

# 基于LSTM的无人船轨迹跟踪滑模控制算法研究\*

朱栋 陶睿楠 陈威 冯成涛 郭俊俊

(常州大学微电子与控制工程学院 常州 213159)

**摘要:** 针对无人船模型不确定项和外界环境干扰缺乏自适应能力而使无人船乘坐舒适性降低的问题,提出一种基于长短期记忆网络(LSTM)的无人船轨迹跟踪滑模控制算法。LSTM用于补偿无人船模型不确定项和外界环境干扰,从而抑制滑模控制的抖动现象。以一艘游船为基础建立了无人船数学模型,设计滑模轨迹跟踪控制器,同时引入LSTM神经网络对无人船数学模型中的不确定项及外界环境干扰进行控制补偿,并在三种轨迹下进行了MATLAB/Simulink仿真测试。测试结果表明,基于LSTM的滑模控制算法轨迹跟踪精度高于滑模控制算法,轨迹平均绝对误差最高减小62%,LSTM神经网络能显著提高无人船的抗干扰能力。

**关键词:** 滑模控制;长短期记忆网络;无人船;轨迹跟踪

中图分类号: TN876 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8020

## LSTM-based sliding mode trajectory tracking control algorithm for unmanned surface vehicles

Zhu Dong Tao Ruinan Chen Wei Feng Chengtao Guo Junjun

(College of Microelectronics and Control Engineering, Changzhou University, Changzhou 213159, China)

**Abstract:** The problem of reduced comfort in unmanned vessel rides due to the lack of adaptability to uncertain model parameters and external environmental disturbances is addressed. A trajectory tracking sliding mode control algorithm based on Long Short-Term Memory (LSTM) is proposed. LSTM is utilized to compensate for uncertain model parameters and external environmental disturbances, thereby mitigating the jitter phenomenon in sliding mode control. A mathematical model of an unmanned vessel is established based on a recreational boat, and a sliding mode trajectory tracking controller is designed. Additionally, an LSTM neural network is introduced to compensate for uncertainties in the unmanned vessel's mathematical model and external environmental disturbances. Simulation tests are conducted using MATLAB/Simulink under three different trajectories. The results indicate that the LSTM-based sliding mode control algorithm achieves higher trajectory tracking accuracy compared to the sliding mode control algorithm, with a maximum reduction of 62% in average absolute trajectory error. The LSTM neural network significantly improves the unmanned vessel's disturbance rejection capability.

**Keywords:** sliding model control; long short-term memory; unmanned surface vehicle; trajectory tracking

## 0 引言

无人船(unmanned surface vehicle, USV)是一种具备自主导航能力的水面无人驾驶船舶<sup>[1]</sup>,在军事、民用、科研等多个领域都发挥着重要作用<sup>[2]</sup>。但无人船在旅游业中的应用还较为欠缺,尤其是让无人船在封闭水域执行固定路线的载人观光游览任务,能够极大降低景区的运营成本,具有极大的商业潜力。

在众多无人船关键技术领域中,无人船的自主控制技

术是开展各类水上作业任务,实现无人船智能化航行的基础。然而,由于无人船运动模型的复杂性、水域环境的多变性、动力能源的有限性,无人船自主控制面临着极大的挑战<sup>[3]</sup>。国内外学者针对无人船的轨迹跟踪控制问题提出了诸多解决方法。Chen等<sup>[4]</sup>设计了用基于反步法的全驱动船舶轨迹跟踪控制器,但该方法对控制器参数选择有限制,且对欠驱动船舶控制的有效性还有待验证。Deng等<sup>[5]</sup>提出了一种具有最小学习参数的自适应模糊状态反馈控制方案,但该方案未能明确控制律函数的选取原则。Zhu等<sup>[6]</sup>

利用自适应控制提出了一种无模型参数控制策略,提升了执行器故障时的应对能力,但该方法收敛速度较慢且对控制器算力要求较高。

滑模控制(sliding model control, SMC)作为一种非线性控制方法,以开关控制律<sup>[7]</sup>的形式使得系统始终保持在一个滑模面上。任彬<sup>[8]</sup>使用反步法与滑模控制相结合的方法,设计了基于六相永磁同步电机的滑模控制器,实现速度和轨迹的跟踪控制,但该方法存在过度补偿问题。滑模控制具有对参数变化不敏感、对外部干扰具有高鲁棒性等优点,缺点是容易发生抖振<sup>[9]</sup>,使控制达不到预期效果,影响无人船的运行平滑度。为了改进滑模控制中存在的问题,于华成等<sup>[10]</sup>提出了一种动态终端滑模控制方法,将终端滑模控制与动态滑模控制方法相结合,设计了基于扰动观测器的非奇异动态终端滑模控制器,有效减少了机器人轨迹跟踪的抖振现象。霍建霖等<sup>[11]</sup>利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的在线逼近特性,对滑模控制器进行实时补偿,提升整个控制系统的鲁棒性和控制精度。Zhu 等<sup>[12]</sup>利用 RBF 神经网络和非线性变换方法将水面舰艇航迹跟踪的输出约束问题转化为变换变量的有界性问题,但 RBF 处理时序信息的能力一般,影响构建模型的精度,而长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)能有效处理时序信息<sup>[13]</sup>,对序列数据进行建模,输出控制系统的补偿量<sup>[14-16]</sup>。此外,当前国内外学者所研究的无人船为了满足军事、科研需求,有运行速度快、机动性强等特点;而本文所研究的无人船主要用途是在景区内搭载游客执行水上观光任务,相比于普通无人船,对无人船的乘坐舒适性、抗干扰能力和运行平滑度有更高要求。因此,本文将 LSTM 算法与滑模控制方法相结合,提出了一种基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制方法。

