

基于 MEKF 算法的水下机器人推进器容错控制研究

王艳君

(西安欧亚学院 信息工程学院, 西安 710065)

摘要: 针对在复杂水下环境中推进器故障易受水流、水温、水压等因素影响, 导致如伪逆重构等传统容错控制方法无法及时响应的问题, 对此, 提出基于 MEKF 算法的水下机器人推进器容错控制方法; 采用 MEKF 算法模型构建精确的水下机器人位置和姿态表达式; 分析了水下机器人在运动过程中所受的水动力效应, 包括流体阻力、升力、侧向力及其动态变化; 设计 AUV 推进器建模准则的推力分配策略; 通过融合航位预测与容错控制思想, 动态调整各推进器的推力输出, 实现对机器人行动偏转角的有效控制; 实验结果表明, 应用上述容错控制方法, 在水下直航运动、升沉运动、侧向运动中均可以实现对机器人行动偏转角的有效控制, 推进器的动力效果能够得到有效保障, 有助于维持水下机器人的运动能力。

关键词: 乘性扩展卡尔曼滤波; 水下机器人; 推进器; 容错控制; 水动力效果; AUV 模型

Research on Fault-Tolerant Control of an Underwater Robot Thruster Based on MEKF Algorithm

WANG Yanjun

(School of Information Engineering, Xi'an Eurasia University, Xi'an 710065, China)

Abstract: Aiming at the problem that thruster faults in complex underwater environments are easily affected by factors such as water flow, water temperature, and water pressure, which make traditional fault-tolerant control methods such as pseudo inverse reconstruction unable to respond in a timely manner. Therefore, a fault-tolerant control method for an underwater robot thruster based on the multiplicative extended Kalman filter (MEKF) algorithm is proposed. Construct accurate expressions for the position and attitude of underwater robots using the MEKF algorithm model. Analyze the hydrodynamic effects experienced by underwater robots during motion, including fluid resistance, lift, lateral forces, and their dynamic changes. Design a thrust allocation strategy for AUV thruster modeling criteria, integrate the ideas of position prediction and fault-tolerant control, dynamically adjust the thrust output of each thruster, and achieve the effective control of the robot's deviation angle. Experimental results show that the proposed fault-tolerant control method can effectively control the deviation angle of the robot in the underwater direct flight, heave motion, and lateral motion, thus effectively ensuring the power effect of the thruster and maintaining the mobility of the underwater robot.

Keywords: MEKF; underwater robots; propulsion; fault tolerant control; hydrodynamic effect; AUV model

0 引言

水下机器人是一种专门用于水下作业的极限型机器人, 能够在水下环境中执行各种复杂任务, 通常配备推进器装置以实现在水下的移动和机动性, 可以携带各种探测设备和传感器, 以用于勘探和开发海底资源。推进器是利用电动机驱动螺旋桨旋转推力推进水下机器运动的动力学转换装置, 其工作原理基于牛顿第三定律, 通过动力学作用产生强大的推力作用, 以驱动机器人在水

中移动^[1]。推进器包括电动机、螺旋桨、控制系统等多个组成部件, 通过这些设备结构之间的协调工作来实现推进器的运动与控制。根据驱动方式的不同, 水下推进器可以进一步分为液压推进器和电动推进器两种类型。液压推进器主要用于工作级液压远程操作潜水器 (ROV, remotely operated vehicle), 其重量推力比略高于电动推进器; 而电动推进器则主要用于电池供电的水下机器人, 具有较长的续航周期。

针对水下机器人推进器的控制有助于提升机器人的

收稿日期:2024-08-21; 修回日期:2024-10-08。

作者简介:王艳君(1975-),女,硕士,副教授。

引用格式:王艳君. 基于 MEKF 算法的水下机器人推进器容错控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(10):111-118.

运动能力,从而使其运动稳定性得到保障。文献[2]提出了基于特征位置区间电感阈值约束的容错控制方法,在辅助电流斩波的基础上定义自适应启停控制标准,既可以保证推进器在转速突降、电机轻载等多种不同的情况下能够对机器人特征位置进行估计,也避免了产生不必要的负转矩及开关损耗。由于水下运动环境相对较为复杂,而电流斩波的适应性相对较为单一,所以依照该方法进行控制,并不能使推进器装置保持高水平的容错能力。文献[3]提出了基于 Bang-Bang+前馈策略的容错控制方法,考虑推进器设备的两自由度转子动力学模型,提出 Bang-Bang 控制算法,当转子回到平衡位置时实施最优控制并结合前馈控制原则,定义稳定控制条件。对于推进器装置而言,转子平衡位置的标定相对较为局限,所以在实施容错控制时,极有可能因为错过最佳控制时期而导致容错效果不佳的问题。文献[4]提出了基于不确定非线性系统的主动容错控制方法,在推进器出现故障或不确定因素时,主机元件根据运行数据、传感器读数等信息,自动调整控制策略以保证水下机器人的正常运行。但运行数据、传感器读数等信息的准确性只有在既定行为区域内才能得到保障,故该方法的容错控制效果也就无法满足水下机器人的整个运动行为周期。文献[5]提出了基于粒子群优化的容错控制方法,结合智能优化算法和容错控制策略进行创新,利用粒子群优化算法的全局搜索能力,确定机器人行动步长值,再通过初始化处理的方式,标定需要容错控制的机器人轨迹节点所处位置。在粒子群优化的过程中,当前粒子所对应的控制参数并不一定保持在机器人运动范围内,所以容错控制算法的精确性也就不一定满足实际需求标准。

