

改进的自适应 Kalman 滤波方法及其在 AUV 组合导航中的应用^①孙玉山^② 李岳明 万 磊 庞永杰

(哈尔滨工程大学水下机器人技术重点实验室 哈尔滨 150001)

摘 要 针对自主水下机器人(AUV)的工作特点与执行水下作业任务时对导航的需求,构建了基于航位推算的 AUV 组合导航系统体系结构,建立了水下机器人运动方程与观测方程,采用自适应卡尔曼滤波对水下机器人传感器信息进行数据处理。针对自适应卡尔曼滤波方法的缺点,采取渐消记忆指数加权方法引入了遗忘因子,并采用预报残差的方法求解最佳遗忘因子,同时采取措施保证了系统噪声估计方差阵和测量噪声估计方差阵的半正定性和正定性,避免了滤波发散现象。海试实验结果表明,改进的自适应卡尔曼滤波具有良好的滤波效果,可以满足水下机器人执行各种作业任务的水下导航定位精度。

关键词 自主水下机器人(AUV),组合导航,航位推算,自适应卡尔曼滤波

0 引 言

卡尔曼滤波在水下机器人导航中有重要应用。随着水下机器人在科学考察、水下工程、海洋研究及海洋资源开发等领域的广泛应用^[1-3],水下导航的问题日显突出。水下机器人要实现远程自主航行和执行各种任务,需要可靠获得姿态、位置等导航信息。航位推算导航目前仍是水下机器人重要的导航方法之一,用此方法,水下机器人只需配备深度计、速度计、姿态传感器等,通过软件就可构建一定精度的可靠、实时的水下自主导航系统^[4-6]。航位推算是一种低成本的水下导航方法,虽然其误差会随航行时间而累积,一般需要一定时间进行导航位置修正,通过改进与加强数据滤波处理,就可以提高水下导航的定位精度。卡尔曼滤波方法每次运算只需要前一刻的估计数据和当前的量测数据,算法简单,容易实现,在水下导航领域有着广泛的应用。Marco 等^[6]将扩展卡尔曼滤波应用于 NPS 开发的 ARIES 的自主水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)的导航系统。莫军^[7]将一种防发散的卡尔曼滤波用于水下航位推算导航数据滤波。Lee^[8]将一种间接反馈卡尔曼滤波方法应用于由惯性器件、多普勒测速仪、磁罗经、深度计等组成的水下导航系

统,进行了仿真与实际试验,取得了较好的效果。孙玉山等^[4]将一种改进的强跟踪卡尔曼滤波方法应用于由光纤陀螺、多普勒速度计、深度计等组成的基于航位推算的 AUV 水下组合导航系统,并进行了相应的海试试验。

卡尔曼滤波算法是递推的,优点是简单、易于实现,但较易发散。Sage-Husa 自适应滤波算法是卡尔曼滤波的一种改进滤波方法,它通过时变噪声系统的估计值来实时估计、修正系统观测噪声的统计特性,达到抑制滤波发散、降低系统模型误差和提高滤波精度的目的。但 Sage-Husa 自适应滤波算法存在下述缺点:由于需要对系统噪声和测量噪声统计特性进行计算,故计算量增加较大,另外为了满足系统无偏估计的要求,在进行系统和量测噪声方差阵的计算时也易造成它们失去正定性和半正定性而导致滤波发散。本研究针对 Sage-Husa 自适应滤波算法的缺点进行了改进,并将其应用在基于航位推算的自主水下机器人组合导航系统中。

1 水下组合导航系统体系结构

自主水下机器人(AUV)导航系统基于 PC104 平台在基于 VxWorks 的实时嵌入式操作系统上运行,导航传感器包括速度计、深度计、姿态传感器、高

① 863 计划(2008AA092301)和中国博士后科学基金(20100480964,2012T50331)资助项目。

② 男,1973 年生,博士,副教授;研究方向:水下机器人导航与智能控制;联系人,E-mail: sunyushan@hrbeu.edu.cn
(收稿日期:2012-03-26)

