

7-2-2020

Compensation for AUV's Navigation Algorithm Based on Virtual Noise Model

Menglong Cao

College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China;

Feifei Li

College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China;

Xintao Liu

College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Compensation for AUV's Navigation Algorithm Based on Virtual Noise Model

Abstract

Abstract: The simultaneous localization and mapping (SLAM) of Autonomous underwater robot (AUV) is the key technology to realize the auto navigation for robot in the unknown environment of underwater, and it is one of the hot topics in the field of robotics research. In the framework of autonomous underwater robot SLAM, extended kalman filter (EKF) was applied to achieve the SLAM. For the model linearization errors and unknown noise statistics, *EKF algorithm was used based on virtual noise compensation technology. This method could make the unknown model error into the virtual noise, and use the noise statistical to estimate the noise statistics.* Constructing the AUV motion system model as a benchmark, the improved EKF algorithm was verified through matlab simulation from filtering accuracy, convergence and stability of the algorithm. The simulation results show that, compared with the traditional EKF algorithm, the improved EKF algorithm can get higher estimation precision, the expected effect is better, and can effectively improve the performance of nonlinear filtering.

Keywords

AUV, SLAM algorithm, EKF, the virtual noise compensation technology, nose statistic estimator, matlab simulation

Recommended Citation

Cao Menglong, Li Feifei, Liu Xintao. Compensation for AUV's Navigation Algorithm Based on Virtual Noise Model[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(1): 242-248.

基于虚拟噪声模型补偿 AUV 导航算法研究

曹梦龙, 李飞飞, 刘欣涛

(青岛科技大学自动化与电子工程学院, 山东 青岛 266042)

摘要: 自主式水下机器人(AUV)同时定位与环境地图构建(SLAM)是实现水下未知环境自主导航的关键性技术, 是机器人研究的热门课题之一。针对自主式水下机器人 SLAM 框架下应用扩展卡尔曼滤波(EKF)因模型线性化产生误差以及噪声统计未知的情形, 采用一种基于虚拟噪声补偿技术的 EKF 算法, 该方法可以把未知模型误差归入到虚拟噪声中去, 运用噪声统计估值器在线估计噪声统计。以构建的 AUV 运动系统的模型为基准, 从滤波精度、收敛性及算法稳定性方面, 通过 matlab 仿真验证改进的 EKF 算法的效果。仿真结果表明, 相对于传统的 EKF 算法, 改进后的 EKF 算法估计精度更高, 预期效果更好, 有效提高了非线性滤波的性能。

关键词: AUV; SLAM 算法; EKF; 虚拟噪声补偿技术; 噪声统计估值器; matlab 仿真

中图分类号: TP242.6 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 01-0242-07

Compensation for AUV's Navigation Algorithm Based on Virtual Noise Model

Cao Menglong, Li Feifei, Liu Xintao

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China)

Abstract: The simultaneous localization and mapping (SLAM) of Autonomous underwater robot (AUV) is the key technology to realize the auto navigation for robot in the unknown environment of underwater, and it is one of the hot topics in the field of robotics research. In the framework of autonomous underwater robot SLAM, extended kalman filter (EKF) was applied to achieve the SLAM. For the model linearization errors and unknown noise statistics, *EKF algorithm was used based on virtual noise compensation technology. This method could make the unknown model error into the virtual noise, and use the noise statistical to estimate the noise statistics.* Constructing the AUV motion system model as a benchmark, the improved EKF algorithm was verified through matlab simulation from filtering accuracy, convergence and stability of the algorithm. The simulation results show that, compared with the traditional EKF algorithm, the improved EKF algorithm can get higher estimation precision, the expected effect is better, and can effectively improve the performance of nonlinear filtering.

