

文章编号: 1002-0446(2003)03-0231-04

基于超短基线/多普勒的水下机器人位置估计*

邢志伟^{1,2} 张禹^{1,2} 封锡盛¹

(1. 中国科学院沈阳自动化所 沈阳 110016; 2. 中国科学院研究生院)

摘要: 为解决深海复杂环境下采用水声定位系统实现水下机器人位置控制所带来的反馈信号延迟问题, 提出了基于 USBL/Doppler 的水下机器人位置估计算法. 文中首先根据导航系统确定卡尔曼滤波器结构并建立了系统的状态方程和观测方程, 同时, 为了提高估计精度, 引入自适应卡尔曼滤波理论, 以降低系统对环境噪声估计精度的敏感性. 最后通过数字仿真验证了算法的有效性, 并给出了结论.

关键词: 超短基线; 多普勒; 定位; 估计; 水下机器人; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

POSITION ESTIMATION OF UNDERWATER VEHICLE BASED ON USBL/DOPPLER

XING Zhirwei^{1,2} ZHANG Yu^{1,2} FENG Xisheng¹

(1. *Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016;*

2. *Postgraduate School, Chinese Academy of Sciences*)

Abstract A Position estimation algorithm for underwater vehicle is proposed based on the USBL/Doppler to cope with position feedback delay due to the underwater acoustic positioning system. The Kalman filter structure with the state equation and observation equation is established according to the navigation system for underwater vehicle. Moreover, the theory of adaptive Kalman filter is incorporated into the algorithm in order to enhance the estimation precision and make the system insensitive to the environment and initial conditions. Simulation result verifies the validity of the algorithm and conclusion is provided at the end of the paper.

Keywords: USBL, Doppler, position, estimation, underwater vehicle, Kalman filter

1 引言(Introduction)

近年来, 水下机器人, 特别是有缆水下机器人 (ROV) 在各个领域得到了广泛应用, 为了适应水下复杂的环境, 提高水下机器人的作业能力和精度, 要求水下机器人具有高精度动力定位能力, 要实现水下机器人的高精度控制, 首先必须获得其高精度的位置和姿态信息. 水下机器人的深度/高度(Z/H)、航向(Θ)、纵倾角(Φ)等信息可以由深度计/高度计、罗盘、倾角仪等传感器直接测得, 一般来说, 这些传感器具有很宽的工作频带, 在测量精度和数据刷新频率方面都能满足实时控制要求. 对于水平面上的位置数据(X, Y)可以通过声学传感器(长基线(LBL)、

短基线(SBL)、超短基线(USBL))测得, 在控制系统中采用声学传感器作位置闭环时主要存在两个问题, 一是测量精度, 声学传感器的测量精度一般较低, 二是数据刷新频率, 受声波在水中的传播速度(约1500m/s)的限制, 采用声学传感器对水下机器人进行位置测量时将会产生数据延迟, 特别是对于深海作业机器人其位置数据延迟将达到秒级. 因此, 在深海环境下对水下机器人作位置控制时, 直接应用声学传感器将由于反馈延迟而无法满足控制要求, 所以必须借助其它的传感器进行实时位置推算. 目前已提出多种基于组合导航的水下机器人位置估计方法^[2-6]. Whitcomb^[2]等提出一种基于 Doppler/LBL 的水下机器人位置估计算法, 并利用 JASON

* 基金项目: 中国科学院创新基金资助项目(资助号: A010603).

收稿日期: 2002-12-03

AUV 进行了实验研究,取得了很好的效果. Andreas Huster^[6]等提出了基于视觉和惯性测量单元的位置估计算法. Bennamou^[3]等提出了基于 GPS/INS/SONAR 的位置估计算法,其算法的基本思想是当水下机器人在水面运行时,采用 GPS(全球定位系统)信号和 INS(惯性导航系统)信号进行位置估计,当水下机器人在水下运行时,则采用 INS 信号和声纳信号进行位置估计,并给出了仿真结果. 本文应用自适应卡尔曼滤波理论,提出了基于 USBL/Doppler 的水下机器人位置估计算法,从而为深海作业机器人动力定位提供了一条解决途径,最后通过仿真验证了算法的有效性.

