本文网址: http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03816 **期刊网址:** www.ship-research.com

引用格式: 孙蓬勃, 董早鹏, 刘伟, 等. 基于改进扩展卡尔曼滤波算法的无人艇 MMG 模型参数辨识 [J]. 中国舰船研究, 2025, 20(1): 38–46.
SUN P B, DONG Z P, LIU W, et al. Parameter identification of unmanned surface vehicle MMG model based on an improved extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 38–46 (in Chinese).

基于改进扩展卡尔曼滤波算法的无人艇 MMG 模型参数辨识

扫码阅读全文

孙蓬勃[1], 董早鹏*[1], 刘伟[2], 盛金亮[1], 李志豪[1]
1 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430063
2 中国船舶集团有限公司 综合技术经济研究院, 北京 100081

摘 要: [**目的**] 为了构建喷水推进无人艇准确的船舶操纵分离型数学模型(MMG), 利用传统扩展卡尔曼滤波算法(EKF)和改进 EKF 算法并结合实艇数据进行参数辨识。[**方法**] 首先, 为了充分利用隐藏在历史数据中的有效信息, 以传统 EKF 算法为基础, 提出融合多新息理论和动态遗忘因子的改进 EKF 算法。然后, 基于实艇数据, 对 MMG 模型中的未知参数进行辨识。最后, 将辨识得到的参数值代入建立的 MMG 模型中, 输入与实艇数据相同的舵角和主机转速, 通过仿真得到艏向角、纵向速度、横向速度、艏向角速度和位置信息数据, 并进行对比分析。[**结果**] 结果表明, 相比于传统 EKF 算法, 改进 EKF 算法各项数据的均方根误差指标和对称平均绝对百分比误差指标都更接近于 0, 其中均方根误差指标最高降低了 20.02%, 对称平均绝对百分比误差指标最高降低了 26.84%。[**结论**] 提出的改进 EKF 算法具有更高的辨识精度, 所建立的无人艇 MMG 模型具有较高的准确性。

关键词: 无人艇; 参数辨识; MMG 模型; 扩展卡尔曼滤波; 多新息理论; 动态遗忘因子
中图分类号: U661.33; U675.91 **文献标志码:** A **DOI:** 10.19693/j.issn.1673-3185.03816

0 引 言

海洋资源是人类可持续发展不可或缺的重要资源, 在政治、军事上有着重要的战略地位[1]。随着国家对海洋权益的不断重视, 无人艇作为智能化海洋装备, 发挥着越来越重要的作用。无人艇运动数学模型是研究无人艇运动的核心, 在复杂的海洋环境中, 具备优良性能的模型是无人艇精确控制的前提和保障, 因此, 无人艇运动数学模型的精度要求也越来越高[2]。

无人艇运动模型主要分为响应模型和水动力模型, 其中水动力模型又包括整体型模型[3]和分离型模型[4]。目前获取无人艇运动模型参数的方法有船模实验法等[5-6]传统方法, 这些方法存在着一定的局限性。为了建立高精度的无人艇运动模型, 系统辨识技术受到越来越多的关注, 具有更广阔的应用前景。

近年来, 常用于无人艇运动模型参数辨识的方法主要有以下几类: 最小二乘类算法[7-9]、卡尔曼滤波类算法和支持向量机类算法[10-11]。卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)法是一种针对线性系统及非线性系统都适用的递推算法, 由于它对噪声具有强鲁棒性, 所以能够较好地处理系统噪声的影响, 从而更好地对系统状态进行估计, 目前其在系统辨识领域得到了广泛的应用。杨鑫等[12]基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法研究了无人艇操纵运动二阶非线性响应模型参数辨识问题, 通过正弦仿真验证了辨识结果的准确性。Dong 等[13]分别基于 EKF 和支持向量机对无人艇二阶非线性响应模型进行了参数辨识, 通过仿真实验验证了 EKF 算法所得模型的准确性。郑涵等[14]基于反馈粒子滤波算法辨识船舶三自由度运动数学模型中的未知参数, 并通过与 EKF 算法进行对比, 验证了反馈粒子滤波算法的

收稿日期: 2024–03–08 **修回日期:** 2024–05–24 **网络首发时间:** 2025–01–23 15:15
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51709214)
作者简介: 孙蓬勃, 男, 1998 年生, 硕士生。研究方向: 无人艇参数辨识。E-mail: sun981003@163.com
董早鹏, 男, 1988 年生, 博士, 副教授。研究方向: 无人艇编队控制。E-mail: dongzaopeng@whut.edu.cn
***通信作者:** 董早鹏

收敛性和稳定性。

本文基于标准 EKF 算法, 应用无人艇三自由度分离型模型的参数辨识建模。但是利用标准 EKF 算法进行参数辨识的过程中, 仅使用前一时刻的新息, 无法充分利用隐藏在历史数据中的有效信息, 当噪声初始值估计不准确时, 辨识过程中, 收敛过程很容易发散, 导致得不到精确的参数辨识值。为了提高辨识精度, 避免历史数据信息的干扰, 本文将提出一种融合多新息理论和动态遗忘因子的改进 EKF 算法, 并基于实艇数据进行结果验证。

1　改进 EKF 算法

1.1　标准 EKF 算法

一般的非线性离散系统方程可描述为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{f}[\boldsymbol{X}_{k-1}, \boldsymbol{W}_{k-1}, k-1] \\ \boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{c}[\boldsymbol{X}_k, \boldsymbol{V}_k, k] \end{cases} \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{X}$ 为系统估计值; $\boldsymbol{Z}$ 为系统量测值; k 和 k–1 表示第 k 时刻和第 k–1 时刻; $f[\cdot]$为 n 维向量函数; $c[\cdot]$为 m 维向量函数; $\boldsymbol{W}_{k-1}$和$\boldsymbol{V}_{k-1}$分别为系统过程噪声和系统观测噪声。