本文以一艘旅游观光船的结构为基础,建立无人船数学模型,设计基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器,仿真实验结果证明,本文控制方法与滑模控制方法相比,在外界环境干扰较大时,具有显著的稳定性,能够保证无人船运行的平滑性。

## 1 无人船数学模型建立

无人船数学模型是进行无人船操控性能研究、控制系统分析与设计、运动仿真的基础。研究无人船运动控制问题时,通常假设无人船质量分布均匀且重心就在无人船几何中心处,并且只考虑无人船在前进、横漂、艏摇三个自由度上的运动,本文所研究的无人船运动惯性坐标系和体坐标系如图 1 所示。

其中,  $O_E X_E Y_E$  为惯性坐标系,  $X_b O_b Y_b$  为附体坐标系;  $O_E$  为惯性坐标系坐标原点;  $O_E X_E$  指向正北;  $O_E Y_E$  指向正东;  $O_b$  为无人船重心;  $O_b X_b$  指向无人船船头;  $O_b Y_b$  指向无人船右舷; 惯性坐标系中的坐标  $(x, y)$  为无人船位置:  $\psi \in [0, 2\pi]$  为无人船方向角;  $u$  为无人船在附体坐标

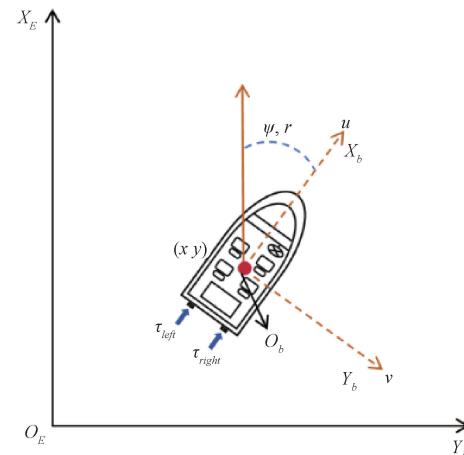


图 1 无人船运动惯性坐标系和体坐标系

系下的前进速度,  $v$  为横漂速度,  $r$  为艏摇角速度;  $\tau_{left}$ 、 $\tau_{right}$  分别表示无人船左右两个推进器的推力。

本文所建立的三自由度无人船数学模型<sup>[17]</sup>可表示为:

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\psi)v \\ M\ddot{v} = -C(v)v - Dv + F - \Delta f + \tau_w \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\eta = [x \ y \ \psi]^T$  为无人船在惯性坐标系中的前进位移、横漂位移和方向角;  $v = [u \ v \ r]^T$  为附体坐标系下无人船的速度向量;  $J(\psi)$  为惯性坐标系和附体坐标系的转换矩阵, 满足  $J^{-1}(\psi) = J^T(\psi)$ ;  $M$  为无人船的惯性矩阵;  $C(v)$  为向心力矩阵;  $D$  为阻尼参数矩阵;  $F = [F_u \ F_v \ T_r]^T$  中的  $F_u$ 、 $T_r$  分别表示无人船的纵向推力和转向力矩, 由于本文所研究的无人船仅在纵向上装备了两个推进器, 故  $F_v = 0$ ;  $\Delta f = [\Delta f_u \ \Delta f_v \ \Delta f_r]^T$  表示无人船模型不确定项。

$\tau_w = [\tau_{uw} \ \tau_{vw} \ \tau_{wr}]^T$  表示在附体坐标系下的外界环境干扰, 主要包括风阻力  $\tau_{wind} = [X_{wind} \ Y_{wind} \ N_{wind}]^T$  和浪阻力  $\tau_{wave} = [X_{wave} \ Y_{wave} \ N_{wave}]^T$ 。

$J(\psi)$ 、 $M$ 、 $C(v)$ 、 $D$  的表达式分别为:

$$J(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} m_{11} & 0 & 0 \\ 0 & m_{22} & 0 \\ 0 & 0 & m_{33} \end{bmatrix}$$

$$C(v) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -m_{22}v \\ 0 & 0 & m_{11}u \\ m_{22}v & m_{11}u & 0 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} d_{11} & 0 & 0 \\ 0 & d_{22} & 0 \\ 0 & 0 & d_{33} \end{bmatrix}$$

且  $m_{11} = m - X_u$ ,  $m_{22} = m - Y_v$ ,  $m_{33} = I_z - N_r$ ,  $d_{11} = -X_u$ ,  $d_{22} = -Y_v$ ,  $d_{33} = -N_r$ 。其中,  $m$  为无人船的质量,  $I_z$  为转动惯量;  $X_u = \partial X / \partial \dot{u}$  等参数变量为水动力导数。

综上所述,式(1)所表示的无人船数学模型可以写成如下形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos \phi - v \sin \phi \\ \dot{y} = u \sin \phi + v \cos \phi \\ \dot{\phi} = r \\ \dot{u} = \frac{m_{22} v r - d_{11} u - \Delta f_u + F_u + \tau_{wu}}{m_{11}} \\ \dot{v} = \frac{-m_{11} u r - d_{22} v - \Delta f_v + \tau_{wv}}{m_{22}} \\ \dot{r} = \frac{(m_{11} - m_{22}) u v - d_{33} r - \Delta f_r + T_r + \tau_{wr}}{m_{33}} \end{cases} \quad (2)$$