度计及 GPS 系统等。AUV 组合导航系统硬件结构如图 1 所示,采用基于 PC104 总线 的多板嵌入式系统,集成了 Pentium(M) 处理器模块、串口板模块和电源模块等。

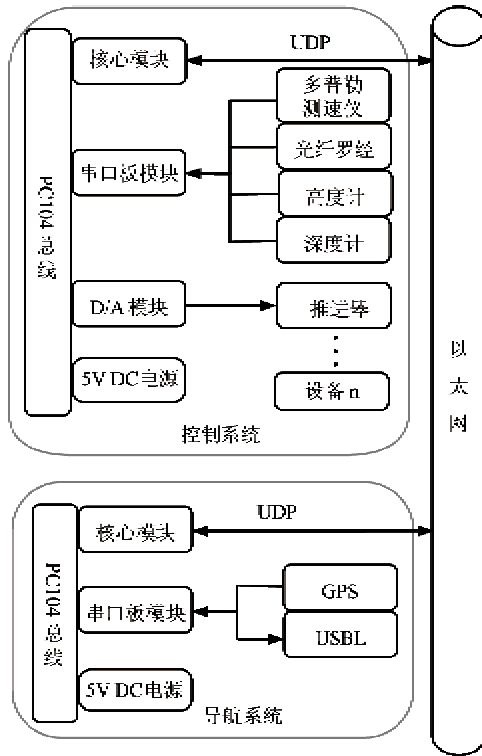


图 1 水下机器人导航系统结构

水下导航系统主要通过网络与水下机器人各分系统来实现信息与数据的通信,通过串口采集导航传感器数据信息。为了便于研究开发过程中的调试、修改,水下机器人的导航系统设计采用模块化思想,主要包括系统软件、网络通讯、串口通信、数据处理滤波、坐标转换和航位推算导航模块等。

AUV 组合导航系统信息流程如图 2 所示。其中①为导航系统通过串口接收的 GPS 数据信息及

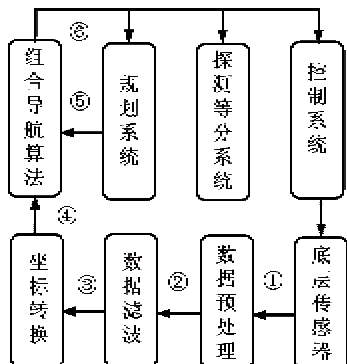


图 2 水下机器人导航系统信息流

通过网络从控制系统发送的水下机器人姿态、速度等运动传感器原始数据信息;②是原始运动传感器数据信息经过平滑、野值剔除等数据预处理后的数据信息;③为预处理数据经过数据滤波后的数据信息;④为经过艇体坐标到固定坐标转换的机器人速度信息;⑤是包括导航位置校正等信息的水下机器人目标规划指令;⑥表示经过组合导航算法计算得到的机器人导航位置信息以网络协议传给规划系统、控制系统及探测等其它分系统。

2 航位推算导航

2.1 航位推算原理

航位推算导航是有效的和最基本的导航方法之一^[9],其基本原理就是从一个已知的位置坐标开始,根据载体航速、航向和航行时间来推算下一时刻载体的坐标位置信息。

设机器人从 $A(\varphi_0, \lambda_0)$ 点出发,到达 $B(\varphi, \lambda)$ 点位置,两点纬度差为 $\Delta\varphi$,经度差为 $\Delta\lambda$,则可按照式

$$\begin{aligned}\varphi &= \varphi_0 + \Delta\varphi \\ \lambda &= \lambda_0 + \Delta\lambda\end{aligned}\quad (1)$$

求得到达 B 点的坐标 φ, λ 。

设 $v_n(t), v_e(t)$ 分别为 t 时刻机器人大地坐标系下的北向速度和东向速度,则有 $d\varphi = dt \cdot v_n(t)$, $d\lambda = dt \cdot v_e(t)$,为便于在计算机上进行计算,将公式离散化,可推算得到水下机器人在 k 时刻的纬度和经度:

$$\begin{cases} \varphi_k = \varphi_0 + \sum_{i=1}^n v_n \cdot \rho_{1,(k-1)} \cdot T \\ \lambda_k = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n v_e \cdot \rho_{2,(k-1)} \cdot T \end{cases}\quad (2)$$

