

基于次优区间卡尔曼滤波的机器鱼跟踪方法

童晓红¹ 唐超²

(合肥职业技术学院信息中心 合肥 238000)¹ (合肥学院计算机科学与技术系 合肥 230601)²

摘要 目前,自主水下航行器(Autonomous Underwater Vehicle,AUV)研究的重点集中在跟踪定位、精确制导和返坞等领域。机器鱼已成为 AUV 在智能教育、民用与军事等方面的应用热点。从非线性跟踪分析中发现,区间卡尔曼滤波算法虽然包含了一切可能的滤波结果,但范围比较宽,也比较保守,而且区间数据向量在实现之前是不确定的。文中提出了一种次优区间卡尔曼滤波优化算法。次优区间卡尔曼滤波方案用区间矩阵的逆代替其最坏逆,比标准区间卡尔曼滤波更逼近状态方程和测量方程的非线性过程,提高了标称动态系统模型的精确度,改善了跟踪系统的速度与精度。蒙特卡洛仿真实验结果表明,次优区间卡尔曼滤波算法的最优轨迹优于区间卡尔曼滤波方法及标准的卡尔曼滤波方法。

关键词 自动水下航行器,卡尔曼滤波,次优区间卡尔曼滤波,机器鱼跟踪,蒙特卡洛仿真

中图分类号 TP242 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.020

Robotic Fish Tracking Method Based on Suboptimal Interval Kalman Filter

TONG Xiao-hong¹ TANG Chao²

(Information Center, Hefei Technology College, Hefei 238000, China)¹

(Department of Computer Science and Technology, Hefei University, Hefei 230601, China)²

Abstract Research of autonomous underwater vehicle (AUV) focuses on tracking and positioning, precise guidance and return to dock, and so on. The robotic fish of AUV has become a hot application in intelligent education, civil and military and so on. From the nonlinear tracking analysis of robotic fish, it is found that the interval Kalman filtering algorithm contains all possible filtering results, but the range is wide and relatively conservative, and the interval data vector is uncertain before implementation. This paper proposed a optimization algorithm of suboptimal interval Kalman filtering. Suboptimal interval Kalman filtering scheme uses the inverse of interval matrix instead of its worst inverse, and it is more approximate to nonlinear state equation and measurement equation than the standard interval Kalman filter, increasing the accuracy of the nominal dynamic system model, and improving the speed and precision of tracking system. Monte-Carlo simulation results show that the optimal trajectory of suboptimal interval Kalman filtering algorithm is better than that of the interval Kalman filtering method and the standard filter method.

Keywords Autonomous underwater vehicle, Kalman filter, Suboptimal interval Kalman filter, Robotic fish tracking, Monte-Carlo simulation

1 引言

自主水下航行器(AUV)包括水下潜航器、水下机器人等水下智能设备^[1]。国内外针对 AUV 的研究热点主要集中于推进器、材料、动力及补给、路径规划、避障、巡航、跟踪、远程故障诊断与修复、返坞等^[2]。

机器鱼是一种水下潜航器,在水下具有作业时间长、适用范围广、噪声低、便于伪装与藏匿、适合高污染和高辐射水域潜行等诸多优点,近年来被广泛应用于科考、军事、海底探测

与管道检测、污染监测、智能教学等领域并得到了快速发展^[3]。

机器鱼跟踪的主要任务是利用传感器获得被跟踪目标的数目、位置、速度、加速度等运动参数^[4],目的是通过精准跟踪实现对机器鱼的控制、制导、避障及快速逃逸。

目前基于图像处理跟踪技术的常用算法主要有多重假设跟踪器^[5]、概率数据关联滤波^[6]及卡尔曼滤波^[7]等。相对于其他水下潜航器,虽然机器鱼的结构模型简单、数据存储量小,但其运动轨迹是非线性的且控制精度要求高,特别适合于

计算机视觉、无线传感器网络和水下潜航器的目标搜索与跟踪的模拟情景研究^[8]。卡尔曼滤波估计是最常用的非线性跟踪方法,即在状态的预测值附近进行泰勒线性展开,最后得到线性化的观测方程。

基于卡尔曼滤波的目标跟踪研究方法颇多,常见的有有限卡尔曼滤波(Limit Kalman Filter, LKF)、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)^[9]、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)^[10-11]、中心差分卡尔曼滤波(Central Difference Kalman Filter, CDKF)^[12]、小波卡尔曼滤波(Wavelet Kalman Filter, WKF)^[13]、区间系统卡尔曼滤波(Interval Kalman Filter, IKF)^[14]及粒子卡尔曼滤波(Particle Kalman Filter, PKF)^[15]等。

