

基于模糊逻辑的自适应强跟踪 UKF 定位滤波算法^①

金 天^② 王玉宝 丛 丽 秦红磊

(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100191)

摘 要 提出了一种用于 GPS 位置估计的模糊自适应强跟踪 UKF (FAST-UKF) 滤波算法。该算法采用强跟踪的自适应算法用以解决传统 UKF 算法容易受初始值和模型误差影响的问题;同时采用模糊逻辑系统解决强跟踪算法的参数估计问题,通过模糊逻辑系统实时监测滤波器的工作状况,实时对强跟踪算法的参数进行估计和调整,确保滤波器正常工作。仿真定位结果表明,模糊自适应强跟踪 UKF 算法相比 UKF 算法、传统的自适应 UKF 算法和强跟踪 UKF 算法更能够及时地适应载体运动规律变化,同时定位性能也有所提高。

关键词 无轨迹卡尔曼滤波(UKF),模糊逻辑,自适应算法,强跟踪算法

0 引 言

全球卫星导航系统(GNSS)因其可以提供全天候、连续、实时和高精度的定位信息而在实际生活中得到广泛应用^[1]。用于解决非线性系统状态估计的无轨迹 Kalman 滤波(unscented Kalman filtering, UKF)算法已被证明是一种解决 GPS 接收机的位置估计问题的有效算法^[2,3]。UKF 算法是基于 UT 变换(unscented transform)的一种非线性滤波算法,其算法良好的估计性能是以精确已知系统噪声的先验分布和准确的系统模型为前提的。UKF 算法由于对滤波初始值和状态模型误差比较敏感,在实际应用中受到诸多限制。

针对 UKF 算法存在的问题,很多学者研究并提出了改进措施。文献[4]介绍了通过监测滤波残差变化实时调整过程噪声协方差矩阵,实现自适应滤波。文献[5]通过对传播误差中存在的非白高斯噪声进行建模,实时估计其协方差矩阵达到自适应滤波。文献[6]介绍了根据滤波信息实时地估计测量噪声方差,使 UKF 算法对环境变化具有适应性。本文在 UKF 算法的基础上引入了强跟踪的自适应算法,用于解决滤波模型与载体运动规律不匹配的问题,

文献[7]介绍了用于解决非线性系统状态估计的强跟踪算法。获得强跟踪算法中的关键参数软化因子(soften factor)的传统方法是根据个人经验或计算机仿真,然而实际中软化因子应根据滤波状况实时改变。为解决此问题,本文引入了模糊逻辑系统,根据历元时刻滤波器的工作状况对软化因子实时估计,从而真正达到自适应滤波。

为了更好地进行算法对比,本文引用了文献[4]中的自适应 UKF (adaptive UKF, AUKF) 算法进行分析。仿真结果表明,模糊自适应强跟踪 UKF (fuzzy adaptive strong tracking UKF, FAST-UKF) 算法相比传统 UKF 算法、AUKF 算法和强跟踪 UKF (strong tracking UKF, STUKF) 算法,对载体运动规律变化具有更强的适应性,而且在定位精度和系统鲁棒性上都有所提高。

1 自适应 UKF 算法

1.1 UT 变换

UT 变换是一种计算随机变量 x 经非线性变换 $y = f(x)$ 后统计特性的方法。设随机变量 x 均值 $\bar{x}$, 协方差 P_x , 为计算 y 的统计特性,按式

① 863 计划(2009AA12Z313)资助项目。

② 男,1981 年生,博士,讲师;研究方向:卫星导航,无线电导航,组合导航,软件接收机技术;联系人, E-mail: jintian@buaa.edu.cn (收稿日期:2010-09-08)

$$\begin{aligned}\chi_0 &= \bar{x} \\ \chi_i &= \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i, i=1, \dots, L \\ \chi_i &= \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_{i-L}, i=L+1, \dots, 2L\end{aligned}\quad (1)$$

