

文章编号: 1007-7294(2025)12-1838-10

基于岭回归约简和改进支持向量机的 AUV 运动快速预测方法

裴天琪¹, 于曹阳¹, 连 璿^{1,2}

(1. 上海交通大学 海洋学院, 上海 200030; 2. 上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: 准确的操纵运动预测对于水下自主航行器(AUV)的安全航行至关重要。为此, 本文提出了基于岭回归模型约简的快速最小二乘支持向量机(LS-SVM)操纵运动预测方法。首先, 引入岭回归算法, 在传统水动力模型的基础上对加速度时序输入变量进行相关性分析, 筛选出影响显著的水动力模型输入变量, 从而降低模型计算复杂度。其次, 针对 LS-SVM 算法核矩阵运算中维度高、计算复杂的问题, 设计了改进拉格朗日函数以消除其中多余的方程偏置项, 降低计算高维核矩阵的负载, 进一步提升对 AUV 运动的预测速度。最后, 通过基于 REMUS 模型的仿真试验案例分析得出结论: 相较于依赖传统水动力模型的标准 LS-SVM 预测方法, 本文所提出的策略可在保证预测精度的前提下, 缩短 29.8% 的计算运行时间。

关键词: 水下自主航行器; 运动预测; 支持向量机; 岭回归算法

中图分类号: U661.33 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1007-7294.2025.12.002

A fast motion prediction method for AUVs based on ridge regression reduction and improved Support Vector Machine

PEI Tian-qi¹, YU Cao-yang¹, LIAN Lian^{1,2}

(1. School of Oceanography, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China; 2. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Accurate motion prediction is crucial for the safe navigation of Autonomous Underwater Vehicles (AUVs). A fast Least Squares-Support Vector Machine (LS-SVM) motion prediction approach based on ridge regression algorithm is proposed in this paper. Firstly, the ridge regression analysis was incorporated into the traditional hydrodynamic model and the correlation analysis was conducted on the acceleration time-series input variables to identify the relatively important components. This step effectively reduces computational complexity while maintaining prediction accuracy. Subsequently, for the issue of high dimensionality and computational complexity in the LS-SVM algorithm's kernel function matrix, an improved Lagrange function was designed to eliminate redundant bias terms. This modification lightens the burden of calculating high-dimensional kernel matrices and further enhances the speed of maneuvering prediction. Finally, case studies based on the REMUS model demonstrate that the proposed strategy, compared to the standard LS-SVM prediction method that relies on traditional hydrodynamic models, reduces computational runtime by 29.8% while ensuring prediction accuracy.

收稿日期: 2024-07-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(42376187; 51909161); 上海市自然科学基金资助项目(22ZR1434600)

作者简介: 裴天琪(1998-), 男, 硕士研究生;

于曹阳(1991-), 男, 博士, 副研究员, 通讯作者, E-mail: yucaoyang@sjtu.edu.cn;

连 璿(1962-), 女, 博士, 教授。

Key words: Autonomous Underwater Vehicle; motion prediction; Support Vector Machine; ridge regression algorithm

0 引 言

水下自主航行器(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)作为海洋装备领域的后起之秀,在军事和民用领域得到了越来越广泛的应用^[1]。良好的操纵运动性能是评判 AUV 综合性能的重要指标,更是安全航行和完成任务的基础。

AUV 操纵运动性能的预测主要由两种方法构成:基于机理模型的操纵运动预测方法,以及基于数据驱动技术的操纵运动预测方法。其中,基于机理模型的操纵运动预测方法为白箱建模方法,通过基于水动力模型或操纵响应模型等的运动数学模型来对 AUV 的运动进行精确刻画^[2-3];基于数据驱动技术的操纵运动预测方法则不需要参考任何模型,只需规定输入输出变量后,使用传统或人工智能算法建立输入输出变量之间的映射,即可快速建立能够准确预测 AUV 操纵运动的数学模型^[4-9]。然而,以上两种方法各有优缺点,基于机理模型的预测方法物理意义明显,但是在模型选用以及数学建模方面时间消耗较多;基于数据驱动的方法建模快速简捷,但是该方法缺乏物理基础,预测结果可解释性差,在实际工程应用中难以被信赖^[10-11]。

在使用以上两种方法建模的过程中,最重要的步骤无疑是选取一种恰当的回归算法。传统回归算法如基于最小二乘算法及其变式、Kalman 滤波算法及其变式在建模中较为多见,以上算法的公式推导简单,但是在存在环境噪声的情况下泛化性较差^[12-13]。随着计算机科学技术的不断发展,越来越多的人工智能算法已应用在 AUV 的操纵运动预测中^[14]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法及其变式在近几年的 AUV 建模以及操纵运动预测中受到了足够的重视。Wang 等^[15]使用 ν -SVM 辨识海洋航行器模型系数对操纵运动进行预测,通过引入参数 ν 可提升 SVM 的抗噪声能力,其文中方法基于全尺寸试验数据进行了验证。Dong 等^[16]使用 Kalman 滤波和 SVM 对无人船的响应模型进行了辨识,并在文中比较了两种方法的差异性。Meng 等^[17]基于贝叶斯相关支持向量机对船舶运动进行时序建模,并将所提出方法与 ν -SVM 进行了比较验证。Luo 等^[18]使用最小二乘支持向量机(Least Square-Support Vector Machine, LS-SVM)对船舶进行了操纵运动建模,通过全尺寸航行数据对 LS-SVM 的有效性进行了全面验证,同时该研究也证明了 LS-SVM 在海洋航行器领域的适用性和可延展性。裴天琪等^[19]使用加权改进的 LS-SVM 对 AUV 的操纵运动进行了辨识建模研究,通过数值仿真和实航数据验证了文中方法的有效性。然而,日渐复杂的人工智能算法对计算机性能提出了巨大挑战,尽管 LS-SVM 建模方法具有高精度和强泛化能力,但由于运算处理时高维度核矩阵的存在,导致其计算量庞大。对于 AUV 水动力模型这类参数较多、数据量丰富的情况,LS-SVM 的处理稍显吃力。