UKF 与 CDKF 可归类为 Sigma 点滤波(SPKF)目标跟踪方法,其通过构造权值组,采用非线性函数传播可调的采样点来估计状态的均值和协方差。由于实现算法的精确估计需手动调整自由参数,因此目前其只停留在理论研究阶段。EKF 和 LKF 属于线性或近似线性处理,精度低且误差大。由于水下环境的未知性更强,各种虚拟噪声都会对实时估计产生一定的滤波误差影响,使得 EKF 与 LKF 在水下环境的目标跟踪估计中不被看好。IKF 最早由 Siouris 等人^[16]引入到跟踪弹道导弹等空中飞行物的算法研究中,由 Motwani 等人^[17]引入水上无人飞行器跟踪与制导的研究中,近年来把 IKF 引入到无人水下潜航器的目标跟踪研究中逐渐变得热门。Clark 等人^[18]创造性地把 PKF 引入到声纳图像的多目标跟踪中。

相对于 IKF 跟踪算法,本文提出的次优区间卡尔曼滤波算法(SIKF)具有以下优点。

1) SIKF 是对区间系统卡尔曼滤波算法(IKF)的修正,采用模型线性化后再估计系统故障参数的优化方法来消除观测方程的线性误差并消减观测误差的影响。

2) 对感知层中机器鱼的结构进行改进,提出三维路径(垂直深度 Z 、绕转 X 及水平潜行 Y)跟踪设计模式,以保证卡尔曼滤波算法对状态数据来源精度的要求。

3) 滤波的鲁棒性、健壮性和精准性都优于其他被动目标跟踪的滤波算法。

4) 运用动态估计的矩阵逆,让水下虚拟噪声与状态轨迹耦合的非线性过程更加逼近真实航迹。

5) 吸取了 PKF 多跟踪目标滤波估计的优点,特别适合于水下小型化、智能化、应用广、隐蔽性要求高、制导与返坞精准的声纳潜航器,如机器鱼群的目标跟踪研究。

2 模型及算法流程

2.1 跟踪目标模型

考虑到机器鱼在水下因光衰减明显而距离分辨率较低,除常设的鱼眼及嘴部外,在背鳍和左右腹鳍处增加红外传感器,参考卡尔曼滤波算法的要求,利用空间等分网格方法^[19];为实现机器鱼的三维路径跟踪^[20],设计机器鱼避障传感器节点的结构模型,如图 1 所示。

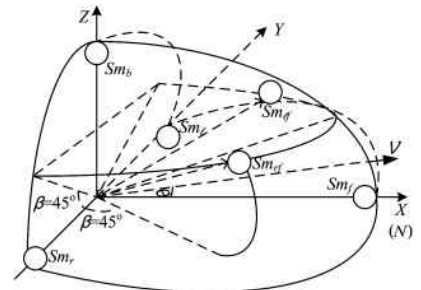


图 1 传感器节点的分布

Fig. 1 Distribution of sensor nodes

6 个传感器的信号向量分别为 Sm_l (左腹鳍)、 Sm_r (右腹鳍)、 Sm_f (嘴)、 Sm_b (背鳍)、 Sm_{lf} (左眼) 及 Sm_{rf} (右眼)。垂直三层分布分别为: 1) 嘴、左右腹鳍为水平底层; 2) 左右眼为中间层(为方便计算,设定与水平底面及垂直剖面的夹角都为 $\beta=45^\circ$); 3) 背鳍为顶层。机器鱼实时运动的线速度为 v , 陀螺罗经 N 的偏角为 θ 。跟踪目标的 Maya 三维建模^[21]如图 2 所示。

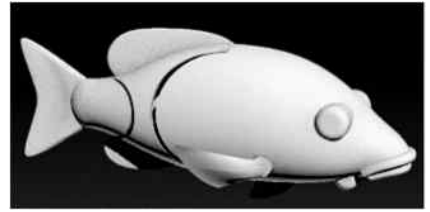


图 2 机器鱼的三维建模

Fig. 2 3D modeling of robotic fish

进行实际目标跟踪时,传感器数据源采集系统须配合水位传感器及声纳系统。推进器组件的动力系统、负压水泵、供电系统、无线传感器网络的通信系统、测控系统是实现水下目标潜航跟踪的基本条件。

2.2 计算回路与递推建模

区间卡尔曼滤波跟踪方法根据前一个向量的估计值和最近一个观察向量数据来预估目标获取控制信号的当前值。采用航迹状态方程和给定的算法进行估计,得到状态变量的估计值,并将其转换为目标的状态模型及路径,从而实现目标的跟踪、制导与控制。该算法的计算回路包括滤波增益及滤波估计,如图 3 所示。

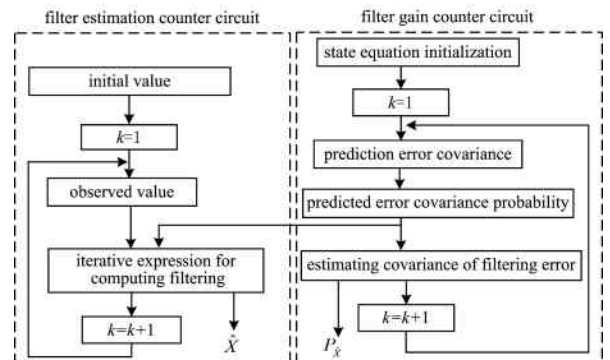


图 3 滤波估计与滤波增益的计算回路

Fig. 3 Filter estimation counter circuit and filter gain counter circuit

只要给定初值 $\hat{X}(0)$ 及 $P_X^{\wedge}(0)$, 并计算出控制输入向量值、转移及噪声的权值, 根据 k 时刻的量测 Y_k , 用 $|\Delta R_k|$ 代替

