

文章编号: 1001-0920(2012)07-1052-05

基于移动长基线和误差修正算法的多 UUV 协同导航

卢 健^{1,2}, 徐德民¹, 张立川¹, 张福斌¹

(1. 西北工业大学 航海学院, 西安 710072; 西安工程大学 电信学院, 西安 710048)

摘要: 在移动长基线 (MLBL) 定位结构中, 虽可利用基于水声传播延迟 (TOF) 原理获取的量测信息和贝叶斯滤波器 (如扩展卡尔曼滤波 (EKF)) 提高低自定位能力无人水下航行器 (UUV) 的定位精度, 但较高的测量误差会降低这种提高的幅度. 根据水声通信的特点提出了一种相关性假设并构建了误差修正算法 (ECA), 在设定条件下利用误差间的相关性减小量测误差, 从而实现量测的粗估计. 仿真结果表明, 先粗估计量测值再结合贝叶斯滤波器, 可显著提高配备低精度自定位传感器的 UUV 的定位精度.

关键词: 移动长基线; 定位; 扩展卡尔曼滤波; 无人水下航行器; 仿真

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Cooperative navigation based on moving long baselines and error correction algorithm for multiple UUVs

LU Jian^{1,2}, XU De-min¹, ZHANG Li-chuan¹, ZHANG Fu-bin¹

(1. College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China. Correspondent: LU Jian, E-mail: happy_lujian@yahoo.com.cn)

Abstract: In the localization structure of moving long baselines (MLBL), although the measurement information, which can be got by using the acoustic propagation time of flight (TOF) and Bayesian filters such as the extended Kalman filter (EKF), is utilized to improve the localization accuracy of a low self-localization capability unmanned underwater vehicle (UUV), the higher measurement errors will reduce the extent of this improvement. A correlation assumption is proposed and the error correction algorithm (ECA) is constructed according to the characteristics of the underwater acoustic communication. Under the setting conditions, the measurement errors are depressed by using of the correlation between the errors, and the rough estimates of the measurements are achieved. The simulation results show that the localization accuracy of the UUV equipped with low precise proprioceptive localization sensors can be improved significantly by combining the measurement rough estimates with one of Bayesian filters.

Key words: moving long baseline; localization; extended Kalman filter; unmanned underwater vehicle; simulation

1 引 言

移动长基线 (MLBL) 定位^[1-2]是将原来固定在海底的应答器安装在具备高精度自定位传感器的大型无人水下航行器 (UUV) 上, 这样可在大规模 UUV 编队航行时辅助其他装备了低精度自定位传感器的 UUV 进行定位, 提高精度. 由于装有应答器的 UUV 可随被定位的 UUV 以编队移动, 这样既无需事先铺设基元, 又可实现大范围远程定位的目的.

协同导航的研究开始于无人陆上航行器^[3-4], 继而发展到水下机器人^[5-6]. 虽有很多研究方向 (如环

境信息制约下的协同导航^[7]和通信受限时的协同导航^[8]等), 但归根根本, 协同导航研究的是怎样充分利用机器人携带的有限导航资源和机器人间的拓扑结构, 构建高可靠性协同导航算法以抑制误差增长, 从而提高被定位体定位精度的问题. 文献 [9] 阐述了相对于传统航位估计误差随时间增长的情况, 协同导航方法对于抑制导航误差增长的有效性. 合理的选择和使用能够有效融合被定位体内外外部定位相关信息的滤波算法, 是抑制误差增长的一种有效途径^[10-11]. 当确定合适的滤波结构后, 合理地确立个体间的相互位

收稿日期: 2011-02-21; 修回日期: 2011-07-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61040055, 60875071).

作者简介: 卢健 (1978—), 男, 博士生, 从事水下协同导航、机动目标跟踪等研究; 徐德民 (1937—), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事水下机器人总体、水下机器人控制等研究.

置关系以构建良好的协同结构, 进一步提高个体定位精度^[12-13]. 本文的主要研究正是力图有效地利用协同结构和协同个体中导航资源的差异, 针对如何抑制协同导航中误差累积, 解决装备低级别精度导航资源个体的定位问题.

