基于物理信息神经网络的深海采矿车定位数据预测方法①

周泽龙[1,2], 程阳锐[1,2], 毛桂庭[1,2], 彭赛锋[1,2]
(1.长沙矿冶研究院有限责任公司, 湖南 长沙 410012; 2.深海矿产资源开发利用技术国家重点实验室, 湖南 长沙 410012)

摘 要: 为了提高深海采矿装备在复杂非线性环境中的定位精度与实时性,提出了一种基于物理信息神经网络(PINN)的定位数据预测算法。该方法在神经网络结构中引入深海采矿车的运动学方程,通过构建融合物理约束的复合损失函数,实现了对传感器数据与物理模型的协同拟合。在 Gazebo 仿真平台上构建了 2 个不同工况的测试场景,系统对比了 PINN 与传统前馈神经网络(FNN)的预测性能。结果表明,相比 FNN 模型,PINN 模型在工况 1 中,平均绝对误差(MAE)由 0.621 3 m 降至 0.128 3 m,均方根误差(RMSE)由 0.674 0 m 降至 0.137 0 m,最大误差由 0.938 6 m 降至 0.196 2 m;在工况 2 中,MAE 由 0.823 9 m 降至 0.335 4 m,RMSE 由 0.935 2 m 降至 0.379 5 m,最大误差由 1.585 8 m 降至 0.640 2 m。PINN 在极端误差控制与鲁棒性方面表现出明显优势,尤其在复杂工况下对异常值的敏感度更低。

关键词: 深海采矿; 采矿车定位; 定位算法; 物理信息神经网络; 运动学建模; 定位系统
中图分类号: TD857 **文献标志码**: A doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2026.03.010
文章编号: 0253-6099(2026)03-0082-09

A Positioning Data Prediction Method for Deep-Sea Mining Vehicles Based on Physics-Informed Neural Networks

ZHOU Zelong[1,2], CHENG Yangrui[1,2], MAO Guiting[1,2], PENG Saifeng[1,2]
(1.*Changsha Research Institute of Mining and Metallurgy Co. Ltd.*, *Changsha* 410012, *Hunan*, *China*; 2.*State Key Laboratory of Exploitation and Utilization of Deep-Sea Mineral Resources*, *Changsha* 410012, *Hunan*, *China*)

Abstract: To improve the positioning accuracy and real-time performance of deep-sea mining equipment in complex nonlinear environments, a positioning data prediction algorithm was proposed based on Physics-Informed Neural Network (PINN). This method introduces the kinematic equations of deep-sea mining vehicle into the neural network structure, and achieves the synergistic fitting of sensor data and physical models by constructing a composite loss function integrating physical constraints. Furthermore, two test scenarios under different working conditions were constructed on the Gazebo simulation platform to systematically compare the prediction performance between the proposed PINN and a traditional Feedforward Neural Network (FNN). The results show that, compared with the FNN model, the PINN model reduces the mean absolute error (MAE) from 0.621 3 m to 0.128 3 m, the root mean square error (RMSE) from 0.674 0 m to 0.137 0 m, and the maximum error from 0.938 6 m to 0.196 2 m in working condition 1; while in working condition 2, the MAE is reduced from 0.823 9 m to 0.335 4 m, the RMSE from 0.935 2 m to 0.379 5 m, and the maximum error from 1.585 8 m to 0.640 2 m. PINN demonstrates significant advantages in extreme error control and robustness, exhibiting lower sensitivity to outliers under complex working conditions in particular.

Key words: deep-sea mining; mining vehicle positioning; positioning algorithm; physics-informed neural network; kinematic modeling; positioning system

深海矿产资源作为重要的资源储备,其开发受到了世界的广泛关注[1-2]。深海采矿主要采用管道提升式采矿系统,深海采矿车作为采矿系统的关键设备,具备海底行走、采集矿石、破碎矿石并将矿石通过软管输送到水面采矿船上的功能[3]。受到海底洋流、高压、海底复杂地貌、泥沙遮挡、缺氧等复杂环境的耦合作

① **收稿日期**: 2026-03-01
基金项目: 国家重点研发计划(SH6700-01)
作者简介: 周泽龙(2000—),男,湖南长沙人,硕士研究生,主要研究方向为深海采矿车导航定位。E-mail:1061250024@qq.com

用,在海底人工控制深海采矿车难以实现,而高精度定位导航技术能够远距离、长时间范围内为采矿车提供精确位置、航向等信息,控制采矿车在大水深矿区稳定、高效、安全执行作业任务。

全球定位系统(GPS)是陆地环境中广泛应用的导航手段,但由于电磁波在水中的传播受限,其在深海环境中几乎无法使用。声学定位系统通过测量声信号在航行器与水下信标之间的传播时间,推算航行器的相对位置信息,广泛应用于水下导航,具有布设灵活、测量精度较高等优点,声学定位系统与其他导航系统的融合已成为水下导航主流模式[4]。然而,在深海定位领域,诸如长基线(long baseline, LBL)定位系统等声学定位系统存在信号延迟与数据更新滞后的问题,难以实现高精度实时定位[5]。

尽管传统数据融合算法,如卡尔曼滤波(Kalman filter)等,在一定程度上可实现深海采矿车的组合定位,但在处理声学数据延迟与误差方面仍存在局限性[6]。神经网络等数据驱动方法凭借强大的函数逼近能力,在复杂环境下展现出良好的预测性能,但是缺乏物理先验约束,未显式嵌入运动学、传感器模型及环境物理规律,仅依赖数据拟合,导致预测结果可能违背物理一致性,泛化能力受限,难以适应深海环境中频繁变化的地形结构和作业扰动。

为此,本文以深海采矿车为研究对象,建立其运动学模型,并提出一种基于物理信息神经网络(physics-informed neural network, PINN)的定位数据预测方法。该方法将车辆的运动学约束嵌入神经网络训练过程中,实现对数据与物理规律的协同建模,从而有效提升模型的泛化能力与物理一致性。在考虑车辆运动特性与约束条件的基础上,融合神经网络的非线性建模能力与传统算法的工程稳健性,显著增强了导航系统对复杂深海环境的适应能力与鲁棒性。

