

引用格式: 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.

基于 Kalman-Chan 算法的 5G 毫米波室内定位试验

焦喜康^{1,2}, 吴华兵¹, 薛嘉琛^{1,2}, 刘源^{1,2}, 纪元法³

(1. 中国科学院 国家授时中心, 西安 710600;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 桂林电子科技大学 广西精密导航技术与应用重点实验室, 桂林 541004)

摘要: 卫星定位系统因其能够提供高精度、全天候的定位服务而深受人们的欢迎, 但是在室内环境中, 由于建筑物的遮挡, 卫星定位系统无法在室内提供高精度定位服务。随着万物互联时代的到来, 人们对室内定位技术展开了研究。近年来, 室内定位技术层出不穷, 例如蓝牙定位、UWB 定位等。目前, 随着 5G 技术的成熟以及 5G 基站的密集化部署, 促进了基于 5G 技术的室内定位的发展。影响室内定位精度的难点之一就是非视距传播 (NLOS) 和多径效应引起的误差, 而毫米波通信作为 5G 关键技术之一, 因其具有高频带和高带宽的特性, 有利于提高多径分辨率, 可提高到达时间差 (TDOA) 测量的精度。为抑制 NLOS 和多径效应引起的误差, 本文对基于 5G 室内定位的 Kalman-Chan 融合算法展开了研究, 即先利用卡尔曼算法对观测量进行距离重构, 再结合 Chan 算法对用户位置进行估算, 经过大量试验验证证明, 该融合算法可使二维平面上的定位精度达到 0.31 m。

关键词: 室内定位; 5G; 到达时间差; 非视距传播; 卡尔曼滤波器; Chan 算法

DOI: 10.13875/j.issn.1674-0637.2023-01-0040-09

5G millimeter wave indoor positioning based on Kalman-Chan algorithm

JIAO Xi-kang^{1,2}, WU Hua-bing¹, XUE Jia-chen^{1,2}, LIU Yuan^{1,2}, JI Yuan-fa³

(1. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application,
Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Satellite positioning systems are very popular because they can provide high-precision, all-weather positioning services, but in indoor environments, due to the occlusion of buildings, satellite positioning systems cannot provide high-precision positioning services indoors. With the advent of Internet of era,

people have carried out research on indoor positioning technology. In recent years, indoor positioning technologies have emerged one after another, such as Bluetooth positioning, UWB positioning and so on. At present, with the maturity of 5G technology and the intensive deployment of base stations, the development of indoor positioning based on 5G technology has been promoted. One of the biggest difficulties which affects the accuracy of indoor positioning is the error caused by non-line of sight (NLOS) and multipath effects. As one of the key technologies of 5G, millimeter wave communication has the characteristics of high frequency band and high bandwidth, which is conducive to improve multipath resolution rate, and improve the accuracy of TDOA measurements. In order to suppress the error caused by NLOS and multipath effects, this paper studied the Kalman-Chan fusion algorithm based on 5G indoor positioning. Firstly, the Kalman algorithm was used to reconstruct the distance of the observation, and then combined with the Chan algorithm to estimate the user's position. The experimental validations shown that the fusion algorithm can achieve a positioning accuracy of 0.31m on a two-dimensional plane.

Key words: indoor positioning; 5G; time difference of arrival (TDOA); non-line of sight (NLOS); Kalman filtering; Chan algorithm

