

机场场面多点定位中结合 M 估计与 EKF 的高精度位置估计方法

戴敏¹ 路晶² 惠国腾²

¹(中国民用航空飞行学院监察员培训学院 四川 广汉 618307)

²(中国民用航空飞行学院计算机学院 四川 广汉 618307)

摘要 传统机场场面飞机多点定位 (Multilateration, MLAT) 方法的精度易受非视距 (NLOS) 环境中观测误差的影响。针对该问题,提出一种结合 M 估计与扩展 Kalman 滤波 (EKF) 的高精度多点定位方法。将场面接收站测量的到达时间差 (TDOA) 数据构建成一个数值模型;利用 Huber-M 估计的思想,将标准 EKF 中的观测更新步骤更改为一个加权最小二乘线性回归问题,以此提高 EKF 对非高斯观测噪声的抗干扰能力;将该改进型 EKF 用于位置估计。仿真结果表明,该方法对 TDOA 观测噪声具有很好的鲁棒性,获得了较高的定位精度。

关键词 机场场面监控 多点定位 M 估计 扩展 Kalman 滤波 NLOS 环境

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.05.012

A HIGH PRECISION MLAT METHOD COMBINING M-ESTIMATION AND EXTENDED KALMAN FILTER IN AIRPORT SURFACE SURVEILLANCE

Dai Min¹ Lu Jing² Hui Guoteng²

¹(CAAC Academy, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, Sichuan, China)

²(School of Computer, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, Sichuan, China)

Abstract The positioning accuracy of traditional multilateration method (MLAT) in airport surface surveillance is easily affected by the observation error in NLOS environment. To solve this problem, a high-precision MLAT method combining M-estimation and extended Kalman filter (EKF) is proposed. The TDOA data measured by the surface receiving station was constructed into a numerical model. Using the idea of Huber-M estimation, the observation updating step in standard EKF was changed to a weighted least square linear regression problem, so as to improve the anti-interference ability of EKF to non-Gaussian observation noise. The improved EKF was applied to location estimation. The simulation results show that the proposed method is robust to the observation noise of TDOA and achieves high positioning accuracy.

Keywords Airport surface surveillance Multilateration M-estimation Extended Kalman filter NLOS

0 引言

随着航空交通的持续发展,目前大型机场的每天起降量超过 1 500 架次,机场场面的交通管控问题日益突出。机场场面管控的关键是需要知道飞机在任何时刻的位置,目前较为先进的定位方法主要有广播式自动相关监视协议^[1]和多点定位 (MLAT)^[2-3]。其中 MLAT 系统是根据二次监视雷达,利用多个不同地面

站接收到信号参数进行独立定位,其定位独立性更强,是未来空中交通管制发展的关键技术。其中,可采用的信号参数有到达角、到达时间 (TOA)、行程时间 (RTT)、到达时差 (TDOA) 和接收信号强度等。与 RTT/TOA 相比,选择 TDOA 可以降低定位系统复杂度且可获得较高的测量精度。

MLAT 系统根据 TDOA 信号参数构建成一组方程,通过求解该方程进行定位。常用的求解方法有经典 Taylor 方法 (泰勒级数展开式法)、经典 Chan 方法

等^[4]。然而在某些情况下,求解该双曲型方程组时经常会遇到数值病态问题,即系数矩阵的条件数非常大^[5]、其结果是在求解方程组时,解不能保证正确性或有很大误差。目前,一些学者对传统方法进行了改进,例如文献[6]针对传统 Taylor 方法依赖初值选取的问题,引入正则化理论对初始位置误差进行修正,其求解精度有一定程度的提升。文献[7]采用一种基于混沌理论的粒子群优化算法,根据测量的 TDOA 数据,通过种群迭代寻优过程来估计移动位置。但是这类利用迭代算法的方法虽然能够获得较高的定位精度,但是需要大量的计算时间,会影响定位算法的实时性。Kalman 滤波算法由于其计算复杂度低,目前在目标跟踪、定位等应用中广泛采用。为了克服非线性问题,扩展 Kalman 滤波器(EKF)通过线性化过程来估计状态。文献[8]针对传统 Chan 方法受 TDOA 观测噪声影响的问题,引入了 EKF,通过递推估计来减小噪声干扰,提高了定位精度。然而,当先验噪声协方差分布不合适时,Kalman 滤波的估计误差会很大。文献[9]提出一种自适应扩展 Kalman 滤波器(AEKF),利用自适应因子对过程和测量误差协方差进行修正,使之逼近实际值。该算法一定程度上减小了定位误差,但其也没有考虑通信环境中存在非高斯噪声等情况。

