

文章编号: 1002-0411(2002)03-193-04

模糊自适应卡尔曼滤波技术研究

柏 菁 刘建业 袁 信

(南京航空航天大学自动化学院 南京 210016)

摘 要: 本文提出了一种基于模糊自适应卡尔曼滤波技术的组合导航的新方法. 这一方法主要应用于自主式机动飞行器. 用模糊逻辑自适应控制器对卡尔曼滤波器的噪声方差进行“在线”修正, 将卡尔曼滤波器调整到最优状态, 从而提高组合导航系统的精度. 通过对 GPS/INS 组合导航系统的仿真, 验证了模糊自适应卡尔曼滤波器比常规卡尔曼滤波器具有更高的精度. 该方法的研究对飞行器的导航与制导具有重要意义.*

关键词: 卡尔曼滤波; 模糊逻辑自适应控制器; 残差; 导航; 组合导航

中图分类号: TP13

文献标识码: B

STUDY OF FUZZY ADAPTIVE KALMAN FILTERING TECHNIQUE

BAI Jing LIU Jian-ye YUAN Xin

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics Nanjing 210016)

Abstract: This paper presents a novel method for integrated navigation based on Fuzzy Adaptive Kalman Filtering. This method is mainly used for autonomous mobile vehicles. The noise covariance of Kalman Filtering is modified “online” by the Fuzzy Logic Adaptive Controller in order to modulate Kalman Filtering to be optimal and to improve the positioning accuracy of the integrated navigation system. By simulation in the GPS/INS, it is proved that the Fuzzy Adaptive Kalman Filtering has better accuracy than the regular Kalman Filtering. The study of this method is of great significance to guidance and navigation of vehicles.

Keywords: Kalman Filtering (KF), fuzzy logic adaptive controller(FLAC), residuals, navigation, integrated navigation

1 引言(Introduction)

自主式飞行器的导航与制导需要确定飞行器的位置和速度. 惯性导航系统(Inertial Navigation System—INS)由于它工作的完全自主性, 已成为目前应用的一种主要导航设备, 但由于其导航定位误差随时间增长, 因而 INS 在短时间内运行的精度较高, 长时间的精度较差. 全球定位系统(Global Positioning System—GPS)是基于卫星的导航系统, 它能提供给全球用户准确的定位信息. 但 GPS 的测量也存在着误差, 其短时间运行的精度较差. 对于大多数导航系统, GPS 不能作为唯一定位系统. 将 GPS 与 INS 组合起来可构成理想的导航系统^[2,3]. INS 可以在 GPS 信号中断的情况下继续单独导航, 直到重新获得 GPS 信号, 从而满足了系统的准确性、可靠性和鲁棒性.

卡尔曼滤波(Kalman Filter—KF)是组合导航

中最常用的最优滤波工具, 是一种递推线性最小方差估计. 在 GPS/INS 组合导航系统中, 要用到卡尔曼滤波技术对 GPS 和 INS 进行信息融合, 从而对飞行器的误差状态进行估计. 卡尔曼滤波器通常要求系统动态过程和噪声都是确定的, 且系统噪声和量测噪声都是零均值白噪声. 如果系统存在模型误差, 或噪声不确定, 就有可能导致卡尔曼滤波器发散. 通常解决的方法是估计没有建模的状态或噪声, 这样不仅增加了滤波器的复杂性, 而且也不能确定那些状态是否为模型状态.

针对以上问题, 本文采用一种模糊逻辑自适应控制器(FLAC)来调整卡尔曼滤波器, 它能够连续调整滤波器模型中的噪声力度, 从而防止滤波器发散. 下面以 GPS/INS 系统为例, 采用 FLAC 的广义卡尔曼滤波结构图如图 1 所示.