ΔR_k , 就可递推计算得到 k 时刻的状态估计 X_k , 其递推建模的方法如图 4 所示。

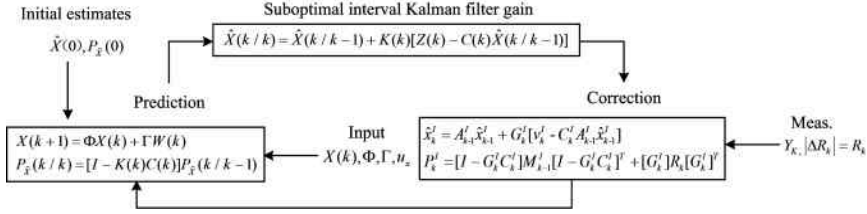


图 4 次优区间卡尔曼滤波的递推建模

Fig. 4 SIKF recursive for mulation

2.3 算法流程

算法流程如图 5 所示。

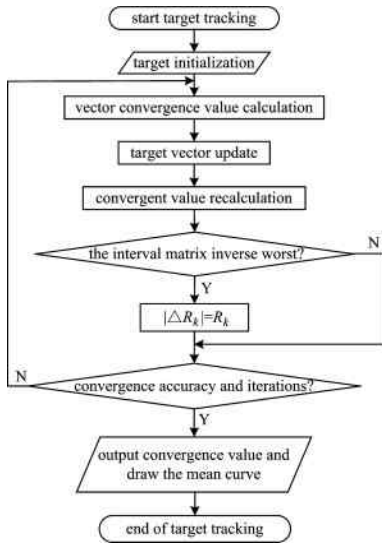


图 5 算法流程

Fig. 5 Flowchart of the proposed algorithms

流程图的主要步骤为:

- 1) 初始化参数, 包括状态向量、迹、控制输入、目标的深度大小、维数值、迭代次数等;
- 2) 在各参数区间内, 初始化跟踪目标单体向量的初始位置(包括深度、经纬坐标)与速度;
- 3) 计算各单体向量的收敛定义值(包括预测的误差协方差、协方差概率、卡尔曼滤波增益、滤波误差估计协方差、估计误差及误差协方差矩阵等);
- 4) 更新各单体向量的观测位置与速度值;
- 5) 重新计算各单体向量的收敛定义值, 并采用迭代搜寻区间矩阵最坏逆的方法来替换现有的单体矩阵逆, 在其他值不变的前提下进行计算比较;
- 6) 判断各单体向量的收敛定义值是否与观测值一致;
- 7) 循环执行步骤 4) 一步骤 6), 直到达到预设的精度要求及实验预设的迭代次数;
- 8) 输出估计的误差均值、方差、误差的标准差值, 绘出估计误差均值曲线。

3 区间卡尔曼算法及其优化

3.1 区间卡尔曼算法

为了简化目标跟踪, 在深度 Z 确定的条件下沿 X 轴及 Y

轴方向进行以时间区间为定义域的量测考虑^[22]。假设 x, T 和 u 分别为 k 时刻的状态向量、迹、控制输入, 则机器鱼沿 X 轴方向的状态方程^[23]为:

$$x(k+1) = x(k) + T\dot{x}(k) + \frac{T^2}{2}u_x(k) \quad (1)$$

$$\dot{x}(k+1) = \dot{x}(k) + Tu_x(k) \quad (2)$$

设 Φ, Γ, W 分别为转移、噪声、权值矩阵^[24], 则:

$$X(k+1) = \Phi X(k) + \Gamma W(k) \quad (3)$$

其中:

$$X(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \wedge \\ x(k) \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \end{bmatrix}, W(k) = u_x$$

推算的观测方程为:

$$Z(k) = C(k)X(k) + V(k) \quad (4)$$

其中, 设定 $C(k) = [1 \ 0], V(k)$ 为零均值的噪声序列, 且方差已知。

对目标航迹进行预测, 可得到以下的滤波估计的迭代式^[25]:

$$\hat{X}(k|k-1) = \hat{\Phi}X(k-1|k-1) \quad (5)$$

其中, 滤波估计与随机期望 E 应该满足 $\hat{X}(k|k-1) = E[X(k) | Z^{k-1}]$, 由此反映了前 $k-1$ 个区间内各观测值对目前状态的估计。

通过实验数据校正, 预测的误差协方差概率^[26]为:

$$P_{\hat{X}}(k|k-1) = \Phi P_{\hat{X}}(k-1|k-1)\Phi^T + \Gamma Q(k-1)\Gamma^T \quad (6)$$

得到滤波的迭代表达式^[27]为:

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)[Z(k) - C(k)\hat{X}(k|k-1)] \quad (7)$$