其中: T 为采样周期, φ_k, λ_k 分别为 k 时刻机器人载体所在的纬度值和经度值; φ_0, λ_0 为机器人载体初始时刻的纬度值和经度值,可由 GPS 系统得到或直接给定; $\rho_{1,(k-1)}, \rho_{2,(k-1)}$ 分别为 $(k-1)$ 时刻的地球子午椭圆和纬线圆曲率,计算公式如下:

$$\begin{aligned}\rho_1 &= \frac{(1 - e^2 \sin^2 \varphi)^{\frac{3}{2}}}{a(1 - e^2)} \\ \rho_2 &= \frac{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 \varphi}}{a \cos \varphi}\end{aligned}\quad (3)$$

式中 a ($= 6378137\text{m}$) 为地球赤道半径, b ($= 6356755\text{m}$) 为地球极半径, e ($= \sqrt{a^2 - b^2}/a$) 为地

球子午椭圆第一离心率, $\varphi \in (-90^\circ, 90^\circ)$ 为当前纬度值。

通过与运动控制系统的数据通讯,导航系统获得机器人在艇体坐标系下的姿态和速度信息,艇体坐标与大地坐标下速度信息转换通过转换矩阵

$$T = \begin{bmatrix} \cos\psi \cos\theta & -\cos\varphi \sin\psi + \sin\varphi \sin\theta \cos\psi \\ \sin\psi \cos\theta & \cos\psi \cos\varphi + \sin\psi \sin\theta \sin\varphi \\ -\sin\theta & \cos\theta \sin\varphi \\ \sin\psi \sin\varphi + \cos\psi \sin\theta \cos\varphi \\ \cos\varphi \sin\psi \sin\theta - \sin\varphi \cos\psi \\ \cos\theta \cos\varphi \end{bmatrix} \quad (4)$$

实现。利用式 $[v_n \ v_e \ v_u]^T = T[v_x \ v_y \ v_z]^T$ 就可以获得机器人载体在大地坐标系下的速度信息,这样就推算得到机器人载体的位置信息。其中 $[v_n \ v_e \ v_u]^T$ 为大地坐标系下水下机器人的北向、东向和垂向速度, $[v_x \ v_y \ v_z]^T$ 为艇体坐标下水下机器人的纵向、横向和垂向速度, ψ, θ, φ 分别为机器人的横倾、纵倾和摇艏角度。

2.2 水下机器人运动方程和观测方程

为了简化模型与计算,考虑机器人配置了高度声纳,建立 AUV 运动模型时只需考虑二维运动即可。取大地坐标系下机器人载体的东向和北向的位置、速度、加速度为状态向量,即 $X = [x_e, \dot{x}_e, \ddot{x}_e, x_n, \dot{x}_n, \ddot{x}_n]^T$, 建立水下机器人运动方程如下:

$$\begin{bmatrix} x_e(k) \\ \dot{x}_e(k) \\ \ddot{x}_e(k) \\ x_n(k) \\ \dot{x}_n(k) \\ \ddot{x}_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{\alpha}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

$$\cdot \begin{bmatrix} x_e(k-1) \\ \dot{x}_e(k-1) \\ \ddot{x}_e(k-1) \\ x_n(k-1) \\ \dot{x}_n(k-1) \\ \ddot{x}_n(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha}(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ h - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \\ \frac{1}{\alpha}(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} W'(k) \quad (5)$$

式中 T 为采样周期, $\{W'(t)\}$ 为方差为 $2\alpha\sigma_A^2$ 的零均值高斯白噪声。 σ_A^2 为机动加速度方差, α 是机动时间常数的倒数,二者需要实测确定。