本文采用两套 Sugeno 型模糊逻辑自适应控制

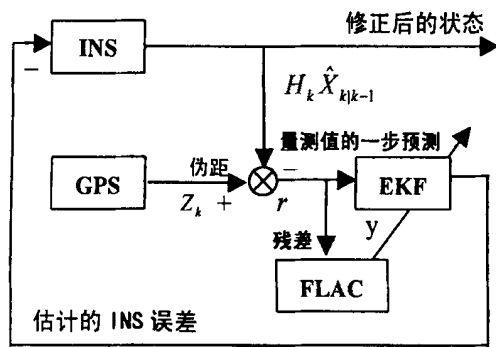


图1 采用模糊自适应广义卡尔曼滤波的 GPS/INS 系统

Fig. 1 The GPS/INS system with fuzzy adaptive extended kalman filtering

器分别调整 KF 中的两个自适应参数。

2 自适应卡尔曼滤波器的数学模型 (The mathematical model of adaptive Kalman filtering)

2.1 GPS/INS 系统的数学模型

由于 GPS 存在两个重要误差——等效时钟误差和等效时钟频率误差, 为了提高系统的导航精度, 将分别与这两个误差对应的距离 δt_u 和距离率 δt_m 作为误差状态扩展到状态方程中, 用卡尔曼滤波器来融合 GPS 和 INS 的信息。

GPS/INS 的系统模型如下:

$$X_{k+1} = \Phi_{k+1,k} X_k + w_k \quad (1)$$

$$Z_k = H_k X_k + v_k \quad (2)$$

其中: X_k 是 INS 的误差状态加上扩展的 GPS 两个状态; 系统噪声 w_k 是高斯白噪声, 即: $w_k \sim N(0, Q)$, Q 是系统噪声方差阵; 量测噪声 v_k 也是高斯白噪声, 即: $v_k \sim N(0, R)$, R 是量测噪声方差阵。

2.2 自适应卡尔曼滤波方程

本文采用一种自适应的卡尔曼滤波器, 即通过“在线”调整模型中的噪声方差阵, 来改变滤波器的估计均方误差阵和滤波增益阵, 从而防止滤波器发散。

现将模型的噪声方差阵设为:

$$R_k = \beta R \quad (3)$$

$$Q_k = \alpha Q \quad (4)$$

式中: 矩阵 Q 和 R 是定值, α 和 β 是调整值, 均为时变。 α 和 β 就是 FLAC 的输出, 根据卡尔曼滤波器的残差特性, 自适应地调整系统噪声和观测噪声方差阵。当 $\alpha = \beta = 1$, 就是常规卡尔曼滤波。含自适应的卡尔曼滤波器方程为:

状态估计的一步预测为:

$$\hat{X}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (5)$$

量测值的一步预测为:

$$\hat{Z}_k = H_k \hat{X}_{k,k-1} \quad (6)$$

则修正后的状态估计可由下式计算:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - \hat{Z}_k) \quad (7)$$

卡尔曼滤波增益阵为:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + \alpha_k R)^{-1} \quad (8)$$

一步预测均方误差阵为:

$$P_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \beta_k Q \quad (9)$$

最后得到验后均方误差阵为:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (10)$$

在等式(7)中, 令 $r = Z_k - \hat{Z}_k$, 称之为残差或更新矢量, 它反映了该系统模型依赖量测值的程度。

3 模糊自适应卡尔曼滤波器 (Fuzzy adaptive Kalman filtering)

3.1 模糊逻辑自适应系统的应用

通常情况下, 我们假定卡尔曼滤波器中 w_k 和 v_k 均为零均值白噪声, 且已知方差阵分别为 Q 和 R , 但实际上 Q 值并不是一直不变; 同时由于 GPS 测量存在着一定误差, 如多路径和选择可用性误差, 也会使 R 值随着环境变化而变化。另一方面, 实际中的系统参数都具有一定的不确定性, 部分参数会随着载体状况的变化而改变。我们可利用量测值信息重调滤波器的噪声力度, 这样滤波器就需要被连续调整。

