

# 基于 FTM 和 CSI 的单站目标跟踪研究 \*

林 杰<sup>1,2</sup>, 赵跃新<sup>1</sup>, 刘 鹏<sup>1</sup>, 唐 磊<sup>3</sup>

(1.陆军工程大学 指挥控制工程学院, 江苏 南京 210007;

2.解放军 32228 部队 24 分队, 福建 福州 350000; 3.解放军 32228 部队 23 分队, 福建 厦门 361100)

**摘要:** WiFi 技术在定位跟踪领域得到了迅速发展和应用, 不仅可以通过精细时间测量(FTM)协议获得到达时间, 还能利用信道状态信息(CSI)估计到达角, 为单站目标跟踪提供了十分有利的条件。针对单站情况下到达时间和到达角的非线性跟踪问题, 提出了一种简单有效的偏差补偿卡尔曼滤波算法(BCKF)。该算法对非线性观测方程进行伪线性化, 然后补偿由伪线性化引起的估计偏差, 实现更准确的状态估计。搭建 WiFi 测量平台, 并在室内外两种典型环境下进行单站目标跟踪。实验结果表明, 相较于其他非线性滤波算法, BCKF 能以较低计算开销实现更准确的目标跟踪, 在室内外的 80% 跟踪误差分别不超过 3.7 m 和 1.5 m。

**关键词:** 目标跟踪; 精细时间测量; 信道状态信息; 非线性卡尔曼滤波; 偏差补偿

**中图分类号:** TN92      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.11.011

**引用格式:** 林杰, 赵跃新, 刘鹏, 等. 基于 FTM 和 CSI 的单站目标跟踪研究[J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(11): 69-73, 89.

## Research on target tracking using single station based on fine time measurement and channel state information

Lin Jie<sup>1,2</sup>, Zhao Yuexin<sup>1</sup>, Liu Peng<sup>1</sup>, Tang Lei<sup>3</sup>

(1. Command & Control Engineering College, Army Engineering University, Nanjing 210007, China;

2. Sub Unit 24, Unit 32228 of PLA, Fuzhou 350000, China; 3. Sub Unit 23, Unit 32228 of PLA, Xiamen 361100, China)

**Abstract:** WiFi technology has been rapidly developed and applied in the field of positioning and tracking. It can not only obtain the time of arrival(ToA) through fine time measurement(FTM) protocol, but also estimate the angle of arrival(AoA) by exploiting the channel state information(CSI), which provides a very favorable condition for target tracking using a single station. Aiming at the nonlinear tracking problem with ToA and AoA measurements based on a single station, a simple and effective algorithm called bias-compensation Kalman filter(BCKF) is proposed in this paper. This algorithm pseudo-linearizes the nonlinear observation equation, and then compensates for the estimation bias caused by the pseudo-linearization to achieve a more accurate state estimation. The WiFi measurement platform is built and single-station target tracking is performed in two typical indoor and outdoor scenarios. The experimental results show that compared with other nonlinear filtering algorithms, BCKF achieves more accurate target tracking with lower computational overhead. Moreover, the 80% tracking error of BCKF indoor and outdoor does not exceed 3.7 m and 1.5 m respectively.

**Key words:** target tracking; fine time measurement; channel state information; nonlinear Kalman filter; bias compensation

## 0 引言

目标跟踪在态势感知<sup>[1]</sup>、定位导航<sup>[2]</sup>等领域得到广泛应用, 旨在通过观测站采集的信息来估计运动目标的位置和速度。观测信息主要包括到达角(Angle of Arrival, AoA)、到达时间(Time of Arrival,

ToA) 以及到达时间差(Time Difference of Arrival, TDoA)。基于观测信息实现目标跟踪通常需要多个观测站同时进行测量, 而利用单观测站跟踪运动目标不仅避免了观测站之间的同步问题, 还降低了对系统部署的要求, 具有更广的适用范围。

WiFi 作为普及率高的无线通信技术, 在定位跟

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61573376)

