

文章编号: 1674-5566(2023)05-0967-11

DOI: 10.12024/jsou.20230604245

## 基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的饵料动态称重算法

张丽珍<sup>1,2</sup>, 李旗明<sup>1,2</sup>, 吴迪<sup>1,2</sup>, 保冶君<sup>1,2</sup>, 何睿杰<sup>1,2</sup>, 李志坚<sup>1,2,3</sup>

(1. 上海海洋大学 工程学院, 上海 201306; 2. 上海海洋可再生能源工程技术研究中心, 上海 201306; 3. 湖南大学 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 投饵是虾塘养殖中的重要环节, 获取剩余饵料质量是实现精准投饵的关键。为解决在投饵过程中由环境、系统自身等因素引起的剩余饵料称重不准确问题, 提出了一种适用于投饵船饵料动态称重的自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波算法(SHFL-ASTUKF)。首先, 建立称重系统的二阶模型, 并对量测结果进行滤波。然后, 在渐消因子快速引入的基础上, 使用奇异值分解替换 Cholesky 分解处理误差协方差问题。同时, 结合模糊控制算法和 Sage-Husa 自适应滤波, 自适应更新量测噪声协方差和系统噪声协方差, 从而抑制滤波过程中的发散情况。对 SHFL-ASTUKF 进行实例数据仿真和实验验证, 结果表明, 与强跟踪无迹卡尔曼滤波相比, 实例数据仿真中, RMSE 提高了 14.9%, 投饵船剩余饵料称重实验中 RMSE 平均提高了 15.15%, MAE 提高 17.27%, 所提出的算法具有更高的动态测量精度和更好的降噪效果。

**关键词:** 精准投饵; 动态称重; 数据降噪; 无迹卡尔曼滤波; 模糊控制

**中图分类号:** TH 715; TN 713; S 969.31 **文献标志码:** A

投饵是虾塘养殖过程中的重要环节, 由于投饵环节工作强度大, 投饵精度要求较高, 智能化投饵设备逐渐代替人力投饵成为主要投饵方式<sup>[1-2]</sup>。目前移动式虾塘投饵船的精准投饵研究主要为定量下料式精准投饵<sup>[3-4]</sup>。在投饵过程中, 受环境、系统本身等因素影响, 实际投饵量与期望投饵量不一致, 控制系统无法获取准确的剩余饵料质量, 不能做出正确的投饵决策, 造成投饵过量或投饵不足, 影响水产品的生长<sup>[5]</sup>。因此, 实时获取准确的剩余饵料质量, 实现精准投饵, 是虾塘养殖的关键。动态称重一般通过称重传感器获取剩余饵料量, 称重传感器量测值中包含各种噪声<sup>[6]</sup>, 称重系统获取的数据与实际值存在一定误差, 因此需要对通过称重传感器直接获取的数据使用算法进行降噪处理。

动态称重数据降噪方面的算法主要有经验模态分解<sup>[7]</sup>、小波变换算法<sup>[8]</sup>、卡尔曼滤波

(Kalman filtering, KF)<sup>[9]</sup>、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filtering, UKF)<sup>[10]</sup>以及强跟踪无迹卡尔曼滤波(Strong tracking unscented Kalman filtering, STUKF)<sup>[11]</sup>等。KF在处理较为复杂的非线性系统时精度会降低。UKF与STUKF对于线性与非线性都有较好的滤波效果, 但是UKF与STUKF通常将量测噪声与系统噪声设为定值, 与实际应用情况不一致。文献[12]提出快速强跟踪无迹卡尔曼滤波(Speedy strong tracking unscented Kalman filtering, SSTUKF), 通过渐消因子近似引入, 在保证滤波精度相差不大的前提下降低计算量; 文献[13]通过在Sigma点集中引入渐消因子, 使得算法仅需进行一次无迹变换, 提高算法计算速度, 但在跟踪突变存在一定延时; 文献[14]在强跟踪无迹卡尔曼滤波的基础上提出一种自适应常值噪声估计器, 构建了突变检测算法提高突变检测能力, 滤波精度大幅提高的同

收稿日期: 2023-06-15 修回日期: 2023-07-21

**基金项目:** 上海市科技兴农技术创新项目(2022-02-08-00-12-F01096); 国家重点研发计划蓝色粮仓科技创新专项(2019YFD0900401); 上海市水产动物良种创制与绿色养殖协同创新中心项目(2021科技02-12); 上海市工程技术研究中心建设计划(19DZ2254800); 国家自然科学基金国家重大科研仪器研制项目(62027810)

**作者简介:** 张丽珍(1967—), 女, 教授, 研究方向为渔业装备。E-mail: lzzhang@shou.edu.cn

**通信作者:** 李志坚, E-mail: lzjesu@163.com

版权所有 ©《上海海洋大学学报》编辑部(CC BY-NC-ND 4.0)

Copyright © Editorial Office of Journal of Shanghai Ocean University (CC BY-NC-ND 4.0)

<http://www.shhydx.com>

时也增加了计算量。

针对以上算法存在的不足,本文以移动式虾塘投饵船称重系统为研究对象,提出一种改进的噪声自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波算法(SHFL-ASTUKF),在渐消因子快速引入的基础上,通过模糊控制算法与Sage-Husa自适应滤波对量测噪声与系统噪声次优估计,提高滤波精度。

### 1 SHFL-ASTUKF算法

#### 1.1 动态称重系统数学模型

如图1所示,将投饵船动态称重系统的称重部分等效为二阶系统<sup>[15]</sup>。

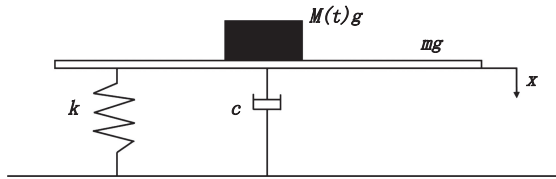


图1 动态称重系统模型

Fig. 1 Dynamic weighing system model

建立动态称重部分的微分方程:

$$[M(t) + m]\ddot{x} + c\dot{x} + kx = [M(t) + m]g \quad (1)$$

式中: $m$ 为船体质量,kg; $M(t)$ 为饵料质量,kg; $k$ 为称重系统等效刚度,N/s; $c$ 为称重系统等效阻尼系数; $x$ 为参考零点相对位移量,m; $g$ 为重力加速度,  $m/s^2$ 。

