

船舶运动模型辨识在海事事故复现中的应用

蒋柳杨, 孙洪波, 张春雨, 沈莉婷

(集美大学航海学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 为了再现海事事故发生过程, 模拟事故前船舶操纵及运动轨迹, 以“BALAWAN”轮碰撞事故为研究对象, 以事故船航行数据记录仪记录的航行数据为训练样本, 提出采用最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LS-SVM)方法, 对船舶分离型运动数学模型的水动力导数进行辨识。首先对实船航行数据进行修复、滤波和筛选, 然后构建模型训练样本进行模型参数辨识, 最后开展事故船轨迹复现仿真试验。通过与真实航行轨迹对比, 验证了LS-SVM辨识方法可以作为海事事故复现的一种途径。

[关键词] 海事事故; 船舶运动数学模型; 最小二乘支持向量机回归; 轨迹复现; 参数辨识

[中图分类号] U 661

Application of Ship Motion Model Identification to Maritime Accident Reproduction

JIANG Liuyang, SUN Hongbo, ZHANG Chunyu, SHEN Liting

(Navigation College of Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to reproduce the process of maritime accidents and simulate the ship's maneuvering and motion trajectory before the accident, this article studies the collision case of the vessel Balawan, using the VDR navigation data of the accident ship as training samples, the least square support vector machine (LS-SVM) method employed for determining the hydrodynamic derivatives of MMG (ship manoeuvring mathematic model group) model. Firstly, the real ship navigation data was repaired, filtered and screened, then model training samples were constructed and model parameter identification was conducted. Finally, the simulation tests of the trajectory reproduction were carried out. By comparing with the real voyage trajectory, it was verified that the LS-SVM identification method can be used as a way to reproduce maritime accidents.

Keywords: maritime accident; mathematical modelling of ship motion; least square support vector machine; trajectory recurrence; parameter identification

0 引言

传统的船舶事故调查通常依赖于“航海日志”、“车钟记录簿”和船员描述等资料。这些信息存在主观性和不连续性, 易受人为因素影响, 增加了海事事故复现的难度。而船舶航行数据记录仪(voyage data recorder, VDR)为有效分析事故发生的原因和机理创造了良好的条件。因此, 用事故前的VDR数据作为训练样本进行船舶运动数学模型辨识建模, 还原事故过程, 对分析事故原因、判定责任、总结教训和制定对策具有现实意义。

[收稿日期] 2024-06-19

[基金项目] 福建省自然科学基金项目“基于耦合模型的船舶锚泊安全辅助系统关键技术研究”(2023J01325)

[作者简介] 通信作者: 孙洪波(1977—), 副教授, 从事船舶运动建模及仿真分析研究。

船舶事故复现仿真旨在分析碰撞事故原因和解决避碰问题。杨神化等^[1]基于船舶操纵模拟器,提出了一种船舶碰撞过程动态仿真系统的设计方案,对长江口北槽航道发生的碰撞事故进行了仿真和分析;屠海洋^[2]提出了一种基于船舶操纵模拟器的船舶交通事故复现仿真系统的开发方案,并详细描述了实现交通事故复现的具体步骤;孙立刚等^[3]开发了一种船舶事故再现仿真系统,从视景再现的角度进行研究,还原了“东方之星”轮翻沉事件的关键过程。近年来,也有一些学者采用新方法模拟事故发生过程,如赵晓博^[4]采用流固耦合有限元模型对船舶瞬时碰撞过程进行了仿真;刘敬贤等^[5]则通过模拟仿真分析真实碰撞案例,采用显示动力学和计算流体动力学定量分析船舶碰撞的发生过程。上述研究均需要建立准确的船舶运动数学模型,而建模成本高、耗时长。在大多海事事故调查中,难以获得准确的船舶操纵参数信息和足够多的样本数据,同时难以满足海事调查的时间要求。SVM (support vector machine) 辨识方法研究的是有限样本情况下的机器学习规律可以有效避免复杂的水动力计算和训练样本不足的缺点^[6]。罗伟林^[7]和祝添权等^[8]采用传统的最小二乘支持向量机 (least square support vector machine, LS-SVM) 辨识方法分别实现了一阶和二阶响应型船舶运动数学模型的水动力导数辨识;谢朔等^[9]将 LS-SVM 与多新息方法相结合,针对二阶响应模型,提出一种新的多新息在线辨识建模方法;张海胜等^[10]提出了一种加权最小二乘支持向量机 (WLSSVM) 算法,实现了无人艇操纵运动辨识建模;张艳云等^[11]运用 ν -SVM 实现了船舶在波浪中的三自由度操纵运动黑箱建模;Hu^[12]和 Wang 等^[13]分别用传统 LS-SVM 和 nu-SVM 辨识方法实现了三自由度整体型船舶运动数学模型的水动力导数辨识,虽然辨识得到的高阶导数误差很大,但旋回和 Z 型操纵预测结果与参考结果非常吻合;Chen 等^[14]用 MMG (ship manoeuvring mathematic model group) 模型建立了船舶操纵运动的四自由度灰箱模型,利用 LS-SVM 方法来识别灰盒模型中的参数,验证了该方法具有良好的适用性。

综合上述已有的研究成果,本文提出利用有限的事船舶真实航行数据,采用 LS-SVM 对三自由度 MMG 船舶运动模型进行白箱辨识建模的新方法,还原事故发生前船舶的运行轨迹,并进行仿真试验验证。