1　采矿车运动学模型

采矿车运动学模型在大地坐标系 x-o-y 与车身坐标系 x_c-c-y_c 下构建,如图 1 所示。其中,c 点代表采矿车的转向瞬心,θ 为采矿车的航向角,ω 为车身角速度,v 为车身行驶线速度。

在采矿车行走机构运动学分析中,假设采矿车始终在同一水平面内运动,且其质心与几何中心重合,统称为转向瞬心。定义采矿车的位姿状态向量为 $\boldsymbol{P}=[x,y,\theta]^{\mathrm{T}}$,结合采矿车运动学模型,可推导出以下关系[7]:

$$\begin{cases} v=\dfrac{v_{\mathrm{R}}+v_{\mathrm{L}}}{2} \\ \omega=\dfrac{v_{\mathrm{R}}-v_{\mathrm{L}}}{a+b} \end{cases} \tag{1}$$

式中 v_{R}、v_{L} 分别表示右侧与左侧履带相对地面的线速度。

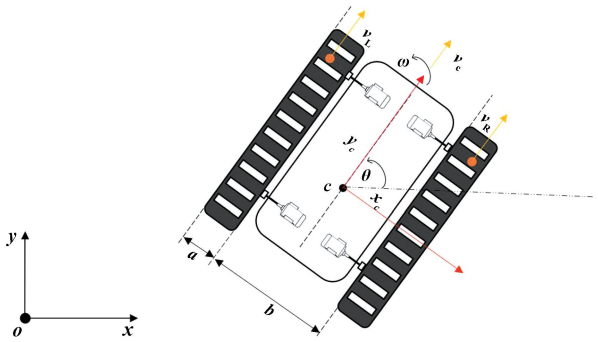


图 1　采矿车运动学模型

Fig. 1　Kinematic model of mining vehicle

采矿车从原点 o 出发,经过时间 t 瞬心移动至 c 点的过程中,其位置状态空间方程可表示为:

$$\begin{cases} x(t)=\dfrac{\int_0^t(v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}})\cos\theta\mathrm{d}t}{2} \\ y(t)=\dfrac{\int_0^t(v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}})\sin\theta\mathrm{d}t}{2} \\ \theta(t)=\dfrac{\int_0^t(v_{\mathrm{R}}-v_{\mathrm{L}})\mathrm{d}t}{a+b} \end{cases} \tag{2}$$

式中:$x(t)$,$y(t)$ 分别表示采矿车在绝对坐标系 xoy 中的位置横坐标和纵坐标;$\theta(t)$ 表示采矿车在该位置下的航向角,即其航向与 xoy 坐标系中 oy 轴之间的夹角。

对式(2)中各项求一阶导数后,可得到各项的微分表达式:

$$\begin{cases} \dot{x}(t)=\dfrac{(v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}})\cos\theta}{2} \\ \dot{y}(t)=\dfrac{(v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}})\sin\theta}{2} \\ \dot{\theta}(t)=\dfrac{v_{\mathrm{R}}-v_{\mathrm{L}}}{a+b} \end{cases} \tag{3}$$

式中:$\dot{x}(t)$,$\dot{y}(t)$ 分别为 $x(t)$,$y(t)$ 对时间 t 的一阶导数,物理意义为采矿车在绝对坐标系中沿 x 轴和 y 轴方向的线速度;$\dot{\theta}(t)$ 为 $\theta(t)$ 对时间 t 的一阶导数,物理意义为采矿车在绝对坐标系中的角速度。

根据采矿车位姿状态向量,式(3)可写为:

$$\dot{\boldsymbol{P}}=\begin{pmatrix}\dot{x}\\ \dot{y}\\ \dot{\theta}\end{pmatrix}=\begin{bmatrix}\cos\theta & 0\\ \sin\theta & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\dfrac{v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}}}{2}\\ \dfrac{v_{\mathrm{R}}-v_{\mathrm{L}}}{a+b}\end{bmatrix} \tag{4}$$

在采矿车动力学模型与运动学模型中,根据其几何关系可得:

$$\begin{cases}v_{\mathrm{L}}=R\,\dot{\theta}_{\mathrm{L}}\\ v_{\mathrm{R}}=R\,\dot{\theta}_{\mathrm{R}}\\ v=\dfrac{v_{\mathrm{L}}+v_{\mathrm{R}}}{2}\\ \omega=\dfrac{v_{\mathrm{R}}-v_{\mathrm{L}}}{a+b}\end{cases} \tag{5}$$

式中 R 为驱动轮半径。

将式(5)代入式(4)中,可得到:

$$\dot{\boldsymbol{P}}=\begin{pmatrix}\dot{x}\\ \dot{y}\\ \dot{\theta}\end{pmatrix}=\begin{bmatrix}\cos\theta & 0\\ \sin\theta & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}v\\ \omega\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\dfrac{R\cos\theta}{2} & \dfrac{R\cos\theta}{2}\\ \dfrac{R\sin\theta}{2} & \dfrac{R\sin\theta}{2}\\ \dfrac{R}{a+b} & -\dfrac{R}{a+b}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\dot{\theta}_L\\ \dot{\theta}_R\end{bmatrix} \tag{6}$$

2 物理信息神经网络

2.1 物理信息神经网络简介

物理信息神经网络核心思想是在神经网络训练中引入物理方程残差作为正则项,通过自动微分计算运动学约束,使模型同时满足数据拟合和物理一致性。其损失函数由三部分组成:数据拟合误差、物理模型残差以及网络参数正则项,兼顾精度、鲁棒性与物理合理性[8]。

相较于传统前馈传播神经网络(FNN),PINN 的损失函数设计具有显著差异:除常规数据驱动损失项外,额外引入基于运动学模型的物理正则项。其工作原理如图 2 所示,该结构能用更少的训练样本学习泛化能力更强的模型。

