

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407871

交点分类融合自适应卡尔曼滤波的 UWB 定位算法*

张永贤 陈晶旗 管风景

(华东交通大学电气与自动化工程学院 南昌 330013)

摘要:针对使用超宽带 (ultra-wideband, UWB) 技术在室内定位中受到非视距影响,导致定位精度下降问题,提出基于交点分类求解出标签的位置坐标,再融合到协方差自适应卡尔曼滤波后得出最优标签位置坐标,降低定位误差。交点分类是以基站为圆心、标签到基站之间的距离为半径,构成一个基站圆,以基站圆与基站圆之间的交点个数进行分类,对不同个数的交点分别采用直线相交、加权圆、加权质心等方法,求解出标签的位置坐标,记为粗定坐标,通过引入残差对卡尔曼滤波中系统过程噪声参数和测量噪声参数调整优化,再利用二段式引入遗忘因子,更新协方差矩阵,标签的粗定坐标作为协方差自适应卡尔曼滤波算法中的输入值,进而得到标签的最优位置坐标。实验结果表明,最大定位误差为 14.2 cm,平均误差为 7.65 cm,总体误差的方差为 2.47 cm,提升了超宽带在室内定位的精度和稳定性,能够满足室内定位的需求。

关键词: 室内定位;超宽带;交点分类;噪声参数;自适应卡尔曼滤波

中图分类号: U284.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.3

UWB localization algorithm for intersection classification fusion adaptive Kalman filtering

Zhang Yongxian Chen Jingqi Guan Fengjing

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Ultra-wideband (UWB) technology applied in indoor localization is susceptible to non-line-of-sight, which will lead to a decrease in localization accuracy. To address this problem, a new UWB localization method is proposed. The coordinates of the labels are initially estimated using the intersection classification method. This approach is then combined with an adaptive covariance Kalman filter to optimize the estimated coordinates and ultimately reduce positioning errors. The intersection classification process involves defining circles with base stations as centers and the distances between the base stations and the tag as radii. The number of intersections between the base station circles is classified, and various methods such as line intersections, weighted circles, and weighted centroids are employed to calculate the tag's initial position, referred to as the rough coordinates. To further refine the positioning, residuals are introduced to adjust the process noise and measurement noise parameters in the Kalman filter. Additionally, a two-stage forgetting factor is incorporated to update the covariance matrix. The rough coordinates serve as input to the adaptive covariance Kalman filter, which then produces the optimized tag coordinates. Experimental results demonstrate that method effectively reduces the maximum positioning error to 14.2 cm, with an average error of 7.65 cm and a total error variance of 2.47 cm. These improvements significantly enhance the accuracy and robustness of UWB-based indoor positioning systems, meeting the stringent demands of indoor localization applications.

Keywords: indoor localization; UWB; intersection classification; noise parameter; adaptive Kalman filtering

0 引言

随着人工智能时代的迅速发展,室内定位需求日益

增加,目前,针对室内定位有着不同的技术,比较主流的技术有 Blue Tooth 定位技术^[1]、WiFi 定位技术^[2]、RSSI 定位技术^[3]、RFID 定位技术^[4]、超宽带 (ultra-wideband, UWB) 定位技术等。其中,UWB 技术定位精度高,传输

速率快、穿透性高、抗干扰性强等特点,因此,适用于室内的高精度定位^[5-6]。在室内定位中环境相对复杂,信号常被遮挡,造成非视距误差,降低了定位精度^[7-8]。本文将复杂的室内环境中,对误差导致的定位精度的下降问题,提出一种算法能够降低其对定位精度的影响。

在使用超宽带在室内定位中,依据基站圆求解出标签坐标中,文献[9]提出一种改进的三边定位算法,针对在基站圆相交的区域,求解出标签坐标,但没考虑非视距误差下不相交情况的求解。文献[10]提出了加权质心的定位算法,提升了非视距造成的误差,但在基站附近求解出的标签位置坐标,达不到预期效果。文献[11]提出了自适应三边定位算法和文献[12]提出的加权同心圆聚类的方法,都是通过修正基站圆的半径,求出标签坐标,但不同情况下都使用同一方法修正,会出现求解误差过大。

