

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005396

基于多信息融合的 ROV 悬停控制研究

王明吉¹ 梁斌¹ 任福深²

(1.东北石油大学 物理与电子工程学院 大庆 163318; 2.东北石油大学 机械科学与工程学院 大庆 163318)

摘要: 水下机器人(ROV)的水下悬停是一种非常重要的运动形式,为了实现水下悬停控制,设计了一种基于多传感器信息融合的悬停控制方法。ROV采用加速度计、陀螺仪和深度计分别获取机体的各轴的加速度、姿态角以及深度等信号,采用四元数对陀螺仪数据进行解算,得到机体实时姿态角,通过加权滑动滤波对陀螺仪和加速度计的数据进行预处理,之后采用卡尔曼滤波对加速度计和陀螺仪的数据进行融合,得到实时的加速度,最后通过BP神经网络对深度和姿态角进行预测,并把预测的深度和姿态角带入PID控制器作为控制策略。该融合方法可以有效完成悬停控制,并且实验表明,该方法可以实现较高的稳定性和实时性,在悬停控制中具有广阔的前景。

关键词: 水下机器人;BP神经网络;多信息融合;传感器;悬停控制

中图分类号: TP242.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 413.1050

A research on hovering control of ROV by information fusion

Wang Mingji¹ Liang Bin¹ Ren Fushen²

(1.School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;

2.School of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: Remote operated vehicle (ROV) underwater hovering is a very important shipment. In order to achieve the underwater hovering control, we design a hovering control method based on multi-sensor information fusion. The ROV respectively calculated by accelerometer and gyroscope and depth for the body of the shaft, attitude angle and depth of acceleration signal of the gyroscope data by quaternions, get the body attitude angle in real time, through the weighted sliding filter of gyroscope and accelerometer data beforehand. After using kalman filter for accelerometer and gyroscope data fusion, get real-time acceleration. Finally, BP neural network to forecast the depth and the attitude angle, and the prediction of depth and the attitude angle into the PID controller as the control strategy. The fusion method can effectively complete the hovering control, and the experimental results show that this method can achieve higher stability and real-time performance, has a broad prospect in the hovering control.

Keywords: remote operated vehicle; BP neural network; multiple information fusion; sensor; hovering control

0 引言

现在,各大国家越来越看重海洋资源,这也带动了对水下机器人(remote operated vehicle, ROV)的研究。ROV已经成为代替人类探测水下世界的重要工具。由于ROV是很强的非线性系统,自由度的耦合度很高,并且各个配件放置不一,使得水下机器人的受力不均匀,这就造成对ROV的控制带来巨大困难^[1-2]。为了能够满足人类对海洋世界探索的日益精进的需求,对ROV的控制精度更是精益求精。采用多传感器融合来提高ROV的悬停精度是一种有效的方法,能够将ROV获取的多元信息进行信息处理,可以对ROV进行更精确的控制和更快速的反应^[3]。

目前,对于水下悬停控制方法,已经取得了大量研究成果,文献[4]根据PID控制器、模糊控制器的效果做出适应水下控制的模糊PID控制器,能够在浅水和深水区取得良好的效果;文献[5]提出了一种人工神经网络和信息融合技术的评估方法,并且验证了D-S证据理论能够消除被测数据的片面性。对于多信息融合方面,多数的研究也都取得了不错的融合效果,文献[6]使用改进自适应卡尔曼滤波算法对传感器信息进行融合,运用在飞行器上,取得了不错的效果;文献[7]采用扩展卡尔曼滤波器进行数据的融合,并且通过建立合适的模型和通过仿真运算等手段,证明了该方法是可行的;文献[8]预先对加速度数据进行处理,并且采用四元数对数据进行融合,使云台在复杂环境下具有

收稿日期:2020-11-19

• 166 •

较高的精度和抗干扰能力;文献[9]为了实现飞行器自主悬停,提出自适应互补滤波姿态估计算法,得到了不错的控制效果;文献[10]在对陀螺数据进行预处理的基础上选取了AR模型,有效减少了陀螺仪的飘移问题;文献[11]分析了乘性姿态误差,并引入专门对物体运动带来的加速度进行补偿的方法,对于物体的运动时姿态的检测取得了较好的效果。

