

水下机器人自适应卡尔曼滤波技术研究

李 晔, 常文田, 万 磊, 孙玉山

(哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 水下机器人的位置和速度传感器受环境影响较大, 数据滤波问题是运动控制的核心问题之一. 给出了离散型卡尔曼滤波的基本方程, 描述了卡尔曼滤波所具有的两个计算回路: 增益计算回路和滤波计算回路. 建立了水下机器人状态方程和量测方程, 并在此基础上采用了自适应卡尔曼滤波方法对水下机器人的传感器数据进行了滤波分析. 引入了渐消记忆指数加权方法, 对时变噪声统计中, 强调了新近数据的作用, 避免了系统误差和量测误差统计特性的不准确对系统滤波效果的影响. 滤波效果分析表明此方法能达到很好的滤波效果.

关键词: 水下机器人; 卡尔曼滤波; 自适应

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2006)02-0044-04

Research on underwater vehicle adaptive Kalman filter

LI Ye, CHANG Wen-tian, WAN Lei, SUN Yu-shan

(College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: AUV position and velocity sensors are affected by environment. Data filtering is one of important problems of AUV motion control. Discrete basic Kalman filter equation is given. Two loops of Kalman filter: plus loop and filter loop are described. AUV state equation and measuring equation are founded. Data from AUV sensors are disposed by adaptive Kalman filter with fading exponent. Fading memory exponent is introduced. New data are emphasized for time-varied data. This method avoids inaccuracy by system error and measuring error. Filter effect analysis proves that the method is effective.

Key words: underwater vehicle; Kalman filter; adaptive

水下机器人普遍采用的位置传感器为短基线或长基线水声定位系统, 速度传感器为多普勒速度计. 影响水声定位系统精度的因素主要包括声速误差、应答器响应时间的测量误差、应答器位置即间距的校正误差. 而影响多普勒速度计精度的因素主要包括声速 c 、海水中的介质物理化学特性、运载器的颠簸等. 由于水下机器人运行的环境复杂, 水声信号的噪声大, 而各种水声传感器普遍存在精度较差、跳变频繁的缺点, 因此水下机器人运动控制系统中, 滤波技术显得极为重要.

传统上的水下机器人滤波算法采用线性平滑、神经网络滤波^[1]等. 虽然在一定程度上解决了工程实践的需求, 但由于没有考虑机器人系统的运动特性, 滤波效果不十分理想. 卡尔曼滤波方法由于在最

优估计时充分利用了已经建立的系统运动模型, 使滤波的实际效果更加接近真实数据的要求. 但标准卡尔曼滤波方法必须清楚地知道系统噪声和量测噪声的统计特性^[2], 由于相关传感器受各种因素影响波动很大, 噪声的统计特性不易获得^[3-4]. 自适应卡尔曼滤波器的建立, 成功地解决了这一问题.

1 离散型卡尔曼滤波基本方程

设 $t(k)$ 时刻的被估计状态 $X(k)$ 受系统噪声序列 $W(k-1)$ 驱动, 驱动机理由下述方程描述:

$$X(k) = (k, k-1) X(k-1) + (k-1) V(k-1). \quad (1)$$

对 $X(k)$ 的量测满足线性关系, 量测方程为

$$Y(k) = H(k) X(k) + E(k). \quad (2)$$

式中: $(k, k-1)$ 为 $t(k-1)$ 时刻至 $t(k)$ 时刻的一步转移阵; $(k-1)$ 为系统噪声驱动阵; $H(k)$ 为量测阵; $E(k)$ 为量测噪声序列; $V(k)$ 为系统激励噪声序

收稿日期: 2006-01-01.

基金项目: 国家 863 基金资助项目 (2002AA420090).

列.同时, $V(k)$ 和 $E(k)$ 满足:

$$\begin{aligned} E[V(k)] &= 0, \text{Cov}[V(k), V(j)] = \\ &[V(k), V^T(j)] = Q(k) \quad kj, \\ E[E(k)] &= 0, \text{Cov}[E(k), E(j)] = \\ &[E(k), E^T(j)] = R(k) \quad kj, \end{aligned}$$

$$\text{Cov}[V(k), E(j)] = E[V(k) E^T(j)] = 0. \quad (3)$$

式中: $Q(k)$ 为系统噪声序列方差阵; $R(k)$ 为量测噪声序列方差阵.状态 $X(k)$ 的估计 $\hat{X}(k)$ 可按下述方程求解.