## 2 基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器设计

在风、浪、流等外界环境干扰下,无人船的质量、惯性、所受阻力等参数都在时刻变化,从而导致无人船模型中存在不确定项。在实际场景中,该类不确定项很难被精确计算。现有的针对模型不确定项的控制方法都存在诸如抖振、收敛速度慢、跟踪精度高等问题。针对这些问题,本文提出了一种基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器,采用 LSTM 神经网络补偿滑模控制器。本文所设计的基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器主要由无人船纵向推力控制器、转向力矩控制器和 LSTM 神经网络三部分组成。控制器首先得到期望的位置和方向角,将其输入至无人船纵向推力控制器、转向力矩控制器中,得到初步的纵向推力和转向力矩控制量。同时,LSTM 神经网络对外界环境干扰和无人船模型不确定项进行估计,并输出补偿控制量,以提升系统的鲁棒性,降低外界环境对无人船运行的干扰。本文所设计的基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器结构如图 2 所示。

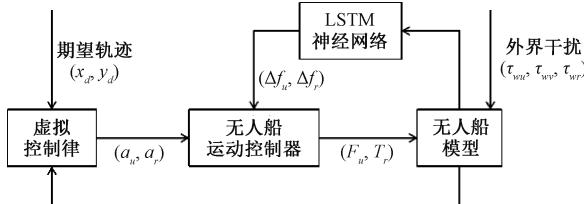


图 2 基于 LSTM 的轨迹跟踪滑模控制器结构

为了实现基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器设计,本文引入如下假设:

假设 1 无人船的期望轨迹  $(x_d, y_d)$  是连续的,且存在一阶、二阶导数。

假设 2 作用在无人船上的外界环境干扰  $\tau_{wu}, \tau_{wv}, \tau_{wr}$  是时变且有界的,但其界值未知。

### 2.1 基于 LSTM 的神经网络算法

#### 1) LSTM 网络

由于外界环境干扰和无人船模型不确定项的存在,难以准确建立相应模型。为了实现对无人船运动的有效控制,本文引入 LSTM 神经网络对无人船运动控制系统进行控制补偿。图 3(a)是每一个记忆单元中控制门的连接方

式,图 3(b)所示是每个单元如何与上下层单元进行连接。图中,  $f_t, i_t, o_t$  分别表示输入门、遗忘门和输出门,  $c_t$  表示神经单元状态,  $h_t$  表示隐藏层状态,  $\mathbf{X}_t$  表示 LSTM 单元的输入向量,  $\mathbf{y}_t$  表示 LSTM 单元的输出向量,  $\sigma$  和  $\tanh$  分别表示 sigmoid 和  $\tanh$  激活函数<sup>[18]</sup>。

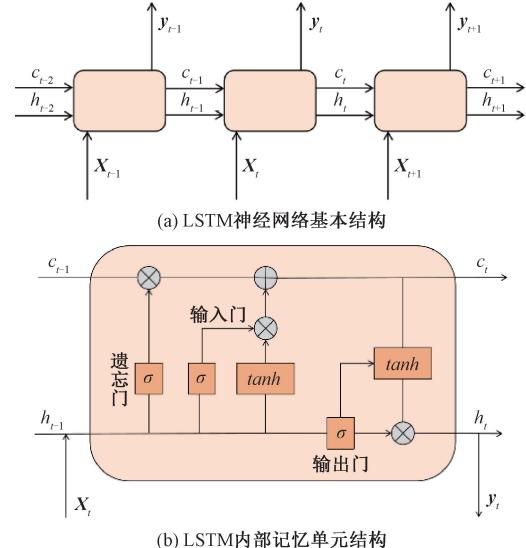


图 3 LSTM 结构

LSTM 神经单元内信息传递遵循的公式为:

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_{xi} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_{hi} \cdot \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_i) \quad (3)$$

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_{xf} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_{hf} \cdot \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_f) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(\mathbf{W}_{xo} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_{ho} \cdot \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_o) \quad (5)$$

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tanh(\mathbf{W}_{xc} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_{hc} \cdot \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (7)$$

$$y_t = A(\mathbf{W}_{hy} \cdot \mathbf{h}_t + \mathbf{b}_y) \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{W}$  项表示权重矩阵,  $\mathbf{b}$  项表示偏置向量,  $A$  项表示输出层激活函数。

#### 2) LSTM 训练

本文将网络初始权重设置为 0~1 之间的随机量,学习率  $\gamma_0$  设置为 0.002,网络输入  $\mathbf{X}_t = [u \ v \ r]^T$ ,输出针对无人船模型不确定性的控制补偿量  $\mathbf{y}_t = [\Delta f_u \ \Delta f_v]^T$ 。LSTM 神经网络的训练过程如图 4 所示,将滑模面  $S$  以及无人船的速度信息  $[u \ v \ r]^T$  输入 LSTM,LSTM 网络根据损失函数  $L = mS$  更新权重,最后输出  $\mathbf{y}_t$ 。

损失函数中,  $m$  为无人船的质量。无人船的轨迹跟踪问题可以变换为保持滑模面  $S = 0$ ,故网络损失函数  $L$  趋于 0。

基于时间序列的反向传播算法更新权重  $\mathbf{W}_n$  和偏置向量  $\mathbf{b}_n$  的公式为:

$$\mathbf{W}_n = \mathbf{W} - \gamma_0 \mathbf{dW} \quad (9)$$

$$\mathbf{b}_n = \mathbf{b} - \gamma_0 \mathbf{db} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{dW}, \mathbf{db}$  为对应的灵敏度;  $\gamma_0$  为学习率,  $\gamma_0 > 0$ 。

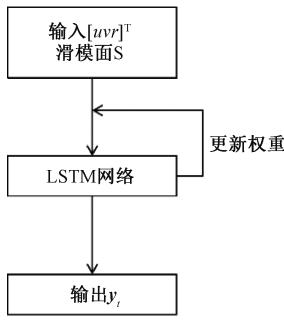


图 4 LSTM 神经网络的训练过程

## 2.2 滑模轨迹跟踪控制器设计

### 1) 虚拟控制律设计

由于本文所建立的无人船数学模型中含有不确定项及不确定参数,故而本文在选取控制律时引入了一个基于 Lyapunov 函数的虚拟控制律,用虚拟控制律应对无人船模型不确定性<sup>[19]</sup>。

