

文章编号: 1001-2486(2008)05-0073-07

基于极坐标的稳定 UKF 单站无源目标跟踪算法研究*

郁春来^{1,2}, 占荣辉¹, 万建伟¹

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 空军雷达学院 信息对抗系, 湖北 武汉 430019)

摘要: 单站无源目标跟踪系统中存在着可观测性弱、初始误差大的问题, 目标跟踪算法的稳定性和快速收敛性显得尤为重要。结合利用空频域信息的单站无源目标跟踪系统的特点, 提出了一种稳定的改进 UKF 算法, 采用一组新的状态变量替代了原有状态变量, 选取径向速度作为系统状态量, 并将其初始估计误差控制在一定范围内, 明显改善了目标跟踪算法的稳定性和收敛性。增加二次采样过程, 取代了传统 UKF 算法的状态变量扩展, 降低了算法的计算量, 实现更容易。与现有的单站无源目标跟踪算法(如 EKF、UKF)相比, 算法具有稳定性好、收敛速度快、跟踪误差小的特点, 是一种稳定的单站无源目标跟踪算法。数值仿真结果表明了算法的正确性和有效性。

关键词: 单站无源目标跟踪; 跟踪滤波; UKF; 极坐标

中图分类号: TN957 文献标识码: A

Research on Robust UKF Algorithm for Single Observer Passive Target Tracking Based on Polar Coordinates

YU Chun-lai^{1,2}, ZHAN Rong-hui¹, WAN Jian-wei¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Department of Information Countermasures, Air Force Radar Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: A robust target tracking algorithm with fast convergence is very important in single observer passive target tracking system which has inherent disadvantage of weak observability and large initial error. Considering the characteristics of single observer passive target tracking systems via spatial-frequency domain information, a robust improved UKF algorithm is proposed in this paper. Robustness of this algorithm is enhanced by using radial velocity as a state variable and limiting its initial estimating error in a certain bound. A re-sampling process is added to replace the state variables extending of conventional UKF, thus making less computation amount and easier realization. Compared with usual algorithms used in single observer passive target trackings, such as EKF and UKF, the new algorithm is more robust and has faster convergence velocity, lower tracking error. The correctness and validity of the algorithm are confirmed by the numerical simulation results.

Key words: single observer passive target tracking; tracking filter; UKF; polar coordinates

以角度、角速度和多普勒频率变化率等空频域信息进行单站无源定位和跟踪, 是一种快速高精度的单站无源定位与跟踪方法^[1-2], 其观测量是状态空间的非线性函数, 对目标的跟踪过程是一个典型的非线性滤波过程。扩展卡尔曼滤波(EKF)是处理非线性滤波问题的经典方法, 广泛应用于目标跟踪、自动控制 and 参数估计等领域。EKF 通过用高斯随机变量来近似状态分布, 对非线性系统的一阶线性化传递状态分布。对线性化以后的状态分布进行估计时, 估计中包含了线性化带来的误差, 使得 EKF 得到的估计结果并不是最优估计结果, 并且存在 Jacobian 矩阵容易出现病态、滤波器发散等缺陷。为了尽量减小或消除线性化带来的影响, 针对不同的应用背景, 在此基础上出现了许多衍生算法。针对无源目标跟踪的特点, 文献[3]提出了修正增益扩展卡尔曼滤波算法(MGEKF); 文献[4]提出了泛线性化的扩展卡尔曼滤波算法(UNEKF); 文献[5]基于协方差矩阵旋转变换思想提出了 RVEKF 算法。文献[6]针对只测角系统提出一种修正极坐标系的 EKF 算法(MPCEKF), 利用精心选择的坐标系建立目标跟踪模型, 在滤波