状态一步预测:

$$\hat{X}(k, k-1) = (k, k-1) \hat{X}(k-1). \quad (4)$$

状态估计:

$$\hat{X}(k) = \hat{X}(k, k-1) + K(k) (Y(k) - H(k) \hat{X}(k, k-1)). \quad (5)$$

滤波增益:

$$K(k) = P(k) H^T(k) R^{-1}(k). \quad (6)$$

一步预测均方误差:

$$\begin{aligned} P(k, k-1) &= (k, k-1) P(k-1)^T (k, k-1) + \\ &(k-1) Q(k-1)^T (k-1). \end{aligned} \quad (7)$$

估计均方误差:

$$P(k) = (I - K(k) H(k)) P(k, k-1). \quad (8)$$

式(4)~式(8)为离散型卡尔曼滤波基本方程.只要给定初值 \hat{X}_0 和 P_0 ,根据 k 时刻的量测值 $Y(k)$ 就可递推算得 k 时刻的状态估计 $\hat{X}(k)$ ($k=1, 2, \dots$).

式(4)~(7)所描述的算法可用图1来表示,从图中明显可以看出卡尔曼滤波具有2个计算回路:增益计算回路和滤波计算回路^[5].其中增益计算回路是独立计算回路,而滤波计算回路依赖于增益计算回路.

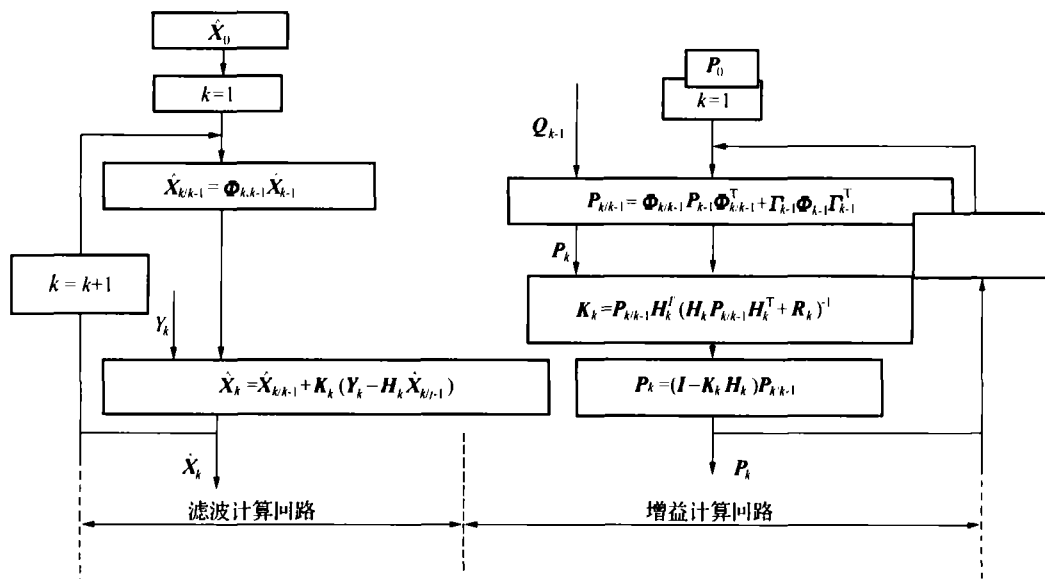


图1 卡尔曼滤波的两个计算回路和两个更新过程

Fig. 1 Two calculating loops and updating processes of Kalman filter

2 水下机器人运动状态方程和观测方程的建立

2.1 状态方程的建立

以二维运动为例,从比较全面的反映运动情况的要求考虑,选择状态向量为

$$X = [x_e, x_n, \dot{x}_e, \dot{x}_n, \ddot{x}_e, \ddot{x}_n]^T, e \text{ 为东向}, n \text{ 为北向}.$$

建立水下机器人运动的状态方程:

$$X(k) = (k, k-1) X(k-1) + W(k-1),$$

或

$$\begin{bmatrix} x_e(k) \\ x_n(k) \\ \dot{x}_e(k) \\ \dot{x}_n(k) \\ \ddot{x}_e(k) \\ \ddot{x}_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e(k-1) \\ x_n(k-1) \\ \dot{x}_e(k-1) \\ \dot{x}_n(k-1) \\ \ddot{x}_e(k-1) \\ \ddot{x}_n(k-1) \end{bmatrix} + W(k-1). \quad (9)$$

式中: $W(k-1)$ 为模型噪声.

从物理意义上看,水下机器人东向和北向的位置、速度和加速度之间没有必然的联系,因而系统是解耦的.

2.2 观测方程的建立

利用卡尔曼滤波器对系统进行最优估计,需要建立观测方程,而观测量的选取取决于系统所能给出的状态信息,为此本文建立了以水下机器人的位置、速度为观测量的观测方程,其形式为

$$\begin{bmatrix} Y_{xe}(k) \\ Y_{ve}(k) \\ Y_{xn}(k) \\ Y_{vn}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e(k) \\ \dot{x}_e(k) \\ \ddot{x}_e(k) \\ x_n(k) \\ \dot{x}_n(k) \\ \ddot{x}_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_{xe}(k) \\ V_{xn}(k) \\ V_{ve}(k) \\ V_{vn}(k) \end{bmatrix} \quad (10)$$

或写成向量的形式:

$$Y(k) = HX(k) + V(k).$$

式中: $Y(k)$ 和 $V(k)$ 分别为 k 时刻下的观测向量和观测噪声向量, H 为观测矩阵. 在此基础上,也可以将观测方程分解为东向观测方程和北向观测方程.

