

基于 TOA/TDOA 的一致性正交容积 卡尔曼跟踪算法

闫雷兵^{1,2}, 陆 音², 张业荣²

(1. 河南工学院电子通信工程系, 河南新乡 453003; 2. 南京邮电大学电子科学与工程学院, 江苏南京 210003)

摘 要: 针对异构网络环境下目标跟踪系统中面临的非线性估计问题, 提出了一种基于正交容积卡尔曼滤波的目标跟踪算法. 文中算法首先引入一个附加变量来表示状态变量中的非线性项, 设定自适应加权因子来调整不同信号输入系统的比重, 然后利用数学手段融合两种信号为单一的状态变量, 最后通过正交容积卡尔曼滤波来实现目标状态量的更新, 从而实现对目标的定位与跟踪. 仿真结果表明了文中算法的有效性, 能够得到更高的定位与跟踪精度.

关键词: 目标跟踪; 异构网络; 正交容积卡尔曼滤波; 到达时间; 到达时间差

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)08-1989-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.08.026

Unified Orthogonal Cubature Kalman Tracking Algorithm Based on TOA/TDOA

YAN Lei-bing^{1,2}, LU Yin¹, ZHANG Ye-rong¹

(1. Department of Electronics and Communication Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang, Henan 453003, China;

2. College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: In view of the nonlinear estimation problem of target tracking system under heterogeneous network environment, a unified orthogonal cubature Kalman target tracking (UOCKT) approach is proposed. The new approach introduce an additional variable to represent the nonlinear terms of the state variables, the adaptive weighting factor is set to adjust the specific gravity of the different signal input system, and then the two kinds of signals are merged into a single state variable by mathematical means, and finally through the orthogonal cubature Kalman filter (OCKF) to achieve the target state quantity update, so as to realize the positioning and tracking of the target. The simulation results show that the algorithm is effective and can get higher positioning and tracking accuracy.

Key words: target tracking; heterogeneous network; orthogonal cubature Kalman filter (OCKF); time of arrival (TOA); time difference of arrival (TDOA)

1 引言

目标的定位与跟踪是观测站通过测量目标信号的相关参数, 对运动目标的位置和速度进行实时估算和预测的过程, 是科研工作者研究的热点问题之一. 目标跟踪技术无论是在军事还是在民用领域都有广泛的应用, 主要用于雷达、救援、监测、传感器网络以及军事目标的定位与跟踪^[1-3]. 定位与跟踪系统中用到的测量技术主要包

括到达信号强度 (Received Signal Strength, RSS)^[4]、到达时间 TOA、到达时间差 TDOA 和到达角 (Angle of Arrival, AOA)^[5] 等. 由于依据各种测量技术观测的量与状态量之间的非线性关系, 导致由观测量与状态量建立的定位与跟踪方程为非线性方程, 故对目标的定位与跟踪属于非线性的滤波问题. 解决非线性滤波问题主要的滤波技术有扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波 (Unscented KF, UKF), 容积卡尔曼滤波 (Cu-

收稿日期: 2017-01-01; 修回日期: 2017-04-28; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61271236, No. 61601245); 东南大学毫米波国家重点实验室开放课题 (No. K201724); 中国博士后基金 (No. 2016M601693); 南京邮电大学科研项目 (No. NY213081)

bature KF, CKF) 和粒子滤波 (Particle Filter, PF) 等. EKF 把非线性函数做一阶 Taylor 级数展开得到线性化方程, 求解线性化方程实现对目标的跟踪^[6]. 文献[6]把多模型测量数据输入系统经过信息融合之后再行线性 EKF 滤波, 虽然定位精度较单一的 EKF 有所提高, 但增加了运算量. 同时由于 EKF 线性化时只保留了 Taylor 级数展开式的一阶项而带来较大的跟踪误差. PF 能较好地解决 EKF 的缺陷^[7], 但 PF 面临严重的粒子退化和粒子耗尽问题, 为了提高算法性能需采用大量的粒子, 故增大了运算量和复杂度, 因此对目标定位与跟踪时不宜单独使用 PF 技术. Julier 和 Uhlman 结合 EKF 和 PF 的特点, 通过无迹变换的思想在估计值附近确定采样点, 用样本点表示的高斯密度来近似状态的概率密度函数, 提出了 UKF 技术, 精度可以达到泰勒级数展开的三阶近似, 且避免了函数求导与雅克比矩阵的计算^[8], 缩减了运算量. 但 UKF 需要对协方差矩阵进行开方运算, 可能导致矩阵奇异引起滤波发散, 导致跟踪性能较差. 文献[9]基于 CKF 通过分析舍弃误差的大小, 引入特定的正交矩阵来改进容积采样, 以减小 CKF 中的舍弃误差进一步提高算法精度, 提出了 OCKF 算法. OCKF 在没有增加运算量的前提下提高了跟踪精度. 上述跟踪算法在各自的条件下都有不错的跟踪精度, 但它们都是在同构网络环境中对目标实施定位与跟踪. 随着无线通信技术的飞速发展, 目前对目标的定位与跟踪通常由异构网络协同完成. 文献[10]提出的混合级联位置跟踪 (Hybrid Cascade Location Tracking, HCLT) 算法是在异构网络环境下对目标进行跟踪, 但 HCLT 使用了级联技术而增加了跟踪系统的成本, 且算法先利用两步最小二乘法粗略估计目标的初始位置, 然后利用卡尔曼滤波对线性部分进行滤波实施目标跟踪. 由于算法中使用最小二乘线性化, 故造成较大的跟踪误差.

