrow 0$ 、 $\beta T \rightarrow 0$ 、 $\gamma T \rightarrow 0$, 即采样频率很高, 或者是马氏相关时间常数比较大时, 则有

$$Q_e(k) =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{T^5}{20} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & \frac{T^4}{8} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & \frac{T^3}{6} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & 0 & 0 \\ \frac{T^4}{8} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & \frac{T^3}{3} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & \frac{T^2}{2} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & 0 & 0 \\ \frac{T^3}{6} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & \frac{T^2}{2} 2\alpha\sigma_{ae}^2 & T 2\alpha\sigma_{ae}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T 2\alpha\sigma_e^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & T 2\alpha\sigma_v^2 \end{bmatrix}$$

假设量测噪声向量中 v_e 、 v_v 不相关, 则 R_e 的离散化阵为

$$R_e = \begin{bmatrix} \sigma_{\varepsilon_e}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varepsilon_v}^2 \end{bmatrix}$$

一般可以将加速度的一步预测值看作“当前”加速度的均值, 即

$$\bar{a}_e(k+1) = \hat{a}_e(k+1, k) \quad (16)$$

同时假设 $\alpha T \rightarrow 0$, 则式(11)可以写成如下形式:

$$\hat{X}_e(k+1, k) = \Phi_{1e}(k+1, k) \hat{X}_e(k) \quad (17)$$

$$\text{式中, } \Phi_{1c}(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-\beta T} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\gamma T} \end{bmatrix}^c$$

3 载体机动性补偿

通过上节的计算,可以得到载体基于当地导航坐标系 S^n (北东地形式)的机动运动加速度,包括北向加速度 $\hat{a}_n$ 、东向加速度 $\hat{a}_e$ 和地向加速度 $\hat{a}_d$,通过坐标旋转变换到载体坐标系 S^b 内,得到载体纵向运动加速度 a_{Gx} 、横向运动加速度 a_{Gy} 和垂向运动加速度 a_{Gz} ,如式

$$\begin{bmatrix} a_{Gx} \\ a_{Gy} \\ a_{Gz} \end{bmatrix} = C_n^b \begin{bmatrix} \hat{a}_n \\ \hat{a}_e \\ \hat{a}_d \end{bmatrix} \quad (18)$$

所示。其中, C_n^b 为从 S^n 到 S^b 的坐标变换矩阵。

将 MEMS 加速度计测量值 a_x, a_y 中由载体轨迹运动引起的加速度剔除掉,这样就得到一个近似的基于载体坐标系 S^b 的重力加速度测量数据,再经过重力矢量解算得到载体俯仰角和滚转角的观测值 θ_a, ϕ_a , 如式

$$\begin{cases} \theta_a(k) = \arcsin\left[\frac{a_x(k) - a_{Gx}}{g}\right] \\ \phi_a(k) = \arcsin\left[\frac{a_y(k) - a_{Gy}}{g \cos \theta_a(k)}\right] \end{cases} \quad (19)$$

所示。

以式(19)的计算结果为观测值,再结合 MEMS 陀螺仪积分姿态,按照图1所示,进行扩展卡尔曼滤波运算,可以得到载体机动性补偿后姿态信息。需要说明的是, GPS 数据输出是有延迟的,要先和 MEMS 惯性数据进行同步处理。

4 试验验证

通过跑车试验对以上设计的组合算法进行验证。将上述算法实现在 iFLY40 自驾仪中,并以美国 Crossbow 的 GPS/INS 微组合导航系统 NAV420 作为参照对象。主要验证内容如下:(1)第1节中设计的卡尔曼滤波器的性能;(2)加速和减速过程中的机动性补偿效果。

