DOI：10.3901/JME.2020.17.001

类空化效应下的水下螺旋桨推进器推力预测*

罗 阳[1] 李战东[2] 陶建国[1] 邓立平[1] 邓宗全[1]
(1. 哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150000；
2. 沈阳航空航天大学民航学院 沈阳 110136)

摘要：类空化效应是由于水下螺旋桨推进器近水面高速旋转时，在螺旋桨与水面之间形成漩涡，从而将空气吸入桨内导致推进器效率极大降低，引起推力损失和噪声的现象。螺旋桨推进器作为大多数水下机器人的唯一动力源，类空化效应的产生将极大影响机器人运动控制的稳定性。提出了一种基于高斯过程的水下螺旋桨推进器推力预测方法，可以实现类空化效应下的高精度推力预测。介绍了类空化效应并揭示类空化效应的产生机理。建立了基于贝叶斯估计的推进器推力模型，对未出现空化效应时的推进器推力进行准确预测。在此基础上，提出了基于高斯过程的推进器推力预测模型，利用基于贝叶斯估计的推力预测模型与基于高斯过程的类空化误差补偿，实现对类空化效应下的推力预测。通过试验验证了基于高斯过程的类空化预测模型的精确性与有效性，为水下机器人近水面的高精度运动控制奠定基础。

关键词：水下螺旋桨推进器；类空化效应；推力预测；贝叶斯估计；高斯过程
中图分类号：TP242

Thrust Prediction of Underwater Blade-propeller-type Thrusters under Quasi-cavitation

LUO Yang[1] LI Zhandong[2] TAO Jianguo[1] DENG Liping[1] DENG Zongquan[1]
(1. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150000;
2. Civil Aviation Institute, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136)

Abstract: Quasi-cavitation is caused by the vortex formed between the propeller and water surface when the propeller rotates at high speed near the water surface, which leads to a great reduction of thruster's efficiency, thrust loss and noise. As the only power source of most underwater vehicles, quasi-cavitation on the thruster will significantly decrease the stability of motion control. A novel approach for thrust prediction of underwater blade-propeller-type thrusters under quasi-cavitation is proposed, which can realize thrust prediction with high accuracy. The mechanism of quasi-cavitation is introduced and revealed. A Bayesian estimation based thrust model (BETM) is established to perform accurate thrust prediction without quasi-cavitation. On this basis, a quasi-cavitation thrust model based on Gaussian process (QCTM-GP) is proposed, which utilizes BETM and error compensation based on Gaussian process to complete the prediction of quasi-cavitation. The accuracy and validity of the proposed prediction model are verified via experiments. QCTM-GP lays a foundation for the high accurate motion control of underwater vehicles near surface.

Key words: underwater blade-propeller-type thruster; quasi-cavitation; thrust prediction; Bayesian estimation; Gaussian process

0 前言

随着水下机器人技术的发展，越来越多的高难度水下作业任务均可以利用水下机器人来完成，例如水下抓取[1]，水下焊接[2-4]与水下跟踪[5-8]。大多数水下机器人均采用螺旋桨推进器作为其唯一的动力源，因此，精确地实现推进器推力预测是提高水下机器人运动性能的重要因素。然而，当螺旋桨推进器近水面工作时，由于其高速旋转，会在螺旋桨与水面之间形成漩涡，将空气吸入螺旋桨内导致推进器效率极大降低，引起推力损失和噪声，这种现象被称为“类空化效应”。类空化效应的产生将极大影响机器人运动控制的稳定性，因此对于类空化效应的预测具有十分重要的意义。

截至目前，国内外有很多学者相继提出了螺旋

* 国家自然科学基金(61673138)、机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学)自主研究课题(SKLRS201804B)和国家重点基础研究发展计划(973 计划，2013CB035502)资助项目。20190928 收到初稿，20200118 收到修改稿

桨推进器推力预测方法。通常情况下，螺旋桨推进器的推力预测模型是一个与螺旋桨转速相关的复杂非线性函数[9]。为了便于计算，多数情况下将稳态的推进器推力预测模型简化为推力与转速的二次关系[10]，利用推力系数来拟合不同形式的螺旋桨[11]。WHITCOMB 等[12]提出了优化的桨叶型螺旋桨推进器的动力学模型，并通过试验验证了模型的性能。BACHMAYER 等[13]提出了一种在线自适应辨识推进器模型参数的技术，并对其性能进行了评估。KIM 等[14]提出了一种考虑环境流速和角度影响的水下机器人的推力模型，并通过仿真和试验验证了模型的精确性。TRAN 等[15]为了实现鱼雷式水下机器人 Gavia 的高精度控制，提出了开阔水域螺旋桨特性与四象限螺旋桨模型，并在拖曳水池中对机器人上的螺旋桨推进器进行了一系列试验。PAOLUCCI 等[16]设计并实现了一套完整的水下推进器解决方案，建立了转子极性识别模型，利用水池试验辨识出了模型的参数。

然而，上述已知的推进器推力预测方法均是应用在开阔的深海海域，并未考虑在近水面时类空化效应的影响。对于一些具有近水面高精度作业需求的机器人(例如核电水池水下焊接机器人)来说，类空化效应的产生将使机器人对于推力的预测出现很大误差，无法满足机器人高精度运动控制的要求。

本文提出了一种基于高斯过程的水下螺旋桨推进器推力预测方法。为了精确地预测未发生类空化效应时水下推进器的推力，建立了基于贝叶斯估计的水下推进器推力模型，利用贝叶斯估计将转速信息与电流信息进行融合，提高了水下推进器推力预测的精度。为了实现类空化效应下的推力预测，建立了基于高斯过程的水下螺旋桨推进器推力预测模型，利用基于贝叶斯估计的推力模型信息与基于高斯过程的类空化误差补偿，实现了类空化效应下的推力预测。试验结果表明，基于高斯过程的推力预测模型可以有效地对类空化效应下的推进器推力进行预测，满足了水下机器人焊接机器人控制系统对于推进器推力预测的精度要求，为水下焊接机器人高精度运动控制奠定基础。

1 类空化效应分析

如图1所示，水下机器人在近水面作业过程中，随着螺旋桨推进器的高速旋转，在螺旋桨与水面之间会形成漩涡，从而将空气吸入螺旋桨内导致推进器效率极大降低，引起推力损失和噪声，这种现象被称为类空化效应。

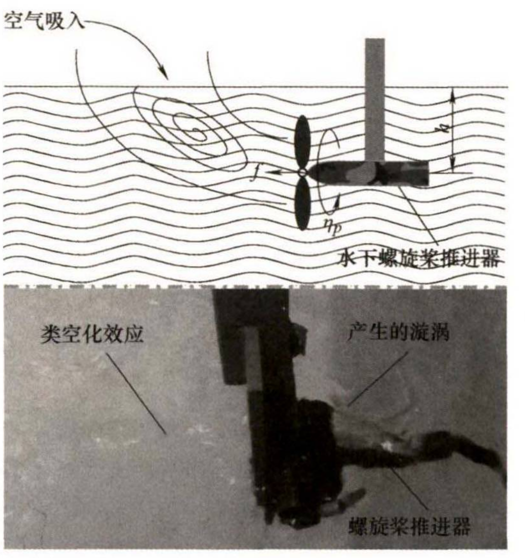


图1 类空化效应示意图

在出现空化效应时推进器推力与电流随时间变化的曲线如图2所示。此时推进器正在以1 404 r/min的转速工作。从图2中可以看出，推进器刚开始工作时未出现类空化效应的时候，此时推力维持在38 N左右，在10.8 s附近，类空化效应出现，伴随着很大噪声，推力衰减至15 N左右。在持续了5 s左右的时间后，类空化效应消失，此时推力恢复至38 N。在26 s附近，类空化效应再次出现，此时推力衰减至最低10 N，持续了5 s左右类空化效应消失，推力恢复。此后在40 s左右类空化效应再次出现，这次推力却只衰减至28 N左右，在持续了4 s左右后恢复。由于类空化效应的产生具有随机性，难以通过精确的数学模型来预测。