无人船位置跟踪误差为:

$$\begin{cases} x_e = x - x_d \\ y_e = y - y_d \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $(x_d, y_d)$  为无人船期望轨迹的坐标,  $x_e, y_e$  分别为无人船的纵向位置误差和横向位置误差。对式(11)两边关于时间  $t$  求导可得:

$$\begin{cases} \dot{x}_e = u \cos\phi + v \sin\phi - \dot{x}_d \\ \dot{y}_e = u \sin\phi - v \cos\phi - \dot{y}_d \end{cases} \quad (12)$$

为了实现无人船轨迹跟踪误差趋于零,本文将式(12)中的  $u, v$  视为虚拟控制量,分别设计纵向虚拟控制律  $\alpha_u$  和横向虚拟控制律  $\alpha_v$  为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_u \\ \alpha_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\phi & \sin\phi \\ -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_d - \frac{p}{M} x_e \\ \dot{y}_d - \frac{p}{M} y_e \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中:  $k, C$  为常数且均大于零,  $M = \sqrt{x_e^2 + y_e^2 + q}$ 。联立式(12)、(13)可得:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{p}{M} x_e \\ -\frac{p}{M} y_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\phi & \sin\phi \\ -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u - \alpha_u \\ v - \alpha_v \end{bmatrix} \quad (14)$$

当  $(u - \alpha_u) \rightarrow 0, (v - \alpha_v) \rightarrow 0$  时,式(14)可变为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{p}{M} x_e \\ -\frac{p}{M} y_e \end{bmatrix} \quad (15)$$

构造如下 Lyapunov 函数:

$$V = \frac{1}{2} x_e^2 + \frac{1}{2} y_e^2 \quad (16)$$

对式(16)求导可得:

$$\dot{V} = x_e \dot{x}_e + y_e \dot{y}_e = -\frac{p(x_e^2 + y_e^2)}{M} \quad (17)$$

由式(17)可知,位置误差  $x_e, y_e$  是收敛于 0 的。

### 2) 纵向推力控制律设计

设计无人船的纵向速度误差为:

$$u_e = u - \alpha_u \quad (18)$$

设计滑模面为:

$$s_1 = u_e + \lambda_1 \int_0^t u_e(\tau) d\tau \quad (19)$$

式中:  $\lambda_1 > 0$  为常数。

对滑模面  $s_1$  关于时间  $t$  求导可得:

$$\dot{s}_1 = \dot{u} - \dot{\alpha}_u + \lambda_1 u_e =$$

$$\frac{m_{22} vr - d_{11} u - \Delta f_u + F_u + \tau_{wu}}{m_{11}} - \dot{\alpha}_u + \lambda_1 u_e \quad (20)$$

由于式中的  $\Delta f_u$  为模型不确定项,因此,本文使用 LSTM 神经网络算法对未知项  $\Delta f_u$  进行逼近,由 2.1 节可以得到其表达式为:

$$\Delta f_u = W_{uout}^* h_t + b_{uout}^* + \xi_u \quad (21)$$

式中:  $W_{uout}^*$  为理想权重,  $b_{uout}^*$  为理想偏置,  $\xi_u$  为理想的近似误差。

可得纵向推力控制律:

$$F_u = m_{11} \dot{s}_1 - m_{22} vr + d_{11} u + \Delta f_u - \tau_{wu} + m_{11} \alpha_u - m_{11} \lambda_1 u_e \quad (22)$$

### 3) 转向力矩控制律设计

设计无人船的横向速度误差为:

$$v_e = v - \alpha_v \quad (23)$$

设计滑模面  $s_2$  为:

$$s_2 = \dot{v}_e + \lambda_2 v_e \quad (24)$$

式中:  $\lambda_2 > 0$  为常数。

对二阶滑模面关于时间求导可得:

$$\dot{s}_2 = \ddot{v}_e + \lambda_2 \dot{v}_e = \ddot{v} - \alpha_v + \lambda_2 (\dot{v} - \dot{\alpha}_v) \quad (25)$$

为了方便表示,令:

$$H = [\ddot{y}_d - p(M^{-1} - M^{-3} y_e^2) \dot{y}_e + pM^{-3} x_e y_e \dot{x}_e] \cos\phi - [\dot{x}_d - p(M^{-1} - M^{-3} x_e^2) \dot{x}_e + pM^{-3} x_e y_e \dot{y}_e] \sin\phi \quad (26)$$

则有:

$$\dot{\alpha}_v = -\dot{r} \alpha_u - r \dot{\alpha}_u + \dot{H} \quad (27)$$

综上可得:

$$\dot{s}_2 = \ddot{v} + \dot{r} \alpha_u + \lambda_2 (\dot{v} - \dot{\alpha}_v) - \dot{H} + \frac{\alpha_u [(m_{11} - m_{22})uv - d_{33}r - \Delta f_r + T_r + \tau_{wr}]}{m_{33}} \quad (28)$$

使用与上节相同的 LSTM 控制算法对未知项  $\Delta f_r$  进行逼近,其神经网络输出表达式为:

$$\Delta f_r = W_{rou}^* h_t + b_{rou}^* + \xi_r \quad (29)$$

可得转向力矩控制律:

$$T_r = \frac{m_{33}}{\alpha_u} [\dot{s}_2 - \dot{r} \alpha_u + \dot{H} - \lambda_2 (\dot{v} - \dot{\alpha}_v)] - (m_{11} - m_{22})uv + d_{33}r + \Delta f_r - \tau_{wr} \quad (30)$$