由式(1)可知,投饵船进行投饵工作时,饵料质量不断减少,此时,该称重系统为一个时变的

$$\begin{cases} \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} & i = 0 \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} + \left[ \sqrt{(n + \kappa) P_{k-1}} \right] & i = 1, 2, \dots, n \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} - \left[ \sqrt{(n + \kappa) P_{k-1}} \right] & i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases}$$

相应的均值权值  $W_m^i$  和协方差权值  $W_c^i$  为

$$\begin{cases} W_m^0 = \frac{\kappa}{n + \kappa} \\ W_c^0 = \frac{\kappa}{n + \kappa} + (1 + \beta - \alpha^2) \\ W_m^i = W_c^i = \frac{\kappa}{2(n + \kappa)} \quad i \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\kappa$ 为调节因子,  $\kappa = \alpha^2(n_i + \beta) - n$ ,  $\alpha$ 为比例因子,  $\alpha \in [0, 1]$ ,一般取很小的正数,取  $\alpha = 1 \times 10^{-3}$ ,  $\beta$ 为次级比例因子,取值与变量的数目有关,  $\beta$ 取值为0。

非线性系统。令  $z_1 = x = x_1, z_2 = \dot{x} = x_2, M(t) + m = a, [M(t) + m]g = u$ ,将式(1)整理后为线性时变的状态空间表达式:

$$\dot{x} = A_1 x + B_1 u \quad (2)$$

$$z = Cx \quad (3)$$

$$\text{式中, } \dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{a} \end{bmatrix}, A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{k}{a} & -\frac{c}{a} \end{bmatrix},$$

$$z = [z_1], C = [1 \quad 0]。$$

考虑模型的不准确性以及量测过程中的噪声干扰,式(2)、(3)离散化<sup>[16]</sup>处理后的状态空间方程为:

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \\ z_k = Hx_k + v_k \end{cases} \quad (4)$$

式中: $A = I - TA_1, B = TB_1, H = C, w_k$ 和  $v_k$ 分别为系统噪声与量测噪声。

#### 1.2 标准STUKF算法

一般非线性系统为

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: $x_k$ 和  $z_k$ 为分别为状态向量与量测向量,  $f()$ 和  $h()$ 分别为非线性状态函数和量测函数,  $w_k$ 和  $v_k$ 分别为系统噪声与量测噪声。

设  $k-1$ 时刻的状态估计值为  $\hat{x}_{k-1}$ ,协方差为  $P_{k-1}$ ,采用比例修正采样策略,得到  $2n+1$ 个采样点  $\chi_{k-1}^i$ <sup>[17]</sup>,计算公式如下:

$$\begin{cases} i = 0 \\ i = 1, 2, \dots, n \\ i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (6)$$

未引入渐消因子时的协方差  $P_{k/k-1}$ :

$$\gamma_{k-1}^i = f(\chi_{k-1}^i) \quad (8)$$

$$\hat{x}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i \gamma_{k-1}^i + q_{k-1} \quad (9)$$

$$P_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1})(\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1})^T + Q_{k-1} \quad (10)$$

根据估计值  $\hat{x}_{k/k-1}$ 和协方差  $P_{k/k-1}$ ,结合采样策略公式可得到  $2n + 1$ 个Sigma采样点  $\delta_{k-1}^i$ ,计算互协方差  $P_{xz,k}$ 、自协方差  $P_{zz,k}$ :

$$\xi_{k-1}^i = h(\delta_{k-1}^i) \quad (11)$$

$$\hat{z}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i \xi_{k-1}^i \quad (12)$$

$$P_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\delta_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}) (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1})^T \quad (13)$$

$$P_{zz,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1}) (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1})^T + R_k \quad (14)$$

由上面得到的  $P_{k/k-1}$ 、 $P_{xz,k}$ 、 $P_{zz,k}$  计算渐消因子:

$$\lambda_k = \max \left( 1, \frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[M_k]} \right) \quad (15)$$

$$\begin{cases} N_k = V_k - (P_{xz,k})^T (P_{k/k-1})^{-1} Q_k (P_{k/k-1})^{-1} (P_{xz,k}) - \beta R \\ M_k = P_{zz,k} - (P_{xz,k})^T (P_{k/k-1})^{-1} Q_k (P_{k/k-1})^{-1} (P_{xz,k}) - R_k \end{cases} \quad (16)$$

$$V_k = \begin{cases} \varepsilon_1 \varepsilon_1^T & k = 1 \\ \frac{\rho V_{k-1} + \varepsilon_k \varepsilon_k^T}{1 + \rho} & k > 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\beta$ 为弱化因子,一般 $\beta \geq 1$ ,本文取 $\beta = 1$ , $\text{tr}[\cdot]$ 为矩阵的迹。 $V_k$ 为残差的协方差矩阵, $\rho$ 为遗忘因子, $\rho \in (0, 1]$ ,本文取 $\rho = 0.97$ 。 $\varepsilon_k$ 为 $k$ 时刻的残差。 $\varepsilon_k = z_k - \hat{z}_{k/k-1}$ 。

引入渐消因子后 $\lambda_k$ 的协方差 $P_{k/k-1}$ 为:

$$P_{k/k-1} = \lambda_k \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}) (\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1})^T + Q_{k-1} \quad (18)$$

根据估计值 $\hat{x}_{k/k-1}$ 和协方差 $P_{k/k-1}$ ,按照式

$$\begin{cases} \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} & i = 0 \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} + \left[ \sqrt{(n + \lambda)} U \sqrt{\Sigma} \right] & i = 1, 2, \dots, n \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} - \left[ \sqrt{(n + \lambda)} U \sqrt{\Sigma} \right] & i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (26)$$

### 1.3.2 系统噪声协方差Q自适应

一般情况下系统噪声未知,可以通过 Sage-Husa 噪声估计器实时估计系统中的噪声方差,并将其用于系统噪声的修正,可有效抑制滤波发散,提高系统的稳定性和准确性<sup>[19-20]</sup>。