判断滤波器 Q 、 R 值是否需要调整的一个方法, 就是监控残差, 根据它来调节滤波器。残差实际上就是滤波器模型中真实量测值与估计量测值之间的差值。理想情况下的残差为零均值白噪声。如果系统运行过程中残差不再是零均值白噪声, 说明滤波器存在问题。残差的方差阵 P_r 与 Q 和 R 有关联, 可以用下面的等式计算^[1]:

$$P_r = H_k (\Phi P_{k-1} \Phi^T + Q) H_k^T + R \quad (11)$$

(11) 式实际上就是通过卡尔曼滤波求得的残差方差阵的理论值。

模糊逻辑是运用语言变量的基于知识的系统, 与其它传统自适应方法相比, 模糊逻辑的优点在于它的简单性及充分运用了被控制系统的相关知识^[1]。本文采用模糊逻辑自适应控制器来检测残差, 根据残差方差阵和均值的特点, 设计出两套模糊规则库, 分别求得适当的值, 重调滤波器中噪声方差

阵, 从而改善滤波性能。

3.2 模糊逻辑自适应控制器的设计

3.2.1 模糊逻辑系统的选择

本文采用高木-关野(Takagi-Sugeno)模糊逻辑系统来检测滤波器发散与否, 并调节滤波器使其达到最优。

Sugeno 模糊逻辑系统是一种应用较为广泛的模糊逻辑系统, 它有零阶、一阶以及一阶以上等更多的模型, 本文采用一阶 Sugeno 模糊逻辑系统, 该系统具备以下三个特点:

(1) 它的每一条规则都是多输入单输出(Multiple Input Single Output-MISO);

(2) 每一条规则的输出都是输入的线性组合, 输出的隶属函数表现为一个个独立的能“移动”的峰值函数;

(3) 该系统的模糊蕴涵规则(Implication Method-IM)和输出合成算子(Aggregation Operator-AO)是固定的, 不能编辑, 通常 IM 就是乘法法则, AO 就是“waver”, 它是 Sugeno 系统中特有的合成规则, 即对所有输出做合成处理。

总的说来, Sugeno 模糊逻辑系统具有如下形式的模糊规则^[4,5]:

$$R^{(i)}: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i \\ \text{and... and } x_n \text{ is } A_n^i,$$

$$\text{then } y_i = C_{i0} + \sum_{k=1}^n C_{ik} \cdot x_k, \quad (i = 1, 2, \dots, M)$$

式中 A_n^i 是模糊集合, M 是规则条数, C_{ik} ($k = 0 \sim n$) 为第 i 条规则中的实数, 整个模糊逻辑系统的输出 y 为非模糊的实数, 由各条规则的输出 y_i 按下式加权平均产生^[1]:

$$y = \sum_{i=1}^M w_i y_i \quad (12)$$

其中 w_i 为权系数:

$$w_i = \frac{\prod_{k=1}^n \mu_{A_k^i}(x_k)}{\sum_{i=1}^M \left[\prod_{k=1}^n \mu_{A_k^i}(x_k) \right]} \quad (13)$$

从上式可看出: $\sum_{i=1}^M w_i = 1$, 满足权系数的要求; 为简便起见, 令: $\mu = \prod_{k=1}^n \mu_{A_k^i}(x_k)$ 。

3.2.2 模糊自适应卡尔曼滤波器的设计

将 FLAC 与卡尔曼滤波结合起来, 构成模糊自适应卡尔曼滤波。卡尔曼滤波器中残差的方差和均

值可以判断滤波器的性能高低。假定 n 表示一段时间内的统计数, 则残差的均值和估计方差分别为^[1]:

$$\bar{r} = \frac{1}{n} \sum_{j=t-n}^t r_j \quad (14)$$

$$\hat{P}_r = \frac{1}{n} \sum_{j=t-n+1}^t r_j r_j^T \quad (15)$$

将估计值 $\hat{P}_r$ 与(11)式求得理论值 P_r 进行比较。当 $\hat{P}_r$ 越来越大, 且均值 $\bar{r}$ 渐渐远离零时, 说明滤波器越来越不稳定。此时, 为了改善滤波器性能, 需要调整噪声力度。

