

# 毫米波移动通信中基于 AUKF 的波束跟踪算法

彭章友, 李文\*

(上海大学 特种光纤与光接入网省部共建教育部重点实验室, 上海 200072)

**摘要:** 针对移动毫米波通信场景中收发波束存在角度偏差时接收信号质量急剧下降的问题, 提出一种基于自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)原理的波束跟踪算法。针对低复杂度对于移动场景的适用性, 该算法设计了一种有效的波束跟踪方案, 在模拟波束成形架构中通过训练一个波束对以跟踪一条电磁波路径来保持有效的毫米波通信。通过引入自适应调节因子, 在系统存在异常扰动时候, 可以自适应调节预测和观测协方差矩阵, 提高估计精度和收敛速度。仿真结果表明, 所提的自适应无迹卡尔曼滤波算法明显降低了移动环境中的波束跟踪误差, 具有稳健的波束跟踪能力。

**关键词:** 毫米波 MIMO 系统; 模拟波束成形; 波束跟踪; 自适应 UKF

中图分类号: TN928

文献标识码: A

## AUKF-based beam tracking algorithm in Millimeter-Wave mobile communication

PENG Zhang-You, LI Wen\*

(Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the received signal quality drops sharply when transmit and receive beams have angular deviations in a mobile millimeter wave communication scenario, this paper proposes a beam tracking algorithm based on Adaptive Unscented Kalman Filter (AUKF). Considering the applicability of low complexity for mobile scenarios, this algorithm designs an effective beam tracking scheme. In the analog beam forming architecture, a beam pair is trained to track an electromagnetic wave path to maintain an effective millimeter wave communication. By introducing an adaptive adjustment factor, the prediction and observation covariance matrices can be adjusted adaptive when there is an abnormal disturbance in the system, improving the estimation accuracy and the convergence speed. Simulation results show that the adaptive Unscented Kalman Filter algorithm in this paper significantly reduces beam tracking errors in mobile environments and has robust beam tracking capabilities.

**Key words:** millimeter-wave MIMO system, analog beam forming, beam tracking, adaptive UKF

### 引言

毫米波 (Millimeter-Wave, mmWave) 已经成为第五代蜂窝 (5G) 网络的有力支持<sup>[1-2]</sup>。模拟波束成形经常用于毫米波系统中提供发射和接收波束增益。准确的波束成形需要了解最佳波束指向, 波束指向可以通过增大开销为代价通过波束训练获得<sup>[3-4]</sup>。由于毫米波通信的高度指向性, 即使用户在非常小的范围内移动, 也将会导致通信双方的波束不再对准, 接收方无法收到来自发送方的信号, 此

时双方的通信将会中断。因此, 在信道状态快速变化的环境中, 例如车车通信环境中, 高效的波束跟踪可以避免频繁的波束切换和波束重新接入, 降低了系统开销和通信延迟。

模拟波束成形架构下的波束跟踪一般依赖于动态滤波系统实现<sup>[5]</sup>: 基于卡尔曼滤波算法 (Kalman filter, KF) 及其相关扩展算法: 扩展卡尔曼滤波算法 (Extended Kalman filter, EKF) 等。此类算法首先需要建立起包含状态方程和观测方程的数学模

收稿日期: 2020-04-01, 修回日期: 2020-11-25

Received date: 2020-04-01, Revised date: 2020-11-25

作者简介 (Biography): 彭章友 (1965-), 男, 工学博士, 教授, 主要研究方向为通信信号处理、毫米波通信技术等。E-mail: zypeng@i.shu.edu.cn

\*通讯作者 (Corresponding author): E-mail: vector@t.shu.edu.cn

型,然后在每次采样间隔内对状态矢量进行预估来达到移动目标跟踪目的。毫米波系统波束跟踪的先前工作包括<sup>[6-10]</sup>。文献[6]中的工作利用了信道的稀疏性来解决到达角(Angle-of-Arrival, AoA)和离开角(Angle-of-Departure, AoD)的估计问题。他们的追踪解决方案依赖于先前的估计相较于当前AoA/AoD估计值,变化较小的假设,并且没有探索任何信道的动态变化带来的影响。文献[7]中提出的跟踪策略是通过附加到数据包后的训练序列来检测信号强度。文献[8]中提出的波束跟踪方法是基于粒子滤波原理,粒子滤波有较高的跟踪精度,但是它带来了巨大的系统开销和跟踪时间,不适用于动态变化的毫米波信道的波束跟踪。<sup>[9-11]</sup>中提出了基于EKF的滤波方案。先前文献[9]中提出,对所有可能的波束组合进行全面扫描,用于创建应用在EKF滤波中的测量矩阵,将EKF动态滤波与非线性动态跟踪系统相结合。文献[9]中的主要缺点是需要进行全面扫描,这使得由于测量时间长,跟踪快速变化的环境变得困难。文献[10]中针对跟踪过程中训练多个波束对带来了额外开销的问题,利用EKF滤波,只训练一对光束,仅使用一次测量,使其更适合跟踪快速变化的渠道。文献[11]的方案一定程度上减少了波束扫描的次数,但是在高度非线性的跟踪系统中,EKF计算雅克比矩阵(Jacobian matrix)的操作较为复杂,同时动态跟踪性能略差。针对以上,文献[12]提出了基于无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)的跟踪算法,相较于EKF算法,文中方法适用于非线性系统且开销小,但是在实际应用中滤波初始值较为敏感,系统噪声的不确定性等问题都会影响跟踪精度的提高。

