

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519172

# 基于改进 KF 的 Chan-Taylor 三维室内定位算法\*

侯华 许金倩 王殿成 王妍

(河北工程大学信息与电气工程学院 邯郸 056038)

**摘要:** 针对多径干扰以及非视距传播导致三维定位精度低的问题,本文提出一种基于自适应卡尔曼滤波的 Chan-Taylor 融合定位算法。该算法首先利用改进的 KF 算法对基于 TDOA 的测量值进行预处理以抑制噪声干扰;然后采用 Chan 算法和 Taylor 算法分别对预处理结果进行位置解算,得到初始位置估计;最后以 Chan 算法求解得到的初始位置估计与 Taylor 算法求解得到的初始位置估计之差作为迭代触发条件,若该差值超出设定阈值,则进入 Taylor 迭代;否则,直接输出初始位置估计。仿真实验表明,与 Chan 算法、KF-Chan 算法、Chan-Taylor 算法和加权 Chan-Taylor 算法的定位精度相比,本文算法的定位精度分别提升了 87.64%、75.95%、53.52% 和 40.30%。

**关键词:** 三维定位;自适应卡尔曼滤波算法;融合定位算法;Chan 算法;Taylor 算法

**中图分类号:** TN925 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1020

## Three-dimensional indoor positioning algorithm based on improved KF and Chan-Taylor

Hou Hua Xu Jinqian Wang Diancheng Wang Yan

(School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China)

**Abstract:** To address the problem of low 3D positioning accuracy caused by multipath interference and non-line-of-sight propagation, this paper proposes an adaptive Kalman filter-based Chan-Taylor fusion positioning algorithm. First, an improved KF is applied to preprocess the TDOA-based measurements to suppress noise interference. Then, the Chan algorithm and the Taylor algorithm are respectively used to compute the position estimates based on the preprocessed data, providing initial location estimates. Finally, the difference between the initial estimates obtained by the Chan and Taylor algorithms is used as the iteration trigger condition: If the difference exceeds a predefined threshold, the algorithm enters Taylor iteration; otherwise, the initial position estimate is directly output. Simulation results show that, compared with the Chan algorithm, the KF-Chan algorithm, the Chan-Taylor algorithm, and the weighted Chan-Taylor algorithm, the proposed method improves positioning accuracy by 87.64%, 75.95%, 53.52% and 40.30%, respectively.

**Keywords:** three-dimensional positioning; adaptive Kalman filtering algorithm; fusion positioning algorithm; Chan algorithm; Taylor algorithm

## 0 引言

随着信息技术的飞速发展,位置信息服务在智能交通、无人机导航、智慧医疗等领域的应用日益普及。超宽带 (ultra-wideband, UWB)<sup>[1]</sup>、蓝牙<sup>[2]</sup>、Wi-Fi<sup>[3]</sup> 和 Zigbee 等<sup>[4]</sup> 无线通信技术在定位应用中发挥着重要的作用。其中, UWB 技术凭借其纳秒级脉冲信号特性,展现出厘米级的高精度定位能力、出色的抗多径干扰能力以及极低的系统响应延迟能力,使其在三维空间复杂环境下实时定位时具

有显著优势。常见的无线通信测距定位算法有基于信号到达时间 (time of arrive, TOA) 的定位算法<sup>[5]</sup>、基于信号到达时间差 (time difference of arrival, TDOA) 的定位算法<sup>[6]</sup>、基于接收信号强度 (received signal strength in dication, RSSI) 的定位算法<sup>[7]</sup> 和基于到达角度 (angle of arrive, AOA) 的定位算法<sup>[8]</sup> 等。这些算法各具特点,但是在实际应用中也都存在一定的局限性。基于 RSSI 的定位算法实现简单但易受环境干扰,定位结果稳定性较弱;基于 AOA 的定位算法可实现较高的定位精度,但对天线阵列设计和

收稿日期:2025-06-23

\* 基金项目:中央引导地方科技发展资金项目(236Z0401G)、河北省自然科学基金-京津冀基础研究专项(F2024402027)资助

信号处理能力的要求较高,导致成本和能耗大幅上升。基于 TOA 的定位算法可提供亚米级定位精度,但对时钟同步要求极为严格。相比之下,基于 TDOA 的定位算法通过测量信号到达不同基站的时间差实现定位,仅需保证基站间时钟同步,系统复杂度较低;同时,其对多径环境具有较强的鲁棒性,适用于复杂场景的高精度定位。因此本文选择基于 TDOA 的定位算法作为定位算法。

经典的基于 TDOA 定位解算算法涵盖了 Fang 算法、Chan 算法<sup>[9]</sup>、Taylor 展开算法以及卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法等。Chan 算法计算效率较高,适用于实时定位场景;但是在非视距(non-line-of-sight, NLOS)环境下,其测量结果易受噪声干扰,定位精度也有所下降。Taylor 算法具有较高的定位精度,但对初始位置估计的选取依赖性较强,若初始位置估计偏差较大会导致 Taylor 算法难以收敛。文献[10]提出 Chan-Taylor 的联合算法,其将 Chan 算法的估计值用作 Taylor 算法的初始位置估计值,增强了算法的稳定性与收敛性。在实际环境中,由多个基站测量信号到达时间差获得的 TDOA 数据易受多径和 NLOS 干扰的影响,进而降低了 Chan 算法的定位精度。文献[11]提出了一种基于 Chan-Taylor 的加权视距重构算法,首先利用 Chan 算法获得初始解,其次结合 Taylor 算法进行迭代优化,并通过加权策略融合两者的结果,有效抑制了 NLOS 干扰。文献[12]在经典 Chan 算法的基础上提出了基于 Chan 的反距离加权插值(inverse distance weight, IDW)算法。该算法首先利用 K-means 聚类算法对采集的测距数据进行聚类分析与异常值剔除,然后通过 IDW 对多组定位结果进行加权融合,以确定目标的最优坐标位置。文献[13]先由 Chan 算法获取初始位置估计,再通过粒子滤波对其优化,作为 Taylor 算法的初始值,并在 Taylor 迭代中引入一维线性搜索动态调整步长,以提升定位精度。文献[14]使用简化的 Taylor 算法获得初步定位结果,结合测距信息,通过筛选函数剔除异常基站数据,最终基于筛选后的数据采用 Chan 算法实现目标定位。尽管上述方法在提升定位精度方面取得了一定的效果,但是在多基站处于 NLOS 复杂环境时,使用加权系数优化或剔除较大误差结果的定位算法所取得的优化效果明显减弱,且 TDOA 初始测量值中的干扰尚未得到有效抑制。