虽然取得了很多的成果,但是对于水下作业或者观测时精度要求较高的悬停控制,目前的解决方法还有待提高。

本文以多传感器融合算法为重点,使用加权滑动滤波对传感器数据进行了预处理并且使用卡尔曼滤波器进行了数据的融合。并且将BP神经网络用于ROV的姿态和深度预测,将预测数据作为PID控制的反馈量实现控制器收到超前的ROV状态预测信息,对ROV进行预判性的反应。并且通过实验取得了控制效果较好的参数,预期可以有效提升的ROV悬停精度和反应时间。

1 整体控制流程

本文的传感器数据处理及多信息融合方法流程,如图1所示。以PID控制器作为悬停控制的控制器,使用BP神经网络对经过多数据融合方法得出的深度和姿态数据进行预测,得到预测的深度和姿态信息作为PID的反馈数据,对PID控制器进行修正,以此完成对ROV的悬停控制,提高ROV的悬停精度和反应速度。

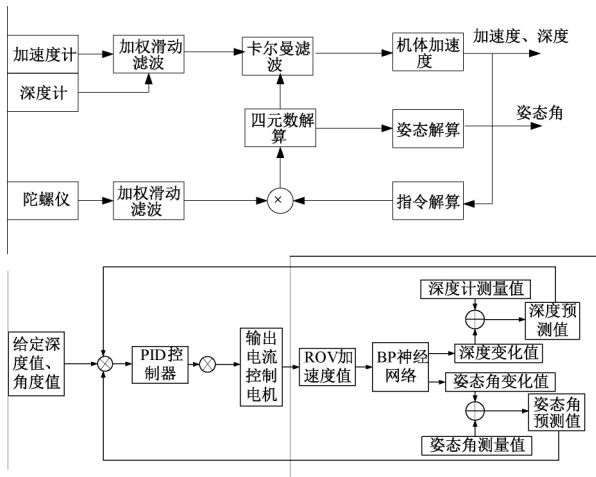


图1 多传感器数据处理及融合流程

2 ROV姿态角及其解算方法

2.1 旋转矩阵的定义

建立合适的描述水下机器人的运动模型就必须建立坐标系,目前研究水下机器人一般都采用两种坐标系即固定坐标系 $E-\zeta\xi\eta$ 和运动坐标系 $O-xyz$ 。固定坐标系的原点 E 为海平面上任意一点, η 轴指向东方向, ξ 指向北方向, ζ 指向地心,运动坐标系的原点一般从ROV上提取一

点即可, x 轴与ROV本体结构的正对称方向相同,默认把ROV的艏向作为正向; y 轴与ROV本体结构的基线面平行且和 x 轴垂直,方向指向ROV的右舷为正向; z 轴垂直于 x 轴、 y 轴所在的水平面,指向底部为正向^[12],如图2所示。

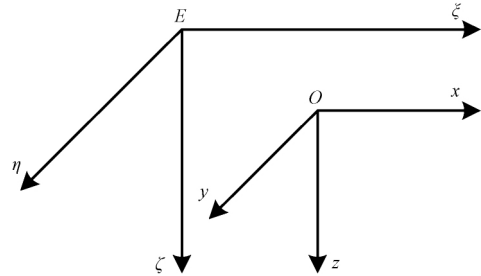


图2 双坐标系示例图

本文定义运动坐标系相对于固定坐标系的角 $\zeta-z$ 为偏航角 γ ,角 $\eta-y$ 为俯仰角 α ,角 $\xi-x$ 为翻滚角 β 。那么当ROV运动时,可以得到固定坐标系和运动坐标系的转换关系如下:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\beta\cos\gamma & \sin\beta\cos\theta & -\sin\theta \\ \cos\beta\sin\gamma\sin\gamma - \sin\beta\cos\gamma & \sin\beta\sin\theta\sin\gamma - \cos\beta\cos\gamma & \cos\theta\sin\gamma \\ \cos\beta\sin\theta\cos\gamma - \sin\beta\sin\gamma & \sin\beta\sin\theta\cos\gamma - \cos\beta\sin\gamma & \cos\theta\cos\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi \\ \eta \\ \zeta \end{bmatrix}$$