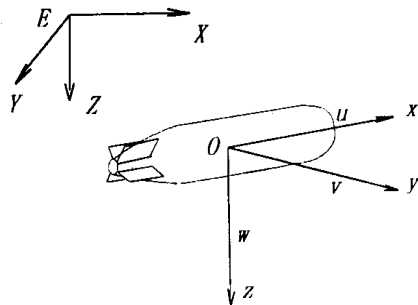


图 1 水下机器人坐标系

Fig. 1 Reference frame of underwater vehicle

2 导航系统及滤波器结构 (Structure of navigation system & filter)

2.1 坐标系及变换

在讨论水下机器人导航与定位问题时,首先要确定一个固定坐标系(E-XYZ)坐标系的原点可以取在海平面或海中任意点,其中,EZ 指向地心,水平面采用北东坐标系,此外还要定义动坐标系(O-xyz)动坐标系是与水下机器人载体固联在一起的.原则上,动坐标系原点和坐标轴的方向可以任意选取,为了方便可以将 ox 轴与水下机器人主对称轴取向一致,而 oy 轴与辅助对称轴取向一致,沿动坐标系三轴的速度分别用 u, v, w 表示,设水下机器人的航向角用 θ 表示,同时,在位置推算中不考虑横摇和纵倾的影响,则水下机器人动坐标系和定坐标系间的变换可以表示为

$$\dot{\eta} = J(\eta)V \quad (1)$$

其中,

$$\eta = [X, Y, Z]^T, V = [u, v, w]^T$$

$$J(\eta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2.2 导航系统及卡尔曼滤波器结构

水下机器人导航系统由超短基线水声定位系统(USBL)、深度传感器、罗盘、角速率陀螺、多普勒(Doppler)组成,超短基线定位系统用来测量水下机器人相对母船的位置,水下机器人的深度、航向、角速率、水平面的速度由其它相应的传感器测得,为了进行准确的位置估计,应用卡尔曼滤波器对上述数据进行修正,卡尔曼滤波器结构如图 2 所示.

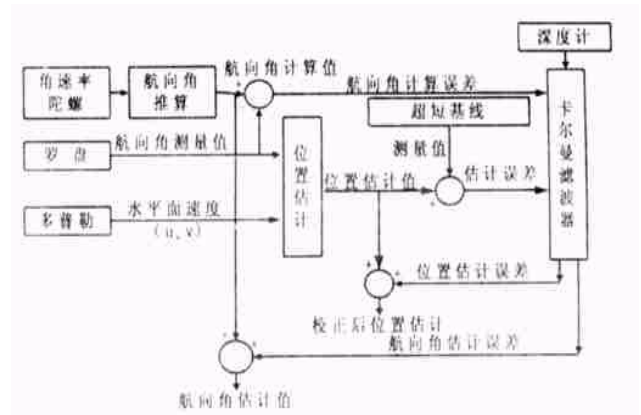


图 2 卡尔曼滤波器结构

Fig. 2 Structure of Kalman filter

卡尔曼滤波器的输入量包括航向角的计算误差和位置估计误差,其输出是经过滤波的航向角及位置估计误差,下面详细讨论水下机器人位置估计的卡尔曼滤波算法.