基于 EKF 算法[12] 对系统状态估计的递推过程如图 1 所示, 图中, T 为总时间。

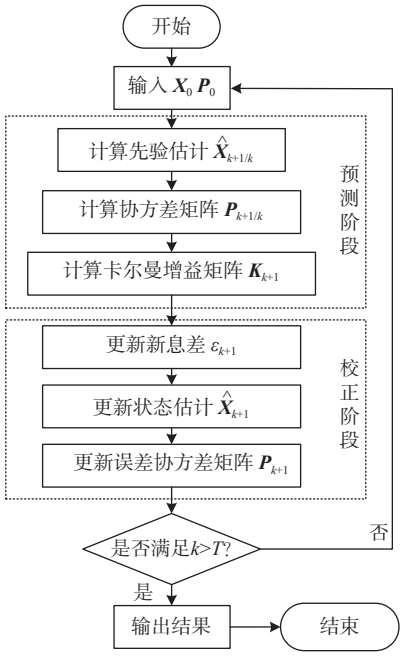

图 1　EKF 算法流程图

Fig. 1　EKF algorithm flow chart

通过上述递推过程, 不断更新卡尔曼增益矩阵 $\boldsymbol{K}_{k+1}$和误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k+1}$, 进而实现系统的状态估计, 此递推过程可以用于参数辨识。

1.2　融合多新息理论和动态遗忘因子改进算法

利用标准 EKF 算法进行参数辨识时, 仅使用前一时刻的新息, 无法充分利用隐藏在历史数据中的有效信息。在噪声初始值估计不准确的情况下, 辨识过程很容易发散。为了提高算法辨识精度和收敛速度, 将单一的新息拓展为多新息形式:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(p,k) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{L}\hat{\boldsymbol{X}}(k) \\ \boldsymbol{Z}_{k-1} - \boldsymbol{L}\hat{\boldsymbol{X}}(k-1) \\ \vdots \\ \boldsymbol{Z}_{k-p+1} - \boldsymbol{L}\hat{\boldsymbol{X}}(k-p+1) \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中: $\boldsymbol{L}$ 为观测矩阵; p 为新息长度; $\hat{\boldsymbol{X}}$为系统估计值。为了保证矩阵运算过程中维数相容, 需要对卡尔曼增益矩阵进行扩展:

$$\boldsymbol{K}(p,k) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{K}_k & \boldsymbol{K}_{k-1} & \cdots & \boldsymbol{K}_{k-p+1} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

但是在递推过程中, 过多引用历史数据可能会降低当前时刻数据的有利价值, 进而引起历史数据误差的累积。因此, 在多新息理论的基础上引入动态遗忘因子, 可以避免数据饱和, 使算法系统更加精确稳定。

含有遗忘因子矩阵的卡尔曼增益矩阵为

$$\boldsymbol{K}(p,k) = \beta \cdot [\ \boldsymbol{K}_k \quad \boldsymbol{K}_{k-1} \quad \cdots \quad \boldsymbol{K}_{k-p+1}\ ]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

其中:

$$\boldsymbol{\beta} = \mathrm{diag}[\lambda_1(k)\ \ \lambda_2(k)\ \ \cdots\ \ \lambda_p(k)] \tag{5}$$

$$\begin{cases} \lambda_1(k) = 1 \\ \lambda_2(k) = \mu + (1-\mu)\mathrm{e}^{-\gamma\cdot\varepsilon_{k-1}} \\ \vdots \\ \lambda_p(k) = \mu + (1-\mu)\mathrm{e}^{-\gamma\cdot\varepsilon_{k-p+1}} \end{cases} \tag{6}$$

式中: $\boldsymbol{\beta}$为遗忘因子矩阵; λ为动态遗忘因子; μ为小于 1 的可调正参数; γ为正参数。

由式(6)可知, 当新息误差ε_k越大, 遗忘因子越小, 反之, 遗忘因子越大, 以此来提高算法的收敛速度。

因此, 融合多新息理论和动态遗忘因子的状态估计更新方程为

$$\hat{\boldsymbol{X}}(k) = \hat{\boldsymbol{X}}\left(\bar{k}\right) + \boldsymbol{K}(p,k)\varepsilon(p,k) \tag{7}$$

将式(4)～式(7)代入标准 EKF 算法中得到改进后的 EKF 算法。

2　实艇运动数学模型构建

2.1　实艇概况

本文基于一艘喷水推进无人艇的实艇实验数

据构建运动数学模型，无人艇主要参数如表 1 所示。

无人艇的推进装置为艇体尾部的 2 个喷水推进器，单个推进器的受力分析如图 2 所示。图中，l_g为推进器出流口与无人艇重心G_0的距离；δ为舵角；β为出流口位置和无人艇重心连线与船舶中线的夹角；T_1为喷水推进器提供的力，T_2为喷水推进器出流对无人艇提供的力。

表 1 无人艇主要参数

Table 1 Main parameters of unmanned surface vehicle

参数	数值	参数	数值
船长/m	11.00	型宽/m	3.20
吃水/m	0.63	质量/t	8.00

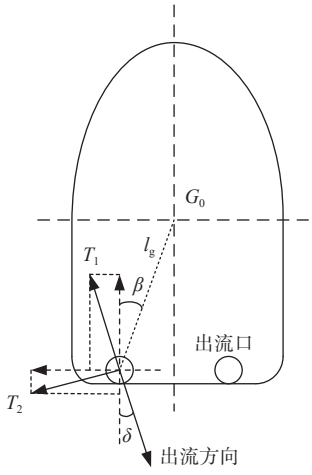

图 2 喷水推进无人艇受力分析

Fig. 2 Force analysis of unmanned surface vehicle with water jet propulsion

2.2 目标实艇运动数学模型

分离型数学模型是由日本操纵性数学模型建模小组于 20 世纪 70 年代末率先提出的，也被称为 MMG 模型[6]。本文研究的喷水推进无人艇，其推进器上产生的力和力矩与裸艇体上的惯性黏性流体动力和力矩是船体运动过程中的主要受力，其他可忽略不计，故简化后的喷水推进无人艇操纵运动的三自由度分离型模型的形式为

$$\begin{cases}(m+m_x)\dot{u}-(m+m_y)vr=X_{\mathrm{T}}+X_{\mathrm{H}}\\(m+m_y)\dot{v}+(m+m_x)ur=Y_{\mathrm{T}}+Y_{\mathrm{H}}\\(I_{zz}+J_{zz})\dot{r}=N_{\mathrm{T}}+N_{\mathrm{H}}\end{cases}\tag{8}$$