PINN 方法以常微分方程模型作为物理信息约束,其基本思想是利用神经网络分别逼近常微分方程的解及其相应的动力学模型,进而实现常微分方程的求解和动力学识别。具体地说,常微分方程是描述一个未知函数及其导数之间关系的连续动力学模型,常微分方程表达式为:

$$\dot{x}=f(x) \tag{7}$$

式中:$\dot{x}$是 x 关于 t 的导数,x 表示系统的状态,t 表示时间;f 是系统的(非线性)动力学。

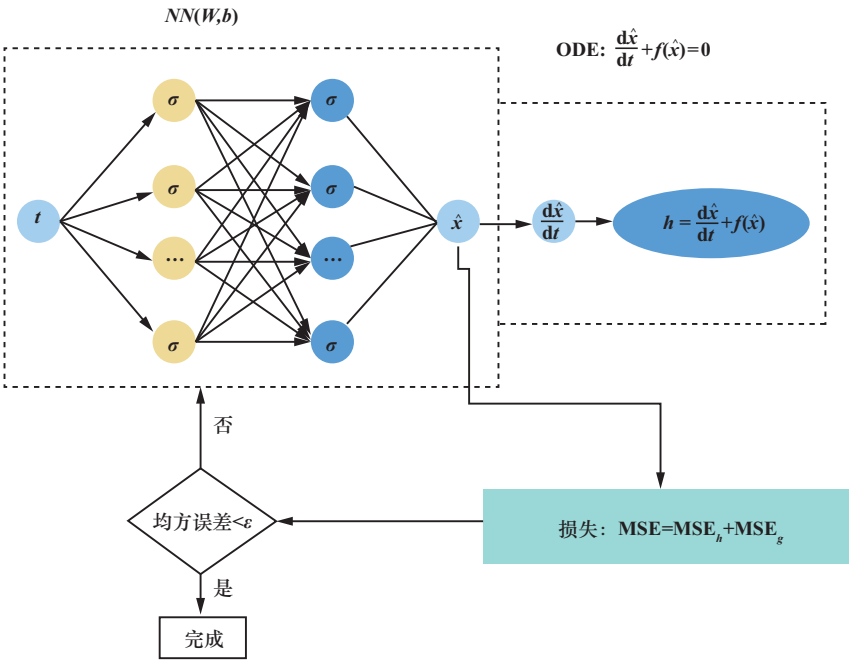


图 2 PINN 工作原理

Fig. 2 Working principle of PINN model

PINN 方法利用神经网络能无限逼近非线性函数,其目标是训练出既能逼近训练数据,又遵循常微分方程所描述的物理信息的神经网络。

对于解 $x(t)$,首先要确定一个代理模型 $g(t)$,为

该模型将一个时变输入向量映射到状态 x 的目标轨迹,表达式为:

$$g(t;\boldsymbol{\Theta}) = \hat{x}(t;\boldsymbol{\Theta}) \approx x(t;x_0) \tag{8}$$

$$h(t;\boldsymbol{\Theta}) = \frac{\mathrm{d}\hat{x}}{\mathrm{d}t} - f(\hat{x}) = 0 \tag{9}$$

式中:x_0 表示系统的初始状态;$\boldsymbol{\Theta}$ 表示神经网络的参数。

式(8)的目的是用深度神经网络 $g(t;\boldsymbol{\Theta})$ 逼近 $x(t)$,并与式(9)一起产生一个物理信息神经网络 $h(t;\boldsymbol{\Theta})$。$h(t;\boldsymbol{\Theta})$可以利用自动微分对函数的组成进行微分得到。它与表示 $\hat{x}(t;\boldsymbol{\Theta})$的神经网络具有相同的参数 $\boldsymbol{\Theta}$。神经网络 $g(t;\boldsymbol{\Theta})$和 $h(t;\boldsymbol{\Theta})$的参数 $\boldsymbol{\Theta}$ 可以通过最小化均方误差损失(MSE)来学习,假设有一组测量数据 $D=\{x^{(i)}\}_{i=1}^{N}$,训练数据 $\{x(t_g^i)\}_{i=1}^{N_g} \in D$,则均方误差损失为:

$$\mathrm{MSE} = \mathrm{MSE}_g + \mathrm{MSE}_h \tag{10}$$

$$\mathrm{MSE}_g = \frac{1}{N_g}\sum_{i=1}^{N_g} |x(t_g^i) - x_g^i|^2 \tag{11}$$

$$\mathrm{MSE}_h = \frac{1}{N_h}\sum_{i=1}^{N_h} |h(t_h^i)|^2 \tag{12}$$

式中$\{(t_h^i)\}_{i=1}^{N_h}$是为 $h(t)$指定的配点,用于使神经网络强制服从物理信息。物理信息神经网络通常在神经网络训练的损失函数中结合式(8)~(12)来确定系统状态 x。