系统过程噪声估计值 $Q_k$ 和均值 $q_k$ :

$$Q_k = (1 - d_k) Q_{k-1} + d_k [K_k \varepsilon_k \varepsilon_k^T K_k^T + P_k] - \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}) (\gamma_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1})^T \quad (27)$$

$$q_k = (1 - d_k) q_{k-1} + d_k \left[ \hat{x}_{k/k-1} - \sum_{i=0}^{2n} W_m^i \gamma_{k-1}^i \right] \quad (28)$$

(11)~(14)重新计算 $\hat{z}_{k/k-1}$ 、 $P_{xz,k}$ 、 $P_{zz,k}$ ,计算卡尔曼增益 $K_k$ ,并进行状态变量 $\hat{x}_k$ 和协方差 $P_k$ 的更新:

$$K_k = P_{xz,k} P_{zz,k}^{-1} \quad (19)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k/k-1}) \quad (20)$$

$$P_k = P_{k/k-1} - K_k P_{zz,k} K_k^T \quad (21)$$

### 1.3 SHFL-ASTUKF 算法

#### 1.3.1 渐消因子近似引入

标准STUKF相对于UKF多使用了一次UT变换来计算渐消因子,通过将渐消因子直接作用到协方差 $P_k$ 、互协方差 $P_{xz,k}$ 、自协方差 $P_{zz,k}$ 来降低UT变换次数,减小计算量:

$$P_{zz,k} = \lambda_k \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1}) (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1})^T + R_k \quad (22)$$

$$P_{xz,k} = \lambda_k \sum_{i=0}^{2n} W_c^i (\delta_{k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}) (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k/k-1})^T \quad (23)$$

$$P_k = \lambda_k P_{k/k-1} - K_k P_{zz,k} K_k^T \quad (24)$$

在STUKF算法中,通常将协方差矩阵利用Cholesky分解为上三角及其转置矩阵,得到Sigma点<sup>[13]</sup>,在进行Cholesky分解时,误差协方差矩阵要求正定,这会影响到STUKF在实际应用中的稳定性,为解决这个问题,根据SVD分解原理对误差协方差进行分解<sup>[18]</sup>,如式(25)所示:

$$\sqrt{P} = U \sqrt{\Sigma} \quad (25)$$

式中: $P$ 为待分解矩阵, $U$ 为正交矩阵, $\Sigma$ 为对角矩阵。

将式(25)代入式(6)得:

$$\begin{cases} i = 0 \\ i = 1, 2, \dots, n \\ i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\varepsilon_k$ 为 $k$ 时刻的残差; $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$ ; $b$ 为遗忘因子,取值为0.95。

#### 1.3.3 量测噪声协方差R自适应

在对剩余饵料质量进行称重时,量测噪声时刻变化,需要对量测噪声进行动态调整,本文根据模糊控制原理对 $R_k$ 进行自适应调整<sup>[21-22]</sup>,即:

$$\hat{R}_k = \eta R_k \quad (29)$$

式中: $R_k$ 和 $\hat{R}_k$ 分别为自适应调整前和调整后的噪声协方差矩阵, $\eta$ 为自适应矩阵。

将理论与实际协方差之差 $e$ 和 $e$ 的变化率 $e_c$ 作为模糊控制器的输入,自适应矩阵 $\eta$ 作为模糊

控制器的输出。

$$e = tr[C_k] - tr[\hat{C}_k] \quad (30)$$

式中:  $tr[\cdot]$ 为矩阵的秩,残差协方差理论值  $C_k$  为

$$C_k = \sum_{i=0}^{2n} W_c^i \left[ (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k|k-1}) (\xi_{k-1}^i - \hat{z}_{k|k-1})^T \right] + R_k \quad (31)$$

实际残差协方差:

$$\hat{C}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+2}^k [(z_k - \hat{z}_{k|k-1})][(z_k - \hat{z}_{k|k-1})]^T \quad (32)$$

$M$ 为平滑窗口,取  $M=3$ 。定义模糊控制器的输入模糊集为

$$e = \{NB, NS, Z, PS, PB\}$$

$$e_c = \{NB, NS, Z, PS, PB\}$$

输出模糊集:

$$\eta = \{NB, NS, Z, PS, PB\}$$

模糊控制规则见表1。

### 1.4 SHFL-ASTUKF算法实现流程

首先设置相关参数并初始化,由式(26)获取

表1 模糊控制规则表

Tab. 1 Fuzzy control rule representation

$e/e_c$	NB	NS	Z	PS	PB
NB	NB	NB	NS	NS	Z
NS	NB	NS	NS	Z	Z
Z	NS	NS	Z	PS	PS
PS	NS	Z	PS	PS	PS
PB	Z	Z	PS	PS	PB

Sigma采样点,并根据式(7)计算权值  $W_m^i$  和  $W_c^i$ 。通过式(8)~(14)进行未引入渐消因子时的状态更新、量测更新。再由式(15)~(17)计算渐消因子,并通过式(27)~(32)进行系统噪声与量测噪声自适应。接着将渐消因子直接作用在相关变量上,进行协方差更新。然后由式(19)~(21)计算卡尔曼增益,进行滤波更新。最后输出  $k$  时刻的状态估计值,将状态估计值与误差协方差作为下次预测的初值。重复上述步骤直至采样结束。算法流程图如图2所示。