* 收稿日期: 2008-02-01

作者简介: 郁春来(1981-), 男, 博士生。

中可对状态变量中的可观测项和不可观测项自动解耦,避免了病态矩阵的产生。

EKF 及其衍生算法都要计算 Jacobian 矩阵,并且不同程度地受到线性化误差的影响。为避免这些问题,文献[7-8]基于无迹变换(UT)设计了卡尔曼滤波器(UKF),通过选择一些确定样本点来逼近状态的后验概率密度,这些选择的样本点能完全捕获到状态量的均值和协方差,在高斯环境中适用于任何非线性系统。样本点通过非线性函数传递后,其后验均值和协方差能达到非线性函数 Taylor 级数展开的二次项,且不需要计算 Jacobian 矩阵,而且估计精度也高于 EKF,在单站无源跟踪中受到越来越多的关注^[9-12]。文献[13]结合纯方位被动跟踪系统的特点,研究了混合坐标系下的 UKF 目标跟踪算法,利用空频域信息的单站无源目标跟踪系统观测方程的非线性特征不同于纯方位被动跟踪系统,而且多普勒频率变化率在修正极坐标中是非线性的,该方法并不适用于利用空频域信息的单站无源目标跟踪系统。

相比于 EKF 及其衍生算法,UKF 算法在稳定性上有明显改善。但是在单站无源目标跟踪这一特殊应用中,受到可观测性(可观测性弱)和初始条件(初始测量误差大)等因素的影响,UKF 也存在着收敛速度慢、收敛精度低的问题。本文结合利用空频域信息的单站无源目标跟踪系统的特点,提出了一种基于极坐标的稳定 UKF 算法(PCUKF, Polar Coordinates Unscented Kalman Filter),数值仿真实验表明,PCUKF 算法稳定度更高,而且收敛速度快、精度高。

1 直角坐标系中的标准 UKF 算法

1.1 直角坐标系中单站无源目标跟踪模型

本文以利用角度、角速度和多普勒频率变化率的单站无源定位与跟踪方法为研究背景,考虑在二维平面上的单站无源目标跟踪算法。如图 1 所示,观测器在位置 (x_o, y_o) 处以 (\dot{x}_o, \dot{y}_o) 作匀速直线运动,目标辐射源 T 在位置 (x_T, y_T) 处以 (\dot{x}_T, \dot{y}_T) 作匀速直线运动,两者之间的径向距离为 r ,方位角为 β 。以观测器和目标辐射源之间的相对运动状态为状态变量 $X = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T = [x_T - x_o, y_T - y_o, \dot{x}_T - \dot{x}_o, \dot{y}_T - \dot{y}_o]^T$,可以得到直角坐标系下系统的状态方程和观测方程:

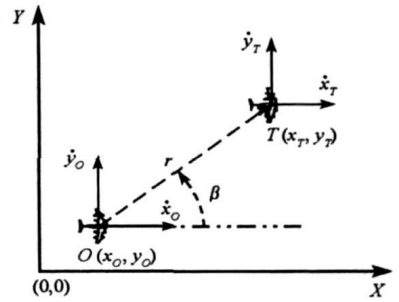


图 1 观测器和目标在二维平面的几何关系图
Fig. 1 Geometrical relation between observer and target in 2- D plane

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k, k-1} X_{k-1} + U_{k-1} \\ Z_k = g(X_k, n_k) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\Phi_{k, k-1}$ 为状态转移矩阵, T 为观测间隔, U 为过程噪声; $Z = [\beta, \dot{\beta}, \dot{f}_D]^T$ 为观测量(角度、角速度、多普勒频率变化率), n 为观测噪声; $g(\cdot)$ 为状态空间到观测空间的非线性变换函数:

$$g(\cdot) = \left[\arctan\left(\frac{y}{x}\right), \frac{x\dot{y} - y\dot{x}}{x^2 + y^2}, -\frac{(x\dot{y} - y\dot{x})^2}{\lambda^2(x^2 + y^2)^3} \right]^T \quad (2)$$