在视距(LOS)路径或目标与基站之间存在相同偏差时,传统 MLAT 可以获得高精度的定位。然而,由于任何路径的无线电信号都可能被障碍物隐藏或反射,因此不能总是满足 LOS 路径或相同偏差的条件^[10-11]。因此,TDOA 测量会受到多径效应和非视距(NLOS)路径的影响,这会导致出现误差。TDOA 测量误差是一种具有正均值的随机误差,在不同信道环境下可能服从高斯分布或非高斯分布(指数、均匀或 Delta 统计分布等),这些误差是影响基于 TDOA 定位精度的关键^[12]。其中由 NLOS 引起的非高斯随机误差可能会导致 TDOA 测量值的剧烈变化^[13-14],为此需要一种能够有效减小这种误差影响的位置估计方法是非常重要的。

针对上述问题,本文提出一种结合 M 估计与 EKF 的高精度多点定位方法(M-EKF)。其主要创新点为:融入了 M 估计思想,将标准 EKF 观测更新步骤更改为关于预测状态和观测值之间的加权最小二乘线性回归问题,以此增强 EKF 对观测中非高斯噪声的抵抗能力,提高在实际应用中的定位精度。

1 MLAT 数学模型

MLAT 系统中通常先根据 TDOA 测量数据构建成一个双曲型方程组,然后通过数值求解方法来求解该

模型进行定位计算^[15-16]。若使用 MLAT 定位目标的二维坐标,则需要测量至少三个接收站从某个飞机接收相同信息的时间。通过一个 TDOA 信息所获得目标位置的轨迹为一个曲面,当存在 2 个 TDOA 信息时,两条曲面的交点即为目标的平面二维坐标,如图 1 所示。中央处理站根据接收站之间信号的 TDOA,通过相交双曲面计算来获得飞机位置。当设定目标位置为三维坐标时,则至少需要 4 个接收站。

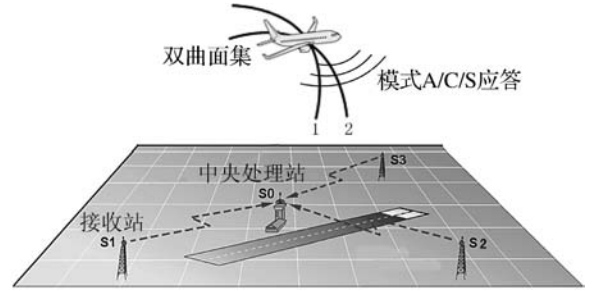


图1 具有三个接收器的基本 MLAT 结构

将 MLAT 地面系统建模成三维坐标系,通常以 1 号接收站为参考站用来构建 TDOA 数据模型,坐标系如图 2 所示。

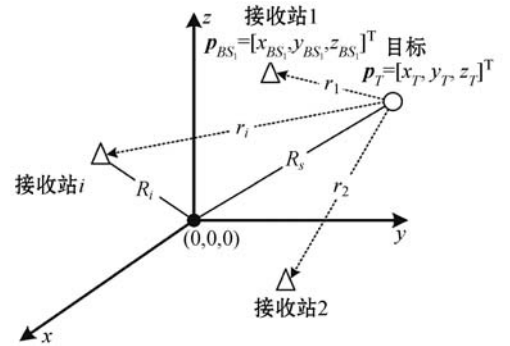


图2 MLAT 系统的坐标系描述

假设有 M 个接收站捕获到飞机信息, (x_T, y_T) 为目标飞机位置二维坐标, (x_{BS_i}, y_{BS_i}) 为接收站 i ($i \in M$) 的位置,那么飞机与接收站 i 的实际距离为:

$$r_i = \sqrt{(x_{BS_i} - x_T)^2 + (y_{BS_i} - y_T)^2} \quad (1)$$

定义飞机到接收站 i 与到基准接收站 1 的距离之差的实际值为 $r_{i,1}$,表示为:

$$r_{i,1} = r_i - r_1 \quad (2)$$

定义接收站 i 与基准接收站 1 接收到飞机信息的 TDOA 为 $\tau_{i,1}$ 。在实际测量中,是根据 $\tau_{i,1}$ 来获得 $r_{i,1}$ 的测量值 $\hat{r}_{i,1}$,表示为:

$$\hat{r}_{i,1} = c \cdot \tau_{i,1} \quad (3)$$

式中: c 为光速。由于实际测量中存在系统时钟误差,所以 $\tau_{i,1}$ 中包含一个系统测量误差 $e_{n_{i,1}}$,服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯分布。另外,由于 NLOS 引起的多径效应,所以还包含一个正均值随机时延误差 $e_{\tau_{i,1}}$,均值为 $u_{i,1}$ 。那么可以得到真实值 $r_{i,1}$ 与测量值 $\hat{r}_{i,1}$ 之间的

关系为:

$$\hat{r}_{i,1} = r_{i,1} + c \cdot (e_{n_{i,1}} + e_{\tau_{i,1}}) = r_i - r_1 + c \cdot (e_{n_{i,1}} + e_{\tau_{i,1}}) \quad (4)$$

2 标准EKF位置估计算法

Kalman滤波器是一组数学方程,提供了一种有效递归计算方法来估计过程状态,同时最小化均方误差的均值^[17]。由于定位中采用TDOA,测量方程是非线性的。因此,可以利用EKF对测量方程进行线性化处理来估计状态。信号模型由两个方程组成。

(1) 状态方程:

$$\mathbf{s}_k = \mathbf{A}\mathbf{s}_{k-1} + \mathbf{G}\mathbf{w}_{k-1} \quad (5)$$

(2) 量测方程:

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{s}_k) + \mathbf{v}_k \quad (6)$$

式中: $\mathbf{s}_k = [x_k, y_k, v_{x,k}, v_{y,k}]^T$ 为 k 时刻估计的状态向量,包含目标的位置 x_k, y_k 和速度 $v_{x,k}, v_{y,k}$; \mathbf{z}_k 为 k 时刻的TDOA测量值 $\tau_{i,1}$ 的向量; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 是过程噪声和量测噪声。在视距环境下,假设过程噪声和量测噪声都是均值为0的互不相关的高斯随机变量,且协方差分别为 Q 和 R_{LOS} ,表示如下:

$$\mathbf{w}_k \sim N(0, Q), \mathbf{v}_k \sim N(0, R_{\text{LOS}}) \quad (7)$$

这里选择随机力模型作为状态模型,因此,式(5)中的矩阵如下:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} d_t^2/2 & 0 \\ 0 & d_t^2/2 \\ d_t & 0 \\ 0 & d_t \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: d_t 为时间步长持续时间。

函数 $h(\mathbf{s}_k)$ 可以根据预测状态估计 $\hat{\mathbf{s}}_k^-$ 的一阶泰勒展开来近似,如下:

$$h(\mathbf{s}_k) = h(\hat{\mathbf{s}}_k^-) + \frac{\partial h(\hat{\mathbf{s}}_k^-)}{\partial \mathbf{s}} (\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^-) = h(\hat{\mathbf{s}}_k^-) + \mathbf{H}_k (\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^-) \quad (9)$$

式中: \mathbf{H}_k 是 h 在时刻 k 处对 \mathbf{s} 的偏导数的雅可比矩阵。

EKF更新方程如下,包括两组:一组用于时间更新,另一组用于量测更新。

(1) EKF时间更新方程为:

$$\hat{\mathbf{s}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{s}}_{k-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}_{k-1}\mathbf{G}^T \quad (11)$$

式中: \mathbf{P}_k^- 和 \mathbf{P}_k 是先验(预测)和后验(校正)误差协方差。

(2) EKF量测更新方程为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \hat{\mathbf{s}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{s}}_k^-)) \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (14)$$

式中: \mathbf{R}_k 是量测噪声协方差。在LOS情况下, $\mathbf{R}_k = \mathbf{R}_{\text{LOS}}$ 。 $\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{s}}_k^-)$ 为量测向量对应的的新息序列的更新,Kalman增益 \mathbf{K} 是序列更新的加权系数,它决定了序列更新对更新估计值的影响。