0 引言

目前, 卫星定位技术已经成熟, 但是北斗定位信号无法达到室内区域, 不能实现室内区域的高精度定位。随着人们对室内定位的需求越来越迫切, 室内定位技术逐渐兴起, 例如 UWB 定位技术^[1]、可见光成像传感器定位技术^[2]、蜂窝网络定位技术^[3]以及 Wi-Fi 定位技术^[4]等。王跃^[5]通过接收信号衰减规律建立似然函数模型, 采用马尔科夫蒙特卡罗抽样方法对用户位置进行估计, 这种方法精度高, 收敛速度快。陈小斯^[6]借鉴差分 GPS 技术, 以 TDOA-UWB 室内定位技术为基础, 提出差分 UWB 定位算法。室内环境比较复杂, 由多径和非视距造成的误差是不可避免的, Chan 算法和 Fang 算法对测量误差比较敏感, 相对于这两种算法, 泰勒级数展开的算法在复杂的室内环境中也能保持较高的精度, 使用场景也比较广泛^[7]。在 TDOA 算法的基础上, 可以融入速度和区域约束来削弱非视距误差^[8], 这种衍生算法融合了速度受限定位算法和区域受限定位算法的优势。无论在哪种定位技术中, 对信号传播时间的测量是最常见的测量方法, 因此时间同步问题^[9]是 TDOA/TOA 算法中的关键问题之一。TOA 定位原理需要将用户和基站间时间同步, 而 TDOA 定位原理只需要将基站间时间同步即可^[10], 因此使用 TDOA 定位原理更容易实现系统的搭建。

Chan 算法在空旷环境中能够显著提高定位精度, 但若存在较大的非视距误差, 则 Chan 算法就会失去它的优势。本实验提出了卡尔曼滤波器和 Chan 算法结合的方法对移动终端进行定位^[11], 并与其他定位方法进行分析比对, 验证了该算法的有效性和优势。

1 卡尔曼滤波算法

以前, 抑制非视距误差主要有 3 种方法: 观测量重构、只用 LOS 信号、对观测数据加权处理^[11]。国内外科研工作者经过大量的研究, 逐渐涌现出 BF 参数法^[12]、ML 和贝叶斯方法^[13]、高阶统计方法^[14]、散射模型法^[15]和卡尔曼滤波法^[16]等。而卡尔曼滤波的方法是最常用的一种算法。

卡尔曼滤波算法的状态预测公式如下:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1|k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}。 \quad (2)$$

式(1)和(2)中, $\mathbf{X}(k|k-1)$ 为 $k-1$ 时刻预测的 k 时刻的用户到基站 i 的距离最优值, 其中 $i=1, 2, \dots, n$, $\mathbf{X}(k-1|k-1)$ 为估计的 $k-1$ 时刻用户到基站 i 的距离最优值, \mathbf{A} 为状态转移矩阵, \mathbf{B} 为控制矩阵, $\mathbf{U}(k)$ 为 k 时刻系统控制量, $\mathbf{w}(k)$ 为过程噪声, 其方差为 \mathbf{Q} , $\mathbf{P}(k|k-1)$ 为 $\mathbf{X}(k|k-1)$ 协方差矩阵。在本实验中 $\mathbf{X}(0)$ 为 0 时刻观测到的用户到基站 i 的距离, 即系统初始值。

卡尔曼滤波算法的状态更新公式如下:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T \{ \mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \}^{-1}。 \quad (3)$$

$$\mathbf{X}(k|k) = \mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) \{ \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k|k-1) \}。 \quad (4)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \{ \mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H} \} \mathbf{P}(k|k-1)。 \quad (5)$$

式(3)至(5)中, $\mathbf{Z}(k)$ 为观测值, 即用户到基站 i 的观测距离, $\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{X}(k|k) + \mathbf{v}(k)$, $\mathbf{v}(k)$ 为观测噪声, \mathbf{R} 为观测噪声方差, \mathbf{H} 为观测矩阵, $\mathbf{K}(k)$ 为卡尔曼增益, $\mathbf{X}(k|k)$ 为 k 时刻最优估计值, 在本实验中, 最终求的是用户到基站 i 的距离的最优估计值 $\mathbf{X}(k|k)$ 。

2 基于 TDOA 的 Chan 算法

在 TDOA 双曲线定位模型中, 最常用的定位优化算法有 Fang 算法, 泰勒级数展开算法, Chan 算法 3 种, 其中 Fang 算法只适用于 3 个基站的模型, 泰勒级数展开算法和 Chan 算法可适用 3 个及 3 个以上的基站。泰勒级数展开算法对初始值的依赖性比较大, 若初始值的选取比较接近真实值, 那么解算出的定位结果误差较小, 反之解算出的定位结果误差较大。泰勒级数展开式可以在非视距环境中有效降低误差, 但是它的计算量较大, 不适合对高速移动的用户进行定位。Chan 算法在理想的环境中所达到的定位精度接近克拉梅罗下限 (CRLB)。