3 自适应卡尔曼滤波算法与水下机器人位置估计 (Adaptive kalman filter & position estimation of underwater vehicle)

3.1 自适应卡尔曼滤波算法

在卡尔曼滤波算法中,系统状态噪声和模型噪声的统计特性是否正确直接影响到卡尔曼滤波器状态估计的最优性.对于超短基线(USBL)/多普勒(Doppler)集成定位系统来说,系统的运行噪声与测量噪声的统计特性与诸多因素相关,如系统的运行状态、环境等(如罗盘的漂移及声速波动引起超短基线测量精度的改变等),所以很难获得系统状态和测量噪声的准确的统计信息,这样如果采用固定协方差(Q 和 R)的卡尔曼滤波器势必导致产生很大的估计误差,甚至会影响到卡尔曼滤波器的收敛性.为改进估计质量,在不少应用场合提出采用自适应卡尔曼滤波技术^[4,7,8].自适应卡尔曼滤波包含两方面的含义,一是系统模型的自适应,二是系统状态和测量噪声统计特性的协方差阵的自适应(即 Q 和 R 的自

适应). 第一个问题主要涉及到系统设计和辨识方面的问题, 在本文中假定系统的模型参数准确, 主要讨论应用基于新息序列的自适应估计算法^[4,8] (Innovation-based Adaptive Estimation, IAE) 实现卡尔曼滤波器噪声统计特性协方差的自适应. 设离散时间系统的状态方程和输出方程分别为

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \Phi(k+1, k)x(k) + \Gamma(k+1, k)w(k) \\ y(k) &= C(k)x(k) + v(k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\Phi(k+1, k)$ 为状态转移矩阵, $C(k)$ 为观测矩阵, $w(k), v(k)$ 分别为模型噪声和观测噪声, 且有

$$\begin{aligned} E[w(k)] &= 0 \\ Cov[w(k), w(j)] &= Q(k)\delta_{kj} \\ \forall k, j &\geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} E[v(k)] &= 0 \\ Cov[v(k), v(j)] &= R(k)\delta_{kj} \\ \forall k, j &\geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

则系统的新息 $v(k)$ 定义为系统 k 时刻的测量值 $y(k)$ 与卡尔曼滤波器 k 时刻估计值 $C(k)\hat{x}(k|k)$ 的差值, 即

$$v(k) = y(k) - C(k)\hat{x}(k|k) \quad (5)$$

理论上, $v(i)$ 在不同时刻是互不相关的, 也就是说, 在 k 时刻, $v(k)$ 的值无法通过以前时刻的值预测出来, 所以 $v(k)$ 代表了 k 时刻系统的输出值最新信息, 应用极大似然原理, 可得系统输出噪声的自适应律为^[4]

$$\hat{R}(k) = \hat{C}_{vk} + C(k)P(k|k)C^T(k) \quad (6)$$

其中

$$\hat{C}_{vk} = \frac{1}{N} \sum_{j=j_0}^k v(j)v^T(j) \quad (7)$$

$$\Phi(k+1, k) = \frac{\partial f_i}{\partial s v_j} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & -T_s[u(k)\sin\theta(k) + v(k)\cos\theta(k)] & T_s\cos\theta(k) & -T_s\sin\theta(k) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s[u(k)\cos\theta(k) - v(k)\sin\theta(k)] & T_s\sin\theta(k) & T_s\cos\theta(k) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (11)$$

3.2.2 系统测量方程

在进行水下机器人位置估计时, 可以实时测得的状态量包括: 航向角 θ 、深度 Z 、水平面的速度 u, v 以及角速度 ω , 水下机器人位置 X, Y 可以由超短基线定位系统给出, 但是由于声波在水中的传输时延, 无法得到实时信息, 设声波在水中的传播时间为 $t = d * T_s$, 假定在 $t = k * T_s$ 时刻水声应答器向接收基阵发出定位信号, 由于传输时延, 水下机器人要在 t

N 为自适应窗口长度, $P(k|k)$ 为 k 时刻卡尔曼滤波器的方差估计, $j_0 = k - N + 1$ 同理, 可以得出系统状态噪声自适应律为

$$\begin{aligned} \hat{Q}(k) &= \frac{1}{N} \sum_{j=j_0}^k \Delta x_j \Delta x_j^T + P(k|k) \\ &- \Phi(k, k-1)P(k|k-1)\Phi^T(k, k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\Delta x(k) = K(k)v(k)$, $K(k)$ 为 k 时刻卡尔曼滤波增益, 下面应用上述算法思想, 进行水下机器人位置估计.