室内使用超宽带定位中,卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)^[13]被广泛应用,可以相对减小一定误差,但程度有限。文献[14]提出了一种基于卡尔曼滤波提高定位精度的方法,但在自适应上表现欠缺,不能更好的提升定位结果。文献[15]提出了一种改进的鲁棒自适应容积卡尔曼滤波算法,通过对自相关协方差矩阵的鲁棒滤波对非视距误差进行调整,但只能满足部分非视距应用场景中。文献[16]提出了基于CHAN的改进卡尔曼滤波定位算法,提高了定位稳定性,降低了定位误差,但需要基站5个以上,增加了定位的硬件成本。文献[17]提出了一种基于神经网络与自调节卡尔曼滤波结合的定位算法,具有精度高、实时性好及稳定性高的优点,但神经网络需要较多的样本进行训练,极大增加了工作量。文献[18]提出了一种基于WLS-KF的UWB室内定位滤波算法,使用加权最小二乘法去求解,有效的优化非视距误差,但存在一定重复计算。多种算法的融合在超宽带室内定位中融合了各自算法的优点,优化了单一算法的不足之处,不同程度的提升了室内定位的精度。

在使用超宽带室内定位中,非视距(non line-of-sight, NLOS)环境不可避免,误差增大,导致定位精度降低,且定位系统的噪声参数难以准确获取,一般是通过经验所得。针对此问题,提出了交点分类融合自适应卡尔曼滤波的UWB定位算法。该算法先是在超宽带基站与标签之间的位置关系上,根据交点个数分类讨论,分别采用直线相交、加权圆、加权质心计算出粗定坐标,再次把分类求解出的粗定坐标点融入协方差自适应卡尔曼滤波算法中,在协方差自适应卡尔曼滤波算法中加入残差,自调节系统噪声参数和测量噪声参数,同时采用二段式去调整协方差自适应卡尔曼滤波中的协方差矩阵,得到标签的最优位置坐标。

1 UWB定位算法设计

在使用超宽带定位系统中,基站数量与定位精度成正相关性。然而,现实应用中要考虑成本问题,基站使用数量必定是要在尽可能少的情况下并且定位精度误差较小。本文采用3个基站和一个标签的定位系统对二维平面位置定位。该算法标签位置坐标求解中没有采用直接联立方程组,运用矩阵方式求解,而是依据以基站为圆心,基站到标签距离为半径,构成一个基站圆,以3个基站圆交点个数分类,分别求解出标签的位置坐标。分类求解出的标签坐标作为协方差卡尔曼滤波算法中的输入值,通过测量坐标与分类求解坐标的残差噪声协方差矩阵,同时引入遗忘因子优化噪声协方差矩阵,协方差矩阵 P_k 则通过二段式优化,最后通过分类粗定标签,融合协方差自适应卡尔曼滤波优化,得到最优的标签坐标,具体算法如下。

1.1 分类求解标签坐标

本文采用3个基站和1个标签定位,以各个基站坐标为圆心,基站到标签的距离为半径。理论上标签位置处于以各个基站为圆心绘制出的三圆相交点上,而在实际测量中,很难保证以基站为圆心,绘制出的3个基站圆,相交处并不一定仅有一个交点,当3个基站圆不相交于一点就无法得到精确的标签坐标^[19]。3个基站圆相交情况有很多种,如果每种情况都考虑计算,不易实现,于是,根据3个基站圆相交点的个数进行分类讨论,可以极大程度减少分类状况,即可粗定出标签的坐标。

3个基站圆分别记为A、B、C,半径分别记为 r_1 、 r_2 、 r_3 ,基站圆心坐标分别记为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 、 (x_3, y_3) ,两基站圆的圆心距离记为 $d_{ij}(i, j=1, 2, 3)$ 。

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

3个基站圆相交有多种情况,按交点分类后有7种情况,7种情况说明依次如下。

1) 交点数为0个情况时,3个基站圆中两两之间的圆心距离大于两圆半径之和,如式(2)所示。

$$\begin{cases} d_{12} > r_1 + r_2 \\ d_{23} > r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (2)$$

2) 交点数为1个情况时,3个基站圆中存在一组基站圆相切,另外两组基站圆相离。其中一种如式(3)所示。

$$\begin{cases} d_{12} = r_1 + r_2 \\ d_{23} > r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (3)$$

3) 交点数为2个情况时,3个基站圆中存在两组基

站圆相切,另一组基站圆相离;或者是存在一组基站圆相交,另外两组相离。如式(4)和(5)所示。

$$\begin{cases} d_{12} = r_1 + r_2 \\ d_{23} = r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ d_{23} > r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (5)$$

4) 交点数为3个情况时,3个基站圆中存在三组基站圆相切;或者是存在一组基站圆相交,一组基站圆相切,一组基站圆相离,如式(6)和(7)所示。

$$\begin{cases} d_{12} = r_1 + r_2 \\ d_{23} = r_2 + r_3 \\ d_{13} = r_1 + r_3 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ d_{23} = r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (7)$$

5) 交点数为4个情况时,3个基站圆中存在两组基站圆相交,一组基站圆相离;或者是存在一组基站圆相交,两组基站圆相切,一组基站圆相离,如式(8)和(9)所示。

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ |r_2 - r_3| < d_{23} = r_2 + r_3 \\ d_{13} > r_1 + r_3 \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ d_{23} = r_2 + r_3 \\ d_{13} = r_1 + r_3 \end{cases} \quad (9)$$

