

基于不确定融合的GPS/INS组合导航滤波算法

王慧丽, 史忠科

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

摘要: 针对实际车载组合导航系统测量中不确定噪声的问题, 提出一种基于不确定融合估计的GPS/INS组合导航滤波算法, 建立了导航系统的状态方程和观测方程; 通过多信源不确定融合估计, 得到多传感器的等效测量值以及误差方差阵; 对系统方程进行滤波处理, 得到车辆的准确位置. 车载系统的实测数据表明, 不确定噪声下的融合估计结果优于独立白噪声假设下的融合估计, 并验证了所提出算法的有效性和实用性.

关键词: 多信源不确定融合; 扩展卡尔曼滤波; 等效测量值; GPS/IMU

中图分类号: U666.1

文献标志码: A

GPS/INS integrated navigation filtering algorithm based on uncertain fusion

WANG Hui-li, SHI Zhong-ke

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: SHI Zhong-ke, E-mail: zkeshi@nwpu.edu.cn)

Abstract: For the problem of uncertain noise leads to the accuracy decrease of the filter performance, a GPS/INS integrated navigation algorithm based on multi-sensor uncertain effects is presented. The state and measurement equations of the navigation system are established, and the equivalent measurements and the corresponding error matrix are estimated by using the proposed method. The results are submitted into the system model for filtering, and the exact location of the vehicle is obtained. The experiment in GPS/INS navigation system shows that, the fusion result with uncertainty effect is better than the fusion result with independent noise due to the consideration of correlated noise and uncertain effects, and also verifies the effectiveness and practicality of the proposed algorithm.

Keywords: fusion with uncertainty effects; extended Kalman filter; equivalent measurement; GPS/INS

0 引言

全球定位系统(GPS)具有全球性、全天候、高精度、三维定位等优点,但在动态环境中可靠性差、系统非自主.惯性导航系统(INS)是一种独立、主动式定位系统,其动态性能好、短期准确度高,但测量误差会随时间积累.将GPS与INS组合使用,可实现优势互补,获得良好的导航准确度和可靠性,目前已广泛应用于组合导航系统中^[1-3].

GPS/INS组合导航通常采用卡尔曼滤波以及一些改进算法进行融合定位^[4-5],前提是噪声统计特性已知.由于观测噪声以及动态噪声的统计特性难以确定,不少研究将测量噪声假设为独立白噪声^[6-11].Cappelle等^[9]在系统噪声和量测噪声为独立白噪声的假设下,用GPS/INS组合导航的卡尔曼滤波算法研究

了车辆的定位;Carlson^[10]假设子系统之间的误差协方差阵为零,提出了平方根联邦卡尔曼滤波法;邓自立等^[11]在局部状态估计误差独立的假设下,提出了一种标量加权信息融合稳态Kalman滤波器,用加权系数代替计算加权矩阵,简化了计算量.噪声独立的假设易产生滤波误差,有时甚至引起滤波发散,为了使噪声的统计特性更接近实际系统,一些学者研究了系统相关噪声下的融合估计方法.Giremus等^[12]利用扩展的卡尔曼滤波研究了GPS导航中的相关噪声问题;Sun等^[13-14]在文献[11]的基础上,考虑局部状态估计误差的相关性,提出了一种标量加权线性最小方差融合算法.同时,粒子滤波、Cubature滤波以及高斯滤波等处理方法也可以用来处理相关噪声的问题^[15-16].文献[17]给出了传感器测量相关情形下一般矩阵加

收稿日期: 2014-04-28; 修回日期: 2014-10-28.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61134004); 西北工业大学博士创新基金项目(CX200912).

作者简介: 王慧丽(1980-),女,博士生,从事融合估计的研究;史忠科(1956-),男,教授,博士生导师,从事交通系统控制、最优估计等研究.

权的线性组合估计方法,但当状态或观测向量的维数较高时,系统计算复杂,运算量大.为了简化计算,Hong等^[18]利用对角加权矩阵的线性组合进行估计,但融合精度受到了影响.目前有关组合导航定位的融合估计方法主要集中于独立噪声以及相关噪声假设下的融合定位,然而测量噪声与系统噪声独立是一种理想化的假设条件,对于实际系统而言,测量噪声之间往往相互关联,并且会受到不确定因素的影响.