基于移动长基线概念的导航方法的广泛研究和应用对于水下高精度协同导航而言更具有现实意义. 本文基于移动长基线导航环境, 结合水声通信的特点, 提出了一种利用量测误差间的相关性粗估计量测的误差修正算法. 粗估计后的量测具备更小的不确定性, 将其引入基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的协同导航算法中, 可取得更佳定位效果.

2 协同导航算法基础

2.1 运动与测量模型

图1为移动长基线定位示意图. 图中被定位的安装低精度自定位传感器的UUV3发送问答信号, 安装应答器并携带高精度自定位传感器的UUV1和UUV2接收到问答信号后, 以不同频率发送含有各自位置状态信息的水声应答信号, UUV3接收到此信息后, 解算出与UUV1和UUV2的相对距离量测. UUV3可通过结合本体定位传感器信息和外部量测来提高其自身的定位精度. 这种将UUV本体定位传感器信息与外部声传感器信息进行有效融合的方法即为多UUV协同导航.

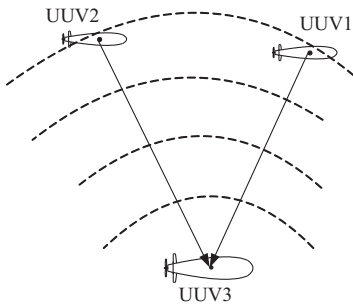


图1 移动长基线定位示意图

设图1中 k 时刻各UUV的坐标分别为 $(x_k^{(i)}, y_k^{(i)})$, $i = 1, 2, 3$, UUV的运动模型可由下式描述:

$$\begin{cases} x_{k+1}^{(i)} = x_k^{(i)} + T^{(i)} V_k^{(i)} \cos \phi_k^{(i)}, \\ y_{k+1}^{(i)} = y_k^{(i)} + T^{(i)} V_k^{(i)} \sin \phi_k^{(i)}, \\ \phi_{k+1}^{(i)} = \phi_k^{(i)} + \Delta \phi_{k+1|k}^{(i)}, \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$u_k^{(i)} = \begin{bmatrix} V_k^{(i)} \\ \phi_k^{(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{mk}^{(i)} - \omega_{vk}^{(i)} \\ \phi_{mk}^{(i)} - \omega_{\phi k}^{(i)} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

运动模型可被简单地描述为

$$X_{k+1}^{(i)} = f(X_k^{(i)}, u_k^{(i)}, w_k^{(i)}) = X_k^{(i)} + \Gamma(u_k^{(i)} + w_k^{(i)}). \quad (3)$$

UUV3与UUV1和UUV2的相对距离可表示为

$$\begin{cases} r_k^{(3,1)} = \sqrt{(x_k^{(3)} - x_k^{(1)})^2 + (y_k^{(3)} - y_k^{(1)})^2} + \Delta r_k^{(3,1)}, \\ r_k^{(3,2)} = \sqrt{(x_k^{(3)} - x_k^{(2)})^2 + (y_k^{(3)} - y_k^{(2)})^2} + \Delta r_k^{(3,2)}. \end{cases} \quad (4)$$

设 $\nu_k^{(3)} = [\Delta r_k^{(3,1)} \quad \Delta r_k^{(3,2)}]^T$, 则 $E[\nu_k^{(3)}] = 0$, $E[\nu_k^{(3)}(\nu_l^{(3)})^T] = R_k^{(3)} \delta_{kl}$. 协方差矩阵

$$R_k^{(3)} = \text{diag}((\sigma_k^{(1)})^2, (\sigma_k^{(2)})^2), \quad (5)$$

其中 $\sigma_k^{(1)}$ 和 $\sigma_k^{(2)}$ 为 k 时刻量测误差的标准差.