2.2 ROV姿态角的解算

在上节的双坐标系系统下,对ROV的姿态角的处理方法,本文采用了四元数法进行了解算处理。

使用四元数表示姿态,可以写为如下表达式:

$$q = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) + u^n \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (1)$$

使用欧拉角来表征姿态变换,表示的是分别绕着 (i, j, k) 3个坐标轴做3次旋转,而这3次旋转被定义为可以看作绕着某轴只做一次旋转而成的,这个轴就是 $u^n = (u_1, u_2, u_3)$,旋转角度就是 θ ^[13]。

因此,四元数可以被写为 $q = q_0 + q_1 + q_2 + q_3$, q 是一个单位四元数。当用来表示姿态时,则:

$$q_0 = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right), q_i = u_i * \sin\left(\frac{\theta}{2}\right), i = 1, 2, 3$$

当由固定坐标系和运动坐标系进行转换时,得坐标转换矩阵为:

$$C_n^e = \begin{bmatrix} 2q_0^2 - 1 + 2q_1^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2q_0^2 - 1 + 2q_2^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 2q_0^2 - 1 + 2q_3^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

所以由四元数推导欧拉角时,四元数为:

$$q = \begin{bmatrix} \cos \frac{\gamma}{2} \\ 0 \\ 0 \\ \sin \frac{\gamma}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \frac{\beta}{2} \\ 0 \\ \sin \frac{\beta}{2} \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \frac{\alpha}{2} \\ \sin \frac{\alpha}{2} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

那么欧拉角则用四元数方法表示为:

$$\begin{cases} \beta = \arctan \frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{2q_0^2 - 1 + 2q_2^2} \\ \alpha = \arcsin[2(q_2q_3 + q_0q_1)] \\ \gamma = \arctan[\frac{-2(q_1q_3 + q_0q_2)}{2q_0^2 - 1 + 2q_2^2}] \end{cases} \quad (4)$$

其中,四元数方法没有奇点,可以表征任何坐标轴之间的旋转关系,并且大大降低了计算量,比欧拉角表示更加简单直接,用于控制器中对数据的处理,计算量大大减少,节省了宝贵的计算资源。

3 传感器数据处理融合

3.1 加速度计的数据处理

加速度计由于会受到重力和其他外力导致不准确,并且在水下时,水流的作用力会更加不稳定。因此,需要对加速度的初始测量值进行预处理。一种加权滑动滤波算法对于处理加速度计的噪声可以取得良好的效果,公式如下:

$$Y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(n) \cdot X(n-i) \quad (5)$$

式中: $h(n)$ 是加权因子, $Y(n)$ 称为 $X(n)$ 的加权平均。该算法简捷轻便,可以节省储存单元,速度快并且更便于处理实时的非平稳数据。通过上式得到的加速度数据,可以一定程度上消除因为外部干扰造成的影响。

3.2 加速度计与陀螺仪的数据融合

由于陀螺仪是通过收集旋转的动作来进行工作的,所以对振动等动作并不是很敏锐,只是会产生由于长时间电压不能归零而带来的漂移问题,并且该问题是随着时间增长而变严重的。所以陀螺仪数据也需要进行数据处理,本文进行数据的融合的方法来获得更准确的传感器数据。

采用卡尔曼滤波器作为传感器获得的加速度信息的融合器,因为只要系统中存在不确定信息,卡尔曼滤波则能够对系统做出下一步运动的预测,即便系统中有噪声干扰,卡尔曼滤波也通常能够做出细致的反应。

卡尔曼滤波器主要包括预估和校正两部分。其中离散卡尔曼滤波的时间更新方程为^[14]:

$$\hat{x}_k^- = A \hat{x}_{k-1} + B u_{k-1} \quad (6)$$

$$P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q \quad (7)$$

状态更新方程为:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-2} \quad (8)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \quad (9)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (10)$$