由此, 本文选择残差的方差和均值作为模糊规则的两个输入, 考虑到残差有可能为多维, 我们只取第一维的值, 模糊规则的输出是它们的线性组合, 即上文提到的系统噪声和观测噪声的调整值 α 和 β 。由于 Sugeno 系统的特点是每条规则均为单输出, 所以本文采用了两套 Sugeno 模糊逻辑系统。

根据文献[1]中的模糊化方法, 对残差方差和均值进行模糊化, 两者隶属度函数分别为三个“trimf”, 即三角形隶属度函数, 名称为“zero”、“small”、“large”, 代表三个模糊集合。残差方差和均值的隶属度函数波形分别如图2和图3所示。

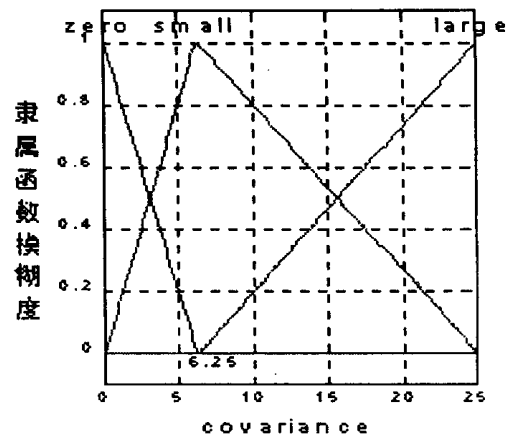


图2 残差方差的模糊化

Fig. 2 The fuzzification of the residual covariance

当残差方差和均值分别位于三个不同的模糊集合时, 输出与输入的值有关, 我们根据卡尔曼滤波器的特性来判断模糊自适应系统输出的变化。通过在滤波的每一采样点监控残差, 得到方差和均值。如果残差方差越来越大, 均值也渐渐远离零, 则相应地做如下调整: 减少系统噪声并增加量测噪声, 根据(3)、(4)两式, 要获得一个较小的 α 减小 Q_k 值, 和较大的 β 增加 R_k 值。这样, 滤波器增益矩阵也会相应减小, 系统对量测值的信赖和利用程度减小, 滤波性能趋

于稳定.

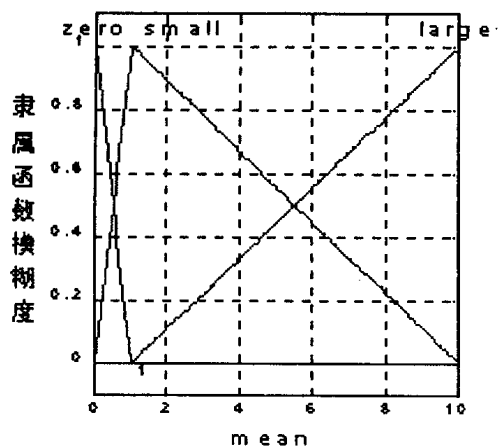


图 3 残差方差的模糊化

Fig. 3 The fuzzification of the residual covariance

根据上述原则,为两个 FLAC 分别设计了 9 条规则并确定了规则的输出数据.主要是利用 FUZZY 工具箱,将一组尝试性的输出数据代入规则库,构成 Sugeno 模糊逻辑系统,再将该系统引入 GPS/INS 组合系统中,通过 MATLAB 仿真软件,仿真出整个系统的误差曲线系列.将其和基于常规卡尔曼滤波器的 GPS/INS 系统的误差曲线进行横向对比,从而推断该组数据的可行性及该模糊系统的有效性.每选择一组尝试性数据,就重复一次上述实验过程,再将该组实验结果与先前结果进行纵向对比,进一步确定效果更好,即促使组合系统精度提高更多的一组数据.最后经过 50 次左右的仿真实验,确定了两组 FLAC 的规则输出数据,这里仅列举出每个 FLAC 中的 3 条规则.