λ 为载波波长。

1.2 Unscented 变换

UT 变换是一种计算随机变量经过非线性变换后的统计特性的方法。考虑一个 L 维随机变量 x 经过非线性变换后得到 $y = g(x)$, 并假设 x 的均值和方差分别为 \bar{x} 和 P_x , 为了计算变量 y 的统计特性,选取包含有 $2L + 1$ 个样点的矢量 x_i , 这些样点的取值规则如下:

$$\begin{cases} x_0 = \bar{x} \\ x_i = \bar{x} + \left[\sqrt{(L + \gamma) P_x} \right]_i, & i = 1, 2, \dots, L \\ x_i = \bar{x} - \left[\sqrt{(L + \gamma) P_x} \right]_{i-L}, & i = L + 1, L + 2, \dots, 2L \end{cases} \quad (3)$$

同时定义一组相应的权系数:

$$\begin{cases} w_0^{(m)} = \frac{\gamma}{L + \gamma} \\ w_0^{(c)} = \frac{\gamma}{L + \gamma} + (1 - \alpha^2 + \eta) \\ w_i^{(m)} = w_i^{(c)} = \frac{1}{2(L + \gamma)} \quad i = 1, 2, \dots, 2L \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\gamma = \alpha^2(L + \kappa) - L$ 是一个尺度因子, α 决定了选取的样点与均值 \bar{x} 之间的距离, 通常设置为一个很小的常数。 κ 是一个辅助尺度因子, η 用于体现 x 的分布, $[\sqrt{(L + \gamma)P_x}]_i$ 表示矩阵方根的第 i 列。将这些样点通过非线性变换 $y_i = g(x_i)$ ($i = 0, 1, \dots, 2L$), 得到变量 y 的均值和方差:

$$\begin{cases} \bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} y_i \\ P_y \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \end{cases} \quad (5)$$

1.3 直角坐标系中的标准 UKF 算法

将 UT 变换应用到卡尔曼滤波算法中, 就得到了 UKF 滤波算法。考虑式(1)的非线性离散系统, 对于状态变量 X 的估计可以通过如下 UKF 算法来实现:

第一步: 滤波器的初始化。利用先验信息或最初几次的测量结果初始化滤波器, 得到初始的状态变量及其误差协方差的估计:

$$\begin{cases} \hat{X}_0 = E[X_0] \\ P_0^X = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T] \end{cases} \quad (6)$$

将状态变量 X 、过程噪声 v 和观测噪声 n 扩展成新的状态变量 $X^a = [X^T, v^T, n^T]^T$:

$$\begin{cases} \hat{X}_0^a = E[X_0^a] = [\hat{X}_0^T, 0, 0]^T \\ P_0^a = E[(X_0^a - \hat{X}_0^a)(X_0^a - \hat{X}_0^a)^T] \end{cases} \quad (7)$$

第二步: 计算样点。对于 $k = 1, 2, \dots, +\infty$, 有

$$X_{k-1}^a = [X_{k-1}^a \quad \hat{X}_{k-1}^a \pm \sqrt{(L + \gamma)P_{k-1}^a}] \quad (8)$$

第三步: 一步预测。

$$\begin{aligned} X_{k,k-1}^X &= \Phi X_{k-1}^X, \quad \hat{X}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} X_{k,k-1}^X(i) \\ P_{k,k-1}^X &= \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} [X_{k,k-1}^X(i) - \hat{X}_{k,k-1}][X_{k,k-1}^X(i) - \hat{X}_{k,k-1}]^T \end{aligned} \quad (9)$$

第四步: 测量更新。

$$\begin{aligned} X_{k,k-1}^Z &= g(X_{k,k-1}^X, X_{k,k-1}^n), \quad \hat{Z}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} X_{k,k-1}^Z(i) \\ P_{k,k-1}^Z &= \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} [X_{k,k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k,k-1}][X_{k,k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k,k-1}]^T \\ P_{k,k-1}^{XZ} &= \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} [X_{k,k-1}^X(i) - \hat{X}_{k,k-1}][X_{k,k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k,k-1}]^T \end{aligned} \quad (10)$$

第五步: 滤波更新。

$$K_k = P_{k,k-1}^{XZ} (P_{k,k-1}^Z)^{-1}, \quad \hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - \hat{Z}_{k,k-1}), \quad P_k^X = P_{k,k-1}^X - K_k P_{k,k-1}^Z K_k^T \quad (11)$$