基于 HCLT 和 OCKF 算法文中提出了一致性正交容积卡尔曼跟踪 (UOCKT) 算法. 所谓一致性卡尔曼滤波是指每个传感器都不在局部估计处理信号, 来自异构网络的不同类型信号统一被送到信息融合中心, 由融合中心对不同的信号进行统一估计处理, 实现对目标的跟踪与状态估计. 传感器通过与融合中心的信息交互, 每个传感器都可以利用到全局信息. 利用异构网络获取 TOA 和 TDOA 测量数据建立非线性的定位方程, 解算某一时刻的定位方程实现对目标定位, 在一段时间内连续确定目标的位置从而实时地跟踪目标. 文中的异构网络由测量 TDOA 的蜂窝网络和测量 TOA 的短距离无线网络 (Dedicated Short Range Communications, DSRC) 所组成. 由于异构网络的复杂特性, 可能在某一时刻两种输入信号 (TDOA 和 TOA) 中的一种信号占主导地位, 信号的质量较高, 噪声较小; 然而另一时刻另一种输入信号占主导地位. 故引入自适应加权因

子来调整不同信号输入系统的比重, 增加占主导地位信号的输入比重, 以此实现每个时刻输入系统的信号都是高质量、噪声小的信号所占比重较大, 以高质量的信号来提高跟踪精度. 然后通过数学手段把输入的不同比重的测量值融合成单一的状态变量, 并利用正交容积卡尔曼滤波更新融合后的状态变量, 从而实现目标的定位与跟踪. 仿真结果验证了文中算法的有效性, 即使在个别信号源路径上观测站不足的情况下也可以达到较高的定位与跟踪精度.

2 定位与跟踪模型

考虑二维平面内的目标定位与跟踪场景, 假定平面内分布着异构网络观测站, 根据观测站得到的 TOA 和 TDOA 测量值对目标定位与跟踪. 假设目标初始位置为 $\mathbf{u} = (x \ y)$, 初始速度为 $\mathbf{v} = (v_x \ v_y)$, $\mathbf{s}_i = (x_i \ y_i)$ 为第 i 个观测站的位置坐标, N 为用于测量 TOA 值的观测站数目, 若目标信号到第 i 个观测站的 TOA 测量值为 t_i , 则有

$$r_i = ct_i = r_i^0 + n_i + e_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中, c 为信号传播速度, $r_i^0 = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$ 为目标到第 i 个观测站的真实距离, n_i 为测量误差, 通常为零均值的高斯随机过程; e_i 是由非视距 (Non Line of Sight, NLOS)^[11] 传播引起的误差; 可以得到 N 组相互独立的 TOA 测量值. 同样假设平面内有 M 个测量 TDOA 值的蜂窝基站, 通常把观测站 $j = 1$ 作为参考基站, 则目标信号到第 j 个观测站与第 1 个观测站的时间差为 $t_{j1} = t_j - t_1$, 结合式(1)得到

$$r_{j1} = ct_{j1} = r_{j1}^0 + (n_j - n_1) + (e_j - e_1), j = 2, 3, \dots, M \quad (2)$$

式中, $r_{j1}^0 = r_j^0 - r_1^0$, $r_1^0 = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2}$ 为目标到参考基站 $j = 1$ 的真实距离. 由 M 个观测站可以得到 $(M - 1)$ 组相互独立的 TDOA 测量值.

通过异构网络得到的 TOA 和 TDOA 测量数据建立跟踪方程, 利用卡尔曼滤波来实现目标定位与跟踪. 设系统状态更新时间间隔为 T , 则系统的状态方程和观测方程为

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k) + \mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{z}(k+1) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{x}(k) = [x_k, y_k, v_{x,k}, v_{y,k}, a_{x,k}, a_{y,k}]^T$ 为系统状态向量, $[\ *]^T$ 表示 $[\ *]$ 的转置运算, $\mathbf{u}(k)$ 为状态方程的输入控制, $\mathbf{w}(k)$ 为状态噪声, $\mathbf{v}(k)$ 为观测噪声, 均服从零均值的高斯噪声且互不相关, 其协方差矩阵分别为 $\mathbf{Q} = E[\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(k)]$, $\mathbf{R} = E[\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k)]$. \mathbf{F} 为转移矩阵, \mathbf{H} 为观测矩阵, $\mathbf{z}(k+1) = [r_{1,k}, r_{2,k}, \dots, r_{N,k}, r_{21,k}, r_{31,k}, \dots, r_{M1,k}]^T$ 为观测向量.

3 一致性正交容积卡尔曼滤波算法

由于观测量与状态量之间的非线性关系,导致目标定位与跟踪是非线性滤波估计问题. 卡尔曼滤波一般用于线性滤波,非线性滤波问题可用 EKF 和 UKF 技术求解,以此实现目标位置和速度预测,但这两种滤波器都存在着各自缺陷. 因此将一致性协议与 OCKF 相结合用于目标的定位与跟踪.

3.1 算法模型

异构网络环境中 UOCKT 跟踪算法是将 TOA 和 TDOA 测量值输入到跟踪系统统一处理,然后用正交容积卡尔曼滤波更新系统的状态向量. 方便起见,引入一个附加变量 δ 来代表状态向量中的非线性项,因此系统在 k 时刻的状态向量变为 $\mathbf{x}(k) = [x_k, y_k, \delta_k, v_{x,k}, v_{y,k}, a_{x,k}, a_{y,k}]^T$, 包含目标的位置 (x_k, y_k) 、速度 $(v_{x,k}, v_{y,k})$ 、加速度 $(a_{x,k}, a_{y,k})$ 和附加变量 δ_k . 假定测量误差和 NLOS 误差非常小,忽略不计. 结合 $r_i^0 = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$ 和式(1)整理得到 k 时刻关于 TOA 的测量方程

$$r_{i,k}^2 - K_{i,k} = -2x_{i,k}x_k - 2y_{i,k}y_k + D_k \quad (5)$$

式中, $K_{i,k} = x_{i,k}^2 + y_{i,k}^2$, $D_k = x_k^2 + y_k^2$. 同理 k 时刻关于 TDOA 的测量方程为

$$r_{j1,k}^2 - (K_{j,k} - K_{1,k}) = -2(x_{j,k} - x_{1,k})x_k - 2(y_{j,k} - y_{1,k})y_k - 2r_{1,k}r_{j1,k} \quad (6)$$