为此,本文提出了一种基于岭回归模型约简的快速最小二乘支持向量机 LS-SVM 操纵运动预测方法。本文的主要贡献如下:

(1)基于岭回归算法的 AUV 水动力模型约简:在传统水动力模型的基础上,结合岭回归算法对加速度时序输入变量进行相关性分析,以筛选出相对重要的水动力模型输入变量,从而降低模型复杂度和输入变量维度,加快操纵运动预测的速度。

(2)无偏 LS-SVM 回归算法的设计:针对 LS-SVM 算法核矩阵运算中维度高、计算复杂的问题,设计了改进拉格朗日函数以消除多余的方程偏置项。数值仿真试验验证了无偏 LS-SVM 回归算法的改进效果,即在保证精度的前提下,进一步提高了操纵运动预测速度。

1 AUV 水动力模型及约简策略

1.1 AUV 水动力模型

在 AUV 的许多海洋应用中,如海底地形测绘和管道巡检,AUV 的作业控制往往划分为深度控制

和水平面运动控制,为此,其水平面的操纵性和稳定性对于执行精确任务至关重要。本文以 AUV 水平面运动为例,深入分析影响 AUV 水平面三自由度运动的关键水动力学因素,为未来扩展到完整的六自由度运动预测打下坚实的基础。水动力模型是一种包含各种水动力导数和干扰系数的整体型模型,它将整个海洋航行器(包括舵、桨等)作为受力的整体来进行力学分析,能够对海洋航行器的运动进行精确地反演及预测^[20]。水动力模型的基本思想是构建关于运动模型状态量和控制量的函数,并对其在匀速直线航行状态下按照泰勒级数进行展开。这种模型的优点在于能够简化运动模型的建立过程,同时也更加符合物理意义上的实际情况。可以表示为

$$\begin{cases} (m - X_{\dot{u}})\dot{u} = f_u(t) \\ (m - Y_{\dot{v}})\dot{v} + (mx_G - Y_{\dot{r}})\dot{r} = f_v(t) \\ (mx_G - N_{\dot{v}})\dot{v} + (I_z - N_{\dot{r}})\dot{r} = f_r(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为海洋航行器的质量, u 为其纵向速度, v 为横向速度, r 为艏向角速度, x_G 为重心的纵向坐标, I_z 为对 z 轴惯性矩, $f_u(t)$ 、 $f_v(t)$ 和 $f_r(t)$ 是关于速度和舵角的函数映射,其中包括水动力导数, $X_{\dot{u}}$ 、 $Y_{\dot{v}}$ 、 $Y_{\dot{r}}$ 、 $N_{\dot{v}}$ 以及 $N_{\dot{r}}$ 为附加质量或流体加速度项。

进一步地,可将式(1)表示为加速度项的表达式如下

$$\begin{cases} \ddot{u}(t) = f_u(t)/(m - X_{\dot{u}}) \\ \ddot{v}(t) = [(I_z - N_{\dot{r}})f_v(t) - (mx_G - Y_{\dot{r}})f_r(t)]/M \\ \ddot{r}(t) = [(m - Y_{\dot{v}})f_r(t) - (mx_G - N_{\dot{v}})f_v(t)]/M \end{cases} \quad (2)$$

式中: $M = (I_z - N_{\dot{r}})(m - Y_{\dot{v}}) - (mx_G - Y_{\dot{r}})(mx_G - N_{\dot{v}})$; $f_u(t)$ 、 $f_v(t)$ 以及 $f_r(t)$ 可以被展开为如下形式

$$\begin{cases} f_u(t) = X_{u|u}|u| + (X_{vr} + m)vr + (X_{rr} + mx_G)r^2 + X_t \\ f_v(t) = Y_{v|v}|v| + Y_{r|r}|r| + (Y_{ur} - m)ur + Y_{uv}uv + Y_{uu\delta}u^2\delta \\ f_r(t) = N_{v|v}|v| + N_{r|r}|r| + (N_{ur} - mx_G)ur + N_{uv}uv + N_{uu\delta}u^2\delta \end{cases} \quad (3)$$