设 $Z_k^{(3)} = [r_k^{(3,1)} \quad r_k^{(3,2)}]^T$, 则有

$$Z_k^{(3)} = h(X_k^{(3)}, X_k^{(1)}, X_k^{(2)}) + \nu_k^{(3)}. \quad (6)$$

2.2 基于EKF的协同导航算法

在这里只给出基于EKF协同导航算法的主要公式, 具体可参见文献[11].

$$\hat{X}_{k+1|k}^{(3)} = f(\hat{X}_{k|k}^{(3)}, u_k^{(3)}, 0), \quad (7)$$

$$P_{k+1|k}^{(3)} = \Phi_k^{(3)} P_{k|k}^{(3)} (\Phi_k^{(3)})^T + G_k^{(3)} Q_k^{(3)} (G_k^{(3)})^T, \quad (8)$$

$$\hat{Z}_{k+1}^{(3)} = h(\hat{X}_{k+1|k}^{(3)}, \hat{X}_{k+1}^{(1)}, \hat{X}_{k+1}^{(2)}), \quad (9)$$

$$V_{k+1}^{(3)} = Z_{k+1}^{(3)} - \hat{Z}_{k+1}^{(3)}, \quad (10)$$

$$S_{k+1}^{(3)} = H_{k+1}^{(3)} P_{k+1|k}^{(3)} (H_{k+1}^{(3)})^T + R_{k+1}^{(3)}, \quad (11)$$

$$K_{k+1}^{(3)} = P_{k+1|k}^{(3)} (H_{k+1}^{(3)})^T (S_{k+1}^{(3)})^{-1}, \quad (12)$$

$$\hat{X}_{k+1|k+1}^{(3)} = \hat{X}_{k+1|k}^{(3)} + K_{k+1}^{(3)} V_{k+1}^{(3)}, \quad (13)$$

$$P_{k+1|k+1}^{(3)} = [I - K_{k+1}^{(3)} H_{k+1}^{(3)}] P_{k+1|k}^{(3)}. \quad (14)$$

3 误差修正算法

实际中由于受多种复杂因素的影响, 海洋水声信道是一个干扰严重的信道, 声波在其中的传播行为十分复杂. 国内外研究大多将由声信号传输过程解算出的量测误差简化描述为上述文中描述的高斯白噪声, 这种假设虽然比较粗糙和理想化, 但对于理论描述和验证却十分方便. 上述的协同导航方法固然能改善UUV3的定位精度, 但可以设想, 合理地根据声源及声信号在相同介质中传输的特点做一定的条件限定, 使量测的误差有明显减小, 从而利用其改善定位精度, 一定是一个有益的尝试. 文献[14]提出了在估计被跟踪目标轨迹时, 可以基于测量误差的相关性提高估计精度的新思路.

3.1 相关性假设

本文在提出相关性假设之前, 确定图1的协同结构中的UUV具备如下能力: 1) UUV1和UUV2发送的应答信号中含有时间信息, 且各UUV时钟已同步; 2) UUV1和UUV2可相互接收对方发送的信号, 并且可以解算距离信息. 以上两个条件在实际中是很容易满足的.

相关性假设: UUV1和UUV2在某一时刻发送的各自的应答声信号具有各向同性的特点, 即从同一发

射源同时发出的各向应答信号解算出来的距离误差具备相关性,且相关程度与传送距离差别有关.即传送距离差别越小,相关性越强;传送距离差别越大,相关性越弱.

假设 k 时刻 UUV2 和 UUV3 接收到 UUV1 的应答信号,解算出的量测分别为 $r_k^{(2,1)}$ 和 $r_k^{(3,1)}$,相应的量测误差分别为 $\Delta r_k^{(2,1)}$ 和 $\Delta r_k^{(3,1)}$;同理, k 时刻 UUV1 和 UUV3 接收到 UUV2 的应答信号,解算出的量测分别为 $r_k^{(1,2)}$ 和 $r_k^{(3,2)}$,相应的量测误差分别为 $\Delta r_k^{(1,2)}$ 和 $\Delta r_k^{(3,2)}$.假定量测的相关性满足如下条件:

$$\begin{cases} \Delta r_k^{(3,1)} = \alpha_k^{(1)} \Delta r_k^{(2,1)} + \beta_k^{(1)} \varepsilon_k^{(3,1)}, \\ \Delta r_k^{(3,2)} = \alpha_k^{(2)} \Delta r_k^{(1,2)} + \beta_k^{(2)} \varepsilon_k^{(3,2)}. \end{cases} \quad (15)$$

