

Adaptive Robust Kalman Filtering for UWB Indoor Positioning^{*}

LIU Tao, XU Aigong^{*}, SUI Xin

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China)

Abstract: In UWB indoor positioning, the accuracy and reliability of UWB positioning system was greatly affected by NLOS errors and outliers in range information. To solve these problems, an adaptive robust kalman filtering method is proposed for UWB ranging and positioning. Based on the UWB distance model, identifying and weakening the influence of NLOS errors and outliers by robust factor that constructed by innovation vector and prior threshold in LOS environment. Meanwhile, estimating and correcting the system noise in real time by Sage-Husa filter. The UWB positioning linear are derived. Then, realization UWB positioning calculation by kalman filter. Experiments results shown that the new method can effectively reduce and eliminate the influence of NLOS range errors and outliers error in range information, and then can improve the precision and reliability in UWB positioning.

Key words: indoor positioning; UWB ranging and positioning; adaptive robust filter; NLOS range errors

EEACC: 6150P; 7230

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2018.04.013

基于自适应抗差卡尔曼滤波的 UWB 室内定位^{*}

刘 韬, 徐爱功^{*}, 隋 心

(辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘 要: 在 UWB 室内定位中, 测距中存在的 NLOS 误差和测距异常值会大幅降低其定位的精度和可靠性。针对这一问题, 提出了一种自适应抗差卡尔曼滤波方法。该方法首先在 UWB 距离模型的基础上, 利用新息向量和 LOS 环境下的阈值所构造的抗差因子鉴别并削弱 NLOS 测距误差和测距异常值的影响, 同时利用 Sage-Husa 滤波对系统噪声进行实时估计和修正。在此基础上推导 UWB 定位的线性模型, 利用卡尔曼滤波进行 UWB 定位解算。实验结果表明, 该方法能有效地抑制并消除 UWB 测距中的 NLOS 测距误差和测距异常值的影响, 进而能提高 UWB 定位的精度和可靠性。

关键词: 室内定位; UWB 测距定位; 自适应抗差滤波; NLOS 测距误差

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2018)04-0567-06

近年来, 随着无线通信和无线传感器网络的不断发展, 无线定位技术越来越受到人们的关注, 广泛应用于灾害急救、目标跟踪、车载导航、行人导航等领域^[1]。以全球卫星导航系统为基础的室外定位技术已趋于成熟; 在室内定位中, 超宽带 UWB (Ultra-Wide Band) 技术利用功率谱密度极低、脉冲宽度极窄的脉冲信号传输数据, 具有时间分辨率极高、障碍穿透能力强等特点, 在视距 LOS (Line-Of-Sight) 环境下能获得厘米甚至毫米级的测距和定位精度^[2-3], 适用于室内环境下的高精度定位。

由于墙体和障碍物的存在, UWB 信号通过折射和反射在移动站和基准站之间进行传播, 从而形成非视距 NLOS (Non-Line-Of-Sight) 误差, 极大降低其测距精度, 使定位结果产生较大的误差^[4-8]。文献[4-5]对大量 LOS 和 NLOS 环境下的 UWB 信号波形特征进

行分析, 利用支持向量机进行 NLOS 状态的鉴别和误差削弱, 能有效消除 NLOS 误差并提高测距精度, 但该方法建立在大量的数据统计上, 工作量较大; 文献[6]针对 LOS/NLOS 环境下的定位, 利用粒子滤波和无迹卡尔曼滤波方法进行定位和测速, 能有效抑制 NLOS 误差的影响, 但其算法复杂, 实现困难; 文献[7]利用基于往返时间 RTT (Round Trip Time) 和基于到达角度 AOA (Angle Of Arrival) 的方法进行混合测距, 并提出了基于网格的聚类定位算法, 其不需要室内环境的先验信息, 仿真效果明显, 但 AOA 方法需要天线阵列, 会增加硬件成本; 文献[8]利用惯性导航 INS (Inertial Navigation System) 辅助 UWB 进行定位, 通过先验阈值进行 NLOS 判断, 利用 INS 的短期高精度结果鉴别 NLOS 误差并消除其影响, 但该方法需要增加硬件成本, 且算法也更复杂。