式中: δ 为操舵角。将式(2)与(3)的非速度和加速度项合并成

$$\begin{cases} u(t+1) = \theta_u \cdot P_u(t) \\ v(t+1) = \theta_v \cdot P_v(t) \\ r(t+1) = \theta_r \cdot P_r(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: θ_u 、 θ_v 以及 θ_r 为包含 $X_{\dot{u}}$ 等在内的待辨识的耦合水动力系数矩阵, P_u 、 P_v 以及 P_r 为系统速度以及加速度变量矩阵,分别可被表示为

$$\begin{cases} P_u(t) = [u(t), u(t)|u(t)|, v(t)r(t), r^2(t), X_t]_{5 \times 1}^T \\ P_v(t) = [v(t), v(t)|v(t)|, r(t)|r(t)|, u(t)r(t), u(t)v(t), u^2(t)\delta(t), v(t)|v(t)|, r(t)|r(t)|, u(t)r(t), u(t)v(t), u^2(t)\delta(t)]_{11 \times 1}^T \\ P_r(t) = [r(t), v(t)|v(t)|, r(t)|r(t)|, u(t)r(t), u(t)v(t), u^2(t)\delta(t), v(t)|v(t)|, r(t)|r(t)|, u(t)r(t), u(t)v(t), u^2(t)\delta(t)]_{11 \times 1}^T \\ \theta_u = \left[1, \frac{\Delta t}{m - X_{\dot{u}}} X_{u|u}|u|, \frac{\Delta t}{m - X_{\dot{u}}} (X_{vr} + m), \frac{\Delta t}{m - X_{\dot{u}}} (X_{rr} + mx_G), 1 \right]_{1 \times 5} \\ \theta_v = \left[1, \frac{\Delta t(I_z - N_{\dot{r}})}{M} Y_{v|v}|v|, \frac{\Delta t(I_z - N_{\dot{r}})}{M} Y_{r|r}|r|, \frac{\Delta t(I_z - N_{\dot{r}})}{M} (Y_{ur} - m), \frac{\Delta t(I_z - N_{\dot{r}})}{M} Y_{uv}, \frac{\Delta t(I_z - N_{\dot{r}})}{M} Y_{uu\delta}, -\frac{\Delta t(mx_G - Y_{\dot{r}})}{M} N_{v|v}|v|, -\frac{\Delta t(mx_G - Y_{\dot{r}})}{M} N_{r|r}|r|, -\frac{\Delta t(mx_G - Y_{\dot{r}})}{M} (N_{ur} - mx_G), -\frac{\Delta t(mx_G - Y_{\dot{r}})}{M} N_{uv}, -\frac{\Delta t(mx_G - Y_{\dot{r}})}{M} N_{uu\delta} \right]_{1 \times 11} \\ \theta_r = \left[1, \frac{-\Delta t(mx_G - N_{\dot{v}})}{M} Y_{v|v}|v|, \frac{-\Delta t(mx_G - N_{\dot{v}})}{M} Y_{r|r}|r|, \frac{-\Delta t(mx_G - N_{\dot{v}})}{M} (Y_{ur} - m), \frac{-\Delta t(mx_G - N_{\dot{v}})}{M} Y_{uv}, \frac{-\Delta t(mx_G - N_{\dot{v}})}{M} Y_{uu\delta}, \frac{\Delta t(m - Y_{\dot{v}})}{M} N_{v|v}|v|, \frac{\Delta t(m - Y_{\dot{v}})}{M} N_{r|r}|r|, \frac{\Delta t(m - Y_{\dot{v}})}{M} (N_{ur} - mx_G), \frac{\Delta t(m - Y_{\dot{v}})}{M} N_{uv}, \frac{\Delta t(m - Y_{\dot{v}})}{M} N_{uu\delta} \right]_{1 \times 11} \end{cases} \quad (5)$$

然而,根据式(5)可以看出,待确认的方程状态参数 θ_u 、 θ_v 、 θ_r 共有 $23(5+11+11-4)$ 个,这在数据量丰富的情况下对 LS-SVM 等机器学习算法的运行负担是较大的,由此引入岭回归算法对 23 个变量进行相关性分析,保留对输出变量影响较大的输入变量,以此达到模型约简的目的,最终使运算效率大大提高。

1.2 基于岭回归算法的模型约简

基于岭回归算法可以对式(4)~(5)进行有效约简, 此外以侧向速度 $v(t)$ 的动力学方程为例, 假设系统的回归方程为

$$\begin{aligned} v(t+1) = & 1 \times v(t) + \theta_v(2) \times v(t)|v(t)| + \theta_v(3) \times r(t)|r(t)| + \theta_v(4) \times u(t)r(t) + \\ & \theta_v(5) \times u(t)v(t) + \theta_v(6) \times u^2(t)\delta(t) + \theta_v(7) \times v(t)|v(t)| + \theta_v(8) \times r(t)|r(t)| + \\ & \theta_v(9) \times u(t)r(t) + \theta_v(10) \times u(t)v(t) + \theta_v(11) \times u^2(t)\delta(t) \end{aligned} \quad (6)$$

与传统多元线性回归方法不同的是, 岭回归算法在目标函数中添加了惩罚项, 使目标函数为

$$J(\theta_v) = \sum_{i=1}^n (v(t+1) - P_v(i)\theta_v(i))^2 + \sum_{i=1}^n \lambda \theta_v(i)^2 \quad (7)$$