2.2　PINN 算法模型

本文所使用的 PINN 算法模型框架主要包括全连接神经网络、基于物理的损失函数以及反向传播算法,如图 3 所示。

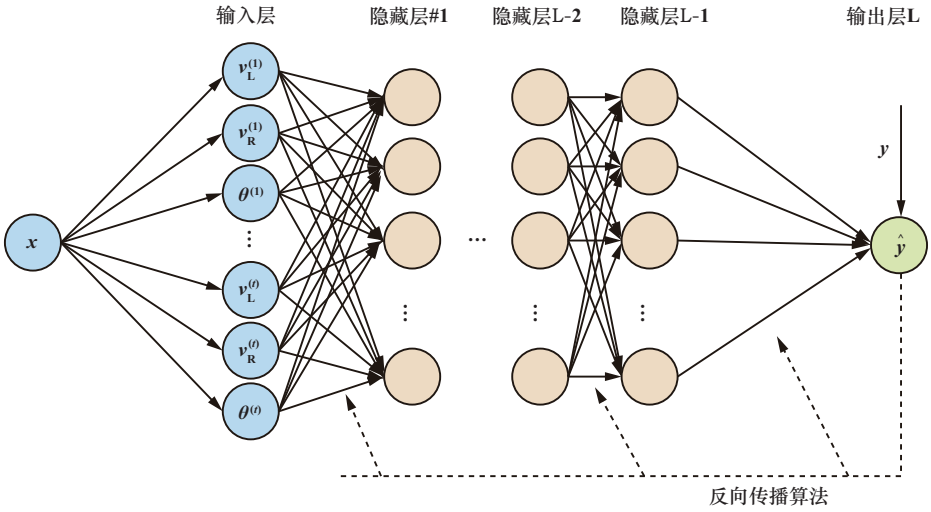


图 3　PINN 模型结构

Fig. 3　Structure of PINN model

2.2.1　全连接神经网络

预测深海采矿车位置信息时,需给定相应的输入参数,具体如下。

1) 左右轮速度。$v_{\mathrm{L}}^{(t)}$ 与 $v_{\mathrm{R}}^{(t)}$ 分别表示 t 时刻左轮与右轮的线速度,由轮速编码器直接测量。其作用为提供车辆平移运动的基础驱动信息,直接影响车辆线速度与角速度。

2) 车辆航向角。$\theta^{(t)}$ 表示 t 时刻车辆的航向角,由惯性导航系统提供。其作用为关联车辆运动方向,约束位置预测的几何关系。

因此,PINN 模型输入参数 x_{input}可表示为:

$$x_{\mathrm{input}} = [v_{\mathrm{L}}^{(t-k)}, v_{\mathrm{R}}^{(t-k)}, \theta^{(t-k)}, \cdots, v_{\mathrm{L}}^{(t)}, v_{\mathrm{R}}^{(t)}, \theta^{(t)}]$$
$$(k = 0,1,\cdots,T-1) \tag{13}$$

式中 T 为滑动时间窗口长度。

输出层维度为 3,对应预测的车辆位姿状态为:

$$\hat{y}^{(t+1)} = [\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta}]^{\mathrm{T}} \tag{14}$$

式中:$\hat{x}$表示 $t+1$ 时刻车辆在全局坐标系下的横向坐标;$\hat{y}$表示 $t+1$ 时刻车辆在全局坐标系下的纵向坐标;$\hat{\theta}$表示 $t+1$ 时刻的航向角。

2.2.2　基于物理的损失函数

采用均方误差(MSE)衡量神经网络预测输出 $\hat{y}$ 和训练样本输出 y 之间的平均误差。用 $\mathrm{Loss}_1(y,\hat{y})$ 表示,即:

$$\mathrm{Loss}_1(y,\hat{y}) = \sum_{n=1}^{N} (\| \hat{y}_n - y_n \|_2)^2 \tag{15}$$

式中:N 为样本的数量;y_n 为样本 n 的真实值;$\hat{y}_n$ 为样本 n 的预测值。

深海采矿车受到几何条件和驱动系统的限制,位

置信息应满足其运动学和动力学约束,因此,将采矿车的数学模型作为约束纳入神经网络的损失函数中,构成数学模型约束损失,用 $\mathrm{Loss}_2(\hat{y})$ 表示,即:

$$\hat{y}^{(t+1)} = y^{(t)} + \begin{bmatrix} \dfrac{v_{\mathrm{L}}^{(t)} + v_{\mathrm{R}}^{(t)}}{2}\cos\theta^{(t)}\Delta t \\ \dfrac{v_{\mathrm{L}}^{(t)} + v_{\mathrm{R}}^{(t)}}{2}\sin\theta^{(t)}\Delta t \\ \dfrac{v_{\mathrm{R}}^{(t)} - v_{\mathrm{L}}^{(t)}}{L}\Delta t \end{bmatrix} \tag{16}$$

$$\mathrm{Loss}_2(\hat{y}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\| \hat{y}^{(t+1)} - \left(y^{(t)} + \begin{bmatrix} \dfrac{v_{\mathrm{L}}^{(i)} + v_{\mathrm{R}}^{(i)}}{2}\cos\theta^{(i)}\Delta t \\ \dfrac{v_{\mathrm{L}}^{(i)} + v_{\mathrm{R}}^{(i)}}{2}\sin\theta^{(i)}\Delta t \\ \dfrac{v_{\mathrm{R}}^{(i)} - v_{\mathrm{L}}^{(i)}}{L}\Delta t \end{bmatrix} \right) \right\|^2 \tag{17}$$

为防止过拟合或控制参数范围,添加权重正则项:

$$\mathrm{Loss}_3 = \gamma\left[\left(\| W \|_2 \right)^2 + \left(\| b \|_2 \right)^2 \right] \tag{18}$$

式中:W 为网络权重;b 为偏置参数;γ 为正则化系数。

综合上述损失项,通过超参数 α 和 β 平衡权重:

$$\mathrm{Loss}_{\mathrm{total}} = \alpha\,\mathrm{Loss}_1 + \beta\,\mathrm{Loss}_2 + \mathrm{Loss}_3 \tag{19}$$

2.2.3 反向传播算法

构建完损失函数后,采用反向传播算法进行 θ 的优化训练:

$$\{\hat{\theta}\} = \mathrm{argmin}\left[\mathrm{Loss}_{\mathrm{total}}(\theta)\right] \tag{20}$$

3 算法仿真与分析

仿真实验基于 ROS Noetic 框架与 Gazebo 11 物理引擎构建仿真环境。Gazebo 11 拥有精确的物理模拟能力,涵盖运动学建模、传感器仿真及环境交互,为后续算法的训练与验证提供了稳定可靠的仿真实验平台[9]。

3.1 仿真模型与参数设置

Jackal 是加拿大 Clearpath 公司研发的一款差速转向机器人[10],如图 4 所示,它基于 ROS 进行编程操作,集成了丰富的传感器系统,比如里程计、IMU(惯性测量单元)、GPS 以及激光雷达等,适用于各类研究以及一些技术的快速应用,同时满足了本文研究中所需要的各类传感器。虽然 Jackal 小车在结构上与采矿车在差速运动控制机制上具有相似性,但两者仍存在若干差异:① Jackal 为轮式结构,转向控制精度与惯性响应速度不同于履带式结构;② 采矿车工作于海底泥沙环境中,存在滑移、沉降等影响因素,而 Jackal 的仿真环境较为理想。因此,本文所用模型在结构简化、传动系统理想化等方面存在一定偏差。但 PINN 模型中的物理约束为可调通用形式,具备一定适应能力。