其中, $K(k)$ 为卡尔曼滤波增益。滤波误差的估计协方差为:

$$P_{\hat{X}}(k|k) = [I - K(k)C(k)]P_{\hat{X}}(k|k-1) \quad (8)$$

通过简单系统仿真, 可以给出先验估值协方差与卡尔曼增益的时间函数曲线, 它们收敛于稳定值, 如图 6 所示。

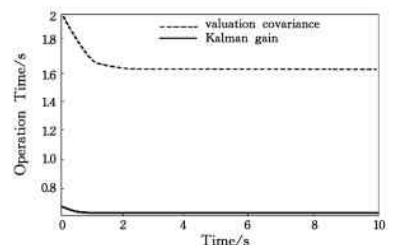


图 6 估值协方差与卡尔曼增益的时间函数

Fig. 6 Time function of valuation covariance and Kalman gain

在进行滤波测定时,需要指定初值。由于在机器鱼水下航迹过程中存在着不确定性与离散性,因此通常无法设定初始状态。在实际测量中,可以利用前几个观测值建立状态的初始估计。这里以前两个观测值进行预估^[28]:

$$\hat{X}(2|2) = \begin{bmatrix} z_x(2) & \frac{z_x(2) - z_x(1)}{T} \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

那么估计误差应该为:

$$\tilde{X}(2|2) = [-v_x(2) \frac{T}{2} \cdot u_x(1) + \frac{v_x(1) - v_x(2)}{T}]^T \quad (10)$$

误差协方差矩阵为:

$$P_{\tilde{X}\tilde{X}}(2|2) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \frac{\sigma_x^2}{T} \\ \frac{\sigma_x^2}{T} & \frac{2\sigma_x^2}{T} \end{bmatrix} \quad (11)$$

3.2 次优卡尔曼算法优化

由于机器鱼水下作业的时间长短、深度、速率、地形状态等具有多样性与不确定性,并且随着时间的推移,系统的一些参数(如矩阵的某些元素)也会相应地改变或调整,这时区间卡尔曼滤波算法就不能直接使用实例量测数据 $\{v_k\}$ 得到未知状态向量 $\{x_k\}$ 的最优估计值 $\{\hat{x}_k\}$ 。在这种情况下,有必要处理具有不确定性能力的鲁棒性卡尔曼滤波^[29],在此框架下对原始的区间系统卡尔曼滤波算法进行改进与优化。利用区间系统的区间矩阵与有理区间函数定义得到改进的区间卡尔曼滤波算法,其主过程为:

$$\hat{x}_0^I = E(x_0^I) \quad (12)$$

$$\hat{x}_k^I = A_{k-1}^I \hat{x}_{k-1}^I + G_k^I [v_k^I - C_k^I A_{k-1}^I \hat{x}_{k-1}^I], k=1,2,\dots \quad (13)$$

从过程为:

$$P_0^I = \text{Var}(x_0^I) \quad (14)$$

$$M_{k-1}^I = A_{k-1}^I P_{k-1}^I [A_{k-1}^I]^T + B_{k-1}^I Q_{k-1} [B_{k-1}^I]^T, k=1,2,\dots \quad (15)$$

$$G_k^I = M_{k-1}^I [C_k^I]^T [[C_k^I] M_{k-1}^I [C_k^I]^T + R_k]^{-1}, k=1,2,\dots \quad (16)$$

$$P_k^I = [I - G_k^I C_k^I] M_{k-1}^I [I - G_k^I C_k^I]^T + [G_k^I] R_k [G_k^I]^T, k=1,2,\dots \quad (17)$$

用最坏的逆来代替区间矩阵的逆^[30],保持其他所有项不变,设 C_k 是 C_k^I 的中点(或区间矩阵的标称值), M_{k-1} 是 M_{k-1}^I 的中点,得:

$$C_k^I = C_k + \Delta C_k, M_{k-1}^I = M_{k-1} + \Delta M_{k-1} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} & [[C_k^I] M_{k-1}^I [C_k^I]^T + R_k]^{-1} \\ &= [[C_k + \Delta C_k] [M_{k-1} + \Delta M_{k-1}] [C_k + \Delta C_k]^T + R_k]^{-1} \\ &= [C_k M_{k-1} C_k^T + \Delta R_k]^{-1} \end{aligned} \quad (19)$$

其中:

$$\begin{aligned} \Delta R_k &= C_k M_{k-1} [\Delta C_k]^T + C_k [\Delta M_{k-1}] C_k^T + C_k [\Delta M_{k-1}] \\ & \quad [\Delta C_k]^T + [\Delta C_k] M_{k-1} C_k^T + [\Delta C_k] M_{k-1} [\Delta C_k]^T + \\ & \quad [\Delta C_k] [\Delta M_{k-1}] C_k^T + [\Delta C_k] [\Delta M_{k-1}] [\Delta C_k]^T + R_k \end{aligned} \quad (20)$$

