

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108197

SVR 辅助改进鲁棒卡尔曼滤波的 UWB/INS 组合定位方法*

田广亮^{1,2} 张丽杰^{1,2} 李志宇^{1,2}

(1. 内蒙古工业大学电力学院 呼和浩特 010051; 2. 内蒙古工业大学内蒙古机电控制重点实验室 呼和浩特 010051)

摘要: 针对 UWB/INS 组合定位中 UWB 定位信息异常和短时缺失的问题,提出一种 SVR 辅助改进鲁棒卡尔曼滤波的 UWB/INS 组合定位方法。该方法对鲁棒卡尔曼滤波(RKF)进行改进,采用改进的 IGG3 权函数分段修正新息,减小异常量测信息对滤波结果的影响。在 UWB 信号正常时,采用改进 RKF 估计位置误差;在 UWB 信号缺失时,采用在线训练的 SVR 模型预测位置误差,并根据估计或预测的位置误差校正载体位置信息。实验结果表明,所提的方法不但可使 UWB 信号正常时的组合定位误差减小 33.33%,而且在线训练 SVR 模型辅助比固定 SVR 模型辅助可明显提升定位算法的性能,在 UWB 信号短时缺失时仍能持续有效定位,使组合定位误差减小 29.63%。

关键词: 超宽带;惯性导航;组合定位;鲁棒卡尔曼滤波;支持向量回归

中图分类号: TP2;TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

UWB/INS integrated location method based on improved robust Kalman filter and SVR

Tian Guangliang^{1,2} Zhang Lijie^{1,2} Li Zhiyu^{1,2}

(1. College of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China; 2. Inner Mongolia Key Laboratory of Mechanical and Electrical Control, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China)

Abstract: In view of the abnormal and short-term missing of UWB positioning information in UWB/INS integrated location, UWB/INS integrated location method based on improved robust Kalman filter and SVR is proposed. In this method, the robust Kalman filter (RKF) is improved. The improved IGG3 weight function is used to modify the innovation piecewise in order to reduce the influence of abnormal measurement information on the filtering result. When the UWB signal is normal, the position error is estimated with the improved RKF. When the UWB signal is missing, the position error is estimated with the online training SVR model, and the carrier position information is corrected according to the estimated or predicted position error. The experimental results show that the proposed method can not only reduce the integrated positioning error by 33.33% when the UWB signal is normal, but also online training SVR model can improve the performance of localization algorithm significantly compared with fixed SVR model and can continue to effectively locate when the UWB signal is short-term missing, reducing the integrated positioning error by 29.63%.

Keywords: UWB;INS;integrated localization;robust Kalman filter;SVR

0 引言

室内定位系统可为室内移动的车辆、人员等提供位置参考信息。UWB/INS 组合定位系统不但具有惯性导航系统(inertial navigation system,INS)短时定位精度高、抗干扰能力强的优点,而且超宽带(ultra wide band,UWB)定位

系统可补偿 INS 的定位误差,避免误差累积。卡尔曼滤波(Kalman filter,KF)及其改进算法是导航定位领域常用的数据融合和状态估计算法^[1-3],减小异常量测信息的影响是提高滤波精度的关键因素之一。尽管管理想情况下 UWB 定位精度较高,但由于 UWB 信号易受环境干扰,导致 UWB/INS 组合定位系统易于出现量测信息异常的情况。鲁棒卡

收稿日期:2021-10-26

* 基金项目:国家自然科学基金(61663034)、内蒙自然科学基金(2020MS06019)项目资助

尔曼滤波(robust Kalman filter, RKF)是减小量测异常值对滤波结果影响的有效方法,其采用 Huber^[45]、Hampel^[6]、IGG3^[7]等函数构造自适应因子,通过自适应因子调整量测噪声协方差阵^[4,6-7]或滤波器增益^[5],但其并未考虑与量测信息有关的新息向量对滤波结果的影响。