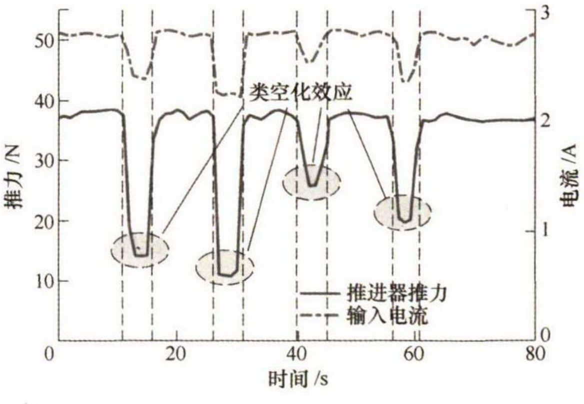


图2 推力与电流随时间变化曲线

随着计算机技术与数值分析技术的不断进步，CFD仿真计算为类空化效应的研究提供了新思路。通常状况下，借助CFD软件求解非稳态下RANS方程，以实现对推进器推力输出和水动力特性的数值计算。存在类空化效应的情况下，不可压缩的连续方程和动量方程可以表示为[17]

$$\frac{\partial(\rho_m u_j)}{\partial x_j}=0 \tag{1}$$

$$\rho_m \frac{\partial(u_i)}{\partial t}+\frac{\partial(\rho_m u_i u_j)}{\partial x_j}=$$
$$-\frac{\partial p}{\partial x_i}+\frac{\partial}{\partial x_j}\left[(\mu_m+\mu_t)\left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j}+\frac{\partial u_j}{\partial x_i}\right)\right]+f_i \tag{2}$$

$$\rho_m=\rho_l\alpha_l+\rho_v\alpha_v \tag{3}$$

$$\mu_m=\mu_l\alpha_l+\mu_v\alpha_v \tag{4}$$

式中，x_i 和 $x_j(i, j = 1, 2, 3)$为坐标系下的方向坐标；u_i 和 u_j 为流体速度在 x_i 和 x_j 方向的分量；ρ_m 表示混合流体密度；p 表示流体压强；α_l 和 α_v 表示流体和气体的混合比例系数 α_l+α_v=1；μ_m 表示混合物的层流黏度；μ_t 表示湍流黏度；ρ_l、ρ_v 分别表示流体和气体的密度；μ_l、μ_v 分别表示水和气体的动力黏度。

为了改进数值模拟，考虑多相混合物对湍流模型的局部压缩性影响，用 $\mu_{t\text{-mod}}$ 代替 μ_t 来降低湍流黏度[15]

$$\frac{\partial(\rho_m k)}{\partial t}+\frac{\partial(\rho_m U_j k)}{\partial x_j}=$$
$$P_k-D_k+\frac{\partial}{\partial x_i}\left[\left(\mu_m+\frac{\mu_t}{\sigma_k}\right)\frac{\partial k}{\partial x_i}\right] \tag{5}$$

$$\frac{\partial(\rho_m k)}{\partial t}+\frac{\partial(\rho_m U_j k)}{\partial x_j}=C_\omega P_\omega-\beta_\omega\rho_\omega\omega^2+$$
$$\frac{\partial}{\partial x_i}\left[\left(\mu_m+\frac{\mu_t}{\sigma_k}\right)\frac{\partial \omega}{\partial x_i}\right]+2\rho_m(1-F_1)\sigma_{\omega 2}\frac{1}{\omega}\frac{\partial k}{\partial x_i}\frac{\partial \omega}{\partial x_i} \tag{6}$$

$$\mu_t=\frac{\rho a_1 k}{\max(a_1\omega; SF_2)} \tag{7}$$

$$\mu_{t\,\mathrm{mod}}=\mu_t f(n) \tag{8}$$

$$f(n)=\frac{\rho_v+(1-\alpha_v)^n(\rho_l-\rho_v)}{\rho_v+(1-\alpha_v)(\rho_l-\rho_v)} \tag{9}$$

在类空化效应过程中，液体所占比例始终遵循质量转移方程，可以表示为

$$\frac{\partial(\rho_l\alpha_l)}{\partial t}+\frac{\partial(\rho_l\alpha_l u_j)}{\partial x_j}=m^+ + m^- \tag{10}$$

$$m^+=-\xi_d\frac{3\alpha_v(1-\alpha_v)\rho_v}{R_B}\left(\frac{2(p_v-p)}{3\rho_l}\right)^{1/2} \tag{11}$$

$$m^-=\xi_p\frac{3\alpha_v\rho_v}{R_B}\left(\frac{2(p_v-p)}{3\rho_l}\right)^{1/2} \tag{12}$$

式中，m^+和 m^-分别表示变化过程中的气泡增长率和气泡破损率；R_B 表示类空化效应下气泡区域直径；P_v 表示类空化效应下的空气气压；α_v 表示流体体积分数；ξ_d 表示螺旋桨局部压力小于大气压力的区域内气泡的恒定增长速率；ξ_p 表示是在局部压力超过大气压力的区域内气泡的破损速率。

基于 KUBOTA 提出的空化模型[19]，利用 Rayleigh-Plesset 方程可以得到类空化过程中产生气泡的增长率和破损率满足如下关系

$$\frac{\mathrm{d}R_B}{\mathrm{d}t}=\sqrt{\frac{2(p_v-p)}{3\rho_l}} \tag{13}$$

根据上述建立的类空化效应机理模型可以看出，螺旋桨周围流体速度会随着螺旋桨推进器转速提高而逐渐增大，导致螺旋桨局部区域流体压力小于大气压力，导致空气吸入使得气泡增长率提高，从而引发类空化效应。类空化效应可以通过 CFD 仿真软件得到类空化效应下的推力损失情况，但是由于水下机器人需要在运动控制的过程中实时对螺旋桨推力进行预测，类空化效应的机理模型无法直接应用于实时控制之中，且机理模型中的很多系数在实际应用当中很难直接获取。因此对类空化效应下的推进器推力预测是亟待解决的难题。

通过研究发现，利用直流无刷驱动器的输入电流信息可以对类空化效应产生时的推力损失进行预测，如图 2 中电流曲线所示，尽管输入电流有很大的波动，但是在类空化现象出现的时候，电流的平均值会略微的下降。虽然无法直接通过采集的电流来直接代入推进器推力模型求解，但是我们仍可以利用转速和电流数据对推力模型和真实推力之间的误差进行辨识，从而对类空化效应下的推力变化进行预测。