为简化计算,设参考观测站为直角坐标系的原点,因此 $r_{1,k} = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}$. 定义非线性变量 $\delta_k = (\sqrt{x_k^2 + y_k^2} - \lambda_k)^2$, λ_k 为调整不同类型信号输入系统比例的加权因子,式(6)乘以 $\lambda_k/r_{j1,k}$ 与式(5)相加,整理得到

$$\begin{aligned} & r_{i,k}^2 - K_{i,k} + \lambda_k r_{j1,k} - \lambda_k \frac{K_{j,k} - K_{1,k}}{r_{j1,k}} + \lambda_k^2 \\ & = \delta_k - 2 \left(x_{i,k} + \lambda_k \frac{x_{j,k} - x_{1,k}}{r_{j1,k}} \right) x_k - 2 \left(y_{i,k} + \lambda_k \frac{y_{j,k} - y_{1,k}}{r_{j1,k}} \right) y_k \end{aligned} \quad (7)$$

显然上式是包含目标位置的线性方程,可以用线性卡尔曼滤波来求解. 因此式(4)中的观测向量 $\mathbf{z}(k+1)$ 和观测矩阵 \mathbf{H} 可以表示为

$$\mathbf{z}(k+1) = \begin{bmatrix} r_{1,k}^2 - K_{1,k} + \lambda_k r_{21,k} - \lambda_k \frac{K_{2,k} - K_{1,k}}{r_{21,k}} + \lambda_k^2 \\ \vdots \\ r_{N,k}^2 - K_{N,k} + \lambda_k r_{21,k} - \lambda_k \frac{K_{2,k} - K_{1,k}}{r_{21,k}} + \lambda_k^2 \\ r_{1,k}^2 - K_{1,k} + \lambda_k r_{31,k} - \lambda_k \frac{K_{3,k} - K_{1,k}}{r_{31,k}} + \lambda_k^2 \\ \vdots \\ r_{1,k}^2 - K_{1,k} + \lambda_k r_{M1,k} - \lambda_k \frac{K_{3,k} - K_{1,k}}{r_{M1,k}} + \lambda_k^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} -2 \left(x_{1,k} + \lambda_k \frac{x_{2,k} - x_{1,k}}{r_{21,k}} \right) & -2 \left(y_{1,k} + \lambda_k \frac{y_{2,k} - y_{1,k}}{r_{21,k}} \right) & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -2 \left(x_{N,k} + \lambda_k \frac{x_{2,k} - x_{1,k}}{r_{21,k}} \right) & -2 \left(y_{N,k} + \lambda_k \frac{y_{2,k} - y_{1,k}}{r_{21,k}} \right) & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 4} \\ -2 \left(x_{1,k} + \lambda_k \frac{x_{3,k} - x_{1,k}}{r_{31,k}} \right) & -2 \left(y_{1,k} + \lambda_k \frac{y_{3,k} - y_{1,k}}{r_{31,k}} \right) & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -2 \left(x_{1,k} + \lambda_k \frac{x_{M,k} - x_{1,k}}{r_{M1,k}} \right) & -2 \left(y_{1,k} + \lambda_k \frac{y_{M,k} - y_{1,k}}{r_{M1,k}} \right) & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 4} \end{bmatrix} \quad (9)$$

可见式(8)和式(9)中都具有 $(N+M-2)$ 个相互独立的线性方程,全部的 TOA 测量值 $(r_{1,k} \rightarrow r_{N,k})$ 和第一个 TDOA 测量值 $(r_{21,k})$ 组成 N 个混合线性方程,剩余的 TDOA 测量值 $(r_{31,k} \rightarrow r_{M1,k})$ 和第一个 TOA 测量值 $(r_{1,k})$ 组成 $M-2$ 个混合线性方程. 假设目标在恒定的加速度下运动,则 k 时刻目标的位置坐标更新为

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \hat{v}_{x,k-1}T + \frac{\hat{a}_{x,k}T^2}{2} \quad (10)$$

$$\hat{y}_k = \hat{y}_{k-1} + \hat{v}_{y,k-1}T + \frac{\hat{a}_{y,k}T^2}{2} \quad (11)$$

式中, T 为采样时间间隔. 为了获得附加变量 δ_k 估计和预测,结合式(7)加权 N 个 TOA 和 $M-2$ 个 TDOA 测量方程,则 δ_k 关于 \hat{x}_k 和 \hat{y}_k 的表达式为

$$\delta_k = W_k + 2X_{s,k} \cdot \hat{x}_k + 2Y_{s,k} \cdot \hat{y}_k \quad (12)$$

$$\begin{aligned} W_k &= \lambda_k^2 + \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N r_{i,k}^2 - \sum_{i=1}^N K_{i,k} \right) \\ &+ \frac{1}{M} \cdot \left[\lambda_k \sum_{j=2}^M r_{j1,k}^2 - \lambda_k \sum_{j=1}^M K_{j,k} + \lambda_k (M-1) K_{1,k} \right] \\ &\quad \sum_{j=2}^M r_{j1,k} \end{aligned} \quad (13)$$

$$X_{s,k} = \frac{\sum_{i=1}^N x_{i,k}}{N} + \frac{\lambda_k \sum_{j=2}^M (x_{j,k} - x_{1,k})}{\sum_{j=2}^M r_{j1,k}} \quad (14)$$

$$Y_{s,k} = \frac{\sum_{i=1}^N y_{i,k}}{N} + \frac{\lambda_k \sum_{j=2}^M (y_{j,k} - y_{1,k})}{\sum_{j=2}^M r_{j1,k}} \quad (15)$$