3 M-EKF算法设计

标准EKF对于具有小非线性和近似高斯噪声统计的问题是精确的。然而当系统存在随机扰动时,将会破坏新息序列的零均值高斯分布统计条件。这些非高斯噪声将导致滤波器鲁棒性变差,甚至发散^[18]。在机场实际定位场景中,由于存在多径效应和NLOS情况,导致时常会出现较大的非线性和异常值。为保证EKF系统辨识精度,需要进行补偿或修正。

Huber提出的M估计稳健回归基本思想是迭代加权最小二乘估计回归系数,根据上一次回归残差来确定权重,能够有效抑制异常值的影响^[19]。为此本文提出结合M估计的Kalman滤波加权最小二乘回归形式。利用M估计将标准EKF观测更新步骤更改为关于预测状态和观测值之间的加权最小二乘线性回归问题,加强标准EKF的鲁棒性,形成结合M估计的EKF位置估计算法(M-EKF),算法框图如图3所示。

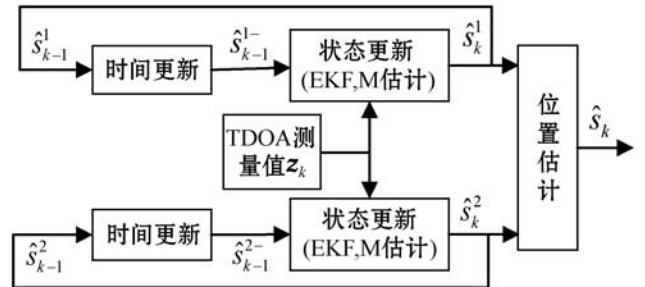


图3 M-EKF位置估计算法框图

M-EKF位置估计算法的具体步骤如下描述。

步骤1 将问题构建成为最小二乘线性回归问题。将式(10) - 式(14)转化为最小二乘形式,构建成为构造线性回归问题,步骤如下。

将 $h(\cdot)$ 线性化回归,式(5)和式(6)重写为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix} \mathbf{s}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{s}}_k^- \\ \hat{\mathbf{z}}_k \end{bmatrix} + \mathbf{E}_k \quad (15)$$

$\hat{\mathbf{z}}_k$ 定义为:

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{s}}_k^-) + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{s}}_k^- \quad (16)$$

\mathbf{E}_k 定义为:

$$\mathbf{E}_k = [\mathbf{A}(\mathbf{s}_{k-1} - \hat{\mathbf{s}}_{k-1}^-) + \mathbf{G}\mathbf{w}_{k-1} - \mathbf{v}_k] \quad (17)$$

$$\mathbf{E} \{ \mathbf{E}_k \mathbf{E}_k^T \} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_k^- & 0 \\ 0 & \mathbf{R} \end{bmatrix} = \mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T \quad (18)$$

这里 \mathbf{P}_k^- 由式(11)给出, \mathbf{X} 可以通过 Cholesky 分解得到。将式(15)乘以 \mathbf{X}_k^{-1} , 得到:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{N}_k \mathbf{s}_k + \boldsymbol{\xi}_k \quad (19)$$

其中:

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{X}_k^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}, \boldsymbol{\xi}_k = -\mathbf{X}_k^{-1} \mathbf{E}_k, \mathbf{Y}_k = \mathbf{X}_k^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{s}}_k^- \\ \hat{\mathbf{z}}_k \end{bmatrix} \quad (20)$$

现在,式(19)就变成一个标准的最小二乘线性回归问题。最小二乘估计器由式(21)给出。

$$\hat{\mathbf{s}}_k = (\mathbf{N}_k^T \mathbf{N}_k)^{-1} \mathbf{N}_k^T \mathbf{Y}_k \quad (21)$$

步骤 2 采用 Huber-M 估计进行求解。当误差分布不服从高斯分布时,最小二乘估计会表现得很差。为此本文使用 M-估计以鲁棒方式求解式(21)。请注意,为了简单起见, \mathbf{s} 、 \mathbf{N} 和 \mathbf{Y} 中的时间索引 k 被省略。M-估计最终使目标函数 J_n 最小化,表示为:

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min J_n, J_n = \sum_{i=1}^n \rho(e_i) \quad (22)$$

式中: $e_i = y_i - \mathbf{n}_i^T \hat{\mathbf{s}}$, Huber 函数 $\rho(\cdot)$ 用于计算每个 e_i 对目标函数的贡献, y_i 是 \mathbf{Y} 的第 i 个元素, \mathbf{n}_i^T 是 \mathbf{N} 的第 i 行。

