



新息向量的抗差 Kalman 滤波方法及其在 UWB 室内导航中的应用

刘 韬¹ 徐爱功¹ 隋 心^{1,2} 王长强¹

1 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,辽宁 阜新,123000

2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079

摘要:针对超宽带(ultra wideband, UWB)室内导航中非视距(non line of sight, NLOS)测距误差会大幅降低导航精度以及系统噪声的不确定性导致滤波精度不高的问题,提出了一种基于新息向量的抗差 Kalman 滤波方法。该方法在 UWB 室内导航线性化模型的基础上,利用单个新息值构造抗差因子矩阵,从而消除非视距测距误差的影响,同时对系统噪声协方差矩阵进行实时估计和修正。实验结果表明,该方法不但能有效地消除非视距测距误差对导航解算的影响,而且能进一步提高导航解算的精度和稳定性。

关键词:UWB 室内导航;抗差估计;Kalman 滤波;非视距测距误差;新息向量

中图分类号:P228

文献标志码:A

随着无线定位技术的不断发展,基于位置服务的研究越来越受到人们的关注^[1]。目前,室外定位技术已趋于成熟,在室内定位技术中,超宽带(ultra wideband, UWB)技术利用功率谱密度极低、脉冲宽度极窄的脉冲携带信息,具有极高的时间分辨率和一定的穿透能力,具有比 WLAN、蓝牙、RFID 等技术更高的定位精度^[2-3]。

UWB 室内定位一般通过测距方式间接定位,常用的有基于到达角度(angle of arrival, AOA)、基于接收信号强度(received signal strength, RSS)、基于到达时间/时间差(time/time difference of arrival, TOA/TDOA)和基于往返时间(round trip time, RTT)4 种测距技术^[3-4]。在室内环境下,由于墙体和障碍物的存在会使 UWB 信号发生折射和反射,从而增加信号传输时间,形成非视距(non line of sight, NLOS)测距误差,极大降低定位精度^[5]。文献[6-7]利用视距(line of sight, LOS)和 NLOS 环境下不同的 UWB 脉冲波形特征,通过支持向量机进行 NLOS 的鉴别和误差改正,能有效地鉴别 NLOS 环境并进行改正,但该方法需要大量的数据样本;文献[8]利用粒子群优化的高斯混合模型对距离

量测值进行优化和估计,再利用残差加权最小二乘算法进行定位,能有效削弱 NLOS 误差的影响;文献[9]将 NLOS 误差看作有色噪声,提出有色自适应卡尔曼滤波算法对原始测距信息进行滤波;文献[10]提出了基于 RTT 和 AOA 混合测距方式,并设计了一种轻量级的网格聚类定位算法,但 AOA 方法需要天线阵列,会增加额外硬件成本。

针对量测信息异常误差的问题,有学者提出抗差估计理论以抵制量测信息异常误差的影响^[11-15]。文献[13]利用新息向量及其对应的协方差矩阵构造自适应因子,利用神经网络输出值构造伪残差向量,从而自适应地调节增益矩阵和量测噪声的协方差矩阵;文献[14]针对量测信息异常和动力学模型误差,利用支持向量回归并结合整体异常检测方法自动选择抗差或自适应滤波,从而提高导航的精度和可靠性;但神经网络和支持向量回归方法均需要大量合理的样本训练,且增加了算法的复杂度。文献[15]利用新息向量构建量测信息的等价协方差矩阵,从而提高系统的抗差能力,但该方法在 LOS 环境下为标准 Kalman 滤波,由于 LOS 环境下系统噪声协方差矩阵

无法确定,测距误差也并不服从严格的高斯分布,因而无法进一步提高导航精度。

针对系统噪声协方差矩阵不确定的问题,Sage-Husa 算法能对未知系统噪声进行估计和修正,并对滤波的发散进行判断和抑制^[16]。本文提出了一种改进的抗差卡尔曼滤波算法,该算法利用新息向量鉴别 LOS 和 NLOS 环境,并分别构造量测噪声协方差矩阵,同时自适应调节系统噪声协方差矩阵,从而消除 NLOS 测距误差的影响,提高 UWB 室内导航的精度和可靠性。