1 研究方法

精确确定模型中的水动力系数或模型参数是再现海事事故发生过程、模拟事故前船舶操纵及运动轨迹的关键。本文利用事故船碰撞前的 VDR 数据作为船舶水动力参数辨识的训练样本,需解决两个主要问题:一是样本数据的完整性,二是训练样本的有限性。有别于传统统计学习理论的大样本学习, SVM 研究的是有限样本情况下的机器学习规律,而基于 SVM 改进的 LS-SVM 的优势在于不仅继承了有限样本的学习,还将求解二次优化问题的复杂度简化为求解线性方程组,从而极大地提高了运算速度。因此,本文在对事故船 VDR 数据进行预处理后,采用 LS-SVM 方法对 MMG 模型的水动力系数进行辨识,最后将辨识结果应用于 MMG 模型中,实现事故船的轨迹复现。

1.1 三自由度 MMG 模型

船舶的运动参考坐标系如图 1 所示。 $O_0X_0Y_0$ 为位于地球表面的惯性坐标系, X_0 轴指向正北, Y_0 轴指向正东; OXY 为附体坐标系, X 轴指向船首方向, Y 轴指向船舶右舷; u 、 v 和 r 分别表示船舶的纵向速度、横向速度和转首角速度, U 为航速; φ 为首角, δ 为舵角, β 为漂角。

基于 MMG 建模理论,船舶 3 个自由度动力学模型为

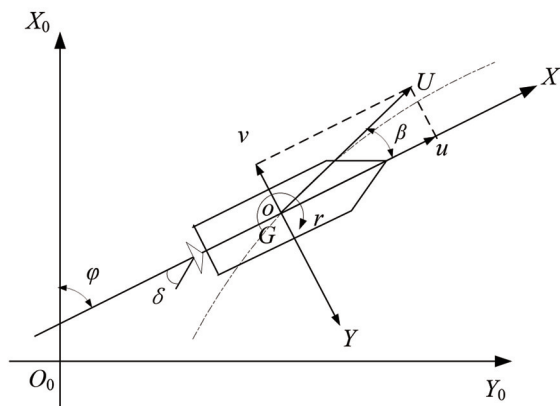


图 1 船舶平面运动参考坐标系

Fig.1 Reference coordinate system for ship plane motion

$$\begin{cases} (m+m_x)\dot{u}-(m+m_y)vr-mx_Gr^2=X_H+X_R+X_P, \\ (m+m_y)\dot{v}+(m+m_x)ur+mx_G\dot{r}=Y_H+Y_R+Y_P, \\ (I_{zz}+J_{zz}+mx_G^2)\dot{r}+mx_G(\dot{v}+ur)=N_H+N_R+N_P. \end{cases}$$

其中： m 表示船舶的质量； m_x 和 m_y 分别表示船舶在 x 和 y 轴上的附加质量； I_z 表示船舶绕 z 轴的转动惯性矩； J_{zz} 表示船舶附加质量惯性矩； x_G 表示船舶重心坐标； X_H 、 Y_H 和 N_H 表示作用于船体上的流体粘性力和力矩； X_P 、 Y_P 和 N_P 表示作用于螺旋桨上的力和力矩； X_R 、 Y_R 和 N_R 表示作用于舵上的力和力矩^[15]。

本文采用 Yasukawa^[16] 提出的标准 MMG 模型中计算流体粘性力及力矩的模型，其无量纲化表达式为

$$\begin{cases} X'_H=0.5\rho Ld_mU^2(X'_{uu}+X'_{vv}v'^2+X'_{vr}v'r'+X'_{rr}r'^2+X'_{vvv}v'^4), \\ Y'_H=0.5\rho Ld_mU^2(Y'_v'v'+Y'_Rr'+Y'_{vv}v'^3+Y'_{vr}v'^2r'+Y'_{vr}v'r'^2+Y'_{rrr}r'^3), \\ N'_H=0.5\rho Ld_mU^2(N'_vv'+N'_Rr'+N'_{vv}v'^3+N'_{vr}v'^2r'+N'_{vr}v'r'^2+N'_{rrr}r'^3). \end{cases}$$

其中： ρ 为海水密度； L 为船长； d_m 为平均吃水； Y'_v 、 Y'_r 、 N'_v 和 N'_r 为线性水动力导数； X'_{uu} 、 X'_{vv} 、 X'_{vr} 、 X'_{rr} 、 X'_{vvv} 、 Y'_{vv} 、 Y'_{vr} 、 Y'_{rr} 、 Y'_{rrr} 、 N'_{vv} 、 N'_{vr} 、 N'_{rr} 和 N'_{rrr} 为非线性水动力导数。

由于螺旋桨横向力 Y_p 和 N_p 的数值与船体和舵的横向力及力矩相比是一个小量，MMG 模型将其归在裸船体流体动力模型中。因此，本文螺旋桨流体动力模型计算公式为

$$X_p=(1-t_p)T,\quad Y_p=0,\quad N_p=0. \tag{1}$$

其中： t_p 为推力减额系数； $T=\rho n^2D_p^4K_T$ 为敞水螺旋桨推力， n 为桨转速， D_p 为桨直径， K_T 为桨的推力系数。

舵力计算模型为

$$X_R=(1-t_R)F_N\sin\delta,\quad Y_R=(1+a_H)F_N\cos\delta,\quad N_R=(x_R+\alpha_Hx_H)F_N\cos\delta. \tag{2}$$