Keywords: AUV; SLAM algorithm; EKF; the virtual noise compensation technology; nose statistic estimator; matlab simulation

引言

随着海洋探测、资源开发的不断进步, 水下机



收稿日期: 2014-08-08 修回日期: 2014-12-24;
作者简介: 曹梦龙(1971-), 男, 山东青岛, 博士, 副教授, 研究方向为智能控制、信息融合、自主导航;
李飞飞(1988-), 女, 山东聊城, 硕士, 研究方向为智能控制、信息融合、自主导航; 刘欣涛(1986-), 男, 山东青岛, 硕士。

器人成为海洋技术研究的热点。而自主式水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)不受线缆控制, 具有活动范围大、潜水深、机动性好、隐蔽性强、安全、智能化等优点, 因而成为完成各种水下任务的重要工具。在 AUV 相关研究中, 导航技术是研究的核心, 高精度的导航和精确的定位信息对水下机器人安全航行和高效完成任务具有决

定性作用^[1]。水下机器人同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 是实现未知环境下自主导航的关键性技术, SLAM 不需要先验的地图信息, 依靠机器人自身携带的传感器感知环境信息, 实现自身定位, 同时构建环境地图^[2]。在研究 SLAM 算法的各种问题之前, 必须先搭建运动系统模型, 即构建运动数学模型和观测模型, 在此基础上展开本文所重点研究的 SLAM 算法, 即一种在非线性系统应用最为广泛、传统的算法——扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 算法, EKF 算法的基本思想是将非线性系统线性化, 然后进行卡尔曼滤波, 但是这种算法存在着一些不足: 不仅会在进行线性化的过程中产生模型误差, 而且它要求噪声统计是已知的, 然而在大多数非线性系统中噪声统计是未知的, 如果把错误的噪声统计 (均值和方差) 应用到 EKF 算法中, 会使滤波误差增大, 甚至使滤波发散。为了更好的实现同时定位与地图构建, 改善滤波精度, 提出了基于虚拟噪声补偿技术的 EKF 算法。通过仿真结果表明, 这种基于虚拟噪声补偿技术的 EKF 算法从滤波精度、收敛的稳定性等方面, 都优越于传统的 EKF 算法, 显著提高了非线性滤波的性能, 在解决 SLAM 问题方面更能体现其准确度和鲁棒性。

1 AUV 运动系统模型的构建

AUV 的运动规律是十分复杂的, 它可以上浮下潜, 可以以任意角度改变航向, 基于这种复杂的水下运动, 我们作以下假设来简化此运动, 假设: (1) AUV 在水下运动时, 只改变深度不改变航向, 这样机器人的重心会保持在垂直平面内; (2) AUV 只改变航向不改变深度, 则重心会保持在水平面上。通过这种假设, 可以把水下机器人的复杂的 5 个自由度的空间运动简化为水平面运动和垂直面运动的 2 个自由度的平面运动, 一般情况下, 水平面运动与垂直面运动所建立的模型基本相同, 下面只介绍水平面运动模型。AUV 在水平面运动需要建立 2 种模型: (1) 运动数学模型, 即运用 AUV

内部测量元件测量出其运动参数, 建立运动数学方程来预估下一时刻的 AUV 位姿; (2) 观测模型, 即运用 AUV 外部传感器提取外部环境信息, 对运动数学模型所得出的 AUV 状态估计进行更新。

1.1 运动数学模型

运动数学模型描述的是 AUV 当前时刻位姿 X_k 在获知水下机器人前一时刻的位姿、控制输入变量 U_k 和系统模型中的过程噪声的作用下是如何随时间发生变化的。如图 1 所示。

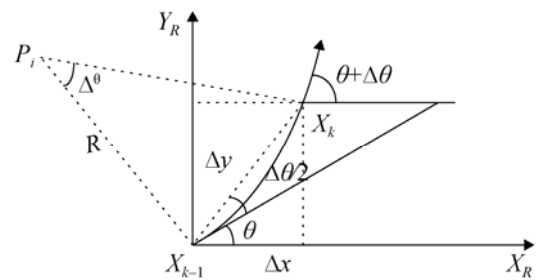


图 1 运动数学模型

在获知前一时刻 AUV 的位姿的条件下, 经过 Δt 时间后, 可以估计出当前时刻的运动模型可表示为:

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + \Delta t \cdot v_{t-1} \cos(\theta_{k-1} + \omega_{t-1} \Delta t) + w_x \\ y_{k-1} + \Delta t \cdot v_{t-1} \sin(\theta_{k-1} + \omega_{t-1} \Delta t) + w_y \\ \theta_{k-1} + \Delta t \cdot \omega_{k-1} + w_\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $(x_{k-1}, y_{k-1}, \theta_{k-1})$ 表示的是 $k-1$ 时刻的 AUV 的位姿; Δt 表示 $k-1$ 时刻到 k 时刻的时间间隔; v , ω 分别代表 AUV 的速度和角速度; w_x , w_y , w_θ 分别表示各方向的相应的噪声。

将上式离散化之后, 在 k 时刻得到 AUV 的状态方程为:

$$x_k = F(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \quad (2)$$

其中, x_k 是 AUV 当前位姿, 包括 AUV 位姿的各种参数, 如速度、加速度、姿态角等, F 表示系统的状态转移阵。 w_{k-1} 表示系统模型中的过程噪声。

1.2 观测模型

测距传感器在 k 时刻测量特征点 P_i 与 AUV 位姿距离是用 z_k 来表示, 它所代表的是环境中某一特征相对于当前时刻 AUV 的距离 r 和方向角 β , 则 AUV 位姿与观测值之间的关系:

$$\begin{bmatrix} z_r \\ z_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} + w_r \\ \arctan\left(\frac{y_k - y_i}{x_k - x_i}\right) - \theta_k + w_\beta \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: (x_k, y_k, θ_k) 代表 AUV 的位姿; (x_i, y_i) 表示特征目标的坐标; w_r 和 w_β 分别是对应于测量距离 R 的噪声和方向 β 的噪声。

对上式进行离散化处理, 得到系统离散的观测方程为:

$$z_k = H(x_k) + v_k \quad (4)$$

其中: $H(\bullet)$ 表示从状态空间映射成观测空间的观测阵; v_k 为观测噪声。

公式(1)~(4)参考文献[3]。

以上所构建的 AUV 运动系统模型, 即 AUV 的运动数学模型与观测模型, 是实现机器人定位与环境地图构建的基础。

2 水下环境 SLAM 问题分析

AUV 在未知的水下环境中行驶时, 水下导航定位是 AUV 必不可少的一个能力, 是进行水下路径规划和任务规划的前提, 而水下机器人同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)是实现未知环境下自主导航的关键性技术, 那么, 什么是同时定位与地图构建? 所谓的同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)是指水下机器人从传感器中提取用于构建环境地图的特定目标的信息, 通过观测模型得到特征目标的位置所在, 并且把特定目标的位置和机器人的位姿一起被存放在一个维数可变的向量中估计, 随着机器人在环境中移动, 传感器不断提取环境信息, 为状态变量添加新的目标位置, 而且还通过建立的运动模型不断更新机器人自

身的位姿状态。

2.1 导航算法的研究

对于大多数属于非线性运动系统的 AUV 如何实现未知水下环境同时定位与地图构建, 目前解决 SLAM 问题常用的方法有扩展卡尔曼滤波(extended kalman filter, EKF)算法、贝叶斯算法和粒子滤波(Particle Filter, PF)算法。EKF 的基本思想是将非线性系统中的非线性函数进行 Taylor 展开式, 再对展开的公式进行一阶线性化截断, 从而将非线性问题转化为线性, 然后进行卡尔曼滤波。贝叶斯算法的核心思想是将机器人定位问题转化为状态空间中机器人位置概率分布的计算和更新。PF 的基本思想是通过对概率密度进行蒙特卡罗随机采样来实现贝叶斯滤波^[4-7]。相比于 EKF 算法, 贝叶斯算法中的概率密度函数计算复杂, PF 算法必须采样大量的粒子, 计算量大, 这 2 种算法都不适合工程应用, 而本课题是为实际工程应用打基础的, 所以选择在非线性状态估计系统中广泛使用 EKF 算法, 但是这种算法也存在着一些问题: 一是 EKF 基本原理是将非线性系统线性化, 然后用线性系统进行卡尔曼滤波, 解决非线性系统状态估计问题, 但是在非线性系统线性化过程中忽略了该过程引起的模型误差, 将引起滤波误差。另一个局限是它要求噪声统计是已知的, 然而在大多数非线性系统中噪声统计是未知的, 如果把错误的噪声统计(均值和方差)应用到 EKF 算法中, 会使滤波误差增大, 甚至使滤波发散^[8-9]。为此, 本文提出构建一种虚拟噪声模型来补偿 EKF 算法, 不仅可以改善误差精度, 还可以在线估计噪声统计。