1 UWB 室内导航

在 UWB 室内平面定位中,至少 3 个 UWB 基准站(base station, BS)置于固定位置上,通过测量与 UWB 移动站(moving station, MS)的距离信息进行定位^[3]。以 MS 平面上的位置和速度作为状态参数 $\mathbf{X}_k = [x_k \ y_k \ v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$, 其中, x_k 和 y_k 分别为第 k 时刻 MS 的 x 和 y 方向上的位置; $v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$ 分别为第 k 时刻 MS 的 x 和 y 方向上的速度,则 UWB 室内定位系统的状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

式中, \mathbf{X}_k 和 \mathbf{X}_{k-1} 为第 k 和 $k-1$ 时刻的状态向量;

\mathbf{F} 为状态转移矩阵, $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, T 为

UWB 数据采样时间; \mathbf{w}_k 为动力学模型误差向量,其协方差矩阵为 \mathbf{Q}_k 。

UWB 测距中 RTT 方法通过 UWB 脉冲信号在 BS 和 MS 的往返时间确定两者之间的距离,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,且不需要额外的硬件成本^[4],故本文通过 RTT 方法可得到 BS 与 MS 之间的测距信息。假设有 1 个 MS, $M \geq 3$ 个 BS, 那么第 k 时刻第 i 个 BS 和 MS 之间的测距模型为:

$$d_{i,k} = r_{i,k} + n_{i,k} \quad (2)$$

式中, $d_{i,k}$ 为第 k 时刻第 i 个 BS 和 MS 之间的 RTT 测距值; $r_{i,k}$ 为第 k 时刻第 i 个 BS 和 MS 之间的距离, $r_{i,k} = \sqrt{(x_k - x_i^b)^2 + (y_k - y_i^b)^2}$; (x_i^b, y_i^b) 为第 i 个 BS 的平面坐标; $n_{i,k}$ 为测距误差, $i = 1, 2, \dots, m$ 。当第 i 个 BS 和 MS 之间为 LOS 环境时, $n_{i,k}$ 服从零均值的高斯分布; 当第 i 个 BS 和 MS 之间为 NLOS 环境时, $n_{i,k}$ 为测距异

常值或粗差。

对式(2)进行开平方展开后得到:

$$d_{i,k}^2 - (x_i^b)^2 - (y_i^b)^2 - (x_k^2 + y_k^2) = -2x_i^b x_k - 2y_i^b y_k + m_{i,k} \quad (3)$$

式中, $m_{i,k} = 2d_{i,k}n_{i,k} - n_{i,k}^2$ 。以 $i = 1$ 为基础, 以 $i = 2, 3, \dots, M$ 进行差值, 则可消去 $(x_k^2 + y_k^2)$ 项, 从而得到:

$$(d_{i,k} - d_{1,k}) - (x_i^b - x_1^b)^2 + (y_i^b - y_1^b)^2 = -2(x_i^b - x_1^b)x_k - 2(y_i^b - y_1^b)y_k + m_{i,k} - m_{1,k} \quad (4)$$

那么 UWB 定位系统的量测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (5)$$

式中, \mathbf{Z}_k 为量测向量; \mathbf{H} 为量测矩阵; \mathbf{V}_k 为量测噪声量, $\mathbf{V}_k = [m_{2,1}^k \ m_{3,1}^k \ \dots \ m_{M,1}^k]^T$, $m_{i,1}^k = m_{i,k} - m_{1,k}$; \mathbf{V}_k 的协方差矩阵为 \mathbf{R}_k , 且有:

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} (d_{2,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_2^b - x_1^b)^2 + (y_2^b - y_1^b)^2 \\ (d_{3,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_3^b - x_1^b)^2 + (y_3^b - y_1^b)^2 \\ \vdots \\ (d_{M,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_M^b - x_1^b)^2 + (y_M^b - y_1^b)^2 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{H} = -2 \begin{bmatrix} x_2^b - x_1^b & y_2^b - y_1^b & 0 & 0 \\ x_3^b - x_1^b & y_3^b - y_1^b & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^b - x_1^b & y_M^b - y_1^b & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