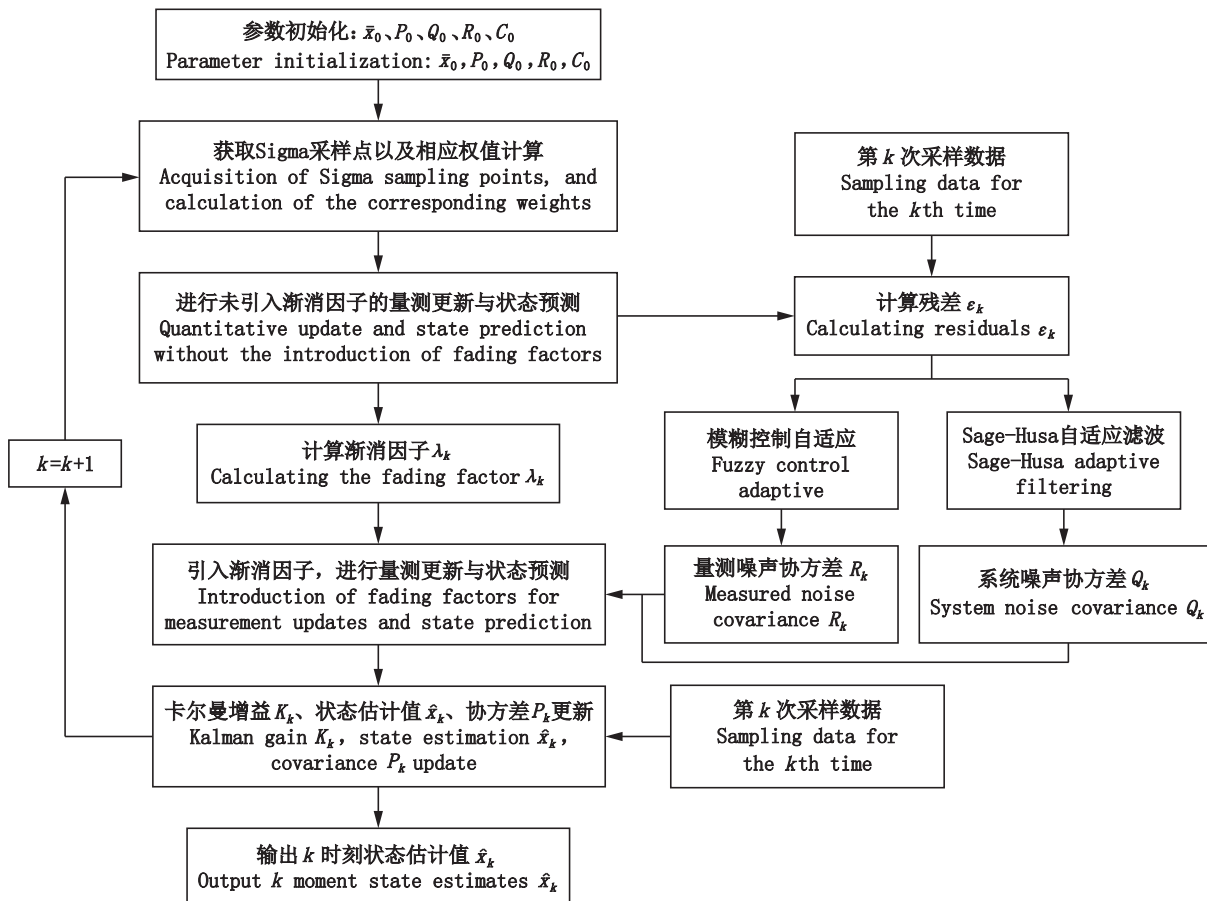


图2 SHFL-STUKF工作流程图  
Fig. 2 SHFL-STUKF workflow diagram

## 2 实验与仿真验证分析

### 2.1 仿真实例与分析

选取文献 [23] 中提出的强非线性模型

$$\begin{cases} x_k = A_1 \alpha x_{k-1} + A_2 \beta \frac{x_{k-1}}{1 + x_{k-1}^2} + \gamma \cos[1.2(k-1)] + w_{k-1} \\ z_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k \quad k = 1, \dots, N \end{cases} \quad (33)$$

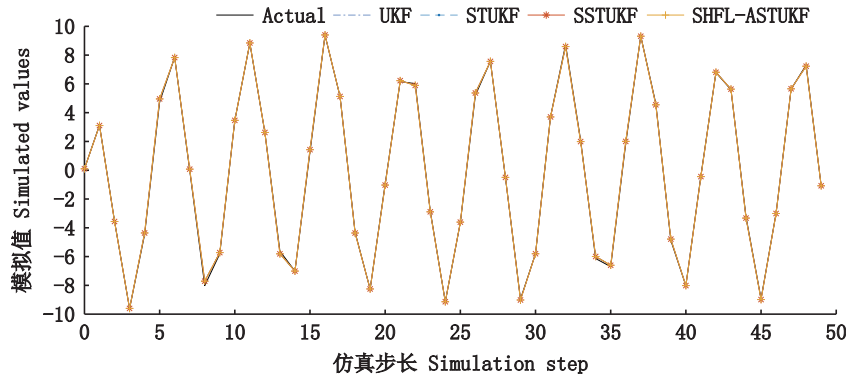
式中:  $\alpha, \beta, \gamma$  为预设参数,  $\cos[1.2(k-1)]$  为与时间无关但随时间变化的时变噪声, 通过调整  $A_1, A_2$  得来模拟系统与真实系统的失调程度, 初值  $x_0 = 0.1, P_0 = 0.1, Q = 0.01, R = 10, N = 50, \alpha = 0.5, \beta = 2.5, \gamma = 8$ 。

为验证所提出算法的精准性与有效性, 分别通过 UKF、STUKF 以及文献 [15] 所提出的快速强跟踪 UKF 与本文提出的改进算法进行仿真实例验证。为比较各算法之间的鲁棒性与滤波性能, 分别取  $A_1 = A_2 = 1$  和  $A_1 = 0.7, A_2 = 0.6$  模拟系统

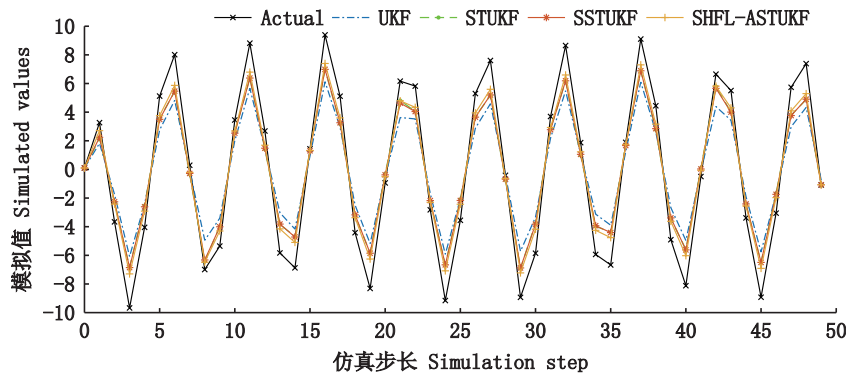
(Univariate nonstationary growth model, UNGM) 作为仿真实例, 模型:

模型与真实模型一致, 以及系统模型与真实模型不一致时的情况。

图 3 所示为不同算法的滤波结果, 纵坐标为模拟值, 横坐标为采样点数。图 3a 为系统模型与真实模型一致时的各算法滤波结果, 理论协方差等于实际协方差, 渐消因子为 1, STUKF 退化为 UKF 算法, 可以由图 3a 看出, 各滤波结果几乎一致。图 3b 为系统模型与真实模型相差较大时的滤波结果, 从图中可以看出, 各 STUKF 估计值更接近模拟值, 滤波效果均优于 UKF。



(a) 模型准确滤波结果 Model-accurate filtering results



(b) 模型失调滤波结果 Model out-of-tune filtering results

图 3 不同算法滤波结果

Fig. 3 Filter results of different algorithms

为比较所提出的算法与现有算法的性能, 使用各算法处理后结果的均方根误差 (RMSE) 与平

均绝对误差 (MAE) 作为算法估计精度与稳定性的评价指标。MAE 能较好地反映估计值误差的实际

情况,而RMSE能较好地反映异常值的影响<sup>[24]</sup>。

表2中RMSE<sub>1</sub>与RMSE<sub>2</sub>分别表示系统模型与真实模型一致、失调时的均方根误差,当模型一致时,各滤波结果基本一致,滤波精度都比较高。当系统模型失调时,UKF滤波效果降低,各STUKF算法滤波效果优于UKF,其中,SHFL-ASTUKF滤波效果最好。

表2 算法估计均方根误差  
Tab. 2 The algorithm estimates the root mean square error

算法 Algorithm	RMSE <sub>1</sub>	RMSE <sub>2</sub>
UKF	0.091	2.303
STUKF	0.091	1.720
SSTUKF	0.092	1.672
SHFL-ASTUKF	0.090	1.463

为验证各算法计算速度,通过MATLAB对4种算法进行蒙特卡洛仿真,取M=100,每次仿真步长N=50,各算法运行时间如表3所示。由表可知,

SHFL-ASTUKF在计算过程中,由于加入了Sage-Husa自适应滤波与模糊控制器,算法运行时间增加,但增加较少,与STUKF相比,运行时间增加3.88%,不影响在实际投饵过程中的使用。

表3 算法运行时间  
Tab. 3 Running time of the algorithm

算法 Algorithm	时间 Time/s
UKF	0.013 2
STUKF	0.020 6
SSTUKF	0.014 9
SHFL-ASTUKF	0.021 4

## 2.2 实验验证与分析

### 2.2.1 实验方案与装置

使用上海海洋大学研制的虾塘投饵船进行剩余饵料称重实验,主要设备为带料箱的投饵船船体、称重传感器、信号处理器,数字变送器、STM32F103ZES单片机等。实验装置如图4所示。

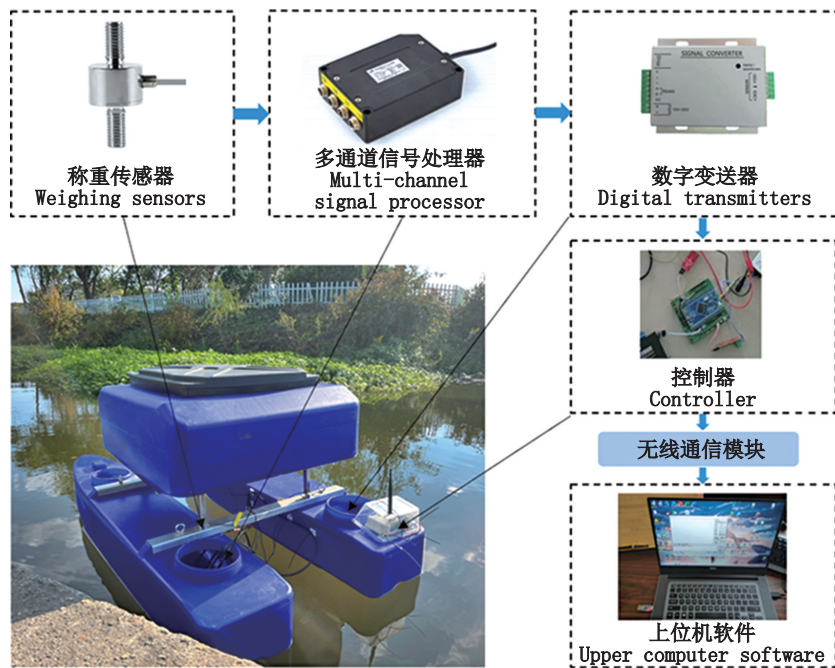


图4 实验设备

Fig. 4 Experimental equipment

根据投饵船所设计抗风浪等级条件,以及投饵船通常进行投饵工作的工况,选在风力等级为3到4级情况下,进行投饵减重实验模拟实际投饵过程,饵料总质量为16 kg,每次饵料的变化量为100 g,通过安装在料箱底座的传感器对剩余饵料质量实时称重,采样间隔为1 s,控制器将变送器传输过来的称重信号,通过无线通信模块发

送至电脑的上位机程序进行数据采集与存储,并对数据进行处理。

### 2.2.2 算法处理比较

为验证所提出算法在实际应用中的精准性与有效性,使用仿真实例中所用的算法进行对比验证。为保证算法对比有效性,各算法系统噪声与量测噪声分别设置为 $Q_0 = 0.1$ 和 $R_0 = 10$ ,其余

参数为默认值,模型为投饵船称重系统模型。

图 5 为采样时间内的剩余饵料质量, True Value 为实际剩余饵料质量, Measured Value 为称重系统直接获得的测量值, UKF、STUKF、SSTUKF、SHFL-ASTUKF 分别为各种算法对实测数据进行滤波降噪后的剩余饵料质量。由图 5 可

以看出,由于存在量测噪声与系统噪声,测量值存在误差,各算法滤波后的估计与实际值也存在一定误差,其中,由于模型失调与噪声过大,UKF 滤波效果最差,滤波结果与直接测量值接近,SHFL-ASTUKF 估计值比其余滤波估计值与测量值更接近实际值。