2.2 虚拟噪声模型的构建

在对 AUV 的定位与地图创建的问题研究中, 使用各种传感器对 AUV 运动本身或者所处的环境特征进行测量。由于受到各种噪声的干扰, 这些测量具有某种程度的不确定性, 通常用一个噪声模型来表示这些不确定性。本文提出构建虚拟噪声模型

来表示这些不确定性,其基本原理是:通过引入带未知时变均值和方差阵的虚拟噪声,可把未知模型误差归入到虚拟噪声中去,然后结合构建时变噪声统计估值器对均值和方差进行最优估计。所以虚拟噪声模型不仅补偿了线性化模型误差,还能处理带未知噪声统计的非线性系统状态估计问题。

假设系统(2)和(4)是带未知模型误差系统,即真实的系统不再符合公式(2)和(4),而是变成

$$x_k = F(x_{k-1}, k-1) + \Delta F(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \quad (5)$$

$$z_k = H(x_k) + \Delta H(x_k) + v_k \quad (6)$$

其中,系统的状态转移阵 F 的误差 ΔF 和从状态空间映射成观测空间的观测阵 H 的误差 ΔH 都是未知的,但是系统的状态转移阵 F 和观测阵 H 是已知的。因此即便噪声统计 w_{k-1} 和 v_k 是已知的,对带模型误差系统进行常规的 EKF 滤波也会使滤波发散,更严重后果有可能使滤波器损坏。所以,为了补偿模型误差,建立虚拟噪声模型,即将真实系统(5)和(6)改写成

$$x_k = F(x_{k-1}, k-1) + \xi_{k-1} \quad (7)$$

$$z_k = H(x_k) + \eta_k \quad (8)$$

其中,建立的虚拟噪声模型为

$$\xi_{k-1} = \Delta F(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \quad (9)$$

$$\eta_k = \Delta H(x_k) + v_k \quad (10)$$

虚拟噪声 ξ_{k-1} 补偿了系统状态模型误差 $\Delta F(x_{k-1}, k-1)$, η_k 补偿了观测方程误差 $\Delta H(x_k)$ 。通常模型误差 $\Delta F(x_{k-1}, k-1)$, $\Delta H(x_k)$ 相对于 $F(x_{k-1}, k-1)$, $H(x_k)$ 而言是较小的,因此可近似假设虚拟噪声 ξ_{k-1} 和 η_k 是带未知的时变的噪声统计。

公式(5)~(10)参考文献[8]。

3 基于虚拟噪声模型补偿 EKF 改进算法的基本原理

考虑 AUV 非线性运动系统模型:

$$x_k = F(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \quad (11)$$

$$z_k = H(x_k) + v_k \quad (12)$$

其中状态 $x_k \in R^n$, $F(\bullet)$ 是 $n \times 1$ 维可微向量函数,观测 $z_k \in R^m$, $H(\bullet)$ 是 $m \times 1$ 维可微向量函数, $w_{k-1} \in R^n$ 和 $v_k \in R^m$ 是相互独立的白噪声,其均值和方差各为 (q, Q) 和 (r, R) 。

3.1 非线性运动系统模型线性化

(1) 将(11)式中的 $F(\bullet)$ 围绕状态 x_{k-1} 的滤波估值 \hat{x}_{k-1} 展开 Taylor 级数:

$$F(x_{k-1}, k-1) = F(\hat{x}_{k-1}, k-1) + \frac{\partial F}{\partial x_{k-1}} (\hat{x}_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + H.O.T \quad (13)$$