项目来源: 国家重点研发计划项目 (2016YFC0803102); 辽宁省高等学校创新团队项目 (LT2015013)

收稿日期: 2017-10-17 修改日期: 2018-01-03

UWB 测距不仅会受到 NLOS 测距误差的影响,还会受到由实验环境、仪器硬件和人为干扰等因素产生的测距异常值的影响,这两个测距误差均表现为量测信息异常,从而导致距离滤波和定位解算出现异常。针对量测信息异常的问题,有学者提出抗差估计理论抵制量测信息异常误差的影响^[9]。文献[10]结合神经网络和卡尔曼滤波构建自适应因子,自适应调节状态向量和量测噪声的协方差矩阵,从而抑制异常信息对滤波结果的影响,但神经网络需要大量理想的样本进行训练;文献[11]针对 GNSS/INS 组合系统,利用新息向量构建抗差因子并作用于量测噪声的协方差矩阵,从而修正滤波增益矩阵,提高系统的精度和抗差性。

在 UWB 定位中,很难用一个准确的统计特征来描述系统噪声。针对上述问题,本文提出了一种抗差自适应滤波算法并应用于 UWB 测距和定位。该算法首先在 UWB 距离模型的基础上,利用新息向量和 LOS 环境下的阈值鉴别量测信息是否出现异常,进一步构建量测噪声的抗差协方差矩阵,在滤波过程中利用改进的 Sage-Husa 滤波的次优无偏极大后验估计特性对系统噪声的协方差矩阵进行实时估计和修正,削弱并消除 NLOS 测距误差和测距异常值的影响,得到更准确稳定的测距信息;然后推导并构建 UWB 定位的线性模型,利用卡尔曼滤波得到载体的位置和速度信息。

1 距离滤波方法

1.1 距离模型

RTT 测距方法通过 UWB 脉冲信号在流动站和基准站的往返时间确定两者的距离,其不需要 BS 和 MS 之间进行时间同步,可消除 TOA/TDOA 测距中的时间同步误差^[2,8],故本文利用 RTT 测距方法得到 UWB 基准站和流动站之间的距离,在完全 LOS 环境下通过不同距离下的测距统计信息建立的标准时间偏差误差模型^[12-13]对 RTT 测距中的标准时间偏差误差进行改正。以 UWB 基准站和流动站之间的距离和距离变化速率作为状态参数 $X_{dk} = [d_k \quad \dot{d}_k]^T$,则距离模型的状态方程为:

$$X_{dk} = F_{dk-1} X_{d,k-1} + w_{dk} \quad (1)$$

式中: $F_{dk} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, ΔT_k 为 UWB 数据采样间隔, w_{dk} 为 k 时刻的系统噪声,其协方差矩阵为 Q_{dk} 。

以 RTT 方法量测的距离值作为量测信息,则距离模型的量测方程为:

$$Z_{dk} = H_{dk} X_{dk} + V_{dk} \quad (2)$$

式中: $Z_{dk} = d_k^R$, $H_{dk} = [1 \quad 0]$, d_k^R 为 k 时刻的 RTT 测距信息, V_{dk} 为 k 时刻的量测噪声,其协方差矩阵为 R_{dk} 。

1.2 自适应抗差卡尔曼滤波

由于式(1)和式(2)组成的距离模型为线性模型,其标准卡尔曼滤波^[8,14] KF (Kalman Filter) 算法为:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k|k-1} = F_{k-1} \hat{X}_{k-1} \\ P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1} \\ K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \\ X_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\hat{X}_{k|k-1}$ 为预测状态向量, $P_{k|k-1}$ 为预测状态协方差矩阵, K_k 为增益矩阵, \hat{X}_{k-1} 和 \hat{X}_k 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态向量, P_{k-1} 和 P_k 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态协方差矩阵, I 为单位矩阵。