式中: λ 为岭回归参数。

通过求解式(7), 可得系数 θ_v

$$\theta_v = (P_v^T P_v + \lambda I)^{-1} P_v^T v(t+1) \quad (8)$$

式中: I 为与输入变量 P_v 矩阵维度相同的对角阵。进一步地, 如果对岭回归参数 λ 做出改变, 可以发现 θ_v 随 λ 的变化响应, 进而对变量进行筛选和约简。由此, 为简化三自由度的 AUV 运动数学模型奠定了理论基础。

2 LS-SVM 算法及其快速性改进

设样本集 $S = \{(P_v(1), v(1+1)), (P_v(2), v(2+1)), \dots, (P_v(i), v(i+1))\}_{i=1}^n$, 按照参考文献[14]中的方法, LS-SVM 目标函数如下

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} & \left(\frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \right) \\ \text{subject to} & \\ & v(i+1) - (\omega^T \Phi(P_v(i)) + b) = \xi_i \end{aligned} \quad (9)$$

式中: C 为正则化参数也称惩罚因子, ξ_i 为回归误差, ω 是权重向量, b 为偏置量, Φ 为核函数。

拉格朗日函数可表示为

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\xi_i - v(i+1) + \omega^T \Phi(P_v(i)) + b) \quad (10)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子。由 KKT 条件在导数为零时可得如下维度为 $(n+1) \times (n+1)$ 的方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & \Phi^T(P_v(1))\Phi(P_v(1)) + \frac{1}{C} & \cdots & \Phi^T(P_v(1))\Phi(P_v(n)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \Phi^T(P_v(n))\Phi(P_v(1)) & \cdots & \Phi^T(P_v(n))\Phi(P_v(n)) + \frac{1}{C} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ v(2) \\ \vdots \\ v(n+1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

然而, 在实际应用时上述算法公式伴随着庞大的计算量, 尤其是式(11)左侧的高维度输入变量, 这在数据丰富且使用批处理技术的情况下, 对计算机的运算性能提出了挑战^[12]。由此, 本文提出了一种 LS-SVM 的快速性变式, 改进的拉格朗日函数如下

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=0}^n \xi_i^2 - \sum_{i=0}^n \alpha_i (\xi_i - v(i+1) + \omega^T P_v(n) + b) + \frac{b^2}{2\lambda^2} \quad (12)$$

式中: 添加了额外的附加项 $\frac{b^2}{2\lambda^2}$ 是为了在后续的理论推导中消除偏置项 b , 这样将会使线性方程组的维度降低, 从而使计算负载在一定程度上得到降低。相应地, 线性方程组变为(维度 $n \times n$)

$$\begin{bmatrix} \Phi^T(P_v(1))\Phi(P_v(1)) + \lambda^2 + \frac{1}{C} & \cdots & \Phi^T(P_v(1))\Phi(P_v(n)) + \lambda^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi^T(P_v(n))\Phi(P_v(1)) + \lambda^2 & \cdots & \Phi^T(P_v(n))\Phi(P_v(n)) + \lambda^2 + \frac{1}{C} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v(2) \\ \vdots \\ v(n+1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

可以看出, 通过引入附加项, 式(13)较式(12)的维度得到降低, 在数据量丰富的情况下, 计算效率的提升尤为明显。下一章我们将通过试验案例对上述结论进行佐证。

3 试验案例验证

本章使用 REMUS AUV 模型的 30° Zigzag 仿真试验数据作为改进后机理建模的数据来源, 在 MATLAB 仿真平台中进行三自由度运动预测, 通过与原始数据进行对比, 验证改进后策略的有效性。具体来说, 使用如式(7)所示的岭回归算法对式(1)~(5)的水动力模型进行适当约简, 以此减少不必要的计算资源占用和消耗, 最后使用改进的快速 LS-SVM 来进一步提升 AUV 操纵运动预测的速度, 具体见图 1。