6) 交点数为5个情况时,3个基站圆中存在两组基站圆相交,一组基站圆相切,如式(10)所示。

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ |r_2 - r_3| < d_{23} < r_2 + r_3 \\ d_{13} = r_1 + r_3 \end{cases} \quad (10)$$

7) 交点数为6个情况时,3个基站圆中两两基站圆之间相交,如式(11)所示。

$$\begin{cases} |r_1 - r_2| < d_{12} < r_1 + r_2 \\ |r_2 - r_3| < d_{23} < r_2 + r_3 \\ |r_1 - r_3| < d_{13} < r_1 + r_3 \end{cases} \quad (11)$$

3个圆相交点的个数有0、1、2、3、4、5、6这7种情况,其中标签恰好处于交点上个数总数为5个或者是6个时,3个基站圆都经过某一点。按交点总数分为这7种,只有不存在交点时,只会出现一种情况如式(2)所示,其他6种还会有不同的位置关系,但交点的总个数是不变的。

依据分类,按不同方法粗定出标签坐标。如图1所

示的3种情况,图1(a)~(c)分别为不存在交点、个数为1和2个情况粗定坐标求解示意图。

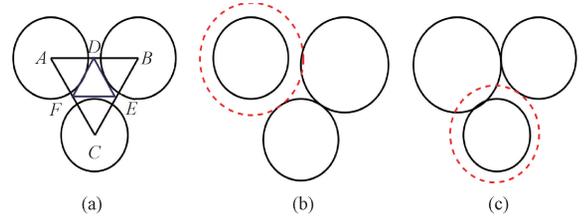


图1 求解示意图

Fig.1 Solution schematic diagram

由图1(a)可见,不存在交点情况,采用质心定位的方法确定标签位置的粗定坐标。将3个基站的坐标点依次连接起来, $\triangle ABC$ 中的 AB 边上取一点 D 满足式(12)。

$$\frac{AD}{DB} = \frac{r_1}{r_2} \quad (12)$$

式中: r_1 和 r_2 分别为基站 A 和基站 B 到标签的距离即相对应圆的半径,同理确定 E 、 F 坐标点。据此,连接 D 、 E 、 F 3点构成 $\triangle DEF$,计算出其质心即为不存在交点情况下的粗定坐标点。计算出的标签粗定坐标 (x_0, y_0) 为:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{D_x + E_x + F_x}{3} \\ y_0 = \frac{D_y + E_y + F_y}{3} \end{cases} \quad (13)$$

由图1(b)、(c)可见,采用扩大不相交圆的半径,扩大的半径取其到余下两圆相切时较大的半径。扩大后交点的个数发生变化,其中图1(b)扩大后可能存在3个或者是4个交点,图1(c)扩大后存在4个交点,于是依据存在3和4个交点情况进行求解标签坐标。

交点数是3、4或5个交点情况下,采用加权质心的方法求解标签坐标。如图2所示,当总交点个数为3个时,依次记为点 D 、 E 、 F ,如图2(a)所示;当存在4个交点时,必定是存在一个圆与另两个圆相切,且其余两个圆相交,取两圆相交点到余下相切点较近的交点依次记为点 D 、 E 、 F ,如图2(b)所示;当存在5个交点时,必定是一个圆与其他两圆相交,而其余两圆相切,会出现两种情况,其1是切点会是三圆唯一交点,其2如图2(c)所示,取相交坐标点离相切点较近的交点依次记为 D 、 E 、 F 。

由图2可见,圆 A 、 B 、 C 的半径为3个基站到标签的距离分别记为 r_1 、 r_2 、 r_3 ,交点坐标 D 、 E 、 F 坐标记为 (x_D, y_D) 、 (x_E, y_E) 、 (x_F, y_F) 。圆 A 和 B 相交于点 D ,圆 A 和 B 的半径分别为 r_1 和 r_2 ,点 D 对应的权值为 $\frac{1}{r_1 + r_2}$,同理可求出点 E 和 F 对应的权值为 $\frac{1}{r_1 + r_3}$ 和 $\frac{1}{r_2 + r_3}$,于是,计