踪领域也取得了大量研究应用,尤其是为单站目标跟踪提供了十分有利的条件。一方面,IEEE 802.11-2016 标准定义了精细时间测量(Fine Time Measurement, FTM)协议<sup>[3]</sup>,可以实现高精度测量 ToA,并且该协议已经在商业 WiFi 芯片中实现,比如 Intel 8260 和高通 IPQ4018。另一方面,信道状态信息(Channel State Information, CSI)原本用于无线通信的调制解调,近年来诸多研究将其用于精确估计 AoA,取得了良好的效果<sup>[4-5]</sup>,并且部分商业芯片也支持提取 CSI,比如 Intel 5300 和 Atheros AR9580。因此,利用 WiFi 设备提供的 AoA 和 ToA 观测信息即可实现单站目标跟踪。

AoA-ToA 目标跟踪的主要挑战在于观测量与目标位置之间的非线性关系。然而,现有的非线性卡尔曼滤波算法很难同时满足跟踪精度高、计算复杂度低的要求<sup>[6-7]</sup>。对此,本文提出了一种简单有效的偏差补偿卡尔曼滤波算法(Bias Compensation Kalman Filter, BCKF)。该算法首先通过对 AoA 和 ToA 观测方程进行伪线性化,然后补偿由伪线性化引起的估计偏差,实现更优的跟踪性能。

## 1 观测信息获取

### 1.1 FTM 测距

FTM 协议采用往返测距方式,其基本流程如图 1 所示。发起端(FTMI)向响应端(FTMR)发送 FTM 请求来启动测距过程,响应端接收到请求后向发起端返回 ACK 报文,表明已收到 FTM 请求。响应端在  $t_1$  时刻发送 FTM 报文,然后等待发起端的 ACK 报文;发起端在  $t_2$  时刻收到 FTM 报文,然后在  $t_3$  时刻发送 ACK 报文;响应端在  $t_4$  时刻接收到确认报文,完成一次往返测距。为降低测量过程中误差的影响,可以进行多次 FTM 测量,所以  $n$  次测量的平均往返时延为:

$$\text{RTT} = \frac{1}{n} \left( \sum_{k=1}^n t_k(4) - \sum_{k=1}^n t_k(1) \right) - \frac{1}{n} \left( \sum_{k=1}^n t_k(3) - \sum_{k=1}^n t_k(2) \right) \quad (1)$$

### 1.2 CSI 测角

无线局域网协议采用多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)和正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)等技术,使 WiFi 收发设备之间的无线信道特征可以在物理层进行估计,并以 CSI 的形式存储下来,包含了每个

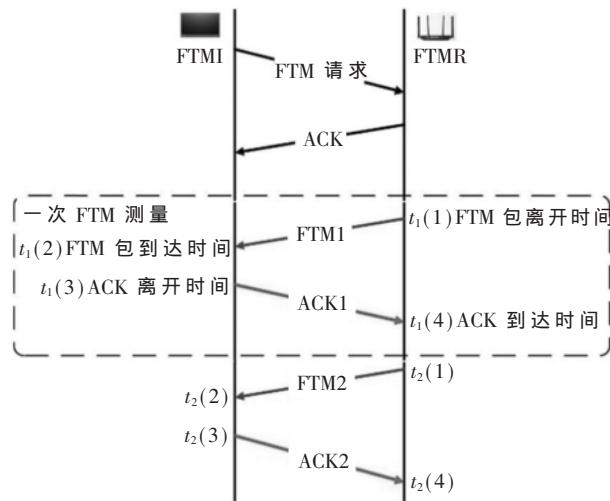


图 1 FTM 协议的基本流程

子载波的振幅和相位信息。若发射端的信号向量为  $X$ ,接收端的信号向量  $Y=HX+N$ ,其中  $H$  为信道状态矩阵,表示发送方和接收方之间信道的属性,  $N$  为高斯白噪声。

在众多基于 CSI 进行 AoA 估计的方法中,多重信号分类<sup>[8]</sup>(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法具有良好的估计性能,通过对阵列输出数据的协方差阵进行特征分解得到信号子空间与噪声子空间,然后利用两个子空间的正交性实现 AoA 估计。