KF 滤波算法<sup>[15-16]</sup>具有出色的状态估计能力,可以有效利用系统状态的时间相关性,并结合预测和更新机制,有效平滑 TDOA 测量值并降低瞬间误差的干扰,具有较高的数据可靠性。为抑制多径和 NLOS 误差,文献[17]将经过 KF 滤波算法重构处理的 TDOA 测量值代入 Chan 算法进行位置估计,进一步提高了定位精度。然而, KF 滤波算法仅适用于线性高斯系统,其状态转移方程和观测模型需满足线性假设,且系统噪声与观测噪声需符合高斯分布。在实际定位环境中,容易受到多径传播、NLOS 干扰等因素的影响,系统噪声和观测噪声往往呈现出非线性、非高斯特

征,该特征限制了标准 KF 滤波算法在建模精度与滤波性能上的表现,使 KF 滤波算法难以满足复杂环境的精准定位需求。

本文提出了一种融合优化定位算法。首先,采用改进的自适应 KF 滤波算法对 TDOA 测量值进行预处理;其次,采用 Chan 算法对滤波后的预处理数据进行初始位置估计,并将该结果作为 Taylor 算法的初始值进行第二次位置估计;然后,判断上述两次位置估计之间的差值是否超过预设的阈值,以便决定是否进入迭代优化阶段;在迭代优化阶段,重复进行 Taylor 算法修正,直到相邻两次修正后的位置估计差值小于收敛阈值或达到最大迭代次数时,输出最终定位结果。

## 1 方法描述

### 1.1 TDOA 定位算法与 Chan 算法

基于 TDOA 定位原理的三维定位模型如图 1 所示。TDOA 定位算法通过选取一个基站作为参考基站,测量目标位置发出的信号到达其他基站相对于参考基站的时间差。该时间差可转化为目标位置与两个基站之间的距离差,在三维空间中,每一组距离差对应一个双曲面。随着参与测量的基站数量增加,可构建出多个双曲面,双曲面的交点即为目标位置的估计值<sup>[18]</sup>。

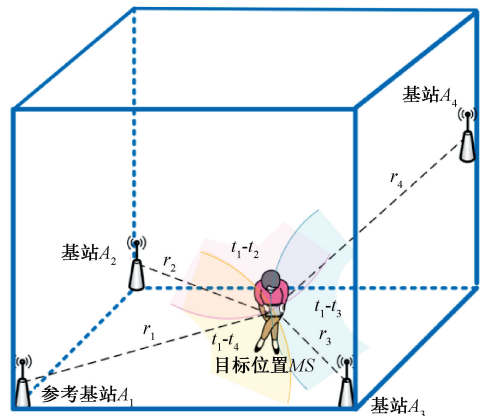


图 1 TDOA 三维定位原理图

Fig. 1 Principle diagram of 3D TDOA positioning

以 4 个基站为例,假设  $A_1 \cdots A_4 = (x_1, y_1, z_1) \cdots (x_4, y_4, z_4)$  为基站位置,其中基站  $A_1$  被选定为参考基站,  $MS = (x, y, z)$  为待测目标位置。 $t_1, t_2, t_3, t_4$  分别表示待测目标发出的信号到达各基站的时间。 $t_i - t_1$  表示相对于参考基站  $A_1$  的到达时间差,该时间差乘以光速  $c$  即可转化为距离差。

基于 Chan 算法的 TDOA 定位算法为:

$$r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2}, i = 1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

$$r_{i,1} = r_i - r_1, i = 2, 3, 4 \quad (2)$$

其中,  $r_i$  为待测目标与基站  $A_i$  之间的距离;  $r_{i,1}$  为待

测目标与参考基站  $A_1$  和基站  $A_i$  之间的距离差。

联立式(1)和(2):

$$r_{i,1}^2 + 2r_{i,1}r_1 = K_i - 2x_{i,1}x - 2y_{i,1}y - 2z_{i,1}z - K_1 \quad (3)$$

其中,  $K_i = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2$ ,  $x_{i,1} = x_i - x_1$ ,  $y_{i,1} = y_i - y_1$ ,  $z_{i,1} = z_i - z_1$ 。

对式(3)进行分解得:

$$\frac{1}{2}(r_{i,1}^2 - K_i + K_1) = -\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ r_1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

则可得:

$$\mathbf{h} = \mathbf{G}\mathbf{Z}_a \quad (5)$$

$$\text{式中: } \mathbf{h} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} r_{2,1}^2 - K_2 + K_1 \\ r_{3,1}^2 - K_3 + K_1 \\ r_{4,1}^2 - K_4 + K_1 \end{pmatrix}, \mathbf{G} = - \begin{pmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} & z_{2,1} & r_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} & z_{3,1} & r_{3,1} \\ x_{4,1} & y_{4,1} & z_{4,1} & r_{4,1} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{Z}_a = (x_c \ y_c \ z_c \ r_0)^T.$$