选取水下机器人在大地坐标系中的经度 $\lambda(k)$ 、纬度 $\varphi(k)$ 、东向速度 $v_e(k)$ 、北向速度 $v_n(k)$ 为系统观测量,建立导航系统观测方程如下:

$$\begin{bmatrix} z_{xe}(k) \\ z_{ve}(k) \\ z_{xn}(k) \\ z_{vn}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_e(k) \\ \dot{x}_e(k) \\ \ddot{x}_e(k) \\ x_n(k) \\ \dot{x}_n(k) \\ \ddot{x}_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_{xe}(k) \\ V_{ve}(k) \\ V_{xn}(k) \\ V_{vn}(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

3 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波

传统卡尔曼滤波器应用一般要求具有系统的数学模型和噪声统计特性的先验知识,但在多数情况下,它们一般是未知的或者近似未知的。应用这种卡尔曼滤波器一般会导致较大的状态估计误差,甚至使滤波器发散。自适应滤波是一种可以抑制滤波器发散的滤波方法,在滤波计算的过程中,一方面利用观测值不断修正预测值,另一方面通过对未知的或不确切的系统模型和噪声统计参数进行估计、修正来减少系统状态估计误差和提高滤波精度。自适应滤波器的方法有很多种,包括新息相关法、极大后验法、分布检验法、Sage-Husa 自适应滤波等算法。

其中, Sage-Husa 自适应滤波算法可以在线联立估计噪声统计状态和特性, 因而容易实现。

在卡尔曼滤波的工程实际应用中, 系统噪声统计 $q(k)$ 、 $Q(k)$ 和量测噪声统计 $r(k)$ 、 $R(k)$ 以及初始条件 $X(0)$ 、 $P(0)$ 一般根据经验来设定。但有时这些参数没有初始数据或巨大的海况变化使系统噪声统计 $q(k)$ 、 $Q(k)$ 和量测噪声统计 $r(k)$ 、 $R(k)$ 也会发生变化, 所以, 工程实际应用中提出了一种常用的自适应滤波计算方法, 该方法可不断地利用量测数据估计和校正模型参数与噪声统计特性, 进而降低系统模型误差, 抑制滤波发散, 保证滤波始终处于正常状态, 提高滤波精度。

自适应卡尔曼滤波, 就是在离散卡尔曼滤波基础上, 增加了对系统噪声统计 $q(k)$ 、 $Q(k)$ 和量测噪声统计 $r(k)$ 、 $R(k)$ 的调整, 具体包括:

(1) 系统干扰均值

$$\hat{q}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{q}(k-1) + \hat{X}(k/k) - \Phi(k, k-1)\hat{X}(k-1/k-1)] \quad (7a)$$

(2) 系统干扰方差矩阵

$$\hat{Q}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{Q}(k-1) + K(k)\varepsilon(k)\varepsilon^T(k)K^T(k) + P(k/k) - \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1) - \Phi^T(k/k-1)] \quad (7b)$$

(3) 量测噪声均值

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{r}(k-1) + Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \quad (7c)$$

(4) 量测噪声方差矩阵

$$\hat{R}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{R}(k-1) + \varepsilon(k)\varepsilon^T(k) - H(k)P(k/k-1)H^T(k)] \quad (7d)$$

式中, $\varepsilon(k) = Z(k) - \hat{r}(k-1) - H(k)X(k|k-1)$ 为新息矩阵, 新息中包含一步预测的误差信息, 对其作适当加权处理就可以将 $\hat{r}(k)$ 分离出来用以修正 $\hat{r}(k-1)$ 。

对上述公式进行交替计算, 从而构成了 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波算法, 其流程如图 3 所示。由图 3 可知, 算法可以在线联立估计噪声特性和状态向量, 并可实时调整, 算法具有一定的适应性。