其中： F_N 表示敞水舵的正压力； t_R 表示舵力减额系数； α_H 表示船体横向修正因子； x_H 表示船舶重心到横向力作用中心的纵向距离； x_R 表示船舶重心到舵力作用中心的纵向距离。关于 T 和 F_N 的具体计算方法参考文献 [15]。

1.2 样本数据预处理与选用

由于 VDR 中保存的航行数据受制于船舶自身导航仪器的限制，大多出现数据丢失和数据异常的情况，以及缺少辨识所需要的船舶纵向速度、横向速度和转首角速度信息。船舶部分 VDR 数据如表 1 所示。

表 1 VDR 数据片段
Tab.1 Part of VDR data

时间	航速/kn	舵角/(°)	$n/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	船首向/(°)	纬度/(′)	经度/(′)
04/10/2019 01:31:06	12.48	0.5	81.9	342.4	2412.111N	11818.535E
—	12.21	0.9	81.9	342.3	—	—
04/10/2019 01:31:07	12.20	1.2	—	342.3	2412.120N	11818.533E
—	12.12	1.5	82.0	342.2	—	—
04/10/2019 01:31:11	12.13	1.7	81.5	342.2	2412.128N	11818.530E
—	12.27	1.7	81.6	342.1	—	—
04/10/2019 01:31:06	12.39	1.7	81.7	342.1	2412.137N	11818.528E
—	12.36	1.6	81.6	342.1	—	—

可以看出，VDR 可以提供时间、位置（经纬度）、航速、舵角、螺旋桨转速和船首向等航行信息，但无法提供辨识所需要的速度信息 u 、 v 和 r ，同时存在数据缺失的问题。因此，需要对原始样本数据进行预处理。具体步骤如下：

1) 修补 VDR 数据。由于航行数据每秒记录 1 次，对于船舶运动的低频特性，可以直接采用线性内插法填补数据。

2) 坐标系转换。因为目前船用电子海图多为墨卡托投影海图且 GPS 均采用 WGS84 坐标系, 因此可以采用改良型的墨卡托投影方式即米勒投影, 将经纬度转换成笛卡尔坐标系下坐标。转换公式如下: $X_0 = H/2 + l_{a1}H/2M, Y_0 = W/2 + l_nW/2\pi$ 。其中: $l_{a1} = 1.25\lg(\tan(0.25\pi + 0.4l_a))$; l_a 和 l_n 分别是纬度和经度, 单位应转换为弧度 (rad); W 和 H 分别表示该位置处地球子午圈周长和垂直子午圈大圆周长的二分之一; M 为米勒投影中的 mill 常数, 范围大概在 $[-2.3, 2.3]$ 之间, 由于本文研究的是小范围内船舶的运动轨迹, 投影海图形变量小, 并且将船舶初始位置设置在低纬度, 因此在本文取其为 2.3。

3) 利用位移差分求取 u 、 v 和 r 。分别在 X_0 和 Y_0 方向上差分得到每一位置点的北向速度 U_x 和东向速度 U_y , 进而求得航迹向 $C(C = \arctan(U_y/U_x))$ 和每一位置点的漂角 $\beta(\beta = C - \varphi)$ 。则 u 和 v 的计算公式为: $u = U \times \cos \beta, v = U \times \sin \beta$ 。而根据 VDR 中的船首向差分得到每一位置点的转首角速度 r 。

4) 滤波。首先处理样本数据中的异常值, 然后进行平滑处理。处理流程如图 2 所示。图 2 中, hampel 和 smooth 函数为 matlab 系统函数, 函数变量 k 根据异常值出现频率设置, span 可根据噪声频率设置。经过多次尝试, 在综合考虑样本数据的平滑程度及与原始轨迹符合度的基础上, 本文对应 u 、 v 、 r 的取值范围为 (101, 81), δ 、 n 为 (21, 11)。滤波效果如图 3~8 所示。