构造一个由 χ_i 组成的 $2L+1$ 维矩阵 χ , 其中 χ_i 对应权重 W_i 因子如式

$$\begin{aligned}W_0^{(m)} &= \lambda/(L+\lambda) \\ W_0^{(c)} &= \lambda/(L+\lambda) + (1-\alpha^2+\beta) \\ W_i^{(m)} &= W_i^{(c)} = 1/\{2(L+\lambda)\}, i=1, \dots, 2L\end{aligned}\quad (2)$$

所示。其中: $\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - L$ 表示一个尺度参量; α 参量表示采样点在 $\bar{x}$ 附近的遍布范围 ($1e-4 \leq \alpha \leq 1$); κ 被设置成 0 或 $3-L$; β 包含 x 的先验信息, 对于高斯分布 $\beta = 2$; $(\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i$ 表示矩阵平方根的第 i 列。 χ_i 通过非线性函数

$$Y_i = f(\chi_i), i=0, 1, \dots, 2L \quad (3)$$

进行传递。

经过上式变换后得到的向量点 Y_i , 再利用变换后样本的均值和协方差逼近 y 的均值和协方差, 如公式

$$\begin{aligned}\bar{y} &\approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_i \\ P_y &\approx \sum W_i^{(c)} ((Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T)\end{aligned}\quad (4)$$

所示。

经式(4)得到的估计均值和真正均值的前3阶是一致的, 4阶以上才引入误差; 变换后得到的协方差精度达到2阶, 误差在4阶以上。

1.2 自适应 UKF 算法处理

自适应 UKF 算法的处理流程可以概括为以下7个步骤。

(1) 滤波初始值设定:

$$\begin{aligned}\hat{x}_0 &= E[x_0] \\ P_0 &= E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]\end{aligned}\quad (5)$$

式中:

$\hat{x}_0$ ——状态初始估计值;

P_0 ——初始状态误差协方差。

(2) sigma 采样: 根据对称采样策略对初始状态采样得到 sigma 点和对应权值如式(1)、(2)。

(3) 一步预测方程:

$$\begin{aligned}\chi_{klk-1} &= f(\chi_{k-1}) \\ \hat{x}_{klk-1} &= \sum_{i=0}^{2L} W_i \chi_{i, klk-1}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}P_{klk-1} &= \sum_{i=0}^{2L} W_i [\chi_{i, klk-1} - x_{klk-1}][\chi_{i, klk-1} - x_{klk-1}]^T \\ &\quad + Q_k\end{aligned}\quad (6)$$

(4) sigma 重采样过程: 根据对称采样策略, 对一步预测状态 $\hat{x}_{klk-1}$ 进行重采样如式

$$\begin{aligned}P_{klk-1} &= S_{klk-1} S_{klk-1}^T \\ \chi_{klk-1} &= [x_{klk-1}, x_{klk-1} + \sqrt{(L+\kappa)} S_{klk-1}, \\ &\quad x_{klk-1} - \sqrt{(L+\kappa)} S_{klk-1}]\end{aligned}\quad (7)$$

所示。式中 S_{klk-1} 为 P_{klk-1} 的矩阵平方根矩阵, χ_{klk-1} 每列分别代表一个采样向量点 $\chi_{i, klk-1}$ 。

(5) 输出的一步预测:

$$\begin{aligned}\sigma_{klk-1}^i &= h_k(\chi_{klk-1}^i), i=0, 1, \dots, 2L \\ z_{klk-1} &= \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \sigma_{klk-1}^i\end{aligned}\quad (8)$$

(6) 量测更新方程:

$$\begin{aligned}P_{z_k} &= \sum_{i=0}^{2n} W_i [\zeta_{i, klk-1} - \hat{z}_{klk-1}][\zeta_{i, klk-1} - \hat{z}_{klk-1}]^T \\ &\quad + R \\ P_{x_k} &= \sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_{i, klk-1} - \hat{x}_{klk-1}][\zeta_{i, klk-1} - \hat{z}_{klk-1}]^T\end{aligned}\quad (9)$$

$$K = P_{x_k} P_{z_k}^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{klk-1} + K(z_k - \hat{z}_{klk-1}) \quad (11)$$