参照式(10)式(11)坐标更新方法, δ_k 的更新形式为

$$\begin{aligned} \delta_k &= \delta_{k-1} + 2(X_{s,k} - X_{s,k-1})\hat{x}_{k-1} + 2(Y_{s,k} - Y_{s,k-1})\hat{y}_{k-1} \\ &+ 2X_{s,k}\hat{v}_{x,k-1}T + 2Y_{s,k}\hat{v}_{y,k-1}T + X_{s,k}\hat{a}_{x,k-1}T^2 \\ &+ Y_{s,k}\hat{a}_{y,k-1}T^2 + (W_k - W_{k-1}) \end{aligned} \quad (16)$$

因此,式(3)中的状态转移态矩阵 \mathbf{F} 变为

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & T^2/2 \\ 2(X_{s,k}-X_{s,k-1}) & 2(Y_{s,k}-Y_{s,k-1}) & 1 & 2X_{s,k}T & 2Y_{s,k}T & X_{s,k}T^2 & Y_{s,k}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

同时定义 $\mathbf{u}(k-1) = [0 \ 0 \ (W_k - W_{k-1}) \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 为输入控制. 分析可知状态变量的更新是通过来自异构网络观测站不同信号的更新来实现的. 系统跟踪目标时要实现异构网络之间、TOA 和 TDOA 测量值之间的信息相互融合, 因此 UOCKT 跟踪算法对目标的跟踪过程如下:

系统状态方程的一步预测为

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega^{(i)} \mathbf{x}^{(i)}(k+1|k) \quad (18)$$

其中, n_x 为系统状态量的维数, 文中 $n_x = 7$; $\mathbf{x}^{(i)}(k+1|k) = F\mathbf{x}^{(i)}(k|k)$, $\mathbf{x}^{(i)}(k|k)$ 为采样向量, $\omega^{(i)}$ 为权值函数, 具体表达式见文献[9].

系统状态协方差的一步预测为

$$\begin{aligned} P(k+1|k) &= \sum_{i=0}^{2n_x} \omega^{(i)} [\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}^{(i)}(k+1|k)] \\ &\quad \times [\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}^{(i)}(k+1|k)]^T + Q(k) \end{aligned} \quad (19)$$

系统观测方程的一步预测为

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = H\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) \quad (20)$$

系统观测的预测协方差矩阵 $S(k+1)$ 为

$$\begin{aligned} S(k+1) &= \sum_{i=0}^{2n_x} \omega^{(i)} [\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}^{(i)}(k+1|k)] \\ &\quad \times [\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}^{(i)}(k+1|k)]^T \\ &\quad + [\hat{\mathbf{R}}_{\text{TOA}}(k+1) + \hat{\mathbf{R}}_{\text{TDOA}}(k+1)] \end{aligned} \quad (21)$$

系统的增益矩阵 $G(k+1)$ 为

$$\begin{aligned} G(k+1) &= \left\{ \sum_{i=0}^{2n_x} \omega^{(i)} [\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}^{(i)}(k+1|k)] \right. \\ &\quad \times [\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}^{(i)}(k+1|k)]^T \left. \right\} \\ &\quad \cdot S(k+1)^{-1} \end{aligned} \quad (22)$$

下一时刻系统状态的协方差矩阵更新为

$$\begin{aligned} P(k+1|k+1) \\ = P(k+1|k) - G(k+1)S(k+1)G(k+1)^T \end{aligned} \quad (23)$$

下一时刻系统状态方程的估计为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) \\ = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + G(k+1)[z(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)] \end{aligned} \quad (24)$$

式中(21) $\hat{\mathbf{R}}_{\text{TOA}}(k+1)$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_{\text{TDOA}}(k+1)$ 分别代表 $k+1$ 时刻 TOA 和 TDOA 测量中观测噪声的估计协方差矩阵, $\hat{\mathbf{R}}_{\text{TOA}}(k+1) = B\mathbf{R}_{\text{TOA}}(k+1)$, $\hat{\mathbf{R}}_{\text{TDOA}}(k+1) = \tilde{B}\hat{\mathbf{R}}_{\text{TDOA}}(k+1)$. 矩阵 B 和 \tilde{B} 满足 H 矩阵的要求, 具体表达式为

$$B = \begin{bmatrix} I_N \\ C_{(M-2) \times N} \end{bmatrix}, \tilde{B} = \begin{bmatrix} D_{(N-1) \times M} \\ E_{(M-1) \times M} \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中, I_N 为单位阵; $C_{(M-2) \times N}$ 为第一列元素取 1, 其它元素全为 0 的矩阵; $D_{(N-1) \times M}$ 为第一列元素取 -1, 第二列元素取 1, 其它 $(M-2)$ 列元素全为 0 的矩阵; $E_{(M-1) \times M}$ 为第一列元素取 -1, 其它元素组成 $I_{(M-1)}$ 的单位阵且单位阵中第一个元素取 0. 而 $k+1$ 时刻 TOA 和 TDOA 测量误差的协方差矩阵分别为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{R}}_{\text{TOA}}(k+1) = L_{\text{TOA}}(k+1)J_{\text{TOA}}(k+1)L_{\text{TOA}}(k+1) \\ \hat{\mathbf{R}}_{\text{TDOA}}(k+1) = L_{\text{TDOA}}(k+1)J_{\text{TDOA}}(k+1)L_{\text{TDOA}}(k+1) \end{cases} \quad (26)$$