其中, $H.O.T$ 代表 Taylor 展开式中的所有高阶项,则(11)可写成线性数学模型:

$$x_k = \frac{\partial F}{\partial x_{k-1}} \hat{x}_{k-1} + u_{k-1} + \xi_{k-1} \quad (14)$$

其中: $u_{k-1} = F(\hat{x}_{k-1}, k-1) + \frac{\partial F}{\partial x_{k-1}} \hat{x}_{k-1}$; (15)

$$\xi_{k-1} = w_{k-1} + H.O.T; \quad (16)$$

把未知的 $H.O.T$ 归入到噪声中去,构建虚拟噪声模型,使原来的噪声 w_{k-1} 变成 ξ_{k-1} , ξ_{k-1} 补偿了状态模型线性化误差 $H.O.T$,其均值和方差变成未知的 $(\bar{q}_{k-1}, \bar{Q}_{k-1})$ 。

(2) 将(12)式中的 $H(\bullet)$ 围绕 x_k 的一步预报估值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 处展开得出:

$$z_k = H(\hat{x}_{k|k-1}) + \frac{\partial H}{\partial x_{k|k-1}} (x_k - \hat{x}_{k|k-1}) + H.O.T + v_k \quad (17)$$

则(12)可写成线性观测模型:

$$z_k = \frac{\partial H}{\partial x_{k|k-1}} x_k + \phi_k + \eta_k \quad (18)$$

其中: $\phi_k = H(\hat{x}_{k|k-1}) + \frac{\partial H}{\partial x_{k|k-1}} \hat{x}_{k|k-1}$ (19)

$$\eta_k = v_k + H.O.T \quad (20)$$

把未知的 $H.O.T$ 归入到噪声中去,构建虚拟噪声模型,使原来的噪声 v_k 变成 η_k , η_k 补偿了观测模型线性化误差 $H.O.T$,其均值和方差变成未知的 (\bar{r}_k, \bar{R}_k) 。

从以上推得的公式可以看出, 经过线性化及虚拟噪声补偿技术处理后, 由原来的状态方程(11)和观测方程(12)变为现在的公式(14)和(18)。

但是以上所构建的 ξ_{k-1} , η_k 噪声的均值及方差都不再是已知的, 需要建立时变噪声统计估值器来在线对均值和方差进行估计。

3.2 建立时变噪声统计估值器

$$\begin{aligned}\bar{q}_k &= (1-d_{k-1})\bar{q}_{k-1} + d_{k-1}[\hat{x}_k - F(\hat{x}_{k-1}, k-1)] \\ \bar{Q}_k &= (1-d_{k-1})\bar{Q}_{k-1} + \\ & d_{k-1}[K_k \varepsilon_k \varepsilon_k^T K_k^T + P_k - A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T] \\ \bar{r}_k &= (1-d_{k-1})\bar{r}_{k-1} + d_{k-1}[z_k - H(\hat{x}_{k|k-1})] \\ \bar{R}_k &= (1-d_{k-1})\bar{R}_{k-1} + \\ & d_{k-1}[\varepsilon_k \varepsilon_k^T - B_k P_{k|k-1} B_k^T]\end{aligned}\quad (21)$$

其中: $d_{k-1} = (1-b)/(1-b^k)$, $0 < b < 1$, b 为遗忘因子; K_k 表示卡尔曼增益; ε_k 表示从传感器获得实际的观测值 z_k 后, 得到预测值的新息; P_k 表示状态估计协方差矩阵; A , B 分别是 $F(\bullet)$, $H(\bullet)$ 对 x 偏导的雅克比矩阵, 即

$$A = \frac{\partial F}{\partial x_{k-1}}, \quad B = \frac{\partial H}{\partial x_{k|k-1}}.$$