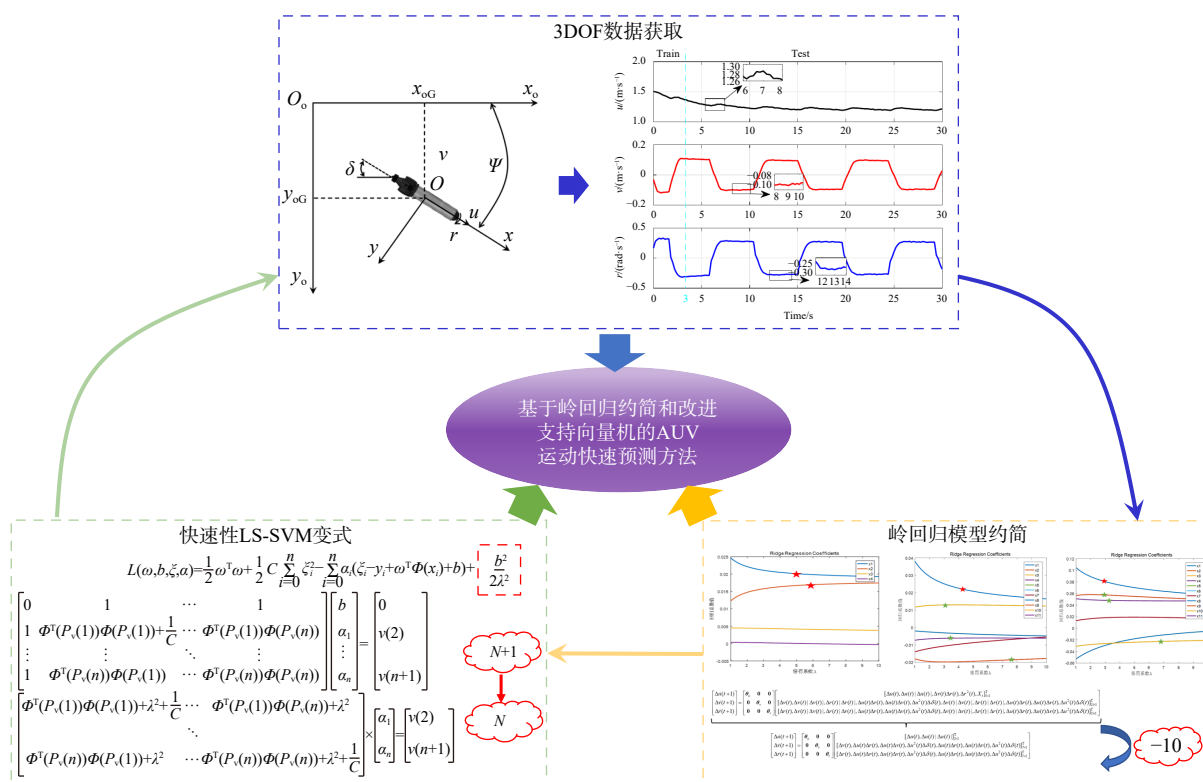


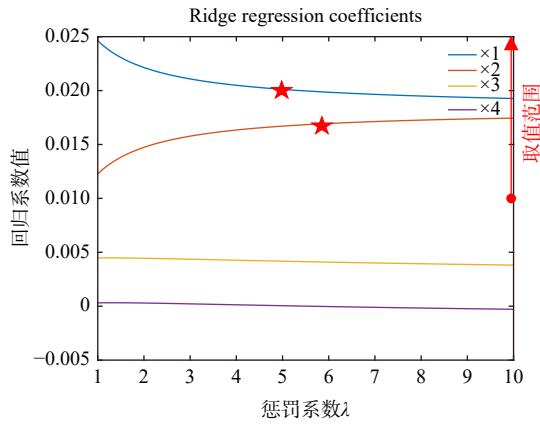
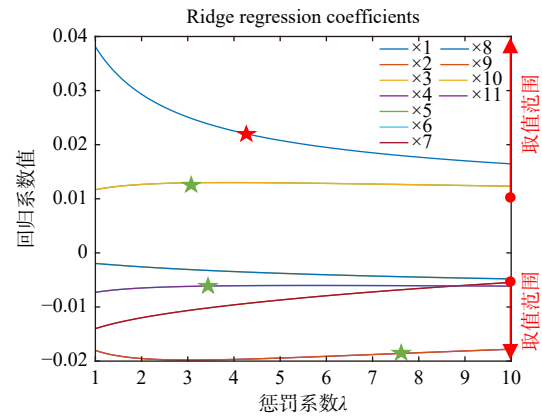
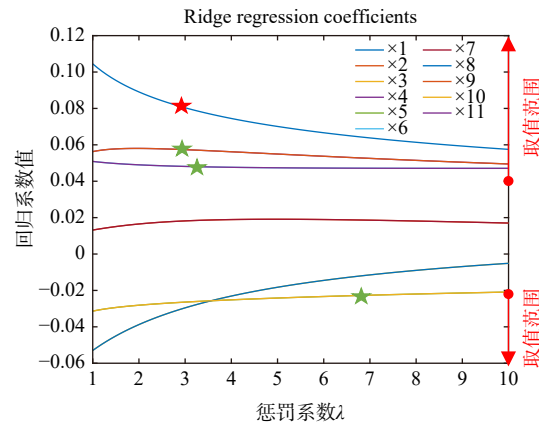
图1 本文算法流程图

Fig.1 Work flow of the proposed strategy

3.1 岭回归算法的模型约简

根据岭回归定义, 岭轨迹图可以刻画多项式回归参数随岭回归参数的变化趋势, 其中多项式回归参数的绝对值大小, 反映了对应输入项对该多项式输出的影响程度, 因此可以把绝对值较小的回归参数所对应的输入变量进行移除, 由此来达到约简模型的效果。

将 AUV 的运动数据代入式(4), 使用岭回归算法可得输入输出数据的相关性, 如图 2~4 所示。

图 2 u 方向的岭回归分析图Fig.2 Analysis in u direction based on the ridge regression algorithm图 3 v 方向的岭回归分析图Fig.3 Analysis in v direction based on the ridge regression algorithm图 4 r 方向的岭回归分析图Fig.4 Analysis in r direction based on the ridge regression algorithm