将 ΔR_k 用其上界 $|\Delta R_k|$ 代替,它由 $\Delta R_k = [[-r_k(i,j), r_k(i,j)]]$ 区间元素的上限组成,即:

$$|\Delta R_k| = [r_k(i,j)], r_k(i,j) \geq 0 \quad (21)$$

不难发现,当扰动矩阵 $\Delta C_k = 0$ 时,用对普通矩阵 $|\Delta R_k|$

求逆 $[C_k M_{k-1} C_k^T + \Delta R_k]^{-1}$ 来替换对区间矩阵求逆 $[[C_k^I] M_{k-1}^I [C_k^I]^T + R_k]^{-1}$ 时,不仅逆变更容易,而且区间系统的量测方程和标称系统模型一样精准;同时,由于已经考虑到最大的可能干扰,因此 $|\Delta R_k| = R_k$ 是能够利用区间系统给出稳定数值逆的最佳方案。

综上所述,用 $|\Delta R_k|$ 代替 ΔR_k ,最后得到次优区间卡尔曼滤波算法,其主过程为:

$$\hat{x}_0^I = E(x_0^I) \quad (22)$$

$$\hat{x}_k^I = A_{k-1}^I \hat{x}_{k-1}^I + G_k^I [v_k^I - C_k^I A_{k-1}^I \hat{x}_{k-1}^I], k=1,2,\dots \quad (23)$$

从过程为:

$$P_0^I = \text{Var}(x_0^I) \quad (24)$$

$$M_{k-1}^I = A_{k-1}^I P_{k-1}^I [A_{k-1}^I]^T + B_{k-1}^I Q_{k-1} [B_{k-1}^I]^T, k=1,2,\dots \quad (25)$$

$$G_k^I = M_{k-1}^I [C_k^I]^T [C_k M_{k-1} C_k^T + |\Delta R_k|]^{-1}, k=1,2,\dots \quad (26)$$

$$P_k^I = [I - G_k^I C_k^I] M_{k-1}^I [I - G_k^I C_k^I]^T + [G_k^I] R_k [G_k^I]^T, k=1,2,\dots \quad (27)$$

4 仿真实验与分析

为了验证次优卡尔曼滤波算法的精准性,规划仿真环境的目标轨迹为:在 $[0,400]$ 区间,先沿 Y 轴作匀速潜航,设定初始 v 为 -15m/s ,初始地址坐标为 $[2000,10000]$;在 $[401,600]$ 区间,向 X 轴方向作 90° 的加速运动转向,加速度为 0.0625m/s^2 ,达到转向后加速度降为 0 ,并在 $[601,610]$ 区间匀速潜行;在 $[611,660]$ 区间开始做 90° 的快转,加速度设定为 0.25m/s^2 ,结束转弯后,再让加速度降为 0 并匀速潜行一段时间。其相关参数如表1所列。

表1 初始状态和目标跟踪

Table 1 Initial state and target tracking

Target	Moving trail	Born/Death time	Average velocity/(m/s)	Acceleration/(m/s ²)
Target1	2000,10000~2000,4000/100	0~400	-15	0
Target2	2000,4000/100	401~600	-	0.0625
Target3	2000,4000~4000,3000/100	601~610	-15	0
Target4	4000,3000/100	611~660	-	0.25
Target5	4000,3000~4000,8000/100	661以上	-15	0

设定跟踪扫描间隙周期为 2s , X 和 Y 分方向独立观测,观测噪声的标准差设为 100m ,采用蒙特卡洛迭代仿真实验方法及迭代均值,得出估计的误差均值和方差,其表达式为:

$$\bar{e}_x(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [x_i(k) - \hat{x}_i(k|k)] \quad (28)$$

误差的标准差为:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [x_i(k) - \hat{x}_i(k|k)]^2 - \bar{e}_x^2(k)} \quad (29)$$

其中, M 是进行蒙特卡洛仿真的迭代次数^[31], k 为取样数。当仿真的次数越多时,实验的效果越接近于实际,但是仿真计算的速度会变慢。在运行本仿真实验程序时,取 $M=100$ 。仿真时,为了进一步研究区间卡尔曼滤波算法对机器鱼的运动航迹校验,在 660s 后增加一段时间的匀速运动仿真实验。

仿真时会分别产生机器鱼的真实航迹、次优区间卡尔曼滤波估计和最终的输出。为了便于对比,将真实航迹、观测数据和经过滤波后的估计航迹绘在同一幅图中。在设定蒙特卡洛仿真次数的情况下,最终给出沿 X 轴及 Y 轴方向估计误差值的均值和标准差随着采样点数的增多而变化的曲线图。