为更好地应对上述问题,实现对水下机器人推进器的全方位容错控制,提出基于乘性扩展卡尔曼滤波的水下机器人推进器容错控制方法。

1 乘性扩展卡尔曼滤波算法模型构建

乘性扩展卡尔曼滤波(MEKF, multiplicative extended Kalman filter)算法模型在导航和控制领域,尤其是当处理涉及旋转和姿态估计的问题时,具有重要的作用^[6]。在水下机器人的导航和控制中,由于水流的复杂性、机器人的运动模型以及传感器测量模型等通常具有非线性特性,乘性扩展卡尔曼滤波算法能够有效地处理这类非线性系统,提供更为准确的状态估计^[7]。

状态空间方程描述了系统状态随时间的变化。状态空间方程表示为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k) \quad (1)$$

$\mathbf{x}_k$ 为系统状态向量, $\mathbf{u}_k$ 为控制输入向量, $\mathbf{w}_k$ 为过程噪声向量, f 为非线性状态转移函数。在构建适用于水

下机器人导航和控制的 MEKF 算法模型时,首先需定义系统状态向量 $\mathbf{x}_k$ 的具体组成。这一状态向量是多维的,旨在全面而准确地捕捉水下机器人的运动状态和姿态。具体而言, $\mathbf{x}_k$ 包含了机器人在三维空间中的位置坐标,明确了机器人在水域中的具体位置;同时,也包含了机器人在各个方向上的速度分量,这些速度分量揭示了机器人运动的快慢和方向。接下来,确定控制输入向量 $\mathbf{u}_k$ 的具体内容, $\mathbf{u}_k$ 包含影响机器人状态变化的控制指令,如推进器推力用于控制机器人在不同方向上的移动速度,舵角用于控制机器人的转向和姿态角的变化,以及其他可能的控制指令如深度控制和姿态稳定控制。在定义了状态向量和控制输入向量之后,需要推导非线性状态转移函数 f 。该函数描述了在没有外部测量干扰和控制输入直接影响的情况下,机器人状态随时间的自然变化规律。综上所述,对于水下机器人而言,其状态空间方程中的状态通常涵盖了位置、速度、姿态等多个维度,通过精确构建这些状态及其变化规律,能够为后续的 MEKF 算法提供坚实的基础。

测量方程描述了如何从系统状态中获取测量值。对于水下机器人,测量方程表示为:

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (2)$$

$\mathbf{v}_k$ 为测量噪声向量, h 是非线性测量函数, h 基于传感器的测量原理和机器人的几何关系进行推导,将传感器测量值与机器人的状态向量相关联,以便在滤波过程中使用。

完成这些步骤后,将状态空间方程和测量方程嵌入到 MEKF 算法中,MEKF 算法利用这些方程来预测机器人的状态变化,并根据传感器测量值进行状态更新,从而实现水下机器人状态的准确估计。

对卡尔曼滤波参数进行设置,初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_0$ 。过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{O}_k$,描述过程噪声的统计特性。测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{P}_k$,描述测量噪声的统计特性。

规定 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 为卡尔曼协方差,其定义式如下:

$$\tilde{\mathbf{Q}} = \mathbf{P}_0 \alpha \left(\frac{\dot{\mathbf{q}} + 1}{\mathbf{O}_k \chi} \right) \mathbf{P}_k \quad (3)$$

$\dot{\mathbf{q}}$ 为机器人推进器的行为噪声特征, χ 为预测参数, α 为先前状态定义系数。

在公式(1)的基础上,推导卡尔曼滤波器的定义表达式为:

$$\mathbf{W} = \left(\frac{\beta}{e^2 - 1} \right) \times [(\tilde{\mathbf{Q}} + 1)^2 + \delta \hat{\mathbf{w}}] \quad (4)$$

β 为卡尔曼增益值, e 为更新参数, $\hat{\mathbf{w}}$ 为推进器行为数据特征, δ 为不确定性状态估值。对于噪声比较大的推进器行为数据,使用卡尔曼滤波器进行滤波处理,可以得到更加准确和稳定的测量结果,在此基础上构建乘性扩展卡尔曼滤波算法模型,则能够充分消除新数据对

卡尔曼协方差的影响，从而使容错控制算法的准确性得到保障。

由于 MEKF 是专门为具有乘性噪声的系统（机器人非线性动态系统）定义的，所以递推滤波公式时，应从上一时刻的推进器行为数据状态估计值开始，到当前时刻的预测值为止，进行连续的容错处理^[8]。定义推进器行为数据的样本集合，且要求每一个数据参量只能对应一类机器人运动状态，具体运算式如下：

$$R = E | E = \frac{1}{2} \cdot \frac{(R_{\epsilon} + R_{\epsilon-1})}{r_{\epsilon-1}} \quad (5)$$

E 为一个随机的推进器行为数据样本， ϵ 为数据样本的滤波标记参量， R_{ϵ} 为基于参数 ϵ 的数据噪声定义值， $R_{\epsilon-1}$ 为基于参数 $\epsilon-1$ 的数据噪声定义值， r_{ϵ} 表示与噪声值 R_{ϵ} 相关的数据样本乘性扩展向量， $r_{\epsilon-1}$ 表示与噪声值 $R_{\epsilon-1}$ 相关的数据样本乘性扩展向量。

在递推参数为 γ ，且 $\gamma \neq 0$ 不等式取值条件恒成立的情况下，联立公式（4）、（5），可将乘性扩展卡尔曼滤波模型递推条件表示为：

$$U = \gamma \frac{\left(\left| \frac{E_1}{t_1} \right|^2 + \left| \frac{E_2}{t_2} \right|^2 + \dots + \left| \frac{E_n}{t_n} \right|^2 \right)}{|\Delta T| \cdot W \cdot R \cdot \vec{u}} \quad (6)$$