在实际的车载组合导航系统中,为了提高定位精度,多种传感器共同安装在同一平台上,相同的测量环境使得不同传感器的测量噪声相互关联,而且惯性传感器测量噪声的统计特性也不能精确已知.针对实际系统中测量噪声的不确定问题,本文提出一种多信源不确定融合估计方法,对多传感器的测量信息进行融合估计,得到不确定噪声影响下的等效测量值以及测量噪声的误差方差阵,进而采用扩展的卡尔曼滤波进行处理,获取车辆的准确位置,提高车辆组合定位的精度.

1 系统模型与 UKF 算法

不失一般性,假设 m 个传感器共同安装在同一载体上,系统的状态方程为

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}[\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \mathbf{w}(t), t]. \quad (1)$$

第 i 个传感器的量测方程为

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_i(k) &= \mathbf{h}_i(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}_i(k), \\ i &= 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: \mathbf{x} 为系统的状态向量; \mathbf{u} 为系统的输入向量; \mathbf{w} 为系统的过程噪声; $\mathbf{z}_i(k)$ 为 k 时刻第 i 个传感器的测量值; $\mathbf{v}_i(k)$ 为相应的测量噪声; $\mathbf{f}(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}_i(\cdot)$ 为连续函数,分别表示系统的状态方程和观测方程.

不同传感器安装在同一平台时,共同的测量环境使得测量噪声 $\mathbf{v}_i(k)$ 之间相互关联.行驶中车辆随路面不平度的振动使得测量噪声包含一些不确定因素,因此在对系统(1)和(2)进行滤波处理之前,需要得到不确定因素影响下测量噪声的统计特性,特别是融合估计结果以及相应的误差矩阵.通过对不确定因素影响下多传感器的测量信息进行融合处理,将融合后的估计值视为等效测量值,则系统(1)和(2)可表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}[\mathbf{x}(t), \mathbf{w}(t), t], \\ \mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k). \end{cases} \quad (3)$$

其中: 测量误差 $\mathbf{v}(k)$ 的均值为零,方差阵为 $\mathbf{R}(k)$.

对系统(3)离散化后进行滤波处理,可得到滤波的基本方程为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1))], \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}(k)^T, \\ [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}(k)^T + \mathbf{R}(k)]^{-1}, \\ \mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)]\mathbf{P}(k|k-1), \\ \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)), \\ \mathbf{P}(k|k-1) = \\ \mathbf{F}(k, k-1)\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{F}(k, k-1)^T + \mathbf{Q}(k-1). \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 表示 k 时刻状态 \mathbf{x} 的估计值, $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 表示估计 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 的一步预测, $\mathbf{Q}(k)$ 表示系统噪声的方差矩阵, $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1))$ 表示 $\mathbf{h}(\cdot)$ 在 $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 处的函数值, $\mathbf{z}(k)$ 表示 k 时刻的等效测量值, $\mathbf{R}(k)$ 表示相应的误差方差阵, $\mathbf{K}(k)$ 表示滤波增益矩阵, $\mathbf{P}(k|k-1)$ 和 $\mathbf{P}(k|k)$ 分别表示 $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 和 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 的误差方差阵, $\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1))$ 表示 $\mathbf{f}(\cdot)$ 在 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 处的函数值, \mathbf{I} 表示单位矩阵, $\mathbf{F}(k, k-1) = \partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{x}|_{\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)}$, $\mathbf{H}(k) = \partial \mathbf{h} / \partial \mathbf{x}|_{\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)}$.

2 多信源不确定融合估计

定理 1 设某实际系统的测量信息由 m 个传感器给出,系统噪声相互关联,且有不确定因素的影响, k 时刻第 i 个传感器的测量值为

$$\mathbf{z}_i(k) = \mathbf{z}(k) + \mathbf{v}_i(k) + \Delta \mathbf{z}_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

其中: $\mathbf{z}(k) \in R^n$ 表示待估计的物理向量; $\mathbf{z}_i(k) \in R^n$ 表示 k 时刻第 i 个传感器的测量值; $\mathbf{v}_i(k) \in R^n$ 表示相应的测量误差,均值为零,协方差阵为 $\mathbf{R}_{ij}(k) \in R^{n \times n}$ ($i, j = 1, 2, \dots, m$); $\Delta \mathbf{z}_i(k) \in R^n$ 表示不确定因素对第 i 个传感器的影响.则不确定因素影响下的融合估计结果 $\hat{\mathbf{z}}(k)$ 以及融合估计的误差方差阵 $\mathbf{R}(k)$ 为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}(k) = \sum_{i=1}^m \mathbf{A}_i(k) \mathbf{z}_i(k), \\ \mathbf{R}(k) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \mathbf{A}_i(k) [a_{ij} \mathbf{A}(k) + \\ b_{ij} \mathbf{R}_{ii}(k) + c_{ij} \mathbf{R}_{jj}(k)] \mathbf{A}_j^T(k). \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\hat{\mathbf{z}}(k)$ 为融合估计结果; $\mathbf{R}(k)$ 为融合估计误差的方差阵; $a_{ij} > 0, b_{ij} > 0, c_{ij} > 0$ 为正实数; $\mathbf{A}(k) = \sup_{i=1,2,\dots,m} E(\Delta \mathbf{z}_i(k) \Delta \mathbf{z}_i^T(k))$ 为不确定误差的上确界, E 表示数学期望, T 为矩阵的转置, $\mathbf{A}_1(k), \mathbf{A}_2(k), \dots, \mathbf{A}_m(k)$ 为系数矩阵,计算如下:

$$\begin{cases} [\mathbf{A}_1(k) \quad \mathbf{A}_2(k) \quad \dots \quad \mathbf{A}_{m-1}(k)] = \mathbf{W}(k) \mathbf{S}^{-1}(k), \\ \mathbf{A}_m(k) = \mathbf{I} - \sum_{i=1}^{m-1} \mathbf{A}_i(k); \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k) &= [\mathbf{T}_{mm}(k) - \mathbf{T}_{1m}(k) \quad \mathbf{T}_{mm}(k) - \mathbf{T}_{2m}(k) \quad \dots \\ &\quad \dots \quad \mathbf{T}_{mm}(k) - \mathbf{T}_{m-1,m}(k)]; \end{aligned} \quad (8)$$

$$S(k) = \begin{bmatrix} S_{11}(k) & S_{12}(k) & \cdots & S_{1,m-1}(k) \\ S_{21}^T(k) & S_{22}(k) & \cdots & S_{2,m-1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{m-1,1}^T(k) & S_{m-1,2}^T(k) & \cdots & S_{m-1,m-1}(k) \end{bmatrix}; \quad (9)$$

$$\begin{cases} S_{ij}(k) = T_{ij}(k) - T_{im}(k) - T_{mj}(k) + T_{mm}(k), \\ \quad i, j = 1, 2, \dots, m-1; \\ T_{ij}(k) = a_{ij}A(k) + b_{ij}R_{ii}(k) + c_{ij}R_{jj}(k). \end{cases} \quad (10)$$

其中: $R_{ij}(k)$ 为测量误差 $(v_i(k), v_j(k))$ 的协方差阵 ($i, j = 1, 2, \dots, m$), I 为相应的单位矩阵, a_{ij}, b_{ij}, c_{ij} 和 $A(k)$ 的选取根据传感器的测量精度以及实际系统的统计特性来确定.

证明 设 $z_i(k) \in R^n$ 表示 k 时刻第 i 个传感器的测量值; $v_i(k) \in R^n$ 表示相应的测量误差, 均值为零, 协方差阵为 $R_{ij}(k) \in R^{n \times n}$; $z(k) \in R^n$ 表示待估计的物理向量, $\Delta z_i(k) \in R^n$ 表示第 i 个传感器测量的不确定项, 则 k 时刻第 i 个传感器的测量值可表示为

$$z_i(k) = z(k) + v_i(k) + \Delta z_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m.$$

定义融合估计值为

$$\hat{z}(k) = \sum_{i=1}^m A_i(k) z_i(k). \quad (11)$$

其中 $A_1(k), A_2(k), \dots, A_m(k) \in R^{n \times n}$ 为系数矩阵. 记 $R(k) \in R^{n \times n}$ 为融合估计后的误差协方差阵, 根据噪声统计特性的假设, 有

$$\sum_{i=1}^m A_i(k) = I.$$

误差协方差阵为

$$\begin{aligned} R(k) &= E \left[\left(\sum_{i=1}^m A_i(k) (v_i(k) + \Delta z_i(k)) \right) \right. \\ &\quad \left. \left(\sum_{j=1}^m A_j(k) (v_j(k) + \Delta z_j(k)) \right)^T \right] = \\ &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m A_i(k) [E(\Delta z_i(k) \Delta z_j^T(k)) + \\ &\quad E(\Delta z_i(k) v_j^T(k)) + E(v_i(k) \Delta z_j^T(k)) + \\ &\quad E(v_i(k) v_j^T(k))] A_j^T(k). \end{aligned}$$

