

基于交互多模型的组合导航观测异常影响控制*

何正斌¹⁾ 聂建亮²⁾ 吴富梅^{3,4)}

- (1) 长安大学地质工程与测绘学院, 西安 710054
- (2) 国家测绘局大地测量数据处理中心, 西安 710054
- (3) 西安测绘研究所, 西安 710054
- (4) 解放军信息工程大学测绘学院, 郑州 450052

摘要 为了控制观测值异常对组合导航精度的影响, 提出基于交互多模型的观测数据异常影响控制算法, 即建立观测正常和异常的多模型集, 各模型间通过马尔可夫模型进行切换, 当观测值正常时, 正常模型起作用; 观测值异常时, 故障模型起作用, 从而可有效地抑制观测数据异常对滤波精度的影响。

关键词 GPS/INS 组合导航; 交互多模型; 马尔可夫模型; 模型概率; 观测异常

中图分类号: P207

文献标识码: A

OUTLIER INFLUENCE CONTROL IN GPS/INS NAVIGATION WITH INTERACTING MULTIPLE MODEL ALGORITHM

He Zhengbin¹⁾, Nie Jianliang²⁾ and Wu Fumei^{3,4)}

- (1) School of Geological and Surveying Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054
- (2) Geodetic Data Processing Center, State Bureau of Surveying and Mapping, Xi'an 710054
- (3) Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054
- (4) Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052

Abstract Interacting multiple model algorithm is proposed to control the influence of observation outliers in GPS/INS navigation. Redundant observations are not requested in this method. A multi-model set which includes both normal and exceptional observational models is established. The Markov transition probabilities are used to switch one model to another. When observations are normal, the normal observation model is used chiefly for the others the exceptional observation model works. Consequently, the algorithm can effectively control the influence of observation outliers in GPS/INS navigation.

Key words: GPS/INS; interacting multiple model algorithm; Markov model; model probability; observation outliers

1 引言

随着导航技术的发展, 系统的安全、可靠性成为普遍关注的研究热点。为了保证导航系统的高精度及高可靠性, 必须对其进行实时的故障检测和隔离

(FDI)。目前, 组合导航中常用的故障检测方法是统计假设检验法^[1,2], 即通过构造满足一定分布特性的故障检测统计量, 根据给定的检验水平确定相应阈值, 再构造相应的故障检测准则, 对故障进行检测和定位。但是这种检测方法在动态滤波故障检测

* 收稿日期: 2011-02-12

基金项目: 国家自然科学基金(41020144004, 41004013)

作者简介: 何正斌, 男, 1982年生, 在读博士研究生, 主要从事动态大地测量数据处理. E-mail: hezhengbin@126.com

时,即便是没有故障也会存在不同程度的虚警^[2]。鉴于此,本文将观测异常列为一种故障,使用交互多模型算法(IMM, Interacting Multiple Model)对组合导航进行实时的故障检测与隔离。

2 GPS/INS 组合导航方程

GPS/INS 组合导航系统离散状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

其中, \mathbf{X}_{k-1} , 分别为 k 和 $k-1$ 历元的状态向量, $\Phi_{k,k-1}$ 为离散后的状态转移矩阵, \mathbf{w}_k 为动力学模型噪声向量, 其协方差阵为 $\Sigma_{\mathbf{w}_k}$ 。

采用伪距、伪距率紧组合方式, 由 INS 得到的载体位置、速度进行推算得到相应于 INS 位置的伪距 ρ_1 和伪距率 $\dot{\rho}_1$ 与 GPS 接收机观测得到的伪距 ρ_c 和伪距率 $\dot{\rho}_c$ 作差组成的观测向量为:

$$\mathbf{L}_k = \begin{bmatrix} \delta\rho \\ \delta\dot{\rho} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \rho_1 - \rho_c \\ \dot{\rho}_1 - \dot{\rho}_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

误差方程为

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k - \mathbf{L}_k \quad (3)$$

式中, \mathbf{A}_k 为量测矩阵, \mathbf{L}_k 为观测向量, 其协方差矩阵为 Σ_k , \mathbf{V}_k 为残差向量, \mathbf{X}_k 为状态参数向量。