另外,当室内环境中的物体遮挡 UWB 信号导致其短时缺失时,UWB/INS 组合定位系统因缺少量测信息将出现定位结果发散的问题。为了解决此问题,Xu 等^[8]提出了一种具有预测功能的自适应卡尔曼滤波算法,采用量测方程对缺失的 UWB 测距信息进行预测,但当 UWB 标签与所有基站间的测距信息均失效时,预测误差将急剧增大。徐爱功等^[9]提出了一种 RBF 神经网络辅助的 UWB/INS 组合导航方法,利用径向基(radial basis function, RBF)神经网络预测 UWB 信号中断时的 INS 位置误差,并用预测误差反馈校正 INS 的位置信息,但因所需训练样本较多,实时性很难保证。支持向量回归(support vector regression, SVR)具有训练样本少、短时预测效果优、适合非线性和高维回归问题等优点^[10-11],Liu 等^[12]将其用于基于指纹库特征的室内定位中,采用离线训练的 SVR 模型预测运动物体的位置,但固定的 SVR 模型不能适应物体运动状态改变的情况。

针对 UWB 定位信息异常和短时缺失的问题,本文提出一种 SVR 辅助改进 RKF 的 UWB/INS 组合定位方法,对基于 Huber 函数的鲁棒卡尔曼滤波方法进行改进,通过修正量测噪声和新息,减小异常量测信息对滤波结果的影响,同时采用在线训练的 SVR 模型预测 UWB 信号短时缺失时的位置误差,用其反馈校正 INS 位置信息。为了验证该方法的有效性,采用维特智能公司的 WTGAHRS1 惯导模块和研创物联公司的 UWB-Mini3s 超宽带测距模块进行室内定位实验。

1 UWB/INS 组合定位方案及系统数学模型

1.1 UWB/INS 组合定位方案设计

本文设计的 UWB/INS 组合定位方案如图 1 所示。UWB 定位设备包括 4 个位置固定的基站(也称为参考节点,简称 RN)和 1 个固定于运动载体上的标签(也称为盲节点,简称 BN),根据标签测得的其与各基站之间的距离,采用四边定位算法解算得到标签的位置。INS 采用包含三轴加速度计和三轴陀螺仪的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU),根据 IMU 测得的加速度和角速度,采用基于四元数姿态更新的捷联惯导解算算法得到载体的位置。按照 UWB 信号是否缺失,该方案分为如下两种工作模式。

1)当 UWB 信号有效时,UWB 定位系统和 INS 以松耦合方式组合,INS 为主参考系统,将 UWB 定位系统解算的位置 $P^{(UWB)}$ 与 INS 解算的位置 $P^{(INS)}$ 之差作为量测信息,采用改进的 RKF 估计载体的位置误差 δP ,并用 δP 反馈校

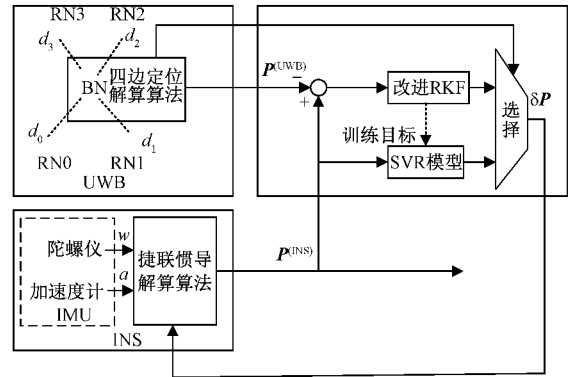


图 1 SVR 辅助改进 RKF 的 UWB/INS 组合定位方案

正 $P^{(INS)}$ 。同时,保存 $P^{(INS)}$ 和 δP ,分别将其作为 SVR 模型的训练样本和训练目标。

2)当 UWB 信号缺失时,UWB/INS 组合定位系统缺少可信的量测信息,系统将转入单独 INS 定位状态,因此为了避免 INS 定位结果发散,本文采用模式 1)中保存的训练数据训练生成 SVR 模型,并将 $P^{(INS)}$ 作为 SVR 模型的输入,采用 SVR 模型预测此时的载体位置误差 δP ,用其反馈校正 $P^{(INS)}$ 。

当 UWB 基站与标签间传输的信号被遮挡时,因为 UWB-Mini3s 模块测得的距离为 0,所以本文根据标签和基站的测距结果区分上述两种工作模式。当标签测得其与任一基站间的距离为 0 时,则判定 UWB 信号缺失,否则 UWB 信号有效。

1.2 系统状态空间模型

根据本文设计的 UWB/INS 组合定位方案,系统状态空间模型为:

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k|k-1} X_{k-1} + G_{k-1} W_{k-1} \\ Z_k = H_k X_k + V_k \end{cases} \quad (1)$$