$$P_k = P_{klk-1} - K P_{z_k} K^T \quad (12)$$

(7) 自适应更新:

$$\begin{aligned}P_{klk-1} &= \lambda_k \left\{ \sum_{i=0}^{2L} W_i [\chi_{i, klk-1} - \hat{x}_{klk-1}][\chi_{i, klk-1} - \hat{x}_{klk-1}]^T + Q_k \right\}\end{aligned}\quad (13)$$

$$\begin{aligned}P_{z_k} &= \lambda_k \left(\sum_{i=0}^{2n} W_i [\sigma_{i, klk-1} - z_{klk-1}][\sigma_{i, klk-1} - z_{klk-1}]^T + P_v \right)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}P_{x_k} &= \lambda_k \left(\sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_{i, klk-1} - x_{klk-1}][\sigma_{i, klk-1} - z_{klk-1}]^T \right)\end{aligned}\quad (14)$$

其中, $\lambda_k = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}_k$ 根据滤波过程中滤波器的工作情况适时调整以保证滤波器正常工作, 避免发散情况出现。不同自适应算法的主要区别就在于求解 λ_k 上, 文献[4]中介绍的自适应算法求解 λ_k 如式

$$\lambda_{i,k} = \max(1, \frac{\text{trace}(v_k v_k^T)}{\text{trace}(P_{z_k})}) \quad (15)$$

所示。式中 $v_k = z_k - \hat{z}_k$ 定义为滤波器新息向量, z_k 和 $\hat{z}_k$ 分别为历元 k 系统的观测量和系统量测的预测量。

2 模糊自适应强跟踪 UKF 算法

2.1 强跟踪 UKF 算法

状态模型的建立在很大程度上依赖于接收机的运动规律。为了抑制滤波模型与实际运动规律不匹配造成的滤波器发散问题,Zhou 于 1996 年提出了强跟踪卡尔曼滤波(STKF)算法^[7],并将此算法引入到 UKF 算法得到强跟踪 UKF(STUKF)算法,此强跟踪算法有如下优点:(1)对模型不确定性有很强的鲁棒性;(2)有很好的状态实时跟踪能力;(3)算法计算量适中。

在运用 STUKF 算法中, $\lambda_k = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}_k$ 的计算如式

$$\lambda_{i,k} = \begin{cases} c_k, & c_k \geq 1 \\ 1, & c_k < 1 \end{cases} \quad (16)$$

所示,其中:

$$\begin{aligned} c_k &= \frac{\text{tr}(N_k)}{\text{tr}(M_k)} \\ N_k &= \eta V_k - \varepsilon R_k \\ M_k &= P_{z_k z_k} \end{aligned} \quad (17)$$

STUKF 算法有两个关键参数,即 η 和 ε 。其中 η 衡量载体的运动规律,经验取值为 2;参数 ε 用于改善估计状态量的精度。当 ε 数值增大时,滤波器的估计精度提高;反之 ε 数值减少时,滤波器的跟踪能力增强。实际运动中, ε 来源于经验数值或者计算机仿真,通常设置为 4.5。 V_k 代表预测新息估计的协方差,其计算一般是用开窗估计法确定,如式

$$V_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k v_i v_i^T \quad (18)$$

所示。

由于式(18)中 V_k 的计算具有累计效应和平滑效应,开窗算法很难做到真正的自适应,为此本文采用了文献[8]中对其做的改进算法,如式

$$V_k = \begin{cases} \frac{1}{2} v_0 v_0^T, & k = 0 \\ \frac{\lambda_{i,k-1} v_k v_k^T}{1 + \lambda_{i,k-1}}, & k \geq 1 \end{cases} \quad (19)$$

所示。

式(19)未对历史信息取平均,而直接采用了当前历元的信息,消除了传统协方差矩阵估计时带来的累计效应和平滑效应,使得经过修改的计算表达式能更敏感地反映当前观测历元时刻动力学模型误差的现状。