3 基于观测数据异常的 IMM 算法

IMM 算法^[3-5]假设模型数目有限, 是一种递归算法, 算法的每一个循环包括交互输入、滤波计算、模型概率更新、交互输出。具体步骤如下:

1) 确定概率转移矩阵 π 和初始权概率 μ_{k-1}^j , 其中 $j \in M, M$ 为子模型集;

2) 交互输入。利用前一循环得到的所有状态及模型概率计算每个滤波模型的输入状态以及状态误差协方差阵。即

$$\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i = \sum_{j=1}^M \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j \mu_{j|i} \quad (4)$$

$$\Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i} = \sum_{j=1}^M (\Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j} + (\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j - \hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i)(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j - \hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i)^T) \mu_{j|i} \quad (5)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j, \Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^j}$ 分别是 $k-1$ 时刻子滤波模型状态参数及其协方差阵; $\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i, \Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1}^i}$ 分别为子滤波模型交互输入的状态参数及协方差阵;

$$\mu_{j|i} = \frac{1}{c_i} \pi_j \mu_{k-1}^j \quad (6)$$

为模型预测概率^[3]。式中, $c_i = \sum_{j=1}^M \pi_j \mu_{k-1}^j, \mu_{k-1}^j$ 代表 $k-1$ 时刻模型 m_j 的概率, 即 $\mu_{k-1}^j = P\{m_j(k-1) | \mathbf{L}_{k-1}\}$ 。

3) 滤波计算。对每个子模型进行 Kalman 滤波, 得到更新后的状态参数及状态参数的协方差阵。

4) 模型概率更新。模型概率反映了历元间某个模型在模型集中的作用, 一般采用贝叶斯定理计算。具体更新计算方程为

$$\mu_k^j = P\{m_j(k) | \mathbf{L}_k\} = \frac{1}{c} \mathbf{A}_k^j \sum_{i=1}^M \pi_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (7)$$

式中: $c = \sum_{i=1}^M \mathbf{A}_k^i c_i$;

$$\mathbf{A}_k^i = N[\bar{\mathbf{V}}_k^i; 0, \Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k^i}] = ((2\pi)^n |\Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k^i}|)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\bar{\mathbf{V}}_k^i)^T (\Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k^i})^{-1} \bar{\mathbf{V}}_k^i\right\} \quad (8)$$

为在 k 时刻模型 m_i 的似然函数。式中, $\bar{\mathbf{V}}_k^i, \Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k^i}$ 分别为预测残差向量和预测残差的协方差阵, 计算式为:

$$\bar{\mathbf{V}}_k^i = \mathbf{A}_k^i \bar{\mathbf{X}}_k^i - \mathbf{L}_k^i \quad (9)$$

$$\Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k^i} = \mathbf{A}_k^i \Sigma_{\bar{\mathbf{X}}_k^i} (\mathbf{A}_k^i)^T + \Sigma_k \quad (10)$$

其中, $\mathbf{A}_k^i, \Sigma_{\bar{\mathbf{X}}_k^i}$ 分别为 k 时刻模型 m_i 的观测系数矩阵和预测状态参数协方差阵。

从式(7)可以看出, 模型概率实质上是充当权的角色, 它反映的是某个子模型在模型集中的作用, 其值与似然函数 \mathbf{A}_k^i 的计算和基于此模型的先验模型概率有关。但是, 在进行似然函数计算时, 若预测残差较大, 则计算 \mathbf{A}_k^i 的指数部分会非常小, 由于计算机存在舍入误差, 从而使得由 \mathbf{A}_k^i 计算的各个模型的模型概率几乎一样, 因此不能反映各个模型作用的大小。为避免这种现象, 构造

$$\mathbf{A}_k^i = \frac{1}{(\mathbf{V}_{\bar{\mathbf{X}}_k^i}^i)^T (\Sigma_{\bar{\mathbf{X}}_k^i}^i)^{-1} \mathbf{V}_{\bar{\mathbf{X}}_k^i}^i} \quad (11)$$

似然函数来计算模型概率。式中 $\mathbf{V}_{\bar{\mathbf{X}}_k^i}^i = \bar{\mathbf{X}}_k^i - \hat{\mathbf{X}}_k^i$ 。