对于任意的实数 $\lambda_{ij} \neq 0, \lambda_{ji} \neq 0, \mu_{ij} \neq 0$, 下面的不等式成立:

$$E(\Delta z_i(k) v_j^T(k)) + E(v_j(k) \Delta z_i^T(k)) \leq \lambda_{ij}^2 E(\Delta z_i(k) \Delta z_i^T(k)) + R_{jj}(k) / \lambda_{ij}^2, \quad (12)$$

$$E(\Delta z_j(k) v_i^T(k)) + E(v_i(k) \Delta z_j^T(k)) \leq \lambda_{ji}^2 E(\Delta z_j(k) \Delta z_j^T(k)) + R_{ii}(k) / \lambda_{ji}^2, \quad (13)$$

$$E(\Delta z_i(k) \Delta z_j^T(k)) + E(\Delta z_j(k) \Delta z_i^T(k)) \leq \mu_{ij}^2 E(\Delta z_i(k) \Delta z_i^T(k)) + E(\Delta z_j(k) \Delta z_j^T(k)) / \mu_{ij}^2. \quad (14)$$

令 $A(k) = \sup_{i=1,2,\dots,m} E(\Delta z_i(k) \Delta z_i^T(k))$ 为不确定误差的上确界, 根据式(12)~(14), 可得

$$\begin{aligned} &E(\Delta z_i(k) \Delta z_j^T(k)) + E(\Delta z_i(k) v_j^T(k)) + \\ &E(v_i(k) \Delta z_j^T(k)) + E(v_i(k) v_j^T(k)) \leq \\ &(\lambda_{ij}^2 + \mu_{ij}^2) / 2 E(\Delta z_i(k) \Delta z_i^T(k)) + \\ &R_{ii}(k) / (2\lambda_{ji}^2) + R_{jj}(k) / (2\lambda_{ij}^2) + \\ &(\lambda_{ji}^2 + 1 / \mu_{ij}^2) / 2 E(\Delta z_j(k) \Delta z_j^T(k)). \end{aligned}$$

令

$$a_{ij} = (\lambda_{ij}^2 + \lambda_{ji}^2 + \mu_{ij}^2 + 1 / \mu_{ij}^2) / 2,$$

$$b_{ij} = 1 / (2\lambda_{ji}^2),$$

$$c_{ij} = 1 / (2\lambda_{ij}^2),$$

$$T_{ij}(k) = a_{ij}A(k) + b_{ij}R_{ii}(k) + c_{ij}R_{jj}(k).$$

显然, $a_{ij} > 0, b_{ij} > 0, c_{ij} > 0$, 并且有

$$R(k) \leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m A_i(k) T_{ij}(k) A_j^T(k).$$

令

$$P(k) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m A_i(k) T_{ij}(k) A_j^T(k),$$

则

$$\begin{aligned} P(k) &= \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{m-1} A_i(k) T_{ij}(k) A_j^T(k) + \\ &\sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) T_{im}(k) \left[I - \sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) \right]^T + \\ &\sum_{i=1}^{m-1} \left[I - \sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) \right] T_{mj}(k) A_j^T(k) + \\ &\left[I - \sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) \right] T_{mm}(k) \left[I - \sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) \right]^T. \end{aligned} \quad (15)$$

令

$$\frac{\partial \text{tr}(P(k))}{\partial A_k(k)} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, m-1,$$

tr 表示矩阵的迹, 则

$$\begin{aligned} &\sum_{i=1}^{m-1} A_i(k) [T_{il}(k) - T_{im}(k) - T_{ml}(k) + T_{mm}(k)] = \\ &T_{mm}(k) - T_{lm}(k), \quad l = 1, 2, \dots, m-1. \end{aligned} \quad (16)$$

将式(16)写成矩阵形式, 有

$$[A_1(k) \quad A_2(k) \quad \cdots \quad A_{m-1}(k)] S(k) = W(k). \quad (17)$$

其中

$$W(k) = [T_{mm}(k) - T_{1m}(k) \quad T_{mm}(k) - T_{2m}(k) \quad \cdots \quad T_{mm}(k) - T_{m-1,m}(k)],$$

$$\mathbf{S}_{ij}(k) = \mathbf{T}_{ij}(k) - \mathbf{T}_{im}(k) - \mathbf{T}_{mj}(k) + \mathbf{T}_{mm}(k),$$

$$\mathbf{S}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{11}(k) & \mathbf{S}_{12}(k) & \cdots & \mathbf{S}_{1,m-1}(k) \\ \mathbf{S}_{21}^T(k) & \mathbf{S}_{22}(k) & \cdots & \mathbf{S}_{2,m-1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{S}_{m-1,1}^T(k) & \mathbf{S}_{m-1,2}^T(k) & \cdots & \mathbf{S}_{m-1,m-1}(k) \end{bmatrix}.$$