3.3 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是以最小均方误差为最佳估计准则, 采用信号与噪声的状态空间模型, 利用前一时刻的估计值与当前时刻的观测值来更新对状态变量的估计, 求出当前时刻的估计值, 算法根据建立的系统方程和观测方程对需要处理的信号制作出满足最小均方误差的估计^[10-14]。

具体操作可以分为 4 个环节循环递推, 分别是预测、观测、数据关联、更新。

(1) 预测

根据运动系统方程(11), 结合 AUV 在 k 时刻系统状态 x_{k-1} 的估计值 \hat{x}_{k-1} , 预测 AUV 在 k 时刻的状态 $\hat{x}_{k|k-1}$ 和状态估计协方差矩阵 $P_{k|k-1}$:

$$\hat{x}_{k|k-1} = F(\hat{x}_{k-1}, k-1) + \bar{q}_{k-1} \quad (22)$$

$$P_{k|k-1} = A P_{k-1|k-1} A^T + \bar{Q}_{k-1} \quad (23)$$

(2) 观测

从传感器获得实际的观测值 z_k 后, 得到预测值的新息为:

$$\varepsilon_k = z_k - H(\hat{x}_{k|k-1}) - \bar{r}_{k-1} \quad (24)$$

以及新息的误差协方差矩阵:

$$D_k = B P_{k|k-1} B^T + \bar{R}_{k-1} \quad (25)$$

(3) 数据关联

外部传感器测得的特征目标与前一时刻所测得的特征目标是不是同一个目标, 这就需要通过数据关联进行验证, 若是同一个目标, 则对其进行更新, 若不是, 则以新目标加入到状态向量中。下式可以检验 k 时刻观测到的特征目标与 $0, 1, \dots, k-1$ 时刻的特征目标是否关联, 其中 G 为常数。

$$\varepsilon_k D_k \varepsilon_k^T \leq G \quad (26)$$

(4) 更新

应用下面公式更新 k 时刻的状态估计和状态估计协方差矩阵:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \varepsilon_k \quad (27)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k B) P_{k|k-1} \quad (28)$$

其中卡尔曼增益为:

$$K_k = P_{k|k-1} B^T D_k^{-1} \quad (29)$$

卡尔曼滤波不仅可以滤去传感器测量噪声, 同时还可以将 AUV 定位与环境地图构建联合起来, 将内部测量元件得出的 AUV 位姿与通过外部传感器得到的特征观测值进行信息融合, 及时校正 AUV 的位姿, 实现同时定位与环境地图构建。

4 仿真结果及分析

4.1 算法仿真验证

把所构建的 EKF 运动系统模型:

$$\dot{x}_k = F(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \quad (30)$$

$$z_k = H(x_k) + v_k \quad (31)$$

具体转化为:

$$x_k = 0.5x_{k-1} + \frac{25x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos[1.2(k-1)] + w_{k-1} \quad (32)$$

$$z_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k \quad (33)$$

其中 $x_0 = 0$, w_{k-1} 的均值、方差分别为 $q = 0$ cm, $Q = 0.2$ cm, v_k 的均值、方差分别为 $r = 0$ cm, $R = 0.3$ cm, 对于 EKF 算法可以直接采用上面噪声的均值与方差, 对于采用虚拟噪声补偿技术的 EKF 算法, 需先通过噪声统计估值器计算 $\bar{q}, \bar{Q}, \bar{r}, \bar{R}$, 其初值为: $\bar{q}_0 = 0$ cm, $\bar{Q}_0 = 0.015$ cm, $\bar{r}_0 = 0$ cm, $\bar{R}_0 = 0.023$ cm。运用 matlab 仿真软件对这 2 种算法的滤波效果进行比照, 得出图 2~3。