$E_1, E_2, \dots, E_n$ 为样本集合中 n 个不相等的数据对象， ΔT 为推进器行为数据的单位滤波周期， $\vec{u}$ 为推进器行为数据的递推运算向量。乘性扩展卡尔曼滤波算法模型能够适应水下环境的复杂性和不确定性，如水流变化、传感器噪声等。这使得机器人能够在不同的环境中保持稳定的性能，并应对各种挑战。

2 水下机器人水动力效应分析

根据第 1 小节的乘性扩展卡尔曼滤波算法模型，在载体坐标系和大地坐标系下构建精确的水下机器人位置和姿态表达式，再根据机器人在运动过程中的受力情况，完成对水动力参数的辨识。

2.1 水下机器人坐标系建立

水下机器人在进行各种任务时，需要借助坐标系来记录和控制自身位置和姿态，以实现准确的运动与操作。容错控制算法的执行要求任何一个推进器运动数学模型都必须建立在一定的坐标系基础之上^[9]。乘性扩展卡尔曼滤波算法为了更好地描述水下机器人的空间运动，需要建立一个载体坐标系和一个相对于大地保持运动状态的大地坐标系，具体的坐标系结构如图 1 所示。

由于载体坐标系、大地坐标系之间保持相对性关系，所以横向、纵向、空间向坐标轴并不一定保持完全水平或竖直的状态。载体坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$ 为运动坐标系，和 underwater 机器人的运动态势相同。运动坐标系原点 O_1 与水下机器人重心所在位置重合； $O_1 X_1$ 为横向轴，

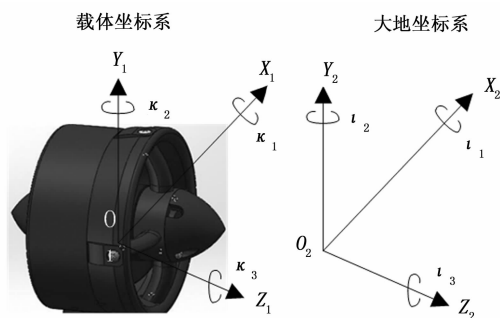


图 1 载体坐标系与大地坐标系

与载体主对称轴平行； $O_1 Y_1$ 为纵向轴，与载体基面平行； $O_1 Z_1$ 为垂向轴，其方向采用乘性扩展卡尔曼滤波算法的右手定则来确定。大地坐标系 $O_2 - X_2 Y_2 Z_2$ 为惯性坐标系，与大地保持相对固定关系。大地坐标系原点为 O_2 ； $O_2 X_2$ 为横向轴，指向地理位置的北向； $O_2 Y_2$ 为纵向轴，指向地理位置的动向； $O_2 Z_2$ 为垂向轴，指向地心。在进行载体坐标系和大地坐标系之间进行坐标变换时，需要将载体坐标系中的预测状态转换到大地坐标系中，以便后续机器人的受力分析。而坐标变换涉及了旋转矩阵或四元数，它们描述了载体坐标系相对于大地坐标系的姿态。MEKF 特别适用于处理状态变量在非线性变换下（如旋转矩阵或四元数）的估计问题。在水下机器人的应用中，MEKF 能够有效地估计机器人的姿态（如四元数）和位置，同时处理传感器噪声和模型不确定性。因此，选用上述的乘性扩展卡尔曼滤波模型递推条件 U 进行状态估计，并基于载体坐标系和大地坐标系之间关系推导水下机器人坐标系表达式为：

$$O_1 - O_2 = \frac{U(X_2 \sin \kappa_1 + Y_2 \sin \kappa_2 + Z_2 \sin \kappa_3)^2}{X_1 \sin \kappa_1 + Y_1 \sin \kappa_2 + Z_1 \sin \kappa_3} \quad (7)$$

水下机器人坐标系可以帮助推进器确定机器人在三维空间中的位置和方向，在该坐标系中，坐标轴及关联夹角可以准确地描述机器人所处的位置，从而更好地控制和操作机器人^[10]。

2.2 机器人水下运动受力分析

应用乘性扩展卡尔曼滤波分析水下机器人受力状态时，要关注障碍物、波浪、水流等外界因素引起的动态力。在机器人坐标系中，这些力学条件直接影响推进器运动行为的稳定性。分析机器人水下运动过程中的受力情况时，首先需要建立一个动态模型，用来描述机器人的运动状态与基本受力分布情况，由于乘性扩展卡尔曼滤波是处理非线性系统的工具，所以该模型也符合非线性定义条件^[11-12]。然后，围绕水下机器人的运动状态与基本受力分布情况定义状态向量。因为状态向量中包含了与机器人运动受力相关的描述信息，所以通过乘性扩展卡尔曼滤波算法得到的状态估值结果中也包含了受力估计结果。最后，根据需要对这些受力信息进行进一步

的分析和处理,以支持水下机器人的运动控制和稳定性分析。设 p 为障碍物动态力学参数, φ 为波浪动态力学参数, φ 为水流动态力学参数, $\hat{i}$ 为机器人运动受力状态描述信息, $\bar{A}$ 为机器人运动状态估值结果的平均取值, a_{0-q} 为水下机器人坐标系中的受力状态分析向量,联立公式 (7),可将水下运动过程中的机器人受力分析表达式定义为:

$$I = \frac{\sqrt{(p - \varphi \hat{i})^2 + (\varphi \bar{A})^2}}{|a_{0-q}|^{-1}} \quad (8)$$