设某个天线阵列具有  $M$  个阵元,且相邻两个阵元按照等距离  $d$  直线排列,信号源个数为  $L$ 。观测站通过 CSI 可以得到输出协方差矩阵  $R=E(YY^H)$ ,其中  $Y$  为接收阵列的输出,上标  $H$  表示向量或矩阵的共轭转置。对  $R$  进行特征分解得到  $M$  个特征向量并降序排列,取前  $L$  个特征向量组成信号子空间向量,取第  $L+1$  个到第  $M$  个特征向量作为噪声子空间向量  $E_n$ ,从而可得 AoA 估计的谱分布为:

$$P(\theta) = \frac{1}{a^H(\theta) E_n E_n^H a(\theta)} \quad (2)$$

其中导向矢量  $a(\theta)$  可由天线阵元间距  $d$  得到。谱峰搜索找出  $P(\theta)$  极大值点所对应的角度就是 AoA 估计值。

## 2 AoA-ToA 目标跟踪

已知单观测站的位置  $s=[s_x, s_y]^T$ ,运动目标在  $k$  时刻的位置和速度分别为  $p_k=[p_{x,k}, p_{y,k}]^T$  和  $v_k=[v_{x,k}, v_{y,k}]^T$ ,其中  $k=1, 2, \dots$ ,上标  $T$  表示向量或矩阵的转置。设目标的运动状态向量为  $x_k=[p_k^T, v_k^T]^T$ ,

所以其状态转移方程为：

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

其中， $\mathbf{F}_k$  为状态转移矩阵，过程噪声  $\mathbf{w}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_k)$ 。

设目标进行匀速运动，从而  $\mathbf{F}_k$  和  $\mathbf{Q}_k$  的表达式为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{2 \times 2} & T \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 2} & \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix} \\ \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} \mathbf{Q}_p & \frac{T^2}{2} \mathbf{Q}_p \\ \frac{T^2}{2} \mathbf{Q}_p & T \mathbf{Q}_p \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (4)$$

其中， $T$  为观测间隔， $\mathbf{I}$  和  $\mathbf{0}$  分别为单位矩阵和全零矩阵。 $\mathbf{Q}_p = \text{diag}(q_x, q_y)$ ， $q_x$  和  $q_y$  分别为过程噪声在  $x$  和  $y$  坐标轴的功率谱密度。

到达角  $\theta_k$  和到达时间  $\tau_k$  的观测方程分别为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \tilde{\theta}_k = \theta_k + n_{\theta, k} \\ \theta_k = \arctan \left( \frac{p_{y, k} - s_y}{p_{x, k} - s_x} \right) \end{array} \right. \quad (5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \tilde{\tau}_k = \tau_k + n_{\tau, k} \\ \tau_k = \frac{\|\mathbf{p}_k - \mathbf{s}\|}{c} \end{array} \right. \quad (6)$$

其中， $\|\cdot\|$  为欧式范数， $c$  为信号传播速度。观测噪声  $n_{\theta, k}$  和  $n_{\tau, k}$  均服从零均值高斯分布，其方差分别为  $\sigma_{\theta, k}^2$  和  $\sigma_{\tau, k}^2$ 。此外，过程噪声和测量噪声也具有统计独立性。

根据式(3)、式(5)和式(6)，可得 AoA-ToA 目标跟踪问题的状态空间模型为：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (7)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k \quad (8)$$

其中，观测向量  $\tilde{\mathbf{y}}_k = [\tilde{\theta}_k, \tilde{\tau}_k]^T$ ， $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$  是关于  $\mathbf{x}_k$  的非线性函数， $\mathbf{n}_k = [n_{\theta, k}, n_{\tau, k}]^T$ 。

### 3 偏差补偿卡尔曼滤波

针对 AoA-ToA 目标跟踪的非线性状态估计问题，本节首先对观测方程进行伪线性化，然后补偿由伪线性化引起的估计偏差，得到性能更优的 BCKF。

#### 3.1 伪线性观测方程

伪线性化是对非线性观测方程进行等价的代数运算，进而得到新形式的线性方程。因此，到达角  $\theta_k$  的观测方程(5)可以写成：

$$\sin \theta_k (p_{x, k} - s_x) - \cos \theta_k (p_{y, k} - s_y) = 0 \quad (9)$$