图 5 为 Jackal 小车在 Gazebo 仿真环境下的图片。



图 4 Jackal 实物图

Fig. 4 Picture of Jackal robot

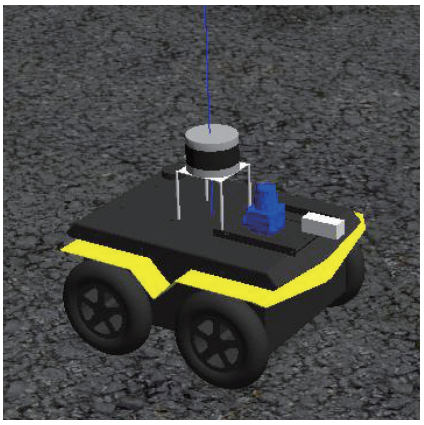


图 5 小车仿真模型

Fig. 5 Simulation model of vehicle

Jackal 小车的各项参数如下。

1) 基本尺寸参数:车辆轴距 0.262 m,轮距 0.38 m,轮子半径 0.098 m,轮子宽度 0.040 m,底盘长、宽、高分别为 0.420、0.310、0.184 m。

2) 传感器参数:IMU 传感器更新频率为 10 Hz,加速度计漂移、加速度计高斯噪声、陀螺仪漂移、陀螺仪高斯噪声、航向漂移、航向高斯噪声等参数默认值均为 0.01,可自动调节;IMU 传感器数据通过 ROS 系统中的话题(topic)"/imu/data"发布,其中"话题"是 ROS 通信中用于传输特定类型数据的通道;GPS 传感器更新频率为 5 Hz,其参考经纬度、航向角可由环境变量 GAZEBO_WORLD_LAT 等参数设置,GPS 传感器定位数据话题为/navsat/fix。

3) 传动系统:车辆采用四轮差速驱动,每侧有一个电机,即两侧各一个驱动轮,轮子不能自主转向,依靠两侧速度差进行转向,与采矿车运动模型相似;电机

上通过轮式里程计记录两侧轮速度、位置信息。

3.2　算法仿真

为构建面向深海采矿车定位的 PINN 训练数据集,基于仿真环境进行数据采集流程。

3.2.1　路径规划与运动控制

本文设计了 2 种可调节参数的轨迹,用以引导车辆沿着预定路径行驶,目的在于采集车辆在不同运动状态下传感器的数据信息。

“8”字形轨迹如图 6 所示,主要用于评估车辆在曲率变化显著环境中的定位与运动控制性能。“S”形轨迹如图 7 所示,车辆在直线路段与半径较小的圆弧路段之间交替运行,行驶过程中持续进行 180°转弯操作,使车辆在多个方向上连续反转,形成周期性运动模式,有效反映车辆在复杂环境下的动态响应特性。

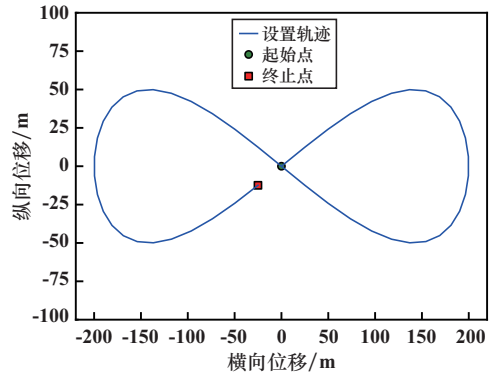


图 6　“8”字形轨迹示意图

Fig. 6　Schematic diagram of figure-8 trajectory

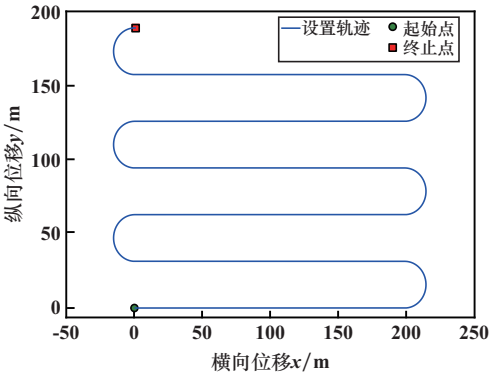


图 7　“S”形轨迹示意图

Fig. 7　Schematic diagram of S-shaped trajectory

这两种轨迹的具体形状可通过灵活调节相关参数予以精准设置。“8”字形轨迹能够通过调整交叉点位置、曲线半径等参数,改变其在平面上的形态,以此模拟不同复杂程度的转向与交汇场景。“S”形轨迹可通过调整直线路段长度、圆弧半径以及交替频率等参数,形成多样化的轨迹样式。

路径规划完成后,运动跟踪控制成为确保车辆准确沿着规划路径行驶的关键环节。本文采用了 1 套融合多种控制算法的策略来实现精准的运动跟踪。首先,引入比例-积分-微分(PID)控制算法,该算法依据车辆当前位置与目标路径点之间的偏差,包括位置偏差和角度偏差,使用设定的比例系数(K_P)、积分系数(K_I)以及微分系数(K_D),计算出相应的控制量,以驱动车辆朝着目标路径点前进。例如,当车辆偏离路径时,比例项会根据偏差的大小迅速产生一个纠正力,积分项则用于消除长期累积的偏差,微分项能够预测偏差的变化趋势,提前做出调整,从而有效提高系统的响应速度和控制精度。PID 算法流程图如图 8 所示。