由于水下机器人为线性动态系统,因此在分析其受力情况时,需要使用乘性扩展卡尔曼滤波中的线性化技巧来处理非线性部分的状态信息估值结果。

2.3 机器人水动力参数辨识

水动力参数是一项矢量指标,影响机器人的水下运动特性。针对推进器进行容错控制时,根据水动力参数能够优化机器人受力分析条件,从而使所定义动作算法更符合机器人运动情况^[13]。错控制的核心思想是通过分析状态估计中的水动力参数部分,获得关于机器人水动力特性的有用信息,所以在辨识处理的过程中,机器人运动行为必须保持在水下坐标系的单位区域之内,且其运动受力也不得出现过负荷表现的情况^[14]。

规定 P_0 为水动力参数的原始迭代值, $F(P_0)$ 为利用乘性扩展卡尔曼滤波算法所定义的水动力参数迭代函数, $\hat{d}$ 为符合受力分析条件的机器人运动向量, λ 为水动力参数的连续迭代系数, f 为水动力参数的收敛性定义系数, $\tilde{D}$ 为真实值条件下的辨识向量。在上述物理量的支持下,联立公式 (8),推导水动力参数辨识表达式为:

$$S = F(P_0) \times \sqrt{\frac{1 - I^{\lambda \tilde{d}}}{1 + f \tilde{D}}} \quad (9)$$

水动力参数辨识结果的准确性极为重要,可以通过将辨识得到的水动力参数代入机器人动力学模型来进行仿真验证。如果辨识结果不准确,可以对动力学模型进行调整或直接改进乘性扩展卡尔曼滤波算法的参数来提高实际辨识精度。

3 水下机器人推进器容错控制设计

针对机器人水动力效果,推算机器人的水下航位,再利用水下机器人 (AUV, autonomous underwater vehicle) 推进器模型,分配推力作用,从而在设置容错控制假设条件的同时,完成取代性容错控制。具体的水下机器人推进器容错控制方法流程如图 2 所示。

3.1 水下机器人航位推算方法设计

水动力效果描述了液体流动行为的物理原理,包括流速、压力、流量等多方面内容。在水下环境中,机器人的移动会受到水流作用的阻力影响,同时水流也会受到机器人运动行为的影响^[15]。这些水动力效果会对机

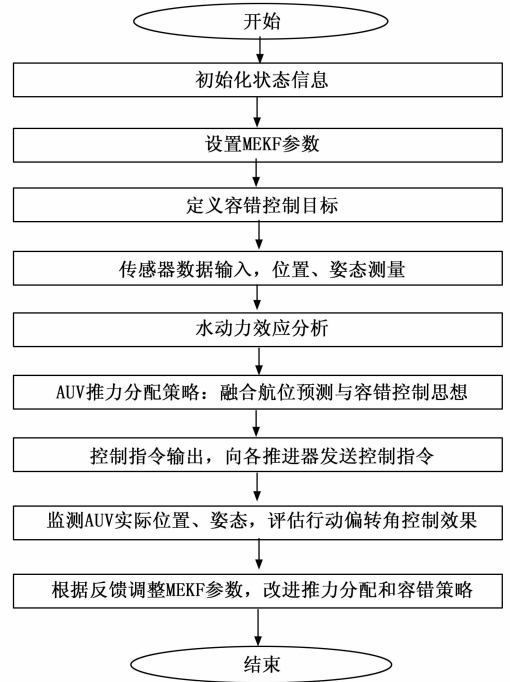


图 2 水下机器人推进器容错控制方法流程图

器的运动状态产生双向作用,从而影响航位推算的准确性。推算水下机器人航位是 AUV 实现路径跟踪的必要条件,在推算水下机器人航位时,AUV 推进器将大地坐标系假设成一个椭球体对象,机器人的位移增量可以被近似表示成一段光滑的圆弧,当机器人运动速度增大时,圆弧半径逐渐增大,当其数值水平与椭球体半长轴完全相等时,表示机器人运动速度达到了极限值状态^[16]。从数值角度来看,载体坐标系深度等于机器人运动速度在大地坐标系经度方向上的数值分量,可用来描述水下航位的偏向程度。姿态角就是指航位偏向角,其数值水平越大,就表示推进器需要容错控制的机器人轨迹节点越多。

规定 μ 为大地坐标系经纬度的偏心率,其取值属于 $[1, +\infty)$ 的数值区间, g 为载体坐标系深度, ν 为姿态角的有效值,联立公式 (9),推导水下机器人的标准航位推算表达式如下:

$$G = g \cdot \frac{S \cos \nu}{\sqrt{1 - \mu^2 \sin^2 \nu}} \cdot |\Delta H| \quad (10)$$

ΔH 为航位区域的单位面积。在航位推算中引入基于乘性扩展卡尔曼滤波所定义的水动力效果分析标准,能够补偿水动力行为对推算结果的影响,从而保障推进器的容错控制精度。

由于 AUV 推进系统在水下工作,所以水动力效应对推进器的性能有重要影响^[17-18]。如果推进器采用无刷直流电机驱动,那么还需要对电机进行建模。此外,乘性扩展卡尔曼滤波算法还要求控制主机要将推进器的动

力学模型与电机的模型进行集成，形成一个完整的推进系统模型，一方面基于该模型定义具体的容错控制方案，另一方面对机器人航位推算结果进行深度解算，以避免出现不必要的轨迹样点融合情况。