对式(5)进行最小二乘计算可得:

$$\mathbf{Z}_a = \operatorname{argmin}\{(\mathbf{h} - \mathbf{G}\mathbf{Z}_a)^T \boldsymbol{\Psi}^{-1}(\mathbf{h} - \mathbf{G}\mathbf{Z}_a)\} = (\mathbf{G}^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{h} \quad (6)$$

其中,  $\boldsymbol{\Psi} = c^2 \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{B} = \operatorname{diag}(r_1, r_2, r_3, r_4)$  表示待测目标与各基站间距离的对角矩阵。

$$\mathbf{Z}_a \approx (\mathbf{G}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{h} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{Q}$  为 TDOA 测量误差的协方差矩阵。由于  $\boldsymbol{\Psi}$  中的距离信息依赖于未知的待测目标位置,无法直接获得,因此在实际应用中,常采用近似方法对  $\boldsymbol{\Psi}$  进行处理。假设基站与待测目标的距离较远且假定  $\mathbf{Z}_a$  的各个元素相互独立,则可用  $\mathbf{Q}$  近似代替  $\boldsymbol{\Psi}$ 。

由于第 1 次最小二乘估计假定  $\mathbf{Z}_a$  的各元素之间相互独立,且协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  的近似处理可能会引入估计偏差,因此需要基于初始位置估计进行加权最小二乘优化。首先,根据各基站与待测目标间初始位置的距离估计值构造出  $\mathbf{h}'$  和  $\mathbf{G}'$ , 并利用加权最小二乘法进行二次优化估计:

$$\mathbf{Z}'_a = ((\mathbf{G}'^T \boldsymbol{\Psi}'^{-1} \mathbf{G}')^{-1} \mathbf{G}'^T \boldsymbol{\Psi}'^{-1} \mathbf{h}') \quad (8)$$

Chan 算法估计出的待测目标位置坐标  $\mathbf{Z}_c$  为:

$$\mathbf{Z}_c = \begin{bmatrix} x'_c \\ y'_c \\ z'_c \end{bmatrix} = \pm \sqrt{\mathbf{Z}'_a} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

对于式(9)所产生的两个解,可结合前后两次最小二乘估计中目标位置相对于基站阵列的空间分布特征,剔除不符合实际物理位置的伪解,从而确定唯一的合理解。

Chan 算法在求解待测目标位置时不依赖于初始值,避免了因初值选择不当而导致的迭代收敛缓慢甚至发散的问题,具有良好的稳定性与鲁棒性。此外,该算法将非线性定位问题拆解为线性估计与加权最小二乘两阶段求解,仅需

两次计算便可获得较为精确的目标位置估计,计算复杂度低、运算效率高。

## 1.2 Taylor 算法

Chan 算法在理想条件下具备较高的计算效率与精度,但是在 NLOS 环境中,该算法容易受到多径传播、遮挡物干扰以及环境噪声等因素的影响,导致定位精度下降。相比之下, Taylor 算法是一种典型的迭代优化方法,在复杂环境下具有更强的稳定性和抗干扰能力。 Taylor 算法通过在初始估计点附近对非线性测距模型进行线性化处理,逐步迭代逼近待测目标位置,其定位精度在一定程度上依赖于初始位置的选择。因此,常采用 Chan 算法的计算结果作为 Taylor 算法的初始估计,以兼顾 Chan 算法的高效性与 Taylor 算法的高精度优势。

将 Chan 算法得出的定位结果  $\mathbf{Z}_a = (x'_c, y'_c, z'_c)$  作为 Taylor 算法初始迭代位置估计,根据式(1)与式(2)进行 Taylor 级数展开,只保留一阶分量可得:

$$\boldsymbol{\delta} = \mathbf{h}_t - \mathbf{G}_t \boldsymbol{\delta} \quad (10)$$

式中:

$$\boldsymbol{\delta} = \begin{bmatrix} \Delta_{xt} \\ \Delta_{yt} \\ \Delta_{zt} \end{bmatrix}, \mathbf{h}_t = \begin{bmatrix} r_{2,1} - (r_2 - r_1) \\ r_{3,1} - (r_3 - r_1) \\ r_{4,1} - (r_4 - r_1) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_t =$$

$$\begin{pmatrix} \frac{x_1 - x'_c}{r_1} - \frac{x_2 - x'_c}{r_2} & \frac{y_1 - y'_c}{r_1} - \frac{y_2 - y'_c}{r_2} & \frac{z_1 - z'_c}{r_1} - \frac{z_2 - z'_c}{r_2} \\ \frac{x_1 - x'_c}{r_1} - \frac{x_3 - x'_c}{r_3} & \frac{y_1 - y'_c}{r_1} - \frac{y_3 - y'_c}{r_3} & \frac{z_1 - z'_c}{r_1} - \frac{z_3 - z'_c}{r_3} \\ \frac{x_1 - x'_c}{r_1} - \frac{x_4 - x'_c}{r_4} & \frac{y_1 - y'_c}{r_1} - \frac{y_4 - y'_c}{r_4} & \frac{z_1 - z'_c}{r_1} - \frac{z_4 - z'_c}{r_4} \end{pmatrix}.$$

使用加权最小二乘法求解更新量  $\boldsymbol{\delta}$ , 令待测目标的位置估计为  $\mathbf{P}_t = (x_t, y_t, z_t)$ 。

式中:

$$\left\{ \begin{aligned} \boldsymbol{\delta} &= (\mathbf{G}_t^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_t)^{-1} \mathbf{G}_t^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{h}_t = [\Delta_{xt}, \Delta_{yt}, \Delta_{zt}]^T \\ x_t &= x'_c + \Delta_{xt}, y_t = y'_c + \Delta_{yt}, z_t = z'_c + \Delta_{zt} \end{aligned} \right. \quad (11)$$