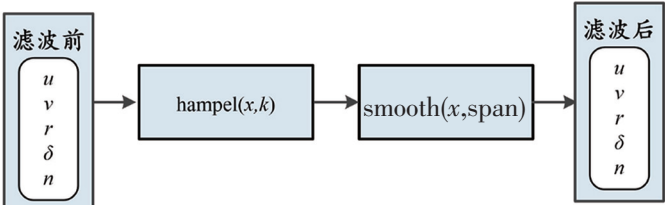


图 2 滤波流程

Fig.2 Filtering process

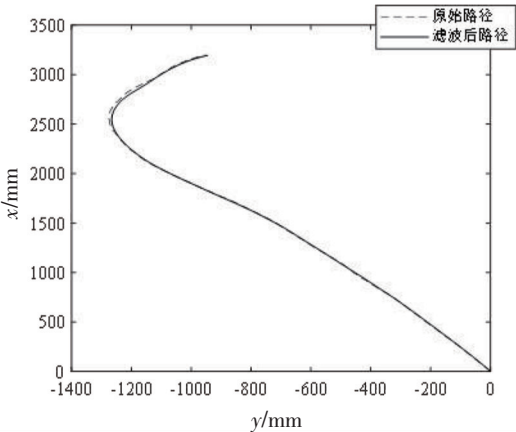


图 3 滤波前后路径对比

Fig.3 Comparison of paths before and after filtering

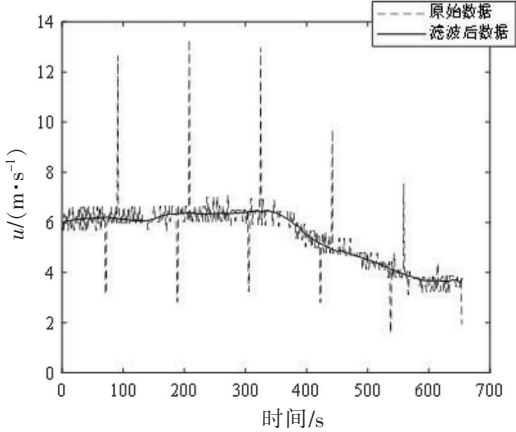


图 4 滤波前后 u 对比

Fig.4 Comparison of u before and after filtering

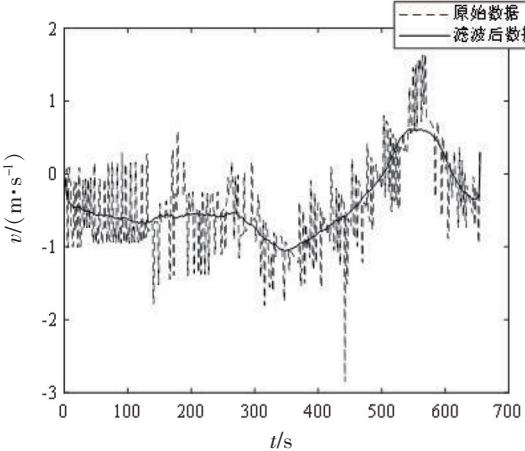


图 5 滤波前后 v 对比

Fig.5 Comparison of v before and after filtering

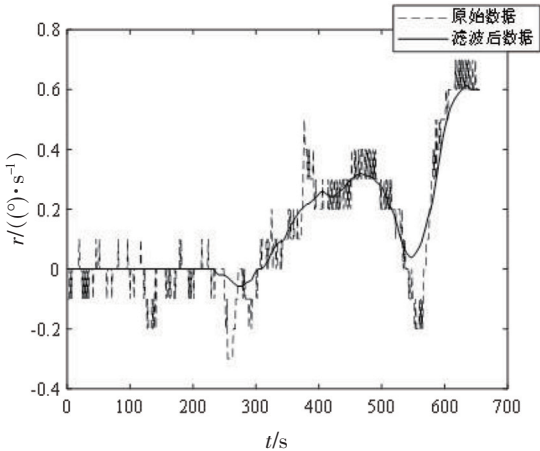
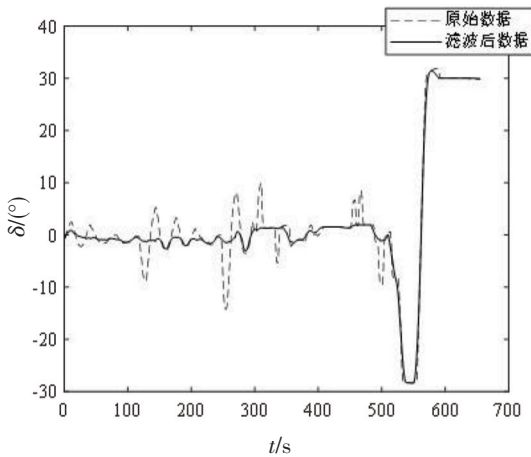
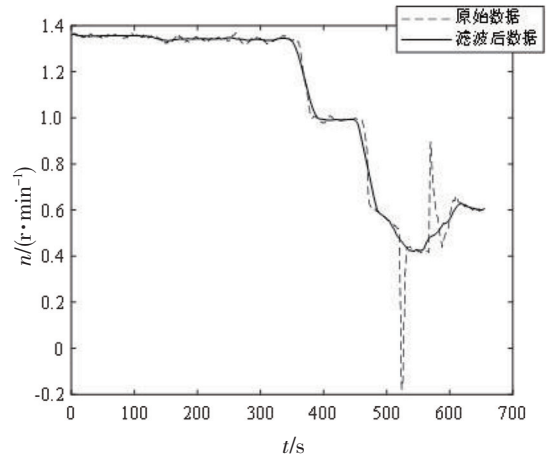


图 6 滤波前后 r 对比

Fig.6 Comparison of r before and after filtering

图7 滤波前后 δ 对比Fig.7 Comparison of δ before and after filtering图8 滤波前后 n 对比Fig.8 Comparison of n before and after filtering

2 三自由度 MMG 模型水动力参数辨识

2.1 LS-SVM 辨识样本构造

为了便于机器计算和学习, 采用 Euler 差分格式将 u, v, r 离散化。即将式 (1) 改写成差分形式, 获得三自由度 MMG 数学模型的辨识方程为

$$\mathbf{C}_{Xw} \cdot \mathbf{X}_w = \mathbf{X}_{out}, \quad \mathbf{C}_{Yw} \cdot \mathbf{Y}_w = \mathbf{Y}_{out}, \quad \mathbf{C}_{Nw} \cdot \mathbf{N}_w = \mathbf{N}_{out} \circ \quad (3)$$