其中: $\alpha_k^{(1)}$ 为 UUV2 和 UUV3 解算出的相对 UUV1 距离量测误差的相关性系数; $\alpha_k^{(2)}$ 为 UUV1 和 UUV3 解算出的相对 UUV2 距离量测误差的相关性系数; $\varepsilon_k^{(3,1)}$ 和 $\varepsilon_k^{(3,2)}$ 为高斯白噪声,即有 $\varepsilon_k^{(3,1)} \sim \mathcal{N}(0,1)$ 和 $\varepsilon_k^{(3,2)} \sim \mathcal{N}(0,1)$; $\beta_k^{(1)}$ 和 $\beta_k^{(2)}$ 用来表示噪声的强度.

假设在 k 时刻 UUV2 与 UUV3 相对于 UUV1 的真实距离分别为 $\bar{r}_k^{(2,1)}$ 和 $\bar{r}_k^{(3,1)}$,UUV1 与 UUV3 相对于 UUV2 的真实距离分别为 $\bar{r}_k^{(1,2)}$ 和 $\bar{r}_k^{(3,2)}$.UUV1, UUV2 和 UUV3 的实际位置分别为

$$\begin{cases} x_k^{(1)} = (x_k^{(1)}, y_k^{(1)})^T, \\ x_k^{(2)} = (x_k^{(2)}, y_k^{(2)})^T, \\ x_k^{(3)} = (x_k^{(3)}, y_k^{(3)})^T. \end{cases} \quad (16)$$

从而,其在极坐标系下的实际距离为

$$\begin{cases} \bar{r}_k^{(2,1)} = \sqrt{(x_k^{(2)} - x_k^{(1)})^2 + (y_k^{(2)} - y_k^{(1)})^2}, \\ \bar{r}_k^{(3,1)} = \sqrt{(x_k^{(3)} - x_k^{(1)})^2 + (y_k^{(3)} - y_k^{(1)})^2}; \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \bar{r}_k^{(1,2)} = \sqrt{(x_k^{(1)} - x_k^{(2)})^2 + (y_k^{(1)} - y_k^{(2)})^2}, \\ \bar{r}_k^{(3,2)} = \sqrt{(x_k^{(3)} - x_k^{(2)})^2 + (y_k^{(3)} - y_k^{(2)})^2}. \end{cases} \quad (18)$$

如式(4),在 k 时刻 UUV2 和 UUV3 解算出的相对 UUV1 距离量测可表示为

$$\begin{bmatrix} r_k^{(2,1)} \\ r_k^{(3,1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{r}_k^{(2,1)} + \Delta r_k^{(2,1)} \\ \bar{r}_k^{(3,1)} + \Delta r_k^{(3,1)} \end{bmatrix}. \quad (19)$$

同理,UUV1 和 UUV3 解算出相对 UUV2 距离量测可表示为

$$\begin{bmatrix} r_k^{(1,2)} \\ r_k^{(3,2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{r}_k^{(1,2)} + \Delta r_k^{(1,2)} \\ \bar{r}_k^{(3,2)} + \Delta r_k^{(3,2)} \end{bmatrix}. \quad (20)$$

根据上述假设,有如下关系存在:

$$\begin{cases} \alpha_k^{(1)} \rightarrow 1, \beta_k^{(1)} \rightarrow 0, |\bar{r}_k^{(2,1)} - \bar{r}_k^{(3,1)}| \rightarrow 0; \\ \alpha_k^{(1)} \rightarrow 0, \beta_k^{(1)} \rightarrow \sigma_k^{(1)}, |\bar{r}_k^{(2,1)} - \bar{r}_k^{(3,1)}| \rightarrow \infty. \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} \alpha_k^{(2)} \rightarrow 1, \beta_k^{(2)} \rightarrow 0, |\bar{r}_k^{(1,2)} - \bar{r}_k^{(3,2)}| \rightarrow 0; \\ \alpha_k^{(2)} \rightarrow 0, \beta_k^{(2)} \rightarrow \sigma_k^{(2)}, |\bar{r}_k^{(1,2)} - \bar{r}_k^{(3,2)}| \rightarrow \infty. \end{cases} \quad (22)$$

因为实际中真实值无法获得,故可用量测值差 $|r_k^{(2,1)} - r_k^{(3,1)}|$ 来估计 $|\bar{r}_k^{(2,1)} - \bar{r}_k^{(3,1)}|$,用 $|r_k^{(1,2)} - r_k^{(3,2)}|$ 来估计 $|\bar{r}_k^{(1,2)} - \bar{r}_k^{(3,2)}|$.