建立该模型是基于如下考虑, 在动力学模型可靠的前提下, 观测值异常与否不仅可以利用预测残差来反映, 而且也可以通过状态预测残差来反映。残差的大小反映了观测异常误差的大小。残差计算较小的模型, 则观测异常误差较小, 因此, 在模型集里该模型应赋予较大的权, 即模型概率较大; 反之, 模型概率较小。需要说明的是, 利用各个模型更新后的模型概率来判断观测是否存在异常, 主要是看故障模型的模型概率, 若故障模型的模型概率大于正常模型的模型概率, 则说明观测数据存在异常; 反之, 则说明观测没有异常。

5) 交互输出

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_{i=0}^M \hat{\mathbf{X}}_k^i \mu_k^i \quad (12)$$

$$\Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_k} = \sum_{i=0}^M (\Sigma_{\hat{\mathbf{X}}_k^i} + (\hat{\mathbf{X}}_k^i - \hat{\mathbf{X}}_k)(\hat{\mathbf{X}}_k^i - \hat{\mathbf{X}}_k)^T) \mu_k^i \quad (13)$$

4 观测数据异常的多模型集的设计

为控制观测数据异常对参数的影响, 分别建立观测正常的正常模型和观测分量中个别有异常的故

障模型,多模型集则由正常模型与故障模型组成。假设由式(1)、(3)建立的模型为正常模型,描述观测数据异常的故障模型是通过观测方程系数矩阵的某行乘以一个有效因子来表示,并且增大其相应的协方差阵,即降低观测数据异常对参数的影响,类似于抗差估计^[6]的思想。对于故障模型 m_j 构造如下^[7]:

$$A_k^j(i, :) = A_k(i, :) \times p\% \quad (14)$$

$$\Sigma_k^j(i, i) = \Sigma_k(i, i) \times C_0 \quad (15)$$

式中: $p\%$ 为故障程度;

$$C_0 = \begin{cases} C & |\bar{V}_{i,k}^j| > c \\ \frac{1}{\exp(1 - (\bar{V}_{i,k}^j/c)^2)} & |\bar{V}_{i,k}^j| \leq c \end{cases} \quad (16)$$

其中: c 为常量,一般取 $c = 1.5$; $\bar{V}_{i,k}^j = \bar{V}_k(i) / \sigma_{V_k(i)}$ 为标准化残差; C 为一个较大的数,在实际算例中我们取 100 ; \bar{V}_k 为子模型预测残差; σ_{V_k} 为其对应的均方差。

5 计算与分析

取一组 GPS/INS 车载导航数据进行试验。GPS 数据采样周期为 0.1 s , IMU 采样频率为 100 Hz , 其组合周期为 0.1 s 。下列参数由经验确定: 初始位置误差为 $5 \text{ m}, 5 \text{ m}, 7 \text{ m}$; 初始速度误差为 0.1 m/s ; 初始平台失准角误差分布为 $100.0 \text{ s}, 100.0 \text{ s}$ 和 500.0 s ; 加速度计和陀螺仪误差相关时间分别为 $600 \text{ s}, 600 \text{ s}$; 加速度计初始方差为 $100 \mu\text{g}$; 陀螺仪初始方差取 10.0 deg/h 。采用 GPS 伪距和多普勒观测值进行导航解算, 初始方差取 25 m^2 和 $0.01 \text{ m}^2/\text{s}^2$ 。为比较各方案观测异常影响控制的效果, 在 $283 \text{ 300} \sim 283 \text{ 500} \text{ s}$ 之间, 向观测数据中分别加入 $3\sigma, 5\sigma$ 及 8σ 的异常观测, 总共的粗差比率约为 15% 。在 $283 \text{ 500} \sim 283 \text{ 700} \text{ s}$ 间向观测数据中加入 3σ 的异常观测; 在 $283 \text{ 800} \sim 284 \text{ 000} \text{ s}$ 间向观测数据中加入 5σ 的异常观测。建立如下故障模型集: 1) 正常模型: 观测数据没有加入粗差; 2) 故障模型①: 仅一个观测数据有粗差; 3) 故障模型②: 仅两个观测数据有粗差; 4) 故障模型③: 观测向量中的多个观测数据同时有粗差。模型概率转移矩阵和初始概率由经验定, 取主对角占优。算例中,

