

基于自适应信息融合的导航系统构成与算法研究

黄晓瑞, 崔平远, 崔祜涛

(哈尔滨工业大学航天工程与力学系, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 由于组合导航系统应用环境的不确定性, 给噪声统计特性的准确描述带来困难, 这将造成 Kalman 滤波器不稳定甚至发散, 目前常用的解决办法是直接估计系统噪声与量测噪声的方差阵 Q 及 R , 进行自适应滤波. 但方程的增加将使计算量加大、实时性不能保证. 本文在对基于信息融合的 INS/GPS 组合导航系统进行分析与设计的基础上, 探讨了通过 ARMA 模型自适应参数辨识求解可变增益 K , 从而求出状态估计值的方法, 并对辨识误差协方差的防饱和算法进行了研究. 计算机仿真结果表明: 该算法对提高导航精度和运算速度是行之有效的, 所得结论有一定的工程实用价值.

关键词: 信息融合; 组合导航; 自适应滤波; 可变增益; 防饱和

中图分类号: TP274; TN967.1

文献标识码: A

文章编号: 03722112(2002)071061204

System Frame and Algorithm Research Based on Adaptive Information Fusion for the Integrated Navigation

HUANG Xiaorui, CUI Pingyuan, CUI Hu2tao

(Dept. of Astronautic Engineering and Mechanics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Due to the uncertainty of the application circumstance, it is difficult to describe the noise statistics of integrated navigation system accurately. This may cause the general Kalman filter instability and even divergence. The common solving method is to estimate covariance matrix Q and R directly by adaptive filter. But the problem is that the increase of equations will cause heavy calculation, thus real-time cannot be ensured. This paper presents a new method to estimate states by ARMA model adaptive parameters identification to solve gain K , at the same time research an anti-saturation algorithm for the error covariance. Computer simulation was carried out according to the analysis and design of the INS/GPS integrated navigation covariance. Computer simulation was carried out according to the analysis and design of the INS/GPS integrated navigation system based on information fusion, and the results show this method is very useful for improving the accuracy and calculation speed of the system.

Key words: information fusion; integrated navigation; adaptive filter; alterable gain; anti-saturation

1 引言

随着应用环境的日趋复杂, 人们对导航系统各种性能指标的需求也不断提高, 单一导航传感器在使用中或多或少都存在着种种限制和不尽人意之处, 已经逐渐不能满足人们对导航系统精度高、可靠性高、自主性强、抗干扰性强和成本低的要求. 因此人们开始将目光转向多传感器信息融合, 希望从多传感器信息融合的角度来增强导航系统对环境的适应能力.

组合导航系统信息融合技术, 随着计算机技术、传感器技术和现代控制理论的发展而不断进步. Kerr^[1]和 Speyer^[2]等人提出的分散化滤波和 Carlson^[3]提出的联合卡尔曼滤波方法, 都为信息融合导航系统设计提供了理论基础, 成为目前应用的主流. 但在这些方法中采用的局部滤波器仍旧是常规的标准卡尔曼滤波器, 而应用常规卡尔曼滤波器获得理想滤波效

果的条件是必须预先知道系统精确的数学模型、系统噪声和量测噪声的统计特性, 否则, 可能产生发散现象. 一般情况下, 组合导航的系统模型和观测模型为已知, 而噪声统计特性是未知的. 为此人们又试图利用递推估计系统噪声和量测噪声方差阵 Q 及 R 的自适应算法来估计状态变量^[4]. 然而这种方法在实际应用中仍然存在一些问题: 如通常情况下, 组合导航系统状态变量的维数比较高, 而自适应滤波算法中又增加了对系统噪声统计的计算, 使计算量大大增加, 实时性很难保证. 为解决上述问题, 本文探讨了一种可变增益的自适应滤波算法, 将求未知的系统和量测噪声统计特性隐含在求增益 K 之中, 即利用量测信息不断地在线估计滤波增益从而得到系统状态变量的精确估计值, 同时确定了系统参数辨识误差协方差阵防饱和算法, 以克服随着数据采集量增多而出现的饱和现象. 最后, 以 INS/GPS 组合系统为例, 对该算法进行了计算机仿真.