2.2 模糊逻辑自适应系统

模糊逻辑推理系统是以模糊集合为基础的,它最早被提出用于系统控制,解决系统建模不准确带来的滤波器发散问题。一个完整的模糊逻辑自适应系统(fuzzy logical adaptive system, FLAS)由模糊化、模糊规则、模糊推理和去模糊化 4 个部分构成^[9]。

STUK 算法的 ε 参数根据经验值设定,用于改善状态估计精度和状态跟踪能力。当接收机运动剧烈时, ε 值应减少,以减少状态模型不准确导致的滤波器不稳定;反之,当接收机运动平稳时,应适当增大 ε 以提高状态量的估计精度。

本文选取滤波器新息实际方差矩阵的迹与理论方差矩阵迹的比值作为模糊逻辑系统的输入,用于实时估计参量。其中 r_i 的定义如式

$$r_i = \frac{z^T(k)z(k)}{\text{tr}(P_{z_k z_k})} \quad (20)$$

所示,衡量 i 时刻滤波器的工作状况。当 $r_i \geq 1$ 时,即新息实际统计方差阵的迹大于理论方差阵的迹时,可认为滤波器开始异常;反之 $r_i < 1$ 时,滤波器工作正常。

模糊系统输入的 r_i -隶属度曲线选取为三角形函数,评价模糊子集合分为 $\{A, B, C\} = \{\text{good}, \text{normal}, \text{bad}\}$, 隶属度函数如图 1 所示。

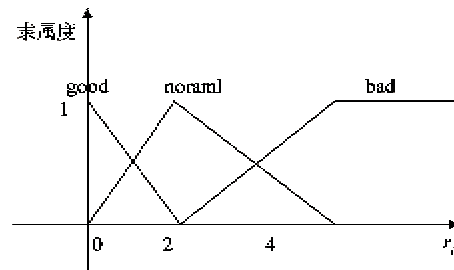


图 1 隶属度曲线

模糊规则采用一阶 T-S 模型 IF-THEN 形式,规则如下:

- (1) IF $r_i \in \text{good}$ THEN ε 等于 $r_i + 15$;
- (2) IF $r_i \in \text{normal}$ THEN ε 等于 $2r_i + 4$;
- (3) IF $r_i \in \text{bad}$ THEN ε 等于 1。

去模糊化过程或者模糊化输出由相应的 A, B, C 三个模糊子集合输出进行加权输出,假设 $P_{i,k}$, $k = 1, 2, 3$, 为样本 r_i 输入模糊逻辑自适应系统时集合 k 的隶属度, $y_{i,k}$, $k = 1, 2, 3$ 为样本 r_i 输入时隶属集合 k 的输出,可得模糊系统总的输出如式

$$\varepsilon = Y = \sum_{k=1}^3 P_{i,k} y_{i,k} \quad (21)$$

所示。

2.3 模糊自适应强跟踪 UKF 算法的步骤

加入了模糊逻辑自适应系统的模糊自适应强跟踪 UKF 算法具体由以下 6 个步骤组成。

(1) 滤波初始参数设置,其中包括 $\hat{x}_0, P_0$ 及 Q, R 矩阵;

(2) 按照式(6)–(12)完成初始历元的 UKF 滤波;

(3) 根据式(20)求解模糊系统输入,通过模糊逻辑系统得到 ε 参数;

(4) 根据式(17)、(19)和(16)求解滤波自适应参数 λ_k ;

(5) 历元时刻递加,返回步骤(2)重新计算式(6)–(12),其中将式(6)中第 3 个方程和式(9)用式(13)、(14)替换;

(6) 进行自适应滤波,直至参数 $\hat{x}_0, P_0$ 收敛,直至滤波器输入结束。

3 仿真结果分析

3.1 状态模型和观测模型的建立

载体的动力学模型近似选取为常速模型,即 $\dot{X} = FX + W$, 其中状态量 $X = [x, v_x, y, v_y, z, v_z, td, fd]^T$, 如式

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{v}_x \\ \dot{y} \\ \dot{v}_y \\ \dot{z} \\ \dot{v}_z \\ \dot{td} \\ \dot{fd} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\kappa \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ v_x \\ y \\ v_y \\ z \\ v_z \\ td \\ fd \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ w_x \\ 0 \\ w_y \\ 0 \\ w_z \\ 0 \\ w_{fd} \end{pmatrix} \quad (22)$$