式中, $L_{\text{TOA}}(k+1) = \text{diag}\{r_{1,k+1}^0, r_{2,k+1}^0, \dots, r_{N,k+1}^0\}$, $L_{\text{TDOA}}(k+1) = \text{diag}\{r_{21,k+1}^0, r_{31,k+1}^0, \dots, r_{M1,k+1}^0\}$, $J_{\text{TOA}}(k+1) = \text{diag}\{\sigma_{1,k+1}^2, \sigma_{2,k+1}^2, \dots, \sigma_{N,k+1}^2\}$, $J_{\text{TDOA}}(k+1) = \text{diag}\{\sigma_{21,k+1}^2, \sigma_{31,k+1}^2, \dots, \sigma_{M1,k+1}^2\}$, σ^2 为测量误差的方差.

3.2 加权因子 λ

UOCKT 跟踪算法定位与跟踪目标的过程中, 在 k 时刻引入加权因子 λ_k , 其主要作用是调整 TOA 和 TDOA 测量值作为系统输入量的比重以及对异构网络、不同测量技术的信息融合. 通过线性方程(7)可知加权因子 λ_k 的正负号对跟踪系统的性能影响不大, 而加权因子 λ_k 绝对值的大小对跟踪系统的性能影响较大. 加权因子 λ_k 绝对值越大, TDOA 测量值输入系统的比重就越大. 然而在异构网络环境中不同时刻将会出现一种网络观测站比较充足或一种测量比较精确, 因此固定的加权因子 λ_k 将会给跟踪系统带来较大的误差. 为了减小跟踪系统的估计误差, 需要一种能动态调整自身大小的自适应加权因子 λ_k . 基于卡尔曼滤波状态更新理论设计自适应加权因子 λ_k , 且自适应加权因子 λ_k 与目标的估计位置有密切联系. 由于引入的非线性附加变量 δ_k 中包含自适应加权因子 λ_k 和待估计的状态向量 $(x_k \ y_k)$, 加权因子 λ_k 同样会被预测和更新, 以此提高跟踪系统的性能, 即使系统存在测量误差时系统的性能也能得到较好改善. 根据后验概率估计可得 $k-1$ 时刻的状态向量

$$\mathbf{x}(k-1) = [x_{k-1}, y_{k-1}, \delta_{k-1}, v_{x-1}, v_{y-1}, a_{x,k-1}, a_{y,k-1}]^T \quad (27)$$

结合非线性附加变量 $\delta_{k-1} = (\sqrt{x_{k-1}^2 + y_{k-1}^2} - \lambda_{k-1})^2$, 加权因子 λ_k 在 k 时刻的预测为

$$\lambda_k = \sqrt{x_{k-1}^2 + y_{k-1}^2} - \delta_{k-1}^2 \quad (28)$$

因此一致性正交容积卡尔曼目标跟踪算法的流程如下:

步骤 1 首先假设目标的初始状态 $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$, 初始协方差矩阵 $\mathbf{P}(0|0)$.

步骤 2 结合式(16), 将初值代入(18)式得到状态向量的一步预测 $\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)$.

步骤 3 将误差协方差矩阵代入式(19)得到状态协方差的一步预测 $\mathbf{P}(k+1|k)$.

步骤 4 将式(18), (20), (21)代入式(22)得到系统的增益矩阵 $\mathbf{G}(k+1)$.

步骤 5 式(19), (21), (22)代入式(23)将得到状态协方差矩阵的更新 $\mathbf{P}(k+1|k+1)$.

步骤 6 将步骤 2、3、4 和观测向量代入式(24)得到下一时刻状态向量的预测 $\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1)$.

步骤 7 转至步骤 2 进行下一时刻滤波.

4 仿真实验

为了验证所提 UOCKT 算法的有效性, 基于 MATLAB 平台用蒙特卡洛实验对算法进行测试, 文中分别对 EKF、HCLT、OCKF 和 UOCKT 算法进行仿真实验并分析对比, 以此验证 UOCKT 算法的性能. 使用相同的计算机(4 核酷睿 i5 处理器, 内存 4GB, MATLAB 7.1) 运行 1000 次蒙特卡洛实验, EKF、HCLT、OCKF 和 UOCKT 算法完成 80s 的滤波过程需要的时间分别为 0.0437s、0.0846s、0.0754s 和 0.0791s. 对比滤波所用时间: (1) EKF 算法完成滤波用时最少, 计算复杂度最低, 故 EKF 算法对目标跟踪误差较大; (2) HCLT 算法滤波所用时间几乎为 EKF 算法的两倍, 是因为在 HCLT 算法中 TDOA 和 TOA 的测量数据被分开各自滤波, 然后再送到数据融合中心. 在四种算法中用时最长, 计算复杂度最高, 对目标跟踪误差较 EKF 算法有所降低; (3) OCKF 算法滤波所用时间介于 EKF 和 HCLT 算法之间, 且该算法的计算复杂度也在两者之间. 但在 EKF、HCLT 和 OCKF 三种算法中 OCKF 算法的跟踪误差最小; (4) UOCKT 在 OCKF 算法基础上引入非线性附加变量和自适应加权因子, 将两种不同类型的信号按不同的比例输入融合中心统一滤波, 故 UOCKT 算法滤波所用时间比 OCKF 算法略有增加, 但跟踪精度比 OCKF 算法有较大提高. 为了更详细地分析所提算法的整体性能, 从不同角度进行实验分析. 设定式(1)中的测量误差服从均值为零, 方差为 σ^2 的标准正态分布 $n_i \sim N(0, \sigma^2)$. 对于 NLOS 引起的误差 e_i , 由文献[5]可知 e_i 是由电波折射引起的正均值附加时延误差, 考虑指数分布的模型时概率密度函数为

$$f(\tau_{ei}) = \begin{cases} \frac{1}{\tau_{i,\text{rms}}} \exp\left(-\frac{\tau_{ei}}{\tau_{i,\text{rms}}}\right), & \tau_{ei} > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (29)$$