3 自适应卡尔曼滤波

当噪声统计特性与实际不符时,特别是在工程实际中,外界条件的变化可能使噪声统计特性是时变的,这都会大大降低滤波的精度,甚至导致滤波发散^[6]. 时变噪声统计估值器就是在递推滤波的同时,实时对系统噪声和量测噪声的统计特性进行估计. 本文构造了一种指数加权方法的时变噪声统计估值器.

第 1 步,用标准的卡尔曼滤波方程计算出系统状态的估计量.

第 2 步,计算系统干扰均值 $\hat{q}(k)$, 系统干扰方差矩阵 $Q(k)$, 量测噪声均值 $\hat{r}(k)$, 量测噪声方差矩阵 $R(k)$.

1) 系统干扰项均值为

$$\hat{q}(k) = \frac{1}{k} \left[(k-1) \hat{q}(k-1) + \mathbb{X}(k/k) - (k, k-1) \mathbb{X}(k-1/k-1) \right] \quad (11)$$

2) 系统干扰项方差阵

$$\begin{aligned} Q(k) &= \frac{1}{k} [(k-1) Q(k-1) + \\ &K(k) (k) ^T (k) K^T(k) + P(k/k) - \\ &(k, k-1) P(k-1/k-1) ^T (k/k-1)]. \end{aligned} \quad (12)$$

3) 量测噪声均值

$$\begin{aligned} \hat{r}(k) &= \frac{1}{k} [(k-1) \hat{r}(k-1) + Y(k) - \\ &H(k) \mathbb{X}(k/k-1)]. \end{aligned} \quad (13)$$

4) 量测噪声方差阵

$$\begin{aligned} R(k) &= \frac{1}{k} [(k-1) R(k-1) + (k) ^T (k) - \\ &H(k) P(k/k-1) H^T(k)] \end{aligned} \quad (14)$$

式中: $(k) = Y(k) - \hat{r}(k) - H(k) \mathbb{X}(k/k-1)$ 为新息阵.

第 3 步,交替进行计算,从而构成自适应卡尔曼滤波算法,流程见图 2.

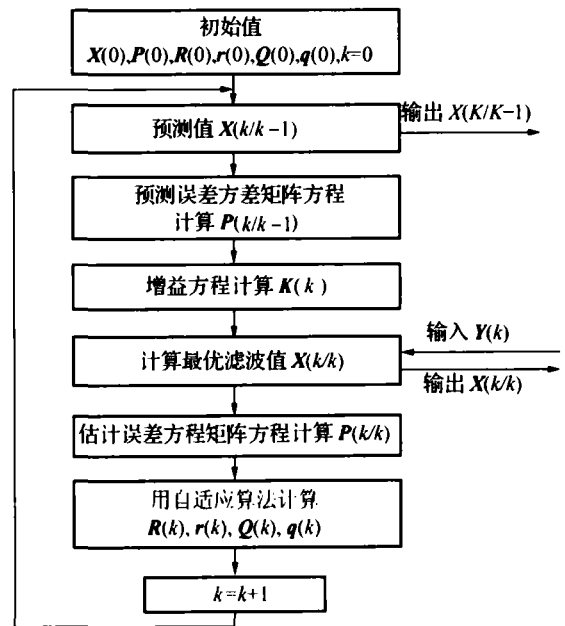


图 2 自适应卡尔曼滤波算法

Fig. 2 Architecture of adaptive Kalman filter

从统计的观点看,噪声统计估值器是算术平均的,和式中每项的权系数均为 $1/k$,但对时变噪声统计而言,应强调新近数据的作用,对于过于陈旧的数据应渐渐遗忘. 这可用渐消记忆指数加权方法实现. 即在和式中每项乘以不同的加权系数,按指数加权法,选取加权系数 d_k 使之满足: $d_k = b^{k-i}, 0 < b < 1, i = 0, 1, \dots, k$. 这引出 $d_k = (1-b)/(1-b^{k+1})$.