其中: \mathbf{X}_w 、 \mathbf{Y}_w 和 \mathbf{N}_w 是待辨识的水动力系数向量; \mathbf{C}_{Xw} 、 \mathbf{C}_{Yw} 和 \mathbf{C}_{Nw} 是运动状态变量向量; \mathbf{X}_{out} 、 \mathbf{Y}_{out} 和 \mathbf{N}_{out} 是输出。设 k 和 $k+1$ 是样本的相邻采样时间点, h 为时间步长, 则有

$$\mathbf{X}_w = [X'_{uu}, X'_{vr}, X'_{vv}, X'_{rr}, X'_{vvr}, (1 - t_p), (1 - t_r)]^T_{1 \times 7};$$

$$\mathbf{Y}_w = [Y'_v, Y'_r, Y'_{vv}, Y'_{rr}, Y'_{vvr}, Y'_{vrr}, (1 + \alpha_H)]^T_{1 \times 7};$$

$$\mathbf{N}_w = [N'_v, N'_r, N'_{vv}, N'_{rr}, N'_{vvr}, N'_{vrr}, (x_R + \alpha_H x_H)]^T_{1 \times 7};$$

$$\mathbf{C}_{Xw} = [u^2(k), v(k)r(k)L, v^2(k), r^2(k)L^2, v^4(k), T(k)/(0.5\rho L^2), F_N(k)\sin\delta(k)/(0.5\rho L^2)]_{1 \times 7};$$

$$\mathbf{C}_{Yw} = [v(k)U(k), r(k)U(k)L, v^3(k)/U(k), r^3(k)L^3/U(k), v^2(k)r(k)L/U(k), v(k)r^2(k)L^2/U(k), F_N(k)\cos\delta(k)/(0.5\rho L^2)]_{1 \times 7};$$

$$\mathbf{C}_{Nw} = \mathbf{C}_{Yw};$$

$$\mathbf{X}_{out} = (m' + m'_x)L(u(k+1) - u(k))/h - (m' + m'_y)v(k)r(k)L - m'x'_c r^2 L^2;$$

$$\mathbf{Y}_{out} = (m' + m'_y)L(v(k+1) - v(k))/h + m'x'_c L^2(r(k+1) - r(k))/h + (m' + m'_y)u(k)r(k)L;$$

$$\mathbf{N}_{out} = (m'x'^2_c + I'_{zz} + J'_{zz})L^2(r(k+1) - r(k))/h + m'x'_c L(v(k+1) - v(k))/h + m'x'_c Lu(k)r(k)。$$

经过数据样本的重构可得到适合 LS-SVM 参数辨识的输入与输出, 样本的输入向量为 $[\mathbf{C}_{Xw}, \mathbf{C}_{Yw}, \mathbf{C}_{Nw}]$, 输出向量为 $[\mathbf{X}_{out}, \mathbf{Y}_{out}, \mathbf{N}_{out}]^T$ 。输出向量中的惯性力导数项可通过理论计算或较成熟的经验公式^[15]估算得到。

2.2 水动力参数辨识

由于辨识方程 (3) 关于水动力导数是线性的, 即将非线性 MMG 模型视为结构参数的线性模型, 故在使用支持向量机进行参数辨识时选用线性核函数 $K(x, x') = (x \cdot x')$, 可得回归估计函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b。 \quad (4)$$

其中： α_i 为拉格朗日乘子； i 为样本向量个数； b 为偏置^[7]。当基于式（4）的回归预测与目标函数吻合很好时， $\sum \alpha_i x_i$ 即为待辨识的水动力系数。辨识流程如图 9 所示。

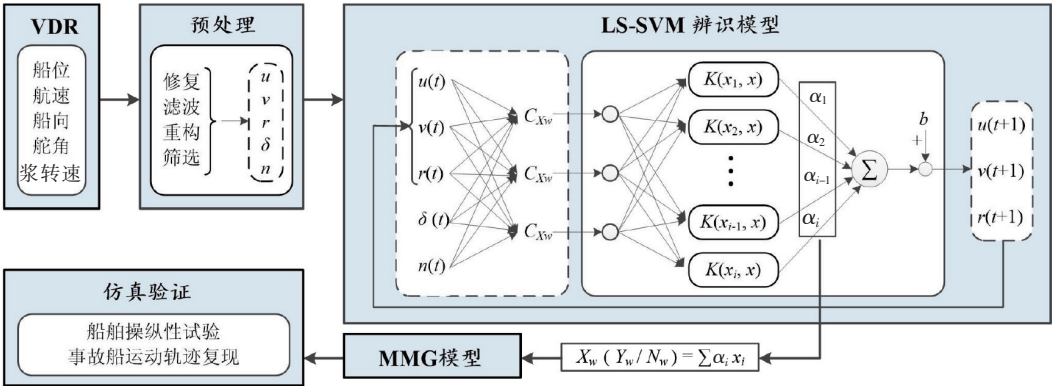


图 9 研究方法与流程

Fig.9 Research methods and processes

从预处理后的样本中选用能够体现船舶大幅度机动特性的时段，有利于水动力参数的辨识，特别是高阶水动力系数。分析图 4~9，本文选择 285—652 s，共 368 个样本点作为训练样本。按照节 2.1 的方法进行样本构造，采用 LS-SVM 方法进行系统参数辨识，构造样本的辨识结果如图 10~12 所示。无因次水动力系数辨识结果如表 2 所示。