求解式(17)可得到融合估计的系数矩阵 $\mathbf{A}_1(k)$, $\mathbf{A}_2(k), \dots, \mathbf{A}_{m-1}(k)$, 再根据无偏性假设, 有 $\mathbf{A}_m(k) = \mathbf{I} - \sum_{i=1}^{m-1} \mathbf{A}_i(k)$, 从而定理结论成立. \square

由上述证明过程可知, 参数 a_{ij} 、 b_{ij} 、 c_{ij} 的选取依赖于任意的实数 λ_{ij} 、 μ_{ij} , 并且具有如下关系:

$$\begin{cases} b_{ij} = c_{ij}, \\ a_{ij} \geq 1 + 1/(4b_{ij}) + 1/(4c_{ij}). \end{cases} \quad (18)$$

考虑到融合估计的方差阵小于任意单一测量的方差阵 $\mathbf{R}(k) \leq \mathbf{R}_{ij}(k)$, 即 $a_{ij}\mathbf{A}(k) + b_{ij}\mathbf{R}_{ii}(k) + c_{ij}\mathbf{R}_{jj}(k) \leq \mathbf{R}_{ij}(k)$. 从而参数的选取与不确定观测上界还应满足如下的关系:

$$\begin{cases} a_{ij} \geq 1 + 1/(4b_{ij}) + 1/(4c_{ij}), \\ \mathbf{A}(k) \leq [\mathbf{R}_{ij}(k) - b_{ij}\mathbf{R}_{ii}(k) - c_{ij}\mathbf{R}_{jj}(k)]/a_{ij}. \end{cases} \quad (19)$$

当 $\lambda_{ij} = 1, \mu_{ij} = 1$ 时, 可取 $a_{ij} = 2, b_{ij} = 1/2, c_{ij} = 1/2, \mathbf{A}(k) = 0.5(\mathbf{R}_{ij}(k) - 0.5\mathbf{R}_{ii}(k) - 0.5\mathbf{R}_{jj}(k))$.

3 车载系统融合算法验证及结果分析

为了验证上述算法的有效性, 借助地面车载 GPS/INS 系统开展相关实验. 对实际系统中不确定噪声影响下多个传感器测量的经度、纬度以及高度信息进行融合, 其中参数选取为: $a_{ij} = 2, b_{ij} = 1/2, c_{ij} = 1/2, \mathbf{A}(k) = 0.5(\mathbf{R}_{ij}(k) - 0.5\mathbf{R}_{ii}(k) - 0.5\mathbf{R}_{jj}(k))$. 这里 $\mathbf{R}_{ij}(k)$ 根据传感器测量的精度来确定, 按照式(6)对测量信息进行融合, 得到等效测量值.

以东北天地理坐标系为导航坐标系, INS 的误差作为系统的状态变量, GPS、INS 的位置差与速度差为观测变量, 建立系统方程

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{w}(t), \\ \mathbf{z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t). \end{cases} \quad (20)$$

其中: $\mathbf{x} = [\phi_E, \phi_N, \phi_U, \delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_E, \varepsilon_N, \varepsilon_U, \nabla_E, \nabla_N, \nabla_U]^T$, ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为姿态误差角, $\delta V_N, \delta V_E, \delta V_U$ 为东、北、天向的速度误差, $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 为经度、纬度及高度误差, $\varepsilon_E, \varepsilon_N, \varepsilon_U$ 为陀螺的一阶马尔科夫漂移误差, $\nabla_E, \nabla_N, \nabla_U$ 为加速度计的零点漂移误差, $\mathbf{F}(t)$ 为系统状态矩阵; $\mathbf{z} = [V_{E_GPS} - V_{E_INS}, V_{N_GPS} - V_{N_INS}, V_{U_GPS} - V_{U_INS}, \lambda_{GPS} - \lambda_{INS}, L_{GPS} - L_{INS}, h_{GPS} - h_{INS}]^T, \lambda_{GPS}, L_{GPS}, h_{GPS}, \lambda_{INS},$

L_{INS}, h_{INS} 分别为 GPS、INS 观测到的位置, $V_{E_GPS}, V_{N_GPS}, V_{U_GPS}, V_{E_INS}, V_{N_INS}, V_{U_INS}$ 分别为 GPS、INS 获得的速度分量; $\mathbf{G}(t)$ 为系统噪声矩阵; $\mathbf{w}(t)$ 为零均值的高斯白噪声; $\mathbf{H}(t) = [\mathbf{0}_{3 \times 3}, \mathbf{I}_{6 \times 6}, \mathbf{0}_{6 \times 6}]$ 为观测矩阵; $\mathbf{v}(t)$ 为测量误差.