设 $j_{\max}$ 为水动力驱动作用强度的最大取值， $j_{\min}$ 为水动力驱动作用强度的最小取值， η 为容错控制过程中的机器人轨迹样点导入效率， ν' 表示动力学建模参数， $\hat{k}$ 表示 AUV 推进器基于乘性扩展卡尔曼滤波算法所定义的轨迹样点标注特征，联立公式 (10)，推导水下机器人的 AUV 推进器建模表达式为：

$$J = (j_{\max} - j_{\min})^2 + \frac{1}{2} G^{\eta} \nu' \hat{k} \quad (11)$$

在条件允许的情况下，AUV 推进器还可以按照乘性扩展卡尔曼滤波算法的逆运算标准，对建模表达式进行反向解算，不但能够做到对非关联机器人运动轨迹样点的有效去除，还可以避免出现错误的容错控制表现，从而实现对机器人行动偏转角的准确定义。

3.2 机器人推进器的推力计算

水下机器人推进器推力作用分配的原理是通过控制各个推进器的输出力矢量，来实现对机器人的姿态稳定、速度控制以及运动轨迹调节。考虑到容错控制的目的的是将更多的机器人运动节点融合在一起，以形成完整的运动轨迹闭环，所以乘性扩展卡尔曼滤波算法在定义推进器的输出力矢量条件时，应同时考虑力学作用的方向和大小^[19-20]。实施分配处理时，分别对水平纵向期望力、水平横向期望力、推进器转艏力在各个水平推进器上的数量值进行分解，得到 3 个初始推力后，再利用 3 个待求系数对 3 个初始推力进行加权合成。

规定 K_1 为水平纵向期望力， K_2 为水平横向期望力， K_3 为推进器转艏力（推进器对于各项力学分量的数值没有提出明确要求，因此存在 $K_1 = K_2 = K_3$ 的可能），联立上述物理量，推导机器人推进器的推力作用分配表达式为：

$$L = \frac{\frac{K_1}{o_1} \times \frac{K_2}{o_2} \times \frac{K_3}{o_3}}{\omega^{-1} \times J} \quad (12)$$

o_1 为水平纵向期望力的力矩参数， o_2 为水平横向期望力的力矩参数， o_3 为推进器转艏力的力矩参数， ω 为加权分配向量。基于乘性扩展卡尔曼滤波的推力分配算法可以根据机器人的运动自由度和作业需求，合理分配推进器的推力作用，以充分利用机器人在水下运动过程中的机动性和灵活性。

3.3 容错控制假设条件设置

水下机器人推进器容错控制的假设条件设置通常基于水下环境中的实际运动场景和预期容错目标。当某个推力器装置出现异常表现时，其对于推进器行为的容错能力则会受到一定的限制影响^[21]。如果推力器

装置控制能力的布置具有功能性冗余，则可以通过改变推力作用分配标准来实现容错控制；但若推力器装置的控制能力不存在功能性冗余，就需要依照乘性扩展卡尔曼滤波算法设置假设条件，才有可能实现容错控制。容错控制假设条件的设置就是假设推进器具备根据异常情况调整控制策略的能力^[22]。在功能性冗余参数为 θ 的情况下，对于推进器容错控制假设条件的设置可参考式 (13)：

$$C = \frac{\partial L}{\sqrt{(v_x v_y v_z)^2 + \vartheta^2 b^2}} \quad (13)$$

v_x 为推进器推力作用在横向轴方向上的数值分量， v_y 为推力作用在纵向轴方向上的数值分量， v_z 为推力作用在垂向轴方向上的数值分量， b 为基于乘性扩展卡尔曼滤波所设定的假设容错值， ϑ 为机器人对推进器推力作用的依赖度判定系数。当功能性冗余不达标时，推进器能够重新分配推力，以减少水下机器人对推进器的依赖程度，并在优化机器人运动轨迹的同时，获得较为理想化的容错控制效果^[23-24]。

3.4 取代容错控制方法设计

在上述容错控制假设条件设置下，进行容错控制。假设我们有 n 个推进器，每个推进器的状态可以表示为一个向量 $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ ，并且设定推进器的输出矩阵 M 是一个 $m \times n$ 的矩阵，其中 m 是系统状态的维度。如果检测到第 i 个推进器出现故障，导致其输出减少了一个因子 β_i ($0 < \beta_i \leq 1$)，那么可以定义一个故障矩阵 F ，其中第 i 列的元素为 β_i ，其他元素为 1：

$$F = \text{diag}(1, 1, \dots, \beta_i, \dots, 1) \quad (14)$$

在容错控制中，容错行为取代项 ΔM 是一个关键参数，用于调整推进器行为，以减轻故障对系统性能的影响。 ΔM 主要取决于 AUV 推进器的故障情况。由于 ΔM 是一个调整项，它通常会基于故障检测和诊断的结果来计算。则容错行为取代项 ΔM 表达式为：

$$\Delta M = M(I - F)J \quad (15)$$

其中： I 是单位矩阵。取代容错控制并不意味着完全消除推进器的故障行为，而是减轻故障对水下机器人性能和任务执行的影响，从而将更多的推进器行为节点融合在一起，达到有效控制的目的。则水下机器人推进器取代容错控制表达式为：

$$Q = \hat{B}^{\sigma} \Delta M + m^2 \sqrt{\left(\frac{\omega}{C}\right)} \quad (16)$$

其中： $\hat{B}$ 为容错行为取代项， σ 为水下机器人系统运动状态矩阵的乘性参数， m 为推进器的任务执行系数， ω 表示针对机器人推进器运动行为的实时控制向量。通过滤波原则对水下机器人推进器的状态进行精确估计，并基于这些估计值来实施容错控制策略，确保在推进器出现故障时，水下机器人仍能保持稳定的运行。