式中, $\tau_{i,\text{rms}} = Ad_i^\varepsilon \zeta$ 为均方根时延扩展, d_i 为目标和观测站之间的距离, ε 为路径损耗指数. 假设仿真场景为城市中对目标定位与跟踪, 且观测站是由异构网络组成, 包括用于测量 TDOA 数据规则分布的蜂窝网络基站, 测量 TOA 数据随机分布的 DSRC 网络. 目标的真实位置为 $(-300, 300)$ m, 做等速螺旋运动, 初速度为 $(30, 2.4)$ m/s. 目标真实运动轨迹以及由异构网络组成的观测站分布如图 1 所示. 因测量一组 TDOA 数据需要两个观测站且信号的传播距离大于测量 TOA 数据时信号的传播距离, 故设定 TOA 和 TDOA 测量误差的标准差分别为 $\sigma_{\text{TOA}} = 60$ m 和 $\sigma_{\text{TDOA}} = 160$ m, 均为零均值的随机高斯噪声. 城市环境中 $A = 0.4$, TOA 和 TDOA 测量路径损耗指数分别为 $\varepsilon_{\text{TOA}} = 0.2$ 和 $\varepsilon_{\text{TDOA}} = 0.4$, ζ 为零均值对数正态分布的衰减因子变量且标准差 $\sigma_\zeta = 4$ dB, 设初始滤波时目标位置为 $(0, 0)$ m, 初始速度为 $(0, 0)$ m/s, 采样时间间隔 $T = 1$ s, 观测时间为 80s, 用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来表征各算法的跟踪性能. 鉴于文章篇幅有限仅对目标 x 方向的位置和速度进行分析.

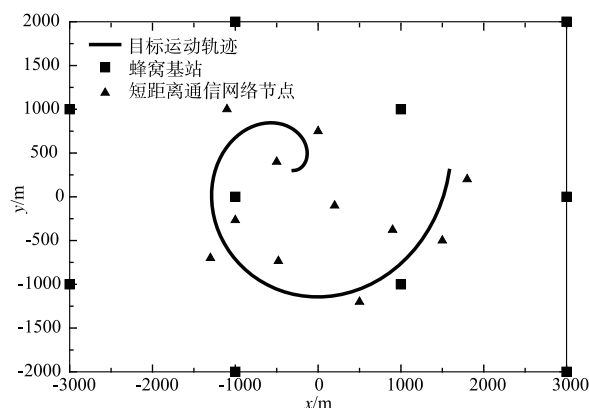


图1 目标运动轨迹及观测站分布

图 2 展示了四种算法在 x 方向对目标位置跟踪的情况, 图 3 描绘了四种算法对目标 x 方向位置跟踪的 RMSE 曲线. 从图中不难看出四种算法经过一段时间的跟踪滤波, 最终都能以较小的位置误差锁定目标. 由于 EKF 采用了泰勒级数展开运算且只保留了展开式的一阶项而忽略了高阶项, 故引起较大的算法误差, 且跟踪速度较慢, 滤波稳定后误差较大, 由图可知 EKF 明显差于 HCLT、OCKF 以及所提的 UOCKT 算法的跟踪性能. HCLT 在异构网络中利用两步最小二乘算法结合 KF 跟踪目标, 其跟踪性能明显优于 EKF 算法, 定位精度提升了 10m 左右. OCKF 在 CKF 算法的基础上, 引入一个特定正交矩阵改进容积采样, 使舍弃误差变小, 定位精度较 HCLT 又提升了 3~4m. 文中 UOCKT 算法采用 TDOA 和 TOA 混合测量技术, 引入动态加权因子 λ_k 实时调整目标跟踪过程中 TDOA 和 TOA 测量数据输入系统的比重, 最后进行一致性正交容积卡尔曼滤波输出. UOCKT

明显优于 EKF、HCLT 和 OCKF 算法的跟踪性能,定位精度较 OCKF 又有 3~4m 的提升.由此说明 UOCKT 定位精度较高,跟踪性能优越.