2 信息融合导航系统

2.1 信息融合

随着自动化、智能化的发展,在工业、军事、科研等领域中所使用传感器的种类和数量越来越多.每种传感器都有各自的特点,通常只能在某一范围内或从某一方面来对被测对象进行描述.同时由于受外界干扰噪声的影响,传感器所获得的信息都会具有一定程度的不确定性,具体表现为:所获取数据的不精确、不完整、不一致、不可靠.没有任何一种传感器可以保证在任何时候都能提供全面、准确无误的信息.信息融合技术就是在这种情况下应运而生并快速发展的.它综合利用来自不同信息源在时间和空间上的数据信息,根据一定准则加以筛选、分析和处理,通过不同传感器之间信息的相互协调和性能互补,克服单个传感器的不确定性和局限性,得到比任何组成部分更可靠的决策,从而提高整个系统的性能,全面而准确地描述被测对象.

2.1.2 融合导航系统

惯性导航系统(INS)和全球定位系统(GPS)都是目前应用最广泛的导航系统之一.而二者的组合更是目前研究的热点问题.将信息融合技术应用于组合导航系统,可充分发挥两个子系统的优势,相互取长补短,从而提高导航系统的精度和可靠性,扩大使用范围.

用于INS/GPS组合导航系统的信息融合技术,实质上就是利用GPS接收机、惯性陀螺和加速度计的测量值作为多源信息,依据某种准则进行融合,给出一个关于导航参数误差的最优估计,然后对子系统导航信息进行校正.图1所示为组合导航系统的原理图.

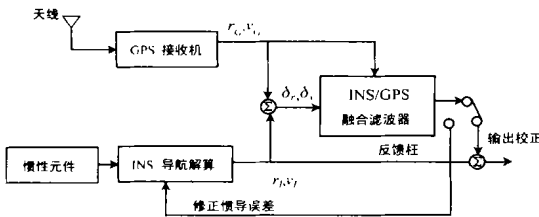


图1 INS/GPS组合原理图

3 算法研究

3.1 防饱和的可变增益自适应滤波算法

考虑线性离散时间系统

$$X(k+1) = 5X(k) + \#w(k) \quad (1)$$

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \quad (2)$$

其中 $X(k) \in R^n$ 为待估计的状态变量; $Z(k) \in R^m$ 为观测向量; $5 \in R^{n \times n}$ 为状态转移矩阵; $H \in R^{m \times n}$ 为量测矩阵; $w(k)$ 和 $v(k)$ 为零均值、方差阵为 Q 和 R 并且相互独立的白噪声序列.

当系统噪声方差阵 Q 和观测噪声方差阵 R 未知或不确切已知时,为防止滤波发散,需采用自适应滤波方法,在滤波过程中不断对它们进行估计和修正.但考虑到 Q 和 R 对滤波结果的影响是通过增益矩阵 K 反映出来的,故也可以直接对

K 进行估计而不去估计 Q 和 R .

式(1)、(2)所对应系统的Kalman递推滤波公式为:

$$X(k) = X(k/k-1) + KZ(k) \quad (3)$$

$$Z(k) = Z(k) - HX(k/k-1) \quad (4)$$

其中: K 为 $n \times m$ 滤波增益矩阵.对应的最佳预报估计为:

$$\begin{aligned} X(k/k-1) &= 5X(k-1) = 5[X(k-1/k-2) + KZ(k-1)] \\ &= 5X(k-1/k-2) + K_p Z(k-1) \end{aligned} \quad (5)$$

K_p 为预报增益矩阵,且

$$K_p = 5K \quad (6)$$

由式(5)可得:

$$X(k/k-1) = (I_n - q^{-1}5)^{-1} K_p Z(k-1) \quad (7)$$

其中: q^{-1} 为单位后移算子.

由Fadееva^[5]求逆公式:

$$(I_n - q^{-1}5)^{-1} = \frac{F(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (8)$$

其中: $F(q^{-1}) = \text{adj}(I_n - q^{-1}5)$

$$= F_0 + F_1 q^{-1} + \dots + F_{n-1} q^{-(n-1)}$$

$$A(q^{-1}) = \det(I_n - q^{-1}5) = a_0 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n}$$

$$F_0 = I_n, F_i = 5F_{i-1} + a_i I_n, i = 1, \dots, n-1$$

$$a_0 = 1, a_i = -\frac{1}{i} \text{tr}(5F_{i-1}), i = 1, 2, \dots, n$$

将式(8)代入式(7)得:

$$A(q^{-1})X(k/k-1) = F(q^{-1})K_p Z(k-1) \quad (9)$$

两边同时左乘 H :

$$A(q^{-1})HX(k/k-1) = HF(q^{-1})K_p Z(k-1) \quad (10)$$

由式(4)和(10)可建立系统的ARMA模型:

$$\begin{aligned} A(q^{-1})Z(k) &= HF(q^{-1})K_p Z(k-1) + A(q^{-1})Z(k) \\ &= [HF(q^{-1})K_p q^{-1} + A(q^{-1})I_m]Z(k) \\ &= D(q^{-1})Z(k) \end{aligned} \quad (11)$$