2　基于贝叶斯估计的推力预测

2.1　水下推进器推力数学模型

螺旋桨推进器的推力与螺旋桨转速之间的关系如式(14)所示[7]

$$f_p=\rho D^4 K_f(J_0)\,|\,n_p\,|\,n_p \tag{14}$$

式中，n_p 为螺旋桨推进器转速；f_p 为螺旋桨推进器的推力；ρ 为流体密度；D 为螺旋桨直径；J_0 为进速系数；K_f为推力系数。

螺旋桨的力矩与转速之间的关系可表示为[7]

$$Q_p=\rho D^5 K_Q(J_0)\,|\,n_p\,|\,n_p \tag{15}$$

式中，Q_p 为螺旋桨推进器的推力矩；K_Q 为推力系数。

推力系数 K_f 和力矩系数 K_Q 是进速函数 J_0 的函数。通常情况下，水下机器人的行进速度较慢，因

此 $J_0 \approx 0$。并且由于螺旋桨为对称设计，因此 K_f 和 K_Q 近似为常数，如式(16)所示

$$\begin{aligned} K_f &\approx \alpha \\ K_Q &\approx \beta \end{aligned} \tag{16}$$

式中，α 和 β 为常量。

因此，螺旋桨的推力 f_p 与力矩 Q_p 之间的关系如式(17)所示

$$f_p = \frac{\alpha}{D\beta} Q_p \tag{17}$$

如图 3 所示，水下螺旋桨推进器由螺旋桨、齿轮减速器、直流无刷电动机构成。

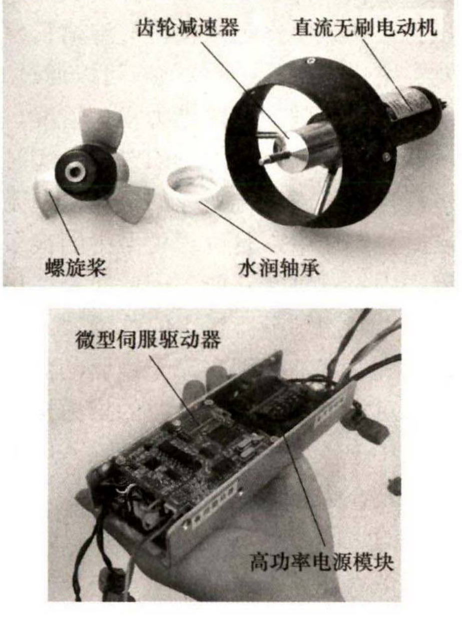


图 3　水下螺旋桨推进器及其驱动器

因此电动机的转速和力矩如式(18)所示

$$\begin{aligned} n_e &= \lambda n_p \\ Q_p &= \eta_g \lambda Q_e \end{aligned} \tag{18}$$

式中，λ 为齿轮减速器减速比(图 3 中为 5∶1)；n_e 为电动机转速；Q_e 为电动机转矩；η_g 为减速器效率(通常为 0.85)。

本文采用的水下螺旋桨推进器所使用的直流无刷电动机为两极三相无刷直流电动机，电动机定子绕组为 Y 型连接，3 个霍尔元件在空间呈 120°均匀布置，在此结构基础上，假设电动机的磁路不饱和，不计涡流损耗、磁滞损耗以及电枢反应，忽略齿槽效应，在驱动系统中，整流逆变电路的功率管和续流二极管均为理想开关器件。

根据以上假设，无刷直流电动机每项绕组的相电压由电阻压降和绕组感应电势两部分组成，其定子电压平衡方程为

$$\begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_a & 0 & 0 \\ 0 & r_b & 0 \\ 0 & 0 & r_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} + \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \begin{bmatrix} L_a & L_{ab} & L_{ac} \\ L_{ba} & L_b & L_{bc} \\ L_{ca} & L_{cb} & L_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \tag{19}$$

式中，e_a, e_b, e_c 为各相定子反电动势；i_a, i_b, i_c 为各相定子电流；u_a, u_b, u_c 为定子各相电压；r_a, r_b, r_c 为定子各相绕组电阻；L_a, L_b, L_c 为定子各相绕组自感；$L_{ab}, L_{ac}, L_{ba}, L_{bc}, L_{ca}, L_{cb}$ 为定子间各相绕组的互感。

由于无刷直流电动机的转子为永磁体，假设无刷直流电动机三相绕组对称，忽略磁阻间的影响，则可以认为定子各相绕组间互感为常数，即

$$\begin{aligned} & L_a = L_b = L_c = L_s \\ & r_a = r_b = r_c = r \\ & L_{ab} = L_{ac} = L_{ba} = L_{bc} = L_{ca} = L_{cb} = M \end{aligned} \tag{20}$$

因此，式(19)可以改写为

$$\begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r & 0 & 0 \\ 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} + \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \begin{bmatrix} L_s & M & M \\ M & L_s & M \\ M & M & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \tag{21}$$

由于 $i_a + i_b + i_c = 0$，$Mi_a + Mi_b + Mi_c = 0$，因此无刷直流电动机的电压平衡方程如式(22)所示

$$\begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r & 0 & 0 \\ 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L & 0 & 0 \\ 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L \end{bmatrix} p \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \tag{22}$$

式中，$L = L_s - M$；p 为微分算子，$p = \mathrm{d}/\mathrm{d}t$。

无刷电动机的电磁转矩满足式的关系

$$\begin{aligned} e_* &= 2\pi K_e n_e \\ T_e &= K_e i_* \end{aligned} \tag{23}$$

式中，T_e 为电动机的电磁转矩；K_e 为电动机力矩常数。

因此，速度控制下的直流无刷电动机动力学模型如式(24)所示

$$\begin{aligned} & L\frac{\mathrm{d}i_*}{\mathrm{d}t} = -ri_* - 2\pi K_e n_e + u_* \\ & 2\pi J_e \frac{\mathrm{d}n_e}{\mathrm{d}t} = K_e i_* - Q_L - Bn_e \approx K_e i_* - Q_e \end{aligned} \tag{24}$$

式中，J_e 为无刷电动机的转动惯量；B 为阻尼系数；

Q_L 为负载力矩，$Q_L = Q_e$。

无刷电动机的电磁功率为

$$P_e \approx \sqrt{3} e_* i_* = T_e n_e \tag{25}$$

而无刷电动机驱动器的输入功率和电动机功率之间的关系可表示为

$$P_e = P \cdot \cos\varphi = UI\cos\varphi \tag{26}$$

式中，P_e 为电动机驱动器输入功率；P 为电动机功率；$\cos\varphi$ 为功率因数，通常为 0.85～0.95；U 为驱动器输入电压，此处为 48 V；I 为驱动器输入电流。

在稳态下，$Q_e = T_e = K_e i_*$。因此可以得到

$$I = \frac{T_e n_e}{U\cos\varphi} = \frac{Q_p n_e}{\eta_g \lambda U \cos\varphi} = \frac{\rho D^5 K_Q |n_p|^3}{\eta_g U\cos\varphi} = C_n |n_p|^3 \tag{27}$$

式中，$C_n = \rho D^5 K_Q / (\eta_g U \cos\varphi)$ 在稳态下为常量，这表明输入电流与螺旋桨转速的立方呈正比。因此，输入电流、螺旋桨转速和推进器推力之间的关系如式(28)所示

$$I = \frac{DK_Q}{K_f \eta_g U\cos\varphi} T_p n_p = C_T f_p n_p \tag{28}$$

式中，$C_T = DK_Q / (K_T \eta_g U\cos\varphi)$ 稳态下同样为常量。于是可以得到推力 f_p 和输入电流 I 的关系为

$$f_p = C_i I^{\frac{2}{3}} \tag{29}$$

式中，C_i 为常量。

2.2　基于贝叶斯估计的推力预测模型

由第 2.1 节中式(14)和式(29)可知，利用驱动器的输入电流信息与转速信息均可以得到水下推进器当前推力数值，为了得到更加精确的推力预测，提出基于贝叶斯估计的推力模型(Bayes estimation based thrust model，BETM)，利用贝叶斯估计将转速信息与电流信息进行融合，充分利用多传感器协同工作的优势，提供更加精确的水下推进器推力预测。