由式(21)和(22)可得

$$\begin{cases} (\sigma_k^{(1)})^2 = (\alpha_k^{(1)})^2 (\sigma_k^{(1)})^2 + (\beta_k^{(1)})^2, \\ (\sigma_k^{(2)})^2 = (\alpha_k^{(2)})^2 (\sigma_k^{(2)})^2 + (\beta_k^{(2)})^2. \end{cases} \quad (23)$$

进而可得

$$\begin{cases} \beta_k^{(1)} = \sqrt{1 - (\alpha_k^{(1)})^2} \sigma_k^{(1)}, \\ \beta_k^{(2)} = \sqrt{1 - (\alpha_k^{(2)})^2} \sigma_k^{(2)}. \end{cases} \quad (24)$$

不妨将 $\alpha_k^{(1)}$ 和 $\alpha_k^{(2)}$ 作如下假设:

$$\begin{cases} \alpha_k^{(1)} = \exp(-C_1 |r_k^{(2,1)} - r_k^{(3,1)}|), \\ \alpha_k^{(2)} = \exp(-C_2 |r_k^{(1,2)} - r_k^{(3,2)}|). \end{cases} \quad (25)$$

其中: C_1 为可调参数,可以按如下方法确定:假设 $|r_k^{(2,1)} - r_k^{(3,1)}| = 100$ m 时, $\alpha_k^{(1)} = 0.9$, 则

$$C_1 = -\ln(0.9)/10^2 = 1.05 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}. \quad (26)$$

同理可得 C_2 .式(25)的函数形式及其参数均可根据实际情况进行调整.

根据上述提出的相关性假设及分析,首先对 UUV1 和 UUV2 各自解算出的相对距离量测误差进行粗估计,进而得到 UUV3 相对于 UUV1 和 UUV2 距离量测的初步粗估计.

3.2 量测误差的粗估计

在 k 时刻,携带移动长基线的 UUV1 和 UUV2 精度较高的自定位传感器对本体位置的量测分别为

$$\begin{cases} \hat{x}_k^{(1)} = (\hat{x}_k^{(1)}, \hat{y}_k^{(1)})^T, \\ \hat{x}_k^{(2)} = (\hat{x}_k^{(2)}, \hat{y}_k^{(2)})^T. \end{cases} \quad (27)$$

从而,其在极坐标系下的估计距离为

$$\hat{r}_k^{(1,2)} = \hat{r}_k^{(2,1)} = \sqrt{(\hat{x}_k^{(2)} - \hat{x}_k^{(1)})^2 + (\hat{y}_k^{(2)} - \hat{y}_k^{(1)})^2}. \quad (28)$$

进而有

$$\hat{r}_k^{(1,2)} = \hat{r}_k^{(2,1)} = \bar{r}_k^{(2,1)} + \delta r_k^{(2,1)}. \quad (29)$$

其中: $\delta r_k^{(2,1)}$ 为 UUV1 和 UUV2 的自定位传感器共同带来的误差,由于 UUV1 和 UUV2 拥有精度较高的自定位传感器,该误差很小.

这样,可以估算得到 UUV2 对 UUV1 的和 UUV1 对 UUV2 的解算量测误差和误差方差,即

$$\begin{cases} \Delta \hat{r}_k^{(1,2)} = r_k^{(1,2)} - \hat{r}_k^{(1,2)}, \\ \hat{s}_k^{(1,2)} = \text{cov}(\Delta \hat{r}_k^{(1,2)}) \approx (\delta r_k^{(2,1)})^2; \\ \Delta \hat{r}_k^{(2,1)} = r_k^{(2,1)} - \hat{r}_k^{(2,1)}, \\ \hat{s}_k^{(2,1)} = \text{cov}(\Delta \hat{r}_k^{(2,1)}) \approx (\delta r_k^{(2,1)})^2. \end{cases} \quad (30)$$

这是一个粗估计,由于 UUV1 和 UUV2 的自定位传感器量测误差很小,方差 $\hat{s}_k^{(1,2)}$ 和 $\hat{s}_k^{(2,1)}$ 也很小.