在 KF 滤波中,新息向量 $r_k = Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}$,其协方差矩阵为 $D_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T$ 。当 UWB 基准站和流动站之间为 LOS 环境且测距情况良好时,可认为 r_k 服从零均值的高斯分布;当 UWB 基准站和流动站之间为 NLOS 环境或出现测距异常值时,可认为 r_k 服从均值为 $Z_k - \bar{Z}_k$ 的高斯分布,其中 \bar{Z}_k 为准确距离。从而构建检验信息 $\Delta r_k = r_k^T D_k^{-1} r_k$,并利用 Δr_k 作为判断 UWB 量测信息是否出现异常的条件,即:

$$\begin{cases} |\Delta r_k| \leq c & \text{量测信息正常} \\ |\Delta r_k| > c & \text{量测信息异常} \end{cases} \quad (4)$$

式中: c 为阈值,可通过 UWB 基准站和流动站之间为 LOS 环境下多次测量确定。采用 Huber 函数^[9-11]方法构建量测噪声的抗差协方差矩阵,即:

$$\bar{R}_k = \begin{cases} R_k & |\Delta r_k| \leq c \\ \frac{|\Delta r_k|}{c} R_k & |\Delta r_k| > c \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)中的 \bar{R}_k 替代式(3)中增益矩阵中的 R_k ,可实现 UWB 距离模型的抗差估计。利用 LOS 环境下的先验阈值信息,当检验信息 Δr_k 的绝对值大于先验阈值时,可认为此时 UWB 测距信息中出现 NLOS 测距误差或测距异常值,通过构建的量测噪声的抗差协方差矩阵,进而实现滤波的抗差性能,提高滤波解算的精度。

在 UWB 测距过程中,很难用一个准确的统计特征来描述系统噪声,而 Sage-Husa 滤波能对系统噪声统计特性进行实时估计和修正,从而进一步提高滤波的精度,且具有一定的抗干扰能力^[15-17]。结合文献[16],利用改进的 Sage-Husa 滤波对系统噪声的协方差矩阵进行实时估计:

$$\hat{Q}_k = (1 - \alpha_k) \hat{Q}_{k-1} + \alpha_k [K_k r_k r_k^T K_k^T + P_k - F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T - 2K_k H_k P_{k-1} H_k^T K_k^T - 2K_k \bar{R}_k K_k^T + P_{k-1} H_k^T K_k^T + K_k H_k P_{k-1}] \quad (6)$$

式中: $\alpha_k = (1 - b) / (1 - b^{k+1})$, b 为遗忘因子, $0 < b < 1$ 。在更新 \hat{Q}_k 过程中,为了防止其失去非负定性,对式(6)等式右边第2部分的对角线元素取绝对值处理,对非对角线元素进行取零处理。

在计算预测状态协方差矩阵时,利用式(6)对系统噪声的协方差矩阵不断进行实时估计和修正,进而减小状态估计误差,并结合式(5),实现 UWB 距离模型的自适应抗差卡尔曼滤波 ARKF(Adaptive Robust Kalman Filter)过程,在抑制量测信息异常误差的同时进一步提高滤波解算的精度,得到更准确可靠的 UWB 测距信息。

针对自适应抗差卡尔曼的距离滤波方法,利用一组静止的 UWB 测距信息进行分析验证。静止数据由 Time Domain 的 PulsON400 通信与测距模块采集,采样频率为 2 Hz,共采集 2 000 s。数据采集过程中有人在 UWB 基准站和流动站之间随机走动,同时对 UWB 天线进行随机遮挡。原始的 RTT 测距信息如图 1 所示。