Chan 算法是基于 TDOA 双曲线模型的定位算法^[12], 小范围和大范围的定位系统都比较适用。当基站的数目大于 3 时, 由 TDOA 测量值得到的非线性方程组个数多于未知数的个数, 采用加权最小二乘法可以充分利用冗余数据获得更好的待测用户的位置估计值。

以基站位置坐标作为参考, 设用户的位置为 (x, y) , n 个基站的坐标分别为 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , (x_3, y_3) , \dots , (x_n, y_n) , 假设距离用户最近的基站是 3 号基站, 设 R_1, R_2, \dots, R_n 分别是用户到 1, 2, \dots , n 号基站的距离, 则可以得到如下方程:

$$R_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}。 \quad (6)$$

式(6)中, $i=1, 2, \dots, n$, 将上式的等号两边平方可得

$$R_i^2 = (x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 = x^2 + y^2 - 2xx_i - 2yy_i + K_i。 \quad (7)$$

式(7)中, $K_i = x_i^2 + y_i^2$ 。

用户到基站 i 与到 1 号基站的传播距离差 $R_{i,3}$ 为

$$R_{i,1} = R_i - R_1 = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2}。 \quad (8)$$

式 (8) 中,

$$R_i = R_1 + R_{i,1}。 \quad (9)$$

联立式 (7) 和 (9), 可以得到:

$$R_{i,1}^2 + 2R_{i,1}R_1 = K_i - 2x_{i,1}x - 2y_{i,1}y - K_1。 \quad (10)$$

式 (10) 中, $x_{i,1} = x_i - x_1$, $y_{i,1} = y_i - y_1$, 其中 $x_{i,1}$ 代表 i 号基站到 1 号基站的 x 轴的距离, $y_{i,1}$ 代表 i 号基站到 1 号基站的 y 轴的距离。当多个基站参与定位时, 得到的方程组可整理如下式所示:

$$\begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \\ \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & y_{n,1} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \left\{ \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_1 - K_2 + R_{2,1}^2 \\ K_1 - K_3 + R_{3,1}^2 \\ \vdots \\ K_1 - K_n + R_{n,1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_{2,1} \\ R_{3,1} \\ \vdots \\ R_{n,1} \end{bmatrix} \times R_1 \right\}。 \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \\ \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & y_{n,1} \end{bmatrix}^{-1} \times \left\{ \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_1 - K_2 + R_{2,1}^2 \\ K_1 - K_3 + R_{3,1}^2 \\ \vdots \\ K_1 - K_n + R_{n,1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_{2,1} \\ R_{3,1} \\ \vdots \\ R_{n,1} \end{bmatrix} \times R_1 \right\}。 \quad (12)$$

① 第一次加权最小二乘估计

设 $\mathbf{Z}_a = [\mathbf{Z}_p^T R_1]^T$ 为未知量, $\mathbf{Z}_p = [x \ y]^T$ 为待测用户的位置, 由式 (10) 可得误差矢量为

$$\boldsymbol{\psi} = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a^0。 \quad (13)$$

式 (13) 中,

$$\mathbf{h} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_1 - K_2 + R_{2,1}^2 \\ K_1 - K_3 + R_{3,1}^2 \\ \vdots \\ K_1 - K_n + R_{n,1}^2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_a = \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} & R_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} & R_{3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & y_{n,1} & R_{n,1} \end{bmatrix}。$$