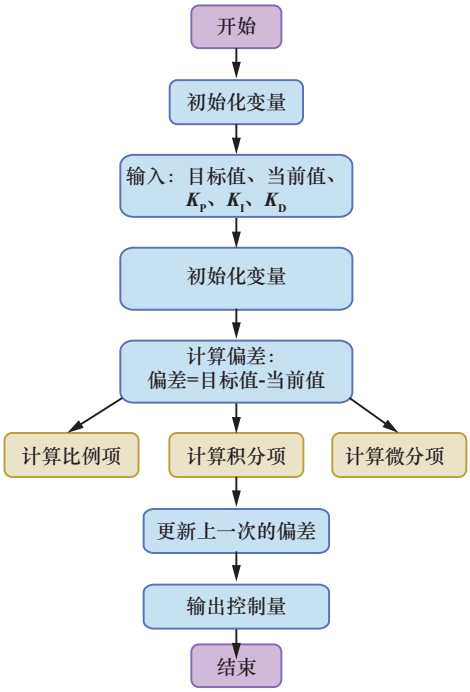


图 8　PID 算法流程图

Fig. 8　Flowchart of PID algorithm

采用 Stanley 算法控制复杂路径下的转向。此算法综合考虑了车辆的航向误差以及横向误差,通过数学变换,将 2 种误差转化为控制车辆转向的角速度。Stanley 算法流程如图 9 所示。

为实现对车辆速度的精确调控,构建基于速度反馈的闭环控制系统。利用车辆传感器实时获取的速度信息,与预设的目标速度进行对比,通过 PID 控制算法对车辆的驱动电机进行调速,确保车辆在行驶过程中始终保持稳定且符合规划要求的速度。在整个运动跟踪控制过程中,不断实时监测车辆的位置、姿态以及速度等状态信息,并将这些信息反馈至控制系统,控制系统依据反馈信息实时调整控制参数,以适应不同路径段和行驶工况的需求,从而实现对车辆运动的精确

跟踪控制,为完成复杂的任务提供有力保障。

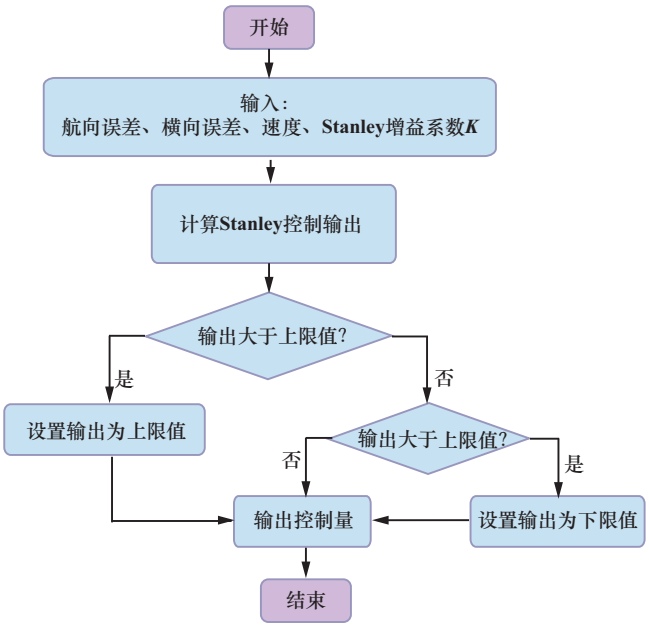


图 9 Stanley 算法流程

Fig. 9 Flowchart of Stanley algorithm

3.2.2 多传感器同步采集

1) 惯性测量单元(IMU)数据采集。仿真设置的 IMU 以 10 Hz 的频率对三轴加速度(测量范围为 ±8g)、角速度[测量范围为±2 000 (°)/s]及磁力计数据进行精确记录。对 IMU 采集到的三轴角速度数据进行积分运算,结合磁力计数据对航向角进行校正,能够有效提升航向角观测值的准确性。

2) 轮速编码器数据采集。轮速编码器用于采集车辆左右轮的实时线速度,分别记为 $v_{\mathrm{L}}^{(t)}$ 和 $v_{\mathrm{R}}^{(t)}$,采样频率设定为 50 Hz。采集过程中,为有效抑制脉冲噪声,采用滑动窗口均值滤波算法,通过在时间序列上设置 1 个固定长度的滑动窗口,对窗口内的数据进行均值计算,以此作为滤波后的输出值。随着窗口在时间序列上的滑动,不断更新滤波结果,从而实现对轮速编码器数据的实时去噪,确保采集到的线速度数据能够真实反映车轮的实际转速。

3) 仿真 GPS 数据采集。借助仿真 GPS 模拟深海长基线定位系统,以 5 Hz 的频率输出车辆的全局坐标 $x_{\mathrm{ref}}^{(t)}$ 和 $y_{\mathrm{ref}}^{(t)}$。考虑到实际定位系统存在一定的误差,在仿真过程中,将定位误差设置为±0.2 m,并服从高斯分布。

4) 时间同步机制。利用 ROS Timestamp 对所有传感器数据进行打标。ROS Timestamp 为每个传感器数据消息附上精确的时间戳信息,通过在 ROS 系统中实现统一的时间管理与同步机制,能够保证所有传感器数据的时序对齐精度小于 5 ms,使得不同类型传感器采集到的数据在时间维度上具有一致性。

3.2.3 数据处理

在数据处理环节,运用 rosbag record 命令,对所有涉及的传感器话题进行同步录制。为确保数据的一致性与连贯性,采样频率统一设为 10 Hz,从而生成原始数据包 raw_data.bag。该原始数据包完整收纳了仿真期间各传感器产生的二进制数据。

为将原始的二进制数据转化为可供深入分析的结构化数据集,研究借助 ROS 工具链进行数据提取与转换操作,并通过传感器数学模型,将相应的原始数据转换为位置坐标、航向角以及两侧轮速度数据,最终生成了一个包含时空对齐的多模态数据集。

3.3 结果分析

为提升模型对不同轨迹规模的泛化能力,本文将两段尺寸不同的“8 字形”轨迹数据集进行合并处理,并在样本层面上统一标准化处理特征。随后,按照时间顺序将数据划分为训练集与测试集,前 70%数据用于训练,后 30%数据用于测试,以确保模型泛化能力的真实性。