可以通过对残差向量求偏导的方法确定目标函数的极小值。设影响函数 $\varphi(\cdot) = \rho'(\cdot)$ 是以系数 e_i 对函数 $\rho(\cdot)$ 的偏导数,然后设置偏导数为 0 来获得极小值。

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{n}_i^T \varphi(e_i) = 0 \quad (23)$$

定义权重函数 $\omega(e_i) = \varphi(e_i)/e_i$, 并设定:

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{n}_i^T \omega(e_i) = 0 \quad (24)$$

步骤 3 结合重降函数对 M 估计进行优化。

为了进一步有效抑制 NLOS 环境下重尾分布等噪声的影响,根据文献[20]的启发,本文选择了重降函数(Redescending)对 Huber-M 估计进行优化。重降 M-估计是定义一种函数 $\varphi_R(\cdot)$ 来代替 $\varphi(\cdot)$, 该函数在原点附近为非减函数,即严格递增,远离原点后逐渐变为 0。 $\varphi_R(\cdot)$ 函数的一个重要特性就是在 $|e_i| \geq b$ 时, $\varphi_R(\cdot) = 0$ 。该特性可在统计中将远离均值或中值的数据淘汰,因为这些点往往都是错误的点。

其影响函数定义为:

$$\varphi_R(e_i) = \begin{cases} e_i & |e_i| < a \\ c \cdot \tanh\left(\frac{c(b-x)}{2}\right) & a \leq |e_i| < b \\ 0 & |e_i| \geq b \end{cases} \quad (25)$$

式中: a 和 b 是剪辑点,定义 c 用来确保 $\varphi_R(\cdot)$ 是连续的。较小的 a 值和 b 值会导致更鲁棒的估计,但当误差服从高斯分布时,会牺牲一定的效率。在实际应用中,若误差服从高斯分布,则可以合理选择较大剪辑点以获得高效率。

裁剪点的选择是根据需要误差的标准差来设定。通常,对于 e_i 的标准差,常用的计算标准是取 $\hat{\sigma} = M_{AD} \cdot 1.48$, 其中 $M_{AD} = \text{median}_i(|e_i - \text{median}_j(e_j)|)$, 表示中值绝对偏差。

即式(24)将改写为:

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{n}_i^T \omega_R(e_i) = 0, \omega_R(e_i) = \varphi_R(e_i)/e_i \quad (26)$$

最后,式(21)的加权最小二乘解表示为:

$$\hat{\mathbf{s}} = (\mathbf{N}^T \boldsymbol{\Omega} \mathbf{N})^{-1} \mathbf{N}^T \boldsymbol{\Omega} \mathbf{Y} \quad (27)$$

式中: $\boldsymbol{\Omega} = \text{diag}\{\omega_R(e_i), \omega_R(e_{i+1}), \dots, \omega_R(e_n)\}$, $\text{diag}(\cdot)$ 为对角矩阵。

重复这些步骤,直到状态估计收敛到稳定值。

4 仿真分析

4.1 仿真设置

根据图 4 所示的国内某个具备 4C 级跑道的中型机场实际布局,通过 MATLAB 来构建仿真二维平面定位环境。仿真机场尺寸为 1 600 m \times 3 500 m, 具有两条跑道和 8 个接收站(Rx), 以 Rx1 接收站为参考站。飞机以 50 km/h 的初速度, $-10 \sim 10 \text{ m/s}^2$ 范围内的随机加速度在跑道上滑行,机场跑道及接收站的坐标位置如图 5 所示。对于 TDOA 噪声,考虑实际情况这里设置包含 2 种噪声,分别为 LOS 环境下服从高斯分布的标准测量噪声 $N(0, \sigma^2)$ 和 NLOS 环境下服从均匀分布的随机变量噪声 $N_L \cdot \text{rand}()$ 。其中 $N(0, \sigma^2)$ 的均值为 0、标准差为 σ 。 $N_L \cdot \text{rand}()$ 中的 $\text{rand}()$ 为 $[0.5, 1]$ 区间内的随机数, N_L 为噪声量级。