式 (13) 中, \mathbf{Z}_a^0 表示未知量 \mathbf{Z}_a 在无噪声情况下的值, 则 $R_{i,1} = R_{i,1}^0 + cm_{i,1}$, c 为噪声系数, m 为随机噪声, 由此可得误差矢量为

$$\boldsymbol{\psi} = \mathbf{cBn} + 0.5c^2m \times m。 \quad (14)$$

式 (14) 中, $\mathbf{B} = \text{diag}\{R_2^0, R_3^0, \dots, R_n^0\}$, 实际情况中 $cm \ll R_{i,1}^0$, 因此式 (14) 中的第 2 项可忽略不计, 误差向量 $\boldsymbol{\psi}$ 近似为服从正太分布的随机矢量, $\boldsymbol{\psi}$ 的协方差为

$$\boldsymbol{\psi} = E[\boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^T] = c^2\mathbf{BQB}。 \quad (15)$$

式 (15) 中, $\mathbf{Q} = E[mm]$ 为 TDOA 的协方差矩阵, 利用 WLS 求得式 (13) 的近似解为

$$\mathbf{Z}_a = \arg \min \{ (\mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a)^T \boldsymbol{\psi}^{-1} (\mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a) \} = (\mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{h}。 \quad (16)$$

用户与基站距离较远时, 定义一个 \mathbf{R}^0 , 使其与各个 R_i^0 近似, 此时 $\mathbf{B} = \mathbf{R}^0 \mathbf{I}$, 那么式 (16) 可近似代替为

$$\mathbf{Z}_a \approx (\mathbf{G}_a^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{h}。 \quad (17)$$

当用户与基站距离较近时, 可先求解式 (17), 利用得到的结果计算 \mathbf{B} 的值, 然后求解式 (16) 得到用户的位置。至此, 第一次 WLS 结束。

② 第二次加权最小二乘估计

第一次最小二乘估计的计算假定 \mathbf{Z}_a 的各个元素之间独立的情况下进行的, 实际上 \mathbf{Z}_a 中的 R_1 是与 (x, y) 有关的量。用 \mathbf{Q} 矩阵近似代替 $\boldsymbol{\psi}$ 会产生一定的误差, 为减小误差, 需要进行第二次估计。误差矢量还可以表示如下:

$$\boldsymbol{\psi} = \Delta \mathbf{h} - \Delta \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a^0。 \quad (18)$$

已知 $\mathbf{Z}_a = \mathbf{Z}_a^0 + \Delta \mathbf{Z}_a$, 代入式 (17) 得

$$(\mathbf{G}_a^{0T} + \Delta \mathbf{G}_a^T) \boldsymbol{\psi}^{-1} (\mathbf{G}_a^0 + \Delta \mathbf{G}_a) (\mathbf{Z}_a^0 + \Delta \mathbf{Z}_a) = (\mathbf{G}_a^{0T} + \Delta \mathbf{G}_a^T) \boldsymbol{\psi}^{-1} (\mathbf{h} + \Delta \mathbf{h})。 \quad (19)$$

只保留式 (19) 中的线性扰动部分, 结合式 (14) 和 (18), 得到 $\Delta \mathbf{Z}_a$ 及其协方差矩阵:

$$\Delta \mathbf{Z}_a = c (\mathbf{G}_a^{0T} \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{G}_a^0)^{-1} \mathbf{G}_a^{0T} \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{B} \mathbf{m}。 \quad (20)$$

$$\text{cov}(\mathbf{Z}_a) = E(\Delta \mathbf{Z}_a \Delta \mathbf{Z}_a^T) = (\mathbf{G}_a^{0T} \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{G}_a^0)^{-1}。 \quad (21)$$

\mathbf{Z}_a 的元素可以如下表示: $Z_{a,1} = x^0 + e_1$, $Z_{a,2} = y^0 + e_2$, $Z_{a,3} = R_1 + e_3$, 其中 e_1 , e_2 , e_3 为 \mathbf{Z}_a 的估计误差。

建立线性方程组:

$$\boldsymbol{\psi}' = \mathbf{h}' - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a'。 \quad (22)$$

式 (22) 中, $\boldsymbol{\psi}'$ 是 \mathbf{Z}_a' 的误差矢量,

$$\mathbf{h}' = \begin{bmatrix} (Z_{a,1} - x_1)^2 \\ (Z_{a,2} - y_1)^2 \\ Z_{a,3}^2 \end{bmatrix}。 \quad (23)$$

$$\mathbf{G}_a = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}。 \quad (24)$$

$$\mathbf{Z}_a' = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 \\ (y - y_1)^2 \end{bmatrix}。 \quad (25)$$