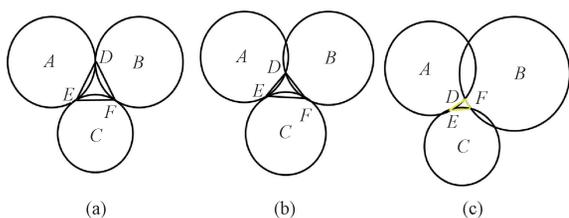


图 2 加权质心求解示意图

Fig. 2 A schematic diagram for solving the weighted centroid

算出的标签坐标 (x_0, y_0) 为:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{\frac{x_D}{r_1+r_2} + \frac{x_E}{r_2+r_3} + \frac{x_F}{r_3+r_1}}{\frac{1}{r_1+r_2} + \frac{1}{r_2+r_3} + \frac{1}{r_3+r_1}} \\ y_0 = \frac{\frac{y_D}{r_1+r_2} + \frac{y_E}{r_2+r_3} + \frac{y_F}{r_3+r_1}}{\frac{1}{r_1+r_2} + \frac{1}{r_2+r_3} + \frac{1}{r_3+r_1}} \end{cases} \quad (14)$$

当三圆交点总个数为 6 个时,会出现两个不同情况,一种是 3 个基站圆之间会出存在唯一交点,即为标签的坐标点;另一种是两两基站圆相交,不存在重复相交点,此种情况采用直线相交法计算出标签的坐标。

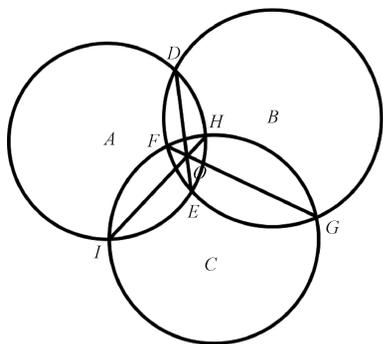


图 3 直线相交示意图

Fig. 3 Straight line intersection diagram

直线相交示意图如图 3 所示,圆 A 和 B 的交点坐标为 (x_D, y_D) 、 (x_E, y_E) ,圆 A 和 C 的交点坐标为 (x_F, y_F) 、 (x_C, y_C) ,圆 B 和 C 的交点坐标为 (x_H, y_H) 、 (x_I, y_I) 。于是可求出线段 DE、FG、HI。圆 A、B、C 的圆心坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 、 (x_3, y_3) ,于是得到其坐标方程为:

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = r_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = r_2^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = r_3^2 \end{cases} \quad (15)$$

直线相交示意式 (15) 中两两相减可以得到线段 DE、FG、HI 对应分直线方程如式 (16) 所示。

$$\begin{cases} (a_1 - a_2)x + (b_1 - b_2)y + (c_1 - c_2) = 0 \\ (a_1 - a_3)x + (b_1 - b_3)y + (c_1 - c_3) = 0 \\ (a_2 - a_3)x + (b_2 - b_3)y + (c_2 - c_3) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中, $a_i = -2x_i, b_i = -2y_i, c_i = x_i^2 + y_i^2 + r_i^2, i = 1, 2, 3$ 。

由式 (16) 求出标签粗定坐标 (x_0, y_0) 为:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{(c_2 - c_1)(b_2 - b_3) - (c_3 - c_2)(b_1 - b_2)}{(a_1 - a_2)(b_2 - b_3) - (a_2 - a_3)(b_1 - b_2)} \\ y_0 = \frac{(a_1 - a_2)(c_2 - c_3) - (c_2 - c_1)(a_2 - a_3)}{(a_1 - a_2)(b_2 - b_3) - (a_2 - a_3)(b_1 - b_2)} \end{cases} \quad (17)$$

1.2 协方差自适应卡尔曼滤波优化

自适应卡尔曼滤波针对系统机理设计出相应模型,通过对输入信号的变化自动去调节系统,降低系统的误差^[20]。以基站圆之间的交点分类求出的粗定坐标 x, y 作为状态参数,使用协方差自适应卡尔曼滤波算法对求解的粗定坐标优化。本文将定位坐标 $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ 作为状态

参数进行卡尔曼滤波,其状态方程为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{X}_k + \boldsymbol{\omega}_k \quad (18)$$

式中: \mathbf{X}_k 为系统在 k 时刻的状态量, $\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix}$; \mathbf{A} 为状态

转移矩阵; $\boldsymbol{\omega}_k$ 为系统噪声。

观测方程则为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k \quad (19)$$

式中: \mathbf{Z}_k 为观测值; \mathbf{H} 为观测矩阵; \mathbf{v}_k 为观测噪声。

卡尔曼滤波是通过系统输入观测数据,对系统状态进行最优估计的算法,可分为预测和校正两个部分。

预测为:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}'_{k-1} + \mathbf{B}u_k \quad (20)$$

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{A}\mathbf{P}'_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \quad (21)$$

校正为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_k\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{X}}'_k = \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{K}_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_k) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{P}_k - \mathbf{K}_k\mathbf{H}\mathbf{P}_k \quad (24)$$