2 新息向量的抗差 Kalman 滤波

基于式(1)和式(5), UWB 室内定位系统为线性系统, 其标准 Kalman 滤波算法^[11, 17]预测过程为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_k \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

更新过程为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T [\mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k,k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为预测状态向量; $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 为预测状态协方差矩阵; \mathbf{K}_k 为增益矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为新息向量; $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态向量; \mathbf{P}_{k-1} 和 \mathbf{P}_k 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态协方差矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵。

基于式(8), 当 BS 与 MS 之间均为 LOS 环境时, 新息向量服从均值为零的高斯分布; 当 BS 与 MS 之间出现 NLOS 环境时, 此时存在 NLOS 测

距误差,可认为新息向量服从均值为 $\tilde{\mathbf{Z}}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k$ 的高斯分布:

$$\begin{cases} \text{LOS: } \boldsymbol{\varepsilon}_k \sim N(0, \mathbf{D}_k) \\ \text{NLOS: } \boldsymbol{\varepsilon}_k \sim N(\tilde{\mathbf{Z}}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k, \mathbf{D}_k) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\tilde{\mathbf{Z}}_k$ 为 NLOS 环境下实际的量测信息; $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 为 NLOS 环境下真实的量测信息; \mathbf{D}_k 为新息向量的协方差矩阵, $\mathbf{D}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k$ 。令 c 为常数,取检验信息 $\Delta\varepsilon_k = \boldsymbol{\varepsilon}_k^T \mathbf{D}_k^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k$, 则当 $\Delta\varepsilon_k \leq c$ 时, 可认为 BS 与 MS 之间均为 LOS 环境; 当 $\Delta\varepsilon_k > c$ 时, 可认为 BS 与 MS 之间出现 NLOS 环境, 测距信息存在 NLOS 误差^[15]。

在 LOS/NLOS 混合环境下,既存在测距信息良好值,也存在含 NLOS 测距误差的测距异常值,为了充分利用测距信息良好值,利用单个新息值构造检验信息:

$$\Delta\varepsilon_{k,i} = \boldsymbol{\varepsilon}_{k,i} (\mathbf{D}_k^{-1})_{i,i} \boldsymbol{\varepsilon}_{k,i} \quad (10)$$

当 $\mathbf{V}_{k,i}$ 含有 NLOS 测距误差引起的异常量测信息时, $|\Delta\varepsilon_{k,i}| > c$; 当 $\mathbf{V}_{k,i}$ 为 BS 与 MS 之间为 LOS 环境下的量测信息时, $|\Delta\varepsilon_{k,i}| \leq c$, c 为常数阈值。利用检验信息 $\Delta\varepsilon_{k,i}$ 并通过 Huber 函数^[11]构造抗差因子:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1, |\Delta\varepsilon_{k,i}| \leq c \\ \frac{|\Delta\varepsilon_{k,i}|}{c}, |\Delta\varepsilon_{k,i}| > c \end{cases} \quad (11)$$

令 $\boldsymbol{\alpha} = \text{diag}[\alpha_1 \ \alpha_2 \ \cdots \ \alpha_{M-1}]$, 则量测信息的抗差协方差矩阵 $\bar{\mathbf{R}}_k = \boldsymbol{\alpha} \mathbf{R}_k$, 抗差 Kalman 滤波的更新过程为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T [\mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \bar{\mathbf{R}}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \bar{\mathbf{K}}_k\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k,k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \bar{\mathbf{K}}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \end{cases} \quad (12)$$

若所有的 BS 和 MS 之间均为 LOS 环境时, 式(7)和式(12)组成的抗差 Kalman 滤波算法退化为标准的 Kalman 滤波算法, 由于系统噪声协方差矩阵无法确定, 且 BS 和 MS 之间的 LOS 误差并不服从严格的高斯分布^[4], 抗差 Kalman 滤波算法并不能进一步提高 UWB 室内定位的精度。Sage-Husa 算法能对系统噪声统计特性进行实时估计和修正, 能进一步提高滤波的精度, 且具有一定的抗干扰能力^[16]。结合文献[16], 对系统噪声协方差矩阵 \mathbf{Q}_k 进行实时估计:

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - d_k)\hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + d_k [\bar{\mathbf{K}}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T \bar{\mathbf{K}}_k^T + \mathbf{P}_k - \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T - 2\bar{\mathbf{K}}_k \bar{\mathbf{R}}_k \bar{\mathbf{K}}_k^T - 2\bar{\mathbf{K}}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T \bar{\mathbf{K}}_k^T + \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T \bar{\mathbf{K}}_k^T + \bar{\mathbf{K}}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_{k,k-1}] \quad (13)$$

式中, $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$, b 为遗忘因子, $0 < b < 1$ 。则改进抗差 Kalman 滤波的预测过程

为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_k \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} \end{cases} \quad (14)$$

利用式(12)和式(14)实现抗差 Kalman 滤波的解算。当量测信息中含有 NLOS 测距误差项时, 通过单个新息值检测判断量测异常情况, 利用单个新息的检验信息构建量测信息的抗差协方差矩阵, 通过增益矩阵增强 UWB 室内定位系统的抗差性能; 同时, 对系统噪声协方差矩阵进行实时估计和修正, 得到更可靠和更精确的位置和速度信息。

3 实验与分析

数据由带宽为 3.1~5.3 GHz、LOS 环境下测距精度为厘米级的通信与测距模块采集, 数据采集频率设为 2 Hz。3 个 UWB 基准站置于固定位置, 其平面坐标分别为 (3.549, 100.477) m、(-3.336, 100.521) m、(-3.051, 93.963) m, UWB 移动站固定在实验小车上, 初始平面坐标为 (-3.103, 97.177) m, 沿预定轨迹缓慢移动。整个实验中, UWB 基准站高度不变, 并假定 UWB 移动站高度不变, 在原始测距信息中减去高度差部分获得平面的测距信息。为了验证所提出算法的有效性, 在第 30~620 s 间对其中 1 个测距信息每隔 10 s 添加随机噪声, 添加噪声后的测距信息如图 1 所示, 并设计以下 4 种方案对计算的位置和速度结果进行对比: ① 标准 Kalman 滤波; ② 改进的 Sage-Husa 自适应滤波; ③ 新息检测的抗差 Kalman 滤波; ④ 改进的抗差 Kalman 滤波。

4 种方案中的初始 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 均设为相同, 方案②采用文献[16]中提出的改进 Sage-Husa 算法 2, 其中遗忘因子 b_1 和 b_2 分别设置为 0.8 和 0.995。方案③采用文献[15]中提出的抗差算法。在静态 LOS 环境下, 利用标准 Kalman 滤波估计的新息检验值(见图 2)确定方案③和方案④中的阈值 $c = 0.01$ 。方案④中的遗忘因子 b 设置为 0.995。

图 3-6 分别为 4 种方案解算的平面轨迹, 其中黑色实线为各方案解算结果, 红色虚线为参考轨迹。

图 7 和图 8 分别为 4 种方案在 x 方向和 y 方向上的位置误差序列图, 图 9 和图 10 分别为 4 种方案在 x 方向和 y 方向上的速度误差序列图, 图 11 和图 12 分别为方案②、方案③ 和方案④ 在 x