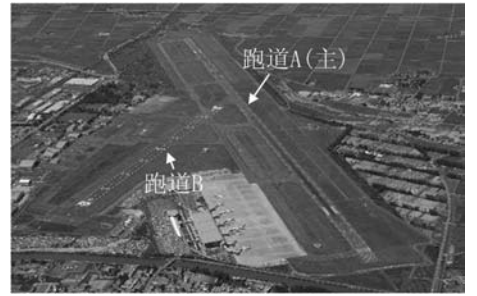


图 4 机场跑道实景

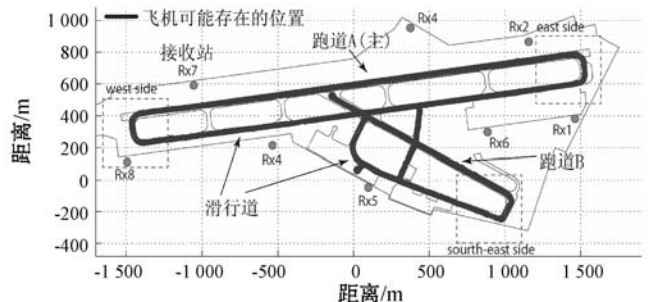


图 5 机场跑道及接收站位置的坐标

定位性能评估中,通常用均方差误差(RMSE)作为定位精度度量。RMSE能够直观地反映定位误差和误差分布的稳定性,其为定位坐标与实际位置坐标误差的均方根,表达式为:

$$R_{MSE} = \sqrt{E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]} \quad (28)$$

4.2 结果对比

在跑道A上设定100个点,并用各种位置估计算法进行估计。首先,为了证明本文提出的M-EKF位置估计算法比传统EKF算法的优势,将两种算法的位置估计结果进行比较,如图6所示。这里设置高斯噪声 $N(0, \sigma^2)$ 的标准差 $\sigma = 10$ ns,随机噪声量级 $N_L = 5$ ns。可以看到,本文算法估计的位置明显比传统EKF算法接近实际位置。这是因为M-EKF算法中利用Huber-M估计加强了标准EKF的鲁棒性,有效抑制了TDOA测量中NLOS环境下非高斯噪声的影响,提高了位置估计精度。

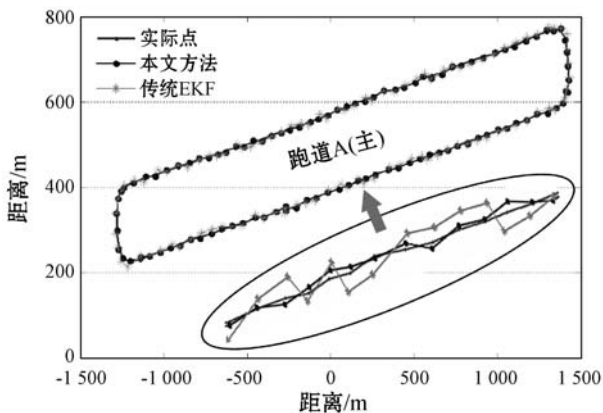


图6 位置估计点坐标

跑道A上进行1000个点的位置估计,以50个点为窗口进行位置误差RMSE计算,如图7所示。可以看到,本文M-EKF算法的平均RMSE值约为5 m,而传统EKF平均RMSE值约为7 m,说明M-EKF算法能够明显提高定位精度且误差波动也比传统EKF小。