传统的UKF滤波算法对初始值比较敏感,系统噪声相关信息的不确定性以及状态模型扰动等问题都会影响系统的跟踪精度。针对UKF滤波中存在的问题,提出了在模拟波束成形架构下,适用移动环境毫米波通信的波束跟踪方法:自适应无迹卡尔曼波束跟踪算法(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF)。AUKF算法将无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)方法与波束跟踪系统相结合,使用状态空间方法跟踪一条由AoA、AoD和增益信息定义的电磁路径。进一步引入了自适应调节因子,在系统噪声方差较大时,可以自适应调节预测和观测协方差矩阵,提高系统滤波的估计精度

和收敛速度。

本文其他部分安排如下,第1部分介绍了毫米波信道模型和动态系统模型;第2部分详细介绍了基于AUKF的波束跟踪算法;第3部分对该算法的跟踪效果进行了仿真分析,并对比其他算法的性能;第4部分对文章做了总结。

## 1 研究内容

### 1.1 系统模型

考虑时变几何通道作为信道模型<sup>[10]</sup>,在 $k$ 时刻:

$$\mathbf{H}[k] = \sum_{n=1}^{N[k]} \alpha_n[k] \mathbf{a}_r(\phi_{n,A}[k]) \mathbf{a}_t^*(\phi_{n,D}[k]), \quad (1)$$

其中, $\mathbf{H}[k]$ 表示时刻 $k$ 时候的信道矩阵, $(\cdot)^*$ 表示共轭转置, $N[k]$ 表示路径的数量。 $\alpha_n[k]$ 表示路径的复增益, $\phi_{n,A}[k]$ 和 $\phi_{n,D}[k]$ 分别表示第 $n$ 条路径的AOA和AOD。 $\mathbf{a}_r(\cdot)$ 和 $\mathbf{a}_t(\cdot)$ 分别是接收和发送阵列的响应向量,我们假设发送端和接收端两者都具有统一的线性阵列(Uniform linear array, ULA)。ULA的阵列响应向量为:

$$\mathbf{a}(\phi) = \frac{1}{\sqrt{M}} \left[ 1, e^{j \frac{2\pi}{\lambda} d \cos(\phi)}, \dots, e^{j(M-1) \frac{2\pi}{\lambda} d \cos(\phi)} \right]^T, \quad (2)$$

$\lambda$ 为载波波长, $d$ 为天线间隔, $M$ 为天线数。为了简单起见,这里考虑2D模型,只考虑方位角。此处也可以使用均匀的平面阵列将跟踪算法扩展到3D信道模型。接下来描述动态系统的状态模型和观测模型。基于对单个传播路径的跟踪,可以相应地调整发射和接收光束保持对准。结合信道模型,使用波束形成器 $f$ 和组合器 $w$ 时的接收信号可以写成:

$$\begin{aligned} y[k] &= \alpha_i[k] w^* \mathbf{a}_r(\phi_{i,A}[k]) \mathbf{a}_t^*(\phi_{i,D}[k]) f \\ &+ \sum_{n \neq i} \alpha_n[k] w^* \mathbf{a}_r(\phi_{n,A}[k]) \mathbf{a}_t^*(\phi_{n,D}[k]) f + r[k], \quad (3) \\ &= \alpha_i[k] w^* \mathbf{a}_r(\phi_{i,A}[k]) \mathbf{a}_t^*(\phi_{i,D}[k]) f + r[k] \end{aligned}$$

通常假设毫米波通道是稀疏信道<sup>[11-12]</sup>,在这里,假设稀疏性使路径可能彼此分开,跟踪主光束内的路径(随着光束变窄,此假设更为准确)。所有其他路径都属于旁瓣方向,将被视为在叠加在公式(3)中的噪声变量 $r[k]$ 。现在我们描述状态演化模型。定义状态向量:

$$\mathbf{x}[k] = [\alpha_R[k], \alpha_I[k], \phi_A[k], \phi_D[k]]^T, \quad (4)$$

其中 $\alpha[k] = \alpha_R[k] + j\alpha_I[k]$ ,注意到通过使用 $\alpha[k]$ 的实部和虚部,状态向量 $\mathbf{x}[k]$ 是一个实向量,有助于避免当实数和复数混合在一起时的实现问题。