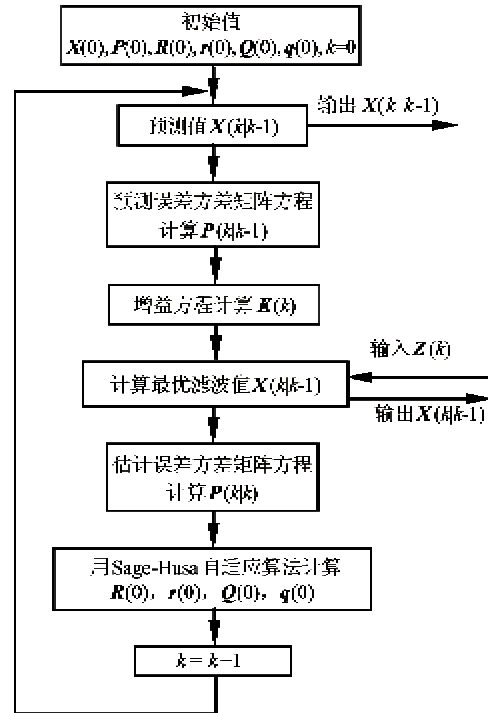


图 3 自适应卡尔曼滤波流程

4 自适应卡尔曼滤波的改进

为了加重新近量测数据对当前时刻估计的作用, 通过引入遗忘因子 b 来限制滤波器的记忆长度。而 b 的选择需要在对时变参数的跟踪性能和对噪声的不敏感性之间进行综合考虑。将式(7a)至(7d)中的加权系数 $\frac{1}{k}$ 用指数加权系数 $\frac{1-d_{k-1}}{k-1}$ 来代替, 则算法如下式所示:

$$\hat{q}(k) = (1-d_{k-1})\hat{q}(k-1) + d_{k-1}[\hat{X}(k/k) - \Phi(k, k-1)\hat{X}(k-1/k-1)] \quad (8a)$$

$$\hat{Q}(k) = (1-d_{k-1})\hat{Q}(k-1) + d_{k-1}[K(k)\varepsilon(k)\varepsilon^T(k)K^T(k) + P(k/k) - \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1) - \Phi^T(k/k-1)] \quad (8b)$$

$$\hat{r}(k) = (1-d_{k-1})\hat{r}(k-1) + d_{k-1}[Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \quad (8c)$$

$$\hat{R}(k) = (1-d_{k-1})\hat{R}(k-1) + d_{k-1}[\varepsilon(k)\varepsilon^T(k) - H(k)P(k/k-1)H^T(k)] \quad (8d)$$

其中 $d_k = 1 - b/(1 - b^{k-1})$ 。

4.1 最佳遗忘因子选择方法

对于 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波算法, 遗忘因子 b 的选择非常重要, 遗忘因子的选择合适与否

关系到滤波是否发散和滤波精度。试凑的方法应用较多,也有的学者利用最优估计理论将每一步迭代的遗忘因子求出,达到滤波算法最佳^[10]。这里我们采用预报残差设计一个判断发散的检验量,以此为依据判断滤波状态情况。滤波发散依据为

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k^T \tilde{\mathbf{Z}}_k \leq \lambda \text{tr}\{E(\tilde{\mathbf{Z}}\tilde{\mathbf{Z}}^T)\} \quad (9)$$

式中 λ 为储备系数,需要根据实际情况调整。一般 $\lambda = 1$ 时,滤波算法估计效果最佳,即

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k^T \tilde{\mathbf{Z}}_k = \text{tr}E[\tilde{\mathbf{Z}}\tilde{\mathbf{Z}}^T] \quad (10)$$

又

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k^T \tilde{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{H}_k [\Phi_{k,k-1} b_k \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}] \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (11)$$

将(11)式代入(10)式即可获得最佳遗忘因子

$$b_k = \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_k^T \tilde{\mathbf{Z}}_k - \text{tr}[\mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_{k-1}]}{\text{tr}[\mathbf{H}_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{H}_k^T]} \quad (12)$$

综上,由式(8)和式(12)组成了改进的 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波算法。

4.2 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波发散抑制方法

由于 Sage-Husa 自适应滤波是一种次优滤波,因而滤波结果有时会出现发散,间接原因是次优算法在使用滤波值、一步预测值代替全平滑值的过程中造成噪声统计特性估计精度不高,而不正确的噪声统计容易造成滤波结果发散;直接原因则是为满足无偏估计的要求,在 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ 的求取中采用相减算法,这样就易使噪声统计二阶矩的估计 $\hat{\mathbf{Q}}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}$ 失去半正定和正定性而引起滤波结果发散。据此,本文采用以下方法来抑制滤波发散:

(1)采用特定算法,保证噪声统计的估计 $\hat{\mathbf{Q}}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}$ 分别为半正定和正定,而 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 的估计可使用有偏估计,则

$$\hat{\mathbf{Q}}_{k+1} = \frac{1-d_k}{k} [k \hat{\mathbf{Q}}_k + \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T + \mathbf{P}_{k+1|k+1}] \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{k+1} = \frac{1-d_k}{k} [k \hat{\mathbf{R}}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^T] \quad (14)$$

或对 $\hat{\mathbf{Q}}_{k+1}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_{k+1}$ 进行监控,若 $\hat{\mathbf{Q}}_{k+1}$ 为半正定, $\hat{\mathbf{R}}_{k+1}$ 为正定,则采用式(8b)和(8d);否则采用式(13)和(14)。

(2)通过对预测方差阵 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 的调整与修正来控制滤波增益阵 $\mathbf{K}_{k+1}$,进而实现防止滤波器发散。用下式修正 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 的依据:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} \leq \gamma \text{trace}\{\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k\} \quad (15)$$

若式(15)不成立,则按下式对 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 进行修正:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = S_{k+1} \Phi_k \mathbf{P}_{k|k} \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (16)$$

式中 $\gamma (\gamma \geq 1)$ 为设定的可调整系数, γ 越小,对滤波器的发散抑制越强,但误判断(即将滤波未发散情况判断为发散)的几率也越大,通过试验选取 $\gamma = 1.04$, S_{k+1} 为自适应加权系数,取 $S_{k+1} = 1.0008$ 。

5 试验结果

在水下机器人组合导航系统整个研制过程中,分别进行了仿真、半实物仿真试验以及海上等实际试验,积累了丰富的数据资料。

为了便于与 GPS 系统数据信息进行比较,将改进后的自适应卡尔曼滤波应用于基于航位推算的 AUV 组合导航系统的试验在水面进行,并给出了普通自适应卡尔曼滤波与改进的自适应卡尔曼滤波试验对比结果。图 4 中(a)、(b)分别为水下机器人东向速度、北向速度的滤波结果对比,从图中可以看出数据滤波效果比较好,可以满足 AUV 水下导航要

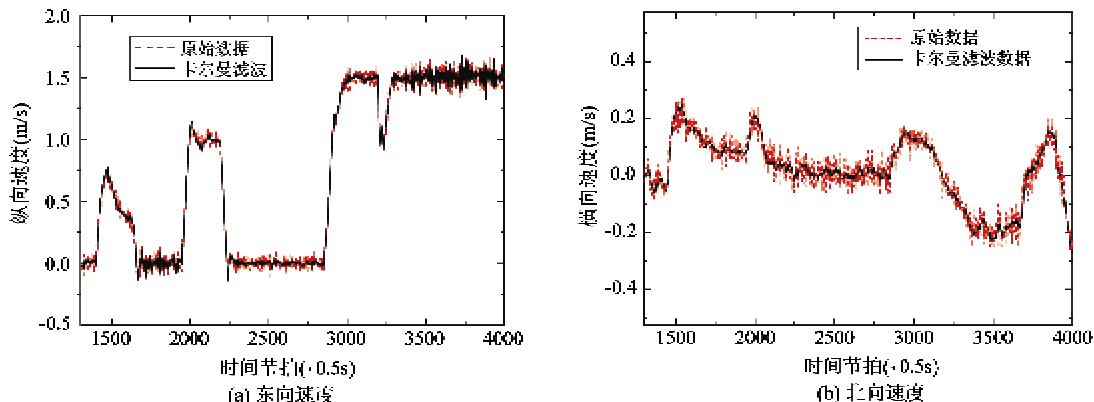


图 4 滤波结果对比

求。图 5 为分别采用 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波及改进算法的导航数据与 GPS 数据比较的结果,由图中可以看出采用改进滤波算法的导航推算结果与 GPS 数据更加接近。图 6 为分别采用二种算法的导航误差结果比较。图 7-图 9 给出了基于改进的自适应卡尔曼滤波的航位推算与 GPS 数据结果的比较,图中虚线为 GPS 测得的 AUV 位置轨迹,实线为组合导航计算给出的 AUV 航迹曲线,其中图 7 为总