式中:状态向量 $X_k = [\delta P \ \delta V \ \delta \varphi \ b_a^b \ b_w^b]^T$, δP 为位置误差, δV 为速度误差, $\delta \varphi$ 为姿态误差, b_a^b 为加速度零位偏差, b_w^b 为陀螺仪漂移,状态转移矩阵为 $\Phi_{k|k-1} =$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{I} \cdot T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{I} & [f^n \times] \cdot T & C_b^n \cdot T & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 & -C_b^n \cdot T \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}, T \text{ 为采样时}$$

间, $[f^n \times] = \begin{bmatrix} 0 & -f_u & f_n \\ f_u & 0 & f_c \\ -f_n & f_c & 0 \end{bmatrix}$ 为三轴加速度反对称阵,其中 f_c 为东向加速度, f_n 为北向加速度, f_u 为天向加速度;

$$C_b^n = \begin{bmatrix} \cos\alpha \cos\gamma - \sin\alpha \sin\beta \sin\gamma & -\sin\alpha \cos\beta & \cos\alpha \sin\gamma + \sin\alpha \sin\beta \cos\gamma \\ \sin\alpha \cos\gamma + \cos\alpha \sin\beta \sin\gamma & \cos\alpha \cos\beta & \sin\alpha \sin\gamma - \cos\alpha \sin\beta \cos\gamma \\ -\cos\beta \sin\gamma & \sin\beta & \cos\beta \cos\gamma \end{bmatrix}$$

为姿态矩阵; 噪声驱动矩阵 $\mathbf{G}_{k-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{C}_b^n \cdot T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\mathbf{C}_b^n \cdot T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} \cdot T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{I} \cdot T \end{bmatrix}$; 量测向量 $\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{(UWB,X)} - \mathbf{P}^{(INS,X)} \\ \mathbf{P}^{(UWB,Y)} - \mathbf{P}^{(INS,Y)} \end{bmatrix}$; 量测矩阵 $\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0_{1 \times 12} \\ 0 & 1 & 0 & 0_{1 \times 12} \end{bmatrix}$; $\mathbf{W}_{k-1} = [n_a \ n_w \ \delta_a \ \delta_w]^T$ 为系统噪声, $\mathbf{V}_k = [\mathbf{V}_X \ \mathbf{V}_Y]^T$ 为量测噪声。

2 数据融合算法设计

2.1 基于 Huber 函数的鲁棒卡尔曼滤波原理

Huber 函数是最小 l_1 和 l_2 范数估计量的组方法, 具有更好的鲁棒性^[3]。基于 Huber 函数的鲁棒卡尔曼滤波 (Huber-RKF) 根据标准化后的新息构建自适应因子, 修正量测噪声协方差矩阵, 算法步骤如下^[14]。

1) 计算一步状态预测:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k|k-1} \mathbf{X}_{k-1} \quad (2)$$

2) 计算误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1}^- \Phi_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (3)$$

3) 计算新息:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k^- \quad (4)$$

4) 根据 Huber 函数, 计算自适应因子:

$$a_k = \begin{cases} 1, & |\Delta \tilde{\mathbf{Y}}_{k,i}| \leq c \\ \frac{c}{|\Delta \tilde{\mathbf{Y}}_{k,i}|}, & |\Delta \tilde{\mathbf{Y}}_{k,i}| > c \end{cases} \quad (5)$$

式中: c 为常数, 其取值范围为 $[2, 5]$, $\Delta \tilde{\mathbf{Y}}_{k,i}$ 为标准化新息的第 i 维分量, 计算公式为:

$$\Delta \tilde{\mathbf{Y}}_{k,i} = \frac{\mathbf{Y}_{k,i}^T \mathbf{Y}_{k,i}}{\sigma_{\mathbf{Y}_{k,i}}^2} \quad (6)$$

$$\sigma_{\mathbf{Y}_{k,i}} = \text{median}(|\mathbf{Y}_{k,i}|) / 0.6745 \quad (7)$$

式中: $\text{median}(\cdot)$ 为取中位数函数。

5) 修正量测噪声协方差矩阵, 并计算新息协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{Y}_k} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \frac{1}{a_k} \mathbf{R}_k \quad (8)$$

6) 计算滤波增益:

$$\bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \mathbf{P}_{\mathbf{Y}_k}^{-1} \quad (9)$$

7) 状态更新:

$$\mathbf{X}_k^+ = \mathbf{X}_k^- + \bar{\mathbf{K}}_k \mathbf{Y}_k \quad (10)$$

8) 误差协方差矩阵更新:

$$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I} - \bar{\mathbf{K}}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (11)$$