所示。其中 κ 代表晶振频漂系数,驱动噪声协方差阵 $Q_k = \text{diag}\{Q_x, Q_y, Q_z, Q_{td}\}$, 其中 Q 矩阵如式

$$Q_x = Q_y = Q_z = \begin{bmatrix} S_p \frac{\Delta t^3}{3} & S_p \frac{\Delta t^2}{2} \\ S_p \frac{\Delta t^2}{2} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$Q_{td} = \begin{bmatrix} S_f \Delta t + S_g \frac{\Delta t^3}{3} & S_g \frac{\Delta t^2}{2} \\ S_g \frac{\Delta t^2}{2} & S_f \Delta t \end{bmatrix} \quad (24)$$

所示,其中 S_p 代表速度方向上驱动噪声强度, S_g 和 S_f 代表本地时钟建模参数, Δt 代表滤波时间间隔。 Q 矩阵详细设置参见文献[10]。

系统观测选为接收机测得伪距参量,载体与第 i 颗卫星的伪距 ρ_i 如式

$$\rho_i = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2 + (Z_i - z)^2} + td \quad (25)$$

所示,其中 X_i, Y_i, Z_i, x, y, z 代表 k 时刻卫星 i 和载体的三维位置参量(ECEF 坐标系), td 代表钟差等效的距离参量。

3.2 仿真观测数据

模拟星载 GPS 观测数据(测量伪距)时,首先计算任意历元卫星和接收机的三维位置,然后根据事先规定的可见性条件计算该卫星到接收机之间的距离作为 GPS 模拟观测的真值,在仿真真值的基础上加入接收机处理噪声,产生观测伪距参量。本文仿真伪距参量加入的噪声类型为高斯白噪声,噪声强度 $16\text{m}(1\sigma)$ 。仿真选用可见星数目为 6,其中观测噪声矩阵 R 设置如下:

$$R = \begin{bmatrix} R_1^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & R_6^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 16^2 \end{bmatrix}_{6 \times 6} \quad (26)$$

3.3 载体运动轨迹

载体仿真运动位于地理坐标系下,初始位置参数为经度 116.34° , 纬度 39.98° , 高度 103m , 仿真时间为 600s , 仿真间隔 0.1s 。具体仿真运动阶段规律设置如表 1 所示。

表 1 载体运动轨迹模拟

阶段	时长(s)	运动类型	参数
1	50	静止	速度为 0
2	50	匀加速直线	加速度 5m/s^2
3	100	匀速直线	速度不变
4	100	变加速直线	加速度 5m/s^2
5	100	匀速直线	速度不变
6	100	匀速圆周	半径 20000m
7	100	匀速直线	速度不变

载体仿真运动在 ECEF 坐标系下,其中载体在 X, Y, Z 方向的运动真实速度如图 2 所示。

仿真过程中,UKF、AUKF、STUKF 和 FAST-UKF 算法参数设置如表 2 所示。

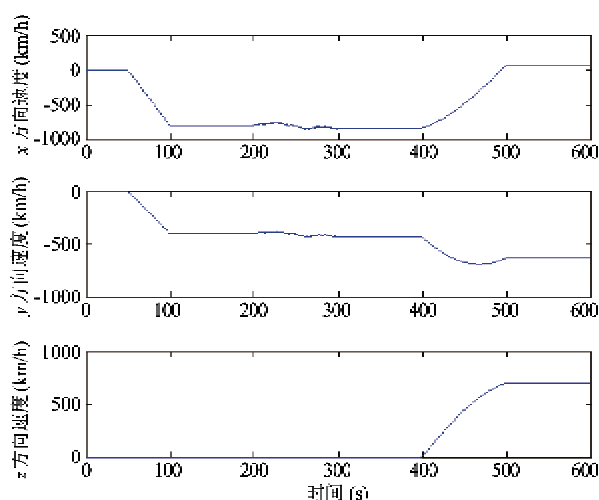


图 2 载体实际速度图示 (ECEF)