上式对应的矩阵向量表达式为：

$$\mathbf{u}_{\theta, k}^T \mathbf{s} = \mathbf{u}_{\theta, k}^T \mathbf{L} \mathbf{x}_k \quad (10)$$

其中， $\mathbf{u}_{\theta, k} = [\sin \theta_k, -\cos \theta_k]^T$ ， $\mathbf{L} = [\mathbf{I}_{2 \times 2}, \mathbf{0}_{2 \times 2}]$ 。在实际情况下，只能获得含有噪声的方位角观测值  $\tilde{\theta}_k$ ，所以受观测噪声影响的式(10)变为：

$$\tilde{z}_{\theta, k} = \mathbf{H}_{\theta, k} \mathbf{x}_k + \varepsilon_{\theta, k} \quad (11)$$

其中， $\tilde{z}_{\theta, k} = \tilde{\mathbf{u}}_{\theta, k}^T \mathbf{s}$ ， $\mathbf{H}_{\theta, k} = \tilde{\mathbf{u}}_{\theta, k}^T \mathbf{L}$ ， $\varepsilon_{\theta, k} = -\|\mathbf{d}_k\| \sin n_{\theta, k}$  以及  $\tilde{\mathbf{u}}_{\theta, k} = [\sin \tilde{\theta}_k, -\cos \tilde{\theta}_k]^T$ ， $\mathbf{d}_k = \mathbf{p}_k - \mathbf{s}$ 。

令观测站指向目标的单位向量为  $\mathbf{b}_k$ ，结合到达角信息可知  $\mathbf{b}_k = [\cos \theta_k, \sin \theta_k]^T$ 。利用向量内积运算可得  $\mathbf{b}_k^T \mathbf{d}_k = \|\mathbf{d}_k\|$ ，所以  $\tau_k$  的观测方程等价为  $c \tau_k = \mathbf{b}_k^T \mathbf{d}_k$ ，并且在有观测噪声的情况下，式(6)可伪线性化为：

$$\tilde{z}_{\tau, k} = \mathbf{H}_{\tau, k} \mathbf{x}_k + \varepsilon_{\tau, k} \quad (12)$$

其中， $\tilde{z}_{\tau, k} = c \tilde{\tau}_k + \tilde{\mathbf{b}}_k^T \mathbf{s}$ ， $\mathbf{H}_{\tau, k} = \tilde{\mathbf{b}}_k^T \mathbf{L}$ ， $\varepsilon_{\tau, k} = 2 \|\mathbf{d}_k\| \sin^2(n_{\theta, k}) + c n_{\tau, k}$ 。 $\tilde{\mathbf{b}}_k$  是将到达角的测量值代入  $\mathbf{b}_k$  所得。结合式(11)和(12)可得  $k$  时刻的伪线性观测方程：

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \begin{bmatrix} \tilde{z}_{\theta, k} \\ \tilde{z}_{\tau, k} \end{bmatrix} = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \varepsilon_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{\theta, k} \\ \mathbf{H}_{\tau, k} \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \varepsilon_{\theta, k} \\ \varepsilon_{\tau, k} \end{bmatrix} \quad (13)$$

由于观测向量  $\tilde{\mathbf{z}}_k$  和待估计状态向量  $\mathbf{x}_k$  之间通过  $\mathbf{H}_k$  建立线性关系，因此伪线性化的观测方程(13)已经转换为线性方程。当观测噪声较小时，伪线性噪声向量  $\varepsilon_k$  的均值近似为  $\mathbf{0}_2$ ，所以协方差矩阵  $\mathbf{R}_k = E\{\varepsilon_k \varepsilon_k^T\} = \text{diag}(R_{\theta, k}, R_{\tau, k})$ ，其中  $R_{\theta, k} \approx \|\mathbf{d}_k\|^2 \sigma_{\theta, k}^2$ ， $R_{\tau, k} \approx c^2 \sigma_{\tau, k}^2$ 。