3.3.1 损失函数曲线

为了评估不同物理约束强度对模型性能的影响,本文对比了不同物理正则化系数 λ(0、0.1、0.5、1.0、5.0、10.0)下网络训练过程中的总损失收敛情况,如图 10 所示,较小的 λ 虽然可以快速拟合数据,但缺乏物理一致性,容易导致过拟合和物理漂移;而较大的 λ 则会过度依赖运动学模型,限制了模型对真实轨迹的拟合能力。

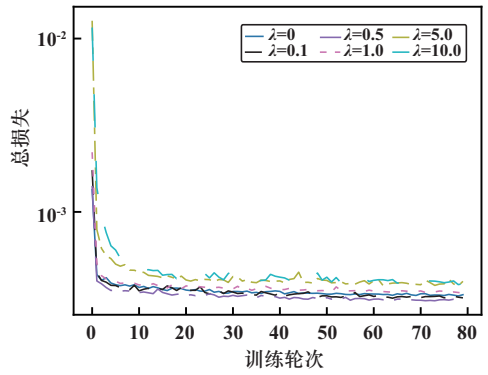


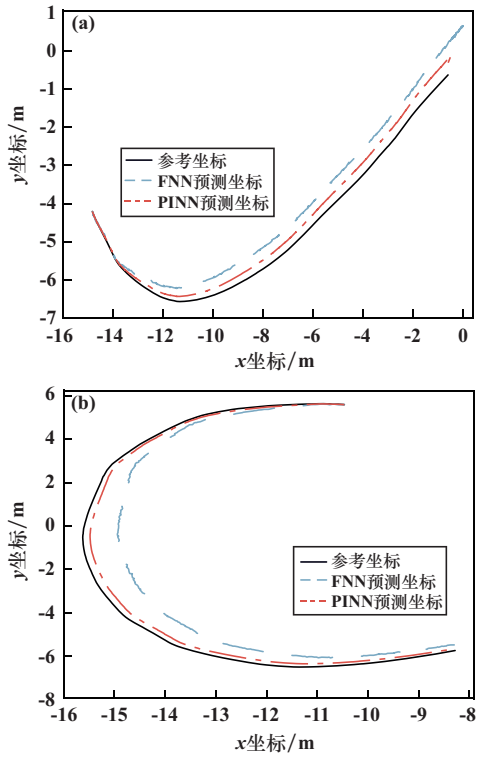
图 10 不同物理正则化系数下的总损失收敛情况

Fig. 10 Convergence of total loss under different physical regularization coefficients

实验结果表明,λ=0.5 时,总损失在收敛速度和最终误差之间达到了较优的平衡,既能够较好拟合真实数据,又能引导模型保持物理合理性。因此,本文后续实验均采用 λ=0.5 作为物理正则化系数。

3.3.2　定位数据预测对比

定位数据预测对比如图 11 所示。PINN 模型的预测数据与真实数据吻合程度更高;而传统前馈神经网络 FNN 的预测数据则出现了一定偏差和漂移,尤其在转弯运动情况下的偏离更加明显。这表明 PINN 模型在捕捉车辆运动规律方面表现更优。



(a) 工况 1;(b) 工况 2

图 11　定位数据预测对比图

Fig. 11　Comparison of positioning data prediction

3.3.3　定量性能指标评估

为了客观评估模型在轨迹预测任务中的精度表现,对比了 FNN 与 PINN 在测试集上的预测误差,如表 2所示。采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)以及最大误差(E_{max})评估轨迹误差。MAE 衡量平均预测偏差,反映整体稳定性;RMSE 更敏感于异常值,体现模型的鲁棒性;E_{max} 评估最极端偏离情况,保证安全性边界。

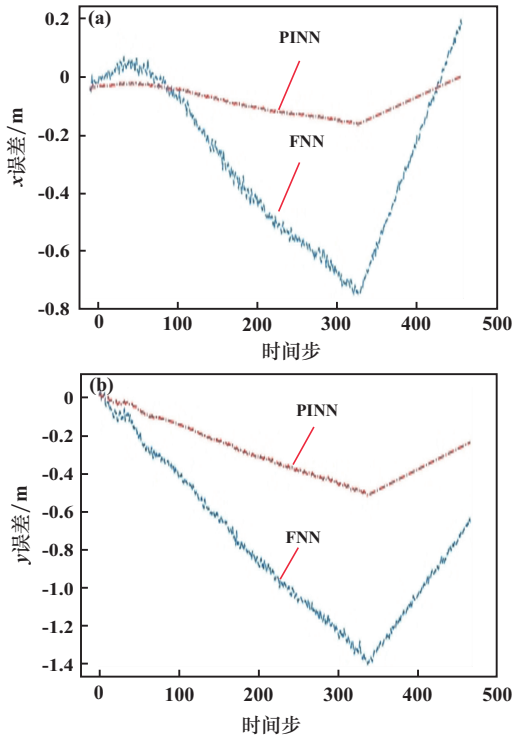
表 2　预测误差对比

Table 2　Comparison of prediction errors

工况	模型	MAE/m	RMSE/m	E_{max}/m
1	FNN	0.621 3	0.674 0	0.938 6
	PINN	0.128 3	0.137 0	0.196 2
2	FNN	0.823 9	0.935 2	1.585 8
	PINN	0.335 4	0.379 5	0.640 2

从表 2 可以看出,在 2 组典型工况下,PINN 模型的误差值均显著优于 FNN 模型的误差值。工况 1 中,相比 FNN,PINN 的平均绝对误差降至0.128 3 m,最大误差降至 0.196 2 m,显著提高了预测精度与误差上限的可控性。在更复杂的工况 2 中,虽然对比工况 1 整体误差水平有所上升,但 PINN 依然保持了良好的预测性能。这一结果表明,物理先验的引入不仅增强了模型在常规场景下的拟合能力,也显著提升了其在复杂工况下的鲁棒性和抗干扰能力。