我们假设 $\alpha_i[k]$ 遵循一阶高斯-马尔可夫模型:

$$\alpha_i[k+1] = \rho\alpha_i[k] + \zeta[k] \quad , \quad (5)$$

其中 $\rho$ 是相关系数,  $\zeta[k] \sim \mathcal{N}(0, (1-\rho^2)/2)$ ,  $i \in \{R, I\}$ 。状态模型受到高斯噪声的影响, 可以写成:

$$\mathbf{x}[k] = \mathbf{F}\mathbf{x}[k-1] + \mathbf{q}[k-1] \quad , \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{F} = \text{diag}([\rho, \rho, 1, 1])$ , 其中 $\text{diag}(\mathbf{a})$ 表示对角矩阵, 其对角元素来自于向量 $\mathbf{a}$ 。假定AoA和AoD和 $\alpha[k]$ 三者之间, 且有 $\mathbf{q}[k] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sum_q)$ , 有:

$$\sum_q = \text{diag}([1-\rho^2, 1-\rho^2, \sigma_a^2, \sigma_b^2]) \quad . \quad (7)$$

为了完善状态空间模型, 需要推导出来观测方程。类似文献[12], 可以通过波束调向来使得主波束方向指向 $\bar{\phi}$ 角度。通过这种方法, ULA每个元素的系数可以写成公式(2)中的 $\mathbf{a}(\bar{\phi})$ 。注意, 所有阵列加权系数具有相同的幅度。这个是移相器的恒定幅度约束。让组合器 $\mathbf{w}$ 的指向角度为 $\bar{\phi}_A$ 有:

$$\mathbf{w}^*(\bar{\phi}_A)\mathbf{a}_r(\phi_A) = \frac{1}{N_r} \frac{1 - e^{jN_r k(\cos\phi_A - \cos\bar{\phi}_A)}}{1 - e^{jk(\cos\phi_A - \cos\bar{\phi}_A)}} \quad . \quad (8)$$

为了简化上述公式, 考虑使用这样一个公式,  $\sum_{i=0}^{M-1} a^i = (1-a^M)/(1-a)$ 。类似的, 可以让 $\bar{\phi}_D$ 为是波束形成器 $\mathbf{f}$ 的指向方向, 同理计算 $\mathbf{a}_i^*(\phi_D)\mathbf{f}(\bar{\phi}_D)$ , 定义 $\Phi_A = \cos\phi_A - \cos\bar{\phi}_A$ 和 $\Phi_D = \cos\phi_D - \cos\bar{\phi}_D$ 其中 $N_r$ 和 $N_t$ 是接收端和发送端的天线数量,  $h[k]$ 是观测方程,  $r[k]$ 是观测噪声, 最终接收信号如下:

$$\begin{aligned} y[k] &= h[k] + r[k] \\ &= \frac{\alpha[k]}{N_r N_t} \frac{1 - e^{jN_r k \Phi_A}}{1 - e^{jk \Phi_A}} \frac{1 - e^{jN_t k \Phi_D}}{1 - e^{jk \Phi_D}} + r[k] \quad . \quad (9) \end{aligned}$$

## 2 AUKF波束跟踪算法

上节建立了波束跟踪系统的状态和观测模型之后, 本节提出一种自适应无迹卡尔曼波束跟踪算法AUKF。算法采用UKF滤波原理对系统状态进行跟踪, 获得的信道估计信息可以用来实时调整阵列天线的波束赋形矢量, 达到实时波束跟踪的目的。为了进一步提高波束跟踪的精度和稳健性, 在UKF算法的方差计算中引入自适应调节因子, 可以自适应平衡状态方程和观测信息的权重比, 能够较好地控制状态模型扰动对滤波解的影响。

### 2.1 波束跟踪流程

文章所提出的波束跟踪算法的流程概览如图1所示。假定存在一个AoA/AoD估计器, 该估计器可以输出结果可以作为跟踪算法的初始设置值, 来调

整发送和接收波束对。注意到 $\bar{\phi}$ 是波束指向, 也是公式(8)中定义的观测方程 $h(\cdot; \bar{\phi})$ 的参数。此处希望角度 $\bar{\phi}$ 和 $\hat{\phi}$ 两者之间的差值足够小, 这样波束可以认为是对准的(差值在半波宽度内甚至更小)。如果不能保持波束校准状态,  $h(\mathbf{x}; \bar{\phi})$ 函数的值就变得较小, 观测值 $y[k]$ 中的SNR值就会降低, 会加速跟踪结果的失准发散。由于跟踪误差会随时间累积, 因此应针对某个阈值 $\phi_{th}$ 检查跟踪的有效性。路径本身也可能在某个时间点消失(例如, 由于阻塞)。如果检测到跟踪不再可靠或路径不再存在, 则应重新信道估计。本文的工作专注于跟踪部分, 表中阴影部分的工作不在本文的范围, 但却是系统的必要部分, 可以作为未来研究方向。