3.3 UUV3量测的粗估计

由式(15)可得误差相关部分为

$$\begin{cases} (\Delta \hat{r}_k^{(3,1)})^* = \alpha_k^{(1)} \Delta \hat{r}_k^{(2,1)}, \\ (\Delta \hat{r}_k^{(3,2)})^* = \alpha_k^{(2)} \Delta \hat{r}_k^{(1,2)}. \end{cases} \quad (31)$$

计算得到基于自定位传感器量测和强关联假设的初步粗估计如下:

$$\hat{\xi}_k^{(3,j)} = \begin{bmatrix} \hat{r}_k^{(3,1)} \\ \hat{r}_k^{(3,2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k^{(3,1)} - (\Delta \hat{r}_k^{(3,1)})^* \\ r_k^{(3,2)} - (\Delta \hat{r}_k^{(3,2)})^* \end{bmatrix}. \quad (32)$$

而估计误差的协方差阵可以简单计算如下:

$$\begin{aligned} \hat{W}_k^{(3,j)} &= \begin{bmatrix} \hat{w}_{k,r^{(3,1)}r^{(3,1)}} & \hat{w}_{k,r^{(3,1)}r^{(3,2)}} \\ \hat{w}_{k,r^{(3,2)}r^{(3,1)}} & \hat{w}_{k,r^{(3,2)}r^{(3,2)}} \end{bmatrix} = \\ E \left\{ \begin{bmatrix} \bar{r}_k^{(3,1)} - \hat{r}_k^{(3,1)} \\ \bar{r}_k^{(3,2)} - \hat{r}_k^{(3,2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{r}_k^{(3,1)} - \hat{r}_k^{(3,1)} & \bar{r}_k^{(3,2)} - \hat{r}_k^{(3,2)} \end{bmatrix} \right\} \approx \\ & \begin{bmatrix} (1 - (\alpha_k^{(1)})^2)(\sigma_k^{(1)})^2 & 0 \\ 0 & (1 - (\alpha_k^{(2)})^2)(\sigma_k^{(2)})^2 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (33)$$

4 一致性分析

正如文献[15]中所示,理想情况下,衡量算法是否满足一致性是将其估计值与理想滤波器中获取的概率密度函数进行比较.在实际中理想概率密度函数是无法获取的,但当被估计状态真值已知时,可以使用标准化估计误差方差(NEES)测试滤波一致性,即

$$\varepsilon_k = (X_k - \hat{X}_k)^T P_k^{-1} (X_k - \hat{X}_k). \quad (34)$$

其中: X_k 为状态真值, \hat{X}_k 为状态估计值, P_k 为估计误差协方差.

如果滤波过程是一致的,且近似符合线性高斯的,则 ε_k 将服从状态维数 $\dim(X_k)$ 个自由度的 χ^2 分布.当进行 N 次 Monte Carlo 实验且 N 趋于无穷时,有

$$E[\varepsilon_k] = \dim(X_k). \quad (35)$$

若进行 N 次 Monte Carlo 实验,NEES 的均值为

$$\bar{\varepsilon}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_{i,k}, \quad (36)$$

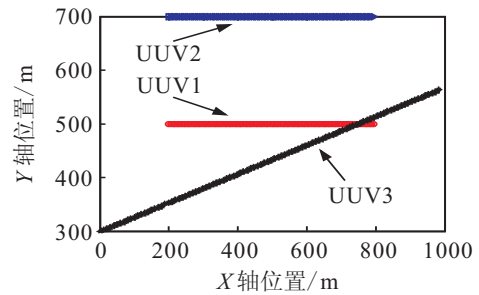
则 $N\bar{\varepsilon}_k$ 服从自由度为 $N \dim(X_k)$ 的 χ^2 分布.对于 UUV,其位姿维数为 3,则进行 $N = 50$ 次 Monte Carlo 实验,对于 $\bar{\varepsilon}_k$,其取值概率为 95% 的置信区间 [2.36, 3.72].如果 $\bar{\varepsilon}_k$ 取值高于置信区间,则上限为乐观估计;反之,低于区间下限为保守估计.