进一步绘制 2 种典型工况 FNN 与 PINN 在 x 方向与 y 方向的逐时刻误差变化曲线,如图 12~13 所示,图中的曲线直观展示了模型在各个维度的预测稳定性和误差分布情况。



(a) x 方向;(b) y 方向

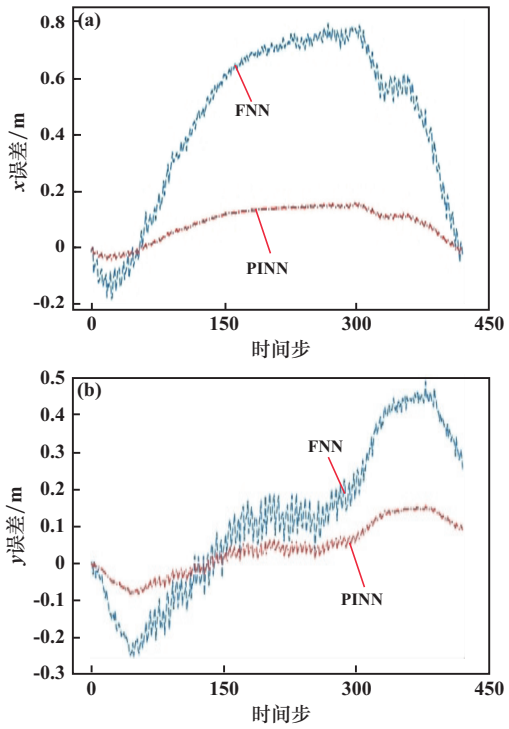
图 12　工况 1 下误差对比

Fig. 12　Comparison of errors under working condition 1

由图 12 可知:PINN 模型误差曲线整体连续平滑,无明显突变现象;而 FNN 模型误差波动幅度更大,且存在频繁的局部尖峰偏差。这说明 PINN 模型不仅有效降低了整体平均预测误差,还显著抑制了误差波动与极端偏差,使时序预测结果具备更优的平稳性与连续性。

由图 13 可见:复杂工况下两类模型预测误差均出现一定程度增大。其中 FNN 模型误差随时间演化呈现显著累积效应与大幅振荡特征,时序中后段误差持续偏离真值,表现出明显的发散趋势;而 PINN 模型误差增长趋势更平缓,全程可将误差约束在较小区间内,

曲线形态变化平稳,误差极值被有效抑制,未出现突变失稳现象,充分体现出 PINN 模型在复杂动态工况下更优异的鲁棒性、时序稳定性及误差约束能力。



(a) x 方向;(b) y 方向

图 13 工况 2 下误差对比

Fig. 13 Comparison of errors under working condition 2

4 结语

1) 提出了一种融合运动学方程的 PINN 定位预测方法,将采矿车运动学约束嵌入神经网络损失函数,有效提升了轨迹预测精度。相比 FNN 模型,PINN 模型在工况 1 和工况 2 中的 MAE 分别降至 0.128 3 m 和 0.335 4 m,RMSE 分别降至 0.137 0 m 和 0.379 5 m,验证了运动学物理约束嵌入的有效性。

2) PINN 对极端误差具有更强抑制能力。对比 FNN 模型,PINN 模型在工况 1 和工况 2 下的最大误差分别由 0.938 6 m、1.585 8 m 降至 0.196 2 m、0.640 2 m,表明该方法可有效降低最差情况下的预测偏差,提高轨迹预测稳定性。

参考文献(References):

[1] KANG Y J, LIU S J, ZOU W S, et al. Design and analysis of an innovative deep-sea lifting motor pump[J]. Applied Ocean Research, 2019,82:22-31.

[2] TEAGUE J, ALLEN M J, SCOTT T B. The potential of low-cost ROV for use in deep-sea mineral, ore prospecting and monitoring[J]. Ocean Engineering, 2018,147:333-339.

[3] 曹梦宁. 深海采矿车行走控制技术与可视化研究[D]. 上海:上海大学, 2023.
CAO Mengning. Research on deep-sea mining vehicles travel control technology and visualization[D]. Shanghai: Shanghai University, 2023.

[4] 张涛,夏茂栋,张佳宇,等. 水下导航定位技术综述[J]. 全球定位系统, 2022,47(4):1-16.
ZHANG Tao, XIA Maodong, ZHANG Jiayu, et al. Review of underwater navigation and positioning technology[J]. GNSS World of China, 2022,47(4):1-16.

[5] XU W H, YANG J M, WEI H D, et al. Error-state Kalman filter-based localization algorithm with velocity estimation for deep-sea mining vehicle[J]. Ocean Engineering, 2022,264:112331.

[6] KHODARAHMI M, MAIHAMI V. A review on Kalman filter models[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023,30(1):727-747.

[7] RAJA V, SOLAIAPPAN S K, KUMAR L, et al. Design and computational analyses of nature inspired unmanned amphibious vehicle for deep sea mining[J]. Minerals, 2022,12(3):342.

[8] SAKSVIK I B, ALCOCER A, HASSANI V. A deep learning approach to dead-reckoning navigation for autonomous underwater vehicles with limited sensor payloads[C]//OCEANS 2021: San Diego-Porto. San Diego, 2022:1-9.

[9] TOPINI E, FANELLI F, TOPINI A, et al. An experimental comparison of deep learning strategies for AUV navigation in DVL-denied environments[J]. Ocean Engineering, 2023,274:114034.

[10] WANG B Y, YI Z W, LIU X Y, et al. Precise motion controller design for a mobile robot based on the improved golden jackal optimization algorithm[C]//2024 43rd Chinese Control Conference (CCC). Kunming, 2024:2994-2999.

引用本文:周泽龙,程阳锐,毛桂庭,等. 基于物理信息神经网络的深海采矿车定位数据预测方法[J]. 矿冶工程, 2026,46(3):82-90.
ZHOU Zelong, CHENG Yangrui, MAO Guiting, et al. A positioning data prediction method for deep-sea mining vehicles based on physics-informed neural networks[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2026,46(3):82-90.