通过状态转移方程(3)和伪线性观测方程(13)可得伪线性状态空间模型：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (14)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \varepsilon_k \quad (15)$$

因此，可以将线性卡尔曼滤波应用于式(14)和式(15)，其具体步骤如下：

(1) 状态预测方程：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (16)$$

(2) 状态预测协方差矩阵：

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (17)$$

(3) 卡尔曼增益矩阵：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T)^{-1} \quad (18)$$

(4) 状态更新：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{z}}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (19)$$

(5) 状态协方差矩阵更新:

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (20)$$

协方差  $\mathbf{R}_k$  与  $\mathbf{d}_k$  相关, 而  $\mathbf{d}_k$  真实值未知, 可以通

过状态预测值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  计算  $\hat{\mathbf{d}}_{k|k-1}$ , 并以此近似得到  $\mathbf{R}_k$ 。

### 3.2 偏差补偿

伪线性化会引起状态估计出现偏差, 使得滤波跟踪性能下降, 所以需要计算并补偿估计偏差以得到更准确的状态估计。

对式(18)应用矩阵求逆引理<sup>[9]</sup>可得:

$$\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \quad (21)$$

结合式(20)和式(21), 状态估计更新方程可写成:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{z}}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (22)$$

$k$  时刻瞬时偏差可以利用式(22)减去真实状态得到:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\sigma}_k &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \mathbf{x}_k \\ &= \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1} (\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} - \mathbf{x}_{k-1}) - \\ &\quad \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{w}_{k-1} + \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k \end{aligned} \quad (23)$$

所以可得估计偏差为:

$$\boldsymbol{\gamma}_k = E\{\boldsymbol{\sigma}_k\} = E\{\boldsymbol{\sigma}_{k1}\} + E\{\boldsymbol{\sigma}_{k2}\} + E\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\} \quad (24)$$

其中:

$$\boldsymbol{\sigma}_{k1} = \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1} (\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} - \mathbf{x}_{k-1})$$

$$\boldsymbol{\sigma}_{k2} = -\mathbf{P}_{k|k} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{w}_{k-1}$$

$$\boldsymbol{\sigma}_{k3} = \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k$$

$E\{\boldsymbol{\sigma}_{k1}\}$  在其余两项偏差等于 0 时可以忽略。对于运动速度接近恒定的目标, 系统的过程噪声较小,  $\mathbf{P}_{k|k}$  和  $\mathbf{w}_{k-1}$  的相关性很弱, 可得  $E\{\boldsymbol{\sigma}_{k2}\} \approx 0$ 。然而, 测量矩阵  $\mathbf{H}_k$  和伪线性噪声向量  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  都含有观测噪声  $\mathbf{n}_k$ , 两者的相关性不可忽略, 也就是  $E\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\} \neq 0$ 。因此,  $E\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\}$  是需要被补偿的偏差项。 $\boldsymbol{\sigma}_{k3}$  的定义式可展开为:

$$\boldsymbol{\sigma}_{k3} = \mathbf{P}_{k|k} (\mathbf{R}_{\theta,k}^{-1} \mathbf{H}_{\theta,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\theta,k} + \mathbf{R}_{\tau,k}^{-1} \mathbf{H}_{\tau,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\tau,k}) \quad (25)$$

为了计算  $\mathbf{H}_{\theta,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\theta,k}$  和  $\mathbf{H}_{\tau,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\tau,k}$  的期望, 可以将  $\mathbf{x}_k$  视为常量, 然后用条件期望作为相应的近似值, 从而可得:

$$\begin{aligned} E\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\} &\approx \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{R}_{\theta,k}^{-1} E\{\mathbf{H}_{\theta,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\theta,k} | \mathbf{x}_k\} + \\ &\quad \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{R}_{\tau,k}^{-1} E\{\mathbf{H}_{\tau,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\tau,k} | \mathbf{x}_k\} \end{aligned} \quad (26)$$