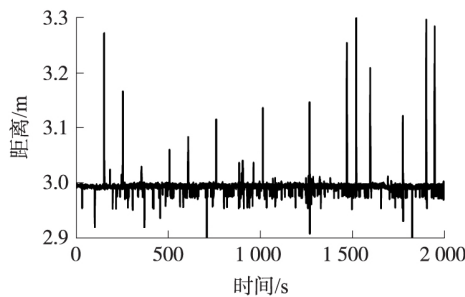


图 1 RTT 测距信息

由图 1 可以看出测距中存在大量的 NLOS 误差和测距异常值。在对标准时间偏差误差进行改正之后,利用卡尔曼滤波、Sage-Husa 自适应滤波和文中的自适应抗差卡尔曼滤波方法进行滤波计算,利用全站仪观测计算的距离作为参考真值进行比较分析。

图 2 给出了 3 种方法的测距误差,表 1 给出 3 种方法的误差统计信息。结合图 2 和表 1,相较于

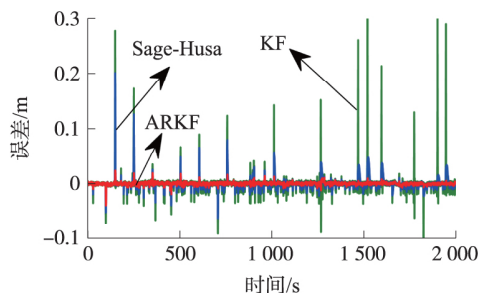


图 2 3 种滤波方法的测距误差

卡尔曼滤波和 Sage-Husa 自适应滤波,自适应抗差卡尔曼滤波的最大误差能从 3 dm 降低至 4 cm,其测距精度更高、稳定性更强。可以看出:自适应抗差卡尔曼滤波方法利用抗差估计理论能有效抑制 UWB 测距中的 NLOS 测距误差和测距异常值,同时结合 Sage-Husa 自适应滤波对系统噪声进行实时的估计和修正,进而提高 UWB 测距的精度和稳定性。

表 1 3 种滤波方法的测距误差统计

误差	KF	Sage-Husa	ARKF
RMS/m	0.018	0.011	0.003
MAX/m	0.344	0.201	0.039

2 UWB 定位方法

在 UWB 平面定位中,利用 3 个及 3 个以上置于固定位置的 UWB 基准站和 1 个流动站进行定位^[8,18]。

以流动站的位置和速度信息作为状态参数 $X_{p,k} = [x_k \ y_k \ v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$ 则 UWB 定位的状态方程为:

$$X_{p,k} = F_{p,k-1} X_{p,k-1} + w_{p,k} \quad (7)$$

式中: x_k 和 y_k 分别为第 k 时刻 UWB 流动站在 x 和 y 方向的位置, $v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$ 分别为第 k 时刻 UWB 流动站在 x 和 y 方向的速度, $F_{p,k}$ 为系统状态转移矩阵, $w_{p,k}$ 为系统噪声, $w_{p,k}$ 为零均值的高斯白噪声,其对应的协方差矩阵为 $Q_{p,k}$,且有:

$$F_{p,k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T_k & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T_k \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$Q_{p,k} = q \begin{bmatrix} \frac{\Delta T_k^4}{4} & 0 & \frac{\Delta T_k^3}{2} & 0 \\ 0 & \frac{\Delta T_k^4}{4} & 0 & \frac{\Delta T_k^3}{2} \\ \frac{\Delta T_k^3}{2} & 0 & \Delta T_k^2 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta T_k^3}{2} & 0 & \Delta T_k^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: ΔT_k 为 UWB 数据采样间隔, q 为系统噪声的功率谱密度。

通过距离滤波方法对原始 RTT 测距信息进行处理,削弱并消除测距中的 NLOS 测距误差和测距异常值的影响,得到更准确可靠的测距信息。那么,第 k 时刻第 i 个 UWB 基准站和流动站之间的距离 $d_{i,k}$ 可表示为:

$$d_{i,k} = \sqrt{(x_k - x_i^b)^2 + (y_k - y_i^b)^2} + n_{i,k} \quad (10)$$

式中: (x_i^b, y_i^b) 为第 i 个 UWB 基准站的平面坐标, $n_{i,k}$

为滤波后的残余误差,且 n_{ik} 为零均值的高斯白噪声 $i=1,2,\cdots,M$ M 为基准站总个数。

对式(10)进行变形后,可以得到:

$$d_{ik}^2 - (x_i^b + y_i^b) - (x_k^2 + y_k^2) = -2x_i^b x_k - 2y_i^b y_k + m_{ik} \quad (11)$$