式中: b 称遗忘因子. 用 $\frac{1-d_{k-1}}{k-1}$ 代替原来的权系数 $1/k$, 便得到指数加权渐消记忆的时变噪声统计估值器. 其递推算法为

$$\begin{aligned} \hat{q}(k) &= (1-d_{k-1}) \hat{q}(k-1) + d_{k-1} [\mathbb{X}(k/k) - \\ &(k, k-1) \mathbb{X}(k-1/k-1)]. \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} Q(k) &= [(1-d_{k-1}) Q(k-1) + d_{k-1} [\\ &K(k) (k) ^T (k) K^T(k) + P(k/k) - \end{aligned}$$

$$(k, k-1) P(k-1/k-1)^T (k/k-1) J. \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{x}}(k-1) + d_{k-1} [Y(k) - H(k) \mathbf{x}(k/k-1) J]. \quad (17)$$

$$\mathbf{R}(k) = (1 - d_{k-1}) \mathbf{R}(k-1) + d_{k-1} [Y(k)^T - H(k) P(k/k-1) H^T(k) J]. \quad (18)$$

4 算法应用

2005年9月,某型智能水下机器人在某水域,进行了长距离航行试验.控制系统的滤波模块即采用了本文所述的算法.试验时风浪较大,风浪噪声和附近船只发动机噪声对传感器有较大影响.水下机器人长航时所采用的控制为速度控制.多普勒速度计量测到的速度值为控制器的反馈.因此速度滤波的好坏直接影响到控制的稳定性.

曾尝试将模型噪声的协方差阵取为

$$\begin{bmatrix} 0.25 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.25 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.25 \end{bmatrix},$$

观测噪声协方差阵取为[0.025].在风浪和外界扰动较小的前几次实验中很好的完成了滤波任务.但当外界扰动大时曾导致发散.后期采用文中所述算法,滤波效果趋于稳定.图3和图4为速度的自适应卡尔曼滤波数据曲线.从图中可以看出滤波效果较好.限于篇幅,只给出速度曲线.

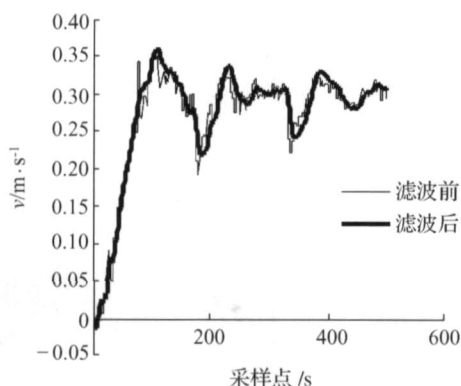


图3 纵向速度滤波曲线

Fig.3 Longitudinal velocity filter curves

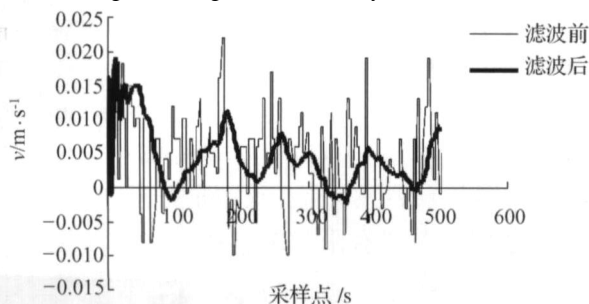


图4 横向速度滤波曲线

Fig.4 Transverse velocity filter curves

5 结束语

文中考虑了水下机器人的运动特性,设计了水下机器人自适应卡尔曼滤波器,降低了系统噪声和量测噪声统计特性估计不准确所带来的问题.同时采用了渐消记忆指数加权方法.试验结果表明达到了较好的滤波效果.进一步的工作应探讨特定情况下自适应方法的快速收敛问题.

参考文献:

- [1] 刘建成,徐玉如.水下机器人神经网络滤波技术的研究[J].海洋工程,2002,20(3):34-38.
LIU Jiancheng, XU Yuru. A filtering method with neural network for underwater vehicle [J]. Ocean Engineering, 2002, 20(3): 34-38.
- [2] WANG Y F, HAN X L, HU H Z. Study on federated architecture for GPS/INS/TRN integrated navigation system [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2000, 11(1): 75-80.
- [3] SASIADEK J Z, WANG Q, ZEREMBA M B. Fuzzy adoptive Kalman filtering for INS/GPS data fusion [A]. In: Proc 15th IEEE International Symposium on Intelligent Control [C]. Patras, Greece, 2000.
- [4] 朱海,莫军.水下导航信息融合[M].北京:国防工业出版社,2002.
- [5] 秦永元,张洪钺,汪淑华.卡尔曼滤波与组合导航原理[M].西安:西北工业大学出版社,1998.
- [6] 马艳.数据融合技术在多传感器组合导航中的应用[D].南京:南京航空航天大学,2000.
MA Yan. Information amalgamation in multi-sensors combined navigation [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000.

作者简介:



李晔,男,1978年生,博士研究生,主要研究方向为水下机器人规划与运动控制,人工智能. E-mail: liyelijing@yahoo.com.cn.



万磊,男,1964年生,研究员,船舶与海洋结构物设计制造专业硕士研究生导师,主要研究方向为水下机器人控制系统设计与集成,水下导航.发表学术论文多篇.