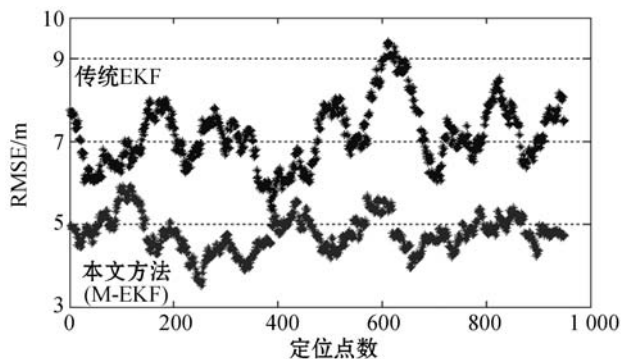


图7 不同点数下的定位RMSE曲线

将本文M-EKF算法与现有的几种飞行器位置估计算法进行比较,分别是文献[8]提出的结合EKF改进Chan的TDOA定位方法和文献[9]提出基于自适应

应扩展Kalman滤波器的TDOA混合定位方法。

为了验证不同噪声水平下的定位性能,本文对仿真中的两种噪声水平进行设置。比较结果如图8和图9所示。可以看到,当环境中仅存在高斯噪声时,各种算法的估计精度相差不大,且随着噪声水平的提高而降低。而当非高斯噪声水平提高时,各种算法的估计精度差距越来越大。其中传统EKF的RMSE值最大,文献[8]通过EKF估计距离差来改进Chan方法,文献[9]在EKF基础上引入了自适应因子对过程和测量误差协方差进行修正。这些方法一定程度上提高了准确性,但都没有考虑到实际应用中存在NLOS环境非高斯噪声的影响。相比而言,本文M-EKF算法在NLOS环境中取得了绝对优势,且噪声越大优势越明显,这是因为本文考虑了非高斯噪声情况,利用M估计对其进行抑制,有效提高了算法的鲁棒性。

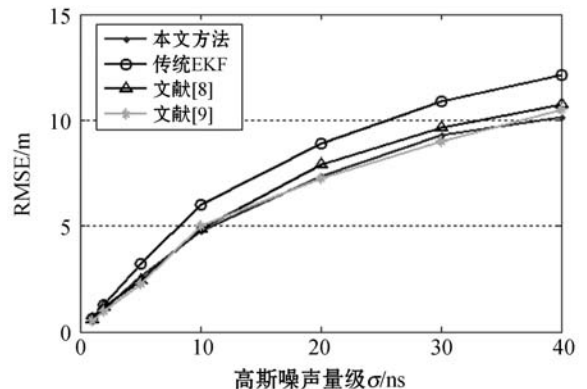


图8 不同高斯噪声量级下的定位RMSE值(LOS环境)

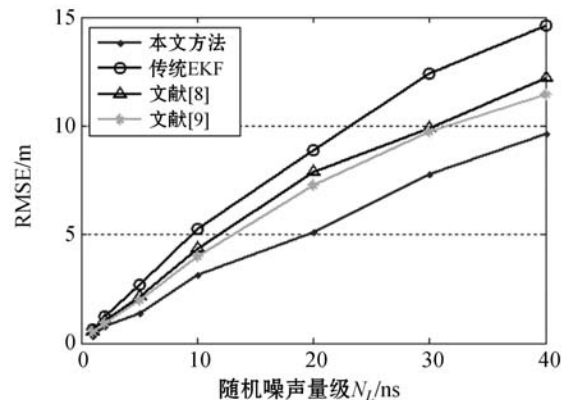


图9 不同随机噪声量级下的定位RMSE值(NLOS环境)

5 结语

为了提高机场场面飞机多点定位方法对TDOA非高斯观测噪声的抑制能力,本文提出结合M估计与扩展Kalman滤波的高精度定位方法。利用M估计来改进EKF的更新过程,降低位置估计受异常值的影响。仿真实验表明本文方法能够有效应对非高斯噪声,具有很好的实际应用价值。