式中: A 为作用在 x_{k-1} 上的 $n \times n$ 状态变换矩阵; B 为作用在控制向量 u_{k-1} 上的 $n \times 1$ 输入控制矩阵; H 为 $m \times n$ 观测模型矩阵; P_k^- 为 $n \times n$ 先验估计误差协方差矩阵; P_k 为 $n \times n$ 后验估计误差协方差矩阵; Q 为 $n \times n$ 过程噪声协方差矩阵; R 为 $m \times m$ 过程噪声协方差矩阵; I 为 $n \times n$ 阶单位矩阵; K_k 为 $n \times m$ 阶矩阵,混合因数。

经过处理的加速度数据可以更准确的反应出 ROV 的真实情况,方便对接下来的 BP 神经网络数据融合提供可靠的数据信息。

4 BP 神经网络的数据融合模型

4.1 BP 神经网络模型原理

建立 BP 神经网络模型,如图 3 所示。

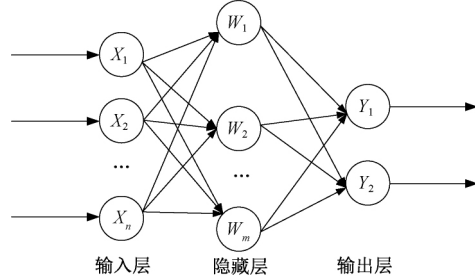


图 3 BP 神经网络模型

对于 ROV 信息融合,需要在隐藏层上对各传感器的处理后进行数据融合计算。所以,根据实际情况,取输入值分别为 ROV 的各轴加速度、初始姿态角和初始深度值。 $W_1 \sim W_m$ 表示神经元之间的连接权重, Y 为系统输出值^[15]。

首先,对前向传播输出计算,如式(11)所示。

$$y = f(\sum_{i=1}^m X_i W_i + b_i) \quad (11)$$

然后,计算线性函数经激活函数后的输出值,其中激活函数以 S 函数为例,如式(12)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

反向传播误差的表达式,如式(13)所示。

$$L(e) = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^k e_j^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^k (\bar{y}_j - y_j)^2 \quad (13)$$

把输出层得到的节点误差作为反向输入,把 e 反向传播,得到输出层的 δ , 然后根据连接权重 w 向隐层传输,就得到隐层,如式(14)所示。

$$\delta_j^1 = \theta'(s_j^1) * \sum_{i=1}^k \delta_i^2 * w_{ji}^2 \quad (14)$$

得到所有的 δ 以后,就可以更新权重了。

4.2 BP 神经网络的参数选取

将加速度计与陀螺仪采集的加速度数据经过卡尔曼滤波融合后的融合数据: X 轴的加速度 X_{acc} 、 Y 轴的加速度 Y_{acc} 、 Z 轴的加速度 Z_{acc} 、 X 轴的姿态角 X_{ang} 、 Y 轴的姿态角 Y_{ang} 、 Z 轴的姿态角 Z_{ang} 和 ROV 的深度值 h 作为网络的输入变量,ROV 的预测深度变化和预测姿态角变化作为 BP 神经网络的输出。

中间的隐藏层的节点数选取规则为:

$$n_{ht} = \sqrt{n_{il} + n_{ol}} + a \quad (15)$$

式中: n_{il} 与 n_{ol} 分别为输入、输出节点数; a 为常数,对于常

数 a 的值,需要根据实际情况进行灵活取值,根据实际情况,取隐藏层数为 1 层。

所以本文采用的是分为输入层、输出层和隐藏层共 3 层的网络结构,在 BP 神经网络的训练中,隐藏层的需要包含传递函数进行运算,采用的是 S 函数,并且设置学习率 L_r 为 0.1,设置 BP 神经网络训练的精度为 0.0001,达到精