表 2 UKF/AUKF/STUKF/FAST-UKF 参数设定

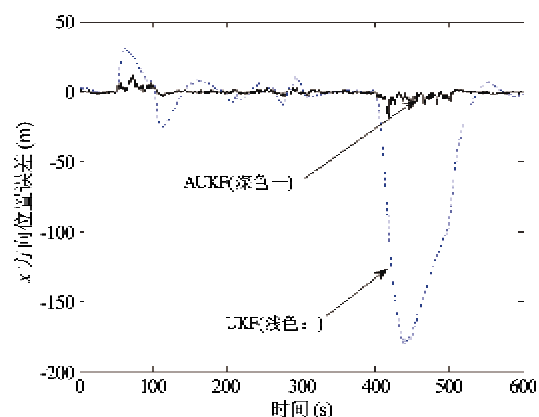
	UKF	AUKF	STUKF	FAST-UKF
R_i (m)	16	16	16	16
Δt (s)	0.1	0.1	0.1	0.1
S_p	1.0	1.0	1.0	1.0
$S_f (10^{-18})$	0.4	0.4	0.4	0.4
$S_g (10^{-8})$	1.58	1.58	1.58	1.58
ε	NA	NA	4.5	FLAS
η	NA	NA	2	2

3.4 仿真结果分析

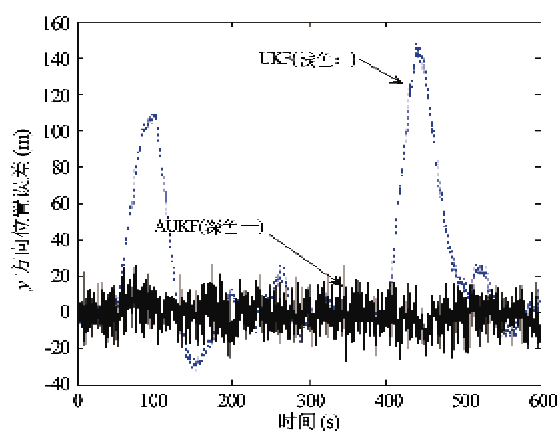
图 3、图 4 通过对比方式展示出了 UKF/AUKF、AUKF/ASTUKF/FAST-UKF 算法的 GPS 导航定位误差结果,下面分别进行分析。

(1)由图 3 和图 4 可知,在静止或者匀速直线运动阶段(运动阶段 1 和 3、5、7),载体的机动性能为零或很小,此时 UKF 算法、AUKF 算法、STUKF 算法和 FAST-UKF 算法都表现出了良好的定位性能,这 4 种算法在经历了阶段初的略小波动后定位误差都趋于平稳。

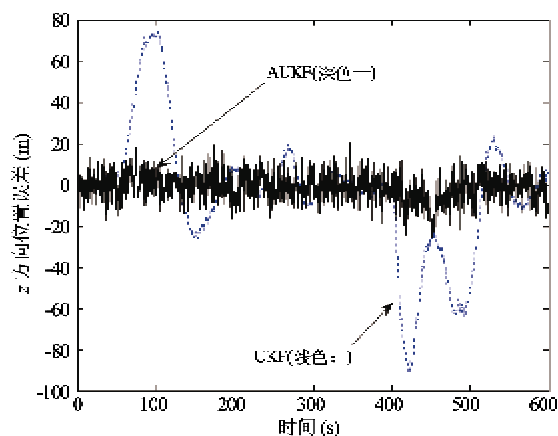
(2)在加速运动阶段(运动阶段 2 和 4),载体的机动性能提高。由图 3 可知,UKF 滤波器已经发散,定位误差增大;AUKF 和 STUKF 由于及时地监测到载体运动规律的变化,进行了自适应调整,定位误差波动较 UKF 算法相应变小,但是由于对系统观测噪声误差估计不足滤波器也不同程度地出现了估计误差偏差;此时 FAST-UKF 算法中的模糊逻辑自适应系统监测到了载体运动规律的变化,及时调整了 ε 数值,避免了发散状况的出现,既准确地跟踪上了载体状态的变化,同时估计精度也相应提高了。