式中：m 和I_{zz}分别为无人艇的质量和绕 z 轴的转动惯性矩；m_x，m_y和J_{zz}分别为船舶纵向附加质量、横向附加质量和附加转动惯性矩；X_{H}，Y_{H}和N_{H}为船体黏性类纵向、横向力和转艏力矩；X_{T}，Y_{T}和N_{T}为喷水推进器产生的纵向、横向力和转艏力矩；u，v 和 r 分别为纵向速度、横向速度和转艏角速度。

根据文献 [15] 可知，喷水推进器提供的力T_1和喷水推进器出流对无人艇提供的力T_2可以通过转速 n 和纵向速度 u 来计算：

$$\begin{cases}T_1=k_1n^2+k_2nu\\T_2=k_3n^2+k_4nu\end{cases}\tag{9}$$

式中，k_1～k_4为喷水推进器的推力拟合参数。

由图 2 可知，左推进器对无人艇提供的力和力矩表示为

$$\begin{cases}X_{\mathrm{TL}}=T_1\cos\delta-T_2\sin\delta\\Y_{\mathrm{TL}}=T_1\sin\delta+T_2\cos\delta\\N_{\mathrm{TL}}=T_1l_{\mathrm{g}}\sin(\beta-\delta)+T_2l_{\mathrm{g}}\cos(\beta-\delta)\end{cases}\tag{10}$$

同理，可得右推进器提供的力和力矩，进而得到推进器提供的合力和合力矩。

由贵岛模型，可知艇体黏性力和力矩为

$$\begin{cases}X_{\mathrm{H}}=X_{uu}u^2+X_{vv}v^2+X_{vr}vr+X_{rr}r^2\\Y_{\mathrm{H}}=Y_vv+Y_rr+Y_{|v|v}|v|v+Y_{|r|r}|r|r+Y_{vvr}v^2r+Y_{vrr}vr^2\\N_{\mathrm{H}}=N_vv+N_rr+N_{|v|v}|v|v+N_{|r|r}|r|r+N_{vvr}v^2r+N_{vrr}vr^2\end{cases}\tag{11}$$

式中：X_{uu} 为阻力导数；Y_v，N_v 为位置导数；Y_r，N_r 为旋转导数；X_{vv}，X_{vr}，X_{rr}，$Y_{|v|v}$，$Y_{|r|r}$，Y_{vvr}，Y_{vrr}，$N_{|v|v}$，$N_{|r|r}$，N_{vvr}，N_{vrr} 为高阶耦合导数。

2.3 辨识模型构建

上述方程中，已知量有：无人艇的质量 m、纵向速度 u、横向速度 v、艏向角速度 r、纵向加速度 $\dot{u}$、横向加速度$\dot{v}$、艏向角加速度$\dot{r}$、舵角δ和主机转速 n。其余为未知参数，其中，附加质量系数 m_x，m_y，I_{zz}和J_{zz}可根据周昭明等[16]得出的公式求得。

$$m_x=\frac{m}{100}\left[0.398+11.97C_{\mathrm{b}}\left(1+3.73\frac{d}{B}\right)-2.89C_{\mathrm{b}}\frac{L}{B}\left(1+1.13\frac{d}{B}\right)-1.107\frac{L}{B}\frac{d}{B}+0.175C_{\mathrm{b}}\left(\frac{L}{B}\right)^2\left(1+0.541\frac{d}{B}\right)\right]\tag{12}$$

$$m_y=m\left[0.882-0.54C_{\mathrm{b}}\left(1-1.6\frac{d}{B}\right)-0.156\frac{L}{B}(1-0.673C_{\mathrm{b}})+0.826\frac{d}{B}\frac{L}{B}\left(1-0.678\frac{d}{B}\right)-0.638C_{\mathrm{b}}\frac{d}{B}\frac{L}{B}\left(1-0.669\frac{d}{B}\right)\right]\tag{13}$$

$$J_{zz}=m\left\{\frac{L}{100}\left[33-76.85C_{\mathrm{b}}(1-0.784C_{\mathrm{b}})+3.43\frac{L}{B}(1-0.63C_{\mathrm{b}})\right]\right\}^2\tag{14}$$

$$I_{zz}=\frac{m}{16}L^2 \tag{15}$$

式中: C_b为无人艇的方形系数; L 为船长; B 为船宽; d 为吃水。

为了方便进行数据分析和参数辨识, 需要对式(8)进行无因次化处理和辨识模型转换, 构造成$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{\theta}$的形式, 然后将待辨识的参数分离出来:

$$\begin{cases}\boldsymbol{Y}_u=[(m+m_x)\dot{u}-(m+m_y)vr]\\ \boldsymbol{H}_u=\left[\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\cos\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\cos\delta,\right.\\ \quad\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\sin\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\sin\delta,\\ \quad\frac{1}{2}\rho Ld\cdot u^2,\frac{1}{2}\rho Ld\cdot v^2,\\ \quad\left.\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot vr,\frac{1}{2}\rho Ld^3\cdot r^2\right]\\ \boldsymbol{\theta}_u=[a_1',a_2',a_3',a_4',X_{uu}',X_{vv}',X_{vr}',X_{rr}']^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{16}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{Y}_v=[(m+m_y)\dot{v}+(m+m_x)ur)]\\ \boldsymbol{H}_v=\left[\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\sin\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\sin\delta,\right.\\ \quad\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\cos\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\cos\delta,\\ \quad\frac{1}{2}\rho LdVv,\frac{1}{2}\rho L^2dVr,\frac{1}{2}\rho Ld|v|v,\\ \quad\left.\frac{1}{2}\rho L^3d|r|r,\frac{1}{2}\frac{\rho L^2d}{V}v^2r,\frac{1}{2}\frac{\rho L^3d}{V}vr^2\right]\\ \boldsymbol{\theta}_v=\left[b_1',b_2',b_3',b_4',Y_v',Y_r',Y_{|v|v}',Y_{|r|r}',Y_{vvr}',Y_{vrr}'\right]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{17}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{Y}_r=[(I_{zz}+J_{zz})\dot{r}]\\ \boldsymbol{H}_r=\left[\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\sin\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\sin\delta,\right.\\ \quad\frac{1}{2}\rho L^3d\cdot n^2\cos\delta,\frac{1}{2}\rho L^2d\cdot nu\cos\delta,\\ \quad\frac{1}{2}\rho L^2dVv,\frac{1}{2}\rho L^3dVr,\frac{1}{2}\rho L^2d|v|v,\\ \quad\left.\frac{1}{2}\rho L^4d|r|r,\frac{1}{2}\frac{\rho L^3d}{V}v^2r,\frac{1}{2}\frac{\rho L^4d}{V}vr^2\right]\\ \boldsymbol{\theta}_r=\left[c_1',c_2',c_3',c_4',N_v',N_r',N_{|v|v}',N_{|r|r}',N_{vvr}',N_{vrr}'\right]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{18}$$

式中: V 为无人艇相对固定坐标系的速度; ρ为海水密度; $\boldsymbol{Y}_u$, $\boldsymbol{Y}_v$和$\boldsymbol{Y}_r$为辨识方程的输出; $\boldsymbol{H}_u$, $\boldsymbol{H}_v$和$\boldsymbol{H}_r$为辨识方程的输入; $\boldsymbol{\theta}_u$, $\boldsymbol{\theta}_v$和$\boldsymbol{\theta}_r$为需要进行辨识的未知参数。

以纵向运动方程为例, 基于卡尔曼滤波算法在进行状态向量估计时的特点, 将式(16)中的待辨识参数$\boldsymbol{\theta}_u$和$\boldsymbol{Y}_u$视为新的系统状态向量$\boldsymbol{X}_k$:

$$\boldsymbol{X}_k=[x_1\ x_2\ x_3\ x_4\ x_5\ x_6\ x_7\ x_8\ x_9]^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

其中,

$$\begin{cases}x_1=Y_u\\ x_i=\boldsymbol{\theta}_u(i-1)\ ,\ i=2,3,\cdots,9\end{cases} \tag{20}$$

规定系统的状态转移矩阵为:

$$\boldsymbol{\Phi}_{k+1/k}=\begin{bmatrix}0&H_u(1)&H_u(2)&\cdots&H_u(8)\\0&1&0&\cdots&0\\0&0&1&\cdots&0\\\vdots&\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\0&0&0&\cdots&1\end{bmatrix} \tag{21}$$

因此, 得到 EKF 中的状态方程为

$$\boldsymbol{X}_{k+1}=\boldsymbol{\Phi}_{k+1/k}\boldsymbol{X}_k \tag{22}$$

令观测矩阵为

$$\boldsymbol{L}_{k+1}=[1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0] \tag{23}$$

得到 EKF 中的观测方程为

$$\boldsymbol{Z}_{k+1}=\boldsymbol{L}_{k+1}\boldsymbol{X}_{k+1} \tag{24}$$

同理, 可以构造横向以及艏向运动的 EKF 辨识结构, 最终通过算法递推迭代辨识得到 MMG 模型中的各个参数。

3　辨识结果及分析

3.1　实艇数据

本文中的辨识数据采集于海南省三亚市崖州区的近海区域。实验时风浪流较小, 属 1 级海况, 实艇实验工况为 10°/−10°操舵实验, 无人艇在额定航速下以 10°的舵角行驶 35 s, 再以−10°的舵角行驶 35 s, 多次重复实验, 避免出现数据不正常现象。

辨识需要用到的无人艇运动数据有纵向速度 u, 横向速度 v, 艏向角速度 r, 舵角δ以及主机转速 n。选取第 20～105 s 的运动数据进行无人艇运动模型参数辨识建模, 部分实艇数据如图 3 和图 4 所示。

3.2　辨识结果

为了检验前文所提的模型及设计算法的性

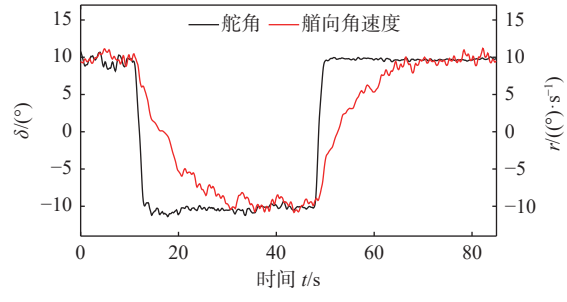

图 3　舵角和艏向角速度实艇数据

Fig. 3　Experimental data of rudder angle and heading angle rate of the vessel

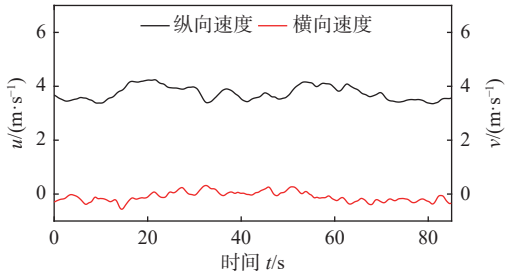

图 4 纵向速度和横向速度实艇数据

Fig. 4 Experimental data of longitudinal velocity and transverse velocity of the vessel