状态方程具体表示如下.

1) 姿态误差方程.

$$\begin{cases} \dot{\phi}_E = \\ \phi_N[\omega_{ie} \sin L + (V_E \tan L)/(R_N + h)] - \\ \phi_U[\omega_{ie} \cos L + V_E/(R_M + h)] - (\delta V_N)/ \\ (R_M + h) + (V_N \delta h)/[(R_M + h)^2] + \varepsilon_E, \\ \dot{\phi}_N = \\ -\phi_E[\omega_{ie} \sin L + (V_E \tan L)/(R_N + h)] - \\ \phi_U V_N/(R_M + h) + \delta V_E/(R_N + h) - \\ \omega_{ie} \sin L \delta L - V_E \delta h/[(R_N + h)^2] + \varepsilon_N, \\ \dot{\phi}_U = \\ \phi_E[\omega_{ie} \cos L + V_E/(R_N + h)] + \phi_N V_N/ \\ (R_M + h) + \tan L \delta V_E/(R_N + h) - \\ V_E \tan L \delta h/[(R_N + h)^2] + [\omega_{ie} \cos L + \\ V_E \sec^2 L/(R_N + h)] \delta L + \varepsilon_U. \end{cases} \quad (21)$$

2) 速度误差方程.

$$\begin{cases} \delta \dot{V}_E = \\ -f_U \phi_N + f_N \phi_U + [(V_N \tan L - V_U)/ \\ (R_N + h)] \delta V_E + [2\omega_{ie} \sin L + V_E \tan L/ \\ (R_N + h)] \delta V_N - [2\omega_{ie} \cos L + V_E/(R_N + \\ h)] \delta V_U + [2\omega_{ie}(V_U \sin L + V_N \cos L) + \\ V_E V_N \sec^2 L/(R_N + h)] \delta L + [(V_E V_U - \\ V_E V_N \tan L)/(R_N + h)^2] \delta h + \nabla_E, \\ \delta \dot{V}_N = \\ -f_E \phi_U + f_U \phi_E - [2\omega_{ie} \sin L + V_E \tan L \\ / (R_N + h)] \delta V_E - [V_U/(R_M + h)] \delta V_N - \\ [V_N/(R_M + h)] \delta V_U - [2\omega_{ie} V_E \cos L + \\ V_E^2 \sec^2 L/(R_N + h)] \delta L + [V_U V_N/(R_M + \\ h)^2 + V_E \tan L/(R_N + h)^2] \delta h + \nabla_N, \\ \delta \dot{V}_U = \\ f_E \phi_N - f_N \phi_E + [2\omega_{ie} \cos L + V_E/ \\ (R_N + h)] \delta V_E + [2V_N/(R_M + h)] \delta V_N - \\ 2\omega_{ie} V_E \sin L \delta L - [V_N/(R_M + h)^2 + \\ V_E/(R_N + h)^2] \delta h + \nabla_U. \end{cases} \quad (22)$$

3) 位置误差方程.

$$\begin{cases} \delta\dot{L} = [1/(R_M + h)]\delta V_N - [V_N/(R_M + h)^2]\delta h, \\ \delta\dot{\lambda} = \\ [\sec L/(R_N + h)]\delta V_E + [V_E \sec L \tan L / \\ (R_N + h)]\delta L - [V_E \sec L/(R_N + h)^2]\delta h, \\ \delta\dot{h} = \delta V_U. \end{cases} \quad (23)$$

4) 惯性器件的误差方程.

$$\begin{cases} \dot{\epsilon}_E = 0, \dot{\epsilon}_N = 0, \dot{\epsilon}_U = 0; \\ \dot{\nabla}_E = 0, \dot{\nabla}_N = 0, \dot{\nabla}_U = 0. \end{cases} \quad (24)$$

其中: $R_M = R(1 - 2e + 3e \sin^2 L)$ 和 $R_N = R(1 + e \sin^2 L)$ 分别为子午圈和卯酉圈的曲率半径, R 为地球的长半轴, e 为椭圆度, 下标 E 、 N 、 U 分别为东、北、天3个方向, L 为经度, λ 为纬度, h 为高度, $\omega_{ie} = 15.04107^\circ/h$ 为地球的自转角速度, $g = 9.8\text{m/s}^2$ 为重力加速度.