直到  $\Delta_{xt}, \Delta_{yt}, \Delta_{zt}$  满足  $\Delta_{xt} + \Delta_{yt} + \Delta_{zt} < \lambda$  时,最终得到待测目标的位置估计。

Chan-Taylor 联合算法先进行线性估计再迭代优化,兼顾了解算效率与定位精度,适用于低噪声场景,然而其对初始 TDOA 测量值具有较强依赖性。若其 TDOA 测量过程中受到较大噪声或系统性偏差影响,将会使目标位置估计严重偏离真实位置,甚至导致后续迭代难以收敛。

## 2 自适应 KF-Chan-Taylor 融合优化算法

为解决上述问题,本文在采用 Chan-Taylor 算法进行位置估计与优化前,引入自适应 KF 滤波算法将原始 TDOA 测量值作为观测值进行动态重构,旨在抑制 NLOS 误差对 TDOA 测量值的干扰,从而增强算法在复杂环境中的抗干扰能力与定位精度。

自适应 KF 滤波算法持续监测观测残差的变化,当检测到观测残差显著增大时,即认定当前观测值受到突发干扰,其将主动调整观测噪声协方差值,以有效抑制观测噪声和异常值的影响。在自适应 KF 滤波算法的预测和更新过程中,优化对 TDOA 测量值的估计,可以有效减少观测误差,提高算法的定位精度。根据标准 KF 滤波算法理论,建立自适应 KF 滤波算法的状态方程和观测方程:

#### 1) 状态预测

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{X}_{k|k-1}$  表示系统在当前  $k$  时刻的先验状态估计,  $\mathbf{X}_{k-1}$  表示系统在  $k-1$  时刻的后验状态估计,将 TDOA 测量值  $r_{i,1}$  作为自适应 KF 滤波的初始状态估计,  $\mathbf{F}$  为状态转移矩阵。

#### 2) 误差协方差预测

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  为  $k$  时刻的先验协方差矩阵,  $\mathbf{P}_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻的后验误差协方差矩阵,  $\mathbf{Q}$  是过程噪声协方差矩阵。

#### 3) 计算观测残差

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\mathbf{X}_{k|k-1} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{Z}_k$  为  $k$  时刻的 TDOA 测量值,  $\mathbf{H}$  是观测矩阵。  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  表示  $k$  时刻观测值与预测值之间的差值。

#### 4) 计算自适应遗忘因子 $\alpha$ 及观测残差协方差 $\mathbf{R}_k$

$$\alpha = \frac{|\boldsymbol{\varepsilon}_k|}{|\boldsymbol{\varepsilon}_k| + |\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1}| + \delta} \quad (15)$$

其中,  $\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻测量值与预测值之间的差值。  $\delta$  为防止分母为 0 的微小常数  $1 \times 10^{-6}$ 。

$$\mathbf{R}_k = \alpha\mathbf{R}_{k-1} + (1-\alpha)(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T) \quad (16)$$

用遗忘因子  $\alpha$  控制上一  $k-1$  时刻的观测残差协方差  $\mathbf{R}_{k-1}$  和残差估计值  $(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T)$  的加权比例。  $\alpha$  趋近于 1 则表明只相信上一时刻的观测残差数据,即  $\mathbf{R}_k \approx \mathbf{R}_{k-1}$ ;  $\alpha$  趋于 0 则系统只认准当前  $k$  时刻的残差值,即  $\mathbf{R}_k \approx \boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T$ 。实验表明遗忘因子  $\alpha$  的总体值介于 0.8~0.95 之间,可以有效平衡历史值和当前观测值的影响。

#### 5) 修正观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$

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

#### 6) 计算卡尔曼滤波增益 $\hat{K}_k$

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

若  $\mathbf{R}_k$  增大,卡尔曼增益  $\hat{K}_k$  则会变小,增加系统对上一  $k-1$  时刻状态估计的影响。反之  $\mathbf{R}_k$  变小,使得  $\hat{K}_k$  增大,使系统更加相信当前  $k$  时刻观测值。

#### 7) 状态更新

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \mathbf{X}_{k|k-1} + \hat{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (19)$$

其中,  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$  为  $k$  时刻的后验状态估计。

#### 8) 误差协方差更新

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

其中,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵,  $\hat{\mathbf{P}}_{k|k}$  为当前  $k$  时刻的后验协方差矩阵。

为验证自适应 KF 在复杂环境下的预处理效果,实验在 TDOA 测量值中加入非线性噪声以及 10 处随机脉冲型突变噪声,以模拟复杂环境下的干扰特性。对各基站的 TDOA 测量序列分别进行标准 KF 与自适应 KF 处理,并基于多基站的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 进行评估。如图 2 所示,自适应 KF 较标准 KF 在复杂噪声环境下表现更优。