2.2 基于新息修正和 Huber 函数的鲁棒卡尔曼滤波算法设计

Huber-RKF 通过自适应调整量测噪声协方差矩阵提高滤波算法的鲁棒性, 并未考虑异常量测值导致的异常新

息对滤波结果仍有不良影响。为了进一步提高 Huber-RKF 算法的鲁棒性, 本文将改进后的 IGG3 权函数引入 Huber-RKF 中, 提出一种基于新息修正和 Huber 函数的鲁棒卡尔曼滤波算法 (innovation revising and Huber robust Kalman filter, IR-Huber-RKF)。

IGG3 权函数定义为^[14]:

$$p_i = \begin{cases} p_i, & |\tilde{v}_i| \leq k_0 \\ p_i \frac{k_0}{|\tilde{v}_i|} \frac{(k_1 - |\tilde{v}_i|)^2}{(k_1 - k_0)^2}, & k_0 < |\tilde{v}_i| \leq k_1 \\ 0, & k_1 < |\tilde{v}_i| \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\tilde{v}_i = \frac{v_i}{\sigma_0}$ 为标准化残差, k_0, k_1 为阈值, 通常取值为 1.5 和 2.5, $\sigma_0 = \text{median}(|v_i|) \times 0.6745$ 为单位权方差因子。

新息表征了量测值相对量测预测值的变化, 本文依据新息的大小, 将新息分为可信、误差较小、误差较大和不可信等 4 种情况, 对新息进行分段修正。为此, 对 IGG3 函数进行改进, 将标准化新息作为分段依据, 定义如下 4 段权函数作为修正因子:

$$\omega_i = \begin{cases} 1, & \bar{\mathbf{Y}}_{k,i} \leq k_0 \\ \frac{2}{(k_0 + k_1) \times q_i}, & k_0 < \bar{\mathbf{Y}}_{k,i} \leq (k_0 + k_1)/2 \\ \frac{1}{k_1 \times q_i}, & (k_0 + k_1)/2 < \bar{\mathbf{Y}}_{k,i} \leq k_1 \\ 0, & k_1 < \bar{\mathbf{Y}}_{k,i} \end{cases} \quad i=1,2 \quad (13)$$

式中: i 为量测向量的维数, k_0, k_1 为经验值, 本文取为 1.5 和 8.5, 此处新息的标准化方法为:

$$\bar{\mathbf{Y}}_{k,i} = \frac{\mathbf{Y}_{k,i}}{q_i} \quad (14)$$

$$q_i = \sqrt{\left[\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \frac{1}{a_k} \mathbf{R}_k \right]_{i,i}} \quad (15)$$

当新息分量可信时, 权值为 1, 无需修正该新息分量; 当新息分量误差较小时, 为其赋以较大的权值; 当新息分量误差较大时, 为其赋以较小的权值; 当新息分量不可信时, 权值为 0, 直接剔除有害数据。因此, 采用式(13)定义的分段函数对新息进行修正, 即将鲁棒卡尔曼滤波步骤中的式(10)替换为:

$$\mathbf{w} = \text{diag}(\omega_1, \omega_2) \quad (16)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}_k = \mathbf{w} \mathbf{Y}_k \quad (17)$$

$$\mathbf{X}_k^+ = \mathbf{X}_k^- + \bar{\mathbf{K}}_k \tilde{\mathbf{Y}}_k \quad (18)$$

2.3 SVR 模型的训练

在 SVR 预测中, 对于给定的训练样本 x 和训练目标 $f(x)$, 假设两者的拟合关系为:

$$f(x) = \mathbf{w} \cdot \varphi(x) + b \quad (19)$$

式中： $\varphi(x)$ 为非线性变换函数， w 为权重向量， b 为偏差向量。

依据结构风险最小原则，式(19)可转化为具有约束的最优化问题：

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - w \cdot \varphi(x) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ w \cdot \varphi(x) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

式中： C 为惩罚参数， ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量， ϵ 为不敏感系数。

引入拉格朗日函数，式(20)可进一步转化为拉格朗日对偶问题：

$$\begin{aligned} \max & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*)K(x_i, x_j) - \\ & \epsilon \sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (a_i - a_i^*) = 0, i = 1, 2, \dots, n \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