由图 2~4 可得出各个输入变量对各输出变量的影响程度,我们根据上图对回归系数绝对值较小的进行约简,其中星号标注的为对应的被选取标量,单变量使用红色星号标记,变量有两两重合的情况使用绿色星号来标记。由此得出约简前后的水动力模型对比如图 5 所示。

$$\begin{bmatrix} u(t+1) \\ v(t+1) \\ r(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_u & 0 & 0 \\ 0 & \theta_v & 0 \\ 0 & 0 & \theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta u(t), \Delta u(t) | \Delta u(t)], \Delta v(t) \Delta r(t), \Delta r^2(t), X_r^T]_{1 \times 1} \\ [\Delta v(t), \Delta v(t) | \Delta v(t), \Delta r(t) | \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t), \Delta v(t) | \Delta v(t), \Delta r(t) | \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t)]_{1 \times 1}^T \\ [\Delta r(t), \Delta r(t) | \Delta r(t), \Delta r(t) | \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t), \Delta v(t) | \Delta v(t), \Delta r(t) | \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t)]_{1 \times 1}^T \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} u(t+1) \\ v(t+1) \\ r(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_u & 0 & 0 \\ 0 & \theta_v & 0 \\ 0 & 0 & \theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta u(t), \Delta u(t) | \Delta u(t)]_{1 \times 1}^T \\ [\Delta v(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t)]_{1 \times 1}^T \\ [\Delta r(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t), \Delta u(t) \Delta r(t), \Delta u(t) \Delta v(t), \Delta u^2(t) \Delta \delta(t)]_{1 \times 1}^T \end{bmatrix}$$

图 5 约简前后的水动力模型比较

Fig.5 Comparison of hydrodynamic models before and after reduction

综上,我们已对水动力模型完成了约简,为我们随后使用机器学习算法进行操纵运动预测奠定了基础。

3.2 LS-SVM 的快速性改进验证

在本节中,将基于上述约简后的水动力模型,使用快速改进的 LS-SVM 算法对 REMUS 模型的操纵运动进行预测。具体地,使用 30° Zigzag 仿真数据作为训练和测试集,25° Zigzag 以及 35° Zigzag 仿真数据作为泛化集。

首先,使用快速改进的 LS-SVM 算法对 REMUS AUV 模型的 30° Zigzag 仿真数据进行机理辨识

建模。其中, 30° Zigzag 仿真数据的 90% 为训练集, 10% 作为测试集, 仿真平台为 MATLAB 2016a 软件, PC 端搭载 2.3 GHz Core i5-8300H 处理器, 安装内存为 24.0 GB。

基于 30° Zigzag 仿真数据的辨识建模结果如图 6 所示。

由图 6 可以看出, 本文提出的方法在精度方面与原(未改进)方法差异不大, 在 u 方向上还显示出了更加令人满意的结果, 这可能是因为原水动力模型中冗余的输入变量对输出变量产生了不必要的干扰, 导致预测的结果较原始值存在偏差, 而约简之后的 u 方向方程中完全除去了与 v 、 r 方向的耦合项, 这样便减弱了其他方向变量对 u 方向上建模预测的不良影响。值得注意的是, 通过水动力模型的约简和 LS-SVM 算法的改进, AUV 操纵运动预测的计算效率得到了有效提高, 未改进方法的运行时间为 93.1 s, 改进方法的运行时间为 65.4 s, 效率提升了 29.8%, 这在数据量充沛的 AUV 运动建模以及操纵运动预测中提升效果将会更加明显。进一步地, 根据均方根误差(RMSE)来评价模型反演精度, 结果如表 1 所示。

接下来, 为了验证模型的泛化能力与精度, 我们将基于 30° Zigzag 求出的水动力约简模型用作泛化 15° Zigzag、25° Zigzag 以及 35° Zigzag 运动, 具体如图 7~9 所示。

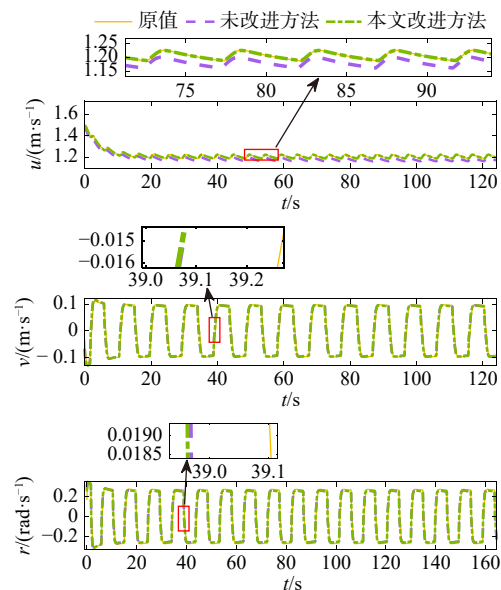


图 6 30° Zigzag 仿真数据反演验证

Fig.6 Model validation using the 30° Zigzag test data

表 1 30° Zigzag 模型反演 RMSE

Tab.1 RMSE of the model validation using 30° Zigzag test data

	$u/(m \cdot s^{-1})$	$v/(m \cdot s^{-1})$	$r/(rad \cdot s^{-1})$	运行时间/(s)
未改进方法	0.0257	0.0135	0.0319	93.1
本文改进方法	0.0015	0.0135	0.0316	65.4