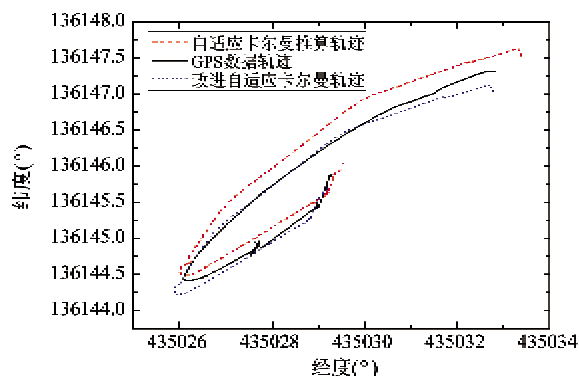


图 5 自适应卡尔曼滤波算法及其改进算法的导航数据与 GPS 数据的比较

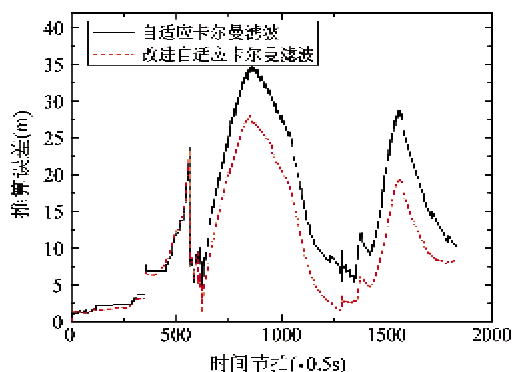


图 6 自适应卡尔曼滤波算法及其改进算法的导航误差比较

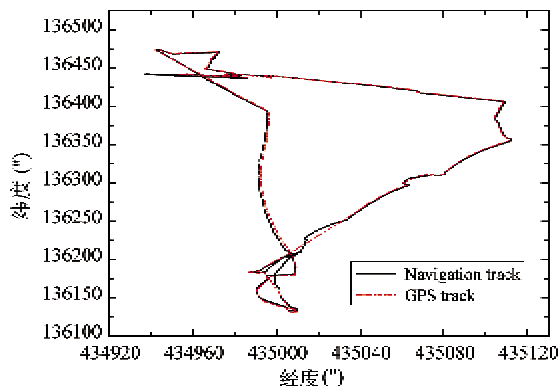


图 7 总的航迹对比

的航迹对比结果,图 8 和图 9 分别为航位推算经度、纬度与 GPS 相应经度、纬度的对比结果,在图中 GPS 经度和纬度值有时不变是由于风浪的影响遮挡 GPS 天线导致 GPS 接收不到卫星数据。由试验结果可以看出基于改进的自适应卡尔曼滤波的组合导航系统的实用性和有效性,其导航精度较高。