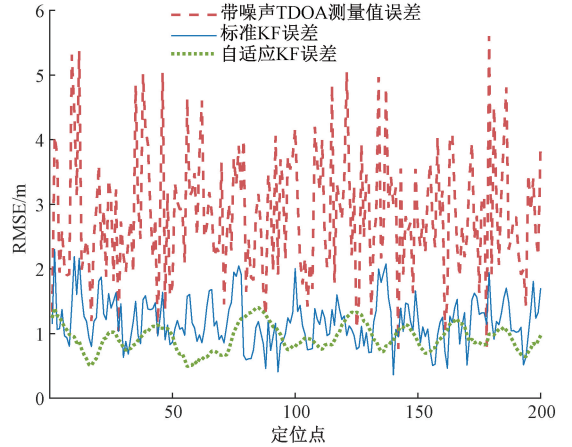


图 2 标准 KF 与自适应 KF 误差曲线对比

Fig. 2 Comparison of error curves between standard KF and adaptive KF

自适应 KF-Chan-Taylor 融合优化算法的步骤为:首先,采用自适应 KF 算法对 TDOA 测量值进行预处理,通过持续监测观测残差的变化趋势来判断 TDOA 测量值的有效性;当观测残差增大时,自适应 KF 算法根据自适应机制动态提升观测噪声协方差,从而降低异常值对定位结果的影响。随后,将滤波后的 TDOA 测量值输入到 Chan 算法进行初始定位估计,得到初始定位估计  $\mathbf{P}_c$ ,将  $\mathbf{P}_c$  代入 Taylor 算法进行迭代优化,得到位置估计  $\mathbf{P}_t$ 。为减少 Chan-Taylor 算法收敛缓慢甚至不收敛的情况,本文通过计算两次估计结果间的位置变化  $\Delta_t$ ,并将其与预设阈值  $\epsilon$  进行比较;若  $\Delta_t$  变化超过  $\epsilon$ ,则算法进入 Taylor 算法的迭代优化阶段,否则直接输出  $\mathbf{P}_t$  的定位结果;重复执行 Taylor 算法,计算相邻两次 Taylor 算法的估计差值:

$$\Delta_m = \mathbf{P}_{m+1} - \mathbf{P}_m, m = 1, 2, \dots, \max\_iter \quad (21)$$

其中,将  $\mathbf{P}_t$  作为迭代优化阶段的初始值  $\mathbf{P}_1$ ,后续迭代更新位置为  $\mathbf{P}_{m+1}$ ,相邻两次 Taylor 估计的差值为  $\Delta_m$ 。当  $\Delta_m$  小于设定阈值  $\lambda$  或当前迭代次数  $m$  达到最大迭代次数  $\max\_iter$  时,终止迭代过程,输出最终位置估计。 $\lambda$  设为  $1 \times 10^{-6}$ ,表示相邻两次 Taylor 估计的差值趋于稳定。自

适应 KF-Chan-Taylor 融合优化定位算法流程如图 3 所示。

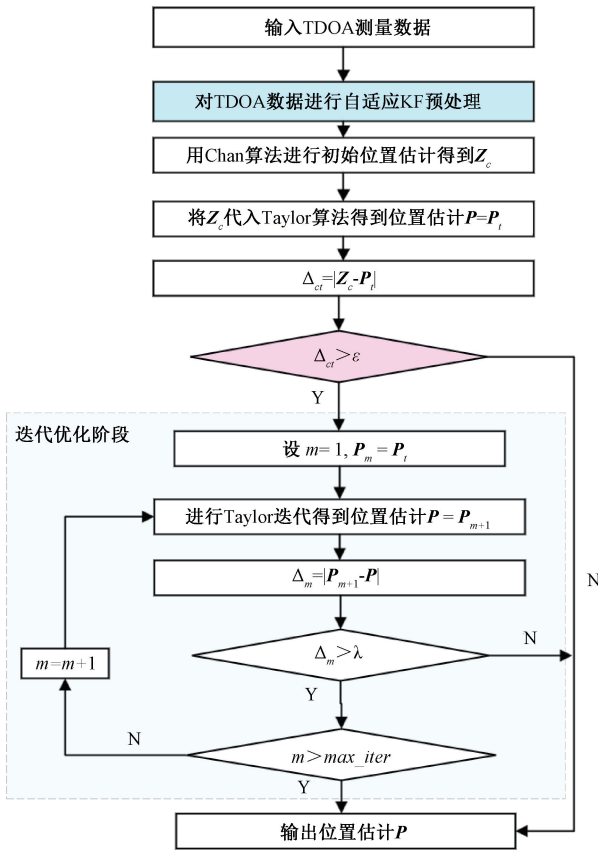


图 3 自适应 KF-Chan-Taylor 融合优化算法

Fig. 3 Adaptive KF-Chan-Taylor fusion optimization algorithm

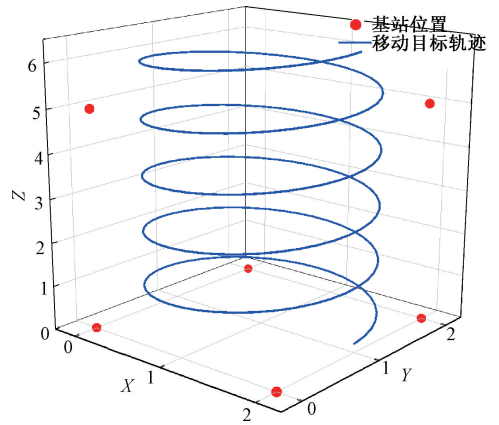


图 4 真实运动轨迹

Fig. 4 Actual motion trajectory

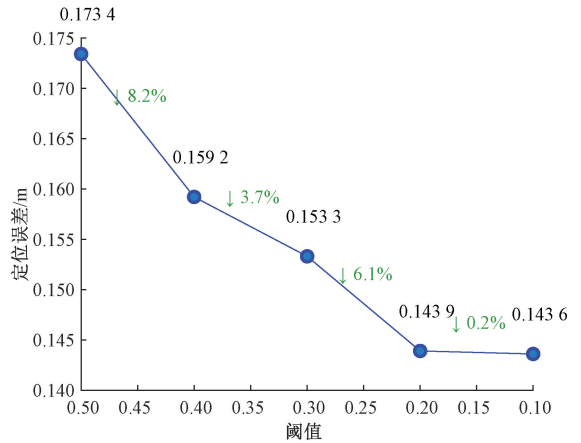


图 5 定位误差随阈值的变化趋势

Fig. 5 Variation trend of positioning error with threshold

### 3 仿真实验与结果分析

实验环境包含 6 个固定的 UWB 基站,基站坐标分别为(0,0,0)、(2,0,0)、(0,2,0)、(2,2,0)、(2,2,5)和(0,0,5)。假设移动节点 **MS** 的起点位于(1,1,0),其沿三维螺旋轨迹运动,螺旋半径为 1 m,Z 轴方向的上升速度为 0.2 m/s,轨迹总时长 8 s,采样周期为 0.04 s,共获取 200 组定位点,三维运动轨迹如图 4 所示。为了更符合现实环境中的测量条件,本实验将在基站与目标之间的测量距离  $r_i$  中加入服从  $N \sim (0,1)$  分布的高斯加性白噪声  $\epsilon$  以及服从指数分布  $n_{NLOS} \sim E(2)$  的 NLOS 误差。