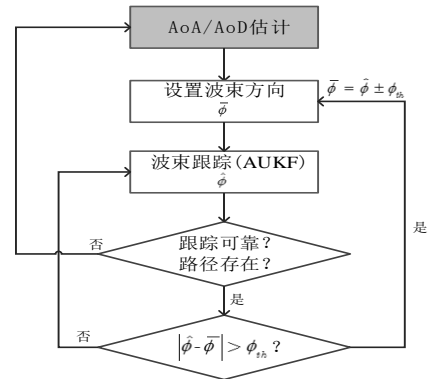


图1 波束跟踪流程

Fig. 1 Beam tracking process

### 2.2 AUKF算法流程

文中所提的AUKF算法利用了UKF动态滤波原理, 在解决非线性问题时, 相对于其他算法, 比如EKF和粒子滤波(Particle filter, PF), 它无需计算雅克比矩阵或者大量粒子的采样, 有较小的复杂度<sup>[13]</sup>。通过引入了自适应调节因子, 可以很好对抗系统扰动, 提高估计精度和收敛速度<sup>[14-15]</sup>。AUKF波束跟踪系统如下图2。在系统估计基础上, 跟踪通信波束对的增益和角度信息作为系统的状态, 接收机接收信号作为观测数据, 两部分数据融合产生最终估计, 并以最终估计值实时调整收发阵列天线的波束矢量以适应变化信道, 获得更好的信噪比。

基于以上的跟踪系统, AUKF算法的迭代过程如下所示:

1. UKF算法首先要构造Sigma散点集, 设状态向量为 $n$ 维,  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为时刻 $k-1$ 的状态向量估计值,  $\mathbf{P}_{k-1}$ 为该时刻状态向量的协方差矩阵,  $2n+1$ 维的Sigma

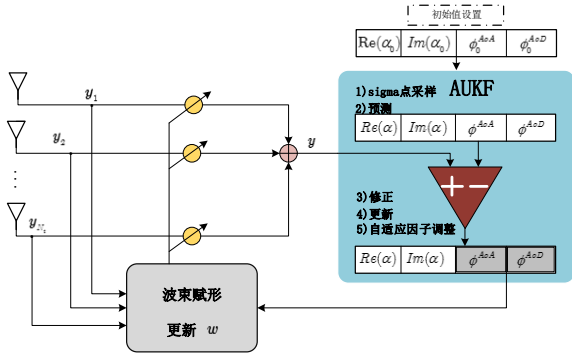


图2 AUKF波束跟踪系统

Fig. 2 AUKF beam tracking system

点集可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{0,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{x}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \sqrt{(n+\kappa)P_{i,k-1}}, i=1, \dots, n \\ \mathbf{x}_{i+n,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \sqrt{(n+\kappa)P_{i,k-1}}, i=1, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

对应采样点的一阶二阶系数为:

$$W_i^m = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda), i=0 \\ 1/2(n+\lambda), i \neq 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) + 1 + \beta - \alpha^2, i=0 \\ 1/2(n+\lambda), i \neq 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ , 参数  $\alpha$  决定第  $i$  个 Sigma 点在状态均值  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  周围的扩展空间, 是取值区间为  $[0.0001, 1]$  的常数, 仿真中取 1;  $\kappa$  为冗余量, 我们设为 0;  $\beta$  为与状态向量的先验分布相关的参数, 对高斯分布,  $\beta = 2$  为最优,  $n = 4$  是状态的维度。

2. 计算目标状态预测的均值和方差。由时刻  $k-1$  的  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  和  $P_{k-1}$  来计算 Sigma 点集  $\mathbf{x}_{i,k-1}$  ( $i=0, 1, \dots, L$ ), 通过非线性函数  $F_{k-1}(\bullet) + \mathbf{q}_{k-1}$  传播为  $\mathbf{x}_{i,k/k-1}$ , 由  $\mathbf{x}_{i,k/k-1}$  可得状态向量预测值  $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$  及误差协方差阵  $P_{k/k-1}$ 。

$$\mathbf{x}_{i,k/k-1} = F_{k-1}(\mathbf{x}_{i,k-1}) + \mathbf{q}_{k-1} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} &= \sum_{i=0}^L W_i^m \mathbf{x}_{i,k/k-1} \\ &= \sum_{i=0}^L W_i^m F_{k-1}(\mathbf{x}_{i,k-1}) + \mathbf{q}_{k-1} \end{aligned} \quad (14)$$

$$P_{k/k-1} = \sum_{i=0}^L W_i^c (\mathbf{x}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})(\mathbf{x}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})^T + Q_{k-1} \quad (15)$$

3. 计算观测值的均值和方差。同理, 利用前面的 Sigma 点集, 通过非线性量测函数  $h_k(\bullet) + \mathbf{r}_k$  传播为  $\chi_{i,k/k-1}$ , 这是对公式(9)中接收信号  $y[k]$  的点集采样。用由  $\chi_{i,k/k-1}$  可得输出预测值  $\hat{z}_{k/k-1}$  及自协方差阵

$P_{\hat{z}_k}$  和互协方差阵  $P_{\hat{x}_k \hat{z}_k}$ :

$$\chi_{i,k/k-1} = h_k(\mathbf{x}_{i,k/k-1}) + \mathbf{r}_k \quad (16)$$

$$\hat{z}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^L W_i^m \chi_{i,k/k-1} = \sum_{i=0}^L W_i^m h_k(\mathbf{x}_{i,k/k-1}) + \mathbf{r}_k \quad (17)$$

$$P_{\hat{z}_k} = \sum_{i=0}^L W_i^c (\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})(\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})^T + R_k \quad (18)$$

$$P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^L W_i^c (\mathbf{x}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})(\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})^T \quad (19)$$