式中: $m_{ik} = 2d_{ik}n_{ik} - n_{ik}^2$ 。以 $i=1$ 为基础,进行差值可消去 $(x_k^2 + y_k^2)$ 项,得到 UWB 定位的线性量测方程:

$$Z_{pk} = H_{pk} X_{pk} + V_{pk} \quad (12)$$

式中: H_{pk} 为量测矩阵, V_{pk} 为 k 时刻的量测噪声, V_{pk} 为零均值的高斯白噪声,其对应的协方差矩阵为 R_{pk} ,且有:

$$Z_{pk} = \begin{bmatrix} (d_{2k}^2 - d_{1k}^2) + (x_1^b)^2 + (y_1^b)^2 - (x_2^b)^2 - (y_2^b)^2 \\ (d_{3k}^2 - d_{1k}^2) + (x_1^b)^2 + (y_1^b)^2 - (x_3^b)^2 - (y_3^b)^2 \\ \vdots \\ (d_{Mk}^2 - d_{1k}^2) + (x_1^b)^2 + (y_1^b)^2 - (x_M^b)^2 - (y_M^b)^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$H_{pk} = -2 \begin{bmatrix} x_2^b - x_1^b & y_2^b - y_1^b & 0 & 0 \\ x_3^b - x_1^b & y_3^b - y_1^b & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^b - x_1^b & y_M^b - y_1^b & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

在 UWB 定位的状态方程和量测方程中,其系统噪声和量测噪声互不相关。由于式(7)和式(11)组成的 UWB 定位模型为线性模型,在假设系统噪声和量测噪声为高斯白噪声的前提下,利用式(3)的卡尔曼滤波方法能最优估计 UWB 流动站的位置和速度信息。

3 实验与分析

实验数据由 Time Domain 的 PulsON400 通信与测距模块采集,其带宽为 3.1 GHz~5.3 GHz,数据采样频率为 2 Hz,利用 RTT 方式测得 UWB 流动站与基准站间的距离,在 LOS 环境下测距精度为厘米级。为了验证本文算法的有效性,分别利用卡尔曼滤波(KF)、Sage-Husa 自适应滤波(Sage-Husa)和文中的自适应抗差卡尔曼滤波(ARKF)进行距离滤波,然后再进行定位解算。在如图 3 所示的室内环境下分别进行静态定位和动态定位实验。



图 3 室内实验场景

静态实验中,将 3 个 UWB 基准站置于固定位置,利用全站仪确定其坐标,并假设其没有误差,UWB 流动站静止不动,以全站仪观测的 UWB 流动站坐标作为参考真值,实验时长约为 6 min,实验过程中有多人随机在实验场中走动。图 4 给出 3 个 UWB 原始的 RTT 测距信息,可以看出其中存在部分的 NLOS 测距误差和测距异常值,图 5 和图 6 给出了 3 种滤波方法在 x 和 y 方向上的定位误差,表 2 给出了 3 种滤波方法的误差统计。