式中： a_i, a_i^* 为拉格朗日乘子， $K(x_i, x_j)$ 为核函数。

求解式(21)，可得 SVR 预测模型为^[15]：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n_{sv}} (a_i - a_i^*)K(x_i, x) + b \quad (22)$$

式中： n_{sv} 为支持向量的个数。

为了得到 SVR 预测模型，需要准备训练数据、确定核函数、确定模型参数和采用训练算法求解式(21)，本文采用的具体方法如下。

1) 为了使得 SVR 模型能够适应载体运动状态的变化，本文定义两个长度为 10(多次实验得到)的滑动窗口。两个滑动窗口中分别存储 UWB 信号正常时最近 10 个时刻的训练样本(INS 位置)和训练目标(滤波算法估计的位置误差)，采用滑动窗口中的数据在线训练 SVR 模型，保证 SVR 模型不断更新。

2) SVR 模型的参数选择将直接影响其预测精度，常用的参数寻优算法有网格交叉寻优算法^[16]和以粒子群优化算法^[16]、遗传算法^[16]等为代表的智能算法。智能算法虽可找到参数的最优值，但运算量很大，并不适合在线寻优，因此本文采用运算量可控的网格交叉寻优算法对参数 C 和 ϵ 进行在线寻优。通过多次实验，选取参数 C 的寻优范围为 $[0, 10]$ ，步长为 1，选取参数 ϵ 的寻优范围为 $[0.0005, 0.0030]$ ，步长为 0.0001。

3) 常用的训练算法有选块算法和序列最小最优算法(SMO)，常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、高斯核函数和径向基核函数^[16]。为了尽量减小 SVR 模型在线训练的运算量，本文采用计算量小、效率高、计算速度快的 SMO 算法训练 SVR 模型，采用函数形式简单的线性核作

为核函数。线性核函数的定义为：

$$K(x_i, x) = x_i^T x \quad (23)$$

3 实验及结果

为了验证 SVR 辅助 IR-Huber-RKF 的 UWB/INS 组合定位方法的有效性，在教学楼内进行了定位实验，实验环境如图 2 所示。采用 STM32F103 开发板、维特智能有限公司的 WTGAHRS1 惯导模块和研创物联公司的 UWB-Mini3s 超宽带测距模块设计数据采集实验系统。WTGAHRS1 包含三轴加速度计、三轴角速度计和三轴磁力计，数据更新频率为 100 Hz，UWB-Mini3s 具有基站和标签两种工作模式，数据更新频率为 10 Hz。将实验系统固定在小车上，如图 3 所示，实验小车沿着矩形参考轨迹逆时针运动一周，小车运动过程中，STM32F103 采集传感器测量数据并通过串口发送至 PC 机。在 MATLAB 中编写组合定位算法程序，将采集的传感器数据载入程序，并采用位置均方根误差(root mean square error, RMSE)评估算法性能。RMSE 定义为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2]} \quad (24)$$

式中： (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为组合定位算法估计位置， (x_i, y_i) 为真实位置。



图 2 室内实验场景

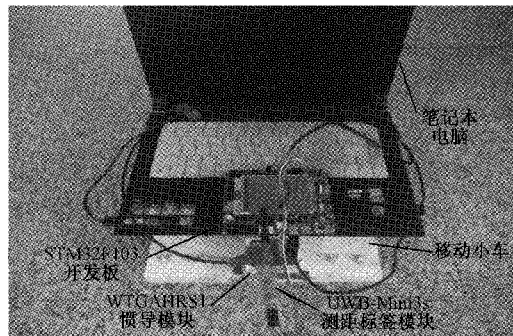


图 3 实验系统

1) UWB 信号正常且量测噪声较大时的组合定位实验 为了测试本文提出的 IR-Huber-RKF 算法的有效性，

当UWB信号正常时,对采集的UWB测距值随机添加0~1 m的测距误差,用以模拟量测异常值较多的情况,分别采用KF、Huber-RKF和IR-Huber-RKF进行UWB/INS数据融合,定位结果如图4所示,定位误差如表1所示。由图4和表1可知,与KF相比,鲁棒卡尔曼滤波Huber-RKF和IR-Huber-RKF能够减小量测异常值对定位结果的影响,且IR-Huber-RKF更为有效,IR-Huber-RKF比Huber-RKF的定位误差减少了33.33%。