如图 5 所示,随着阈值  $\epsilon$  的逐步减小,定位误差整体呈现逐渐下降的趋势,同时其下降幅度也在不断变化,特别是  $\epsilon$  从 0.5 降低至 0.2 的过程中,定位误差下降较为显著。然而,当  $\epsilon$  进一步减小至 0.1 时,定位误差仅由 0.143 9 m 下降至 0.143 6 m,定位误差下降幅度仅为 0.2%,使得定位精度的提升效果极其有限,本文最终选取  $\epsilon$  为 0.2 作为较优方案。

图 6 所示为实验过程中定位点随着迭代次数增加的累计收敛比例曲线。当迭代次数达到 30 次时,曲线趋于平

稳,表明大多数定位点已完成收敛。通过对 20~30 迭代区间内的数据进行分析发现,当迭代次数为 28 次时累计收敛比例已达到约 0.935,且此后提升缓慢,这说明继续增加迭代次数对提升收敛效率的贡献有限。因此本文将  $max\_iter$  设定为 28 次,既能保证较高的收敛效率,又能有效控制计算资源的消耗。

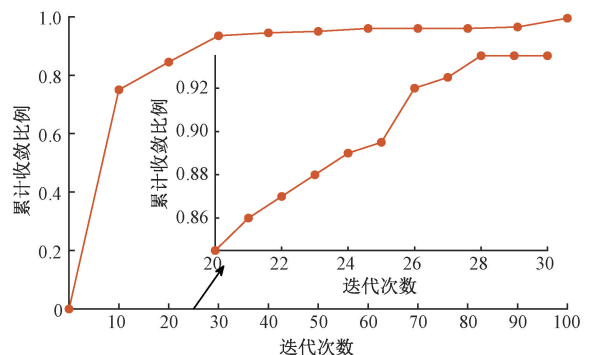


图 6 迭代次数的累计收敛比例曲线

Fig. 6 Cumulative convergence rate over iterations

通过对标准 Chan-Taylor 算法和本文改进 Chan-Taylor 算法进入迭代的参与率以及平均迭代次数进行统计分析。如图 7 所示,改进 Chan-Taylor 算法减少了进入迭代的定位点比例,并降低了平均迭代次数,从而减少冗余运算,提高了计算效率。

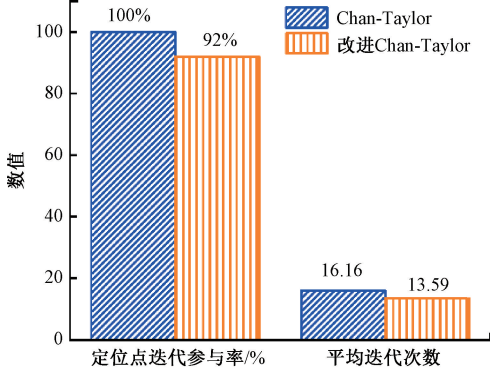


图 7 标准与改进 Chan-Taylor 算法定位点的迭代参与率以及平均迭代次数

Fig. 7 Participation rate and average iterations of positioning points in standard and improved Chan-Taylor algorithms

为评估本文算法相较于 Chan、文献[10]、文献[11]、KF-Chan 算法的定位性能,选取定位误差 (positioning error, PE)、累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 以及平均定位误差 (mean positioning error, MPE) 作为评价指标,其计算公式如下:

$$\text{CDF} = P(|\hat{\mathbf{p}}_i - \mathbf{p}_i| \leq j) \quad (22)$$

$$\text{MPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{\mathbf{p}}_i - \mathbf{p}_i| \quad (23)$$

$$|\hat{\mathbf{p}}_i - \mathbf{p}_i| = \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2 + (\hat{z}_i - z_i)^2} \quad (24)$$

其中,  $P$  表示误差  $\leq j$  的概率,  $j$  表示定位误差的值;  $N$  为定位点数 200,  $\hat{\mathbf{p}}_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$  为估计点的定位点坐标,  $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)$  为真实的定位点坐标。

图 8 展示了 5 种算法在三维定位环境下的运动轨迹。由于受到 NLOS 误差等因素的干扰,Chan 算法估计轨迹与真实轨迹存在明显偏离;KF-Chan 算法在定位精度上相较于 Chan 算法有所改善;文献[10]、文献[11]提出的算法整体轨迹较贴近真实轨迹,然而在部分区域仍会出现明显的定位偏差。本文算法更能较好贴合真实运动轨迹,展现出更高的跟踪精度与动态适应能力。

根据式(22)计算得到 5 种算法的 CDF 曲线,如图 9 所示。CDF 曲线越陡峭,达到 1 所对应的定位误差越小,说明该算法的定位误差上限越低,整体定位精度越高。Chan 算法的定位误差收敛缓慢,CDF 曲线在误差达到 2 m 时还未饱和,稳定性较差;相比之下,KF-Chan 算法在定位精度方面有所改善;文献[10]算法的 CDF 曲线在定位误差接近 1 m 时基本收敛,其表现出较好的精度控制能力;文献[11]