$\boldsymbol{\psi}'$ 协方差矩阵为

$$\boldsymbol{\psi}' = E[\boldsymbol{\psi}' \boldsymbol{\psi}'^T] = 4 \mathbf{B}' \text{cov}(\mathbf{Z}_a) \mathbf{B}'。 \quad (26)$$

式 (26) 中, $\mathbf{B}' = \text{diag}\{x^0 - x_1, y^0 - y_1, R_1^0\}$ 。 $\boldsymbol{\psi}'$ 与 $\boldsymbol{\psi}$ 一样服从正态分布, \mathbf{Z}_a' 的 WLS 估计为

$$\mathbf{Z}_a' = (\mathbf{G}_a'^T \boldsymbol{\psi}'^{-1} \mathbf{G}_a')^{-1} \mathbf{G}_a'^T \boldsymbol{\psi}'^{-1} \mathbf{h}'。 \quad (27)$$

ψ' 中含有用户的真实位置，所以是未知数，但是 \mathbf{B}' 可通过 \mathbf{Z}_a 计算出来，可以用 \mathbf{G}_a 近似代替式 (21) 中的 \mathbf{G}_a^0 ，由式 (27) 的结果可近似代替式 (15) 中的 \mathbf{B} ，如果用户距离基站较远，则 \mathbf{Z}_a 的协方差矩阵为

$$\text{cov}(\mathbf{Z}_a) = c^2 \mathbf{R}^{0^2} (\mathbf{G}_a^{0T} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a^0)^{-1}。 \quad (28)$$

此时式 (27) 可简化为

$$\mathbf{Z}'_a = (\mathbf{G}'_a{}^T \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}'_a{}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}'_a{}^T)^{-1} (\mathbf{G}'_a{}^T \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}'_a{}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a \mathbf{B}'^{-1}) \mathbf{h}'。 \quad (29)$$

因此，用户的位置为

$$\mathbf{Z}_p = \pm \sqrt{\mathbf{Z}'_a} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}。 \quad (30)$$

3 Kalman-Chan 融合算法

Chan 算法只有在空旷的环境中能够有效提高定位精度，解算结果接近克拉梅罗下界。但是在实际的室内环境中，NLOS 误差严重，所以本文提出在使用 Chan 算法对用户位置解算之前，先使用 Kalman 算法对距离观测量进行重构，抑制 NLOS 误差，再使用 Chan 算法对位置进行估计便可得到更为准确的结果。

由于 NLOS 的影响，TDOA 观测量都会产生一定的正向或者反向偏差，因此本文对卡尔曼滤波器进行改进来进一步抑制 NLOS 引起的误差。

Kalman 算法中的状态向量的设置需要表现出其与观测量之间的关系，本文直接对 TDOA 进行估计，可将 TDOA 观测量及其一阶导数作为状态向量。为有效抑制 NLOS 引起的正向偏差或反向偏差，将 NLOS 误差加入待估计的状态向量中，因此 k 时刻的状态向量可定义为

$$\mathbf{X}(k) = [\mathbf{R}_{i,1}(k), \mathbf{R}'_{i,1}(k), N_{i,1}(k)]^T。 \quad (31)$$

式 (31) 中， $\mathbf{R}_{i,1}(k)$ 表示 k 时刻用户到 i 号基站与到 1 号基站的距离之差， $\mathbf{R}'_{i,1}(k)$ 表示 $\mathbf{R}_{i,1}(k)$ 的一阶导数， $N_{i,1}(k)$ 表示估计的 k 时刻 NLOS 误差，状态转移矩阵 \mathbf{A} 和观测矩阵 \mathbf{H} 分别如下所示：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}， \quad (32)$$

$$\mathbf{H} = [1 \quad 0 \quad \beta]。 \quad (33)$$

式 (33) 中， β 表示试验参数，其目的是为了修正非视距和视距误差的系数。

$\mathbf{U}(k)$ 表示 k 时刻的过程噪声，记为

$$\mathbf{U}_k = \left[\frac{T_s^2}{2} a(k) \quad a(k) T_s \quad w_N(k) \right]^T。 \quad (34)$$