机器鱼的真实航迹图如图 7 所示。从图 7 中可以清晰地看出,机器鱼的真实航迹是沿 -Y 轴方向经过两次转弯到达终点目标。

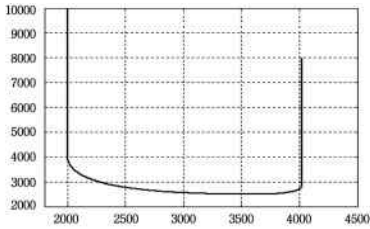


图 7 真实航迹图
Fig. 7 Real track

次优区间卡尔曼滤波估计在 X 轴方向上的滤波估计航迹和理论航迹如图 8 所示。

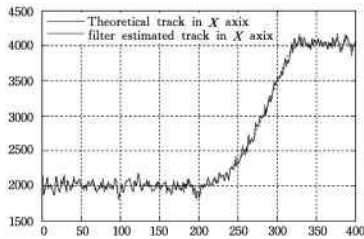


图 8 滤波输出在 X 轴方向的航迹图
Fig. 8 Track of filtered output on the X-axis

Y 轴方向上的滤波估计航迹和理论航迹如图 9 所示。

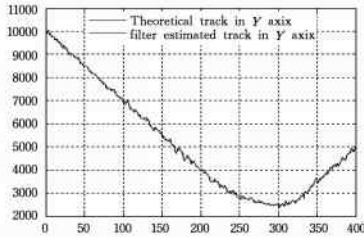


图 9 滤波输出在 Y 轴方向的航迹图
Fig. 9 Track of filtered output on the Y-axis

将观测值和理论航迹作对比,得出的结果如图 10 所示。

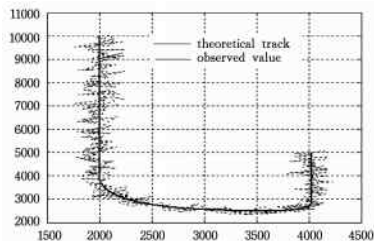


图 10 理论航迹与观测值的对比
Fig. 10 Comparison of theoretical track and observed value

将输出的 X 和 Y 方向的理论航迹与次优区间卡尔曼滤波估计显示在直角坐标系中^[32],如图 11 所示。

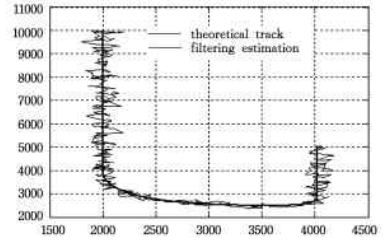


图 11 理论航迹与滤波估计

Fig. 11 Theoretical track and filtering estimation

从图 11 中可以发现,次优区间卡尔曼滤波算法无论是在实测观测值还是预估值方面,其线程内的动态相对位置都能很好地消除航迹跟踪初期与末期的误差,并能在跟踪过程中期通过算法改进对数据进行合理补偿,使得在时间轴域内测量的相对位置精度得到明显提升。

次优区间卡尔曼滤波沿 X 轴和 Y 轴方向的估计误差均值曲线如图 12、图 13 所示。

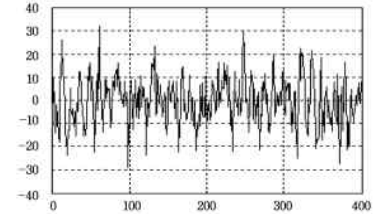


图 12 沿 X 轴方向上的估计误差均值曲线
Fig. 12 Estimation error mean value curve on X-axis

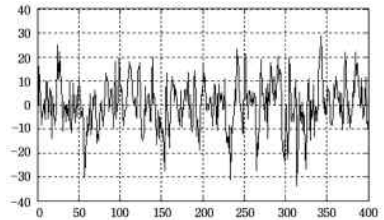


图 13 沿 Y 轴方向上的估计误差均值曲线
Fig. 13 Estimation error mean value curve on Y-axis

X 轴和 Y 轴方向对应的估计误差标准差曲线分别如图 14、图 15 所示。在机器鱼进行跟踪实验时,给出了区间卡尔曼滤波与次优区间卡尔曼滤波的仿真数据与观测数据的比较,如图 16、图 17 所示。