4 实验分析

4.1 实验环境

本次实验为仿真实验，旨在通过模拟环境验证推进器动力效果对水下机器人运动能力的影响，并评估不同容错控制方法的有效性。选用 ANSYS Fluent 动力学模拟软件进行模拟测试。设置推进器装置的故障运行状态，包括但不限于单推进器突然失效、推进器输出功率不足以及推进器推力方向发生偏差等情景，以全面且深入地评估不同容错控制方法在实际应用中的性能表现。在实验过程中，利用下位机控制板向推进器发出控制指令，并施加 140 N 的力，推动水下机器人进行直线（升沉、侧向）运动。实验过程中将模拟实验过程中记录的数据进行整理，包括机器人行动偏转角信息、机器人位置与实验时间。实验环境如图 3 所示。

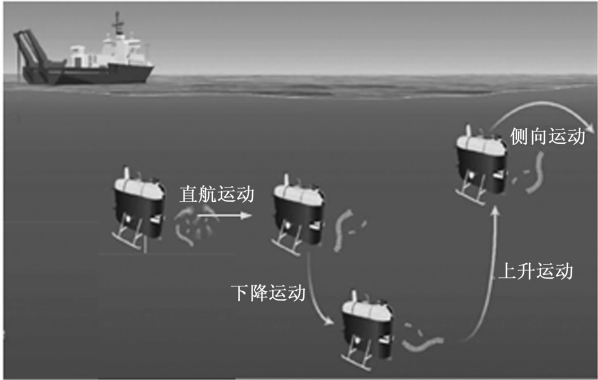


图 3 水下机器人实验

通过不同的容错方法对机器人运动行为能力进行控制，一般来说，实验过程中偏转角的数值水平越低，就表示所应用方法对推进器装置的容错控制能力越强。利用表 1 所示设备元件搭建实验平台，将不同实验方法的控制程序输入下位机控制板之中，以进行实验研究。

表 1 实验参数设置

编号	名称	型号	取值
1	电气舱	6063-T6 型的电气驱动设备	额定电压:24 V, 额定功率:500 W
2	载体框架	304 不锈钢方管	1 000 mm×800 mm×600 mm
3	浮体模块	高强度聚氨酯泡沫	浮力:100 N
4	通信总线	RS485 总线机制	波特率:9 600
5	摇杆	TI6000 m 控制摇杆	分辨率:1 024
6	微处理器	STC8A8K64S4A 12C 主控内核	时钟频率:72 MHz
7	姿态传感器	HWT901B 型传感装置	更新率:100 Hz
8	变送器	CYYZ31 型压力变送器	量程:0~10 MPa
9	超声波测距传感器	XIHU-UR-20ATN 型水声传感器	测量范围:0.1~10 m
10	下位机控制板	STC8A8K64S4A12C 控制器	时钟频率:24 MHz

4.2 偏转角实验结果分析

选择基于乘性扩展卡尔曼滤波的水下机器人推进器容错控制方法、基于特征位置区间电感阈值约束的容错控制方法、基于 Bang-Bang+前馈策略的容错控制方法 3 组不同的技术手段进行实验。基于特征位置区间电感阈值约束的容错控制方法的参数设定为：电感阈值设定为 50 mH，特征位置区间长度设定为 0.5 m，容错响应时间设定为 0.05 s，控制周期设定为 0.01 s，负载条件设定为轻载；基于 Bang-Bang+前馈策略的容错控制方法参数设定为：电流阈值设定为 10 A，电流补偿值=5 A，调整时间=0.1 s，前馈增益设定为 0.5。根据实验过程中水下机器人行动偏转角的数值情况，分析所应用方法对推进器装置的容错控制能力，上述方法所对应的实验结果分别为 A 组、B 组、C 组。

1) 直航运动：图 4 记录了 A 组、B 组、C 组机器人行动偏转角的具体实验情况。

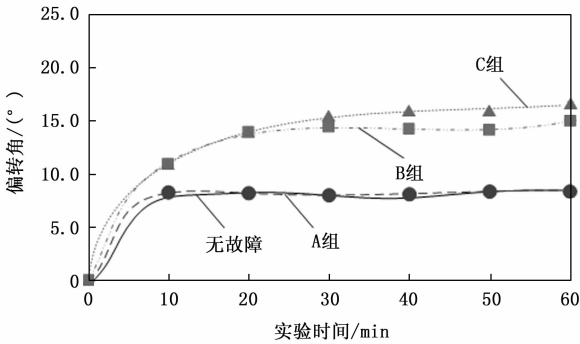


图 4 直航实验偏转角

分析图 4 可知，A 组机器人行动偏转角基本保持先上升、再稳定的数值变化态势，其均值水平相对较低，最大实验值仅能达到 8.1°；B 组、C 组机器人行动偏转角的数值变化态势极为相似，第 10 min 时，二者的数值水平完全相等，整个实验过程中，二组的均值水平均高于 A 组。且 A 组进行容错控制后的偏转角变化态势基本一致。

2) 升沉运动：图 5 记录了 A 组、B 组、C 组机器人行动偏转角的具体实验情况。

分析图 5 可知，A 组机器人行动偏转角的数值波动

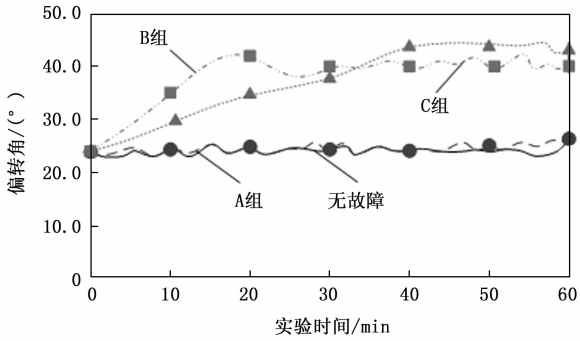


图 5 升沉实验偏转角

变化态势较为缓和，最大值、最小值之间的差值水平较低，整体均值水平也保持低水平状态；B 组、C 组机器人行动偏转角则在一段时间的数值上升态势后，开始逐渐趋于稳定波动的变化态势，就极限值与平均值来看，其数值水平明显高于 A 组。且 A 组进行容错控制后的偏转角变化态势基本一致。