4. 计算后验目标状态的均值和方差。在获得新的量测后  $z_k$ , 进行滤波量测更新:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (z_k - \hat{z}_{k/k-1}) \\ \mathbf{K}_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k}^{-1} \\ P_k = P_{k/k-1} - \mathbf{K}_k P_{\hat{z}_k} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (20)$$

令  $Q_k = \Sigma_u$ , 且不随时间变化。初始条件是:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}[0|-1] &= \hat{\mathbf{x}}_0 \\ P_{0|-1} &= \Sigma_u \end{aligned} \quad (21)$$

其中  $\hat{\mathbf{x}}_0$  是估计器估计量。  $P_{0|-1}$  设置的合理性在于, 如果有一个精确的估计器在跟踪之前一个时隙执行了估计, 则误差将主要归因于动态系统的跟踪过程的噪音  $u$ 。

5. UKF 滤波受初始值影响较大, 此外系统噪声同样也会影响滤波结果。为了减少这些影响, 自适应调节相关的方差矩阵, 可以在一定程度上改变其在滤波过程的作用<sup>[14]</sup>。定义:  $er_k = z_k - \hat{z}_{k/k-1}$ , 构造自适应因子,  $\alpha_k$  ( $0 \leq \alpha_k \leq 1$ )。

$$\alpha_k = \begin{cases} 1 & \text{tr}(er_k \cdot er_k^T) \leq \text{tr}(P_{\hat{z}_k}) \\ \frac{\text{tr}(P_{\hat{z}_k})}{\text{tr}(er_k \cdot er_k^T)} & \text{tr}(er_k \cdot er_k^T) > \text{tr}(P_{\hat{z}_k}) \end{cases} \quad (22)$$

当 UKF 算法初始值存在误差或系统存在异常扰动时, 自适应因子  $\alpha_k < 1$ , 此时模型预测信息对最终滤波解的贡献小; 当预测信息明显异常的时候,  $\text{tr}(er_k \cdot er_k^T)$  会很大, 此时自适应因子接近于 0, 预测完全不起作用, 从而控制了模型误差对滤波解的影响。仿真中  $\alpha_k$  的初始值都设置为  $\alpha_0 = 1$ 。最终可以对协方差矩阵公式(18)、(19)、(20)进行修正得到:

$$\begin{cases} P_{\hat{z}_k} = \frac{1}{\alpha_k} \sum_{i=0}^L W_i^c (\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})(\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})^T + R_k \\ P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \frac{1}{\alpha_k} \sum_{i=0}^L W_i^c (\mathbf{x}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})(\chi_{i,k/k-1} - \hat{z}_{k/k-1})^T \\ P_k = \frac{1}{\alpha_k} P_{k/k-1} - \mathbf{K}_k P_{\hat{z}_k} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (23)$$

### 3 算法仿真分析

本节对 AUKF 算法的跟踪性能进行数值研究。首先研究了信噪比,阵列大小,以及噪声方差对跟踪性能的影响。最后将文中所提算法对比经典的 EKF 和 UKF 算法,显示了该算法对波束跟踪的稳健性。在算法处理过程中,实时跟踪了波束的路径增益和角度,但是因为波束跟踪的关键在于角度的失准与否,所以在这里,仅显示 AoA 的变化情况,因为 AoD 的变化类似。

#### 3.1 信噪比 SNR 的影响

图 3 显示了在不同 SNR 时 AUKF 跟踪算法的角度误差随着时间累积的变化图。此处的 SNR 包括天线增益。在此仿真中,  $N_t = N_r = 16$ , 初始 AoA 和 AoD 为  $45^\circ$ ,  $\rho = 0.995$ ,  $\sigma_A^2 = \sigma_D^2 = (0.5^\circ)^2$ 。请注意,尽管  $0.5^\circ$  的角度变化看起来非常小,此处的时隙持续时间可以是毫秒级或更短(一个数据包的持续时间),时间索引单位为 1,这实际上对应于相当快的角度变化。文中所有仿真每个时刻点的角度误差是通过平均进行 3 000 多次仿真得出的。