3.2 水下机器人位置估计

3.2.1 状态变量的选择及状态转移方程

选择水下机器人的位置 (X, Y, Z, θ) 、水平速度 (u, v) 及角速率 ω 为待估计状态矢量, 其中 θ 为水下机器人航向角, 即

$$sv = [X, Y, Z, \theta, u, v, \omega]^T \quad (9)$$

则根据(1)式, 可得系统的状态转移方程为

$$\begin{aligned} X(k+1) &= X(k) + [u(k)\cos\theta(k) - v(k)\sin\theta(k)]T_s \\ Y(k+1) &= Y(k) + [u(k)\sin\theta(k) + v(k)\cos\theta(k)]T_s \\ Z(k+1) &= Z(k) \\ \theta(k+1) &= \theta(k) + \tilde{\omega}(k)T_s \\ u(k+1) &= u(k) \\ v(k+1) &= v(k) \\ \tilde{\omega}(k+1) &= \tilde{\omega}(k) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, T_s 为系统的采样时间, 根据扩展卡尔曼滤波思想, 将(10)在 $sv(k)$ 点进行线性化, 可得系统的状态转移矩阵, 表示为

$= (k+d) * T_s$ 才能接收到 k 时刻的位置信息 X_{km}, Y_{km} 此时, 在 $t = (k+d) * T_s$ 时刻, 水下机器人的位置估计为

$$\begin{aligned} X_{k+d} &= X_k + \sum_{i=1}^d [u(k+i-1)\cos\theta(k+i-1) \\ &- v(k+i-1)\sin\theta(k+i-1)]T_s \\ Y_{k+d} &= Y_k + \sum_{i=1}^d [u(k+i-1)\sin\theta(k+i-1) \\ &+ v(k+i-1)\cos\theta(k+i-1)]T_s \end{aligned} \quad (12)$$

其中, X_k, Y_k 为 k 时刻水下机器人位置估计, 令

$$\begin{aligned} \Delta X_d &= \sum_{i=1}^d [u(k+i-1)\cos\theta(k+i-1) \\ &\quad - v(k+i-1)\sin(k+i-1)]T_s \\ \Delta Y_d &= \sum_{i=1}^d [u(k+i-1)\sin\theta(k+i-1) \\ &\quad + v(k+i-1)\cos\theta(k+i-1)]T_s \end{aligned} \quad (13)$$

则根据 k 时刻测量值 X_{km}, Y_{km} 和 k 时刻估计值 X_k, Y_k , 应用(5)-(11)的卡尔曼滤波公式, 可得时刻的最优估计 $X(k|k), Y(k|k)$, 则可得 $(k+d)$ 时刻水下机器人位置的估计值为

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+d|k) &= \hat{X}(k|k) + \Delta X_d \\ \hat{Y}(k+d|k) &= \hat{Y}(k|k) + \Delta Y_d \end{aligned} \quad (14)$$

综上, 可取水下机器人的测量矢量为 $y_m = [X, Y, Z, \theta, y, v, \omega]^T$, 其中, X, Y 每隔 $d \cdot T_s$ 秒刷新一次, 其余变量每隔秒刷新一次.