假设螺旋桨转速数据集 $\mathcal{F}_N$ 和驱动器输入电流数据集 $\mathcal{F}_I$ 均服从高斯分布，f_n 和 f_i 分别表示在某一次测量中螺旋桨的转速和驱动器的输入电流。为反映 f_n 和 f_i 之间偏差大小，取置信测度 d_{ni} 和 d_{in} 分别为

$$d_{ni} = 2\int_n^i p_n(f \mid f_n)\mathrm{d}x$$
$$d_{in} = 2\int_i^n p_i(f \mid f_i)\mathrm{d}x \tag{30}$$

式中，$p_n(f \mid f_n)$ 和 $p_i(f \mid f_i)$ 分别为 f_n 和 f_i 的概率密度函数，满足

$$p_*(f \mid f_*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_*}\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{f - f_*}{\sigma_*}\right)^2\right) \tag{31}$$

式中，σ_* 为测量数据的均方差，$\sigma_* = \mathrm{E}\{[x - \mathrm{E}(x)]^2\}$。

置信测度 d_{ni} 和 d_{in} 表征了两个数据集之间的融合程度。d 的值越小，表示通过两种方式得到的推进器推力越接近。因此置信矩阵 $\boldsymbol{D}$ 可表示为

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} d_{nn} & d_{ni} \\ d_{in} & d_{ii} \end{bmatrix} \tag{32}$$

推进器推力模型可以通过转速和电流分别得到，对于通过两种方式得到的推力预测结果是否可以相融，引入阈值 γ 对置信测度 d 进行划分

$$\delta = \begin{cases} 1 & d \leqslant \gamma \\ 0 & d > \gamma \end{cases} \tag{33}$$

式中，γ 为融合度系数，当 $\gamma = 0$ 时，说明两种推力预测结果相融性差，必须剔出其中一个结果；若 $\gamma = 1$ 时说明两种推力预测结果相融性好，两种结果可以相融。因此，推进器推力 f 的贝叶斯估计值为

$$d(f_n, f_i) = \mathrm{E}(f \mid f_n, f_i) = \int f p(f \mid f_n, f_i)\mathrm{d}f \tag{34}$$

式中条件概率密度函数 $p(f \mid f_n, f_i)$ 未知，但可以由式(35)表示

$$p(f \mid f_n, f_i) = \frac{p(f, f_n, f_i)}{p(f_n, f_i)} \tag{35}$$

式中，$f \sim \mathcal{N}(u_0, \sigma_0^2)$，$f_n \sim \mathcal{N}(u, \sigma_n^2)$，$f_i \sim \mathcal{N}(u, \sigma_i^2)$，令 $\beta = 1/p(f_n, f_i)$，根据贝叶斯公式，可以得到

$$p(f \mid f_n, f_i) = \beta \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0}\exp\left(-\frac{1}{2}\frac{(f - u_0)}{\sigma_0^2}\right) \cdot \prod_{k \in \{f_n, f_i\}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k}\exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{k \in \{f_n, f_i\}} \frac{(x_k - u)^2}{\sigma_k^2}\right) \tag{36}$$

由式(36)可知 $p(f \mid f_n, f_i)$ 服从高斯过程分布，即 $f \sim \mathcal{N}(u_n, \sigma_n)$。因此，基于贝叶斯估计的推力预测模型可表示为

$$f = \boldsymbol{b}(n_p, I) = \frac{\sum_{k \in \{f_n, f_i\}} \frac{x_k}{\sigma_k^2} + \frac{u_0}{\sigma_0^2}}{\sum_{k \in \{f_n, f_i\}} \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}} \tag{37}$$

3　类空化效应下的推力预测

通过BETM可以得到在未发生类空化效应时的水下螺旋桨推进器推力预测，但当类空化效应发生

时，由于BETM仅仅依靠推进器的电流与转速信息，无法对类空化效应下的推力进行准确预测，因此，本节中提出基于高斯过程的推进器推力预测方法(QCTM-GP)，利用高斯过程对类空化效应下的BETM预测误差进行学习，实现类空化效应下的精确推力预测。

高斯过程回归是近些年发展起来的新型机器学习回归方法，它有着严格的统计学习理论，对处理小样本、高维数、非线性等复杂问题具有很强的适应性，并且它的泛化能力强。和支持向量机、神经网络相比，高斯过程回归具有容易实现、非参数推断灵活、超参数自适应获取以及输出具有概率意义等优点，在国内外发展很快并取得很多研究成果，已经成为国际机器学习领域的研究热点。

令训练集 $\mathcal{D}=\{(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{y}_i)\,|\,i=1,2,\cdots,n\}=(\boldsymbol{X},\boldsymbol{y})$。其中 $\boldsymbol{x}_i\in\mathbf{R}^d$ 为 d 维输入矢量，$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n]$ 为 $d\times n$ 维输入矩阵，$y_i\in\mathbf{R}$ 为相应的输出标量，$\boldsymbol{y}$ 为输出矢量。高斯过程回归的任务是根据训练集学习输入 $\boldsymbol{X}$ 与输出 $\boldsymbol{y}$ 之间的映射关系 $G(\cdot):\mathbf{R}^d\mapsto\mathbf{R}$，预测出于新测试点 $\boldsymbol{x}_*$ 对应的最可能输出值 $G(\boldsymbol{x}_*)$。