卡尔曼滤波算法,在 $k=1$ 时刻,算法开始运行,需要设定初始的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}'_0$ 与初始的状态估计误差协方差矩阵 \mathbf{P}'_0 ,作为初始的预测参数, $\hat{\mathbf{X}}'_0$ 选择第 1 个粗定坐标。此后,在 k 时刻。预测公式先计算出先验状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 与先验状态估计误差协方差矩阵 \mathbf{P}_k ,校正公式利用 \mathbf{P}_k 和 \mathbf{R}_k 计算出卡尔曼增益 \mathbf{K}_k ,然后再使用卡尔曼增益计算出融合的后验状态估计 $\hat{\mathbf{X}}'_k$,最后计算出状态误差协方差矩阵 \mathbf{P}'_k ,通过反复的预测和校正,得出最后的结果。

在传统的卡尔曼滤波算法基础上针对噪声协方差去自适应调整,提高卡尔曼滤波性能。首先是对系统过程噪声协方差和观测噪声协方差进行调整,本文采用残差的方法调节 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} ^[21]。

由式(18)推出:

$$\boldsymbol{\omega}_k = \mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{A}\mathbf{X}_k \quad (25)$$

由式(20)和(23)可得:

$$\mathbf{w}'_k = \hat{\mathbf{X}}'_k - \hat{\mathbf{X}}_k \quad (26)$$

于是:

$$\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{w}'_k \mathbf{w}'_k{}^T] =$$

$$E[K_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_k)(K_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_k))^T] \quad (27)$$

为了使 \mathbf{Q} 相对平滑,引入遗忘因子 α ,且 $0 < \alpha < 1$ 用于自适应的估计 \mathbf{Q} ,而 α 代表着先前估计值的权重,在赋值上需要注意,权重赋予先前估计值多少要综合考虑,在正常 NLOS 环境中遗忘因子 α 保持不变,若是出现了 NLOS 突发性出现时(如人体的遮挡)会有所增加遗忘因子 α 值。 \mathbf{Q}_k 最后通过式(28)计算的得出。

$$\mathbf{Q}_k = \alpha \mathbf{Q}_{k-1} + (1 - \alpha) K_k \mathbf{d}_k \mathbf{d}_k{}^T K_k{}^T \quad (28)$$

式中: $\mathbf{d}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_k$ 。

而观测噪声协方差 \mathbf{R} 类似于过程噪声协方差 \mathbf{Q} 的计算。

由式(19)得到:

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\mathbf{X}_k \quad (29)$$

为了方便计算,引入 \mathbf{S} ,取:

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k = E[(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{X}}'_k)(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{X}}'_k)^T] \quad (30)$$

于是:

$$\mathbf{R}_k = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k{}^T] = E[(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{X}}'_k)(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{X}}'_k)^T] - \mathbf{H}\mathbf{P}_k \mathbf{H}^T \quad (31)$$

同理, \mathbf{R}_k 的取值通过式(32)计算的得出:

$$\mathbf{R}_k = \alpha \mathbf{R}_k + (1 - \alpha)(\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k{}^T - \mathbf{H}\mathbf{P}_k \mathbf{H}^T) \quad (32)$$

最后,为了平衡之前的状态和观测值的状态对协方差矩阵加一个自适应因子 β ,调节 \mathbf{P}'_k 的取值。

$$\mathbf{P}_k = \alpha \beta \mathbf{P}'_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \quad (33)$$

此处构建的自适应因子 β 采用二段式的形式构建,为此引入一个统计量 Δx_k

$$\Delta x_k = \frac{\hat{\mathbf{X}}'_k - \hat{\mathbf{X}}_k}{\sqrt{\text{tr}(\mathbf{P}_k)}} \quad (34)$$

于是, β 的取值为:

$$\beta_k = \begin{cases} 1, & \Delta x_k \leq c \\ \frac{c}{\Delta x_k}, & \Delta x_k > c \end{cases} \quad (35)$$

式中: c 为常数,本文取 $c=1$ 。

2 实验测试

为了验证本文提出的基于 UWB 的交点分类与自适应卡尔曼滤波室内定位算法,在复杂的室内环境中,布置 3 个 UWB 基站,设置为 T1、T2、T3,坐标依次为(0 cm, 0 cm)、(1 200 cm, 0 cm)、(600 cm, 1 200 cm),标签为 T0,据此,通过标签得到的 3 个数据为每个基站到标签距离,即为 3 个基站圆的半径,对 3 个基站圆之间的交点个数进行分类,求解得出标签的粗定坐标,粗定坐标作为的输入值,分别使用卡尔曼滤波算法和本文提出的协方差自适应卡尔曼滤波算法融合求解,本文分别设置静态和动态实验验证所提算法的效果提升。