表 2 无因次水动力系数

Tab.2 Dimensionless hydrodynamic coefficients

纵向水动力系数	辨识值	横向水动力系数	辨识值	水动力力矩系数	辨识值
X'_{uu}	-0.0117	Y'_v	0.1666	N'_v	-0.0112
X'_{vr}	0.1700	Y'_r	0.4053	N'_r	-0.0070
X'_{vv}	-0.2627	Y'_{vvv}	-3.0086	N'_{vvv}	0.1959
X'_{rr}	0.1586	Y'_{rrr}	-1.4265	N'_{rrr}	0.0185
X'_{vvvv}	-0.0096	Y'_{vvr}	-4.3087	N'_{vvr}	0.5761
		Y'_{vrr}	-5.4496	N'_{vrr}	0.3490

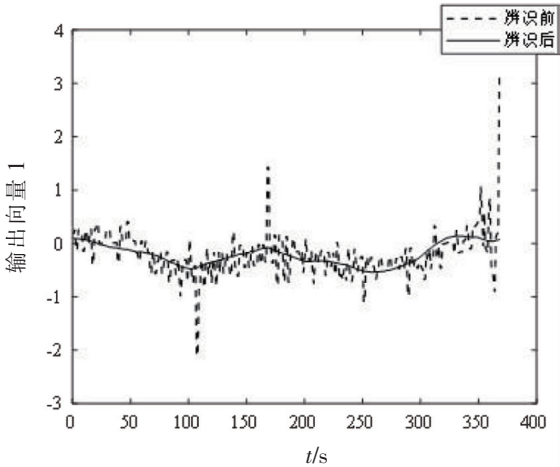


图 10 输出向量 1 对比

Fig.10 Comparison of output vector 1

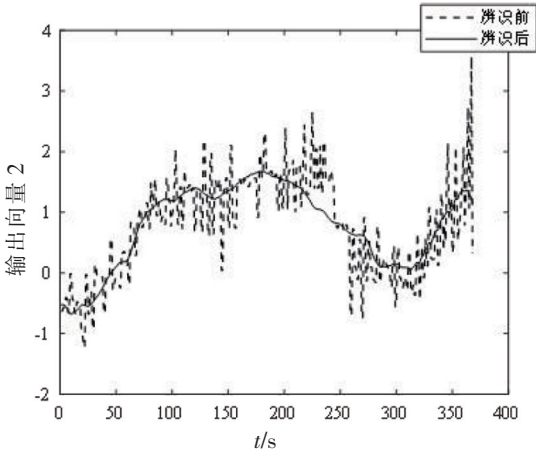


图 11 输出向量 2 对比

Fig.11 Comparison of output vector 2

3 仿真验证

以“BELAWAN”轮碰撞事故为例进行仿真验证，该轮主尺度如表 3 所示。

表 3 “BELAWAN”轮资料

Tab.3 Information on the vessel " BELAWAN"			
主要参数	数值	主要参数	数值
船长/m	171.99	方形系数	0.68
船宽/m	27.60	排水体积/m ³	1 9973.8
平均吃水/m	6.45	螺旋桨直径/m	6.5
型深/m	14	舵叶面积/m ²	30

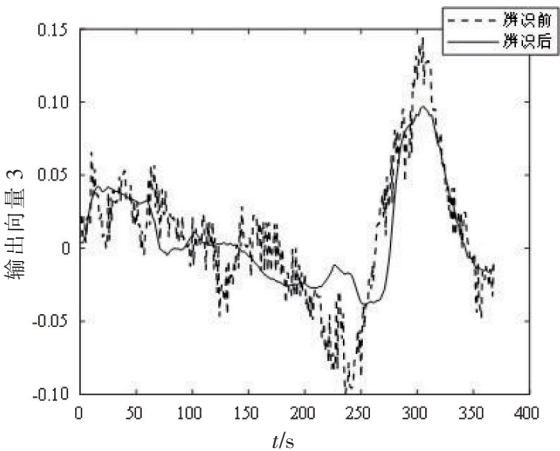


图 12 输出向量 3 对比

Fig.12 Comparison of output vector 3

3.1 操纵性仿真

为了验证 LS-SVM 辨识方法在实船样本数据条件下辨识的有效性，利用辨识得到的水动力参数，建立船舶运动数学模型，进行旋回仿真试验和 10°/10°Z 形仿真试验，将仿真运动轨迹和动态性能与机理建模模型的仿真结果进行比较，验证该方法对于事故场景复现的可行性。