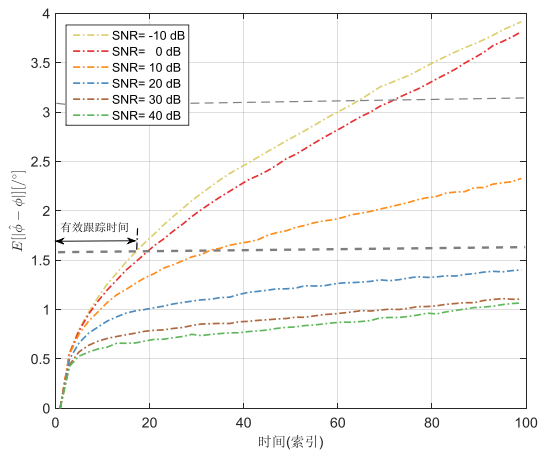


图 3 不同 SNR 下随时间变化的角度误差图  
Fig. 3 Angle error chart with time under different SNR

图 3 显示了 SNR 分别为 -10、0、10、20、30 和 40 dB 的时跟踪算法里面针对时间索引的角度误差变化情况。可以看到 20~40 dB 之间的差异较小, -10~0 dB 之间的差异也是较小的。10 dB 曲线是个明显的分界线,高于此 SNR 时候,波束跟踪的角度误差较小,而低于此 SNR 的时候估计的角度误差很大。从图上的曲线可以看出信噪比越大,估计的角度误差越小,但是无论何种信噪比下,算法的角度误差都是随着时间而逐渐变大。为了大致得到有效的跟踪保持时间,此处确定了角度超过给定阈值的时间索引。此处阈值参

考  $\sqrt{E[|\phi[k] - \hat{\phi}[k]|]} = BW/4$ 。其中 BW 是半功率波束宽度。仿真设置中,根据系统设置大约有  $BW = 6.3^\circ$ ,选择阈值的合理性是,如果 AoA/AoD 偏离实际的主光束方向小于波束宽度的四分之一,则认为波束已失准。该阈值由图 3 中的虚线表示,结果在表 1 中给出。由于 AoA 和 AoD 均设置为由相同方差的过程噪声驱动,因此两个角度的变化相似。跟踪保持有效的持续时间随 SNR 的增加而增加, SNR 在介于 10 dB 上下之间有个大的误差跳变。这意味着在低 SNR 时跟踪效果不佳,并且在高信噪比下波束跟踪持续时间变得较大。

表 1 有效波束跟踪时间(按时隙计算/1)

Table 1 Effective beam tracking time (time slot calculation/1)

SNR[dB]	-10	0	10	20	30	40
AOA	18	20	36	>100	>100	>100
AOD	16	21	37	>100	>100	>100

#### 3.2 阵列大小的影响

图 4 显示了 SNR 为 20 dB 时的跟踪算法的角度误差图。其中  $\sigma_A^2 = \sigma_D^2 = (0.5^\circ)^2$ , 并且使用不同的数量的天线阵列。初始 AoA 和 AoD 为  $45^\circ$ ,  $\rho = 0.995$ 。此处使用的 SNR 定义是包括天线增益的 SNR。这样可确保所有阵列尺寸都受到相同的测量噪声。

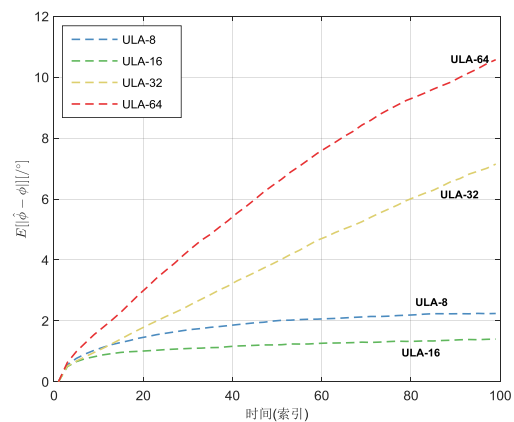


图 4 不同阵列大小跟踪算法的角度误差图  
Fig. 4 Angle error in tracking algorithm of different array size

从图 4 可以看出,阵列大小并非是越大越好。从 ULA-8 到 ULA-16 时候,阵列数量越大,跟踪的角度误差越小。进一步增大阵列数量,由 ULA-32 到 ULA-64 时候,估计的角度误差越来越大。一个合

的解释是,阵列合理大小取决于角度变化速率。如果角度变化较快,即 $\sigma_A^2 = \sigma_D^2$ 越大,此时较少的阵列产生较宽波束,获得较好的信噪比;大阵列具有较窄的光束,这对角度的变化更敏感,跟踪精度更高,但当波束变得太窄,过程噪声可能会导致角度超出对准范围,在快速变化信道中容易波束失准。如图4中 $(0.5^\circ)^2$ 的ULA-64中那样,性能比其他较小的阵列差很多。得出结论,为了获得最佳性能,必须根据AoA/AoD的变化率适当选择阵列大小。太小的阵列对角度的变化不够敏感,而太大的阵列在测量过程中可能会发生失准的情况。

### 3.3 角度变化速率 $\sigma^2$ 的影响

本节探究角度变化速率对跟踪性能的影响。

图5显示了SNR为20dB时的跟踪算法的角度误差图。其中,天线数量为16,与之前类似,初始AoA和AoD为 $45^\circ$ , $\rho = 0.995$ 。并且有 $\sigma_A^2 = \sigma_D^2$ ,角度变化率设为从小到大0.2、0.4、0.5和1.0四种情况。