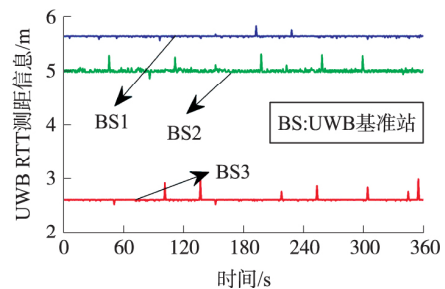


图 4 静态实验中的 UWB 测距信息

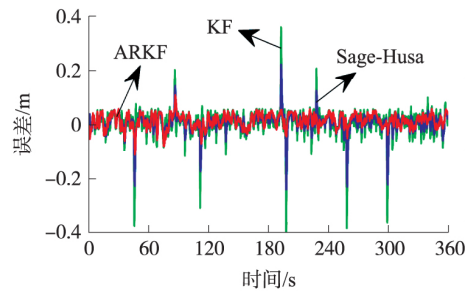


图 5 3 种滤波方法在 x 方向的位置误差

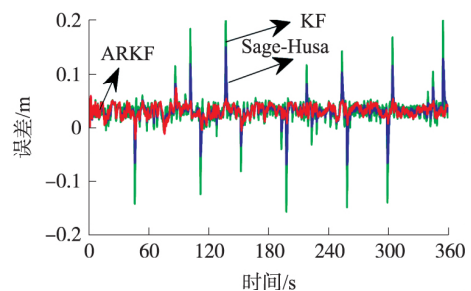


图 6 3 种滤波方法在 y 方向的位置误差

表 2 静态实验中 3 种滤波方法的误差统计

方向		KF	Sage-Husa	ARKF
x 方向/m	RMS	0.055 7	0.039 9	0.029 8
	MAX	0.417 0	0.239 0	0.111 0
y 方向/m	RMS	0.040 8	0.036 6	0.029 3
	MAX	0.227 0	0.150 0	0.073 0

在动态实验中,将 3 个 UWB 基准站置于固定位置,利用全站仪确定其坐标,并假设其没有误差,将 UWB 流动站置于实验小车上,人员推着实验小车移动,利用全站仪确定的 UWB 流动站的位置作为参考轨迹,实验时长 500 s。图 7 给出了 3 个

UWB 原始的 RTT 测距信息,其中蓝色、红色和绿色线分别为测得的第 1 个、第 2 个和第 3 个 UWB 基准站与流动站之间的距离,由于遮挡导致测距中存在 NLOS 测距误差和测距异常值。

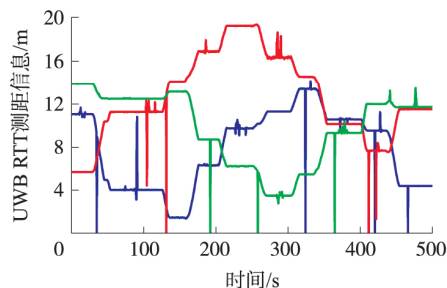


图7 动态实验中 UWB 测距信息

利用 3 种方法进行距离滤波,然后进行距离解算,图 8 给出了 3 种方法的平面轨迹,其中红色实线为参考轨迹。图 9 和图 10 分别给出了 3 种滤波方法

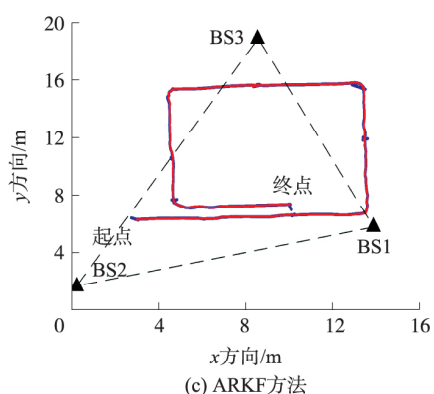
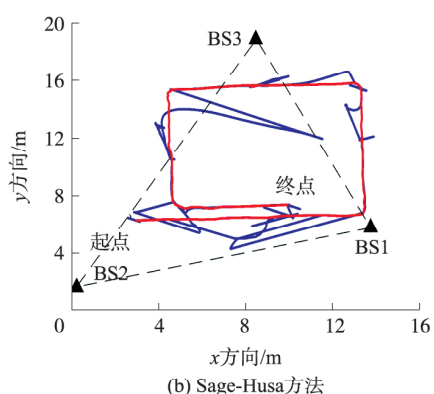
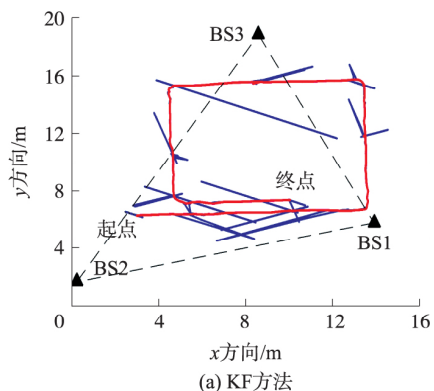