(1) 输出为 α 的 FLAC 第 1、5、9 条规则如下:

① if covariance is “zero” and mean is “zero”, then $\alpha_1 = 1$;

⑤ if covariance is “small” and mean is “small”, then $\alpha_5 = -0.1 * \text{covariance} + 0.8$;

⑨ if covariance is “large” and mean is “large”, then $\alpha_9 = -0.2 * \text{covariance} + 0.6$.

(2) 输出为 β 的 FLAC 第 1、6、8 条规则如下:

① if covariance is “zero” and mean is “zero”, then $\beta_1 = 1$;

⑥ if covariance is “small” and mean is “large”, then $\beta_6 = 0.1 * \text{covariance} + 1.4$;

⑧ if covariance is “large” and mean is “small”, then $\beta_8 = 0.2 * \text{covariance} + 1.2$.

这里选择输出仅是输入变量中方差的线性组

合,这样的规则较为简单,可行性好.

4 结果与分析 (Result and analysis)

为了比较模糊自适应卡尔曼滤波器与常规卡尔曼滤波器,本文对两个系统进行了仿真.一个是采用普通卡尔曼滤波技术的 GPS/INS 组合导航系统,另一个是采用本文设计的模糊自适应卡尔曼滤波器的 GPS/INS 系统.两个系统的仿真是在相同条件下完成的,即,广义卡尔曼滤波器的状态取为 INS 的 18 阶误差状态和 GPS 的距离误差和距离率误差;仿真取一段比较完整且机动飞行较多的飞行轨迹为仿真轨迹_[6],总飞行时间为 1000s,采样周期为 1s;GPS/INS 采用伪距组合方式,仿真采用东北天坐标系.为便于比较,将两组仿真结果置于同一坐标系中.

仿真通过 MATLAB 和 Fuzzy 工具箱来实现.在基于模糊自适应卡尔曼滤波的系统仿真中,计算出每一采样时刻的滤波器的残差方差和均值,将其作为 Sugeno 模糊逻辑系统的两个输入,通过上述两组规则,分别得到滤波器的系统噪声和量测噪声的调整值,从而“在线”修正滤波器,使滤波器趋于稳定,估计性能最优.

仿真得到的系统误差结果如图 4 所示.

从仿真结果来看,基于 FLAC 的模糊自适应卡尔曼滤波器估计的误差,均低于常规卡尔曼滤波器估计的误差,这说明采用模糊自适应卡尔曼滤波技术的 GPS/INS 系统比用普通卡尔曼滤波技术具有更高的精度,模糊系统能适当降低卡尔曼滤波器的发散程度,从而达到了应用模糊自适应系统来提高系统定位精度的目的.

5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种模糊自适应卡尔曼滤波,可以有效的检测并防止卡尔曼滤波器发散.通过监控残差序列的方差和均值,FLAC 可以评估 KF 在任何时刻的性能.当滤波器性能较差时,得到一个适当的调整值改善滤波器的性能,使之最优估计.本文所述方法与文献[1]中方法相比有一定的特色,文献[1]只采用了一套 FLAC,其结果还要有区别的用于调整系统噪声和量测噪声,在判断上要更复杂;而本文采用两套 FLAC 分别调整系统噪声和量测噪声的系数,在处理卡尔曼滤波参数的问题上作了简化.

在模糊逻辑控制器中,只用到了 9 条模糊规则,因而并不需要很大的计算量.当设计员缺少足够的

信息来建立一个完整的系统模型, 或者系统参数随时间缓慢变化时, 用模糊控制器可以“在线”调节 KF 的性能, 通过记住最近的 n 个数据采样, 保持对参数变量的敏感性.