以上就是对二维平面无源目标跟踪的标准 UKF 滤波估计处理过程。对于近似匀速运动的目标辐射源, 基于角度、角速度 and 多普勒频率变化率的单站无源定位方法能实现即时定位, 其距离初始值可按照下式求得

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = \hat{r} \cos \beta_m = -\frac{\lambda_{dm}}{\beta_m^2} \cos \beta_m \\ \hat{y}_0 = \hat{r} \sin \beta_m = -\frac{\lambda_{dm}}{\beta_m^2} \sin \beta_m \end{cases} \quad (12)$$

其中下标 m 表示带噪声的测量值。观测量 Z 包含了切向速度 $v_t = -\lambda_{dm}/\beta_m$ 的信息, 而没有径向速度 $v_r = \left[\begin{matrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{matrix} \right] / \dot{r}$ 的信息, v_r 的估计值只能通过距离 r 的估计值拟合得到。文献[2, 14]研究表明, 在径向距离为 200km、角速度和多普勒频率变化率的观测相对误差控制在 1% (在实际中已经是很高的技术要求) 的条件下, 利用两次观测值得到径向速度估计误差可达到 2000m/s, 径向速度 v_r 初始值估计误差过大是影响无源目标跟踪算法稳定性的一个重要因素。标准 UKF 算法采用了状态量扩展的方法, 将过程噪声和观测噪声也作为状态量代入计算, 假设状态量、过程噪声和观测噪声的维数分别为 L_x 、 L_v 和 L_n , 扩展后的状态量维数为 $L_a = L_x + L_v + L_n$, 其算法复杂度为 $O(L_a^3)$, 而经典的 EKF 算法复杂度只有 $O(L_x^3)$ 。标准 UKF 算法的复杂度随着扩展状态量的维数呈三次方递增, 当 L_x 、 L_v 和 L_n 较大时, 运算量明显增加, 不利于实时处理。

2 PCUKF 目标跟踪算法

径向速度 v_r 初始估计误差过大是导致单站无源目标跟踪算法不稳定的重要因素, PCUKF 算法直接将 v_r 作为状态变量之一, 并根据实际机载飞行器运动速度这一先验知识, 将 v_r 的初始误差控制在一定的范围内。UKF 算法扩展了状态量, 大大增加了算法的计算量, PCUKF 算法直接选取状态方程中的状态变量作为状态量, 不进行维数扩展, 这样就引入了噪声变量, 考虑到噪声变量的影响, 通过对状态量的二次 Sigma 点采样, 传递噪声变量的均值和方差。

对于匀速运动目标辐射源, 其在极坐标系中相对于观测器的运动状态可以用 (r, β, v_t, v_r) 唯一表示。极坐标系和直角坐标系之间的参数转换存在着确定的对应关系:

$$\begin{bmatrix} r & \beta & v_t & v_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} & \arctan\left(\frac{y}{x}\right) & \frac{x\dot{y} - y\dot{x}}{\sqrt{x^2 + y^2}} & \frac{x\dot{x} + y\dot{y}}{\sqrt{x^2 + y^2}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

选取极坐标系中的状态变量 $Y = (r, \beta, v_t, v_r)^T$, 由径向距离 r 、方位角 β 、切向速度 v_t 和径向速度 v_r 构成。利用式(13)可以得到极坐标系下的状态方程和观测方程:

$$\begin{cases} Y(k) = f[Y(k-1), u(k-1)] \\ Z(k) = h[Y(k), n_Y(k)] \end{cases} \quad (14)$$

其中状态转移函数 $f(\cdot)$ 和观测函数 $h(\cdot)$ 分别为:

$$f(\cdot) = \begin{bmatrix} \sqrt{\left[r \cos \beta + \left(v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \right) T \right]^2 + \left[r \sin \beta + \left(v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \right) T \right]^2} \\ \arctan \left[\frac{r \sin \beta + \left(v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \right) T}{r \cos \beta + \left(v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \right) T} \right] \\ \left\{ \begin{array}{l} v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \\ v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \end{array} \right\} \cos \beta - \left\{ \begin{array}{l} v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \\ v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \end{array} \right\} \sin \beta \\ \left\{ \begin{array}{l} v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \\ v_r \sin \beta + v_t \cos \beta \end{array} \right\} \sin \beta + \left\{ \begin{array}{l} v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \\ v_r \cos \beta - v_t \sin \beta \end{array} \right\} \cos \beta \\ h(\cdot) = \left[\beta \quad v_t/r \quad -v_r^2/\lambda \right]^T \end{bmatrix} \quad (15)$$