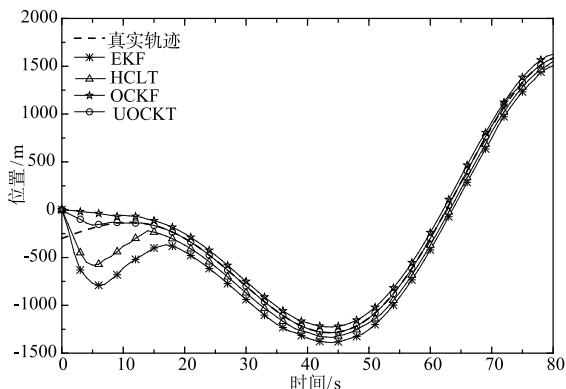


图2 目标x方向位置跟踪

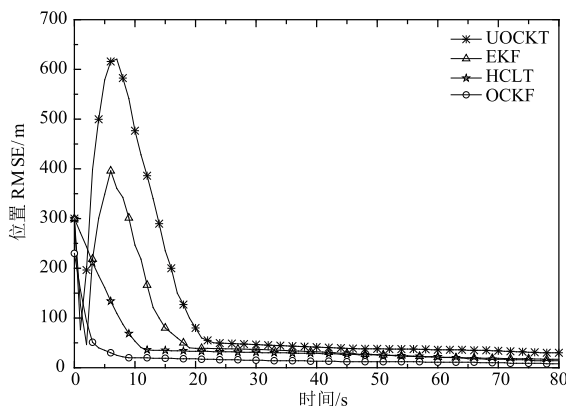


图3 目标x方向位置跟踪RMSE

图4展示的是四种算法对目标 x 方向速度的跟踪结果,图5描绘了四种算法对目标 x 方向速度跟踪的RMSE曲线.由仿真曲线知,UOCKT算法对目标运动速度的跟踪性能明显优于其它三种算法.其它三种算法在速度跟踪的初期都有明显的抖动,性能不稳定.尤其EKF和HCLT算法跟踪目标初期抖动较为严重,跟踪速度较为缓慢且性能较差,约经过30s才能锁定稳定的误差.虽然OCKF算法较EKF和HCLT算法在跟踪速度,定位精度上有了较为明显的提高,但依然存在收敛速度较慢,定位误差较大等缺点.UOCKT算法较其它三种算法在收敛速度上均有较大的提高,减小了定位误差,速度的跟踪性能更强.

图6给出了自适应加权因子 λ 随跟踪时间的变化曲线,以及加权因子 λ 对目标估计位置RMSE的影响.选择HCLT算法和所提UOCKT算法来比较目标估计位置的RMSE,是因为这两种算法都是针对异构网络下的目标跟踪.区别在于所提UOCKT算法引入了自适应加权因子 λ 来改变不同类型信号输入系统的比重,从而提高跟踪精度;而HCLT算法是两种类型信号同时输入,

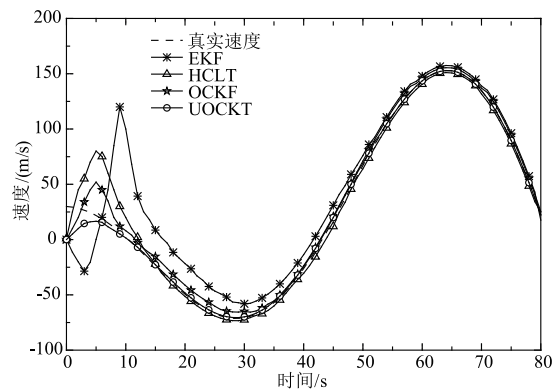


图4 目标x方向速度跟踪

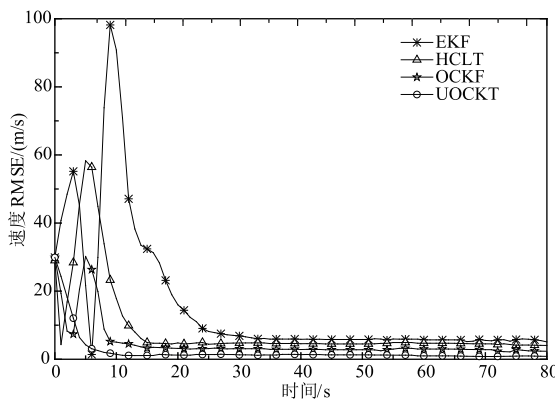


图5 目标x方向速度跟踪RMSE

没有对输入的信号进行优化.通过图中曲线看到,跟踪时间在10~20s之间加权因子 λ 变化较大,说明这段时间内异构网络传播环境变化较大,导致输入系统的信号质量较差,从而使HCLT和UOCKT算法在这段时间内估计位置的RMSE增大.通过比较图中三条曲线不难发现,加权因子 λ 对HCLT算法估计位置的RMSE没有任何影响.然而所提UOCKT算法估计位置的RMSE受加权因子 λ 的影响较大.在25~40s这段时间内,加权因子 λ 的绝对值逐渐变小,表明输入系统的TDOA测量数据比重减小,TOA测量数据比重增大,导致估计位置的RMSE逐渐变大,表明定位目标时TDOA测量数据优于TOA测量数据.同时,由仿真曲线知加权因子 λ 的符号对估计位置的RMSE影响不大,加权因子 λ 的绝对值对目标定位误差影响较大.总之引入加权因子 λ 的UOCKT算法的定位性能优于HCLT算法.

图7描绘了EKF、HCLT、OCKF和UOCKT四种算法定位精度的对比曲线.从图中可以看出定位精度概率为67%时,四种算法跟踪目标的平均位置误差依次约为170m、100m、90m和43m.由图中定位精度曲线可知EKF算法定位精度较差,而其它三种算法基本可以满足E-911的定位要求(E-911是为手机用户提供紧急求助服务,即提供呼叫者的位置以便及时救援),定位精

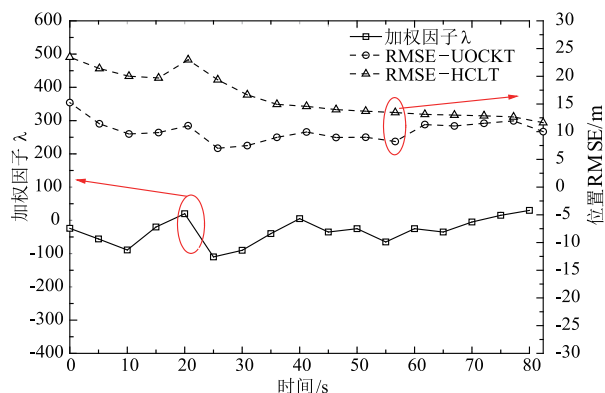
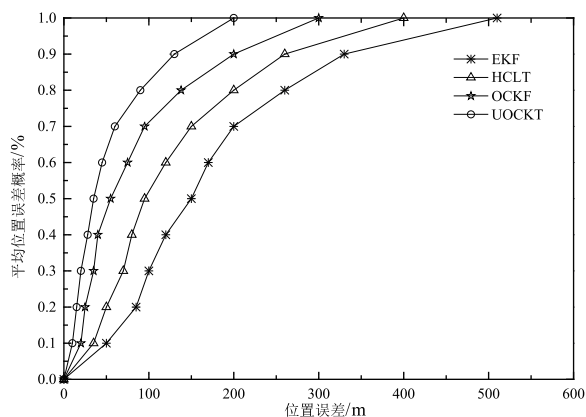
图6 加权因子 λ 与目标估计位置的RMSE