高斯过程的训练过程如图 4 所示。

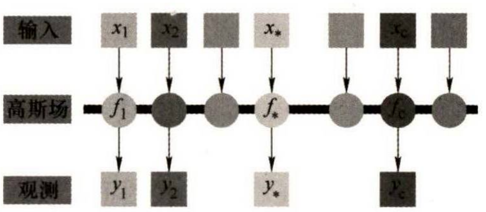


图 4　高斯模型训练过程示意图

3.1　高斯过程预测模型的特征选择

令 $\hat{f}$ 为推进器实际推力，f 为基于贝叶斯估计的推进器推力模型预测输出，因此推力模型输出误差 f_{error} 如式(38)所示

$$f_{\text{error}}=\hat{f}-f \tag{38}$$

当类空化效应出现时，螺旋桨效率降低，产生推力损失，基于贝叶斯估计的推力模型预测误差会相应的增大，如图 5 所示。

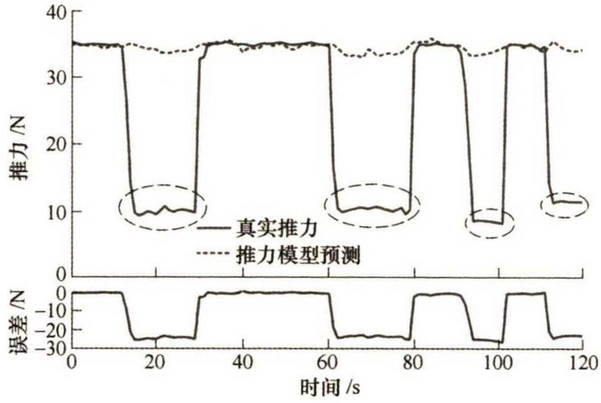


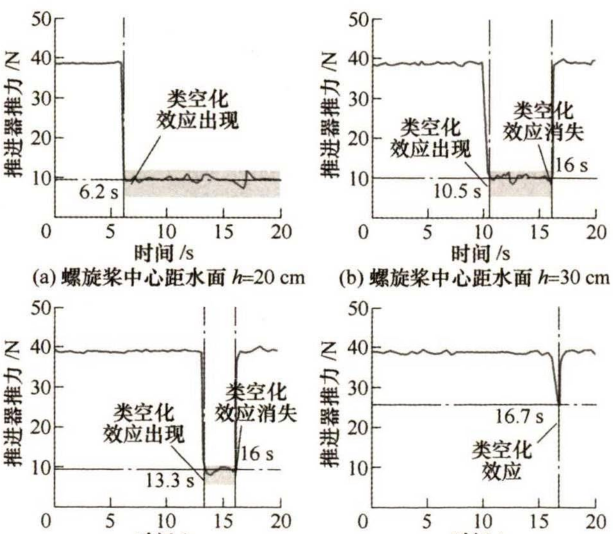
图 5　BETM 对类空化效应的预测效果

为了充分利用已知的推力模型信息 f，提高类空化效应预测的准确性，在高斯过程预测模型中，选择基于贝叶斯估计的推进器推力模型预测误差 f_{error} 作为高斯过程预测模型的输出，如式(39)所示

$$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x})=f_{\text{error}}\sim\mathcal{GP}(m,\kappa) \tag{39}$$

式中，$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x})$为模型误差预测函数，$m$ 为高斯过程均值函数，κ 为高斯过程协方差函数。

在高斯过程训练集的特征选择中，显而易见，水下推进器的螺旋桨转速 n_p 和驱动器的输入电流 I 需要作为输入特征，通过每一组转速与电流数据可以对应到一个误差值 f_{error}，即 $(n_p,I)\mapsto f_{\text{error}}$。与此同时，类空化效应的产生概率还与水下推进器螺旋桨距水面的距离有关。如图 6 所示，螺旋桨推进器工作在 1 404 r/min 左右，调整螺旋桨中心与水面距离 h，可以发现：当螺旋桨中心距水面 20 cm 时，在 6.2 s 左右出现了类空化效应，推力从 38 N 衰减至 9.8 N，此后始终处于类空化效应中；当螺旋桨中心距水面 30 cm 时，在 10.5 s 左右出现了类空化效应，持续了 5.5 s 后类空化效应消失，推力恢复至 38 N；当螺旋桨中心距水面 45 cm 时，类空化效应在 13.3 s 才出现且持续了 2.7 s 便消失；最后，当螺旋桨中心距水面 55 cm 时，类空化效应仅在 1.67 s 时出现一次，很快便消失。当螺旋桨中心距水面超过 55 cm 后，几乎很难看到类空化效应的产生。



(a) 螺旋桨中心距水面 h=20 cm　(b) 螺旋桨中心距水面 h=30 cm

(c) 螺旋桨中心距水面 h=45 cm　(d) 螺旋桨中心距水面 h=55 cm

图 6　螺旋桨距水面高度的影响分析

因此，选择螺旋桨中心距水面高度 h 作为高斯过程的输入特征，令 $\mathcal{D}=\{(\boldsymbol{x}_i,y_i)\,|\,i=1,\cdots,n\}$ 为利用试验得到的训练集，其中 $x_i=(n_{pi},I_i,h_i)$，$y_i=f_{\text{error}}$。

于是可以得到基于高斯过程的推力预测模型

(QCTM-GP)如式(40)所示

$$\tilde{f} = f + \mathcal{GP}(m,\kappa) = \boldsymbol{b}(n_p, I) + \boldsymbol{g}(n_p, I, h) \tag{40}$$

3.2　基于高斯过程的类空化预测模型

推进器所产生的类空化效应近似于符合高斯分布的随机过程。在数据建模中，离散度较大的点对模型的影响比一般样本更大。为了减小这些离散点对模型造成的误差，对于异常的离群点将会赋予较低的权重。由上一小节中的特征选择可知训练集为

$$\mathcal{D} = \{(\boldsymbol{x}_i, y_i) \mid i = 1, 2, \cdots, n\} \tag{41}$$

式中，$\boldsymbol{x}_i \in \mathbf{R}^d$ 为 $d \times n$ 维输入矩阵 x 中的一组 d 维输入矢量；y 代表了 $1 \times n$ 维推进器推力的观测矩阵 $\boldsymbol{y}$ 中的一组观测值。因此训练集还可以表示为 $\mathcal{D} = (\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$。每一组数据样本都被赋予了相应的权重 ω_i。令 $\boldsymbol{\omega}$ 为如下 n 阶对角矩阵

$$\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \omega_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \omega_n \end{bmatrix} \tag{42}$$

假设水下推进器的类空化预测模型具有如下形式

$$g(\boldsymbol{x}_i) = \phi(\boldsymbol{x}_i)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\alpha}_i \tag{43}$$

式中，$\phi(\cdot)$ 为非线性映射函数；$\boldsymbol{\alpha}_i$ 为参数矢量，其满足均值为 $\boldsymbol{0}$ 且协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_p$ 的高斯先验分布，即

$$\boldsymbol{\alpha} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{\Sigma}_p) \tag{44}$$

假设水下推进器的推力观测值 y_i 与类空化预测模型输出值 $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}_i)$ 之间相差一个额外的噪声 ε，则相应的加权估计模型可以表示为

$$\omega_i y_i = \omega_i \, g(\boldsymbol{x}_i) + \varepsilon \tag{45}$$

假设噪声 ε 服从独立的高斯分布，其均值为零且方差为 σ_n^2，即

$$\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2) \tag{46}$$

考虑到加权函数和噪声，引入贝叶斯模型来预测水下推进器的推力输出 g_*，其分布可以表示为

$$\begin{gathered} p(g_* \mid \boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \int p(g_* \mid \boldsymbol{x}_*, \omega) p(\omega \mid \boldsymbol{x}, y) \mathrm{d}\omega = \\ \mathcal{N}\left(\frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}_*)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{B}^{-1} \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{y}, \phi(\boldsymbol{x}_*)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{B}^{-1} \phi(\boldsymbol{x}_*) \right) \end{gathered} \tag{47}$$

式中，$\boldsymbol{B} = \frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\omega}^2 \phi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_p^{-1}$。由于 $\boldsymbol{B}$ 为 $n \times n$ 维的矩阵，求解 $\boldsymbol{B}^{-1}$ 的计算量会随着维度的增加而急剧增加。假设 $\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}) = \phi(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}) \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x})$，由协方差矩阵特性可知，$\boldsymbol{\Sigma}_p$ 为正定矩阵，因此 $(\boldsymbol{\Sigma}_p^{1/2})^2 = \boldsymbol{\Sigma}_p$。定义 $\varphi(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{\Sigma}_p^{1/2} \phi(\boldsymbol{x})$，可以得到 $\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}) = \varphi(\boldsymbol{x}) \varphi(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}})$。

定义协方差矩阵为 $\boldsymbol{k} = \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}})$，根据定义可知

$$\begin{gathered} \frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}) (\boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{k} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n) = \\ \frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}) (\boldsymbol{\omega}^2 \phi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x}) + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n) = \\ \left(\frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\omega}^2 \phi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Sigma}_p^{-1} \right) \boldsymbol{\Sigma}_p \phi \boldsymbol{x} = \\ \boldsymbol{B} \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x}) \end{gathered} \tag{48}$$