接着可以采用 UKF 对于非线性系统方程(14)进行滤波。在滤波初始阶段, 将径向速度初值设置为 0, 根据其他先验知识(如实际的飞行器相对速度)设定径向速度均方误差。在前面分析的基础上, PCUKF 目标跟踪算法的具体过程描述如下:

第一步: 滤波初始化。根据角度、角速度和多普勒频率变化率可以实现即时定位, 初始状态量 \hat{Y}_0 可通过下式求得

$$\hat{Y}_0 = \left[\hat{r}_0 \quad \hat{\beta}_0 \quad \hat{v}_{t0} \quad \hat{v}_{r0} \right]^T = \left[-\frac{\lambda_{dm}}{\beta_m^2} \quad \beta_m \quad -\frac{\lambda_{dm}}{\beta_m} \quad 0 \right]^T \quad (17)$$

由初始测量误差不难估算出初始状态的误差协方差阵 P_0^Y (其中径向速度 v_r 均方误差需要手动选择)。

第二步: 计算样点。对于 $k = 1, 2, \dots, +\infty$ 有:

$$X_{k-1} = \left[\hat{Y}_{k-1} \quad \hat{Y}_{k-1} \pm \sqrt{(L + \gamma) P_{k-1}^Y} \right] \quad (18)$$

第三步: 一步预测。

$$X_{k, k-1} = f \left(X_{k-1} \right), \quad \hat{Y}_{k, k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} X_{k, k-1}(i) \quad (19)$$

$$P_{k, k-1}^Y = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left[X_{k, k-1}(i) - \hat{Y}_{k, k-1} \right] \left[X_{k, k-1}(i) - \hat{Y}_{k, k-1} \right]^T$$

第四步: 二次采样。

$$X_{k, k-1}^Y = \left[\hat{Y}_{k, k-1} \quad \hat{Y}_{k, k-1} \pm \sqrt{(L + \gamma) P_{k, k-1}^Y} \right] \quad (20)$$

第五步: 测量更新。

$$X_{k, k-1}^Z = g \left(X_{k, k-1}^Y \right), \quad \hat{Z}_{k, k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} X_{k, k-1}^Z(i) \quad (21)$$

$$P_{k, k-1}^Z = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left[X_{k, k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k, k-1} \right] \left[X_{k, k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k, k-1} \right]^T$$

$$P_{k, k-1}^{YZ} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left[X_{k, k-1}^Y(i) - \hat{Y}_{k, k-1} \right] \left[X_{k, k-1}^Z(i) - \hat{Z}_{k, k-1} \right]^T$$

第六步: 滤波更新。

$$K_k = P_{k, k-1}^{YZ} \left(P_{k, k-1}^Z \right)^{-1}, \quad \hat{Y}_k = \hat{Y}_{k, k-1} + K_k \left(Z_k - \hat{Z}_{k, k-1} \right), \quad P_k^Y = P_{k, k-1}^Y - K_k P_{k, k-1}^Z K_k^T \quad (22)$$