方向和 y 方向上的速度误差序列图,其中黑色、绿色、蓝色和红色线分别为方案①-④的误差序列,表1给出了4种方案位置和速度误差的均方根和最大值。

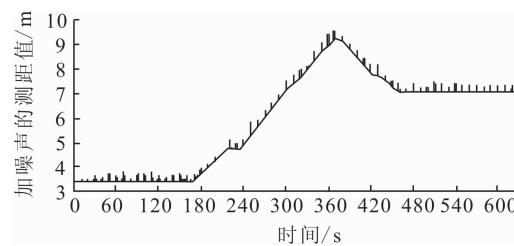


图1 加入噪声的测距信息

Fig. 1 Range Information Added Noise

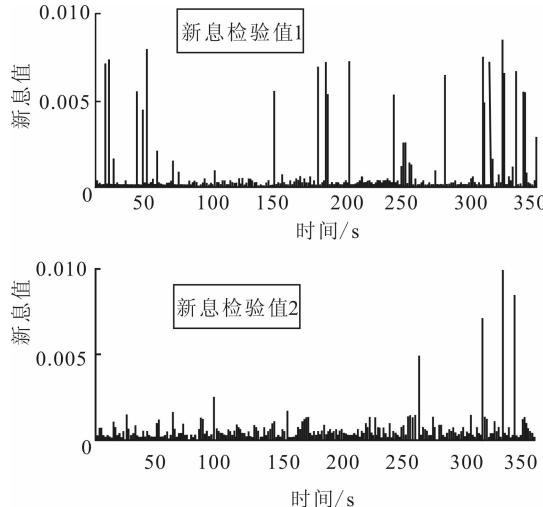


图2 静态测试中的新息检验信息

Fig. 2 Check Values of Innovation in Static Test

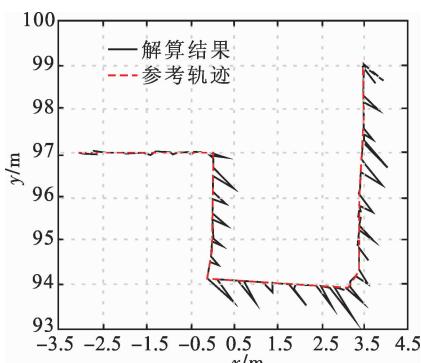


图3 方案①解算的轨迹

Fig. 3 Trajectory of Scheme ①

分析以上实验结果,可以得出:

1)由图3和图7-12可知,由于人为加入随机噪声模拟NLOS测距异常值,此时标准Kalman滤波导航位置和速度解算中出现大量粗差,最大位置误差约70 cm,最大速度误差大于1 m/s,不具有抗干扰能力。

2)由图4和图7-12可知,Sage-Husa自适应滤波能对系统噪声协方差矩阵和量测噪声协方差

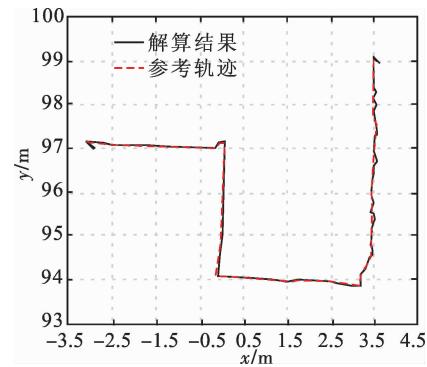


图4 方案②解算的轨迹

Fig. 4 Trajectory of Scheme ②

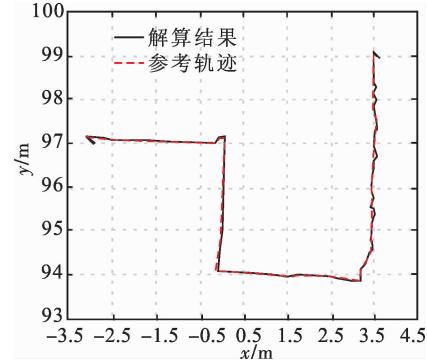


图5 方案③解算的轨迹

Fig. 5 Trajectory of Scheme ③

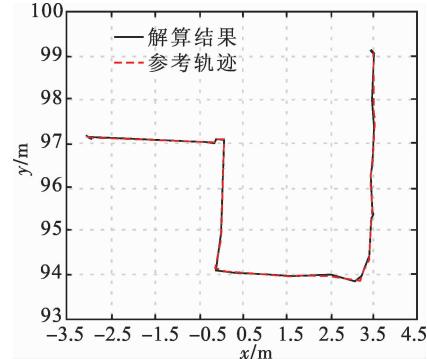


图6 方案④解算的轨迹

Fig. 6 Trajectory of Scheme ④

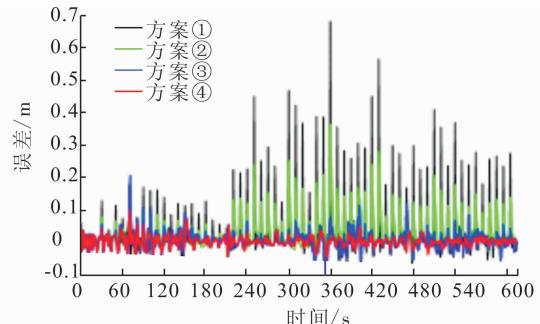


图7 4种方案在 x 方向的位置误差

Fig. 7 Position Errors in x Direction of Schemes
矩阵进行实时估计和修正,具有一定的抵制
NLOS测距误差能力,使最大位置和速度误差降
低至40 cm和7 cm/s,但不能完全消除NLOS测