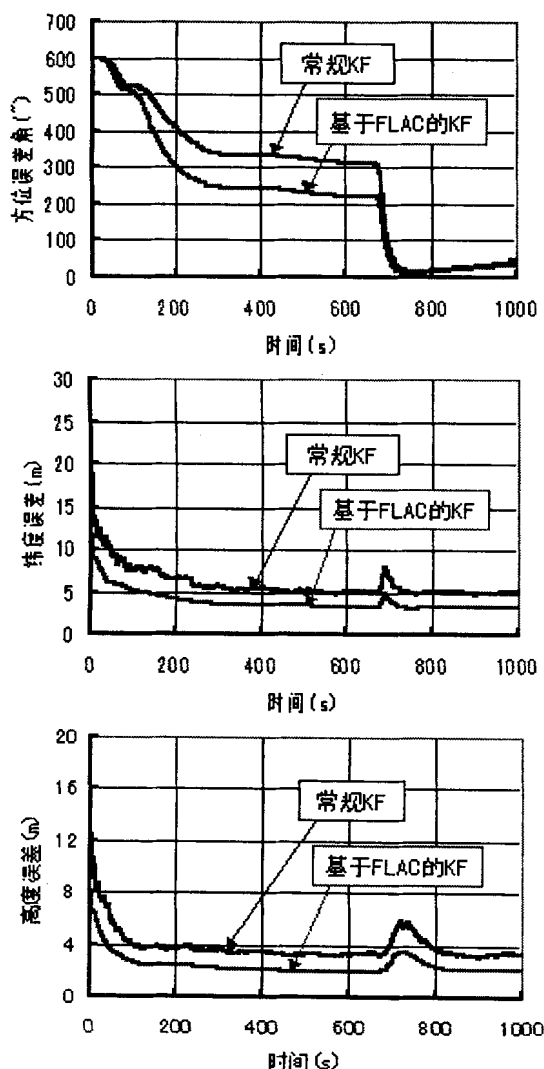


图4 分别基于常规和模糊自适应卡尔曼滤波的 GPS/INS 系统误差仿真曲线比较图

Fig. 4 The comparative figures of the simulated error curves in GPS/INS system respectively with regular and fuzzy adaptive kalman filtering

模糊逻辑自适应卡尔曼滤波可用来导航和制导机动飞行器或机器人, 并获得相当高的精度. 用“古典”卡尔曼滤波需要较多的状态才能获得精确的定位, 而且并不能监控参数的变化. 而模糊自适应卡尔曼滤波器只需要较少的状态就可以获得同等精度, 因而大大减少了计算量. 所以说, 本文方法的研究对飞行器的导航、制导与控制具有重要意义.

本文仅以 GPS/INS 组合导航系统为例说明提出方法的可行性, 该滤波技术还可用于其它导航系统, 如: 地形辅助惯性导航系统、GPS/DR 车辆导航系统等. 总之, 它的应用领域是极其广泛的.

参 考 文 献 (References)

- 1 J Z Sasiadek, Q Wang, M B Zeremba. Fuzzy Adaptive Kalman Filtering For INS/GPS Data Fusion. Proceedings of the 15th IEEE International Symposium on Intelligent Control, Rio, Patras, GREECE, July, 2000, 17- 19, 181~ 186
- 2 Wang Yufei, Huang Xianlin, Hu Hengzhang. Study on Federated Architecture for GPS/INS/TRN Integrated Navigation System. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2000, 31(1): 1- 5
- 3 袁 信, 俞济祥, 陈 哲. 导航系统. 北京: 航空工业出版社, 1993
- 4 王 磊, 王为民. 模糊控制理论及应用. 北京: 国防工业出版社, 1997
- 5 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 6 马 艳. 数据融合技术在多传感器组合导航中的应用. 南京: 南京航空航天大学, 2000

作者简介

柏 菁(1977-), 女, 硕士生. 研究领域为组合导航系统的算法研究及可视化仿真.

刘建业(1957-), 男, 教授, 博导. 研究领域为惯性导航、现代滤波、GPS 应用、智能交通系统等方面的教学和科研工作.

袁 信(1929-), 男, 教授, 博导. 研究领域为导航与控制.