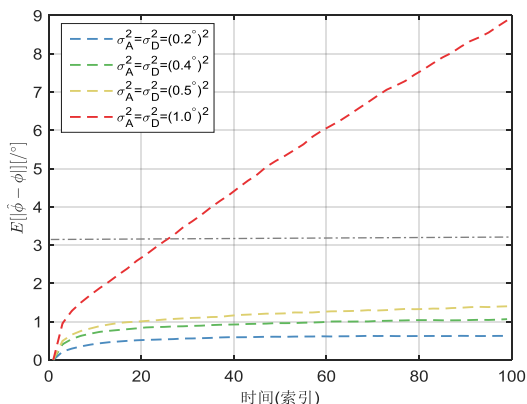


图5 不同角度变化率跟踪算法的角度误差图

Fig. 5 Angle error in tracking algorithm with different angle change rate

从图5可以看出,随着角速率变化越来越大,估计得到的角度和实际角度之间的角度误差越来越大。较高的速率变化时候,随着时间累积,角度偏离值也越来越大。

### 3.4 与已有算法的比较

常见的波束跟踪算法有:(1)基于卡尔曼滤波算法及其延伸扩展算法:扩展卡尔曼滤波算法(EKF)等<sup>[9-11]</sup>。(2)基于粒子滤波算法及其扩展算法<sup>[8]</sup>。(3)基于无迹卡尔曼滤原理的算法<sup>[12]</sup>。本节将所提的AUKF方法与文献[10]中的EKF、文献[12]中的UKF算法以及文献[8]中的粒子滤波(PF)算法进行了跟踪误差和跟踪计算复杂度的比较。

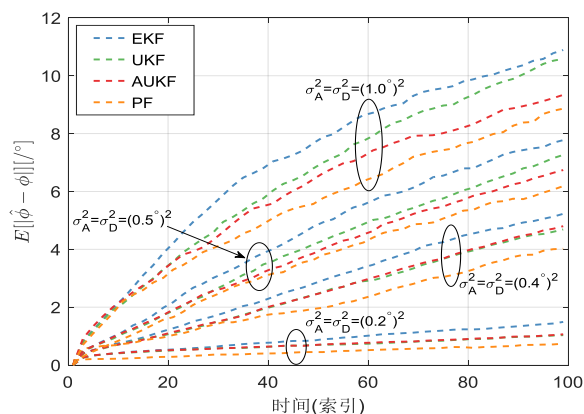


图6 不同算法的波束跟踪误差比较

Fig. 6 Comparison of beam tracking errors of different algorithms

图6显示了几种不同算法的跟踪角度偏差随跟踪时间的变化。其中天线数量为32,信噪比设置为20 dB。与之前类似,初始AoA和AoD为 $45^\circ$ , $\rho = 0.995$ 。并且有 $\sigma_A^2 = \sigma_D^2$ ,角度变化率设为从小到大0.2、0.4、0.5和1.0四种情况。从图6可以看出,无论是对于哪种角度变化速率,所提出的AUKF算法接近PF的性能,都取得了相对较低的角度估计误差。其中UKF算法性能其次,要优于传统的基于EKF的滤波算法。此外有,在角度变化速率较低时候, $\sigma^2 = (0.2^\circ)^2$ 和 $\sigma^2 = (0.4^\circ)^2$ 时候,文中的AUKF算法和UKF算法的估计误差相差较小,几乎可以忽略;但是在较大的角度变化时候 $\sigma^2 = (0.5^\circ)^2$ 和 $\sigma^2 = (1.0^\circ)^2$ 时候,本文的AUKF算法相较于UKF和EKF算法,可以更好地降低估计误差。

对于跟踪算法的复杂度,一般跟踪系统都是在跟踪时隙内进行数据处理,此处用每种算法的系统计算时间来衡量不同跟踪算法的处理复杂度。一般来说粒子滤波的精度是最高的,但是高精度的滤波需要采样大量的粒子,使得算法的复杂度过高。考虑连续的100个离散时刻,每个离散时刻进行一次跟踪估计,下表对比了EKF,UKF,AUKF算法和PF算法的跟踪时间。包括各种算法单个时刻的平均运行时间,和连续100个时刻的运行总时间。其中粒子滤波中采样粒子选取100个。本文运行Matlab程序的电脑的配置如下:处理器: Intel(R) Pentium(R) CPU G480 @2.80GHz,安装内存:4.0 GB,系统类型:64位操作系统,上述配置下,关闭其他非必要的系统进程,用Matlab的tic和toc命令计算得到的算法运行时间归纳在下面的表格:

表2 不同算法波束跟踪的复杂度比较(按时间计算)

Table 2 Comparison of the complexity of different algorithms for beam tracking (calculated by time)

	EKF <sup>[10]</sup>	UKF <sup>[12]</sup>	AUKF	PF <sup>[8]</sup>
单个时刻运行时间(s)	8.36e <sup>-04</sup>	6.36e <sup>-04</sup>	7.24e <sup>-04</sup>	0.33
100个时刻 运行时间(s)	0.0836	0.0636	0.0724	32.9669