5 仿真分析

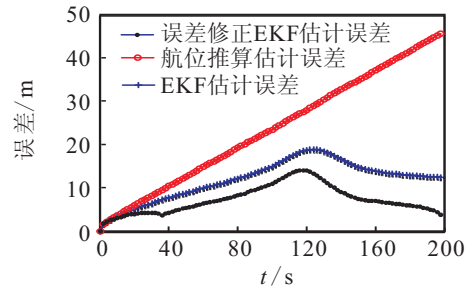
设 UUV1 和 UUV2 沿着相同的方向运动,而 UUV3 沿着不同方向做直线或曲线运动,且与 UUV1 和 UUV2 保持同步的实时通信.设定 UUV1 和 UUV2 拥有较高的自定位精度,其本体传感器噪声较小 ($\sigma_V = 0.2 \text{ m/s}$, $\sigma_\phi = 0.03 \text{ rad}$),运动速度保持 6 Kn; UUV3 的本体传感器噪声较大 ($\sigma_V = 2 \text{ m/s}$, $\sigma_\phi =$

0.3 rad),运动速度保持 10 Kn. UUV 间的测距误差 $\sigma_r = 15 \text{ m}$,距离量测的采样周期为 2 s.

采用 3 种方法估计 UUV3 的航行轨迹: 1) 航位推算,即只采用本体传感器和运动模型来估计位置; 2) 基于 EKF 的协同导航算法; 3) 误差修正 EKF 算法,即先对 UUV3 解算出的量测粗估计处理,再用基于 EKF 的协同导航算法估计位置.为了验证算法的有效性,本文仿真中设计了多种运动方案,各 UUV 的运动轨迹参见图 2~图 4 中的 (a),而相应的累积误差的比较参见图 2~图 4 中的 (b).图 5 说明了估计过程的一致性.