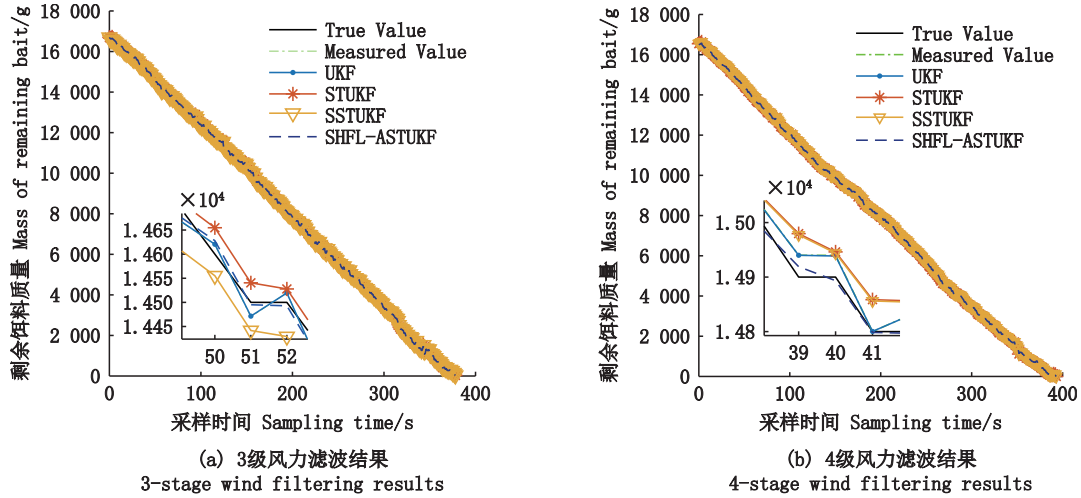


图 5 滤波估计结果

Fig. 5 Filter estimation results

图 6 为采样时间内各算法对剩余饵料质量滤波后的估计值与实际值之间的绝对误差,从图 6

可以看出,风力等级较大时,测量值与实际值的绝对误差更大,各滤波算法能够不同程度地提高

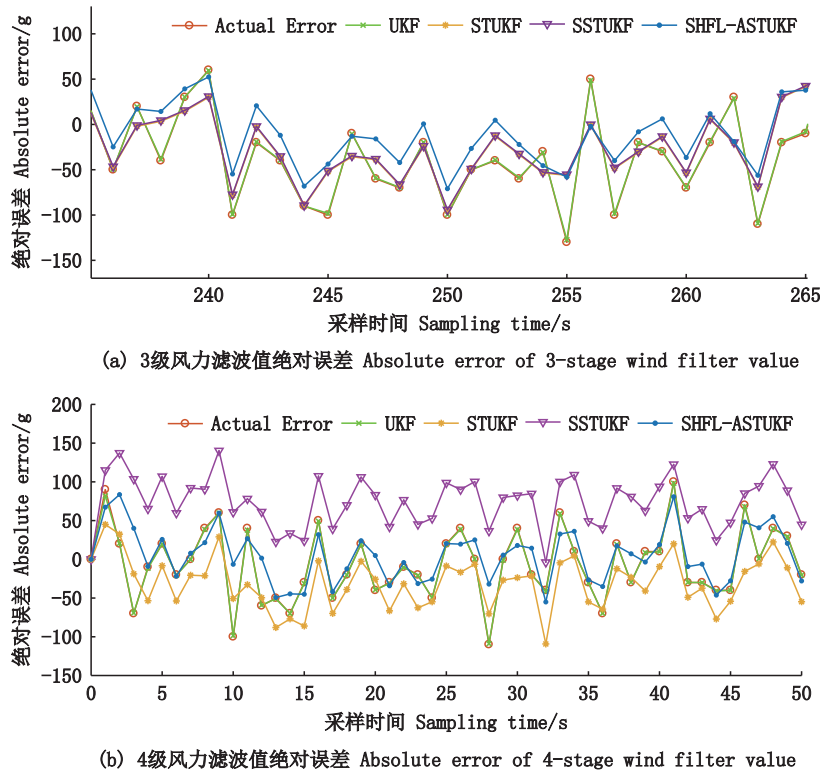


图 6 滤波算法误差评估

Fig. 6 Error evaluation of filtering algorithm

估计精度,但是当量测噪声过大时,UKF会出现发散的情况,导致估计值与实际值的偏差更大,STUKF、SSTUKF、SHFL-ASTUKF在噪声较大的时候能够达到较好的滤波效果,估计值与实际值的误差较小。与其他算法相比,SHFL-ASTUKF的估计值与实际值的误差最小,估计精度更高。

2.2.3 结果分析

表4与表5所示为UKF、STUKF、SSTUKF与SHFL-ASTUKF处理称重数据的RMSE与MAE,序号1、2分别表示3、4级风力下进行的实验。从表中可以看出,各种STUKF的RMSE与MAE均小于传统UKF,与UKF相比,SHFL-ASTUKF的RMSE分别提高了23.15%,30.52%,MAE分别提高19.81%与27.04%,STUKF与SSTUKF之间的估计精度相差不大,与STUKF以及SSTUKF相比,SHFL-ASTUKF的RMSE平均提高了15.15%与14.50%,MAE分别提高17.27%与15.99%,估计精度增加,鲁棒性更好。

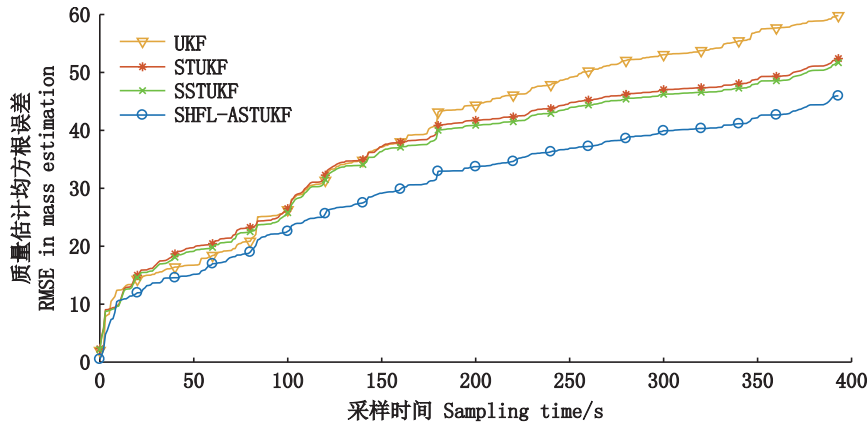
表4 算法估计精度比较(RMSE)  
Tab.4 Comparison of algorithm estimation accuracy (RMSE)