## 2.3 稳定性分析

本节采用 Lyapunov 方法对系统稳定性进行证明。定

义 Lyapunov 函数为:

$$V = \frac{1}{2} s_1^T s_1 + \frac{1}{2} s_2^T s_2 + \frac{1}{2\zeta_1} \tilde{W}_u^T \tilde{W}_u + \frac{1}{2\zeta_2} \tilde{W}_r^T \tilde{W}_r + \frac{1}{2\sigma_1} \tilde{b}_u^T \tilde{b}_u + \frac{1}{2\sigma_2} \tilde{b}_r^T \tilde{b}_r \quad (31)$$

式中:  $\tilde{W}_u^T = W_u^{*T} - W_u^T$  表示理想值与网络实际输出值的差。

对  $V$  取微分可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s_1^T \dot{s}_1 + s_2^T \dot{s}_2 + \frac{1}{\zeta_1} \tilde{W}_u^T \dot{\tilde{W}}_u + \frac{1}{\zeta_2} \tilde{W}_r^T \dot{\tilde{W}}_r + \frac{1}{\sigma_1} \tilde{b}_u^T \dot{\tilde{b}}_u + \\ &\quad \frac{1}{\sigma_2} \tilde{b}_r^T \dot{\tilde{b}}_r = s_1^T \dot{s}_1 + s_2^T \dot{s}_2 + \tilde{W}_u^T \left( -s_1^T h_t + \frac{1}{\zeta_1} \dot{\tilde{W}}_u \right) + \\ &\quad \tilde{W}_r^T \left( -s_2^T h_t + \frac{1}{\zeta_2} \dot{\tilde{W}}_r \right) + \tilde{b}_u^T \left( -s_1^T + \frac{1}{\sigma_1} \dot{\tilde{b}}_u \right) + \tilde{b}_r^T \left( -s_2^T + \frac{1}{\sigma_2} \dot{\tilde{b}}_r \right) \end{aligned} \quad (32)$$

令

$$\begin{cases} \dot{\tilde{W}}_u = \zeta_1 s_1^T h_t \\ \dot{\tilde{W}}_r = \zeta_2 s_2^T h_t \\ \dot{\tilde{b}}_u = \sigma_1 s_1^T \\ \dot{\tilde{b}}_r = \sigma_2 s_2^T \end{cases} \quad (33)$$

则有:

$$\dot{V} = s_1^T \dot{s}_1 + s_2^T \dot{s}_2 = -s_1^T [\xi_u + \kappa \text{sat}(s_1)] - k s_1^T s_1 - s_2^T [\xi_r + \kappa \text{sat}(s_2)] - k s_2^T s_2 \quad (34)$$

设  $\kappa > |\xi_u|, \kappa > |\xi_r|$ , 可得  $\dot{V} \leq 0$ , 故系统稳定。

### 3 实验

本文分别对基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制器和无人船轨迹跟踪滑模控制器进行仿真实验, 并将轨迹跟踪结果进行对比分析。为了量化评价两种控制方法轨迹跟踪效果的差异, 实验引入平均绝对误差(MAE)和均方误差(MSE)对控制算法的轨迹跟踪精度进行评判, MAE 和 MSE 的值越小则跟踪精度越高, MAE 和 MSE 的表达式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i| \quad (35)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2 \quad (36)$$

为了综合分析无人船位置误差, 令

$$\Delta = \sqrt{x_e^2 + y_e^2} \quad (37)$$

测试船选取一艘可搭载 4 人的旅游观光船, 其基本参数如表 1 所示。

测试无人船的一些其他参数设置如表 2 所示。为了在仿真实验中模拟外界环境干扰, 本节将外界环境干扰所产生的力和力矩设置为:

表 1 测试船基本参数

基本参数	参数值
总长度/m	3.50
总宽度/m	1.60
吃水深度/m	0.20
质量/kg	569

$$\begin{cases} \tau_{uu} = 50\sin(0.2t) + 50\cos(0.5t) \\ \tau_{ww} = 0.5\sin(0.1t) + 0.5\cos(0.4t) \\ \tau_{wr} = 500\sin(0.5t) + 500\cos(0.3t) \end{cases} \quad (38)$$

外界环境干扰在仿真中遵守上述规则在每一时刻随机产生。

表 2 测试船的其他参数

参数	参数值
$m_{11}$ /kg	600.0
$m_{22}$ /kg	889.5
$m_{33}$ /kg	$3.18 \times 10^5$
$d_{11}$ /(kg·s <sup>-1</sup> )	107.5
$d_{22}$ /(kg·s <sup>-1</sup> )	735.0
$d_{33}$ /(kg·s <sup>-1</sup> )	$4.01 \times 10^4$

### 3.1 直线轨迹仿真

设置直线轨迹跟踪控制器的控制参数为  $p = 1, q = 5, \lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。无人船的实际起始点和方向角为  $(-50, 20, 0)$ , 仿真运行时间为 200 s。

由图 5 可以看出, 本文所提出的基于 LSTM 的滑模轨迹跟踪算法能够较快地驶入期望轨迹, 且在外界环境干扰下具有较强的适应能力。如图 6(a)所示, 在仿真开始约 60 s 后, 无人船纵向速度保持在 10 m/s; 如图 6(b)、(c)所示, 在仿真开始约 20 s 后, 无人船横向速度及转向角速度均趋近于 0, 仅有小幅度调整。结合图 7(a)、(b)可知, 本文算法控制的无人船在仿真开始约 50 s 后, 横向误差、纵向误差均收敛到 0, 无人船运行趋于稳定; 而滑模控制算法对外