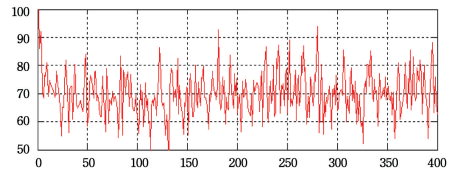


图 14 沿 X 轴方向上的估计误差标准差曲线
Fig. 14 Estimation error standard deviation on X-axis

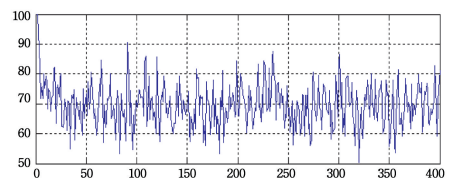


图 15 沿 Y 轴方向上的估计误差标准差曲线
Fig. 15 Estimation error standard deviation on Y-axis

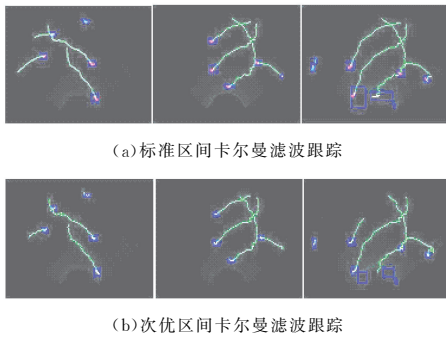


图 16 机器鱼跟踪的仿真数据

Fig. 16 Simulation data of robotic fish tracking

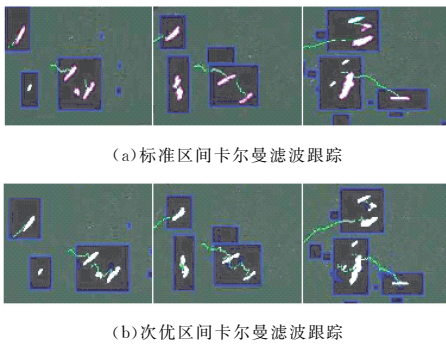


图 17 机器鱼跟踪观测的真实数据

Fig. 17 Observed real data of robotic fish tracking

基于机器鱼跟踪算法的声纳仿真数据误差比较如表 2 所列。

表 2 仿真数据误差的比较

Table 2 Comparison of error of simulation data

Tracking Technique	Optimal interval Kalman filter tracking	Suboptimal interval Kalman filter tracking
Hausdorff Pixel Error	36.1011	35.2261
RMS Pixel Error	29.0014	28.3103
Pixel Standard Deviation	6.3031	6.2125

基于机器鱼跟踪算法的声纳真实数据误差比较如表 3 所列。

表 3 真实数据的误差比较

Table 3 Comparison of error of real data

Tracking Technique	Optimal interval Kalman filter tracking	Suboptimal interval Kalman filter tracking
Hausdorff Pixel Error	35.1215	35.1746
RMS Pixel Error	28.6317	28.4062
Pixel Standard Deviation	6.3533	6.2048

从仿真的估计误差标准差曲线及跟踪的声纳数据比较看出,在观测机器鱼巡游前,算法的估计状态与实测标准值基本一致,即量测向量与滤波估计相当;当机器鱼开始巡游并被跟踪后,状态估计误差立即收敛,在曲线以及跟踪迭代数据的叠加结果图上都没有出现较大的振荡,估计状态也趋于平滑。其原因是:由于标准卡尔曼滤波系统在仿真时,虚拟噪声和观测噪声是固定值,不随滤波误差值的变化而调整,因此滤波精度较低;采用区间卡尔曼滤波估计时,对系统的虚拟噪声和观

测噪声进行了动态估计,在实时修正噪声方差的同时对系统模型线性化误差也进行了补偿,使得滤波精度有了一定的提升;次优卡尔曼滤波方法并非对非线性模型进行简单的线性化近似,而是把区间矩阵用最坏的逆代替,即考虑噪声的最大冗余,从而非常合理地处理了噪声与状态轨迹耦合的非线性过程模型关系,使得滤波估计的航向、速度等非常接近真实观测值,是目前在卡尔曼滤波实验中获得最高精度的方法之一。次优卡尔曼滤波方法值得业界做更深入的研究、探讨与推广应用。

结束语 将机器鱼作为水下潜航器巡游跟踪的目标,基于潜航器的结构设计、算法的滤波估计及误差、方差、协方差矩阵和矩阵逆的优化,得到主、从过程的状态方程及量测方程^[33],给出次优卡尔曼滤波算法的计算回路、流程图与算法步骤。从蒙特卡洛多次迭代仿真实验结果可以看出,次优区间卡尔曼滤波算法对机器鱼航迹的跟踪有着比较好的预估效果,而且可以很好地抑制环境中的噪声干扰,对水下潜航器的跟踪定位以及对精准制导、返航回坞、计算机视觉与智能仿真系统的实践教学与研究具有积极的引导作用。

参 考 文 献

- [1] SHOJAEI K, DOLATSHHI I K. Line-of-sight target tracking control of underactuated autonomous underwater vehicles[J]. Ocean Engineering, 2017, 133: 244-252.
- [2] KOCA G O, KORKMAZ D, BAL C, et al. Implementations of the route planning scenarios for the autonomous robotic fish with the optimized propulsion mechanism [J]. Measurement, 2016, 93: 232-242.
- [3] SUEBSAIPROM P, LIN C L, ENKAINAN A. Undulatory locomotion and effective propulsion for fish-inspired robot [J]. Control Engineering Practice, 2017, 58: 66-77.
- [4] propulsion P, LIN C L. Maneuverability modeling and trajectory tracking for fish robot [J]. Control Engineering Practice, 2015, 45: 22-36.
- [5] KENNEDY H L. Mixture reduction techniques and probabilistic intensity models for multiple hypothesis tracking of targets in clutter [J]. Computers & Electrical Engineering, 2014, 40(3): 884-896.
- [6] JIANG X, HARISHAN K, THARMARASA R, et al. Integrated track initialization and maintenance in heavy clutter using probabilistic data association [J]. Signal Processing, 2014, 94(1): 241-250.
- [7] NGATINI, APRILIANI E, NURHADI H. Ensemble and Fuzzy Kalman Filter for Position Estimation of an Autonomous Underwater Vehicle Based on Dynamical System of AUV Motion [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 68: 29-35.
- [8] SENANAYAKE M, SENTHOORAN I, BARCA J C, et al. Search and tracking algorithms for swarms of robots [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2016, 75(PB): 422-434.
- [9] YADAV A K, MISHRA V K, SINGH A K, et al. Unscented