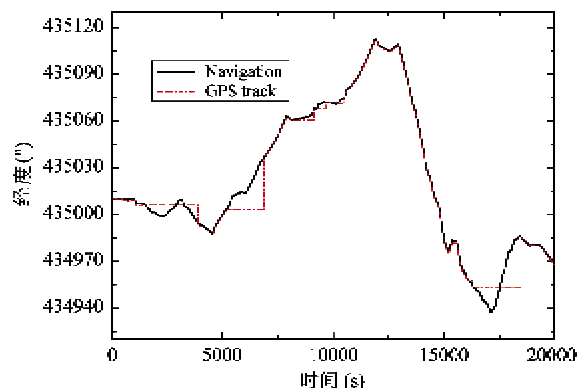


图 8 航位推算经度对比

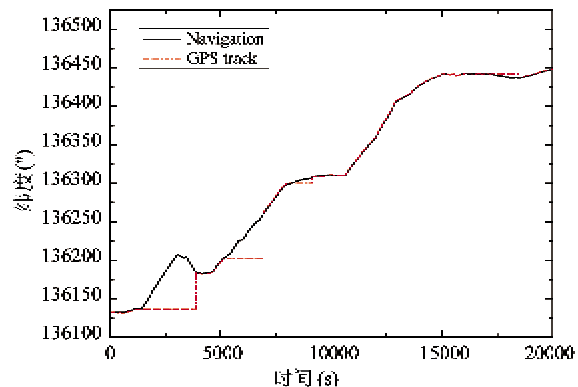


图 9 航位推算纬度对比

6 结论

水下机器人运动感知传感器信息的准确性对于水下机器人的位置导航极其重要。由于水下机器人工作环境复杂,干扰噪声信号大,对水下机器人运动及姿态传感器等信息进行数据滤波处理就显得尤为重要。为改善滤波效果,我们将自适应卡尔曼滤波应用于水下机器人组合导航系统,采取渐消记忆指数加权方法引入了遗忘因子,并采用预报残差的方法构造了最佳遗忘因子公式,同时采取措施以避免因对噪声统计特性的估计精度不高而有可能造成滤波结果的发散。海试实验结果表明该改进的自适应卡尔曼滤波具有良好的滤波效果,可以满足水下机器人执行各种作业任务的水下导航定位精度。

参考文献

- [1] 徐玉如, 庞永杰, 甘永等. 智能水下机器人技术展望. 智能系统学报, 2006, 1(1): 9-16
- [2] Williams D P. On optimal AUV track-spacing for underwater mine detection. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Anchorage, USA, 2010. 4755-4762
- [3] Goodman L, Wang Z K. Turbulence observations in the northern bight of monterey bay from a small AUV. *Journal of Marine Systems*, 2009, 77(4): 441-458
- [4] 孙玉山, 王建国, 万磊等. 基于 VxWorks 的水下机器人嵌入式导航系统的研究. 应用基础与工程科学学报, 2009, 17(6): 9-16
- [5] Pang Y J, Sun Y S, Gan Y, et al. An integrated GPS/DR navigation system for AUV. *Journal of Marine Science and Application*, 2006, 5(4): 8-13
- [6] Marco D B, Healey A J. Current developments in underwater vehicle control and navigation: The NPS ARIES AUV. In: Proceedings of the Oceans Conference Record IEEE, Providence, USA, 2000. 1011-1016
- [7] 莫军, 徐剑锋, 王光辉. AUV 水下导航信息融合方法研究. 海军工程大学学报, 2009, 21(1): 54-58
- [8] Lee C M, Lee P M, Hong S W, et al. Underwater navigation system based on an inertial sensor and a Doppler velocity log using indirect feedback Kalman filter. In: Proceedings of the 14th International Offshore and Polar Engineering Conference, Toulon, France, 2004. 214-221
- [9] 朱海, 莫军. 水下导航信息融合技术. 北京: 国防工业出版社, 2002. 179-186
- [10] 徐景硕, 秦永元, 彭蓉. 自适应卡尔曼滤波器遗忘因子选取方法研究. 系统工程与电子技术, 2004, 26(11): 1152-1154

An improved self-adaptive Kalman filter algorithm and its application in integrated navigation systems for AUV

Sun Yushan, Li Yueming, Wan Lei, Pang Yongjie

(National key Laboratory of Science and Technology on Underwater Vehicle,
Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Abstract

According to the working characteristics of autonomous underwater vehicles (AUVs) and their navigation requirements when performing underwater tasks, the architecture of integrated navigation systems for AUVs based on dead-reckoning was designed. The motion equation and the observation equation of underwater vehicles were constructed, and a self-adaptive Kalman filter was adopted for processing the data from underwater vehicles' sensors. To overcome the disadvantages of the self-adaptive Kalman filter, the forgetting factor was introduced based on the fading exponent method, and the residual prediction algorithm was used for computing the optimal forgetting factor. And some measures were taken to ensure the half positive of the matrix of system noisy estimation and the positive of the matrix of measure noisy estimation, which can avoid divergence. The sea experimental results show that the improved self-adaptive Kalman filter method is effective, and can meet the AUVs' demand in navigation and positioning when they carry out underwater missions.

Key words: autonomous underwater vehicle (AUV), integrated navigation, dead-reckoning, self-adaptive Kalman filter