2.1 静态定位实验

在静态实验中,选出 5 个标签的真实坐标为(200 cm, 200 cm)、(400 cm, 500 cm)、(600 cm, 1 000 cm)、(800 cm, 600 cm)、(1 000 cm, 300 cm);分别采样 100 次定位标签到定位基站的距离,分别使用 CHAN-KF、WLS-KF、本文所提算法作对比,得到静态位置求解对比如图 4 所示,为了更加直观的对比如作了两个静态位置点的局部放大图。

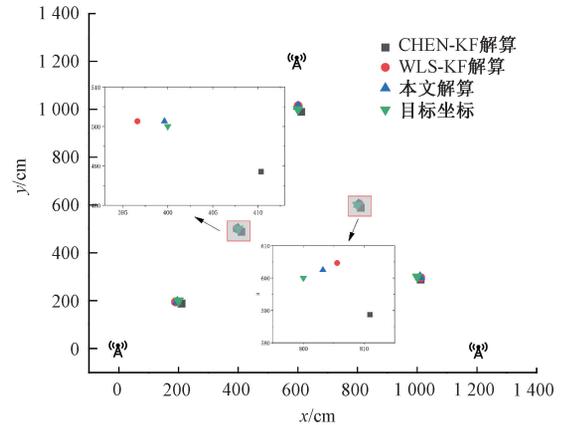


图4 静态位置求解对比

Fig. 4 Static position solution comparison diagram

表 1 为 3 种算法下求解出的标签坐标与待测位置的误差。从表 1 可知,本文算法所求出的标签坐标最为接近真实位置,误差相对较小。

表 1 静态位置下不同算法求解误差

Table 1 Different algorithms to solve the error in static position (cm)

静态点	CHAN-KF	WLS-KF	本文算法
(200, 200)	17.23	11.65	10.57
(400, 500)	16.99	4.02	2.71
(600, 1000)	16.51	13.81	11.72
(800, 600)	16.82	7.12	5.02
(1 000, 300)	17.04	11.67	10.26

2.2 动态轨迹实验

本文定位标签动态运动设计为一个数字“2”型的运动轨迹,实验场景模拟在智慧仓储中移动机器在室内移动,通过在相同距离点采集该坐标点的 10 次数据,通过对采集的 10 次数据处理,通过 CHAN-KF 算法、WLS-KF^[18]算法及本文所提的交点分类融合自适应卡尔曼滤波算法等 3 种算法得到机器人运动的轨迹如图 5 所示。

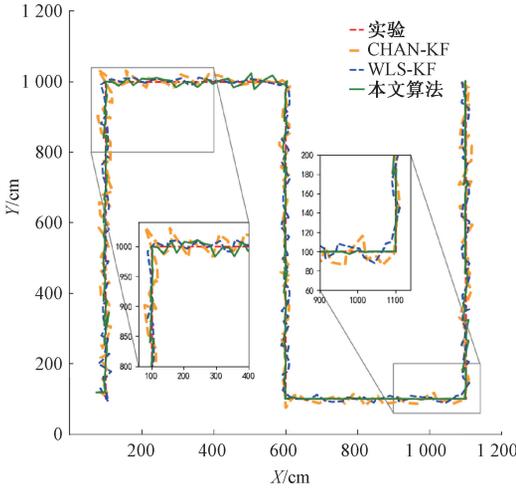


图 5 不同算法的轨迹

Fig. 5 Trajectory of different algorithms

由图 5 中局部放大了部分运动轨迹可以看出,本文所提出的算法接近真实位置,为了更加直观的分析,分别在平面坐标上 X 轴和 Y 轴上做了测试,X 轴和 Y 轴上运动轨迹类似,本文仅从 X 轴上进行分析,如图 6 所示。运动轨迹在 X 轴先在 100 cm 保持不变,沿 Y 轴正方向做直线运动,然后 Y 轴保持不变,沿 X 轴正方向运动到 600 cm 处后,保持 X 轴不变,沿 Y 轴反方向运动,接下来的运动轨迹类似。从图 6 中局部放大图中可以看出,本文算法对比另外两种算法误差较小,更为贴近真实值。

Y 轴上不同算法下误差图如图 7 所示,可以清晰的看出,其他两种算法基本可以将最大误差控制在 20 cm 以内,但也出现了个过大现象,而本文算法基本把误差控制在 10 cm 以内,且误差波动也相对平稳,并没有类似于其他两种算法的波动较大。X 轴上两种算法误差的对比情况和 Y 轴上类似。可以看出使用本文算法与真实值的较为接近。

通过在 X、Y 轴上的对比分析后,针对整体运动轨迹的误差进行分析,其结果如图 8 所示,可以看出,其他两种算法误差最大值在 40 cm 左右,CHAN-KF 在 12 cm 上下波动情况较多,而 WLF-KF 波动相对较大,出现了少量误差 5 cm 以内,误差波动较为剧烈。而本文算法误差最大值在 14.2 cm,基本控制在 4~9 cm,且波动较小。