图7 EKF、HCLT、OCKF和UOCKT定位精度

度在 100m 以内的概率不低于 67%。尤其是文中所提的 UOCKT 算法利用蜂窝基站和网络辅助设备组成的异构网络,经过一致性正交容积卡尔曼滤波可以实时更新状态量,从而很大程度上减小了跟踪平均位置误差。

5 结论

针对异构网络下目标定位与跟踪系统的非线性滤波问题,本文在 HCLT 和 OCKF 算法的基础上提出了 UOCKT 定位与跟踪算法。所提算法在异构网络下以 TOA 和 TDOA 两种不同类型的测量值作为系统的输入信号,引入自适应加权因子 λ 来调整两种类型信号的输入比重,然后通过数学方法把两种不同类型的非线性测量参数融合为单一的状态向量,进而利用正交容积卡尔曼滤波对融合后的状态向量进行预测和估计,实现对动态目标的定位与跟踪。仿真结果与理论分析相吻合,UOCKT 算法的性能整体上优于其它三种算法,在定位与跟踪目标时有较高的精度,但 UOCKT 的计算量较其它三种算法有所增加,可见任何算法精度的提高都以牺牲运算量为代价。

参考文献

[1] 王鼎,张刚.一种基于窄带信号多普勒频率测量的运动目

标直接定位方法[J].电子学报,2017,45(3):591-598.

Wang Ding,Zhang Gang. A direct localization method for moving narrowband source based on Doppler frequency shifts[J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(3):591-598. (in Chinese)

[2] 刘梅,权太范,姚天宾,等.多传感器多目标无源定位跟踪算法研究[J].电子学报,2006,34(6):991-995.

LIU Mei,QUAN Tai-fan,YAO Tian-bin, et al. Multi-sensor multi-target passive locating and tracking[J]. Acta Electronica Sinica,2006,34(6):991-995. (in Chinese)

[3] Ho K C,LU X,KOVAVISARUCH L. Source localization using TDOA and FDOA measurements in the presence of receiver location errors: analysis and solution[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(2): 684-696.

[4] 张旻,罗争.一种基于RSS估计的虚假点消除方法[J].电子学报,2012,40(10):2117-2121.

ZHANG Min,LUO Zheng. A new method for eliminating most based on RSS estimation[J]. Acta Electronica Sinica,2012,40(10):2117-2121. (in Chinese)

[5] 段凯宇,张力军.基于到达角Kalman滤波的TDOA/AOA定位算法[J].电子与信息学报,2006,28(9):1710-1713.

DUAN Kai-yu,ZHANG Li-jun. A TDOA/AOA location algorithm based on Kalman filtering angle of arrival[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2006,28(9):1710-1713. (in Chinese)

[6] Chen B S,Yang C Y,Liao F K, et al. Mobile location estimator in a rough wireless environment using extended Kalman-based IMM and data fusion[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2009,58(3):1157-1169.

[7] 鉴福升,徐跃民,阴泽杰.多模型粒子滤波跟踪算法研究[J].电子与信息学报,2010,32(6):1271-1276.

JIAN Fu-sheng,XU Yue-min,YIN Ze-jie. Research of multiple model particle filter tracking algorithms[J]. Journal of Electronics Information Technology,2010,32(6):1271-1276. (in Chinese)

[8] Crassidis J L,Markley F L. New algorithm for attitude determination using Global Positioning System signals[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics,2015,20(5):1893-1896.

[9] 逯志宇,王大鸣,王建辉,等.基于时频差的正交容积卡尔曼滤波跟踪算法[J].物理学报,2015,64(15):150502-150502.

LU Zhi-yu,WANG Da-ming,WANG Jian-hui, et al. A tracking algorithm based on orthogonal cubature Kalman filter with TDOA and FDOA[J]. Acta Physica Sinica,2015,64(15):150502-150502. (in Chinese)

[10] Chen C L,Feng K T. Hybrid location estimation and

tracking system for mobile devices[A]. Lecture Notes in Vehicular Technology Conference[C]. Stockholm, Sweden; IEEE Press, 2005. 2648 – 2652.

- [11] 肖竹, 陈杰, 王东, 等. 严重遮挡非视距环境下的三维定位方法[J]. 通信学报, 2015, 36(8): 68 – 75.

XIAO Zhu, CHEN Jie, WANG Dong, et al. Three-dimensional localization under severely obstructed NLOS environment[J]. Journal on Communications, 2015, 36(8): 68 – 75. (in Chinese)

作者简介



闫雷兵 男, 1980 年生于河南省南乐县. 南京邮电大学在读博士生, 讲师. 主要研究方向为无线传感网络定位技术.
E-mail: yleibing@126.com



陆音 男, 1970 年生于江苏省南京市. 南京邮电大学副研究员, 工学博士. 主要研究方向为无线通信和物联网.
E-mail: luyin@njupt.edu.cn



张业荣 男, 1963 年生于安徽省和县. 南京邮电大学教授, 博士生导师, 工学博士. 主要研究方向为电磁散射与成像、电波传播等.
E-mail: zhangyr@njupt.edu.cn