度后,网络会自动结束训练,迭代次数的上限设为 10 000 次,给训练网络一个结束的极限标志。

4.3 MATLAB 仿真训练

BP 神经网络的训练必须依赖大量的样本数据,从实验数据中抽取部分作为训练样本数据,部分样本数据如表 1 所示。

表 1 BP 神经网络部分样本数据

X_{acc}	Y_{acc}	Z_{acc}	q_0	q_1	q_2	q_3	h	X_{ang}	Y_{ang}	Z_{ang}
-33	-35	31	0.399 9	0.093 41	-0.015 56	0.911 62	0.16	-0.9	0.3	273.0
-33	-34	31	0.399 3	0.095 28	-0.012 66	0.911 71	0.17	-1.0	0.3	273.0
-26	-23	24	0.399 1	0.095 28	-0.010 96	0.911 87	0.20	0.6	0.1	283.0
0	0	0	0.399 1	0.096 01	0.010 53	0.911 77	1.32	-1.0	0	277.0
141	137	137	0.403 4	0.096 59	0.007 81	0.909 82	0.79	0.6	0.1	47.5
114	110	116	0.415 8	0.101 07	0.015 29	0.903 66	0.86	0.5	0.2	41.0
66	67	60	0.430 3	0.105 71	0.041 20	0.895 51	0.90	0.6	0.2	33.3
36	34	35	0.440 4	0.080 93	0.018 83	0.893 92	1.15	0.6	0.3	26.4
7	7	8	0.448 3	0.066 99	-0.010 71	0.891 27	1.08	0.6	0.2	22.8
0	0	0	0.457 2	0.113 68	0.001 37	0.882 08	1.31	5.7	0.6	56.0
0	0	0	0.453 2	0.087 65	-0.018 07	0.886 93	1.41	5.7	0.6	57.0
0	-1	-1	0.435 7	0.077 94	-0.018 62	0.896 55	0.45	5.4	0.2	50.0

从实验数据中取样了其中 10 000 组样本数据,其中 1 000 组作为测试样本,1 000 组作为验证样本,剩余的数据作为训练样本。为了使神经网络快速收敛、训练时间短并且激活函数的区分度明显,要对输入的样本数据进行归一化处理。归一化公式为:

$$S = \frac{I_i - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (16)$$

式中: S 为归一化值; I_i 为样本数据; I_{\min} 为样本数据最小值; I_{\max} 为样本数据最大值。

经过多次仿真试验,当迭代 3 800 次左右时,网络训练较好。

搭建完训练模型后,开始训练。性能验证如图 4 所示。

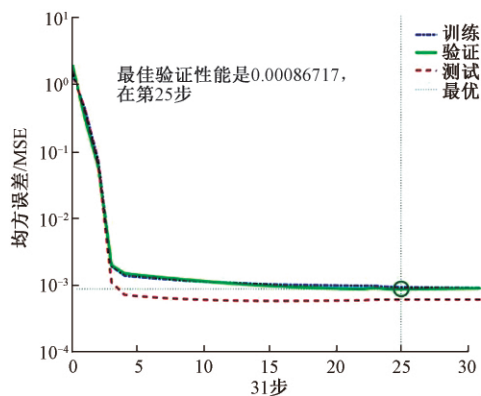


图 4 性能验证

其中预测值和真实值的误差如图 5 所示。

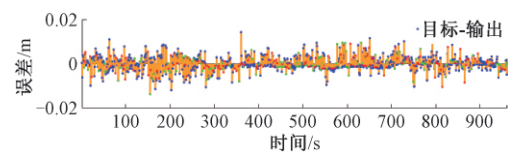


图 5 预测值和真实值的误差

由图 5 可以看出,预测值与真实值的误差大部分都在 0.02 内,这就说明采用的 BP 神经网络根据传感器数据进行 ROV 本体的姿态和深度预测是有效的。

5 实验验证

为了验证所设计的信息融合控制方法,利用设计的专用水池进行了实验。分别用普通 PID 控制和多信息融合的 PID 控制进行定深控制,来检测算法的稳定性和有效性,并且以时间间隔 t 作为对照变量,由于深度变化值较角度变化值慢,所以预测深度时分别检测 t 为 0.3、0.5 和 0.7 时 BP 神经网络的预测数据,预测角度时分别检测 t 为 0.2、0.4 和 0.6 时 BP 神经网络的预测数据。其中, t 值可由图 6 得出。

本文的 ROV 采用 Arduino Mega 2560 作为底层控制器,上位机为笔记本电脑。传感器原始数据通过数据总线传输到上位机,上位机将优化后的传感器数据带入到 BP 神经网络,通过 BP 神经网络计算出深度和姿态预测值,得到的预测值反馈到 PID 控制器进行处理,以完成对 ROV 本体的预判性控制,达到超前控制的目的。