将式(48)左乘 $\boldsymbol{B}^{-1}$ 且右乘 $(\boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{k} + \sigma^2 \boldsymbol{I}_n)^{-1}$，可以得到

$$\frac{1}{\sigma_n^2} \boldsymbol{B}^{-1} \phi(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x}) (\boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{k} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n)^{-1} \tag{49}$$

因此，g_* 的后验分布均值可变为

$$\begin{gathered} \frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}^*)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{B}^{-1} \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{y} = \\ \phi(\boldsymbol{x}^*)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Sigma}_p \phi(\boldsymbol{x}) (\boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{k} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n)^{-1} \boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{y} = \\ \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}) (\boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{k} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n)^{-1} \boldsymbol{\omega}^2 \boldsymbol{y} \end{gathered} \tag{50}$$

根据 Sherman-Morrison-Woodbury 矩阵求逆定理可知，f^* 的后验分布的协方差可变为

$$\begin{gathered} \phi(\boldsymbol{x}^*)^{\mathrm{T}} \left(\frac{1}{\sigma_n^2} \phi(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{\omega}^2 \phi^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\Sigma}_p^{-1} \right)^{-1} \phi(\boldsymbol{x}^*) = \\ \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}) * (\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\omega}^{-1} \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n \boldsymbol{\omega}^{-1})^{-1} \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}^*) \end{gathered} \tag{51}$$

因此，QCTM-GP 推力预测模型可表示为

$$\begin{gathered} g^* \mid \boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}, \boldsymbol{y} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}) \boldsymbol{C}^{-1} \boldsymbol{y}, \\ \boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}^*, \boldsymbol{x}) * \boldsymbol{C}^{-1} \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}^*)) \end{gathered} \tag{52}$$

式中，$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\omega}^{-2} \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_n$。

3.3　核函数选择

协方差函数 $\boldsymbol{k}$ 是高斯过程预测的关键成分，它包含了对最终预测函数的假设。在概率论和统计学中，协方差用于评估两个变量变化的相关性，而协方差函数则用来描述一个随机过程或随机场中的空间上的协方差，表示了观测值之间的相关性的程度。相关协方差函数描述了数据点之间的相似性，即输入 $\boldsymbol{x}$ 接近的点很可能具有相似的目标值 y，因此，靠近测试点的训练点应该能够提供关于该点预测的信息。从高斯过程模型的理论出发，协方差函数描述了样本点之间的相似度。协方差矩阵可表示为

$$\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}') = \mathrm{E}[(g(\boldsymbol{x}) - m(\boldsymbol{x}))(g(\boldsymbol{x}') - m(\boldsymbol{x}'))] \tag{53}$$

由于协方差矩阵需要计算高维特征空间样本的内积，计算量很大，因此为了避开高维度的内积计算，采用核函数 $\kappa(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}')$ 来代表样本的协方差，核函

数需要满足 Mercer 条件：当且仅当对于任意数据集 $\{\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n\}$，核矩阵 $\boldsymbol{K}$ 总是半正定的

$$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix} \kappa(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_1) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_j) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_n) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_1) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_n) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \kappa(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{x}_1) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{x}_j) & \cdots & \kappa(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{x}_n) \end{bmatrix} \tag{54}$$

令 $\boldsymbol{r}=|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}'|$，选取 Matern 核函数作为协方差矩阵，可以表示为

$$\boldsymbol{k}_{\mathrm{Matern}}(\boldsymbol{r})=\frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)}\left(\frac{\sqrt{2\nu}\boldsymbol{r}}{\ell}\right)^{\nu}k_{\nu}\left(\frac{\sqrt{2\nu}\boldsymbol{r}}{\ell}\right) \tag{55}$$

式中，ν 和 l 为正参数，k_ν 为 Bessel 函数。Matern 核函数的功率谱密度函数为

$$S(s)=\frac{2^d\pi^{d/2}\Gamma(\nu+d/2)(2\nu)^{\nu}}{\Gamma(\nu)\ell^{2\nu}}\left(\frac{2\nu}{\ell^2}+4\pi^2s^2\right)^{-(\nu+d/2)} \tag{56}$$

式中，d 为 $\boldsymbol{x}$ 的维度。当 $\nu\to\infty$ 时，Matern 核函数将变为平方指数核函数 $k_{\mathrm{SE}}=\exp(-\boldsymbol{r}^2/2l^2)$。当 ν 为半整数时，$\nu=p+1/2, p\in\mathbf{N}$，Matern 核函数将变为指数函数与 p 阶多项式的乘积，其形式可表示为

$$\boldsymbol{k}_{\nu=p+1/2}(\boldsymbol{r})=\exp\left(-\frac{\sqrt{2\nu}\boldsymbol{r}}{\ell}\right)\frac{\Gamma(p+1)}{\Gamma(2p+1)}\sum_{i=0}^{p}\frac{(p+i)!}{i!(p-i)!}\left(\frac{\sqrt{8\nu}\boldsymbol{r}}{\ell}\right)^{p-i} \tag{57}$$

通常情况下选择 $\nu=5/2$，此时，Matern 核函数可表示为

$$\boldsymbol{k}_{\nu=5/2}(\boldsymbol{r})=\left(1+\frac{\sqrt{5}\boldsymbol{r}}{\ell}+\frac{5\boldsymbol{r}^2}{3\ell^2}\right)\exp\left(-\frac{\sqrt{5}\boldsymbol{r}}{\ell}\right) \tag{58}$$

4 试验验证及结果分析

4.1 试验环境搭建

推力测试试验平台如图 7 所示，在简易水池上方架设了可以调节高度的水下推进器测试桁架。为了精确测量水下推进器所产生的推力，采用了 ATI 工业自动化公司的 mini45 六维力传感器，配合 NI 公司的 DAQ6210 数据采集卡，实现推进器推力的高速实时采集。试验中采用了水下焊接机器人上所用的螺旋桨推进器，其电动机采用功率为 350 W 的直流无刷电动机，最大推力为 55 N，其驱动器采用了自行研制的微型伺服驱动器，采用 CAN 总线通信，具有电流控制、转速控制、转速反馈、电流反馈的功能。上位机控制程序在 Windows 平台下编写，利用微软基础类库(MFC)实现人机界面交互、指令发送、数据采集、数据记录等功能。推力测试试验平台技术指标如表 1 所示。