3) 侧向运动：图 6 记录了 A 组、B 组、C 组机器人行动偏转角的具体实验情况。

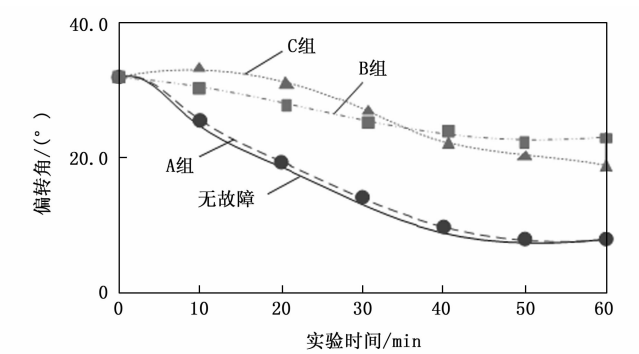


图 6 侧向实验偏转角

分析图 6 可知，侧向实验过程中 A 组、B 组、C 组机器人行动偏转角均保持先下降、再基本稳定的数值变化态势，3 种实验结果的初始值相同，但明显 A 组最终实验结果的数值水平更低。且 A 组进行容错控制后的偏转角变化态势基本一致，表明极大地实现容错控制，具有实用性。

实验结论：推进器装置存在故障运行时，应用基于乘性扩展卡尔曼滤波的水下机器人推进器容错控制方法，可以实现对机器人行动偏转角的有效控制，且在直航运动、升沉运动、侧向运动中，该方法的控制作用效果均不会受到影响，表示该方法的容错能力较强，能够有效保障推进器的动力作用，从而维持水下机器人的正常运行。

4.3 水动力参数实验分析

进行 3 种方法水动力参数测试，结果如表 2 所示。

表 2 水动力参数测试

参数名称	设定值	A 组误差/%	B 组误差/%	C 组误差/%
附加质量系数	120 kg	0.90	4.52	8.25
阻尼系数	50 Ns/m	1.36	4.36	6.95
升力系数	0.64	1.96	5.31	8.35
阻力系数	0.275	2.01	7.65	7.64
横向附加质量系数	150 kg	0.52	4.56	6.52
偏航阻尼系数	80 Ns/m	0.63	5.01	5.34

根据表 2 可以看出，A 组的误差始终保持在较低水平，说明本文方法的水动力参数具有准确性和可靠性。虽然存在一定误差率，但可以接受，由此说明本文方法

能够有效实现容错控制，提升了水下机器人的整体性能。

4.4 力矩实验分析

进行 3 种方法力矩变化测试，结果如表 3 所示。

表 3 力矩分配变化情况

实验阶段	A 组误差/%			B 组误差/%			C 组误差/%		
	水平纵向力矩	横向力矩	转艏力矩	水平纵向力矩	横向力矩	转艏力矩	水平纵向力矩	横向力矩	转艏力矩
静止启动	1.2	0.8	0.9	5.5	6.7	5.9	8.1	9.2	10.3
直线前进	1.3	0.9	1.0	5.7	6.2	5.1	8.5	8.3	8.4
转向测试 (30°)	1.5	1.6	1.9	7.9	7.5	7.3	10.8	10.5	11.3
深度变化 (下潜、上升)	1.6	1.8	1.6	7.2	5.9	7.2	8.9	10.5	11.6

根据表 3 所展示的力矩分配变化情况实验结果，可以得出以下实验结论：在静止启动阶段，偏航力矩几乎为零（0 Nm），这明确指出了水下机器人在开始移动时具有极高的姿态稳定性。特别地，A 组的 3 种力矩误差率均最低，分别为：水平纵向力矩 1.2 Nm、横向力矩 0.8 Nm、转艏力矩 0.9 Nm，显示出其在这一阶段具有最佳的力矩控制精度。在直线前进阶段，3 种力矩略有增加（0.1 Nm），表明机器人在直线运动过程中存在一定的侧向偏移倾向。但 A 组的 3 种力矩误差仍为最小，分别为：水平纵向力矩 1.3 Nm、横向力矩 0.9 Nm、转艏力矩 1.0 Nm。在转向测试（30°）中，3 种力矩显著增加，表明机器人具有良好的转向能力。然而，转向过程中各组的误差率也相应增大，特别是 C 组的误差率最高，而 A 组的误差率相对较低。在深度变化（下潜、上升）阶段，3 种力矩也有所增加，但增幅不大，说明深度变化对侧向稳定性的影响有限。尽管如此，各组的误差率相比直线前进阶段仍有所增加，但 A 组依然保持最低的误差率。

4.5 稳定性实验结果分析

进行 3 种方法稳定性实验测试，结果如表 4 所示。

表 4 稳定性实验测试结果

响应时间/min	A 组稳定性	B 组稳定性	C 组稳定性
10	90.1	80.2	86.5
20	91.3	82.2	85.3
30	90.6	81.3	84.6
40	92.3	80.4	85.9
50	92.8	80.6	84.7
60	91.7	81.5	85.5

根据表 4 可以看出：A 组采用乘性扩展卡尔曼滤波技术的水下机器人推进器容错控制方法，在所有列出的响应时间点上，均展现出了卓越的稳定性表现，其性能显著优于 B 组和 C 组。该方法不仅在整体稳定性上达