序号 Serial number	UKF	STUKF	SSTUKF	SHFL-ASTUKF
1	59.78	52.39	51.67	45.94
2	81.78	69.29	68.54	56.82

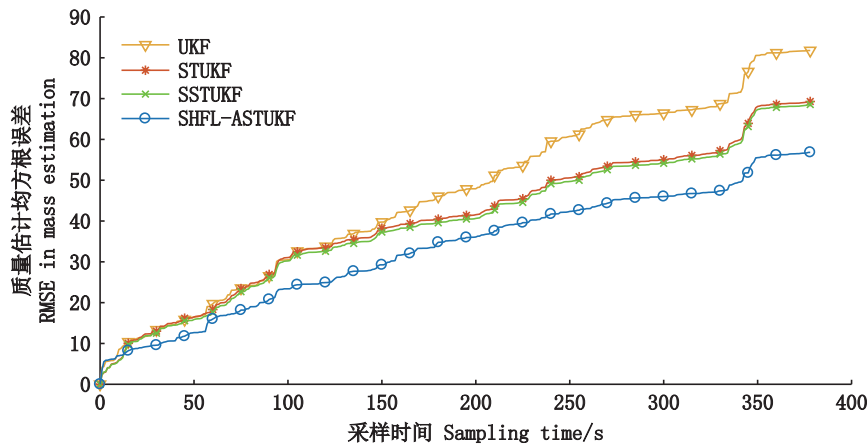
表5 算法估计精度比较(MAE)  
Tab.5 Comparison of algorithm estimation accuracy (MAE)

序号 Serial number	UKF	STUKF	SSTUKF	SHFL-ASTUKF
1	45.01	41.54	40.95	36.09
2	58.28	53.19	52.30	41.79

图7所示为UKF、STUKF与SHFL-ASTUKF在不同条件下各采样间隔的RMSE,采样开始时,由于投饵船料箱中剩余饵料较多,称重系统受噪声影响较小,各滤波估计值的RMSE较为接近,随



(a) 3级风力质量估计实时RMSE 3-stage wind weight estimation real-time RMSE



(b) 4级风力质量估计实时RMSE 4-stage wind mass estimation real-time RMSE

图7 质量估计精度

Fig.7 Mass estimation accuracy



着投饵过程中饵料的减少,受噪声的影响增大,各滤波估计值的RMSE开始增大,其中,UKF估计精度最差,STUKF次之,SHFL-ASTUKF滤波估计精度最好。

### 3 结论

现有投饵船在投饵过程中受电机振动与风浪引起的船体波动影响,称重测量数据包含噪声等因素,测量值与实际值存在较大误差。为提高剩余饵料质量称重精度,本文提出SHFL-ASTUKF的实时测量方法对结果滤波,在渐消因子快速引入、降低算法计算量的基础上,利用SVD分解原理对方差矩阵进行分解,避免协方差矩阵非正定问题,同时通过引入Sage-Husa自适应算法与模糊控制自适应算法,对系统噪声与量测噪声协方差进行自适应调整,提高滤波精度。

通过实例仿真验证在模型准确与失调情况下,比较各滤波算法的估计精度与鲁棒性,以及各算法的运行时间,并在不同条件下进行实验验证分析,结果表明:与UKF相比,SHFL-ASTUKF的RMSE分别提高了23.15%与30.52%,MAE分别提高19.81%与27.04%。与STUKF以及SSTUKF相比,SHFL-ASTUKF的RMSE平均提高了15.15%与14.50%,MAE分别提高17.27%与15.99%,所提算法能够有效提高称重精度,具有更好的鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] WU Y H, DUAN Y H, WEI Y G, et al. Application of intelligent and unmanned equipment in aquaculture: A review [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 199: 107201.
- [2] 胡庆松,曹佳瑞,郑波,等.明轮驱动虾塘自主导航投饵船设计与可靠性试验[J].*农业机械学报*,2019,50(11):121-128.  
HU Q S, CAO J R, ZHENG B, et al. Design and reliability test of paddle wheel driven shrimp pond autonomous navigation feeding boat[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(11): 121-128.
- [3] 程文平.智能型虾塘移动式投饵装置研发与试验[D].上海:上海海洋大学,2017.  
CHENG W P. Intelligent mobile shrimp pond feeding equipment development and testing [D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2017.
- [4] 张丽珍,刘单寒,陈雷雷,等.虾塘养殖船载精准投饵机设计[J].*机械设计与研究*,2021,37(5):203-206,210.  
ZHANG L Z, LIU S H, CHEN L L, et al. Design of precision feeding machine on board for shrimp pond culture [J]. *Machine Design and Research*, 2021, 37(5): 203-206, 210.
- [5] 孙月平,陈祖旭,赵德安,等.池塘河蟹养殖精准投饵系统设计与试验[J].*农业机械学报*,2022,53(5):291-301.  
SUN Y P, CHEN Z X, ZHAO D A, et al. Design and experiment of precise feeding system for pond crab culture [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 291-301.
- [6] 蔡永胜,张刚,韩祥兰,等.基于HHT的精确投饵动态称重信号的降噪和预判研究[J].*河北农业大学学报*,2019,42(1):106-113.  
CAI Y S, ZHANG G, HAN X L, et al. De-noising and pre-judgment of accurate dynamic weighing signal in automatic feeding based on HHT [J]. *Journal of Agricultural University of Hebei*, 2019, 42(1): 106-113.
- [7] 刘玉龙,李晓林.HHT在动态称重传感器处理非线性信号中的应用[J].*传感器与微系统*,2015,34(7):158-160.  
LIU Y L, LI X L. Application of HHT in dynamic weighing-in-motion sensor nonlinear signal processing [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2015, 34(7): 158-160.
- [8] 赵华,谭承君,张龙威,等.基于小波变换的桥梁动态称重系统车轴高精度识别研究[J].*湖南大学学报(自然科学版)*,2016,43(7):111-119.  
ZHAO H, TAN C J, ZHANG L W, et al. Improved identification of vehicular axles in BWIM system based on wavelet transform [J]. *Journal of Hunan University (Natural Science Edition)*, 2016, 43(7): 111-119.
- [9] REHMAN T, TAHIR W, LIM W. Kalman filtering for precise mass flow estimation on a conveyor belt weigh system [M]//ZHANG D, WEI B. *Mechatronics and Robotics Engineering for Advanced and Intelligent Manufacturing*. Cham: Springer, 2017.
- [10] ONAT A, KAYAALP B T. A joint unscented Kalman filter-based dynamic weigh in motion system for railway vehicles with traction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(14): 15709-15718.
- [11] LIANG T T, WANG M, ZHOU Z H. State estimation for sampled-data descriptor nonlinear system: A strong tracking unscented Kalman filter approach [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017(7): 1-9.
- [12] 鲍水达,张安,毕文豪.快速强跟踪UKF算法及其在机动目标跟踪中的应用[J].*系统工程与电子技术*,2018,40(6):1189-1196.