与直角坐标系下传统的 EKF 和 UKF 算法相比, PCUKF 算法通过选取 v_r 作为状态量之一, 并将其初始估计误差限制在一定的范围内, 提高了目标跟踪因为速度初始误差过大带来的影响, 由于限制条件的存在, PCUKF 算法比 EKF 和 UKF 具有更快的收敛速度, 并且在距离估计初始误差较大的时候也能够快速收敛。标准的 UKF 算法复杂度为 $O(L_a^3)$, 远大于 EKF 算法的复杂度 $O(L_x^3)$ 。相比于标准的 UKF 算法, PCUKF 算法采用对状态量的二次采样代替了状态量扩展, 其算法复杂度在 $O(L_x^3)$ 量级; PCUKF 算法需要将系统的运动状态在直角坐标系和极坐标系之间相互转换, 增加了的计算量, 由于直角坐标系和极坐标系之间的转换关系明确, 由此带来的计算量增加并不大; PCUKF 算法在初始化的时候需要手动将径向速度控制在一定的阈值范围内, 当实际径向速度值大于阈值时, 可能导致算法出现错误, 需要预先知道径向速度的大概范围, 对于机载单站无源目标跟踪来说, 载机相对运动的速度是有限的, 一般取 2 倍音速以下(本文在数值仿真实验中取径向速度阈值为 500m/s)。

3 数值仿真实验和分析

在图 1 所示的情况下, 在 $t = 0$ 时刻, 假设观测器位于 $(0, 0)$ 处以 250m/s 的速度沿 X 轴正向做匀速直线运动, 目标辐射源位于 $(200\text{km}, 150\text{km})$ 处, 以 300m/s 的速度沿 X 轴负向做匀速直线运动, 载频为 10GHz。观测器通过测量方位角、角速度和多普勒频率变化率对目标辐射源进行定位和跟踪, 测量周期 $T = 1\text{s}$ 。为了验证 PCUKF 跟踪滤波算法的性能, 设计几组仿真参数, 将 PCUKF 算法和标准的 EKF、UKF 无源目标跟踪算法进行比较。在测量值 $(\beta, \dot{\beta}, f_d)$ 观测精度分别为 $(0.1, 0.2, 0.5)$ 、 $(0.5, 0.2, 0.8)$ 、 $(2, 0.4, 1)$ 、 $(5, 0.8, 2)$ 和 $(10, 1, 4)$ 的情况下进行 100 次 Monte Carlo 实验, 观测精度单位为 $(\text{rad}, \text{rad/s}, \text{Hz/s})$ 。定义相对位置误差 (RPE, Relative Position Error):

$$\text{RPE} = \frac{\sqrt{\left(x_{\text{true}} - \hat{x} \right)^2 + \left(y_{\text{true}} - \hat{y} \right)^2}}{\sqrt{x_{\text{true}}^2 + y_{\text{true}}^2}} \times 100\% \quad (23)$$

其中 $(x_{\text{true}}, y_{\text{true}})$ 为真实相对位置, (\hat{x}, \hat{y}) 为相对位置的估计值。当单次实验 $\text{RPE} \leq 5\%$ 时可认为算法收敛一次, 仿真结果如表 1 所示。从表 1 的仿真结果可以看出, 在观测精度较高的时候, 3 种算法都能收敛, 当观测误差较大时, EKF 和 UKF 算法性能严重恶化, 相比之下, PCUKF 算法在第 5 组观测精度条件

下仍能保持较好的稳定性。

表1 不同观测精度时算法稳定性比较

Tab. 1 Comparison of algorithms robustness in different measuring precision

算法	观测精度				
	(0.1, 0.2, 0.5)	(0.5, 0.2, 0.8)	(2, 0.4, 1)	(5, 0.8, 2)	(10, 1, 4)
EKF	100	100	87	49	24
UKF	100	100	95	62	31
PCUKF	100	100	100	97	73

为进一步对比3种算法之间的性能,图2给出了高精度观测条件下3种滤波算法相对位置误差的统计平均曲线,PCUKF算法的滤波性能与标准UKF算法相当,在收敛速度和收敛精度上略显优势,2种算法的滤波性能都要优于EKF算法。