内容(1)的试验结果如图2所示。从图2及相

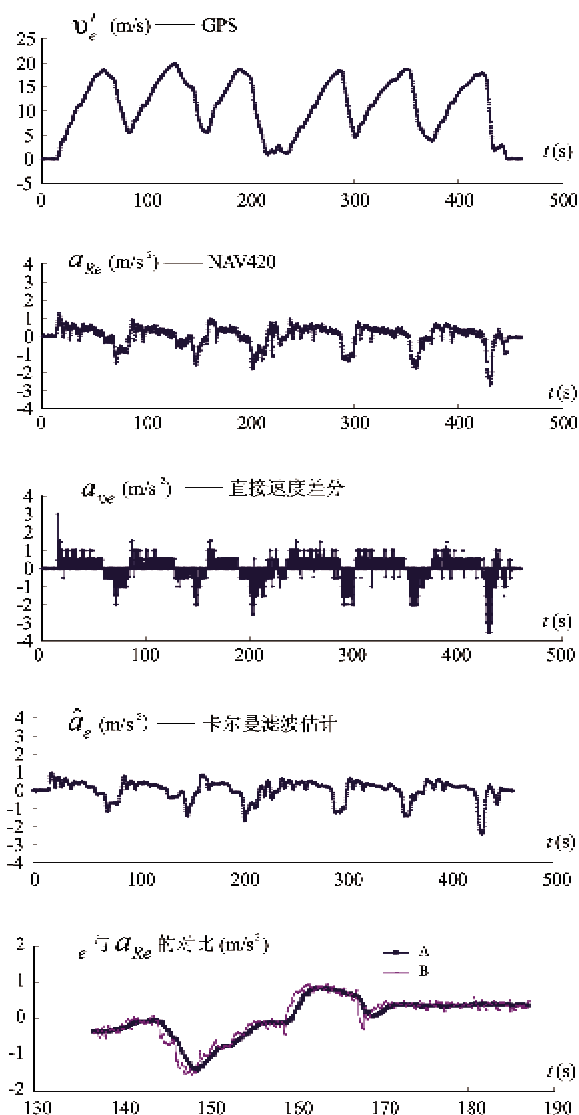


图2 卡尔曼滤波器性能试验结果

应的数据中可以得到如下结论:

- 直接速度差分计算得到的运动加速度波动比较大,残差(计算值与参考值之差)的方差为0.207505019,而根据第2节建立的卡尔曼滤波器所估计到的运动加速度与参考值基本一致,残差的方差为0.016535734。

- 根据第2节建立的卡尔曼滤波器所估计到的运动加速度比参考值延迟约1.2s,在进行载体机动性补偿之前,需要做同步处理。

内容(2)的试验结果如图3所示。从图3及相应的数据中可以得到如下结论:

- 未经过机动性补偿的 MEMS 微惯性器件姿态测量受车辆加速和减速影响严重,而且姿态误差随车辆加速度变化趋势明显,其中,俯仰角残差的方差为11.96589,滚转角残差的方差为0.03147。按