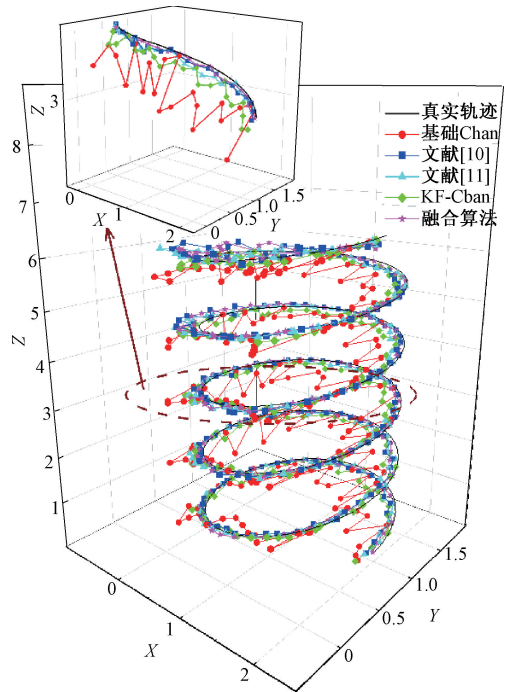


图 8 不同算法的定位轨迹

Fig. 8 Positioning trajectories of different algorithms

算法的 CDF 曲线相较于文献[10]更加陡峭,多数定位点误差收敛在 0.8 m 以内,说明其在精度和稳定性方面进一步提升;本文算法的 CDF 曲线最为陡峭,将近 99% 定位点的定位误差低于 0.45 m,充分体现了其优异的定位精度和鲁棒性。

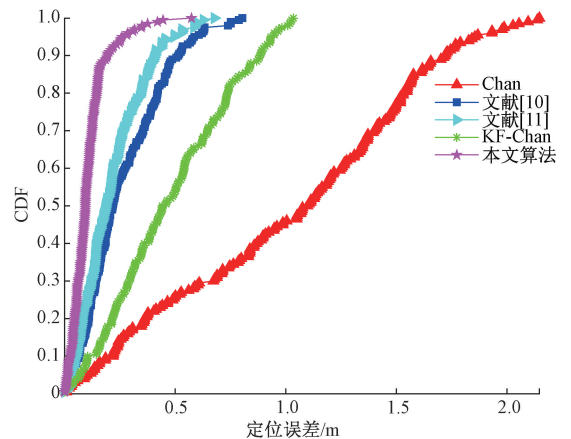


图 9 不同算法定位误差的 CDF

Fig. 9 CDF of positioning errors for different algorithms

图 10 展示了不同定位算法分别在 200 个定位点的定位误差分布。从定位误差分布特征来看,Chan 算法的定位点误差最大;KF-Chan 算法的定位误差被控制在 1.1 m 以内;文献[10]提出的 Chan-Taylor 联合算法可以将定位误差控制在 0.9 m 以内;文献[11]中 90% 以上定位点的误差都稳定在 0.6 m 以内;相比之下,本文提出的优化算法表现

出最优异的性能, 不仅将定位点的误差基本稳定在 0.4 m 左右, 而且定位误差波动范围最小, 充分证明了该算法在抗干扰能力和稳定性方面的显著优势。

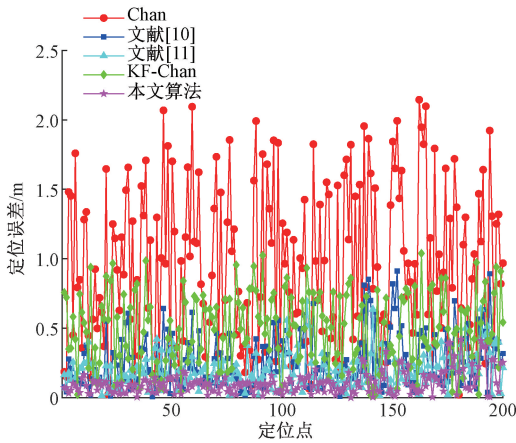


图 10 不同算法的定位点误差

Fig. 10 Positioning point errors of different algorithms

根据式(23), 分别计算了 Chan 算法、文献[10]算法、文献[11]算法、KF-Chan 算法和本文算法的平均定位误差, 分别为 0.979 0、0.260 3、0.202 7、0.503 2 和 0.121 0 m, 如图 11 所示。KF-Chan 算法的平均定位误差较 Chan 算法的平均定位误差减少了 48.60%, 这表明标准 KF 滤波算法在一定程度上能够减少 NLOS 误差。本文算法的平均定位误差较 Chan 算法、KF-Chan 算法、文献[10]算法、文献[11]算法的平均定位误差分别减少了 87.64%、75.95%、53.52%、40.30%。由于数据融合和动态优化机制的引入, 使本文算法在 NLOS 环境下能够保持较高的定位精度。

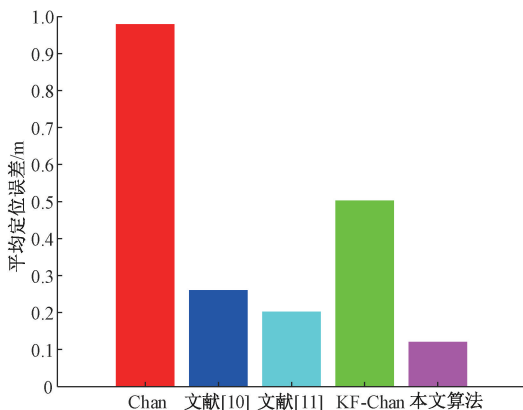


图 11 不同算法的平均定位误差

Fig. 11 Average positioning errors of different algorithms

## 4 结 论

本文提出了自适应 KF-Chan-Taylor 融合定位算法, 首先, 引入自适应 KF 滤波算法对原始的 TDOA 测量值进行预处理; 随后, 通过 Chan 算法快速计算初始目标定位结