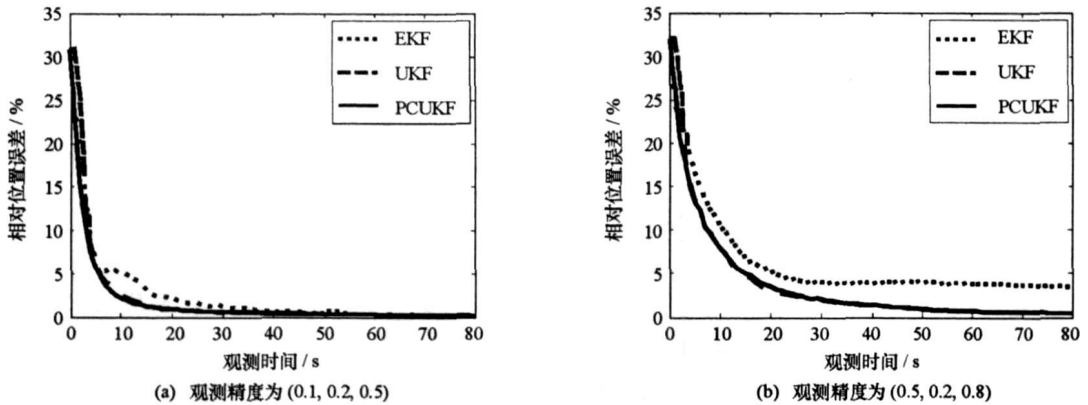


图2 高精度观测条件下时3种算法的统计平均曲线

Fig. 2 Statistical average curves of 3 algorithms in high precise measuring condition

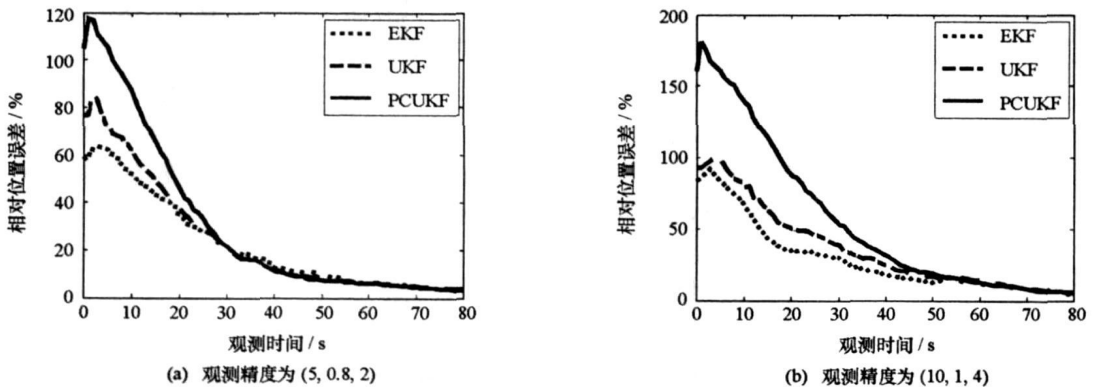


图3 低观测精度条件下3种算法RPE<5%的统计平均曲线

Fig. 3 Statistical average curves of 3 algorithms at RPE < 5% in low precise measuring condition

图3给出了低观测精度条件下3种算法PRE<5%的统计平均结果,在统计平均的意义下,EKF算法的初始估计误差最小,收敛速度最快,而PCUKF算法的初始估计误差最大,收敛速度最慢;这并不说明EKF算法的性能最优,这是因为图3的滤波结果是在PRE<5%时统计平均的基础上得到的,事实上EKF和标准UKF剔除了更多的不收敛实验结果(如观测精度为(5,0.8,2)时进行100次实验,EKF剔除了51次不收敛结果,UKF剔除了38次不收敛结果,而PCUKF只有3次不收敛),从而出现了PCUKF算法初始估计误差大、收敛速度慢的假象,这也从另一个方面说明了PCUKF算法对状态估计的初始误差不敏感,稳定性好。在同等观测精度条件下,图4(a)和(b)的统计平均结果表明,若不剔除不收敛的结果,则PCUKF算法在收敛精度和收敛速度上有明显优势。