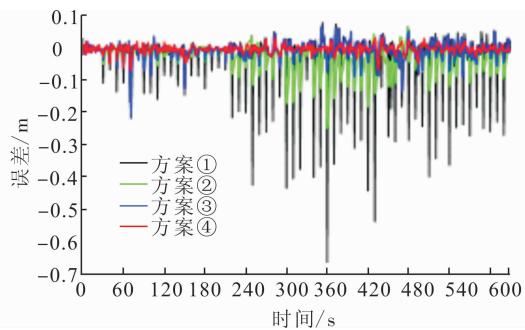
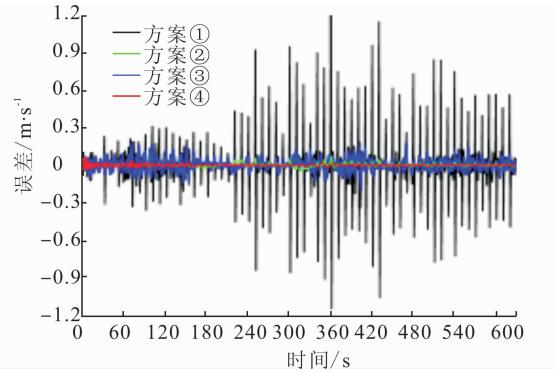
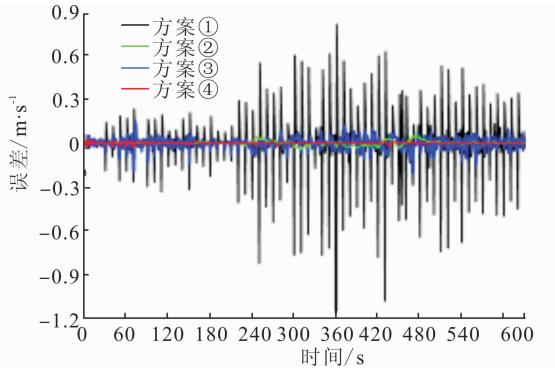
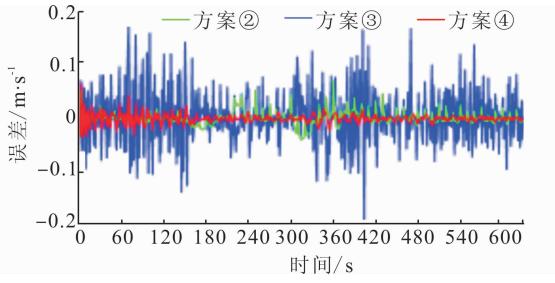
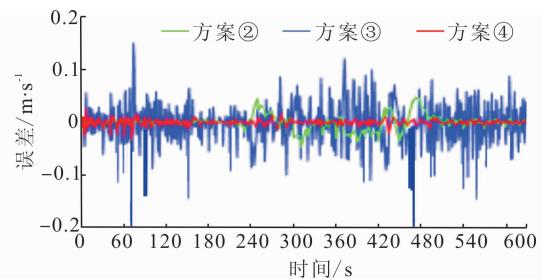
图 8 4 种方案在 y 方向的位置误差Fig. 8 Position Errors in y Direction of Four Schemes图 9 4 种方案在 x 方向的速度误差Fig. 9 Velocity Errors in x Direction of Four Schemes图 10 4 种方案在 y 方向的速度误差Fig. 10 Velocity Errors in y Direction of Four Schemes图 11 方案②、③、④在 x 方向的速度误差