能，基于实艇数据，首先针对传统 EKF 算法辨识模型参数进行验证。假设系统真实的过程噪声和观测噪声皆为均值为零的高斯白噪声，以纵向运动方程为例，递推过程需要设定合适的初始值 $\boldsymbol{X}_0$和$\boldsymbol{P}_0$，由于初始值的设定仅影响递推过程的收敛速度，因此初始值设定为

$$\boldsymbol{X}_0 = [0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01\ \ 0.01] \tag{25}$$

$$\boldsymbol{P}_0 = 10^6 \times I_9 \tag{26}$$

得到的参数辨识结果如表 2 所示。

表 2 EKF 参数辨识结果

Table 2 EKF parameter identification results

参数	数值	参数	数值
a'_1	-4.72×10^{-5}	a'_2	0.009 8
a'_3	2.02×10^{-5}	a'_4	−0.001 5
X'_{uu}	−0.457 8	X'_{vv}	0.893 1
X'_{vr}	0.199 6	X'_{rr}	−0.082 7
b'_1	1.90×10^{-4}	b'_2	−0.014 1
b'_3	8.95×10^{-6}	b'_4	-7.89×10^{-4}
Y'_v	−0.376 2	Y'_r	0.226 4
$Y'_{\|v\|v}$	0.376 0	$Y'_{\|r\|r}$	−0.099 6
Y'_{vvr}	−1.653 8	Y'_{vrr}	1.130 4
c'_1	1.24×10^{-4}	c'_2	−0.006 7
c'_3	7.96×10^{-6}	c'_4	-6.19×10^{-4}
N'_v	−0.014 6	N'_r	−0.004 2
$N'_{\|v\|v}$	0.008 2	$N'_{\|r\|r}$	−0.008 7
N'_{vvr}	−0.048 3	N'_{vrr}	0.130 8

改进 EKF 算法辨识模型参数中，设定新息长度 $p=3$；动态遗忘因子中参数设定 $\mu=0.95$和 $r=5$。得到的参数辨识结果如表 3 所示。

3.3 仿真验证

为了验证所得参数辨识值是否准确，将辨识得到的参数值代入建立的 MMG 模型中，输入与实艇数据相同的舵角和主机转速，通过仿真得到艏向角、纵向速度、横向速度、艏向角速度和位置信息数据，进行结果对比，如图 5～图 9 所示。

表 3 改进 EKF 参数辨识结果

Table 3 Improved EKF parameter identification results

参数	数值	参数	数值
a'_1	-3.88×10^{-5}	a'_2	0.009 1
a'_3	239×10^{-5}	a'_4	−0.001 9
X'_{uu}	−0.447 0	X'_{vv}	0.611 5
X'_{vr}	0.293 2	X'_{rr}	−0.100 6
b'_1	1.94×10^{-4}	b'_2	−0.013 7
b'_3	5.81×10^{-6}	b'_4	-5.45×10^{-4}
Y'_v	−0.285 0	Y'_r	0.179 0
$Y'_{\|v\|v}$	−2.205 4	$Y'_{\|r\|r}$	−0.045 3
Y'_{vvr}	−10.396 1	Y'_{vrr}	−0.310 8
c'_1	1.16×10^{-4}	c'_2	−0.006 1
c'_3	8.82×10^{-6}	c'_4	-6.78×10^{-4}
N'_v	−0.015 1	N'_r	−0.004 4
$N'_{\|v\|v}$	0.024 9	$N'_{\|r\|r}$	−0.007 4
N'_{vvr}	−0.060 7	N'_{vrr}	0.127 6

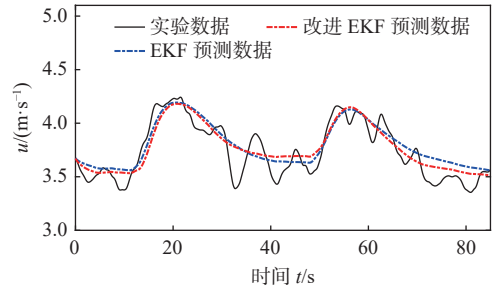

图 5 纵向速度仿真对比

Fig. 5 Simulation comparison of longitudinal velocity

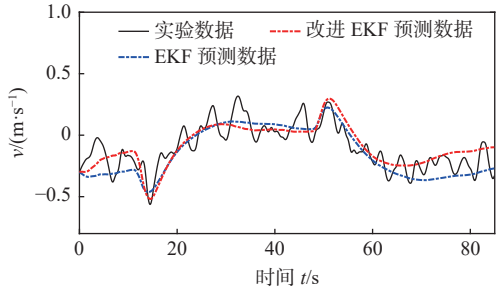

图 6 横向速度仿真对比

Fig. 6 Simulation comparison of transverse velocity

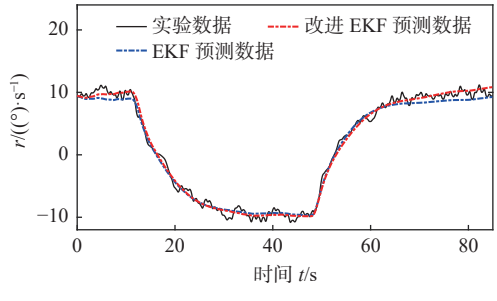

图 7 艏向角速度仿真对比

Fig. 7 Simulation comparison of heading angle rate

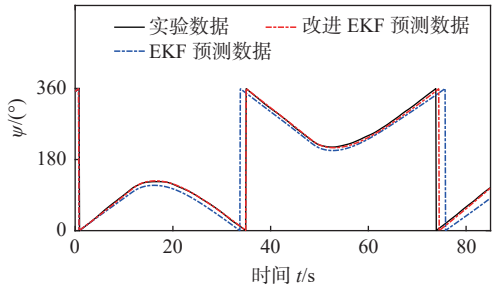

图 8　艏向角仿真对比

Fig. 8　Simulation comparison of heading angle

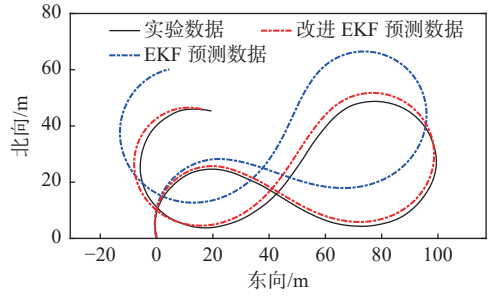

图 9　预测轨迹对比

Fig. 9　Predicted trajectory comparison

为了更加清晰地体现算法之间的对比，本文引入了均方根误差（RMSE）和对称平均绝对百分比误差（SMAPE）作为评价算法精度的指标。RMSE 越接近 0 表示算法精度越高，SMAPE 同样如此。计算公式为

$$\begin{cases} \mathrm{RMSE} = \sqrt{\dfrac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}(y_i-\hat{y}_i)^2} \\ \mathrm{SMAPE} = \dfrac{100\%}{l}\sum_{i=1}^{l}\dfrac{|y_i-\hat{y}_i|}{(|y_i|+|\hat{y}_i|)/2} \end{cases} \tag{27}$$