在今后的工作中,考虑将监测区域从机场场面扩展到更广域的范围,并研究地面站的几何布局给定位精度的影响。

参 考 文 献

- [1] 刘引川,刘志勇,林琳. 基于 RSSI 的 ADS-B 报文有效性分析与测试[J]. 电子测量与仪器学报,2018,9(1):88-93.
- [2] Chaitanya D E, Ganesh L, Rao G S. Performance analysis of hyperbolic multilateration using circular error probability[J]. Procedia Computer Science,2016,85:676-682.
- [3] 吕淑芳,冯秀芳,肖忠义. 基于 TDOA 的无线传感器网络四面体质心定位算法研究[J]. 计算机应用与软件,2014,31(9):125-128.
- [4] Han Z F, Leung C S, So H C, et al. Augmented Lagrange programming neural network for localization using time-difference-of-arrival measurements[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems,2018,29(8):3879-3884.
- [5] Mantilla-Gaviria I, Leonardi M, Galati G, et al. Efficient location strategy for airport surveillance using Mode-S multilateration systems[J]. International Journal of Microwave & Wireless Technologies,2012,4(2):209-216.
- [6] 房嘉奇,冯大政,李进. TDOA 中的修正牛顿及泰勒级数方法[J]. 西安电子科技大学学报,2016,43(6):27-33.
- [7] Yue Y G, Cao L, Hu J, et al. A novel hybrid location algorithm based on chaotic particle swarm optimization for mobile position estimation[J]. IEEE Access,2019,7:58541-58552.
- [8] 孔维焯,丁志中,方福柱. 基于 TDOA 的高精度无线定位算法分析与实现[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2019,42(6):756-762.
- [9] Chen Y M, Tsai C L, Fang R W. TDOA/FDOA mobile target localization and tracking with adaptive extended Kalman filter[C]//International Conference on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization,2017:202-206.
- [10] Kim J. Tracking a maneuvering target while mitigating NLOS errors in TDOA measurements[J]. IET Radar, Sonar & Navigation,2020,14(3):134-139.
- [11] 闫千里,万鹏武,卢光跃,等. 非视距环境下 RSS 和 TDOA 联合的信源被动定位[J]. 西安电子科技大学学报,2019,46(3):180-188.
- [12] Li J, Lu I T, Lu J S, et al. Robust kernel-based machine learning localization using NLOS TOAs or TDOAs[C]//IEEE Long Island Systems, Applications and Technology Conference,2017:314-317.
- [13] Zeng Z Q, Liu S, Wang L. A novel NLOS mitigation approach for TDOA based on IMU measurements[C]//IEEE Wireless Communications and Networking Conference,2018:13-17.
- [14] Xiong W X, Schindelhauer C, So H C, et al. TDOA-based localization with NLOS mitigation via robust model transformation and neurodynamic optimization[J]. Signal Processing,2021,178:107774.
- [15] 彭卫,黄荣顺,郭建华,等. 一种适用于机场场面 MLAT 监视系统的定位算法及其性能分析[J]. 航空学报,2015,36(9):3050-3059.
- [16] Amjad F M, Sha'Amri A Z, Shehu Y A, et al. Position estimation error for multiangulation system for air traffic monitoring[C]//6th IEEE Symposium on Acoustic, Speech and Signal Processing,2018:13-16.
- [17] 陆玉,张华. 基于迭代双重扩展的 Kalman 滤波的有源目标估计算法[J]. 中国电子科学研究院学报,2019,14(9):948-952.
- [18] 闫雷兵,陆音,张业荣. 基于 TOA/TDOA 的一致性正交容积卡尔曼跟踪算法[J]. 电子学报,2018,46(8):1989-1996.
- [19] Tsakonas E, Jalden J, Sidiropoulos N D, et al. Convergence of the Huber regression M-estimate in the presence of dense outliers[J]. IEEE Signal Processing Letters,2014,21(10):1211-1214.
- [20] 袁红星,安鹏,吴少群,等. 重新下降 M 估计子约束的深度图超分辨率算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2016,28(12):2195-2201.

(上接第 53 页)

- [11] 史佳琪,胡浩,张建华. 计及多个独立运营商的综合能源系统分布式低碳经济调度[J]. 电网技术,2019,43(1):127-136.
- [12] 吕海灿,王伟峰,赵兵,等. 基于 Wide & Deep-LSTM 模型的短期台区负荷预测[J]. 电网技术,2020,44(2):428-436.
- [13] 陈沼宇,王丹,贾宏杰,等. 考虑 P2G 多源储能型微网日前最优经济调度策略研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(11):3067-3077,3362.
- [14] 胡园园,罗倩,段中钰,等. 基于部分平行 ADMM 求解谱寻求问题的时频分析[J]. 电子学报,2019,47(11):2392-2398.
- [15] 王彪,慕建君,焦晓鹏,等. 基于改进罚函数的 LDPC 码分层调度 ADMM 惩罚译码[J]. 电子学报,2020,48(4):827-832.
- [16] 王玉彬,夏明超,李鹏,等. 基于改进鲁棒自适应 UKF 的配电网动态状态估计方法[J]. 电力系统自动化,2020,44(1):92-100.
- [17] 刘真,田靖玉,苑宝鑫,等. 基于知识聚合和迁移的跨领域推荐算法[J]. 电子学报,2020,48(10):1928-1932.
- [18] 麦鸿坤,肖坚红,吴熙辰,等. 基于 R 语言的负荷预测 ARIMA 模型并行化研究[J]. 电网技术,2015,39(11):3216-3220.