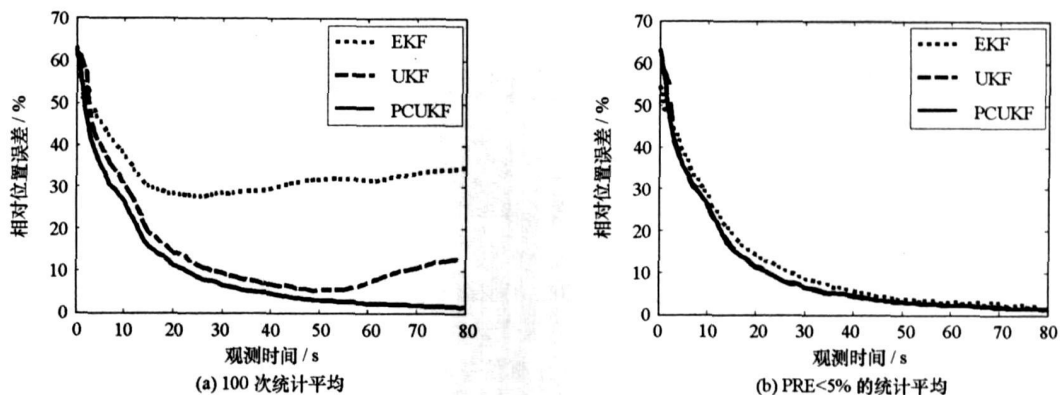


图4 观测精度为(2, 0, 4, 1)时3种算法的统计平均曲线

Fig. 4 Statistical average curves of 3 algorithms in measuring precision of (2, 0, 4, 1)

4 结束语

本文结合利用空频域信息单站无源目标跟踪系统的特点, 提出了一种改进的 UKF (PCUKF) 算法。数值仿真实验结果表明, 与 EKF 和标准 UKF 算法相比, PCUKF 算法不仅稳定性有了明显增强, 而且收敛速度更快, 跟踪精度更高, 是适用于利用空频域信息进行单站无源目标跟踪的一种稳定、快速高精度算法。用对状态量的二次采样过程代替了标准 UKF 算法的状态量扩展, 大大降低了 PCUKF 算法的计算量, 其算法复杂度接近 EKF, 由于需要进行坐标间的转换和样点采样, 其计算量要高于 EKF。

参考文献:

- [1] 孙仲康. 基于运动学原理的无源定位技术[J]. 制导与引信, 2001, 22(1): 40-44.
- [2] 龚享铤. 利用频率变化率和波达角变化率单站无源定位与跟踪的关键技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2004.
- [3] Galkowski P G, Islam M A. An Alternative Derivation of the Modified Gain Function of Song and Speyer[J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 1991, 36(11): 1323-1326.
- [4] Pachter M, Chandler P R. Universal Linearization Concept for Extended Kalman Filters[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(3): 946-961.
- [5] Fagin S L. Comments on a Method for Improving Extended Kalman Filter Performance for Angle only Passive Ranging[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(3): 1148-1150.
- [6] Aidala V J, Hammel S. Utilization of Modified Polar Coordinates for Bearings-only Tracking[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1983, AC-28(3): 283-294.
- [7] Julier S J, Uhlmann J K. A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [8] Julier S J, Uhlmann J K. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear System[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 2002, 47(8): 1406-1408.
- [9] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation[J]. Proc. of IEEE, Mar., 2004, 92(3): 401-422.
- [10] Yi X, Li L P. Single Observer Bearing-only Tracking with the Unscented Kalman Filter[C]//IEEE International Conference on Communications, Circuits and Systems, 2004: 901-905.
- [11] 占荣辉, 王玲, 万建伟. 稳健的单站无源目标跟踪算法研究[J]. 信号处理, 2007, 23(3): 464-468.
- [12] 占荣辉, 郁春来, 万建伟. 简化 UKF 算法在单站无源定位目标跟踪中的应用[J]. 现代雷达, 2007, 29(3): 42-46.
- [13] 刘国霞, 吴慈伶, 汪圣利. 基于距离参数的混合坐标系下 UKF 纯方位单站目标跟踪算法[J]. 仪器仪表与检测技术, 2007, 26(2): 111-115.
- [14] 龚享铤. 一种基于极坐标的无源定位与跟踪稳定算法研究[J]. 信号处理, 2005, 21(4): 401, 402-404.