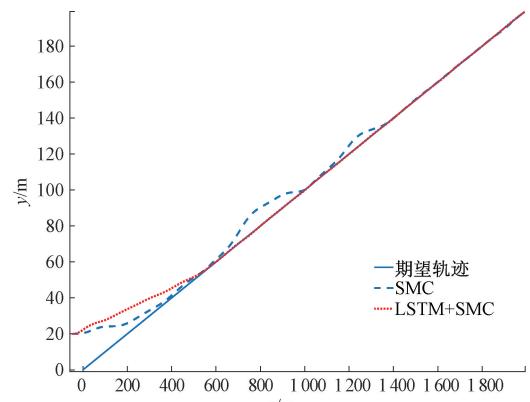


图 5 直线轨迹跟踪结果

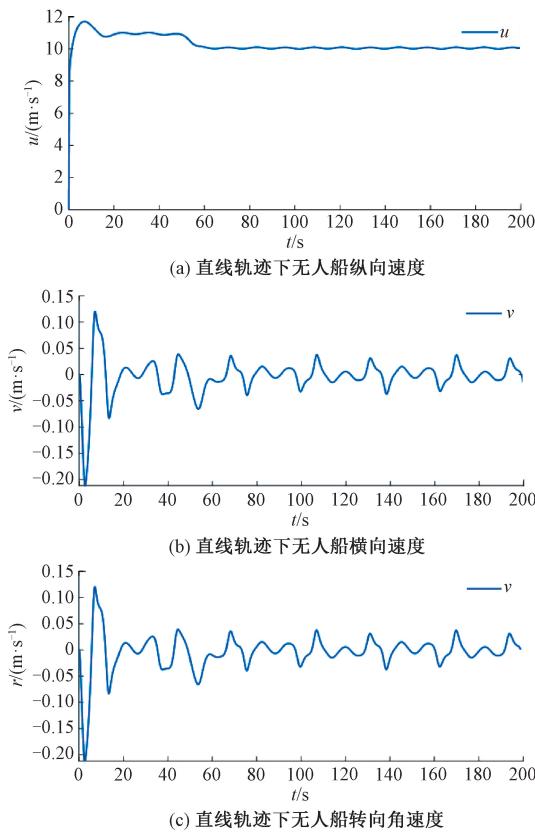


图 6 本文算法控制下的无人船运行速度

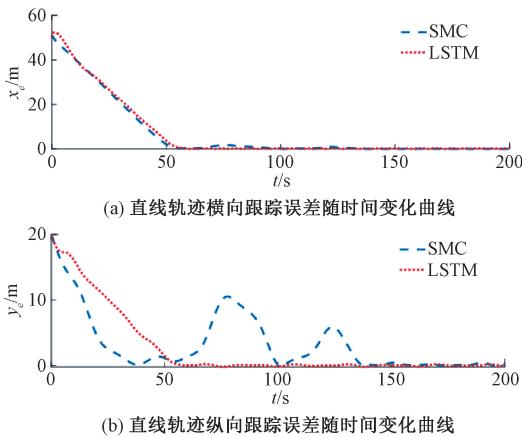


图 7 直线轨迹跟踪误差

界环境的抗干扰能力较弱,无人船在短暂跟踪上期望轨迹后又受环境干扰偏离预定路线,总体路线有较大波动。由表 3 可知,在直线轨迹下,本文算法的平均绝对误差较滑模控制算法减小约 6%,均方误差较滑模控制算法减小约 5%。

### 3.2 圆形轨迹仿真

本节将轨迹设置为圆心为  $(0,0)$ ,半径为 300 m 的圆,测试无人船初始位置及方向角为  $(10, 250, 0)$ ,仿真运行时间为 300 s,控制器参数设置同 3.1 节。

表 3 直线轨迹横纵向误差分析

误差	SMC		LSTM+SMC	
	MAE	MSE	MAE	MSE
$x_e$	6.629 3	0.243 2	6.464 9	0.230 8
$y_e$	3.178 9	0.038 9	2.412 0	0.036 9
$\Delta$	7.352 1	0.246 3	6.900 1	0.233 7

从图 8、9 中可以看出,在外界环境干扰下,本文算法控制的无人船在仿真运行前 50 s 有明显的调速及转向动作;运行 50 s 后,无人船运动即趋于稳定;而滑模控制算法则受外界环境干扰影响两次偏离期望轨迹,运动效果不佳。