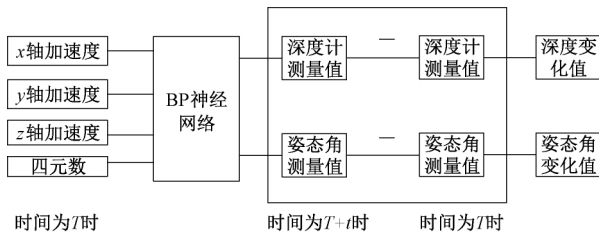


图 6 控制流程

5.1 深度控制

采用不同的深度进行深度控制的验证试验,对比结果如图 7~12 所示。

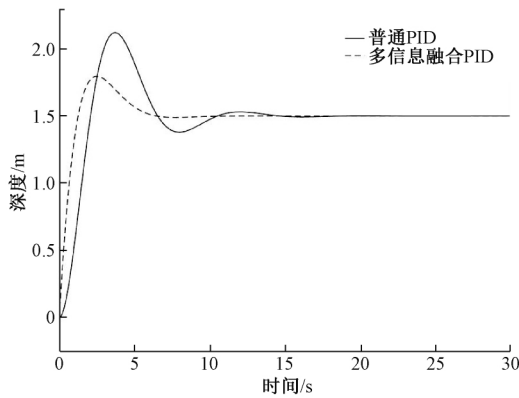


图 7 定深 1.5 m, $t=0.3$ s

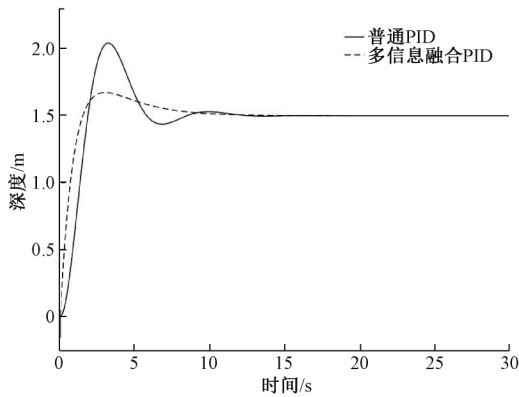


图 8 定深 1.5 m, $t=0.5$ s

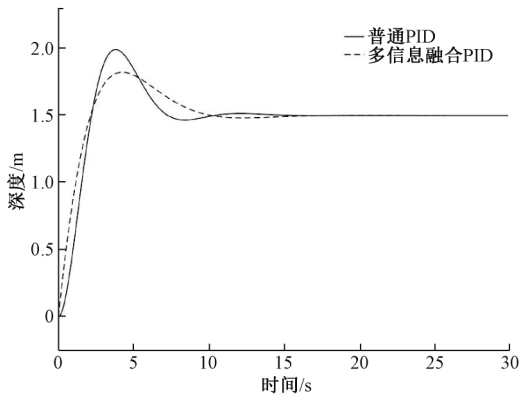


图 9 定深 1.5 m, $t=0.7$ s

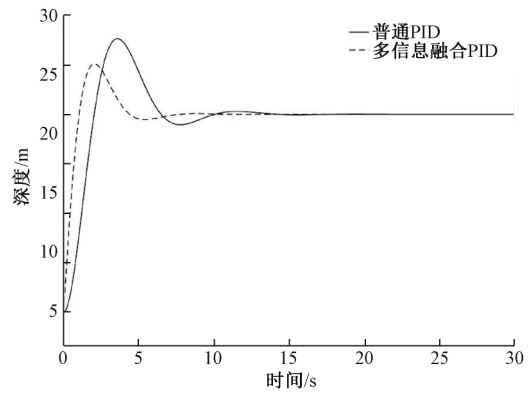


图 10 定深 20 m, $t=0.3$ s

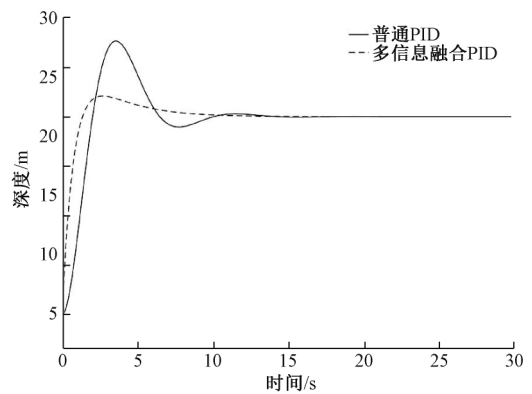


图 11 定深 20 m, $t=0.5$ s

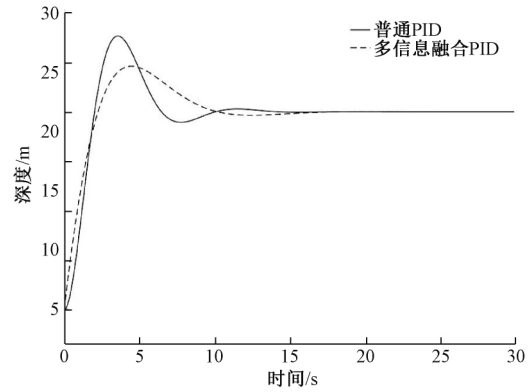


图 12 定深 20 m, $t=0.7$ s

由图 7~12 可以看出,在定深深度不同的情况下,选取不同的 t 值不会改变收敛速度,但是在同一深度时, t 的取值不同会对多信息融合控制器产生较大的变化,并且相较于普通 PID 控制器,多信息融合的 PID 