针对两种算法,计算出使用 CHAN-KF 算法的误差平

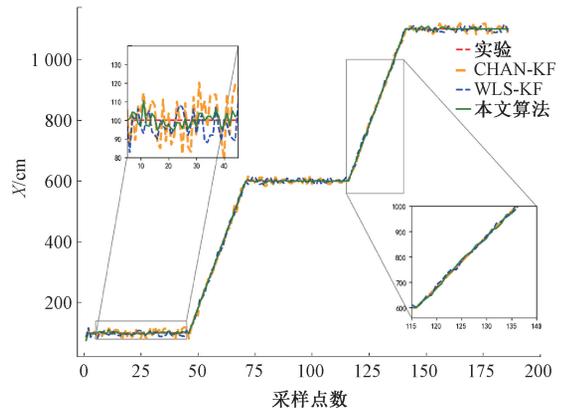


图 6 X 轴上不同算法对比

Fig. 6 Comparison of different algorithms on the X-axis

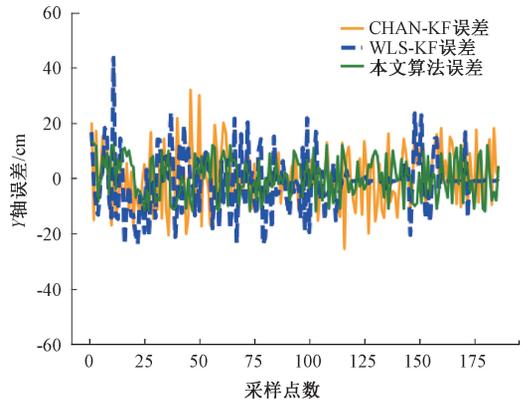


图 7 Y 轴上不同算法误差对比

Fig. 7 Error comparison of different algorithms on Y axis

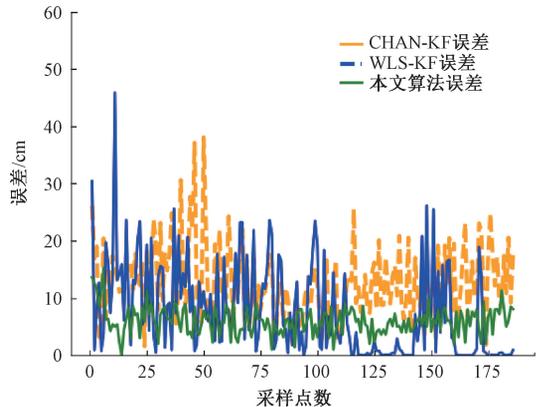


图 8 运动轨迹误差对比

Fig. 8 Comparison of motion trajectory errors

均值为 12.75 cm,总体方差为 6.42 cm;使用 WLS-KF 算法的误差平均值在 10.26 cm,总体方差为 8.14 cm;而使用本文算法的误差平均值为 7.65 cm,总体方差为 2.47 cm。相对比使用其他两种算法,提升了室内定位精度。

3 结 论

本文提出了一种基于 3 个基站圆之间的交点分类融合自适应卡尔曼滤波算法应用于超宽带室内定位中,首先是考虑到以不同定位基站为圆心得到的基站圆之间会出现不相交于一点,导致非线性定位方程无法求解,依据基站圆之间的交点个数分类,分别采用不同的几何算法进行求解,得出标签的粗定位置坐标点,其次是在卡尔曼滤波算法中引入二段式自适应因子调节状态协方差以及使用残差加遗忘因子自调节噪声协方差,最后把粗定坐标点代入自适应卡尔曼滤波中计算,得出最佳标签位置坐标点。实验结果表明,本文提出的算法总体误差平均值 7.65 cm,总体方差仅为 2.47 cm,相对于其他两种算法误差分别降低了 40.8% 和 25.4%,方差分别降低了 61.5% 和 69.6%,所提出算法在定位精度和稳定性上都有所提升。

参考文献

[1] 韦子辉,蔡大鑫,叶兴跃,等. 基于改进二维 MUSIC 算法的蓝牙信号到达角估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 157-165.
WEI Z H, CAI D X, YE X Y, L et al. Estimation of arrival angle of bluetooth signals based on improved 2D-MUSIC algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 157-165.

[2] LIU G L, QIAN Z H, WANG X. An indoor WLAN location algorithm based on fingerprint database processing [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 34(10): 18.

[3] WEI Z, CHEN J, TANG H, et al. RSSI-based location fingerprint method for RFID indoor positioning: A review[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2024, 39(1): 3-31.