果, 再将 Chan 算法的输出作为 Taylor 算法的初始估计坐标输入。为确保算法的计算精度与收敛性, 本文设置了迭代判断机制: 若 Chan 算法和 Taylor 算法的位置估计之差超出预设阈值, 则进入迭代修正阶段, 此阶段中, 重复执行 Taylor 算法, 对当前估计结果进行修正, 当连续两次 Taylor 算法迭代的位置变化低于设定的收敛阈值或达到预定的最大迭代次数时, 输出最终的定位结果。实验结果表明, 本文提出的算法在有效提升定位精度的同时, 兼顾了计算效率与系统鲁棒性, 验证了其在复杂定位场景中的应用潜力与实用价值。

## 参考文献

- [1] ZHANG H, WANG Q, XU J, et al. Time delay characteristics analysis of UWB diffraction propagation in indoor NLOS environment[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 27(7): 1889-1893.
- [2] 陈锐志, 郭光毅, 陈亮, 等. 室内高精度定位技术研究应用现状与发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1591-1600.  
CHEN R ZH, GUO G Y, CHEN L, et al. Application status development and future trend of high-precision indoor navigation and tracking [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(10): 1591-1600.
- [3] CHOI J. Automatic site survey for RSS-based Wi-Fi positioning using unlabeled data[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(8): 11063-11067.
- [4] 郭瑜. 基于智能手机和 ZigBee 技术的煤矿人员定位研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(11): 237-240.  
GUO Y. Research on coal mine personnel location based on smartphone and ZigBee technology[J]. Coal Technology, 2023, 42(11): 237-240.
- [5] 鹿浩, 侯玉涛, 杨晓倩, 等. 基于复域超多维标度的混合 TOA/AOA 定位算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 39-45.  
LU H, HOU Y T, YANG X Q, et al. Research on hybrid TOA/AOA location algorithm based on super multidimensional scale in complex domain [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 39-45.
- [6] 张智超, 李新娥, 张瑜. 布局方式对 TDOA 室内定位精度影响分析[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(9): 61-64.  
ZHANG ZH CH, LI X E, ZHANG Y. Analysis of influence of layout mode on TDOA indoor positioning precision[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(9): 61-64.
- [7] 陈宏辉, 胡小平, 吴开盛. 煤矿井下移动机器人节点三维定位算法研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3):

- 65-70.
- CHEN H H, HU X P, WU K SH. 3D positioning research of mobile robot node in coal mine[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(3): 65-70.
- [8] 王鹏, 侯忠生. UWB 与 IMU 融合的室内动态定位算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(10): 76-83.
- WANG P, HOU ZH SH. Indoor dynamic positioning algorithm fused with UWB and IMU[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10): 76-83.
- [9] 蒋锐, 虞跃, 徐友云, 等. 基于 CHAN 的改进卡尔曼滤波室内定位算法[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 136-147.
- JIANG R, YU Y, XU Y Y, et al. Improved Kalman filter indoor positioning algorithm based on CHAN[J]. Journal of Communications, 2023, 44(2): 136-147.
- [10] ZANG L, SHEN CH, ZHANG K, et al. Research on hybrid algorithm based on TDOA[C]. 2020 IEEE 20th International Conference on Communication Technology, 2020: 539-542.
- [11] 董国桥, 沈映政. 一种基于 TDOA 的 Chan-Taylor 加权的视距重构算法在 UWB 定位中的应用[J]. 工程勘察, 2025, 53(9): 70-74.
- DONG G Q, SHEN Y ZH. Application of a Chan-Taylor weighted line of sight reconstruction algorithm based on TDOA in UWB localization[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2025, 53(9): 70-74.
- [12] 黄琴, 兰小机, 夏益强, 等. Chan-IDW 算法在信号干扰下的 UWB 精确定位研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(9): 1-7.
- HUANG Q, LAN X J, XIA Y Q, et al. UWB of Chan IDW algorithm under signal interference research on precise positioning [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 1-7.
- [13] 孟伟强, 陈俊. 改进的 Chan-Taylor 联合定位算法[J]. 无线电通信技术, 2024, 50(5): 932-939.
- MENG W Q, CHEN J. Improved Chan-Taylor joint localization algorithm [J]. Radio Communication Technology, 2024, 50(5): 932-939.
- [14] 高培, 曹浪财, 何栋炜. 基于 Taylor-Chan 算法的改进 UWB 室内三维定位方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2024, 63(4): 679-686.
- GAO P, CAO L C, HE D W. Improved UWB indoor 3D positioning method based on Taylor-Chan algorithm[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2024, 63(4): 679-686.
- [15] 杨承志, 张晓明, 张鸽. 基于 WLS-KF 的 UWB 室内定位滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1): 25-33.
- YANG CH ZH, ZHANG X M, ZHANG G. Research on UWB indoor localization filtering algorithm based on WLS-KF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 25-33.
- [16] YUAN G, SHI SH, SHEN G, et al. MIAKF: Motion inertia estimated adaptive Kalman filtering for underground mine tunnel positioning [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.
- [17] 焦喜康, 吴华兵, 薛嘉琛, 等. 基于 Kalman-Chan 算法的 5G 毫米波室内定位试验[J]. 时间频率学报, 2023, 46(1): 40-48.
- JIAO X K, WU H B, X J CH, et al. 5G millimeter wave indoor positioning based on Kalman-Chan algorithm[J]. Journal of Time and Frequency, 2023, 46(1): 40-48.
- [18] WANG X, HUANG ZH, ZHENG F Q, et al. The research of indoor three-dimensional positioning algorithm based on ultra-wideband technology [C]. 2020 39th Chinese Control Conference, 2020: 5144-5149.

## 作者简介

侯华, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为移动通信与认知无线电技术、物联网与装备智能化技术。

E-mail: houhua@hebeu.edu.cn

许金倩(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为移动通信。

E-mail: 1506367835@qq.com

王殿成, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: 18441498905@qq.com

王妍, 硕士研究生, 主要研究方向为移动通信。

E-mail: 1875579214@qq.com