其中:  $E\{\mathbf{H}_{\theta,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\theta,k} | \mathbf{x}_k\} \approx -\mathbf{L}^T || \mathbf{d}_k || \sigma_{\theta,k}^2 \mathbf{b}_k$ ,  $E\{\mathbf{H}_{\tau,k}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{\tau,k} | \mathbf{x}_k\} \approx -\mathbf{L}^T || \mathbf{d}_k || \sigma_{\tau,k}^2 \mathbf{b}_k / 2$ 。

$E\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\}$  的估计值  $\hat{E}\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\}$  可通过状态估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  来计算  $\hat{\mathbf{d}}_{k|k}$  和  $\hat{\theta}_{k|k}$ , 并以此分别替代  $\mathbf{d}_k$  和  $\theta_k$ 。因此, 可得 BCKF 的状态估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{\text{BC}} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \hat{E}\{\boldsymbol{\sigma}_{k3}\} \quad (27)$$

## 4 实验与分析

### 4.1 实验平台

用于测量 FTM 和 CSI 的 WiFi 平台如图 2 所示。其中, 华硕无线路由器 RT-ACRH13 作为 FTM 测量的响应端, 安装 BCM4366c 无线网卡的工控机作为 4 天线的接收设备来收集 CSI。由于 FTM 协议需要软硬件的支持, 因此采用安装 Intel 8260 芯片的联想 T450s 笔记本电脑作为 FTM 测量的发起端, 操作系统为 Ubuntu 16.04 LTS, 并安装修改版的无线网卡驱动以支持发送 FTM 测距请求。



图 2 WiFi 测试实验平台

### 4.2 实验环境

实验环境包括两种典型的场景, 分别为室外操场(图 3)和室内大厅(图 4)。观测站位置固定, 坐标  $s=[0, 0]^T \text{ m}$ 。目标在二维平面做匀速运动, 室外和室内环境下的初始位置  $\mathbf{p}_0$  分别为  $[-10, -10]^T \text{ m}$  和  $[-7, -7]^T \text{ m}$ , 并且  $\mathbf{v}_0=[1, 0]^T \text{ m/s}$ , 观测间隔  $T=1 \text{ s}$ , 总观测次数  $N=20$ 。设定过程噪声的功率谱密度为  $q_x=q_y=0.01 \text{ m/s}^2$ , 对应的初始协方差矩阵为  $\mathbf{p}_{0|0}=\lambda^2 \text{ diag}(2^2, 2^2, 0.2^2, 0.2^2)$ , 其中  $\lambda=3$ 。观测站采用 5G 频段的 80 MHz 带宽, 每次实验选取 20 个测试点, 并在每个测试点上采集 1 000 组 FTM 和 CSI 样本数据。



图 3 室外操场的实验场景图



图 4 室内大厅的实验场景图

#### 4.3 实验结果

图 5 和图 6 分别为室外和室内目标跟踪误差的累计分布图。在室外环境下 BCKF、EKF 和 UKF 的中值误差分别为 1.3 m、3.4 m 和 2.1 m, 80% 误差分别不超过 1.5 m、4.4 m 和 3.0 m。在复杂的室内环境中, 由于多径效应的影响, 各算法的跟踪精度均有一定程度的下降, 但与其他两种算法相比,