其中:

$$\begin{aligned} D(q^{-1}) &= HF(q^{-1})K_p q^{-1} + A(q^{-1})I_m \\ &= \begin{bmatrix} D_{11}(q^{-1}) & & D_{1m}(q^{-1}) \\ & s & w \\ D_{m1}(q^{-1}) & & D_{mm}(q^{-1}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

设 $H = [H_1 \ H_2 \ \dots \ H_m]^T, H_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为 $1 \times n$

列向量; $K_p = [K_{p1} \ K_{p2} \ \dots \ K_{pm}]$, $K = [K_1 \ K_2 \ \dots \ K_m]$, $K_{pi}, K_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为 $n \times 1$ 列向量,这样由式(12):

$$\begin{aligned} D_n(q^{-1}) &= H_1 F(q^{-1})K_{p1} q^{-1} + A(q^{-1}) \\ &= (H_1 F_0 q^{-1} + H_1 F_1 q^{-2} + \dots + H_1 F_{n-1} q^{-n})K_{p1} + A(q^{-1}) \\ &= 1 + (a_1 + H_1 F_0 K_{p1})q^{-1} + \dots + (a_n + K_{p1} F_{n-1})q^{-n} \\ &= 1 + d_{11} q^{-1} + \dots + d_{1n} q^{-n} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} D_{ij}(q^{-1}) &= H_i F(q^{-1})K_{pj} q^{-1} \\ &= H_i F_0 K_{pj} q^{-1} + H_i F_1 K_{pj} q^{-2} + \dots + H_i F_{n-1} K_{pj} q^{-n} \\ &= d_{ij}^{(1)} q^{-1} + d_{ij}^{(2)} q^{-2} + \dots + d_{ij}^{(n)} q^{-n} \end{aligned}$$

记 $H_i = [d_{i1} \ d_{i2} \ \dots \ d_{ii} \ \dots \ d_{in}]^T, H_j = [d_{ij}^{(1)} \ d_{ij}^{(2)} \ \dots \ d_{ij}^{(n)}]$, $d_{ij}^{(j)}$, $d_{in}^{(j)}$ 则,则由式(13)得:

$$\begin{cases} d_{i1} = a_1 + H_i F_0 K_{pi} \\ d_{i2} = a_2 + H_i F_1 K_{pi} \\ \vdots \\ d_{in} = a_n + H_i F_{n-1} K_{pi} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

即

$$\begin{bmatrix} H_i F_0 \\ H_i F_1 \\ \vdots \\ H_i F_{n-1} \end{bmatrix} K_{pi} = \begin{bmatrix} d_{i1} - a_1 \\ d_{i2} - a_2 \\ \vdots \\ d_{in} - a_n \end{bmatrix} \quad (14)$$

由此可得到预报增益 K_{pi} 和滤波增益 K_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 为:

$$K_{pi} = \begin{bmatrix} H_i F_0 \\ H_i F_1 \\ \vdots \\ H_i F_{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} d_{i1} - a_1 \\ d_{i2} - a_2 \\ \vdots \\ d_{in} - a_n \end{bmatrix}$$

$$K_i = 5^{-1} K_{pi} = 5^{-1} \begin{bmatrix} H_i F_0 \\ H_i F_1 \\ \vdots \\ H_i F_{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} d_{i1} - a_1 \\ d_{i2} - a_2 \\ \vdots \\ d_{in} - a_n \end{bmatrix} = T_i (H_i - a) \quad (15)$$

其中: $T_i = 5^{-1} \begin{bmatrix} H_i F_0 \\ H_i F_1 \\ \vdots \\ H_i F_{n-1} \end{bmatrix}^{-1}$, $a = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n]^T$. 式(15)

中的 $5, H_i, F_i, a_i$ 都可由计算得到, 只需求 $H_i = [d_{i1} \ d_{i2} \ \dots \ d_{in}]^T$, 此时, 求 Kalman 滤波可变增益归结为求式(13)中 $D_i(q^{-1})$ 的参数 H_i ($i = 1, \dots, m$).