- BAO S D, ZHANG A, BI W H. Speedy strong tracking unscented Kalman filter and its application in maneuvering target tracking [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(6): 1189-1196.
- [13] 王毅, 刘恒, 侯兴哲, 等. 基于改进强跟踪 UKF 的电压暂态扰动检测 [J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(19): 109-116.
- WANG Y, LIU H, HOU X Z, et al. Transient voltage disturbance detection based on modified strong tracking UKF [J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(19): 109-116.
- [14] 牛胜锁, 王春鑫, 梁志瑞, 等. 基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的电力信号同步相量跟踪算法 [J]. *电工技术学报*, 2021, 36(11): 2255-2264.
- NIU S S, WANG C X, LIANG Z R, et al. An algorithm for tracking synchronous phasor of power signals based on improved strong tracking unscented Kalman filter [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(11): 2255-2264.
- [15] CARAPIA G Q, MARKOVSKY I. Input parameters estimation from time-varying measurements [J]. *Measurement*, 2020, 153: 107418.
- [16] 庞明勇. 基于离散模型的二维水波实时动态模拟方法 [J]. *水利学报*, 2007, 38(11): 1358-1363.
- PANG M Y. Realtime dynamic simulation of 2-D water waves based on discrete model [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2007, 38(11): 1358-1363.
- [17] 杨海学, 张继业, 张晗. 基于改进 Sage-Husa 的自适应无迹卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计 [J]. *电工电能新技术*, 2016, 35(1): 30-35.
- YANG H X, ZHANG J Y, ZHANG H. States of charge estimation of lithium-ion battery based on improved Sage-Husa adaptive unscented Kalman filters [J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2016, 35(1): 30-35.
- [18] ZHANG S Z, GUO X, ZHANG X W. An improved adaptive unscented Kalman filtering for state of charge online estimation of lithium-ion battery [J]. *Journal of energy storage*, 2020, 32: 101980.
- [19] 张明, 徐诗露, 陆东亮, 等. 基于自适应 SRUKF 算法的电力系统动态谐波状态估计 [J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(2): 102-111.
- ZHANG M, XU S L, LU D L, et al. Dynamic harmonic state estimation of a power system based on adaptive SRUKF [J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(2): 102-111.
- [20] FAN Y S, QIAO S H, WANG G F, et al. A modified adaptive Kalman filtering method for maneuvering target tracking of unmanned surface vehicles [J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112890.
- [21] XU C, ZHANG E, JIANG K, et al. Dual fuzzy-based adaptive extended Kalman filter for state of charge estimation of liquid metal battery [J]. *Applied Energy*, 2022, 327: 120091.
- [22] 肖磊, 王绍举, 常琳, 等. 采用自适应无迹卡尔曼滤波的卫星姿态确定 [J]. *光学精密工程*, 2021, 29(3): 637-645.
- XIAO L, WANG S J, CHANG L, et al. Attitude determination for satellite using adaptive unscented Kalman filter [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(3): 637-645.
- [23] TONG Y Z, ZHENG Z S, FAN W L, et al. An improved unscented Kalman filter for nonlinear systems with one-step randomly delayed measurement and unknown latency probability [J]. *Digital Signal Processing*, 2022, 121: 103324.
- [24] CUI Z H, KANG L, LI L W, et al. A combined state-of-charge estimation method for lithium-ion battery using an improved BGRU network and UKF [J]. *Energy*, 2022, 259: 124933.

## Dynamic weighing algorithm of bait based on improved strong tracking unscented Kalman filtering

ZHANG Lizhen<sup>1,2</sup>, LI Qiming<sup>1,2</sup>, WU Di<sup>1,2</sup>, BAO Yejun<sup>1,2</sup>, HE Ruijie<sup>1,2</sup>, LI Zhijian<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Engineering Science and Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. Shanghai Engineering Research Center of Marine Renewable Energy, Shanghai 201306, China; 3. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Hunan University, Changsha 410082, Hunan, China)

**Abstract:** Baiting is an important part of shrimp pond culture, and obtaining the weight of the remaining bait is the key to achieving accurate baiting. In order to solve the problem of inaccurate weighing of the remaining bait caused by the environment, the system itself and other factors, an adaptive strong-tracking unscented Kalman filtering algorithm (SHFL-ASTUKF) for the dynamic weighing of the bait on baiting boats is proposed. Firstly, a second-order model of the weighing system was established and the measurement results were filtered. Then, based on the fast introduction of the asymptotic cancellation factor, the singular value decomposition was used to replace the Cholesky decomposition to deal with the error covariance problem. Meanwhile, the fuzzy control algorithm and Sage-Husa adaptive filtering were combined to adaptively update the measurement noise covariance and the system noise covariance, so as to suppress the divergence in the filtering process. Example data simulation and experimental validation of SHFL-ASTUKF show that, compared with the strong tracking unscented Kalman filter, the RMSE is improved by 14.9% in the example data simulation, and the RMSE is improved by an average of 15.15% in the experiments of the bait weighing of the remaining bait in the baiting boat and the MAE is improved by 17.27%. The proposed algorithm has higher dynamic measurement accuracy and better noise reduction effect.

**Key words:** precision baiting; dynamic weighing; data noise reduction; unscented Kalman filter; fuzzy controls