式中：y_i为实艇数据；$\hat{y}_i$为仿真预测值；l为数据的数量。

由图 5～图 7 可以直观地看出，在纵向速度、横向速度和艏向角速度的预测方面，改进 EKF 算法和传统 EKF 算法的预测曲线均贴近实艇数据，无法直观判断两种算法的优劣。

但是通过图 8 和图 9 的对比，在艏向角和轨迹预测方面可以看出，改进 EKF 算法的预测效果更好。为了更加清晰地体现两种算法预测效果的差异，通过 RMSE 和 SMAPE 指标进行预测效果的评价，对比结果如表 4 和表 5 所示。

表 4　仿真数据 RMSE 指标对比

Table 4　Comparison of RMSE values of simulation data

	u	v	r	ψ
EKF	0.194 2	0.153 4	1.245 7	12.788 4
改进EKF	0.176 9	0.124 5	0.996 3	10.351 2
相对误差/%	−8.91	−18.84	−20.02	−19.06

表 5　仿真数据 SMAPE 指标对比

Table 5　Comparison of SMAPE values of simulation data

	u	v	r	ψ
EKF	0.865 3	15.365 9	2.864 5	0.942 4
改进EKF	0.694 3	14.856 9	2.195 6	0.689 5
相对误差/%	−19.76	−3.31	−23.35	−26.84

通过表 4 和表 5 可知，在各项仿真预测数据方面，改进 EKF 算法的 RMSE 和 SMAPE 指标都比传统 EKF 算法更接近 0，其中 RMSE 指标最高降低了 20.02%，SMAPE 指标最高降低了 26.84%，说明改进 EKF 算法具有更好的预测效果，所建立的模型更加精确。

3.4　模型泛化能力分析

为了检验模型的泛化能力，本文利用另两组工况（5°回转实验和 10°回转实验）的实艇数据，输入舵角和主机转速得到艏向角等仿真数据，并与实艇数据进行对比，结果如图 10～图 19 所示。

从图 10～图 12 可以看出，针对 5°回转实验的工况，传统 EKF 算法无法做到准确预测，艏向角速度方面存在较大的误差，而改进 EKF 算法针对纵向速度、横向速度和艏向角速度的预测拟合基本位于实艇数据中间，整体趋势较为准确。

从图 13 和图 14 可以看出，随着时间不断增加，在艏向角和轨迹预测方面，传统 EKF 算法表现出越来越大的误差，不断偏离实验数据。相较

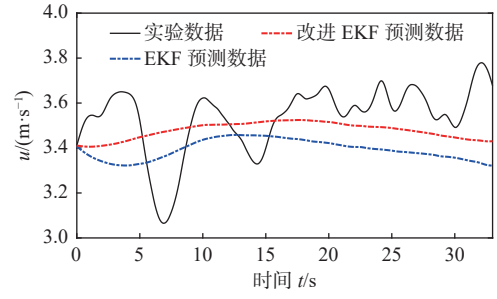

图 10　纵向速度仿真对比（5°回转实验泛化能力）

Fig. 10　Simulation comparison of longitudinal velocity (5° turning experiment generalization ability)

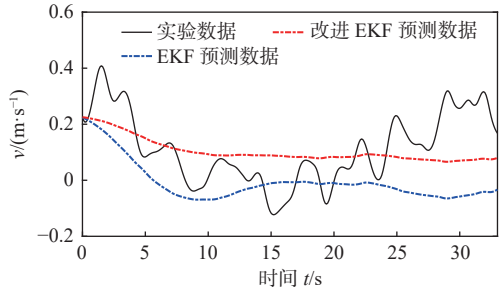

图 11　横向速度仿真对比（5°回转实验泛化能力）

Fig. 11　Simulation comparison of transverse velocity (5° turning experiment generalization ability)

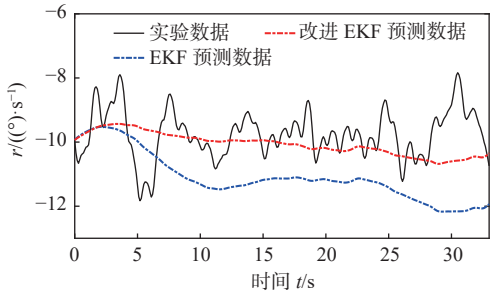

图 12 艏向角速度仿真对比(5°回转实验泛化能力)

Fig. 12 Simulation comparison of heading angle rate (5° turning experiment generalization ability)

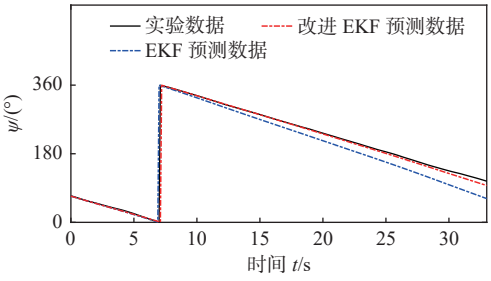

图 13 艏向角仿真对比(5°回转实验泛化能力)

Fig. 13 Simulation comparison of heading angle (5° turning experiment generalization ability)