式 (34) 中， $w_N(k)$ 和 $a(k)$ 分别表示 k 时刻 NLOS 和加速度的扰动噪声，本试验的测试为静态测试，因此 $a(k) = 0$ 。接下来便可利用式 (1) ~ 式 (5) 开始 Kalman 算法的迭代过程。

Kalman-Chan 融合算法的流程图如图 1 所示。

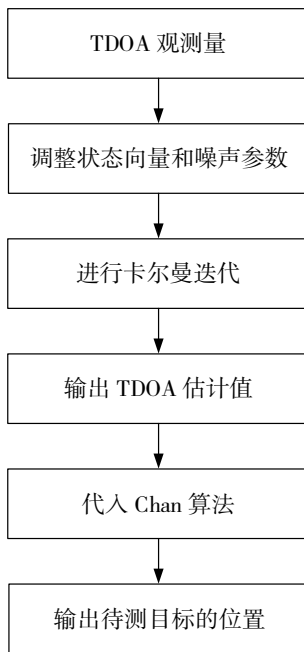


图 1 Kalman-Chan 融合算法流程图

4 实验结果与分析

本实验用同样的基站选择了两种场景进行搭建实验平台，在两种场景中，基站型号一致，基站的布置结构等基本相同。第一种在中国科学院北京新技术基地选择比较空旷的环境进行搭建，在空旷的环境中，非视距因素引起的误差相对较小；第二种在中国科学院国家授时中心选择一个环境比较复杂的大型地下室内，在这种环境中 NLOS 和多径效应引起的误差比较大。两个实验环境均采用 4 个 5G 定位基站，用全站仪标出各个基站的位置并对地面上的点进行网格划分。下面分别对在不同的环境中的试验数据和运用不同的算法解算结果进行比对分析。

4.1 Chan 算法解算结果

图 2 是在空旷环境中用户端接收到的其中一个 TDOA 观测量，由图 2 可直观地看出其 TDOA 观测量的抖动较小，标准差为 0.30 m。图 3 为在空旷环境中用 Chan 算法对用户位置进行解算的结果，由靶形图可直观地看出定位偏差，定位偏差 RMS 为 1.77 m。靶形图中由内到外 3 个圆的半径分别为 1, 2, 3 m，圆心代表用户的参考位置。