到了高水平,而且在多数时间点的数据表现上也均超越其他两组,充分证明了该方法能够更有效地维持系统的稳定状态。同时,A组的稳定性波动较小,系统表现一致且可靠,这得益于乘性扩展卡尔曼滤波对系统状态的精确估计和干扰的有效抑制。该方法之所以能够实现高稳定性,主要归因于其能够处理水下机器人系统的非线性特性,对模型误差和噪声具有强鲁棒性,并能实时调整控制策略以应对系统状态的变化。综上所述,A组的控制方法以其高精度、高鲁棒性和实时调整能力,确保了水下机器人在复杂环境中的稳定运行。

5 结束语

基于乘性扩展卡尔曼滤波的水下机器人推进器容错控制方法,为水下机器人在复杂环境中提供了更为稳定和可靠的运动控制策略。通过引入乘性扩展卡尔曼滤波算法,能够有效地处理水下机器人推进器系统中的非线性和不确定性问题,实现更精确的状态估计和运动行为控制。在容错控制方面,利用该方法能够在水下机器人推进器出现异常表现行为时,迅速采取合适的容错控制策略,保证机器人的持续稳定运行。该项技术手段不仅提高了水下机器人的可靠性和安全性,也为其在深海探索、环境监测等任务中的应用提供了重要保障。

参考文献:

- [1] 向红标,陈卓,刘霁莹,等.磁控微型软体四足水下机器人双模式运动特性的仿真与试验[J].机械工程学报,2023,59(11):179-188.
- [2] 孙庆国,兰天泽,刘旭.基于特征位置区间电感阈值约束的SRM中高速无位置传感器容错控制[J].中国电机工程学报,2023,43(12):4800-4811.
- [3] 刘奇,苏振中,姜豪,等.基于Bang-Bang+前馈策略的磁轴承执行器失效故障容错控制[J].电工技术学报,2023,38(1):177-189.
- [4] MAHDI M A, AMIN R, ALI M. Adaptive terminal sliding mode active fault-tolerant control for a class of uncertain nonlinear systems with application of aircraft wing model with actuator faults[J]. International Journal of Systems Science, 2024, 55(6): 1259-1269.
- [5] BOUNENEUR A, CHEMACHEMA M. Optimal adaptive fuzzy fault-tolerant control applied on a quadrotor attitude stabilization based on particle swarm optimization[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2024, 238(4): 704-719.
- [6] 唐宏志,姜金辉.扩展卡尔曼滤波对时变参数追踪性能的影响研究[J].南京航空航天大学学报,2022,54(2):304-310.
- [7] 蒋锐,李俊,徐友云,等.基于联邦卡尔曼滤波器的容错GPS-AOA-SINS组合导航算法[J].通信学报,2022,43(8):78-89.
- [8] 靳凯迪,柴洪洲,宿楚涵,等.基于状态变换卡尔曼滤波的DVL/SINS组合导航算法[J].系统工程与电子技术,2023,45(11):3624-3631.
- [9] 高文斌,褚亚杰,余晓流.一种基于工具坐标系的机器人运动学参数标定方法[J].中国机械工程,2022,33(18):2183-2189.
- [10] 江志远,李鹏,秦洪德.基于保角变换的自主水下机器人近壁水动力预报[J].船舶工程,2023,45(3):166-173.
- [11] 徐鹏飞,吕韬,葛彤,等.球形水下机器人滚进特性试验与动力学建模分析[J].中国舰船研究,2022,17(6):216-222.
- [12] 殷宝吉,王子威,叶福民,等.四旋翼水下机器人及其矢量角度测试实验分析[J].科学技术与工程,2022,22(30):13345-13354.
- [13] 芮宏斌,郑文哲,李路路,等.基于CFD的两栖式清淤机器人水动力特性研究[J].应用力学学报,2023,40(6):1412-1420.
- [14] 罗一汉,吴家鸣,周汇锋.基于CFD水动力参数的水下机器人轨迹跟踪控制[J].中国舰船研究,2022,17(3):237-245.
- [15] 张军豪,陈英龙,杨昕宇,等.刚柔耦合水下蛇形机器人的建模与控制仿真[J].工程科学学报,2023,45(12):2095-2107.
- [16] 周焕银,郝以阁.基于自主水下机器人航向运动的动态状态反馈控制研究[J].控制工程,2022,29(12):2244-2249.
- [17] 高明,孔德天,任超,等.尾部带有推进器的水下蛇形机器人的高效运动模式[J].机器人,2023,45(4):462-471.
- [18] 李亚鑫,陈顺杰,王宇.基于康达效应的水下机器人矢量推进器设计与性能评价[J].船舶力学,2023,27(4):498-507.
- [19] 李文娟,徐海祥,谷家扬,等.突变海况下船舶动力定位系统推力优化分配算法研究(英文)[J].船舶力学,2022,26(12):1762-1771.
- [20] 浦吉铭,方星,刘飞,等.基于干扰精细估计与神经网络推力分配的载人潜水器控制[J].控制与决策,2023,38(11):3290-3296.
- [21] 李婷,姚叶明,张临海,等.基于多种未建模动态估计与补偿的电液舵机自适应容错控制[J].西北工业大学学报,2023,41(1):18-27.
- [22] 胡常胜,李杨,单强,等.基于元件冗余的有源电力滤波器容错控制方法研究[J].电气传动,2022,52(10):37-42.
- [23] 郁明,李旺林,蓝盾.基于优化自适应阈值的非线性机电系统传感器故障检测和主动容错控制[J].仪器仪表学报,2022,43(4):26-37.
- [24] 梁天添,王润泽,李科信,等.基于扰动观测器的卫星姿态控制系统自适应有限时间容错控制[J].中国惯性技术学报,2022,30(3):403-411.