(a) x 方向定位误差



(b) y 方向定位误差



(c) z 方向定位误差

图 3 UKF/AUKF 算法仿真定位误差结果

(3)在匀速圆周运动阶段(运动阶段 6),载体机动性达到最大。此时,UKF 算法已经发散且发散程度不断增大,定位误差急剧增大;AUKF 和 STUKF 避免了滤波器发散程度的增大,但是对于观测噪声严重估计不足的强跟踪 UKF 算法,估计误差比自适应 UKF 算法略大了一些。对比采用了模糊逻辑系统的 FASTUKF 算法,不但及时根据滤波器

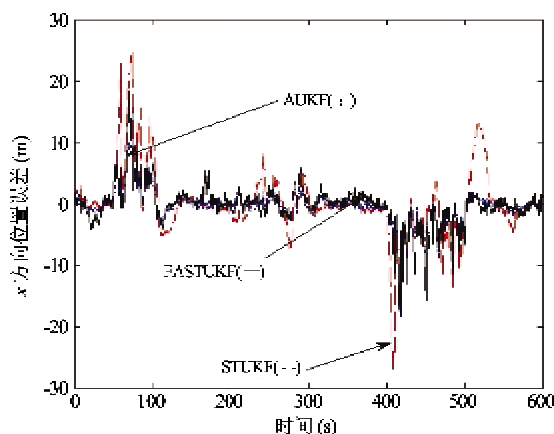
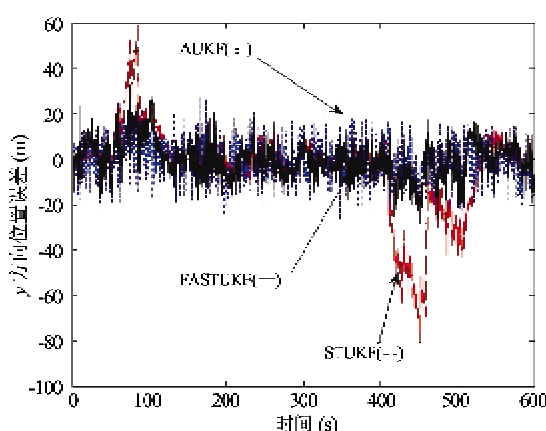
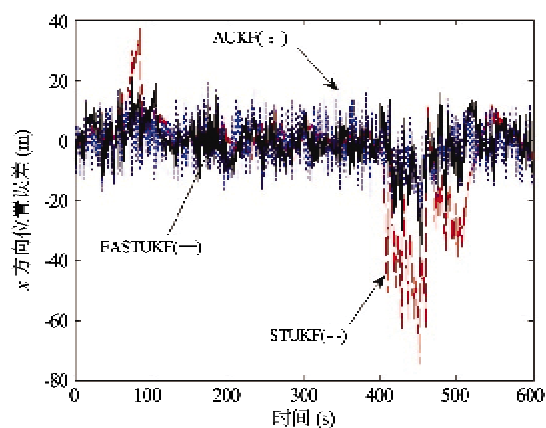
(a) x 方向定位误差(b) y 方向定位误差(c) z 方向定位误差

图4 AUKF/STUKF/FAST-UKF 算法仿真定位误差结果

工作状态调整了 ε 数值,避免了滤波器发散的情况,同时也提高了定位误差的精度。

(4) 综上所述可以看出本文提出的模糊自适应强跟踪 UKF 算法相比传统 UKF 算法、引用的 AUKF 算法和 STUKF 算法更能适应由于载体运动环境变化带来的滤波器发散问题,而且算法在定位性能也得到了提高。

表3 给出了4种算法均方根误差的数据统计结果。

表3 定位算法均方误差统计(m)

	X	Y	Z	3-D
UKF	51.4783	40.1968	29.9906	71.8965
AUKF	5.2268	13.4658	15.1924	20.9632
STUKF	5.4429	19.0473	20.2843	28.3528
FAST-UKF	5.1472	10.5213	12.3264	17.0039