设 $Y(k) = A(q^{-1})Z(k) = D(q^{-1})Z(k)$ 则有:

$$\begin{bmatrix} Y_1(k) \\ Y_2(k) \\ \vdots \\ Y_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{11}(q^{-1}) & D_{12}(q^{-1}) & \dots & D_{1m}(q^{-1}) \\ D_{21}(q^{-1}) & D_{22}(q^{-1}) & \dots & D_{2m}(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{m1}(q^{-1}) & D_{m2}(q^{-1}) & \dots & D_{mm}(q^{-1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_m \end{bmatrix}$$

(16)

显然:

$$\begin{aligned} Y_i(k) &= D_{i1}(q^{-1})Z_1(k) + D_{i2}(q^{-1})Z_2(k) + \dots \\ &+ D_{in}(q^{-1})Z_n(k) + \dots + D_{im}(q^{-1})Z_m(k) \\ &= d_{i1}^{(1)}Z_1(k-1) + \dots + d_{in}^{(1)}Z_n(k-n) + d_{i1}^{(2)}Z_2(k-1) \\ &+ \dots + d_{in}^{(2)}Z_2(k-1) + \dots + Z_i(k) + d_{i1}Z_1(k-1) \\ &+ \dots + d_{in}Z_n(k-n) + \dots + d_{im}^{(i)}Z_m(k-1) \\ &+ \dots + d_{im}^{(i)}Z_m(k-n) = 5^T(k) (i + Z_i(k)) \end{aligned} \quad (17)$$

其中: ($i = [H_1 \ H_2 \ \dots \ H_m]^T$; $5^T(k) = [Z_1(k-1), Z_1(k-n), Z_m(k-1), Z_m(k-n)]$) 对由式(17)描述的系统可应用最小二乘参数辨识递推计算得到. 然而, 随着时间的推移, 观测和采集得到的数据越来越多, 如果对新、老数据给予相同的信度, 那么从新数据中获取的信息量就会逐渐相对下降, 相应误差协方差矩阵 $P_i(k)$ 将变得很小而使辨识算法逐渐失去修正能力. 为克服这种/ 数据饱和0现象, 本文采取了防饱和和算法, 在辨识过程中充分利用最新数据, 尽可能地降低老数据所提供的信息量. 取 $0 < L < 1$ 为遗忘因子, ($\hat{\cdot}$ 的递推算法为^[6]:

$$\begin{cases} \hat{\cdot}(k+1) = \hat{\cdot}(k) + K_c(k+1)[Y(k+1) - 5^T(k+1)\hat{\cdot}(k)] \\ K_c(k+1) = P_c(k)5(k+1)[5^T(k+1)P_c(k)5(k+1) + L]^{-1} \\ P_c(k+1) = \frac{1}{L}[I - K_c(k+1)5^T(k+1)]P_c(k) \end{cases} \quad (18)$$

由式(3)、式(15)和式(18)可总结出噪声统计特性未知时, 防饱和的可变增益自适应 Kalman 估计为:

$$\begin{cases} K_i = T_i(H_i - a) \\ \hat{X}(k) = \hat{X}(k/k-1) + K[Z(k) - H\hat{X}(k/k-1)] \end{cases} \quad (19)$$

可以看出, 增益可变的自适应滤波和误差协方差阵防饱和和算法的应用, 不仅可以获得系统的最优估计, 同时又可以有效抑制滤波的发散, 适应于在线实时估计与控制.

3.1.2 基于可变增益自适应滤波算法的信息融合

根据式(1)~(19)给出的基于防饱和和可变增益的自适应滤波方法和图 1 所示的组合导航系统设计方案, 对两个局部滤波器进行最优估计, 得到相应的局部最优决策. 然后按最小均方差和信息守恒的原则, 应用联合滤波方法进行信息融合^[3, 7], 即可得到最终的最优输出结果. 具体算法计算步骤为:

- (1)初始化: 对状态变量和方差阵赋初值;
- (2)将式(1)、式(2)所对应的状态方程按式(11)转化为相应的 ARMA 模型;
- (3)按式(17)和(18)计算 ($i = [H_1 \ H_2 \ \dots \ H_m]^T$ 且 $H_i = [d_{i1} \ d_{i2} \ \dots \ d_{in}]^T$);
- (4)按式(14)计算预报增益 K_{pi} 和滤波增益 K_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 从而得到 K_p 和 K ;
- (5)按式(19)计算局部最优估计 X_j , ($j = 1, \dots, N$);
- (6)信息融合: $P = (\sum_{j=1}^N P_j^{-1})^{-1}$; $Q = (\sum_{j=1}^N Q_j^{-1})^{-1}$;
 $\hat{X} = P \sum_{j=1}^N P_j^{-1} \hat{X}_j$; $P_j^{-1} = B_j P^{-1}$; $Q_j^{-1} = B_j Q^{-1}$; $\hat{X} = \hat{X}_j$;
 $\sum_{j=1}^N B_j = 1 \quad j = 1, \dots, N$;
- (7)判断 kE 采样时间是否成立? 若成立, 结束计算; 若不成立, $k = k+1$ 转向(2).