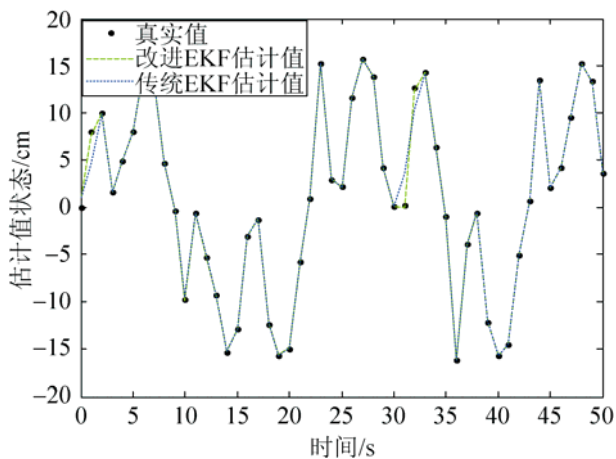


图 2 真实值、传统 EKF 和改进 EKF 算法状态估计之间对比

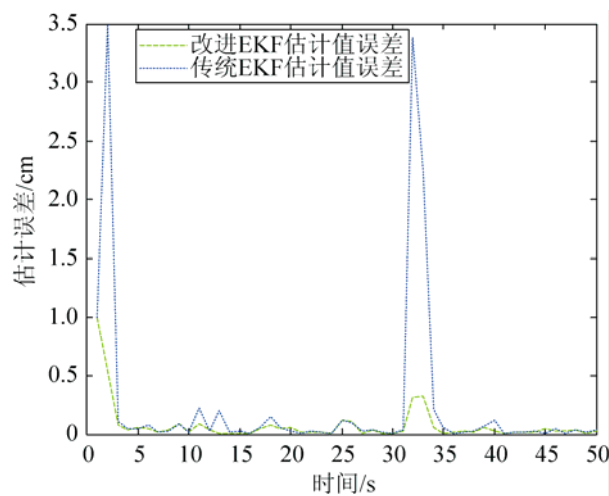


图 3 两种算法状态估计误差

从仿真图中可以看出改进的 EKF 算法状态估计最小均方误差为 0.177 71 cm, 而传统的 EKF 算法状态估计最小均方误差为 0.773 88 cm, 提出的基于虚拟噪声补偿技术的 EKF 改进算法在估计精确度明显得到提高。

4.2 两种算法在 SLAM 中的仿真实验

在 matlab 环境中分别采用传统 EKF 算法、改进 EKF 算法对 SLAM 进行仿真实验, 设定的仿真条件和参数为: 移动机器人的初始状态值 $x_k = [0, 0, 0]^T$, 机器人的运动线速度为 $v = 1.5$ m/s, 最大角速度 $\theta = 0.3$ rad/s, 采样控制时间间隔为 30 ms, 更新时间间隔为 200 ms, 传感器探测距离最大为 10 m。

表 1 是由图 4 和图 5 得出的传统算法与改进算法在特征目标的位置和 AUV 行驶路线方面的误差比较, 由以上表 1、图 4、图 5 可以看出, 这说明改进后的 EKF 对水下机器人的定位与特征目标的估计要比传统的 EKF 强。通过仿真结果证明了改进后的 EKF 对实现同时定位与环境地图构建比传统的 EKF 效果要好, 其算法是有效性。