Fig. 11 Velocity Errors in x Direction of Three Schemes

3)由图 5 和图 7-12 可知,新息 χ^2 检测的抗差 Kalman 滤波能合理利用量测信息,通过单个新息量构造的检验因子合理地调节量测噪声协方差矩阵,能有效地消除 NLOS 测距误差对滤波解算

图 12 方案②、③、④在 y 方向的速度误差Fig. 12 Velocity Errors in y Direction of Three Schemes

的影响,其最大位置误差约 20 cm,较好地抵制粗差干扰,但由于不能对系统噪声进行较好的估计,在不存在 NLOS 测距误差的情况下无法进一步提高滤波解算精度。

4)由图 6 和图 7-12 可知,所提改进算法在考虑到系统噪声无法确定情况下,不断地对系统噪声协方差矩阵进行估计和修正,提高在 LOS 环境下的导航解算精度;当量测信息中存在 NLOS 测距误差项时,利用新息向量合理调节量测噪声协方差矩阵,降低含 NLOS 测距误差的量测信息权重,有效地消除 NLOS 测距误差对导航解算的影响,其最大位置误差和速度误差分别约为 9 cm 和 6 cm/s。相较于方案①-③,所提改进算法能大幅提高位置和速度解算精度,抗差性能更强,可靠性更好。

表 1 4 种方案的均方根误差和最大误差

Tab. 1 RMS and Maximum Errors of Four Schemes

项目	方案	均方根误差		最大误差	
		x	y	x	y
位置/m	①	0.089	0.086	0.681	0.668
	②	0.055	0.048	0.363	0.249
	③	0.029	0.027	0.205	0.216
	④	0.017	0.013	0.098	0.070
速度/ $m \cdot s^{-1}$	①	0.244	0.199	1.320	1.185
	②	0.012	0.014	0.073	0.047
	③	0.049	0.041	0.191	0.208
	④	0.009	0.010	0.065	0.033

4 结语

UWB 室内导航中由于受到 NLOS 测距误差的影响而降低其精度和可靠性,本文将抗差估计理论引入到 UWB 室内导航中,在此基础上针对系统噪声不确定的问题,提出基于新息向量的抗差 Kalman 滤波方法并应用于 UWB 室内导航中。在实验中加入 NLOS 测距误差形成量测信息异常,对标准 Kalman 滤波、Sage-Husa 自适应滤波、新息 χ^2 检测的抗差 Kalman 滤波和提出的的新息向量抗差 Kalman 滤波进行对比和精度分析,验证了所提改进算法的有效性和可靠性。这