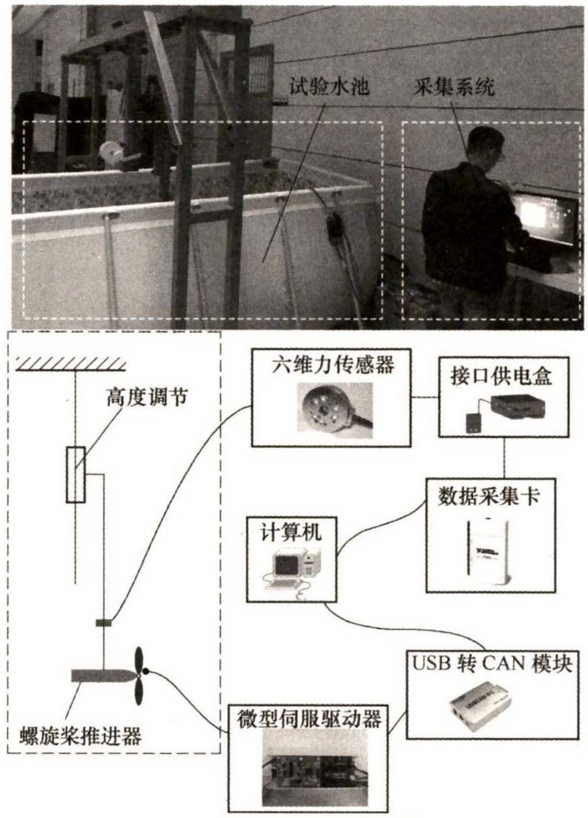


图 7 推力测试平台

表 1 推力测试平台技术指标

参数		数值
平台尺寸	长/m	4
	宽/m	2
	水深/m	1.5
ATI 六维力传感器	xy 轴最大负载力/N	±580
	xy 轴最大负载力矩/(N·m)	±20
	xy 轴最大力分辨率/N	1/4
	xy 轴最大力矩分辨率/(N·m)	1/188
	z 轴最大负载力/N	±1 160
	z 轴最大负载力矩/(N·m)	20
	z 轴最大力分辨率/N	1/4
	z 轴最大力矩分辨率/(N·m)	1/376
水下推进器	功率/W	350
	供电电压/V	48
	最大推力/N	55
	最大转速/(r/min)	1 800
	通信方式	CAN 通信

4.2 基于贝叶斯估计的推力预测验证试验

为了验证 BETM 模型在未发生类空化效应时的推力预测效果，首先需要辨识出第 2.1 节中推进器推力数学模型的参数，本小节中利用推力测试平台进行了推力模型参数拟合试验。推进器推力 f 随螺

旋桨转速 n_p 的关系为

$$f = C_p \mid n_p \mid n_p \tag{59}$$

在试验中，保持螺旋桨中心距水面高度在 100 cm 以上，在±100%推力指令范围内，每隔 0.5%区间向螺旋桨推进器发送相应指令并记录 3 000 组螺旋桨转速与六维力传感器反馈数据，得到螺旋桨转速 n_p 与推进器推力 f 之间的关系如图 8 所示。利用最小二乘拟合可知 C_p=1.926×10^{-5}，具有 95%的置信区间。

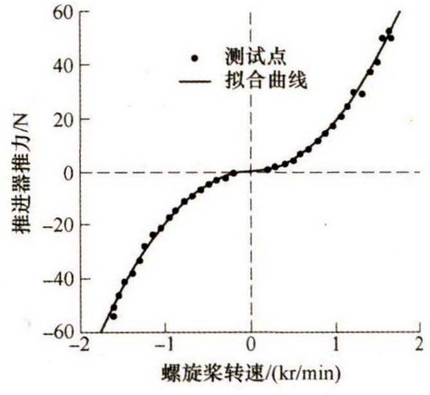


图 8　螺旋桨转速 n_p 与推力 f 的关系

同样地，推进器输入电流 I 随螺旋桨转速 n_p 的关系式(60)所示，测试结果如图 9 所示，C_n=1.006×10^{-6}，具有 95%的置信区间。因此 C_I=$C_n^{2/3}$=1.004×10^{-4}

$$I = C_n \mid n_p \mid^3$$

$$f = C_i I^{\frac{2}{3}} = C_n^{\frac{2}{3}} I^{\frac{2}{3}} \tag{60}$$

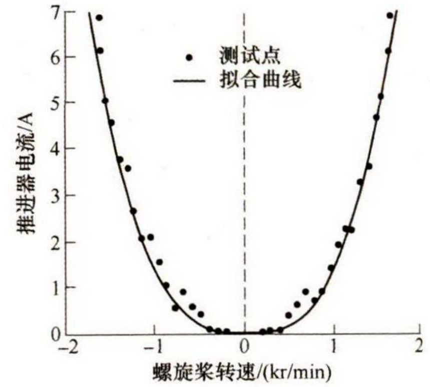


图 9　螺旋桨转速 n_p 与电流 I 的关系

为了基于贝叶斯估计的推力模型的有效性，利用推力测试平台验证了模型在不同推力下的推力预测结果，如图 10 所示。

试验中分别对 18%推力、36%推力、63%推力和 91%推力指令下的推力预测效果进行了验证，从图中转速与电流为微型伺服驱动器反馈数据，可以看出电流反馈数据的波动大于转速反馈数据的波动，其均方差更大，因此在基于贝叶斯估计的推力模型中通过转速获得的推力预测(式(58))会比通过电流获得的推力预测(式(59))具有更高的权重。利用贝叶斯估计将两种预测结果进行融合，可以在保证推力预测结果稳定的同时更好地跟踪推力的变化趋势。

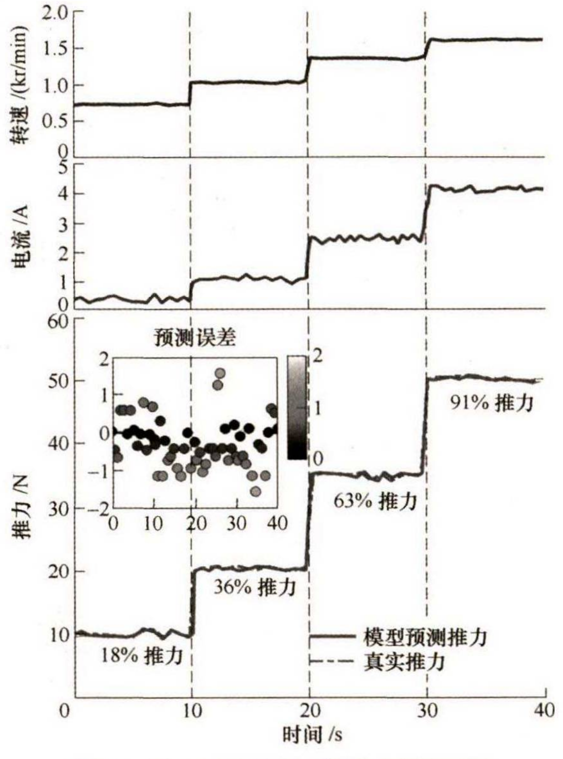


图 10　基于贝叶斯估计的推力预测效果

以图中 0～10 s 阶段为例，此时为 18%推力指令，推进器的推力在 10 N 左右，基于贝叶斯估计的推力模型可以很好地实现对推力的预测，在 7 s 左右，推进器推力出现了波动，由于基于贝叶斯估计的推力模型融合了电流信息，准确地预测了推力变化，将误差控制在 1 N 以内，可以满足推力预测的要求。

为了证明基于贝叶斯估计的推力模型的精确性，对模型的推力预测误差进行了分析，如图 10 中预测误差高程图所示。从预测误差高程图中可以看出，颜色越深的点代表其误差越小，颜色越浅的点代表误差越大。从预测误差的分布可以看出，其最大误差控制在2 N以内，且75%的误差集中在0～1 N。因此，基于贝叶斯估计的推力预测模型可以精确地实现对水下推进器推力的预测。