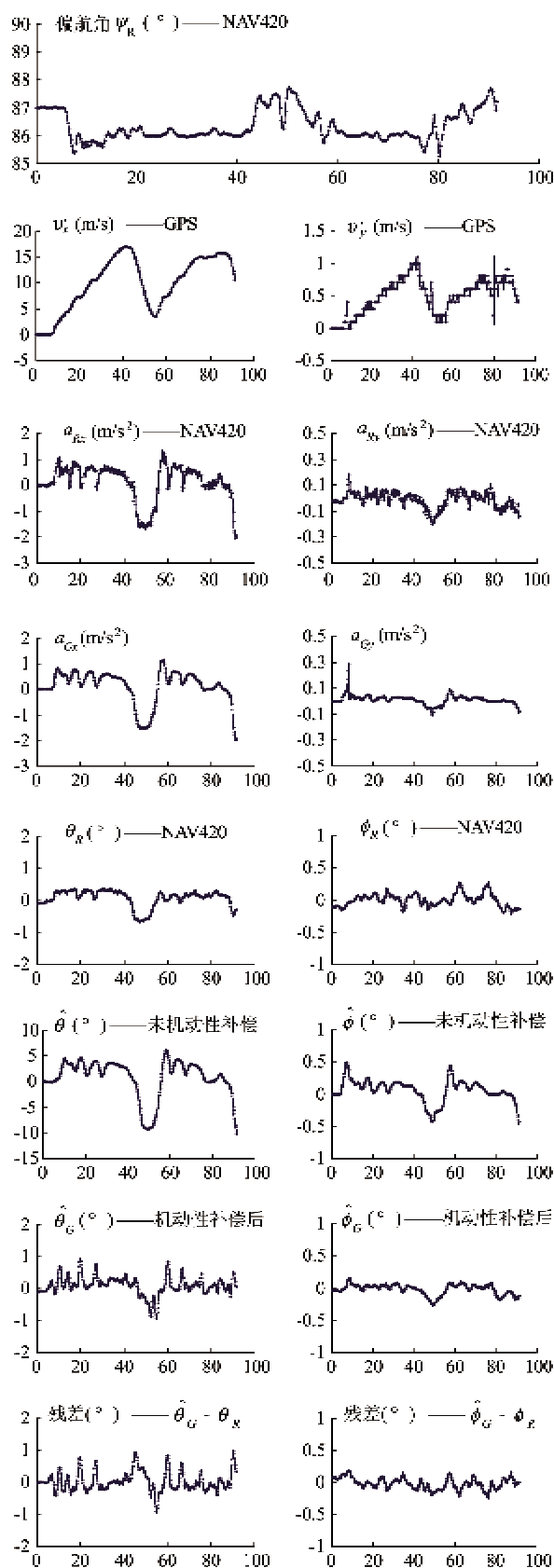


图3 载体机动性补偿试验结果

照第1-3节算法进行机动性补偿后的MEMS微惯性器件姿态测量受车辆加速和减速影响比较小,其

中,俯仰角残差的方差为0.09553,滚转角残差的方差为0.00776。

• 与采用传统GPS/INS组合方式的NAV420相比,俯仰角残差波动约 $\pm 0.9^\circ$,滚转角残差波动约 $\pm 0.2^\circ$,能够满足一般微小型系统(如小型无人机)的控制需求。

5 结论

本文提出了一种新的GPS/MEMS微惯性器件组合方法,设计了基于载体机动模型和卡尔曼滤波器的GPS信息滤波算法来获取由于载体轨迹机动引起的加速度,从而对基于MEMS微惯性器件的姿态测量算法进行载体机动性补偿,最终得到精确、完整的导航信息。其中姿态信息对GPS信号失锁不敏感,避免了传统GPS/INS组合方式在无GPS辅助时由于MEMS器件精度低而导致的姿态误差快速、无限增长的问题,而且运算量小,适合在微小型系统上实现。跑车试验表明,该新组合算法与传统GPS/INS组合相比,姿态精度略有下降,但远好于未作机动性补偿的MEMS微惯性器件的姿态测量算法。该新算法目前已经在某小型无人机的飞行控制及导航系统上获得成功应用。需要说明的是,第2节中假设的载体机动模型并不是完全通用的,应根据具体的应用对象进行调整。

参考文献

- [1] Wendel Jan, Meister Oliver, Schlaile Christian, et al. An integrated GPS/MEMS-IMU navigation system for an autonomous helicopter. *Aerospace Science and Technology*, 2006, 10(6): 527-533
- [2] 陈永冰等. 惯性导航原理. 北京: 国防工业出版社, 2007: 7-10
- [3] Knight, Donald T. Rapid development of tightly-coupled GPS/INS systems. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1997, 12(2): 14-18
- [4] Derek Kingston, Randal Beard. Real-time attitude and position estimation for small UAVs using low-cost sensors. In: *Proceedings of AIAA 3rd Unmanned Unlimited Technical Conference*, Citesser, Greece, 2004. 6488-6493
- [5] Hong S K. Fuzzy logic based closed-loop strapdown attitude system for unmanned aerial vehicle (UAV). *Sensors and Actuators, A: Physical*, 2003, 107(2): 109-118
- [6] Najib M, Jean-Michel P, Tarek H, et al. Attitude and gyro bias estimation for a VTOL UAV. *Control Engineering Practice*, 2006, 14(12): 1511-1520

- [7] 付梦印, 邓志红, 张继伟等. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用. 北京: 科学出版社, 2009. 1-6
- [8] 郑贵省. GPS/DR 车载组合定位系统数据融合算法研究: [博士学位论文]. 天津: 天津大学, 2005. 51-63
- [9] Fabiani P, Fuertes V, Piquereau A, et al. Autonomous flight and navigation of VTOL UAVs: from autonomy demonstrations to out-of-sight flights. *Aerospace Science and Technology*, 2007, 11(2-3): 183-193

A new method for the combination of GPS and MEMS inertial sensors

Wang Song, Zhan Yuli, Tian Bo, Li Zhifeng

(UAV Research Institute, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

Abstract

This paper presents a new method for the combination of GPS and MEMS inertial sensors, and according to the combination, gives a GPS information filtering algorithm based on the carrier maneuverability model and the Kalman filter to obtain the acceleration caused by the carrier trajectory maneuvering. This acceleration can be removed from the accelerometer measurements, thus it can compensate the attitude determination algorithm based on MEMS inertial devices for the carrier maneuverability. The obtained attitude information is not sensitive to the unlock of GPS signals, thereby it can avoid the rapid and unlimited growth of the attitude error due to the low precision MEMS sensor in the case of traditional GPS/INS combinations without GPS assistance. The algorithm has very little computation, and is suitable for micro systems. The car tests showed that the attitude accuracy of the new algorithm decreased slightly compared to the traditional GPS/INS combinations, but it was much better than the attitude determination algorithm for MEMS inertial devices without maneuverability compensation.

Key words: GPS/INS combinations, MEMS inertial sensors, attitude estimation, carrier maneuverability compensation, Kalman filter