4 仿真及结果分析

4.1 数学模型

为了验证所提出算法的性能, 本文对 INS/GPS 位置/速度组合导航系统进行了计算机仿真. 惯性导航系统的平台取为当地地理坐标系, X、Y、Z, 轴分别对应东、北、天方向, 并将导航参数误差(三维的位置、速度和姿态角的误差)作为状态变量, 取位置和速度之差作为观测量, 则建立相应的状态方程和量测方程为^[8]:

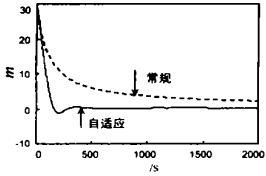
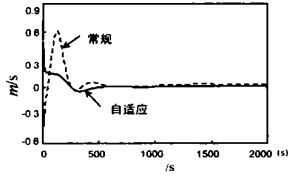
$$\hat{X}(t) = AX(t) + w(t) \quad (20)$$

$$Z(t) = HX(t) + v(t) \quad (21)$$

离散化成式(1)、(2)的形式, 得到 INS/GPS 组合系统的数学模型.

4.1.2 仿真计算及结果分析

仿真参数:位置(451 74, 1261 62b); 初始位置误差为 30m; 速度误差为 0.5m/s; 平台姿态角误差为 5°; 仿真时间为 2000s. 可变增益自适应算法与常规 Kalman 滤波算法的位置误差 ΔU 和速度误差 ΔV_E 分别如图 2 和图 3 所示. 虚线所示为常规 Kalman 滤波结果, 实线为自适应滤波结果. 可以看出, 在初始条件相同的条件下, 可变增益的自适应算法使导航系统的误差减小, 精度提高, 同时状态变量达到稳态值的时间减少, 效率提高, 滤波效果得到了进一步改善.

图 2 位置误差 ΔU 曲线图 3 速度误差 ΔV_E 曲线

5 结论

多种传感器信息融合系统在当代工业和军事等领域中的应用越来越普遍, 并日益显示出其优越性和重要性. 本文将多传感器信息融合的理论与方法应用到组合导航系统中, 并对噪声统计特性未知的情况下, 给出了一种防饱和和可变增益的自适应滤波算法. 通过对 GPS/INS 组合导航系统的仿真结果表明: 它是抑制滤波发散的有效手段.

参考文献:

- [1] Kerr T H. Decentralized filtering and redundancy management for multisensor navigation [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1987, AE23(1): 83- 119.
- [2] Speyer J L. Computation and transmission requirements for a decentralized linear quadratic Gaussian control problem [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, AC24(2): 266- 269.

- [3] N A Carlson, Michael P Berarducci. Federated Kalman filter simulation results [J]. Navigation, 1994, 41(3): 297- 321.
- [4] Chen G R. A modified adaptive Kalman filter for realtime applications [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1991, 27(1): 149- 154.
- [5] 邓自立. 最优滤波理论及其应用)) 现代时间序列分析方法 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000.
- [6] 方崇智, 萧德云. 过程辨识 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [7] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998.
- [8] Farhan A Faruqi. Nonlinear mathematical model for integrated global positioning/inertial navigation system [J]. Applied Mathematics and Computation. 2000, 115(2): 191- 212.

作者简介:



黄晓瑞 女, 1971 年 5 月出生于黑龙江省哈尔滨市, 现为哈尔滨工业大学航天工程与力学系博士研究生, 主要研究方向: 多传感器信息融合、组合导航、GPS 全球定位系统.

崔平远 男, 1961 年 11 月出生于山东省青岛市, 工学博士、教授、博士生导师. 现为哈尔滨工业大学深空探测基础研究中心主任, 中国航空学会专业委员会委员, 5 数据采集与处理杂志编委, 主要研究方向: 非线性控制、智能控制、神经网络建模与控制、信息融合理论等.

崔祜涛 男, 1970 年 2 月出生于吉林省长春市, 工学博士、副教授. 主要研究方向: 非线性控制、神经网络建模与控制、组合导航等.