控制器有较大的优势,能够更稳定的收敛在指定深度,且当多信息融合 PID 控制器的 t 值取值 0.5 时,效果较为明显,以定深 1.5 m 为例,其中超调量最大值为 2.15 m,比普通 PID 的超调量最大值 1.65 m 稳定性提升了 4.3 倍,其中拐点出现时间为 2.5 s,比普通 PID 控制器的 4.3 s 超前了 1.8 s。这就说明,相比较普通 PID 的控制效果,多信息融合控制可以实

现对 ROV 深度值的预判,使 ROV 可以稳定维持在指定深度。

5.2 姿态控制

采用不同的艏向进行定艏控制的验证试验,对比结果如图 13~15 所示。

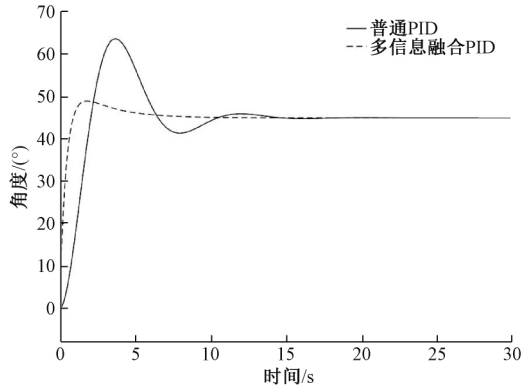


图 13 定艏 45° , $t=0.2$ s

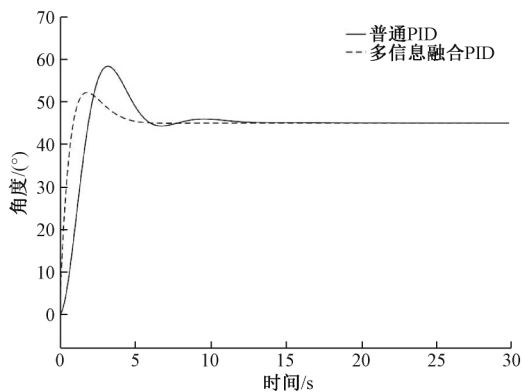


图 14 定艏 45° , $t=0.4$ s

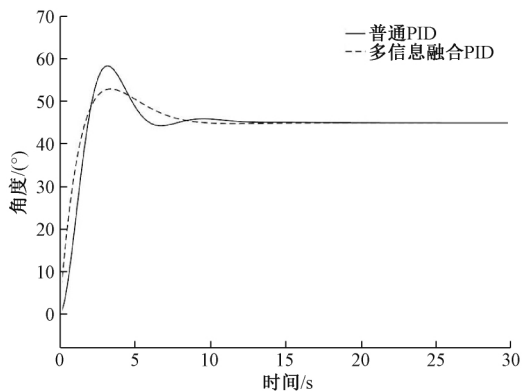


图 15 定艏 45° , $t=0.6$ s

由图 13~15 可以看出,定艏时, t 的取值不同会对多信息融合控制器产生较大的变化,并且相较于普通 PID 控制器,多信息融合的 PID 控制器有很大的优势,能够非常稳定的收敛到指定艏向角,且当多信息融合 PID 控制器的 t 值取值为 0.2 时,效果较为明显,其中超调量最大值为