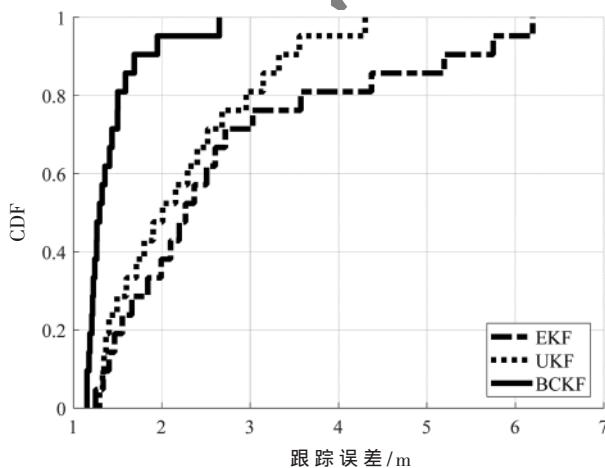


图 5 室外操场的累计分布误差

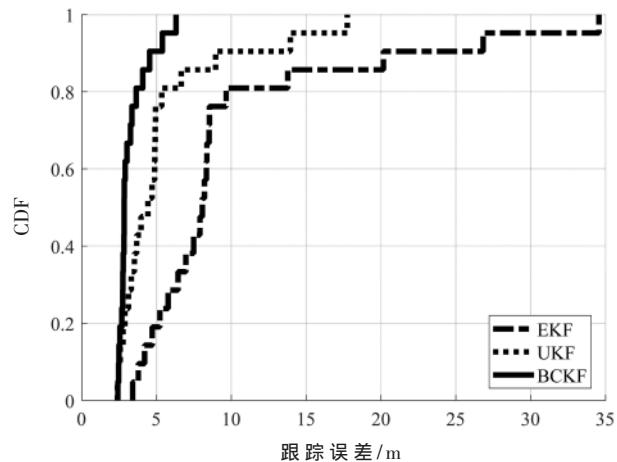


图 6 室内大厅的累计分布误差

BCKF 的中值误差为 2.8 m, 并且 80% 误差在 3.7 m 以内, 其跟踪性能有显著的提升。从表 1 所示的相对运行时间可知, BCKF 的计算复杂度比 EKF 略高, 但比 UKF 低得多。因此, BCKF 以较低的计算开销实现了更高的跟踪精度。

表 1 各算法运行时间

算法	EKF	BCKF	UKF
相对运行时间	1	1.21	2.46

#### 5 结束语

本文利用 FTM 测量 ToA 以及基于 CSI 估计 AoA, 并以此实现单站目标跟踪。为同时满足计算复杂度低、跟踪精度高的要求, 提出了 BCKF 算法。该算法首先对非线性观测方程进行伪线性化, 然后补偿估计偏差来提高跟踪精度。采用搭建的测量 FTM 和 CSI 的 WiFi 实验平台, 在室外操场和室内大厅两种场景下进行实验。结果表明 BCKF 与 EKF、UKF 算法相比, 能以较低计算开销实现更准确的单站目标跟踪。

#### 参考文献

- [1] GENNARELLI G, SOLDOVIERI F, AMIN M. Radar for indoor surveillance: state of art and perspectives[C]. Multimodal Sensing and Artificial Intelligence : Technologies and Applications, 2019, 11059 : 1105903.
- [2] ZHAO Y X, QI W D, LIU P, et al. Accurate 3D localisation of mobile target using single station with AoA-TDoA measurements[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2020, 14(6) : 954–965.

(下转第 89 页)

- [11] 李文杰, 闫世强, 蒋莹, 等. 自适应确定 DBSCAN 算法参数的算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 1-7.

(收稿日期: 2020-06-23)

作者简介:

谢家靖(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向:

图像处理与数字通信。

滕奇志(1962-), 通信作者, 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 图像处理与模式识别。

何小海(1964-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 图像处理与网络通信。

(上接第 73 页)

- [3] IBRAHIM M, LIU H, JAWAHAR M, et al. Verification: accuracy evaluation of WiFi fine time measurements on an open platform[C]. Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2018: 417-427.
- [4] KOTARU M, JOSHI K, BHARADIA D, et al. Spotfi: decimeter level localization using WiFi[C]. Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication, 2015: 269-282.
- [5] XIE Y X, LI Z J, LI M. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(6): 1342-1355.
- [6] BARRAU A, BONNABEL S. Invariant Kalman filtering[J]. Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems, 2018, 1: 237-257.
- [7] KOIVISTO M, COSTA M, HAKKARAINEN A, et al.

Joint 3D positioning and network synchronization in 5G ultra-dense networks using UKF and EKF[C]. 2016 IEEE Globecom Workshops(GC Wkshps). IEEE, 2016: 1-7.

- [8] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34(3): 276-280.
- [9] HENDERSON H V, SEARLE S R. On deriving the inverse of a sum of matrices[J]. SIAM Review, 1981, 23(1): 53-60.

(收稿日期: 2020-06-28)

作者简介:

林杰(1993-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 导航定位。

赵跃新(1992-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 导航定位。

刘鹏(1981-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 导航定位、计算机网络。

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部  
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所