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.02 & 0.02 & 0.01 \\ 0.045 & 0.9 & 0.045 & 0.01 \\ 0.045 & 0.045 & 0.9 & 0.01 \\ 0.05 & 0.025 & 0.025 & 0.9 \end{bmatrix};$$

$$\mu_0 = [9/16 \quad 3/16 \quad 3/16 \quad 1/16].$$

采用以下 4 种方案进行计算。

- 1) 观测向量中不加入粗差, 采用标准 Kalman 滤波进行处理;
- 2) 观测向量中不加入粗差, 采用 IMM 算法处理;
- 3) 观测向量中有粗差, 采用标准 Kalman 滤波进行处理;
- 4) 观测向量中有粗差, 采用 IMM 滤波算法进行处理。

计算结果如表 1 及图 1~4 所示。

分析其结果可以看出:

- 1) 当观测数据中不存在异常时, 采用标准 Kalman 滤波进行组合导航解算, 能够得到可靠的导航解; 当观测数据中存在异常时, 由于标准 Kalman 滤波不具备抵制异常因素影响的能力, 导致解算受异常影响较大, 使得滤波结果精度较差。
- 2) 采用交互多模型的观测异常影响控制算法进行组合导航解算, 在观测数据中无异常时, 滤波结果与标准 Kalman 滤波结果相当; 当观测存在异常时, 模型集中的故障模型发挥作用, 使得算法完全不受观测数据中异常误差的影响, 从而保证导航结果的可靠。

3) 在 IMM 的观测异常影响控制算法中, 由于模型集中每一个模型并行参与计算, 从而增加了计算量, 相对于标准 Kalman 滤波的计算效率有所下降。计算效率主要取决于模型集中子模型的个数多少。子模型越多, 越能够合理地控制观测异常因素的影响, 相对的计算效率也就越低; 反之, 子模型越少, 控制观测异常因素影响的能力就越低, 但是计算效率较高。

- 4) 模型概率转移矩阵在实际应用中一般取主对角线占优。

表 1 4 种方案下的计算值的误差统计结果(单位:m)

Tab.1 Statistical results of the error under four different schemes(unit: m)

方案	RMS			
	X	Y	Z	位置
观测无异常的 Kalman 滤波	2.298	4.122	2.839	5.507
观测无异常的 IMM 滤波	2.285	4.080	2.852	5.477
观测有异常的 Kalman 滤波	2.620	4.580	2.862	6.003
观测有异常的 IMM 滤波	2.280	4.063	2.853	5.463

6 结论

标准 Kalman 滤波是在满足理想条件下的最优状态估计算法, 即要求有可靠的函数模型、随机模型以及合理的估计方法。但是, 在实际应用中, 由于各种异常误差的影响, 为标准 Kalman 滤波又不具备抵

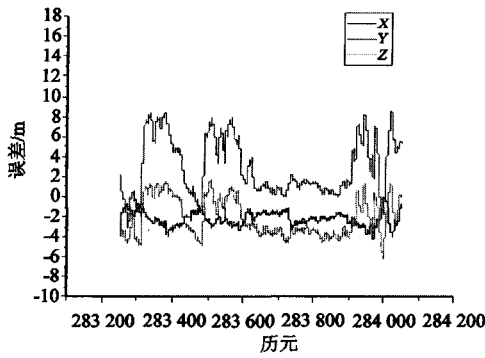


图1 观测中无异常的标准 Kalman 滤波

Fig.1 Errors of coordinate components based on Kalman filtering with clean observation

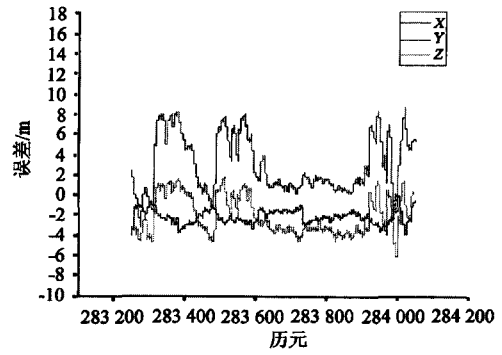


图2 观测中无异常的 IMM 滤波算法

Fig.2 Errors of coordinate components based on IMM filtering with clean observation