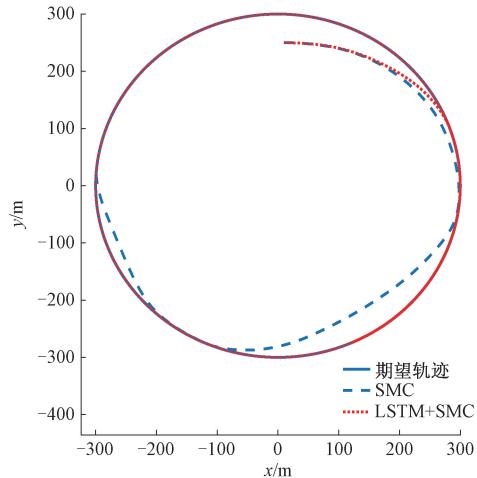


图 8 圆形轨迹跟踪结果

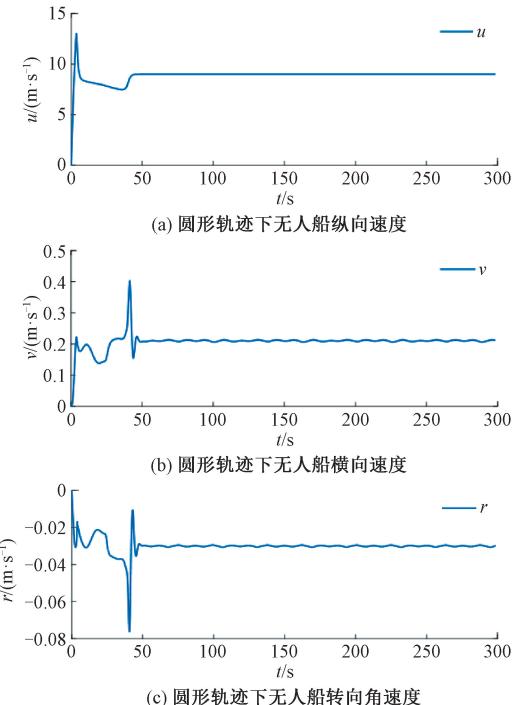


图 9 本文算法控制下的无人船运行速度

结合图10中的误差曲线,本文算法控制的无人船位置误差在前50 s有较大波动,说明无人船正快速调整自身位置以跟踪期望轨迹。由表4可知,在圆形轨迹下,本文算法的平均绝对误差较滑模控制算法减小约62%,均方误差较滑模控制算法减小约4%。

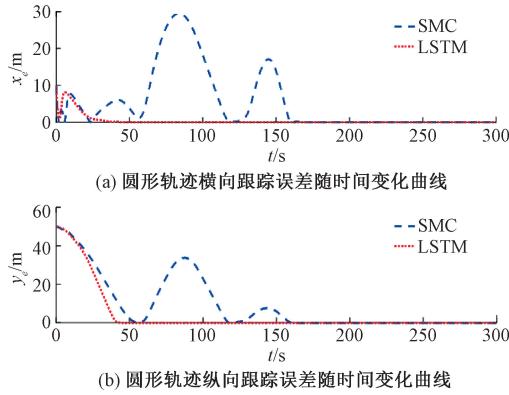


图10 圆形轨迹跟踪误差

表4 圆形轨迹横纵向误差分析

误差	SMC		LSTM+SMC	
	MAE	MSE	MAE	MSE
$x_e$	5.1745	0.0065	0.3680	0.0063
$y_e$	9.0778	0.1631	3.9173	0.1563
$\Delta$	10.4490	0.1632	3.9345	0.1564

### 3.3 曲线轨迹仿真

本节将期望轨迹设置为一条曲线,其表达式为 $y = 100\sin(0.003x) + 0.1x$ ,测试无人船初始位置及方向角为 $(5, -5, -\frac{4}{\pi})$ ,仿真运行时间为200 s,控制器参数设置同3.1节。

由图11、12可知,由于无人船初始航向与期望轨迹航向之间的夹角较大,两种算法控制下的无人船均有大幅度的转向动作,但本文算法在转向后的误差有明显优势,且收敛所用时间较滑模控制算法缩短近5 s。从图13(a)(b)可以看出,本文算法在横向误差和纵向误差控制上均显著优

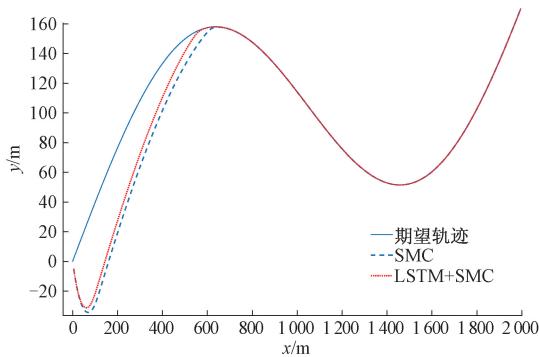


图11 曲线轨迹跟踪结果

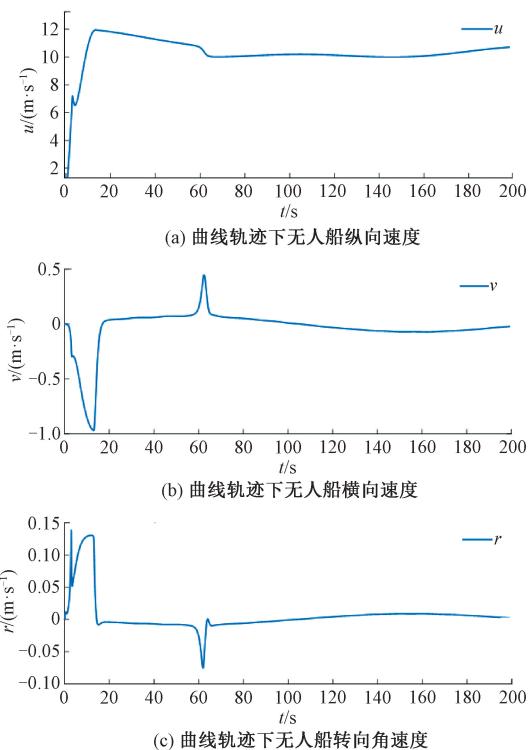


图12 本文算法控制下的无人船运行速度

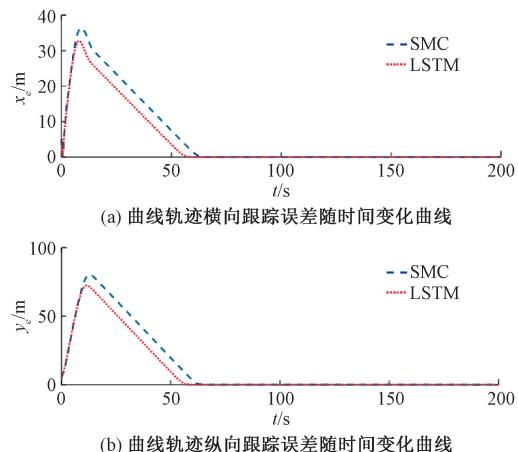


图13 曲线轨迹跟踪误差

于滑模控制算法。由表5可知,在曲线轨迹下,本文算法的平均绝对误差较滑模控制算法减小约27%,均方误差较滑模控制算法减小约9%。

表5 曲线轨迹横纵向误差分析

误差	SMC		LSTM+SMC	
	MAE	MSE	MAE	MSE
$x_e$	5.4991	0.2348	3.9552	0.2238
$y_e$	13.1237	0.2497	9.5713	0.2276
$\Delta$	14.2293	0.3489	10.3563	0.3192