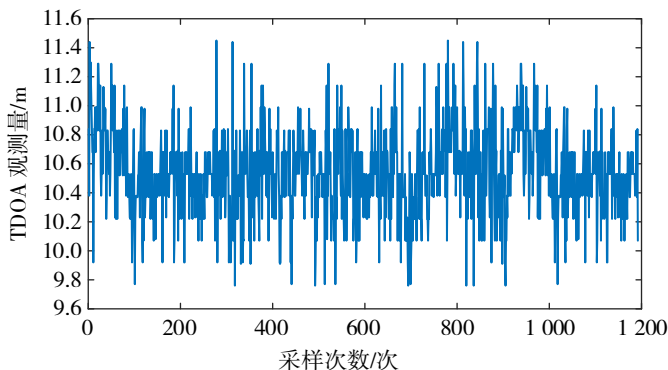


图 2 空旷环境中 TDOA 观测量

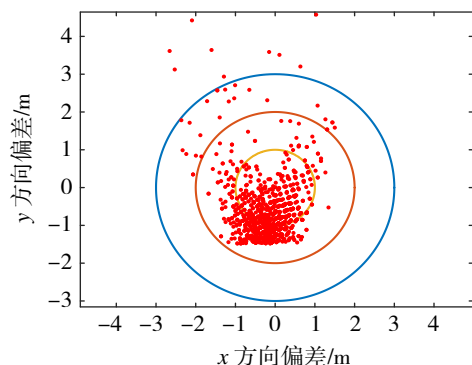


图 3 空旷环境中定位解算靶形图

图 4 是在室内环境中用户端接收到的其中一个 TDOA 观测量，其标准差为 2 m，通过图 2 与图 4 对

比可明显看出，由于室内环境复杂，NLOS 和多径效应使 TDOA 观测量误差较大且远大于噪声误差，进而影响位置解算的精度。图 5 为在室内环境中使用 Chan 算法对用户位置进行解算的结果靶形图，其定位偏差 RMS 为 4.03 m。由图可直观地看出 Chan 算法并不适合在复杂的室内环境中进行定位。

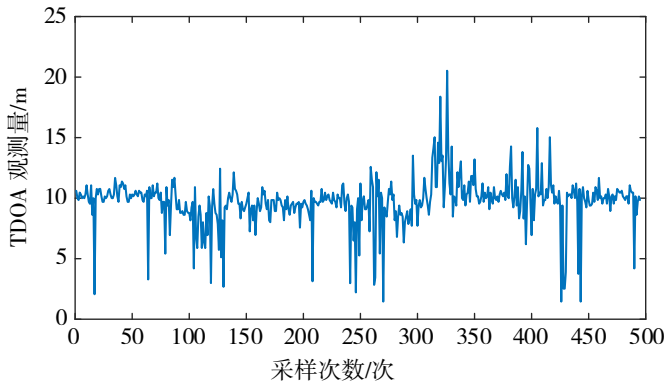


图 4 室内环境中 TDOA 观测量

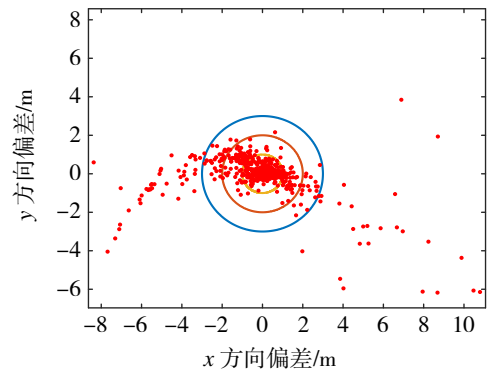


图 5 室内环境中定位解算靶形图

4.2 Kalman-Chan 融合算法解算

由 4.1 节可知，Chan 算法在室内环境中对用户位置进行估算并不能达到理想的精度，因此本实验采用 Kalman-Chan 融合算法，即利用 Kalman 算法先对观测量进行距离重构，抑制多径和非视距引起的误差，再利用 Chan 算法对用户位置进行估算。用 Kalman 算法对距离重构后如图 6 所示。