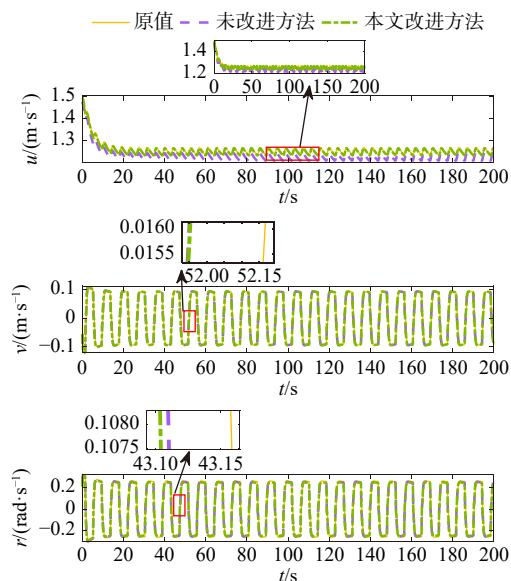


图 7 25° Zigzag 仿真数据泛化验证

Fig.7 Model generalization validation using the 25° Zigzag test data

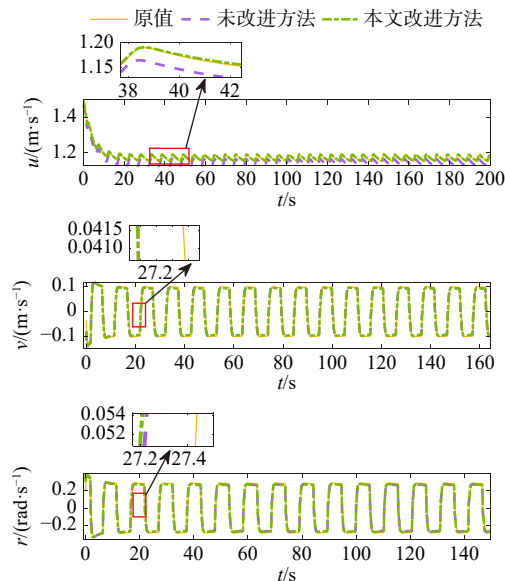


图 8 35° Zigzag 仿真数据泛化验证

Fig.8 Model generalization validation using the 35° Zigzag test data

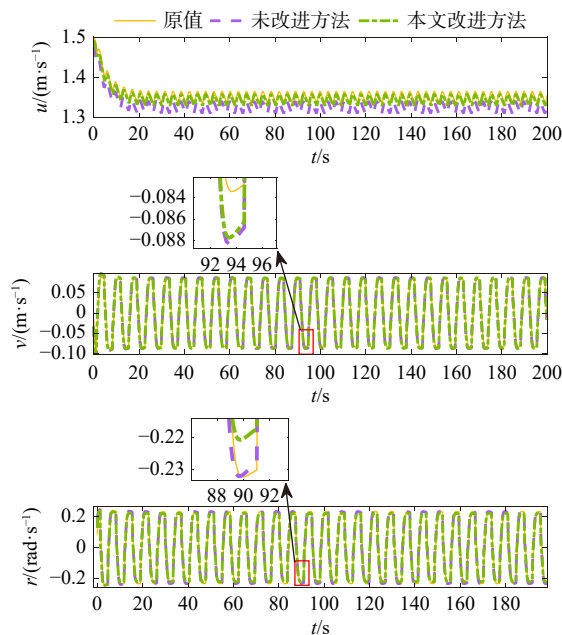


图 9 15° Zigzag 仿真数据泛化验证

Fig.9 Model generalization validation using the 15° Zigzag test data

由图 7~9 可以看出, 本文提出的约简模型结合改进快速 LS-SVM 算法, 可以有效且稳定地对 AUV 操纵运动进行预测, 且能够在保持精度的前提下减轻计算机运算负载压力, 预测算法所需的运行时间大大减少(从 93.1 s 降至 65.4 s)。值得一提的是, 在 u 方向上的预测精度始终保持有比原模型更加出色的性能, 这足以证明本文方法的泛化能力也是令人满意的。

最后, 给出上述方法的 RSME 来量化评判精度, 以及将验证和泛化测试中未改进方法与本文方法的 RMSE 值进行汇总, 如表 2 所示。

表 2 Zigzag 模型泛化 RMSE

Tab.2 RMSE of the model generalization

	RMSE (未改进 改进)		
	$u/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$r/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$
15° Zigzag 泛化试验	0.0255 0.0067	0.0132 0.0130	0.0295 0.0304
25° Zigzag 泛化试验	0.0256 0.0028	0.0137 0.0136	0.0320 0.0323
35° Zigzag 泛化试验	0.0258 0.0025	0.0138 0.0138	0.0328 0.0315

4 结 论

本文基于岭回归算法对水下自主航行器水动力模型进行了约简, 结合改进后的快速 LS-SVM 变式算法, 建立了精确省时的 AUV 三自由度操纵运动预测模型, 通过反演与泛化三自由度运动与实际数据的对比验证, 得出以下结论:

(1) 引入岭回归算法对传统水动力模型进行约简, 在保持建模预测精度的同时有效降低了模型复杂度, 这意味着我们可以用更简洁的模型来描述并预测 AUV 的操纵性能。

(2) 通过在 LS-SVM 的拉格朗日函数中添加附加项, 成功地降低了高维方程组的复杂度, 提高了算法的计算效率, 进一步提高了 AUV 操纵运动预测的速度。

本文研究仍有不足之处:使用单一的 Zigzag 操纵运动数据不能完全满足建模所需要的充足激励的需求,后续可以考虑使用多舵角实航数据进行本文策略的有效性研究;此外,将本文策略编入 AUV 艇载单片机等处理器中来验证本文方法的应用可行性同样重要。

参 考 文 献:

- [1] 李锦江, 向先波, 刘 传, 等. 基于预设性能制导律的欠驱动 AUV 海底地形鲁棒时滞跟踪控制[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(7): 944–952.
Li J J, Xiang X B, Liu C, et al. Robust seabed terrain following control of underactuated AUV with prescribed performance guidance law under time delay of actuator[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(7): 944–952. (in Chinese)
- [2] 钟一鸣, 于曹阳, 曹军军, 等. 基于 ASNLS 算法的智能浮标浮潜模型参数辨识[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(2): 13–20.
Zhong Y M, Yu C Y, Cao J J, et al. Parameter identification of smart float diving model based on ASNLS algorithm[J/OL]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(2): 13–20. (in Chinese)
- [3] Yue J W, Liu L, Gu N, et al. Online adaptive parameter identification of an unmanned surface vehicle without persistency of excitation[J]. Ocean Engineering, 2022, 250: 110232.
- [4] 张艳云, 欧阳子路, 邹早建. 基于 v -支持向量机的波浪中船舶操纵运动辨识建模[J]. 船舶力学, 2023, 27(5): 637–645.
Zhang Y Y, Ouyang Z L, Zou Z J. Identification modeling of ship maneuvering motion in waves based on v -support vector machine[J]. Journal of Ship Mechanics, 2023, 27(5): 637–645. (in Chinese)
- [5] Zhu M, Tian K, Wen Y Q, et al. Improved PER-DDPG based nonparametric modeling of ship dynamics with uncertainty[J]. Ocean Engineering, 2023, 286: 115513.
- [6] Xue Y F, Chen G, Li Z T, et al. Online identification of a ship maneuvering model using a fast noisy input Gaussian process[J]. Ocean Engineering, 2022, 250: 110704.
- [7] 詹 可, 朱仁传. 一种 CNN-LSTM 船舶运动极值预报模型[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(8): 963–971.
Zhan K, Zhu R C. A CNN-LSTM ship motion extreme value prediction model[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(8): 963–971. (in Chinese)
- [8] Li Y M, Li Y, Pang S. Double-body coupled heading manoeuvrability response model considering umbilical lag of unmanned wave glider[J]. Applied Ocean Research, 2021, 113: 102640.
- [9] Wang N, Er M J, Han M. Large tanker motion model identification using generalized ellipsoidal basis function-based fuzzy neural networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(12): 2732–2743.
- [10] Pei T Q, Yu C Y, Zhong Y M, et al. Adaptive event-triggered mechanism-based online system identification framework for marine craft[J]. Ocean Engineering, 2023, 278: 114572.
- [11] Pei T Q, Yu C Y, Zhong Y M, et al. Advanced marine craft model identification via multi-kernel weighted least square support vector machine and characteristic model techniques[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(5): 1091.
- [12] Zhong Y M, Yu C Y, Wang R, et al. Adaptive anti-noise least-squares algorithm for parameter identification of unmanned marine vehicles: Theory, simulation, and experiment[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2023, 25(1): 369–381.
- [13] 朱红坤, 郭蕴华, 牟军敏, 等. 基于多传感器递推总体最小二乘融合的水下机器人动力学模型参数辨识[J]. 船舶力学, 2017, 21(10): 1263–1270.
Zhu H K, Guo Y H, Mou J M, et al. Dynamics model identification of underwater vehicles based on the multi-sensor fusion of recursive total least squares[J]. Journal of Ship Mechanics, 2017, 21(10): 1263–1270. (in Chinese)
- [14] 董 磊, 马 翔, 封佳祥, 等. 基于改进 LSTM 的船舶操纵运动在线预报方法研究[J]. 中国造船, 2023, 64(2): 184–198.
Dong L, Ma X, Feng J X, et al. Online prediction method of ship maneuvering motion based on improved long-short term memory neural network[J]. Shipbuilding of China, 2023, 64(2): 184–198. (in Chinese)

-
- [15] Wang Z H, Zou Z J, Soares C G. Identification of ship manoeuvring motion based on nu-support vector machine[J]. Ocean Engineering, 2019, 183: 270–281.
- [16] Dong Z P, Yang X, Zheng M, et al. Parameter identification of unmanned marine vehicle manoeuvring model based on extended Kalman filter and support vector machine[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(1): 1–10.
- [17] Meng Y, Zhang X K, Zhang G Q, et al. Sparse Bayesian relevance vector machine identification modeling and its application to ship maneuvering motion prediction[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(8): 1572.
- [18] Luo W L, Zou Z J. Parametric identification of ship maneuvering models by using support vector machines[J]. Journal of Ship Research, 2009, 53(1): 19–30.
- [19] 裴天琪, 于曹阳, 钟一鸣, 等. 基于改进加权最小二乘支持向量机的 X 舵潜水器操纵运动模型辨识[J]. 中国造船, 2023, 64(2): 1–12.
- Pei T Q, Yu C Y, Zhong Y M, et al. Parameter identification for maneuvering model of underwater vehicle with X-rudder based on improved WLSSVM[J]. Shipbuilding of China, 2023, 64(2): 1–12. (in Chinese)
- [20] Abkowitz M A. Measurement of hydrodynamic characteristics from ship maneuvering trials by system identification[J]. SNAME Transactions, 1980, 33(88): 283–318.