49° ,比普通 PID 的超调量最大值 63° 稳定性提升了 4.5 倍,其中拐点出现时间为 1.5 s,比普通 PID 控制器的 4.1 s 超前了 2.6 s。这就说明,相比较普通 PID 的控制效果,BP 神经网络反馈系统可以实现较精准的对 ROV 姿态角的预判,并且使 PID 提前作出反应,使 ROV 可以稳定维持在指定姿态。

6 结 论

本文针对水下机器人在水下工作时有很多工作需要进性悬停控制的问题,对水下机器人的悬停控制提出了改进方法。主要是首先通过对 ROV 的传感器数据通过滤波和卡尔曼融合进而获取更准确的水下机器人位姿信息;其次将 BP 神经网络运用在对水下机器人深度和姿态角的预测上,作为 PID 控制器的反馈值,帮助 PID 控制器能够高效、更准确的对水下机器人进行控制;最后通过实验验证了本文所提出的多信息融合方法实现水下机器人精准悬停的有效性。

本文仍有不足之处,比如本文实验是在无外力干扰的情况下进行的,由于水下是有暗流等水下作用力的,因此,对于在多种外力作用在水下机器人的控制效果还有待测试和完善。

参考文献

- [1] 王玉. 海底管道检测机器人设计与运动控制研究[D]. 青岛:中国海洋大学,2015.
- [2] 任福深,杨雨潇,王克宽,等. ROV 发展现状与其在海洋石油行业应用前景[J]. 石油矿场机械,2017,46(6): 6-11.
- [3] 范士波. 作业型 ROV 水动力试验及运动控制技术研究[D]. 上海:上海交通大学,2013.
- [4] 高胜,陈昆,张利巍,等. 开架式观测型 ROV 定点悬停控制方法研究[J]. 石油机械,2019,47(2):55-64.
- [5] 阮玲,谢齐家,高胜友,等. 神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. 高电压技术,2014,40(3):822-828.
- [6] 赵玥. 基于多信息融合的四轴飞行器控制算法研究[D]. 天津:天津工业大学,2017.
- [7] 张皓渊. 基于多源信息融合的 ROV 导航系统设计[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.
- [8] 李会军,袁帅,汤翔,等. 一种基于多传感器数据融合的云台自稳控制方法[J]. 控制工程,2019,26(10): 1796-1802.
- [9] 王立,章政,孙平. 一种自适应互补滤波姿态估计算法[J]. 控制工程,2015,22(5):881-886.
- [10] 陈一鸣. 基于卡尔曼滤波的陀螺仪随机误差分析[J]. 电子测量技术,2020,43(17):97-100.
- [11] 王勇军,李智,李翔. 小型无人飞行器机动过程中航姿互补滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2020,

34(7):141-150.

- [12] 赵彦飞. 水下机器人运动姿态控制技术[D]. 西安:西安工业大学, 2018.
- [13] 范云生, 何智平, 曹健, 等. 四旋翼飞行器非线性轨迹跟踪控制[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 247-256.
- [14] 孙超, 张美君. 基于 Kalman 滤波的头盔运动姿态的预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(2): 82-86.
- [15] 马占飞, 金溢, 江凤月, 等. 基于环境监测的两级数据融合模型与算法[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(10):

112-119.

作者简介

王明吉, 教授, 主要研究方向为激光检测技术。

E-mail: wmjglj@163.com

梁斌, 在读硕士研究生, 主要研究方向为水下机器人的控制。

E-mail: 525799603@.com

任福深, 教授, 主要研究方向为智能装备与精密测控。

E-mail: renfushen@126.com