4 结论

传统 UKF 算法虽然解决了滤波过程中模型的非线性问题,但是由于对先验信息要求极为严格而在实际应用中受到诸多限制。本研究通过在 UKF 算法的基础上引入强跟踪的自适应算法,很好地消除了先验信息不足情况下 UKF 算法受到的限制,同时通过模糊逻辑系统实时监测滤波器的工作状况,对于强跟踪算法中的参数进行实时估计,避免了滤波器发散问题的出现。

本文将引入强跟踪和模糊逻辑系统的自适应 UKF 算法用于 GPS 系统的位置估计中。算法通过监测滤波器的新息特性,判断载体运动规律变化,实时调整强跟踪算法中的关键参数 ε ,从而保证载体在低动态环境的情况下,滤波器估计性能的提高;在高动态环境的情况下,滤波器跟踪能力的提高。通过实际仿真结果验证了模糊自适应强跟踪 UKF (FAST-UKF) 算法在 GPS 位置估计中应用的可行性,同时相比传统 UKF、传统自适应 UKF (AUKF) 算法和强跟踪 UKF (STUKF) 算法在滤波器跟踪能力和估计性能上都有了一定的提高。

论文中对模糊逻辑系统中具体参数的选取系统性研究不足,同时只是对 GPS 系统定位性能进行了算法分析,本工作将会继续深入开展 GPS 系统的测速、授时及姿态测定功能的研究。

参考文献

- [1] David A, Yen C. Global positioning system: an analysis of application, current development and future implementations. *Computer Standards & Interfaces*, 2005 27(2): 89-100
- [2] Mao X H, Wada M, Hashimoto H. Investigation on non-linear filtering algorithms for GPS. In: *Proceedings of the 2002 IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, Versailles, France, 2002. 63-70

- [3] Kazufumi I, Kai Q X. Gaussian filters for nonlinear filtering problems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(5):910-927
- [4] 高为广,何海波,陈金平. 自适应 UKF 算法及其在 GPS/INS 组合导航中的应用. 北京理工大学学报, 2008, 28(6):505-509
- [5] Jiang L, Ming Q L. An adaptive UKF filtering algorithm for GPS position estimation. In: Proceedings of the 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, Beijing, China, 2009. 1-4
- [6] 周峰,孟秀云. 基于自适应 UKF 算法的机载 INS/GPS 空中对准研究. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 367-371
- [7] Zhou D H, Frank P M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with colored noise; Application to parameter estimation and empirical robustness analysis. *International Journal of Control*, 1996, 65(2): 295-307
- [8] 房建成. 最优估计理论与方法在组合导航中的应用研究[博士学位论文]. 南京:南京大学. 1996.
- [9] Zhang S T, Wei X Y. Fuzzy adaptive kalman filtering for DR/GPS. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xi'an, China, 2003. 553-562
- [10] Jwo D J, Wang S H. Adaptive Fuzzy Strong Tracking Extended Kalman Filtering for GPS Navigation. *IEEE Sensors Journal*, 2007, 7(5): 778-789

An adaptive strong tracking UKF filtering algorithm based on fuzzy logical system for position estimation

Jin Tian, Wang Yubao, Cong Li, Qin Honglei

(School of Electronic Information and Engineering, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract

A new fuzzy adaptive strong tracking unscented Kalman filter (FAST-UKF) algorithm is proposed for GPS position estimation. The FAST-UKF algorithm uses an adaptive algorithm based on the strong tracking idea to overcome traditional unscented Kalman filters' disadvantages such as sensitive to initial parameters and model errors. Meanwhile the fuzzy logical system is applied to the parameter estimation and adjustment for the strong tracking algorithm in time based on its monitoring of the state of the filter. The simulation results show that the FAST-UKF algorithm can be adapted to the trajectory change better than the strong tracking UKF algorithm, the adaptive UKF algorithm and the traditional UKF algorithm in varying situations with the better position estimation precision.

Key words: unscented Kalman filter (UKF), fuzzy logical, adaptive algorithm, strong tracking algorithm