4 仿真结果(Simulation result)

仿真模型采用文献[1]给出的六自由度水下机

器人 NEROV 模型, $T_s = 0.2, d = 5$ 假设超短基线定位系统的工作频率为(19-36Hz), 测量精度为斜距的 0.2%, 罗盘采用普通磁罗盘, 测量精度为 1° , 角速率陀螺的测量精度为 $0.01^\circ/s$, 多普勒的测量精度取为 $0.01m/s$, 各传感器的噪声均假定为均值为 0 的白噪声. 干扰为海流, 海流模型为一阶马尔科夫过程, 表示为

$$\dot{b} = -Tb + \Psi n \quad (15)$$

其中, T 为时间常数, n 为均值为 0 的白噪声, Ψ 为加权项, 传感器测量值表示为

$$y_m = y_r + \zeta \quad (16)$$

其中, y_m, y_r 分别为测量值和真值, ζ 为随机噪声, 其强度根据传感器的精度确定. 水下机器人只在海流作用下的位置估计如图 3~6 所示, 图 5 和图 6 分别给出了采用一般的扩展卡尔曼滤波和自适应卡尔曼滤波的估计误差, 可见, 与传统卡尔曼滤波器相比, 采用自适应卡尔曼滤波算法取得了更好的估计精度.

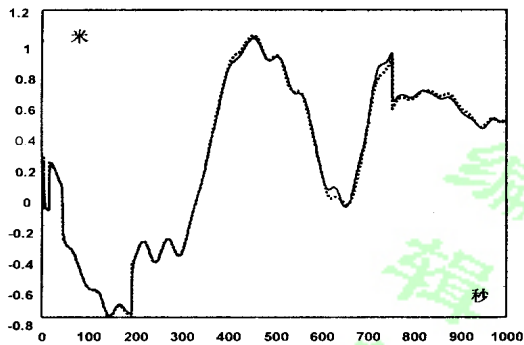


图 3 X 方向的估计值(-)和真值(·)

Fig. 3 Estimation(dotted)and real(solid)value in X direction

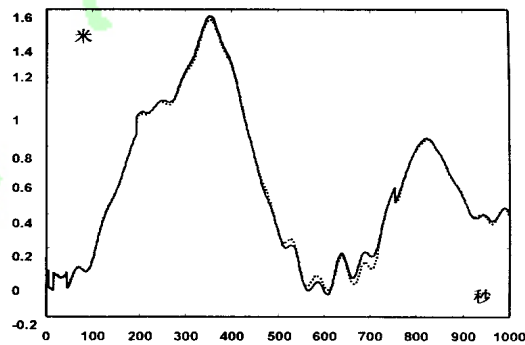


图 4 Y 方向的估计值(-)和真值(·)

Fig. 4 Estimation(dotted)and real(solid)value in Y direction

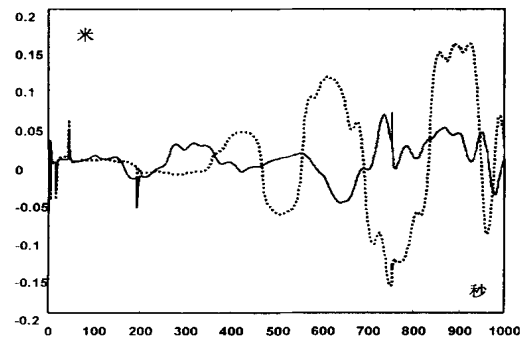


图 5 X 方向的估计误差 EKF(·)IAE(·)

Fig. 5 Estimation error in X direction, EKF(·)IAE(·)

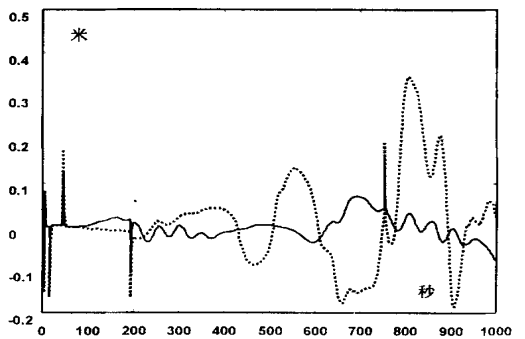


图 6 Y 方向的估计误差 EKF(·)IAE(·)

Fig. 6 Estimation error in Y direction, EKF(·)IAE(·)