[4] 谢良波,夏晨晖,张钰坤,等. 基于双频点载波相位的 RFID 室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 267-277.
XIE L B, XIA CH H, ZHANG Y K, et al. RFID indoor localization algorithm based on dual-frequency carrier phase [J]. Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 267-277.

[5] ZHANG Y, CHU Y, FU Y, et al. UWB positioning analysis and algorithm research[J]. Procedia Computer Science, 2022, 198: 466-471.

[6] PAN H, QI X, LIU M, et al. Indoor scenario-based UWB anchor placement optimization method for indoor localization [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117723.

[7] 尚德良,赵旭,李连鹏,等. 基于 ICEEMDAN-CNN 的非视距识别方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(10): 61-67.
SHANG D L, ZHAO X, LI L P, et al. NLOS recognition method based on ICEEMDAN-CNN [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10): 61-67.

[8] ZHANG H, WANG Q, YAN C, et al. Research on UWB indoor positioning algorithm under the influence of human occlusion and spatial NLOS[J]. Remote Sensing, 2022, 14(24): 6338.

[9] 高莉,杨雪苗. 一种改进的三边定位算法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(2): 78-81.
GAO L, YANG X M. An improved trilateration positioning algorithm [J]. Journal of Mine Automation, 2020, 46(2): 78-81.

[10] 潘忠祥,江剑. 基于 UWB 的三边优化算法研究[J]. 电子测量技术, 2019, 38(2): 25-29.
PAN ZH X, JIANG J. Study of trilateral optimization algorithm based on UWB [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 38(2): 25-29.

[11] 丁亚男,张旭,徐振国,等. 自适应三边定位算法在航站楼内的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 441-448.
DING Y N, ZHANG X, XU ZH G. Application of adaptive three-sided positioning algorithm in terminal building [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 441-448.

[12] 徐恒,刘虎,邵慧,等. 基于 UWB 的加权同心圆聚类室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4): 161-175.
XU H, LIU H, SHAO H, et al. Weighted concentric circle generation clustering indoor positioning method based on UWB [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 161-175.

[13] ZAMORA-CADENAS A, CORTÉS A, VELEZ I. Radiofrequency-based indoor location systems for ambient assisted living applications [J]. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2014, 6(5): 561-563.

[14] 任昊誉,郭晨霞,杨瑞峰. 卡尔曼滤波提高 UWB 测距精度研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(18): 111-115.
REN H Y, GUO CH X, YANG R F. Research on improving UWB ranging accuracy by Kalman filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(18): 111-115.

[15] DONG J Q, LIAN Z Z, XU J C, et al. UWB localization based on improved robust adaptive cubature Kalman filter [J].

- Sensors, 2023, 23(5): 2669-2669.
- [16] 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 on Communications, 2023, 44(2): 136-147.
- [17] 古玉锋, 杜雨洁, 王育阳, 等. 基于神经网络与自适应卡尔曼滤波的超宽带定位算法研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(12): 1504-1511.
GU Y F, DU Y J, WANG Y Y, et al. Study on UWB positioning algorithm based on neural networks and self-adjusting Kalman filters [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(12): 1504-1511.
- [18] 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.
- [19] 朱春华, 杨锦民. 一种基于加权质心的 TOF 与 TDOA 联合定位算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(3): 50-55.
ZHU CH H, YANG J M. A joint positioning algorithm of TOF and TDOA based on weighted centroid[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(3): 50-55.
- [20] 程燕, 王海峰, 王学运, 等. 复杂环境下基于自适应卡尔曼滤波的时间比对跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(11): 4110-4116.
CHENG Y, WANG H F, WANG X Y, et al. A time

transfer tracking loop based on adaptive Kalman filter in complex conditions [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(11): 4110-4116.

- [21] AKHLAGHI S, ZHOU N, HUANG Z. Adaptive adjustment of noise covariance in Kalman filter for dynamic state estimation [C]. 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting. IEEE, 2017: 1-5.

作者简介



张永贤, 2002 年于华东交通大学获得硕士学位, 现为华东交通大学副教授, 主要研究方向为信号设备故障检测与诊断技术和智能机器人技术。

E-mail: 30425289@qq.com

Zhang Yongxian, received his M. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2002. Now he is an associate professor at East China Jiaotong University. His main research interests include signal equipment fault detection and diagnosis technology and intelligent robot technology.



陈晶旗, 现为华东交通大学硕士研究生, 主要研究方向机器人定位与路径规划。

E-mail: 18755832016@163.com

Chen Jingqi is a M. Sc. candidate at East China Jiaotong University. His main research interests include robot positioning and path planning.



管风景, 现为华东交通大学硕士研究生, 主要研究机器人定位与导航。

E-mail: 1771743822@163.com

Guan Fengjing is a M. Sc. candidate at East China Jiaotong University. His main research interests include robot localization and navigation.