图8 动态实验中 3 种滤波方法解算的动态轨迹

在 x 和 y 方向上的定位误差,其中绿色、蓝色和红色线分别为 KF、Sage-Husa 和 ARKF 方法的误差,表 3 给出了 3 种滤波方法的误差统计。

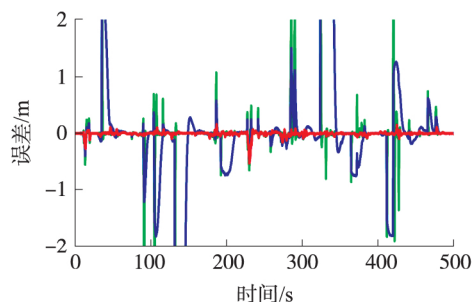


图9 动态实验中 3 种滤波方法在 x 方向的位置误差

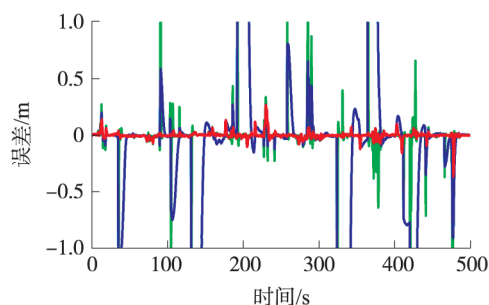


图10 动态实验中 3 种滤波方法在 y 方向的位置误差

表3 动态实验中 3 种滤波方法的误差统计

方向		KF	Sage-Husa	ARKF
x 方向	RMS	0.435	1.512	0.048
	/m	MAX	7.490	6.694
y 方向	RMS	0.251	0.911	0.043
	/m	MAX	3.645	3.403

分析以上实验结果,可以得出:

①当 UWB 的 RTT 测距中出现 NLOS 测距误差和测距异常值时,利用卡尔曼滤波方法进行距离滤波时,其完全不具有抗差性,滤波结果误差较大,再进行定位解算时,UWB 定位的精度和稳定性难以得到保障;

②利用 Sage-Husa 自适应滤波进行距离滤波时,静态情况下具有一定的抗差性,能提高测距的精度和稳定性,从而提高静态定位的精度和可靠性;然而在动态环境下,由于实验小车运动的不规律性,同时受到实验环境等因素的影响,很难同时精确地估计系统噪声和量测噪声,UWB 定位结果的精度和稳定性难以提高,一旦滤波发散,错误的滤波值会污染测距良好情况下的定位结果,反而导致定位精度降低;

③利用文中提出的自适应抗差卡尔曼滤波进行距离滤波时,其依据抗差估计理论对 NLOS 测距误差和测距异常值进行抗差处理,能提高 UWB 测距的精度和稳定性,同时利用 Sage-Husa 自适应滤波

对系统噪声进行估计和修正,能综合二者的优势,进一步提高距离滤波的精度和可靠性,进而得到精度更高、稳定性更好的 UWB 定位结果。

4 结论

在 UWB 室内定位中,测距过程中受到 NLOS 测距误差和测距异常值的影响, UWB 定位精度会大幅下降,从而降低其稳定性和可靠性。本文将抗差估计理论和 Sage-Husa 自适应滤波用于 UWB 测距中的距离估计,并提出了针对 UWB 距离滤波的自适应抗差滤波方法,在此基础上推导了线性化的 UWB 定位模型,通过卡尔曼滤波计算载体的位置和速度信息。在室内环境下设计了 UWB 测距、静态定位和动态定位实验,将文中提出的方法与卡尔曼滤波和 Sage-Husa 自适应滤波进行了对比和精度分析。实验结果表明,文中提出的自适应抗差卡尔曼滤波方法能有效地消除并改正 UWB 测距中的 NLOS 误差和异常测距值,提高 UWB 测距的精度和稳定性,在此基础上利用卡尔曼滤波进行定位,能提升 UWB 定位的精度和可靠性。