说明该方法能有效地消除NLOS测距误差对导航解算的影响,提高室内导航的精度和可靠性,同时也为NLOS误差的鉴别和消除提供了一种新的方法。

参 考 文 献

- [1] Tian Hui, Xia Linyuan, Esmond MOK, et al. Signals of Opportunity Assisted Ubiquitous Positioning and Its Key Elements for Outdoor/Indoor Environment [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(11): 1 372-1 376(田辉,夏林元,莫志明,等. 泛在无线信号辅助的室内外无缝定位方法与关键技术[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2009,34(11):1 372-1 376)
- [2] Liu Hui, Darabi H S, Banerjee P, et al. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems [J]. *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2007, 37(6): 1 067-1 080
- [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] 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): 2 272-2 281
- [5] Schroeder J, Galler S, Kyamakya K, et al. NLOS Detection Algorithms for Ultra-Wideband Localization[C]. Workshop on Positioning, Navigation and Communication, Hannover, Germany, 2007
- [6] Maran S, Gifford W M, H Wymeersch H, et al. NLOS Identification and Mitigation for Localization Based on UWB Experimental Data[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2011, 28 (7): 1 026-1 035
- [7] Wymeersch H, Maranò 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): 1 719-1 728
- [8] Cui Wei, Wu Chengdong, Zhang Yunzhou, et al. GMM-based Localization Algorithm Under NLOS Conditions[J]. *Journal of Communications*, 2014, 35(1): 99-106(崔玮,吴成东,张云洲,等. 基于高斯混合模型的非视距定位算法[J]. 通信学报,2014,35 (1): 99-106)
- [9] Li Qiyue, Wu Zhong, Li Jie, et al. NLOS Error Elimination Algorithm Based on Modified Kalman Filtering[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(10): 1 513-1 519(李奇越,吴忠,黎洁,等. 基于改进卡尔曼滤波的NLOS误差消除算法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(10):1 513-1 519)
- [10] Mao Keji, Wu Jinbin, Jin Hongbo, et al. Indoor Localization Algorithm for NLOS Environment [J]. *Acta Electronic Sinica*, 2016, 44(5): 1 174-1 179(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):1 174-1 179)
- [11] Yang Y, He H, Xu G. Adaptively Robust Filtering for Kinematic Geodetic Positioning[J]. *Journal of Geodesy*, 2001, 75(2): 109-116
- [12] Yang Yuanxi, Ren Xia, Xu Yan. Main Progress of Adaptively Robust Filter with Applications in Navigation[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2013, 1(1): 9-16(杨元喜,任夏,许艳. 自适应抗差滤波理论及应用的主要进展[J]. 导航定位学报,2013, 1(1):9-15)
- [13] Gao Weiguang, Chen Guocang. Integrated GNSS/INS Navigation Algorithms Combining Adaptive Filter with Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39 (11): 1 323-1 328(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): 1 323-1 328)
- [14] Tan Xinglong, Wang Jian, Han Houzeng. SVR Aided Adaptive Robust Filtering Algorithm for GPS/INS Integrated Navigation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(6): 590-597(谭兴龙,王坚,韩厚增. 支持向量回归辅助的GPS/INS组合导航抗差自适应算法[J]. 测绘学报,2014,43 (6):590-597)
- [15] Miao Yuewang, Zhou Wei, Tian Liang, et al. Extended Robust Kalman Filter Based on Innovation Chi-Square Test Algorithm and Its Application[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(2): 269-273(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)
- [16] Wei Wei, Qin Yongyuan, Zhang Xiaodong, et al. Amelioration of the Sage-Husa Algorithm[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2012, 20(6): 678-686(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] Yang Yuanxi. Adaptive Navigation and Kinematic Positioning[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006(杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京:测绘出版社,2006)

An Improved Robust Kalman Filtering Method Based on Innovation and Its Application in UWB Indoor Navigation

LIU Tao¹ XU Aigong¹ SUI Xin^{1, 2} WANG Changqiang¹

1 School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

2 Research Center of GNSS, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: In UWB indoor navigation, the accuracy of navigation resolution is greatly affected by non line of sight(NLOS) ranging error, and low filtering precision is influenced by uncertain system noise. To solve these problems, an improved robust Kalman filtering based on innovation is proposed and applied in ultra wideband(UWB) indoor navigation. On the foundation of the linear UWB indoor navigation model, the new method uses single innovation values to construct the matrix with robust factors and eliminate the influence of NLOS ranging error. Meanwhile, the new method does real-time estimation and corrects the system noise covariance matrix. Experimental result verifies the effectiveness of the new method. It is shown that the new method can not only effectively eliminate the influence of NLOS ranging error on navigation resolution, but also can further improve the filter precision and reliability in indoor navigation.

Key words: UWB indoor navigation; robust estimation; Kalman filtering; NLOS ranging error; innovation

First author: LIU Tao, master, specializes in indoor navigation and positioning by UWB and UWB/INS coupled method. E-mail: 851273623@qq.com

Corresponding author: XU Aigoing, PhD, professor. E-mail: xu_ag@126.com

First author: The National Key Research and Development Program of China, No. 2016YFC0803102; Program for Colleges and Universities Innovative Research Team of Liaoning Province, No. LT2015013.

(上接第 232 页)

is truncated at different intensities. We choose a smaller truncated parameter for parameters which suffer more from complex common linear, and a bigger truncated parameter for parameters which suffer less from complex common linear, thus minimize the deviation and reduce the variance of parameter estimation effectively. This new method is applied to the simulation example of the GEO satellite orbit determination. The experimental results show that the new method is more accurate.

Key words: signal to noise ratio; complex common linear; double truncated singular value; GEO orbit determination

First author: LI Hao, postgraduate, specializes in applied statistics. E-mail: lihao6618@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41174005, 41474009.