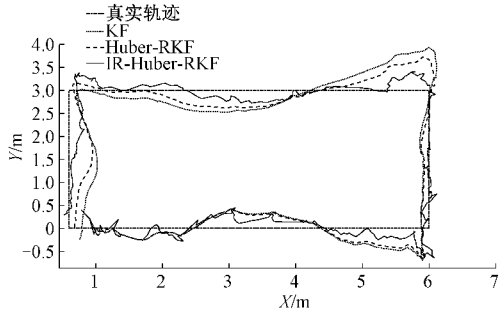


图4 UWB信号正常且量测噪声较大时的组合定位结果

表1 UWB信号正常且量测噪声较大时的组合定位误差

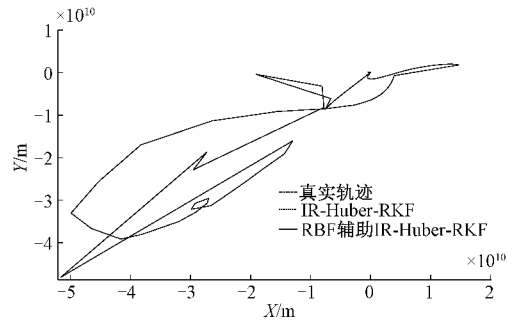
滤波算法	RMSE/m
KF	0.34
Huber-RKF	0.27
IR-Huber-RKF	0.18

2)UWB信号缺失时不同智能算法辅助定位实验

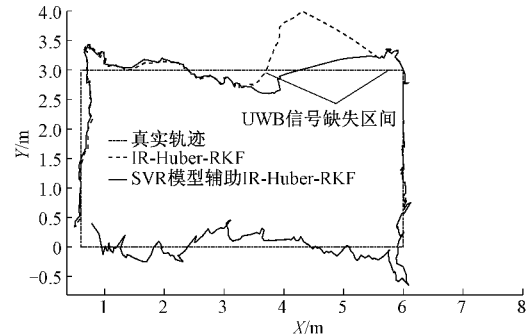
为了测试UWB信号缺失时SVR辅助定位相比文献[9]中采用的RBF辅助定位的有效性,在实验1数据的基础上,令25~29 s标签和基站间的测距值均为0,用以模拟UWB信号缺失的情况,分别采用IR-Huber-RKF、RBF辅助IR-Huber-RKF和SVR辅助IR-Huber-RKF进行UWB/INS数据融合,预测模型的训练样本数为10,定位结果如图5所示。由图5可知,当UWB信号缺失且训练样本为10个时,RBF辅助IR-Huber-RKF的定位结果远远偏离真实轨迹,定位结果完全不可用,SVR辅助IR-Huber-RKF的定位结果接近真实轨迹,且明显优于IR-Huber-RKF的定位结果。实验结果表明,SVR比RBF更适合小样本条件下的辅助定位。

3)UWB信号缺失时固定SVR模型和在线训练SVR模型的组合定位实验

为了测试在线训练SVR模型相比固定SVR模型的优势,实验条件同实验2),在UWB信号缺失情况下,分别采用固定SVR模型辅助IR-Huber-RKF和在线训练SVR模型辅助IR-Huber-RKF进行UWB/INS数据融合,定位结果如图6所示,定位误差如表2所示。由图6和表2可知,当UWB信号缺失时,与固定SVR模型辅助IR-Huber-RKF相比,在线训练SVR模型辅助IR-Huber-RKF的定位结果



(a) RBF辅助



(b) SVR辅助

图5 UWB信号缺失时不同智能算法辅助的组合定位结果

更接近真实轨迹,定位误差减小了29.63%,说明在线训练SVR模型可明显提升定位算法的精度。

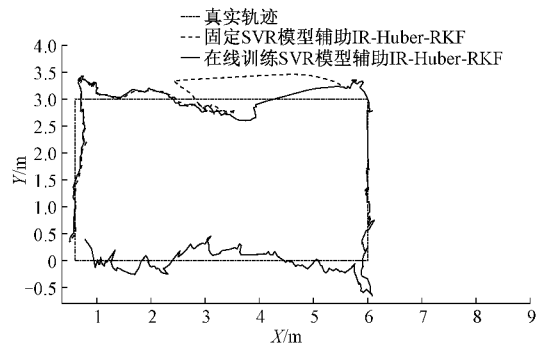


图6 固定SVR模型辅助和在线训练SVR模型辅助的组合定位结果

表2 固定SVR模型辅助和在线训练SVR模型辅助的组合定位误差

数据融合算法	RMSE/m
固定SVR模型辅助IR-Huber-RKF	0.27
在线训练SVR模型辅助IR-Huber-RKF	0.19

4 结 论

针对UWB/INS组合定位过程中存在的UWB定位信息异常和短时缺失的问题,本文提出基于新息修正和Huber函数的改进RKF——IR-Huber-RKF,并在此基础上提出了一种SVR辅助IR-Huber-RKF的UWB/INS组