参考文献:

- [1] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(6): 1067-1080.
- [2] de Angelis G, Moschitta A, Carbone P. Positioning Techniques in Indoor Environments Based on Stochastic Modeling of UWB Round-Trip-Time Measurements [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(8): 2272-2281.
- [3] Alarifi A, Al-Salman A M, Alsaleh M, et al. Ultra Wideband Indoor Positioning Technologies Analysis and Recent Advances [J]. Sensors, 2016, 16(5): 1-36.
- [4] Stefano M, Wesley M, Henk W, et al. NLOS Identification and Mitigation for Localization Based on UWB Experimental Data [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2010, 28(7): 1026-1035.
- [5] Wymeersch H, Marano S, Gifford W M, et al. A Machine Learning Approach to Ranging Error Mitigation for UWB Localization [J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(6): 1719-1728.
- [6] Huerta J M, Vidal J, Giremus A, et al. Joint Particle Filter and UKF Position Tracking in Severe Non-Line of Sight Situations [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5): 874-888.
- [7] 毛科技, 邬锦彬, 金洪波, 等. 面向非视距环境的室内定位算法 [J]. 电子学报, 2016, 44(5): 1174-1179.
- [8] 刘韬, 徐爱功, 隋心. 超宽带与惯性导航组合的室内导航定位 [J]. 测绘科学, 2016, 41(12): 162-166.
- [9] Yany Y X, He H, Xu G. Adaptively Robust Filtering for Kinematic Geodetic Positioning [J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2): 109-116.
- [10] 高为广, 陈谷仓. 结合自适应滤波和神经网络的 GNSS/INS 抗差组合导航算法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11): 1323-1328.
- [11] 苗岳旺, 周巍, 田亮, 等. 基于新息 χ^2 检测的扩展抗差卡尔曼滤波及其应用 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(2): 269-273.
- [12] 徐爱功, 刘韬, 隋心, 等. UWB/INS 紧组合的室内定位定姿方法 [J]. 导航定位学报, 2017, 5(2): 14-19.
- [13] de Angelis A, Nilsson J, Skog I, et al. Indoor Positioning by Ultrawide Band Radio Aided Inertial Navigation [J]. Metrology and Measurement Systems, 2010, 17(3): 447-460.
- [14] 王瑞荣, 郑书万, 陈浩龙, 等. 一种基于 Taylor 和 Kalman 的室内协同定位方法 [J]. 传感技术学报, 2014, 27(11): 1557-1561.
- [15] Sage A P, Husa G W. Adaptive Filtering with Unknown Prior Statistics [C]//Proceedings of Joint Automatic Control Conference, 1969: 760-769.
- [16] 魏伟, 秦永元, 张晓东, 等. 对 Sage-Husa 算法的改进 [J]. 中国惯性技术学报, 2012, 20(6): 678-686.
- [17] Peng S, Chen C, Shi H, et al. State of Charge Estimation of Battery Energy Storage Systems Based on Adaptive Unscented Kalman Filter with a Noise Statistics Estimator [J]. IEEE Access, 2017, 5: 13202-13212.
- [18] Kok M, Hol J D, Schön T B. Indoor Positioning Using Ultrawideband and Inertial Measurements [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4): 1293-1303.



刘 韬(1991-) 男,四川广元人,现为辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院硕士研究生。研究方向为基于 UWB 及 UWB/INS 组合的室内导航定位, Tio_Liu@126.com;



徐爱功(1963-) 男,教授,博士生导师,山东日照人。研究方向为全球卫星定位系统与地理信息系统及智能交通系统的集成与应用研究, xu_ag@126.com。