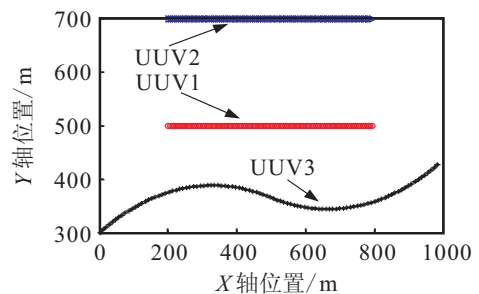


(a) UUV 航行路线

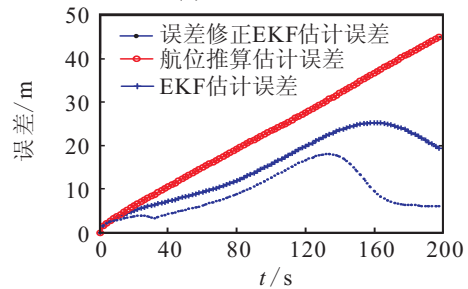


(b) UUV3 的累积误差

图 2 UUV3 直线运动

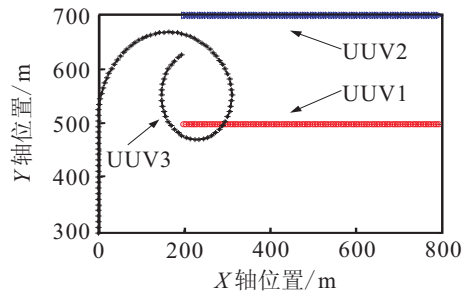


(a) UUV 航行路线

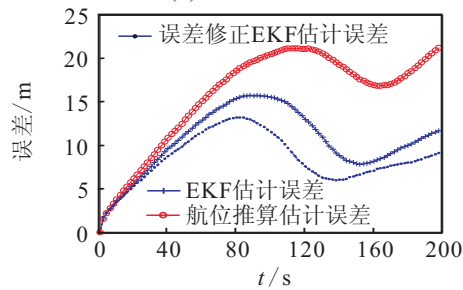


(b) UUV3 的累积误差

图 3 UUV3 曲线运动 1



(a) UUV3 飞行路线



(b) UUV3的累积误差

图4 UUV3 曲线运动2

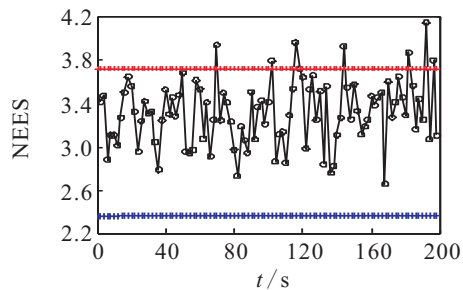


图5 UUV3位姿NEES均值

6 结论

本文结合移动长基线导航和水声通信特点,提出了一种量测误差修正的方法.从仿真结果可以看出,当需要被定位的UUV接收到应答信号并解算出距离量测后,先用误差修正算法对量测信息进行粗估计,然后利用贝叶斯滤波器估计UUV的位置,可以获得更好的效果.因此,这是一种值得推荐的多UUV协同导航方法.

参考文献(References)

- [1] Baker B N, Odell D L, Anderson M J, et al. A new procedure for simultaneous navigation of multiple AUVs[C]. Proc of the MTS/IEEE Int Conf on OCEANS. Washnigon DC: IEEE, 2005: 1-4.
- [2] Curcio J, Leonard J, Vaganay J, et al. Experiments in moving baseline navigation using autonomous surface craft[C]. Proc of MTS/IEEE Int Conf on OCEANS. Washnigon DC: IEEE, 2005: 730-735.
- [3] Roumeliotis S I, Bekey G A. Distributed multi-robot localization[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 781-795.
- [4] Nerurkar E D, Roumeliotis S I, Martinelli A. Distributed maximum a posteriori estimation for multi-robot cooperative localization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 1402-1409.
- [5] Gadre A S, Stilwell D J. Toward underwater navigation based on range measurements from a single location[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. New Orleans: IEEE, 2004: 4472-4477.
- [6] Bahr A, Leonard J. Cooperative localization for autonomous underwater vehicles[J]. Autonomous Robots: Proc of Experimental Robotics, 2006, 39(5): 387-395.
- [7] Urcola P, Montano L. Cooperative robot team navigation strategies based on an environmental model[C]. Proc of IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. St Louis: IEEE, 2009: 4577-4583.
- [8] Trawny N, Roumeliotis S I, Giannakis G B. Cooperative multi-robot localization under communication constraints[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 4394-4400.
- [9] Roumeliotis S I, Rekleitis I M. Analysis of multi-robot localization uncertainty propagation[C]. Proc of IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas: IEEE, 2003:1763-1770.
- [10] 王玲, 刘云辉, 万建伟, 等. 基于相对方位的多机器人合作定位算法[J]. 传感技术学报, 2007, 40(4): 794-799. (Wang L, Liu Y H, Wan J W, et al. Multi-robot cooperative localization based on relative bearing[J]. Chinese J of Sensors and Actuators, 2007, 40(4): 794-799.)
- [11] Zhang L C, Liu M Y, Xu D M, et al. Cooperative localization and navigation for multiple UUVs[J]. J of System Simulation, 2008, 20(19): 5342-5344.
- [12] Hidaka Y S, Mourikis A I, Roumeliotis S I. Optimal formations for cooperative localization of mobile robots[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Barcelona: IEEE, 2005: 4126-4131.
- [13] F Zhang, Grocholsky B, Kumar V. Formations for localization of robot networks[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. New Orleans: IEEE, 2004: 3369-3374.
- [14] 韩崇昭, 周彬, 元向辉, 等. 共同杂波环境下多目标量测数据的误差传递与校正[J]. 自动化学报, 2007, 33(7): 771-774. (Han C Z, Zhou B, Yuan X H, et al. Error transfer and correction between multi-target measurements in a common clutter environment[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(7): 771-774.)
- [15] Bailey T, Nieto J, Guivant J, et al. Consistency of the EKF-SLAM algorithm[C]. Proc of IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Beijing: IEEE, 2006: 3562-3568.