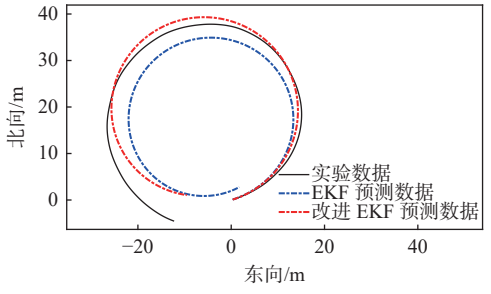

图 14 预测轨迹对比(5°回转实验泛化能力)

Fig. 14 Predicted trajectory comparison (5° turning experiment generalization ability)

于传统 EKF 算法,改进 EKF 算法更加贴近于实艇数据。

从图 15～图 17 可以看出,针对 10°回转实验的工况,在纵向速度、横向速度和艏向角速度方面,相较于传统 EKF 算法,改进 EKF 算法辨识所得模型的预测数据具有更好的拟合效果,更加贴近实验数据。

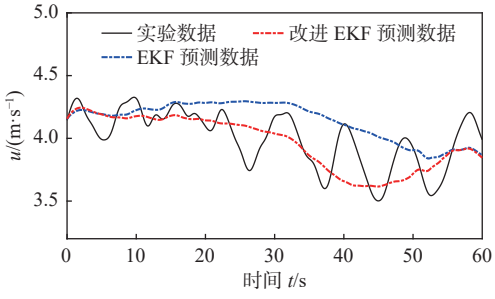

图 15 纵向速度仿真对比(10°回转实验泛化能力)

Fig. 15 Simulation comparison of longitudinal velocity (10° turning experiment generalization ability)

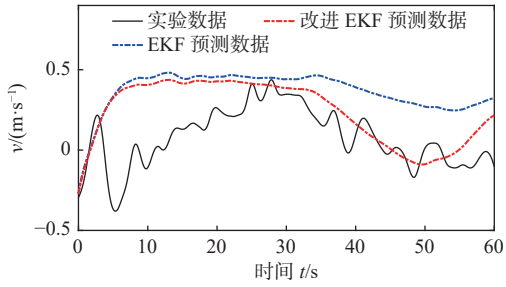

图 16 横向速度仿真对比(10°回转实验泛化能力)

Fig. 16 Simulation comparison of transverse velocity (10° turning experiment generalization ability)

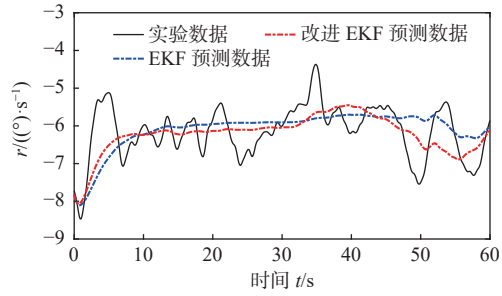

图 17 艏向角速度仿真对比(10°回转实验泛化能力)

Fig. 17 Simulation comparison of heading angle rate (10° turning experiment generalization ability)

从图 18 和图 19 可以看出,在艏向角预测方面,两种算法的差距较小,但是随着时间不断增加,在轨迹预测方面,改进 EKF 算法辨识所得模型具有更高的精度,预测轨迹更加贴近实验数据。综上两种工况的模型泛化能力验证可得,改进 EKF 算法具有更强的泛化能力。

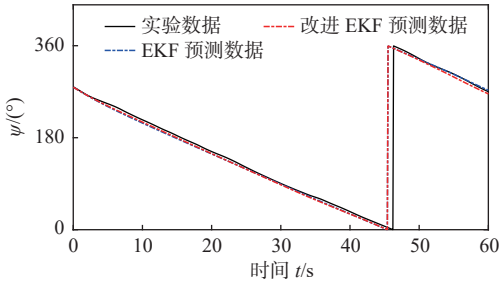

图 18 艏向角仿真对比(10°回转实验泛化能力)

Fig. 18 Simulation comparison of heading angle (10° turning experiment generalization ability)

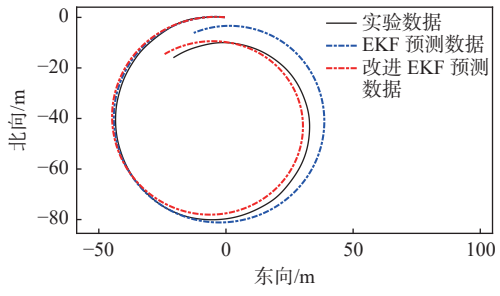

图 19 预测轨迹对比(10°回转实验泛化能力)

Fig. 19 Predicted trajectory comparison (10° turning experiment generalization ability)

4 结　语

本文基于一艘喷水推进无人艇, 首先通过受力分析建立了无人艇 MMG 模型。其次针对模型中的未知参数, 设计了一种融合多新息理论和动态遗忘因子的改进 EKF 参数辨识算法。然后基于改进 EKF 辨识算法对无人艇 MMG 模型进行模型转换, 将其构造成可辨识结构, 最后辨识得到模型未知参数。结果表明, 改进 EKF 算法辨识所得模型具有更高的精度, 解决了传统 EKF 算法无法充分利用隐藏在历史航行数据中有效信息的问题, 仿真预测各项无人艇状态数据的 RMSE 指标最高降低了 20.02%, SMAPE 指标最高降低了 26.84%。

基于本文的研究成果, 考虑到无人艇在实际航行过程中实时预测运动状态的需求, 后续可基于改进 EKF 算法开展无人艇操纵运动数学模型的在线辨识研究。

参考文献:

[1] 郑华荣, 魏艳, 瞿逢重. 水面无人艇研究现状 [J]. 中国造船, 2020, 61(增刊 1): 228–240.
ZHENG H R, WEI Y, QU F Z. Review on recent developments of unmanned marine surface vessels[J]. Shipbuilding of China, 2020, 61(Supp1): 228–240 (in Chinese).

[2] 任兵, 陈卫国, 饶银辉, 等. 基于移动式浮标的无人艇航行监测系统设计 [J]. 中国测试, 2022, 48(4): 123–128.
REN B, CHEN W G, RAO Y H, et al. Design of unmanned surface vehicle navigation monitoring system based on mobile buoy[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(4): 123–128 (in Chinese).