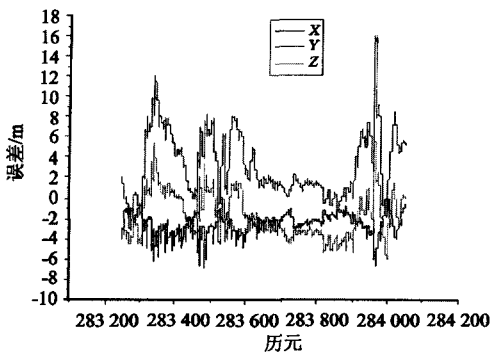


图3 观测中有异常的标准 Kalman 滤波

Fig.3 Errors of coordinate components based on Kalman filtering with clean observation within outliers

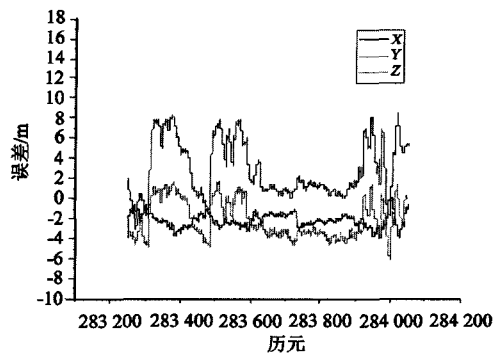


图4 观测中有异常的 IMM 滤波算法

Fig.4 Errors of coordinate components based on IMM filtering with clean observation within outliers

制这些异常因素影响的能力,所以很难保证滤波结果的可靠。对于观测数据中异常误差的影响,可以用抗差估计来进行控制,然而,使用的前提是必须有冗余观测,在组合导航中,这个前提得不到满足。基于 IMM 的组合导航观测异常影响控制算法不要求观测个数必须多于状态参数个数,通过对观测异常建立多模型,针对不同的观测异常建立相应的处理模型,从而可以有效地控制观测异常误差对滤波解的影响。在模型概率更新计算中,简化的模型概率计算公式可以避免计算机舍入误差的影响,使得观测异常时,故障模型能更好地发挥作用。模型概率的计算很重要,它影响模型的选择。若预测残差过大会造成模型概率计算过小,再有舍入误差,就无法进行模型的选择。简化的模型概率计算公式,可以避免上述问题的发生。

参 考 文 献

1 马昕,于海田,袁信. 组合导航系统故障检测问题研究[J]. 东南大学学报,1999,29(3):78-82. (Ma Xin, Yu Haitian and Yuan Xin. Research on the failure detection in integrated navigation systems[J]. Journal of Southeast University,1999,29(3):78-82)

2 高为广. GPS/INS 自适应组合导航算法研究[D]. 解放军信息工程大学,2008. (Gao Weiguang. Research on GPS/INS adaptive integrated navigation algorithms[D]. PLA Information Engineering University,2008)

3 Blom HAP, Bar-shalom Y. The interacting mutple model algorithm for systems with Markovian swithing coefficients[J]. IEEE transactions on Automatic Control,1988,33(8):780-783.

4 X. Li Rong and Vesselin P JILKOV. Survey of maneuvering target tracking. Part V: Multiple-Model Methods[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4):1 255-1 321.

5 梁彦,等. 两级交互多模型算法[J]. 自动化学报,2001,27(5):651-656. (Liang Yan, et al. A two-stage interacting multiple model algorithm[J]. Acta Automatica Sinica,2001,27(5):651-656)

6 杨元喜. 动态系统的抗差 Kalman 滤波[J]. 解放军测绘学院学报,1997,14(2):79-84. (Yang Yuanxi. Robust Kalman filter for dynamic system[J]. Journal of the Zhengzhou Institute of Surveying,1997,14(2):79-84)

7 贾彩娟,祝小平,周洲. 交互多模型算法的无人机控制系统故障诊断[J]. 火力与指挥控制,2006,31(7):8-10. Jia Caijuan, Zhu Xiaoping and Zhou Zhou. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures for an UAV control system using IMM algorithm[J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(7): 8-10)