旋回试验采用的初始条件为航速 10 m/s、航向 0°、舵角 35°，将运动轨迹和动态性能与相同条件下的机理建模进行比较，具体如图 13 和图 14 所示。

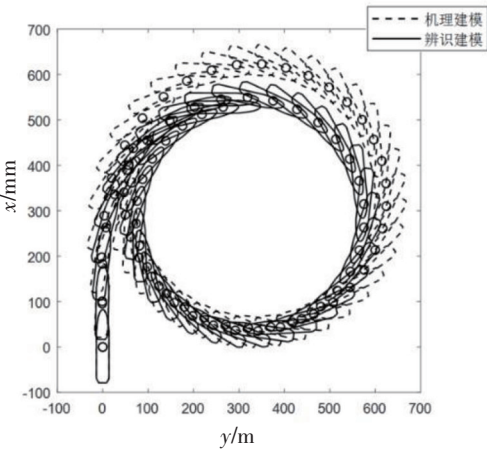


图 13 旋回运动轨迹

Fig.13 Turning motion trajectories

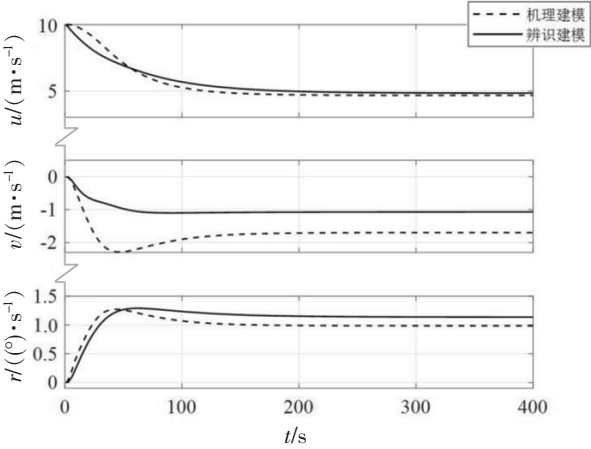


图 14 动态旋回性能

Fig.14 Dynamic turning performance

图 13 展示了辨识建模仿真试验得到的旋回试验运动轨迹与机理建模的运动轨迹，从中可以看出，机理建模旋回圈略大于辨识建模旋回圈，虽有一定的误差，但整体在可接受的范围内。由图 14 可知，船舶旋回时的纵向速度 u 和转首角速度 r 重合度较好；横向速度 v 的偏差相较于 u 和 r 明显，但小于机理模型的横向速度。这说明辨识得到的横向水动力系数不够准确且偏大，主要是由于所收集的实船辨识样本中缺乏船舶横向大机动的数据，对横向水动力参数辨识的贡献率不大而导致的，同时也导致了旋回圈变小。

10°/10°Z 形仿真试验采用的初始条件为航速 10 m/s、初始航向 0°，并与相同条件下的机理建模仿真试验进行对比，结果如图 15 和图 16 所示。

从图 15 Z 形仿真运动轨迹可以看出，辨识建模运动轨迹比机理建模运动轨迹略短，二者在 1500 m 之前轨迹重合度较高，而后期偏差较明显。由图 16 可知，10°/10°Z 形仿真试验中， r 、 φ 和 δ 重合度较高， u 和 v 的偏差初期吻合较好，后期偏差明显。这也是由于横向水动力系数辨识误差较大导致

的，即横流阻力较大，船舶处于斜航状态时减速明显。

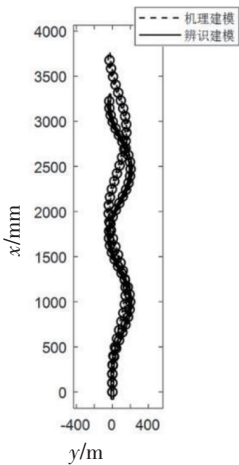


图 15 Z 形运动轨迹

Fig.15 Zig-zag motion trajectories

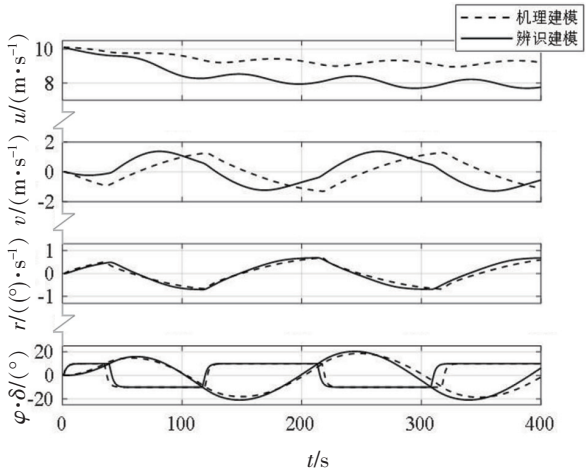


图 16 动态 Z 形运动性能

Fig.16 Dynamic Zig-zag motion performance

由此可见，基于实船事故前的 VDR 数据样本，采用 LS-SVM 进行水动力参数辨识，再利用辨识得到的参数进行船舶运动建模与仿真的方法存在着一定的偏差，但也能较好地实现船舶操纵性能预报，说明该方法具有良好的泛化性能，对于事故船轨迹复现有一定的实用价值。

3.2 事故船运动轨迹复现仿真

以 VDR 中的舵角和螺旋桨转速作为本模型的输入进行船舶操纵运动仿真，仿真结果如图 17 和图 18 所示。由图 17 可知，仿真轨迹与实际轨迹的纵向和横向误差均小于一倍船长。由图 18 可知，运动变量 u 、 v 和 r 的仿真结果与事故船实际运动状态重合度较高，偏差值较小，后期较前期偏差值略有增加，总体上好于旋回和 $10^{\circ}/10^{\circ}$ Z 形仿真试验。这证明了 LS-SVM 辨识算法在事故场景复现中的可行性和可信度。