[3] ABKOWITZ M A. Lectures on ship hydrodynamics-steering and manoeuvrability[R]. Hydro-Aerodynamics Laboratory, 1964.

[4] 小林陽弘, 小山健夫, 貴島勝郎. MMG 報告-I 操縦運動の数学モデルについて[J]. 日本造船学会誌, 1977, 575: 192–198.
AKIHIRO O, KATSURO K, TAKEO K. MMG Report-I mathematical model of maneuver motion[J]. The Society of Naval Architects of Japan, 1977, 575: 192–198 (in Japanese).

[5] DUBEY A C, SUBRAMANIAN A V, KUMAR V J. Steering model identification and control design of autonomous ship: a complete experimental study[J]. Ships and Offshore Structures, 2022, 17(5): 992–1004.

[6] WANG S L, XU Y J. Parameter identification of ship roll motion based on vibration tests and CFD method[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(10): 105014.

[7] XU H T, HASSANI V, SOARES C G. Uncertainty analysis of the hydrodynamic coefficients estimation of a nonlinear manoeuvring model based on planar motion mechanism tests[J]. Ocean Engineering, 2019, 173: 450–459.

[8] 张显库, 祝慧颖. 基于正弦函数处理新息的船舶模型参数辨识新算法 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(5): 158–162.
ZHANG X K, ZHU H Y. New identification algorithm for ship model parameters based on sinusoidal function processing innovation[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(5): 158–162 (in Chinese).

[9] 张海胜, 董早鹏, 杨莲, 等. 基于加权遗忘多新息 RLS 的无人艇响应模型在线参数辨识 [J]. 大连海事大学学报, 2023, 49(2): 15–22.
ZHANG H S, DONG Z P, YANG L, et al. Online parameter identification of unmanned vehicle response model based on weighted forgetting multiple innovation RLS [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2023, 49(2): 15–22 (in Chinese).

[10] 徐锋, 刘志平, 郑海斌, 等. 基于 LS-SVM 的船舶操纵运动在线建模 [J]. 船舶力学, 2021, 25(6): 752–759.
XU F, LIU Z P, ZHENG H B, et al. On-line modeling of ship maneuvering motion by using LS-SVM[J]. Journal of Ship Mechanics, 2021, 25(6): 752–759 (in Chinese).

[11] 朱曼, 文元桥, 孙吴强, 等. 一种基于扩展状态观测器的智能船舶 Nomoto 模型参数辨识方法 [J]. 中国舰船研究, 2023, 18(3): 75–85.
ZHU M, WEN Y Q, SUN W Q, et al. Extended state observer-based parameter identification of Nomoto model for autonomous vessels[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2023, 18(3): 75–85 (in Chinese).

[12] 杨鑫, 茅云生, 董早鹏, 等. 基于 EKF 的高速无人艇操纵响应模型参数辨识 [J]. 武汉理工大学学报 (交通科学与工程版), 2019, 43(5): 957–961, 967.
YANG X, MAO Y S, DONG Z P, et al. Parameter identification of maneuvering response model for high-speed USV based on EKF[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2019, 43(5): 957–961, 967 (in Chinese).

[13] 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): 1–12.

[14] 郑涵, 俞孟蕻, 袁伟. 基于反馈粒子滤波的船舶模型参数辨识 [J]. 中国舰船研究, 2019, 14(3): 158–162, 178.
ZHENG H, YU M H, YUAN W. Parameter identification of ship model based on feedback particle filter[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2019, 14(3): 158–162, 178 (in Chinese).

[15] WANG X D, ZHAO J, LIU S J, et al. A constraint

multi-step prediction method for identification of a water-jet vessel in 3DOF planar motion[J]. Ocean Engineering, 2021, 237: 109534.

[16] 周昭明, 盛子寅, 冯悟时. 多用途货船的操纵性预报计算 [J]. 船舶工程, 1983(6): 21–29, 36.
ZHOU Z M, SHENG Z Y, FENG W S. On manoeuvrability prediction for multipurpose cargo ship[J]. Ship Engineering, 1983(6): 21–29, 36 (in Chinese).

Parameter identification of unmanned surface vehicle MMG model based on an improved extended Kalman filter

SUN Pengbo[1], *DONG Zaopeng*[*1], *LIU Wei*[2], *SHENG Jinliang*[1], *LI Zhihao*[1]

1 School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology,Wuhan 430063, China

2 China Institute of Marine Technology & Economy, Beijing 100081, China

Abstract: ［**Objectives**］To construct an accurate MMG（mathematical model group）model for a water-jet propulsion unmanned surface vehicle, the traditional extended Kalman filter algorithm and improved extended Kalman filter algorithm are combined with the real-world boat data for parameter identification. ［**Methods**］First, based on the traditional EKF algorithm, in order to fully utilize the valuable information hidden in the historical data, an improved EKF algorithm integrating multi-innovation theory and dynamic forgetting factor is proposed. Then, using the real-world unmanned surface vehicle data, the unknown parameters in the MMG model are identified. Finally, the identified parameter values are substituted into the established MMG model, and the rudder angle and main engine speed consistent with the real boat data are input. The heading angle, longitudinal velocity, transverse velocity, heading angle rate and position information data are obtained through simulation, and the comparative analysis is carried out. ［**Results**］The results indicate that compared with the traditional EKF algorithm, the root mean squared error index and the symmetric mean absolute percentage error index of the improved EKF algorithm are closer to 0. Specifically, the root mean squared error index is reduced by up to 20.02% at the highest, and the symmetric mean absolute percentage error index is reduced by 26.84% at the highest. ［**Conclusions**］The simulation results demonstrate that the improved extended Kalman filter algorithm has higher identification accuracy, verifying the accuracy of the MMG model established by the algorithm.

Key words: unmanned vehicles；parameter identification；MMG model；extended Kalman filters；multi-innovation theory；dynamic forgetting factor