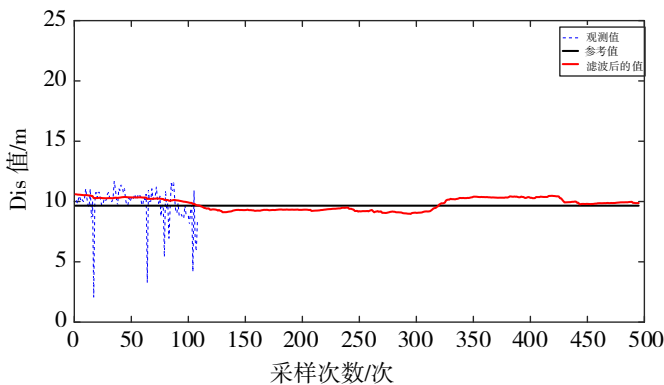


图 6 Kalman 算法滤波后的 TDOA 偏差

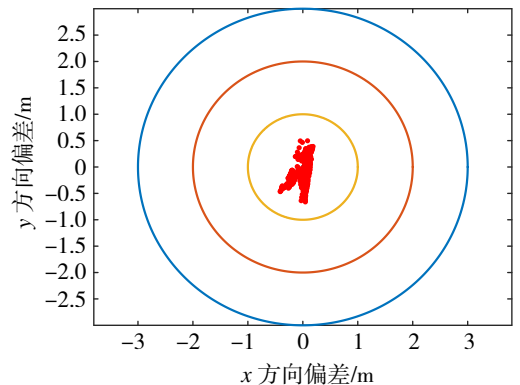


图 7 Kalman-Chan 融合算法定位解算靶形图

由于待测点距离 3 号基站最近，用待测点到 1、2、4 号基站的距离分别减去待测点到 3 号基站的距离便得到距离差。图 6 中只展示了 1 号基站减去 3 号基站的距离差，可以看出，经过卡尔曼滤波器对距离重构后，已经接近真实值，距离重构后 TDOA 的标准差已经降低为 0.49 m。从图 7 可以看到其定位结果，偏差 RMS 为 0.31 m。对比图 5 与图 7，可直观地发现定位精度有显著提升，即利用卡尔曼滤波器对距离重构后，再采用 Chan 算法对位置进行估计，定位精度有显著提高。通过在以上两种环境下试验验证在室内定位中 Kalman-Chan 融合算法的普适性要远远高于 Chan 算法。

5 结语

本文用两种算法，分别在两种实验环境中进行测试，并对实验结果进行分析比对，验证了 Kalman-Chan 融合算法在复杂的室内环境中能够有效地抑制 NLOS 和多径效应引起的误差，实现基于 5G 信号的高精度室内定位；同时验证了在复杂的室内环境中 Kalman-Chan 融合算法的性能优于经典 Chan

算法。随着 5G 通信技术的逐渐成熟以及 5G 基站的密集化部署, 5G 高精度室内定位的实现为导航通信一体化建设提供了一定的技术支持。

参考文献:

- [1] 王远来, 吕嘉倪, 李佳豪, 等. 基于 UWB 的高精度室内定位系统[J]. 长江信息通信, 2021, 34(3): 111-114+117.
- [2] 赵响, 林基明. 室内可见光成像传感器定位系统的理论极限[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2016, 43(4): 63-68.
- [3] HAMADA R, MOUSSEF Y. Device-independent cellular-based indoor location tracking using deep learning[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2021(prepublish): 101420.
- [4] EZHUMALAI B, SONG M, PARK K. An efficient indoor positioning method based Wi-Fi RSS fingerprint and classification algorithm[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3418.
- [5] 王跃, 巴斌, 崔维嘉, 等. 马尔科夫蒙特卡罗的室内定位算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2016, 43(2): 145-149.
- [6] 陈小斯, 沈重, 周群, 等. 基于 TDOA 算法的差分 UWB 室内定位系统研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(6): 45-49.
- [7] 高俊浩, 郭敏, 陈奎, 等. 基于参考信号的 TDOA 定位技术研究[J]. 数字通信世界, 2020(7): 5-7.
- [8] 吴端坡, 李俊杰, 许晓荣, 等. 基于改进 TDOA 算法的设计与仿真[J]. 实验室研究与探索, 2021, 40(1): 107-110+171.
- [9] YILDIRIM K S, KANTARCI A. Time synchronization based on slow-flooding in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems, 2013, 25(1): 244-253.
- [10] 陈铁锋. 移动通信网络中 TOA/TDOA 终端定位方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2005.
- [11] 黄亚萍. 基于 TDOA 和 TOA 的无线定位技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2012.
- [12] HE Yan, HU Han-ying, ZHOU Shan. A TOA based believable factor mobile location algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, 27(3): 373-376.
- [13] AL-JAZZAR S, CAFFERY J J. ML and bayesian TOA location estimators for NLOS environments[C]//Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference(VTC), 2002(2): 1178-1181.
- [14] LIU Ying, WANG Shu-xun. TOA estimation method using fourth order cumulants[C]//Proceeding of 5th International Conference on Signal Processing Proceedings, Beijing: IEEE, 2000(1): 210-214.
- [15] ERTEL R B, REED J H. Angle and time of arrival statistics for circular and elliptical scattering models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 17(11): 829-1840.
- [16] 许阿斐, 韩松辉, 归庆明. Kalman 滤波的模型误差影响分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2008, 28(1): 101-104.