合定位方法。该方法采用改进的 IGG3 权函数修正新息,减小异常量测值对滤波结果的影响,同时采用在线训练的 SVR 模型预测 UWB 信号短时缺失时的 INS 位置误差,用其反馈校正 INS 位置信息。实验结果表明,SVR 辅助 IR-Huber-RKF 算法比 Huber-RKF 算法具有更高的估计精度和鲁棒性,SVR 模型能满足在线训练的小样本需求,在线训练 SVR 模型辅助比固定 SVR 模型辅助可明显提升定位算法的性能,在 UWB 信号短时缺失时仍能持续有效定位。

参考文献

- [1] 郝利军,张丽杰.改进 WKNN 结合最大熵 CQKF 的室内定位方法[J].电子测量技术,2020,43(23):46-50.
- [2] 孙伟,李亚丹,黄恒,等.基于级联滤波的建筑物信息/惯导室内定位方法[J].仪器仪表学报,2021,42(3):10-16.
- [3] 刘春,卫吉祥,李维华,等.改进的自适应卡尔曼滤波在北斗伪距单点定位中的研究[J].电子测量与仪器学报,2020,238(10):142-148.
- [4] LIU X, LI W, LI S D, et al. Combined adaptive robust Kalman filter algorithm [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(7): 075015.
- [5] LI Y, HOU L H, YANG Y, et al. Huber's M-estimation-based cubature Kalman filter for an INS/DVL integrated system[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1060672.
- [6] JAYARAM V, PATWARDHAN S C, BIEGLER L T. Development of robust extended Kalman filter and moving window estimator for simultaneous state and parameter/disturbance estimation [J]. Journal of Process Control, 2018, 69: 158-178.
- [7] ZHANG Q Q, ZHAO L D, ZHAO L, et al. An improved robust adaptive Kalman filter for GNSS precise point positioning [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(10): 4176-4186.
- [8] XU Y, SHEN T, CHEN X Y, et al. Predictive adaptive Kalman filter and its application to INS/UWB-integrated human localization with missing UWB-based measurements[J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16(5): 604-613.
- [9] 徐爱功,蔡赣飞,潘峰,等. RBF 神经网络辅助的 UWB/INS 组合导航算法[J]. 导航定位学报, 2018, 6(3): 41-46.
- [10] 陈家瑞,陈忠孝,秦刚,等.基于 PSO 算法与 SVR 算法在企业直配电网短期负荷预测的研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(12): 70-73.
- [11] WANG S H, ZHANG Y D, YANG M, et al. Unilateral sensorineural hearing loss identification based on double-density dual-tree complex wavelet transform and multinomial logistic regression [J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2019, 26(4): 411-426.
- [12] LIU X M, WANG W, GUO Z H, et al. Research on adaptive SVR indoor location based on GA optimization[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 109(2): 1095-1120.
- [13] YIN L J, DENG Z H, HUO B Y, et al. Robust derivative unscented Kalman filter under non-Gaussian noise[J]. IEEE Access, 2018, 6: 33129-33136.
- [14] 张恩政,唐宁敏,陈刚,等.基于改进 IGG3 权函数工业机器人距离误差标[J/OL]. 中国机械工程,2022: 1-9 [2022-02-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20200526.1010.004.html>.
- [15] SUN Y T, DING S F, ZHANG Z, et al. An improved grid search algorithm to optimize SVR for prediction[J]. Soft Computing, 2021, 25(7): 5633-5644.
- [16] 李峥嵘,李璨君,朱晗.基于 SVR 空调负荷预测模型的参数优化研究[J]. 建筑节能(中英文), 2021, 49(2): 43-48.

作者简介

田广亮,硕士研究生,主要研究方向为室内组合定位。

E-mail:1695785964@qq.com

张丽杰(通信作者),博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为导航、检测技术与自动控制。

E-mail:zhanglijie@imut.edu.cn

李志宇,硕士研究生,主要研究方向为室内组合定位。

E-mail:1131906413@qq.com