上述表格可以看出,PF算法在仅仅100个采样粒子情况下,系统运行的时间相较于其他的算法要大的很多,短短100个时隙内计算时间长达几十秒,这类算法对于快速波束训练和跟踪系统来说缺乏适用性。EKF算法相较于基于UKF原理的算法因为多了矩阵求逆也相应增加了计算时间。所提的AUKF算法基于UKF原理改进,较于UKF算法的计算时间略微增加,但是却可以在角度变化快的环境中提高跟踪精度。

因此,可以得出结论,本文算法有着较低的跟踪复杂度,同时在具有相对较低的角度估计误差之时,在较高的角度变化情况下依旧可以保持相对较高的跟踪精度。文中所提方法更适用于快速变化的环境中的波束跟踪应用。

#### 4 结论

基于模拟波束赋形架构,文中提出了AUKF波束跟踪算法。基于UKF算法对系统的状态进行跟踪,通过引入自适应衰减因子,自动调节相关的协方差矩阵,减少系统异常扰动带来的估计误差。此外,文章进一步研究了SNR大小、角度变化速率和阵列数目对跟踪性能的影响。仿真结果表明,相较于已有的跟踪算法,比如EKF和UKF算法,本文所提出的算法有着较低的复杂度,波束跟踪误差更小。最重要的是,文中的自适应改进策略在角度变化率较大时候,相较于其他算法依旧可以保持较好的估计精度,所提的波束跟踪算法更适用于移动毫米波通信场景。

#### References:

[1] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems [J]. *IEEE communications surveys & tutorials*, 2019, **21**(3): 2334-2360.

[2] Li Yong-Qiang, Yuan Ming-Hui. Measurement and analysis of large scale fading characteristics of outdoor high frequency segment in urban environment [J]. *ELECTRONIC MEASUREMENT TECHNOLOGY*, (李勇强,袁明辉.城

市环境下室外高频大尺度衰落特性测量及分析, *电子测量技术*)2018(2): 61-65.

- [3] Zhang R, Zhang H, Xu W. Fast beam alignment algorithm for multi-user mmWave communications [J]. *Electronics Letters*, 2018, **54**(25): 1456-1458.
- [4] Sheeba J M, Deepa S. Beamforming Techniques for Millimeter Wave Communications—A Survey [C]//International Conference on Emerging Current Trends in Computing and Expert Technology. Springer, Cham, 2019: 1563-1573.
- [5] LI Hui. Research on millimeter wave analog beamforming technology [D]. Beijing University of Posts and Telecommunications, (李辉.毫米波模拟波束赋形技术研究)2017.
- [6] Duan Q, Kim T, Huang H, et al. AoD and AoA tracking with directional sounding beam design for millimeter wave MIMO systems [C]//2015 IEEE 26th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). IEEE, 2015: 2271-2276.
- [7] Hosoya K, Prasad N, Ramachandran K, et al. Multiple sector ID capture (MIDC): A novel beamforming technique for 60-GHz band multi-Gbps WLAN/PAN systems [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, **63**(1): 81-96.
- [8] Lim J, Park H M, Hong D. Beam Tracking under Highly Nonlinear Mobile Millimeter Wave Channel [J]. *IEEE Communications Letters*, 2019: 1-1.
- [9] Zhang C, Guo D, Fan P. Tracking angles of departure and arrival in a mobile millimeter wave channel [C]//2016 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2016: 1-6.
- [10] Va V, Vikalo H, Heath R W. Beam tracking for mobile millimeter wave communication systems [C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). IEEE, 2016: 743-747.
- [11] XIN Xin, YANG Yan. Research on Extended Kalman Filter Algorithm for Millimeter Wave Beam Tracking [J]. *Journal of Microwaves*, (辛鑫,杨焱.面向毫米波波束跟踪的扩展卡尔曼滤波算法研究, *微波学报*)2019(6): 4.
- [12] Ge Y, Zeng Z, Zhang T, et al. Unscented Kalman Filter Based Beam Tracking for UAV-enabled Millimeter Wave Massive MIMO Systems [C]//2019 16th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS). IEEE, 2019: 260-264.
- [13] WU Chun-Ling, LI Yong-Ping, XIE Mei-Mei, et al. Iterative adaptive volume Kalman filter algorithm. [J]. *ELECTRONIC MEASUREMENT TECHNOLOGY*, (巫春玲,李永萍,谢美美,等.迭代自适应容积卡尔曼滤波算法, *电子测量技术*)2019, **42**(17): 65-70.
- [14] ZHANG Zhou-Can, XIE Chang-Jun, CAO Xia-Ling, et al. SOC Estimation of Lithium Battery Based on Improved Adaptive Unscented Kalman Filtering [J]. *Automobile Technology*, (张周灿,谢长君,曹夏令等.基于改进自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计, *汽车技术*)2018(03): 10-15.
- [15] XIONG Kui-Yu, HU Xiao-Yang. Research on Radar Ranging Algorithm Based on Unscented Kalman Filter [J]. *Software Guide*, (熊奎允,胡晓阳.基于无迹卡尔曼滤波器的雷达测距算法研究, *软件导刊*)2017, **16**(01): 32-34.