综上所述,在 3 种轨迹条件下,本文提出的基于 LSTM 的无人船轨迹跟踪滑模控制算法与滑模控制算法相比,能够有效跟踪期望轨迹,在收敛速度、收敛误差和跟踪精度等方面均有较好效果,且能够有效应对外界环境干扰,减小抖振,提高轨迹跟踪精度。

## 4 结 论

本文以一艘游船为基础建立了无人船数学模型,设计滑模轨迹跟踪控制器,同时引入 LSTM 神经网络对无人船数学模型中的不确定项及外界环境干扰进行控制补偿,通过仿真实验验证了 LSTM 神经网络能对无人船的控制起到有效补偿作用,在复杂环境下无人船的抗干扰能力显著提高,证明了本文方法的有效性和可行性。

由于神经网络的加入给控制器引入了大量参数,从而会导致计算量增加,未来考虑网络的轻量化,降低学习复杂度。此外,结合真实水况进行实船测试,以验证算法在实际载人场景的有效性。

## 参考文献

- [1] SPECHT C, SWITALSKI E, SPECHT M. Application of an autonomous/unmanned survey vessel (ASV/USV) in bathymetric measurements[J]. Polish Maritime Research, 2017, 24(3): 36-44.
- [2] CHEN B. On the trends of autonomous unmanned systems research[J]. Engineering, 2022, 12(5): 20-23.
- [3] 彭周华,吴文涛,王丹,等.多无人船集群协同控制研究进展与未来趋势[J].中国舰船研究,2021,16(1):51-64,82.
- [4] CHEN X, TAN W. Tracking control of surface vessels via fault-tolerant adaptive backstepping interval type-2 fuzzy control[J]. Ocean Engineering, 2013, 70(4):97-109.
- [5] DENG Y, ZHANG X, IM N, et al. Adaptive fuzzy tracking control for underactuated surface vessels with unmodeled dynamics and input saturation[J]. ISA Transactions, 2020, 103:52-26.
- [6] ZHU C, HUANG B, ZHOU B, et al. Adaptive model-parameter-free fault-tolerant trajectory tracking control for autonomous underwater vehicles[J]. ISA Transactions, 2021, 114:57-71.
- [7] HASSRIZAL H, ROSSITER J, OTHMAN S, et al. Particle swarm algorithm sliding mode control on spacecraft's attitude with switching function method thorough error feedback[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 705(1): 012039.
- [8] 任彬.基于反步滑模的六相 PMSM 的控制研究[J].电子测量技术,2018,41(23):34-38.
- [9] NGUYEN C T, DUONG T L, DUONG M Q, et al. Chattering free single-phase robustness sliding mode controller for mismatched uncertain interconnected systems with unknown time-varying delays [J]. Energies(S1996-1073), 2020, 13(1): 282.
- [10] 于华成,艾自东.基于终端滑模控制的移动机器人轨迹跟踪[J].电子测量技术,2022,45(11):78-82.
- [11] 霍建霖,袁园,张镭.基于 RBF 神经网络滑模控制的双尾鳍机器鱼[J].电子测量技术,2022,45(18):86-90.
- [12] ZHU G, DU J, KAO Y. Robust adaptive neural trajectory tracking control of surface vessels under input and output constraints [J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(13):8591-8610.
- [13] 于广宇,董学平,王祥民,等.弹性网下基于 LSTM 的分解炉出口温度预测[J].系统仿真学报,2021,33(5):1078-1085.
- [14] 魏鹏飞,潘庭龙.基于改进 PSO 优化 LSTM 网络的短期电力负荷预测[J].系统仿真学报,2021,33(8):1866-1874.
- [15] 孟小凡,宋华.基于神经网络的卫星姿控系统故障预测[J].系统仿真学报,2019,31(11):2499-2508.
- [16] 陈禹,渠吉庆,唐文静,等.基于 LSTM 的室内定位系统设计与实现[J].电子测量技术,2021,44(19):161-166.
- [17] 冯鑫.受限约束下水面无人船滑模预测轨迹跟踪控制[D].大连:大连海事大学,2023.
- [18] KLAUS G, RUPESH S, JAN K, et al. LSTM: A search space odyssey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.
- [19] 张昕.欠驱动水面无人艇轨迹跟踪的反步滑模控制[J].数字技术与应用,2020,38(1):170-173.

## 作者简介

朱栋,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理、计算电磁学(FDTD)、微纳光子学、数字信号处理等。

E-mail:zhudong@cczu.edu.cn

陶睿楠,硕士研究生,主要研究方向为无人船运动控制。

E-mail:s2206080903@smail.cczu.edu.cn

陈威,硕士研究生,主要研究方向为无人船运动控制。

E-mail:s22060858005@smail.cczu.edu.cn

冯成涛,博士,硕士生导师,主要研究方向为无人船运动控制、惯性导航室内定位。

E-mail:fengct@cczu.edu.cn

郭俊俊,实验师,主要研究方向为智能车自主导航,图像处理等。

E-mail:gjj61@cczu.edu.cn