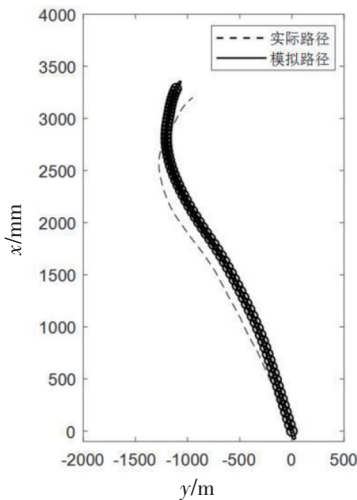


图 17 事故前运动轨迹

Fig.17 Pre-accident motion trajectories

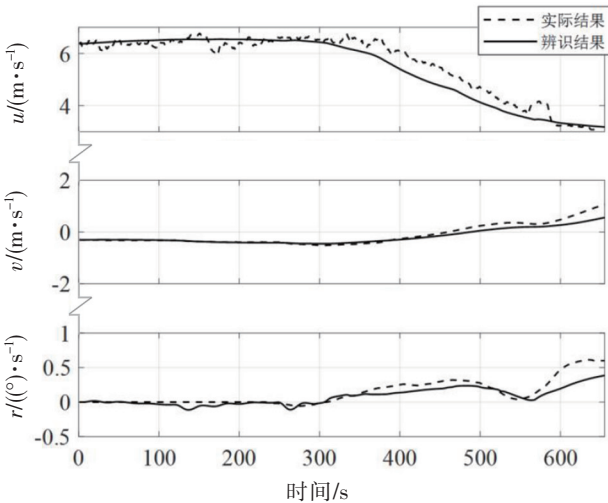


图 18 事故前动态性能

Fig.18 Dynamic performance of pre-accident

模拟验证出现误差的主要原因之一是预处理中存在有用信息的丢失，即，将合理的大机动数据当成异常情况进行处理，如在 500 ~ 600 s 区间内 r 和 n 发生了很大幅度的变动而被滤除。原因之二是动力相消等问题导致了参数漂移，如在 500 ~ 600 s 区间内， δ 和 n 同时发生了大幅度的变动，这两个因素同时降低了纵向速度 u 。当螺旋桨转速减小时，纵向速度小，同时，操舵后船体处于斜航状态，阻

力增大,也会降低船速。因此,从图 18 中可以看出,船舶纵向水动力系数,特别是船舶的阻力系数的辨识结果不够理想。

4 结论

本文基于失事船有限的 VDR 实际样本数据,采用 LS-SVM 方法对事故船三自由度 MMG 模型水动力参数进行辨识,应用辨识结果进行了操作性仿真试验和海事事故轨迹复现,试验结果验证了 LS-SVM 辨识方法有别于传统统计的大样本学习,具备有限样本学习的优势和更好的泛化性能。由于事故船 VDR 实船样本数据的非特定性,无法实现全工况下的船舶水动力参数辨识,但所建辨识模型在样本区间内取得了良好的预报效果,可以作为海事事故复现的一种有效途径。

[参考文献]

- [1] 杨神化,李丽娜,索永峰,等. 船舶碰撞过程动态仿真系统的研究与应用[J]. 集美大学学报(自然科学版),2008,13(3):227-231.
- [2] 屠海洋,袁章新. 船舶交通事故复现仿真系统的研究[J]. 中国航海,2013,36(3):101-105.
- [3] 孙立刚,李国定,陈金海,等. “东方之星”轮翻沉事件再现仿真系统研究[J]. 中国水运,2016,16(6):78-80,153.
- [4] 赵晓博. 船舶碰撞的有限元仿真研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2019.
- [5] 刘敬贤,刘超,李范春,等. 定量分析对船舶碰撞事故的推演与调查[J]. 中国航海,2022,45(1):13-17,23.
- [6] 王雪刚. 基于支持向量机的四自由度船舶操纵运动建模研究[D]. 上海:上海交通大学,2014.
- [7] 罗伟林,邹早建. 基于最小二乘支持向量机的船舶操纵运动建模[J]. 系统仿真学报,2008,20(13):3381-3384.
- [8] 祝添权,初秀民,田国昊,等. 基于 LS-SVM 的船舶操纵响应模型参数辨识及应用[J]. 武汉理工大学学报,2021,43(12):28-36.
- [9] 谢朔,初秀民,柳晨光,等. 基于改进 LS-SVM 的船舶操纵运动模型在线参数辨识方法[J]. 中国造船,2018,59(2):178-189.
- [10] 张海胜,董早鹏,杨莲,等. 基于改进 WLSSVM 的无人艇操纵性参数辨识[J]. 水下无人系统学报,2023,31(5):687-695.
- [11] 张艳云,欧阳子路,邹早建. 基于 ν -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.
- [12] HU Y, YAO J, LIU Z, et al. Identification of ship hydrodynamic derivatives based on LS-SVM with wavelet threshold denoising[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(12):1-14. DOI:10.3390/jmse9121356.
- [13] WANG Z, ZOU Z, SOARES C G. Identification of ship manoeuvring motion based on mi-support vector machine[J]. Ocean Engineering, 2019, 183:270-281. DOI:10.1016/j.oceaneng.2019.04.085.
- [14] CHEN L, YANG P, LI S, et al. Grey-box identification modeling of ship maneuvering motion based on LS-SVM[J]. Ocean Engineering, 2022, 226:1-14. DOI:10.1016/j.oceaneng.2022.112957.
- [15] 贾欣乐,杨盐生. 船舶运动数学模型:机理建模与辨识建[M]. 大连:大连海事大学出版社,1999:49-138.
- [16] YASUKAWA H, YOSHIMURA Y. Introduction of MMG standard method for ship maneuvering predictions[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2015, 20(1):37-52. DOI:10.1007/s00773-014-0293-y.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 周云龙)