将融合得到的等效测量值代入系统的误差方程(20)进行滤波, 得到车辆所在位置的经度、纬度和高度, 如图1~图3所示.

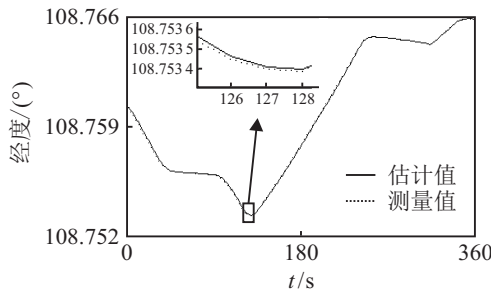


图1 经度的测量值与估计值

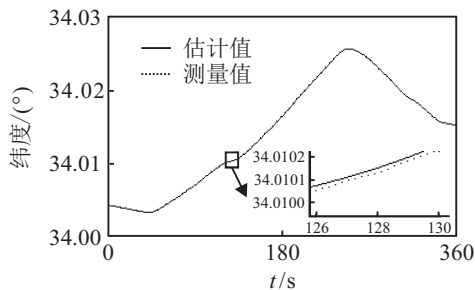


图2 纬度的测量值与估计值

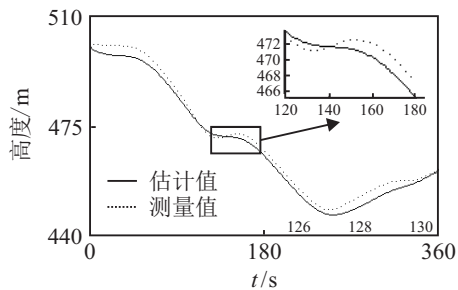


图3 高度的测量值与估计值

从图1~图3可以看出, 经度、纬度的融合估计值与测量值吻合度较高, 而高度的估计值与测量值偏差相对较大. 这是因为纬度变化 1° 时, 球面南北方向的距离改变111 km, 即纬度相差1s, 球面南北方向的距离相差大约为30.9 m. 单位经度长度的变化还与所处位置的纬度值有关, 但将“度”转换为距离单位“米”后, 则与纬度转换为距离的比例关系相差不大.

为了进一步说明实际系统中不确定因素对车辆定位的影响, 将经纬度的单位“度”转换为距离单位“米”, 图4~图6给出了不确定测量噪声、独立噪声假设下的经度、纬度和高度的融合估计误差曲线.

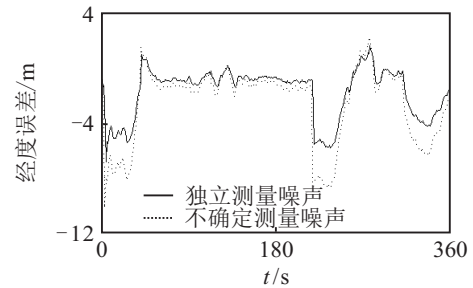


图4 车辆所在位置经度的融合结果比较

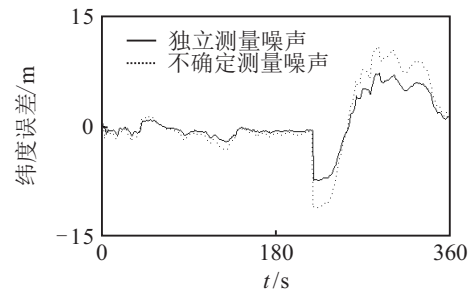


图5 车辆所在位置纬度的融合结果比较

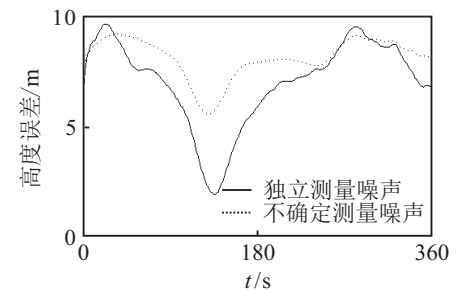


图6 车辆所在位置高度的融合结果比较

从图4~图6的误差曲线可以看出, 在相同的测量情况下, 本文算法得到的估计误差明显优于独立噪声假设下的融合估计误差. 由于经纬度的变化主要受车辆行驶过程中纵向运动和侧向运动的影响, 高度的变化受车辆的垂向运动的影响较为明显, 而实验中的不确定因素主要来自于车辆行驶过程中自身的振动, 振动对车辆的纵向运动和侧向运动的影响要明显小于垂向运动. 因此, 两种不同噪声假设下经纬度的融合误差曲线的吻合程度要高于高度误差曲线的吻合

程度. 该结论同时说明, 当多种传感器共同安装在同一平台上时, 平台的振动使得测量噪声之间相互关联, 并且不确定因素的影响的确存在, 考虑实际系统中测量噪声的不确定因素, 有利于提高车辆的定位精度.