- Kalman Filter For Arbitrary Step Randomly Delayed Measurements[C]//Indian Control Conference, 2017.
- [10] BELIK B V, BELOV S G. Using of Extended Kalman Filter for Mobile Target Tracking in the Passive Air Based Radar System [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 103: 280-286.
- [11] ARTHUR J, ATTARIAN A, HAMILTON F, et al. Nonlinear Kalman Filtering for Censored Observations [J]. arXiv: 1702.03967.
- [12] DUAN J M, LIU D, YU H X, et al. An Improved FastSLAM Algorithm for Autonomous Vehicle Based on the Strong Tracking Square Root Central Difference Kalman Filter[C]//International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2015: 693-698.
- [13] MIAO Z Y, LV Y L, XU D J, et al. Analysis of a variational Bayesian adaptive cubature Kalman filter tracking loop for high dynamic conditions [J]. *Gps Solutions*, 2017, 21(1): 111-122.
- [14] LI D, JJ D, JIAN L, et al. A Multi-model EKF Integrated Navigation Algorithm for Deep Water AUV [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016, 13: 1.
- [15] SEN D, ERAZO K, NAGARAJAIAH S. Bayesian estimation of acoustic emissions source in plate structures using particle-based stochastic filtering [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2017: e2005.
- [16] SIOURIS G M, CHEN G, WANG J. Tracking an incoming ballistic missile using an extended interval Kalman filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 1997, 33(1): 232-240.
- [17] MOTWANI A, SHARMA S K, CULVERHOUSE R S P. Interval Kalman Filtering in Navigation System Design for an Uninhabited Surface Vehicle [J]. *Journal of Navigation*, 2013, 66(5): 639-652.
- [18] CLARK D, RUIZ I T, PETILLOT Y, et al. Particle PHD filter multiple target tracking in sonar image [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2007, 43(1): 409-416.
- [19] MA T, ZHAO X Z, GAO B Q, et al. Combined shape and topology optimization of free-form structure [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Edition)*, 2015, 49(10): 1946-1951. (in Chinese)
马腾, 赵兴忠, 高博青, 等. 自由曲面形状和拓扑联合优化研究 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2015, 49(10): 1946-1951.
- [20] XIANG X, YU C, ZHANG Q. Robust fuzzy 3D path following for autonomous underwater vehicle subject to uncertainties [J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 84: 165-177.
- [21] SUEBSAIPROM P, LIN C L. Maneuverability modeling and trajectory tracking for fish robot [J]. *Control Engineering Practice*, 2015, 45: 22-36.
- [22] CRASTA N, BAYAT M, AGUIAR A P, et al. Observability analysis of 3D AUV trimming trajectories in the presence of ocean currents using range and depth measurements [J]. *Annual Reviews in Control*, 2015, 40: 142-156.
- [23] CONTI R, FANELLI F, MELI E, et al. A free floating manipulation strategy for Autonomous Underwater Vehicles [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2016, 87: 133-146.
- [24] JHANG J, ZHOU J, LU X B. Flocking Analysis and Comparison in Simplex Multi-Agent Systems under Matrix-Weighting Hölder Norms [J]. *Ifac Papersonline*, 2015, 48(28): 438-443.
- [25] DING F, WANG X, MAO L, et al. Joint state and multi-innovation parameter estimation for time-delay linear systems and its convergence based on the Kalman filtering [J]. *Digital Signal Processing*, 2017, 62: 211-223.
- [26] WIERINGEN W N V. On the mean squared error of the ridge estimator of the covariance and precision matrix [J]. *Statistics & Probability Letters*, 2017, 123: 88-92.
- [27] CHEN C Y, CEHN C H, CHEN C H, et al. An automatic filtering convergence method for iterative impulse noise filters based on PSNR checking and filtered pixels detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 63: 198-207.
- [28] HE Y, HE Z, LEE D H, et al. Robust fuzzy programming method for MRO problems considering location effect, dispersion effect and model uncertainty [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2017, 105: 76-83.
- [29] ALLOTTA B, CAITI A, CHISCI L, et al. An unscented Kalman filter based navigation algorithm for autonomous underwater vehicles [J]. *Mechatronics*, 2016, 39: 185-195.
- [30] FORNBERG B. Fast calculation of Laurent expansions for matrix inverses [J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 326: 722-732.
- [31] OU H F, ZHANG B, ZHAO S J. Monte Carlo simulation for calculation of fragments produced by 400 MeV/u carbon ion beam in water [J]. *Nuclear Inst. and Methods in Physics Research*, 2017, 396: 18-25.
- [32] ØDEGÅRD Ø, SØRENSEN A J, HANSEN R E, et al. A new method for underwater archaeological surveying using sensors and unmanned platforms [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49(23): 486-493.
- [33] ZHENG W, ZOU Q M, NI W X. Design and Application of Underwater Unmanned Vehicle Simulation System for Navigation and Obstacle Avoidance [J]. *Journal of System Simulation*, 2016, 28(1): 91-98. (in Chinese)
郑为, 邹启明, 倪文玺. 水下无人潜航器避障与导航仿真系统设计与应用 [J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(1): 91-98.