表 1 2 种算法的误差比较 m

误差/m	传统 EKF 算法	改进 EKF 算法
特征目标平均误差	0.973 2	0.259 8
路线平均误差	16 382	0.452 9

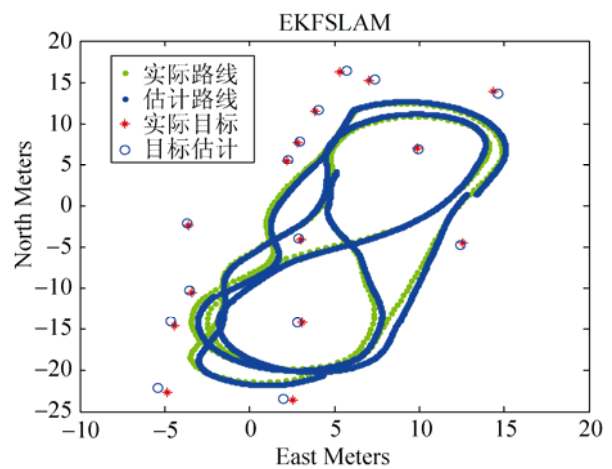


图 4 传统 EKF 下的 SLAM 仿真过程

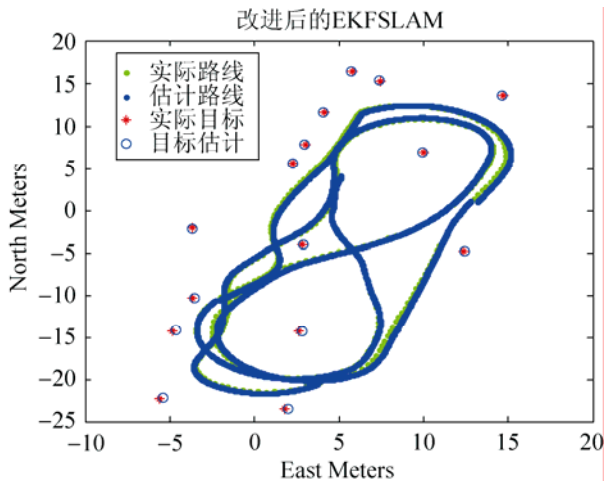


图 5 改进后的 EKF 下的 SLAM 仿真过程

5 结论

本文在搭建 AUV 运动系统的模型的基础上采用 EKF 算法来实现同时定位与环境地图构建,并针对 EKF 的不足提出了基于虚拟噪声补偿技术 EKF 的改进方法。通过仿真结果显示,与传统的扩展卡尔曼算法相比,基于虚拟噪声补偿技术的 EKF 算法具有估计精度高、收敛速度快和收敛稳定等优点,验证了改进算法的有效性。但是,采用虚拟噪声补偿技术必须实时在线估计均值与方差,这会使得时变噪声统计估值器计算量加大,不能实时更新均值与方差,不准确的均值与方差会使得构建的环境地图与实际环境地图相差变大,所以减少时变噪声统计估值器计算量成为下一步研究的方向,缩短更新时间,实现实时同时定位与环境地图构建。

参考文献:

[1] 张文瑶. 水下机器人的新情况、发展特点及启示[J]. 中

国修船, 2007, 20(10): 1001-1004.

- [2] 王耀南, 余洪山. 未知环境下移动机器人同步地图创建与定位研究进展[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 57-65.
- [3] 邓自立. 最优估计理论及其应用——建模、滤波、信息融合估计[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2005: 200-230.
- [4] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-371.
- [5] 相入喜, 李见为. 多特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图像学报, 2012, 24(1): 97-103.
- [6] 曲从善, 许化龙, 谭营. 非线性贝叶斯滤波算法综述[J]. 电气与控制 2008, 15(8): 64-70.
- [7] 马晓峰, 杜刚, 战兴群, 等. 水下自主导航系统算法设计[J]. 测控技术. 2012, 31(3): 68-72.
- [8] 邓自立, 李闯, 和丽清. 带不同局部动态模型的时变系统信息融合 Kalman 估值器[J]. 科学技术与工程, 2006, 6(11): 1462-1466.
- [9] 高媛, 李怀敏, 邓自立. 带多层融合结构的广义系统 Kalman 融合器[J]. 自动化学报, 2008, 34(6): 639-646.
- [10] 陶贵丽, 刘文强, 于海英. 带有色观测噪声的广义系统 kalman 滤波器[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 1006-1008.
- [11] Jifan Qiu, Haichun Wang, Bing Tang, et al. Design and Implementation of Distributed Control System for Universal Intelligent Robot [J]. Application of Electronic Technique, 2006: 71-73.
- [12] Shi Zhen, Yue Peng, Wang Xiuzhi. Research on Adaptive Kalman Filter Algorithm Based on Fuzzy Neural Network [C]// 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. USA: IEEE, 2010: 1636-1640.
- [13] 石莹, 段广仁. 广义离散系统多传感器信息融合 Kalman 滤波器[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 339-342.
- [14] 范文兵, 刘春风, 张素贞. 一种强跟踪扩展卡尔曼滤波器的改进算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 73-76.