4 结 论

本文针对多传感器观测同一状态变量的系统提出了一种基于多信源不确定融合估计方法. 通过对测量信息在不确定噪声假设下的融合处理, 得到等效测量值以及相应的误差方差阵, 解决了实际系统中多传感器测量噪声的不确定问题; 对多个传感器测量信息进行等效融合处理, 通过一次滤波即可获得车辆的准确位置. 与独立白噪声假设下的融合结果相比较, 本文算法所得结果的误差更小, 提高了融合定位的精度, 说明了本文所提出的方法在组合导航定位中的实用性.

参考文献(References)

- [1] Noureldin A, El-Shafie A, Bayoumi M. GPS/INS integration utilizing dynamic neural networks for vehicular navigation [J]. *Information Fusion*, 2011, 12(1): 48-57.
- [2] Eimck G A, Falco G, Nalos J T. Bounded constrained filtering for GPS/INS integration[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2013, 58(1): 125-233.
- [3] Jwo D J, Wang S H. Adaptive fuzzy strong tracking extended Kalman filtering for GPS navigation[J]. *IEEE Sensors J*, 2007, 7(5): 778-789.
- [4] Caron F, Duflos E, Pomorski D, et al. GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering: Introduction of contextual aspects[J]. *Information Fusion*, 2006, 7(2): 221-230.
- [5] Rezaie J, Moshiri B, Araabi B N, et al. GPS/INS integration using nonlinear blending filters[C]. *SICE Annual Conf. Takamatsu: IEEE*, 2007: 1674-1680.
- [6] Qiang G, Chris Harris J. Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(1): 273-280.
- [7] 刘江, 蔡伯根. 一种组合导航的自适应信息融合算法[J]. *北京交通大学学报*, 2008, 32(2): 88-93.
(Liu J, Cai B G. An adaptive algorithm of information fusion for integrated navigation[J]. *J of Beijing Jiaotong University*, 2008, 32(2): 88-93.)
- [8] 邓自立, 高媛. 快速信息融合 Kalman 滤波器[J]. *控制与决策*, 2005, 20(1): 27-31.
(Deng Z L, Gao Y. Fast information fusion Kalman filter[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(1): 27-31.)
- [9] Cappelle C, Pomorski D, Yang Y. GPS/INS data fusion for land vehicle localization[C]. *Computational Engineering in Systems Applications, IMACS Multiconference. Beijing: IEEE*, 2006: 21-27.
- [10] Carlson N A. Federated square root filter for the decentralized parallel processes[J]. *IEEE Trans on Aerospace Electronic System*, 1990, 26(3): 517-525.
- [11] 邓自立, 祁荣宾. 多传感器信息融合次优稳态 Kalman 滤波器[J]. *中国学术期刊文摘: 科技快报*, 2000, 6(2): 183-184.
(Deng Z L, Qi R B. Multisensor information fusion suboptimal steady-state Kalman filter[J]. *Chinese Science Abstracts*, 2000, 6(2): 183-184.)
- [12] Giremus A, Grivel E, Castanie F. Is H_∞ filtering relevant for correlated noises in GPS navigation?[C]. *The 16th Int Conf on Digital Signal Processing. Santorini-Hellas: IEEE*, 2009: 1-6.
- [13] Shu-li Sun. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filters with applications[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2004, 8(1): 57-62.
- [14] Sun S, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017-1023.
- [15] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filtering for continuous discrete systems: Theory and simulations[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2010, 58(10): 1254-1269.
- [16] Simandl M, Dunik J. Derivative-free estimation methods: New results and performance analysis[J]. *Automatica*, 2009, 45(7): 1749-1757.
- [17] Hong Jin, Hongzhan Qiu, Hongyue Zhang. Fusion algorithm of correlated local estimates for federated filter[C]. *Proc of the 3rd Asian Control Conf. Shanghai: ASCC*, 2000: 1428-1433.
- [18] Hongzhan Qiu, Hongyue Zhang, Hong Jin. Fusion algorithm of correlated local estimates[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2004, 8(7): 619-626.

(责任编辑: 齐 霖)