4.3　基于高斯过程的推力预测验证试验

为了验证类空化效应下基于高斯过程的推力预测模型的有效性，利用推力测试平台对不同推力指令、距水面不同高度情况下水下推进器的工作状况

进行了采集，并利用基于高斯过程的推力预测模型对类空化效应下的推进器推力进行预测，如图 11 所示。

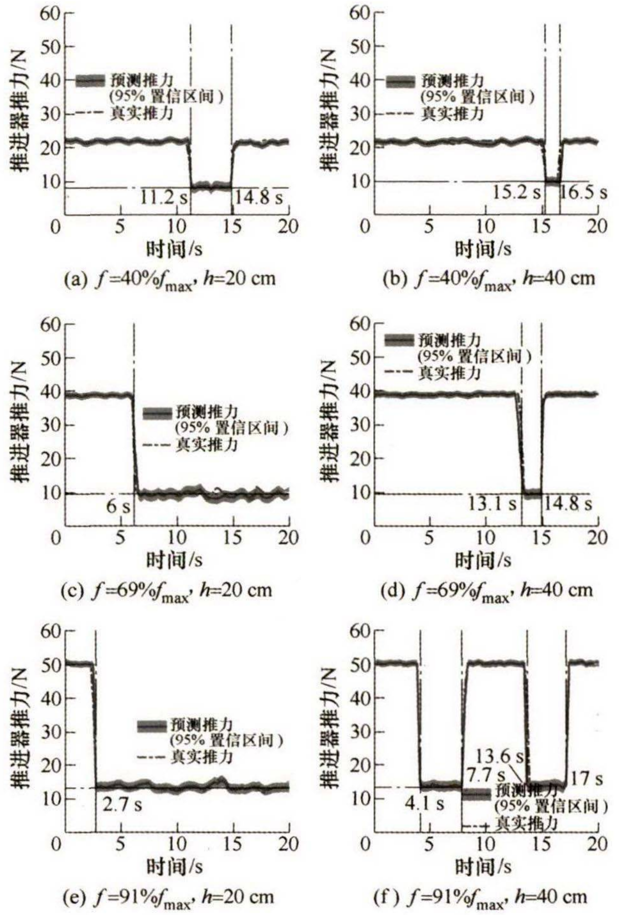


图 11　基于高斯过程的类空化预测模型试验结果

图 11 中点划线为真实的推进器推力，实线为基于高斯过程的类空化预测模型的预测值，灰色区域为模型预测值的 95%置信区间。每行的两张子图描述了在相同推力指令下，距离水面高度分别为 20 cm 和 40 cm 时水下推进器的推力变化情况及模型的预测效果；每列的三张子图描述了在距水面相同高度下，推力指令分别为 40%、69%和 90%时水下推进器的推力变化及模型的预测效果。

从每行子图中可以看出，随着距水面高度的增加，类空化效应出现的概率及持续时间明显减少。当推力指令为 40%，距水面高度为 20 cm 时，类空化效应在 11.2 s 出现，持续了 3.6 s 后消失；当距水面高度为 40 cm 时，类空化效应在 15.2 s 才出现，持续了 1.3 s 后便消失。从每列子图中可以看出，随着推进器转速的增加，类空化效应出现的概率及持续时间明显增加。当距水面 20 cm，69%推力指令下，类空化效应在 6 s 出现，而在 91%推力指令下，类空化效应在 2.7 s 时便出现。试验结果充分证明了高斯过程输入特征选择的正确性。

从图 11 中可以发现，基于高斯过程的类空化预测模型可以精确地实现类空化效应的预测。当类空化效应未发生时，归功于基于贝叶斯估计的推力模型的精确预测，类空化预测模型可以准确地对推进器推力进行预测，高斯过程的 95%置信区间保持在 ±1 N 左右，预测误差不超过 2 N；当类空化效应发生时，尽管基于贝叶斯估计的推力模型无法对推力损失进行准确预测，但是由于高斯过程的存在，可以对基于贝叶斯估计的推力模型误差进行补偿，最终的模型预测输出很好地实现了对类空化效应的预测，高斯过程的 95%置信区间保持在±1.7 N 左右，预测误差不超过 3.5 N，满足了水下机器人焊接机器人控制系统对于螺旋桨推进器推力预测的精度要求。

5　结论

(1) 本文针对类空化效应下的水下螺旋桨推进器推力预测问题进行了深入研究。首先对类空化效应的产生进行分析，得到了类空化效应的原理模型。

(2) 为了精确地预测未发生类空化效应时水下推进器的推力，提出了基于贝叶斯估计的推进器推力预测模型，利用贝叶斯估计将转速信息与电流信息进行融合，提高了水下推进器推力预测的精度，将误差控制在 2 N 以内。

(3) 对于类空化效应下的推力预测问题，提出了基于高斯过程的水下螺旋桨推进器推力预测模型，利用基于贝叶斯估计的推力模型信息与基于高斯过程的类空化误差补偿，实现了类空化效应下的高精度推力预测。试验结果表明，基于高斯过程的推力预测模型可以精确地对类空化效应下的水下螺旋桨推进器推力进行预测，预测误差不超过 3.5 N，满足了水下机器人焊接机器人控制系统对于螺旋桨推进器推力预测的精度要求，为水下焊接机器人高精度运动控制奠定基础。

参　考　文　献

[1] 张建军，刘卫东，李乐，等. 未知环境下水下机械手智能抓取的自适应阻抗控制[J]. 上海交通大学学报，2019，53(3)：341-347.
ZHANG Jianjun，LIU Weidong，LI Le，et al. Adaptive impedance control for underwater manipulator intelligent grasping in unknown environment[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University，2019，53(3)：341-347.

[2] LUO Y，TAO J，SUN Q，et al. A new underwater robot for crack welding in nuclear power plants[C]// 2018

IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE，2018：77-82.

[3] LI Z，TAO J，LUO Y，et al. Dynamic analysis of a cable underwater robot in a nuclear reaction pool[C]// 2016 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE，2016：2278-2283.

[4] 王建峰，孙清洁，张顺，等. 基于电弧气泡调控的水下湿法焊接稳定性研究[J]. 机械工程学报，2018，54(14)：50-57.
WANG Jianfeng，SUN Qingjie，ZHANG Shun，et al. Investigation on underwater wet welding process stability based on the arc bubble control[J]. Journal of Mechanical Engineering，2018，54(14)：50-57.

[5] 王艳艳，刘开周，封锡盛. 基于强跟踪平方根容积卡尔曼滤波的纯方位目标运动分析方法[J]. 计算机测量与控制，2016，24(11)：136-140.
WANG Yanyan，LIU Kaizhou，FENG Xisheng. Bearings only target motion analysis based on strong tracking square-root cubature Kalman filter[J]. Computer Measurement & Control，2016，24(11)：136-140.

[6] 张铭钧，褚振忠. 自主式水下机器人自适应区域跟踪控制[J]. 机械工程学报，2014，50(19)：50-57.
ZHANG Mingjun，CHU Zhenzhong. Adaptive region tracking control for autonomous underwater vehicle[J]. Journal of Mechanical Engineering，2014，50(19)：50-57.

[7] YANG Chao，YAO Feng，ZHANG Mingjun. Adaptive backstepping terminal sliding mode control method based on recurrent neural networks for autonomous underwater vehicle[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2018，31(06):228-243.

[8] HUANG Hai，ZHANG Guocheng，LI Jiyong，et al. Model based adaptive control and disturbance compensation for underwater vehicles[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2018，31(1)：114-126.

[9] BLANKE M，LINDEGAARD K P，FOSSEN T I. Dynamic model for thrust generation of marine propellers[J]. IFAC Proceedings Volumes，2000，33(21)：353-358.

[10] FOSSEN T I. Guidance and control of ocean vehicles[M]. New York：John Wiley & Sons Inc，1994.

[11] BUHL JR M L. New empirical relationship between thrust coefficient and induction factor for the turbulent windmill state[R]. National Renewable Energy Lab. (NREL)，Golden，CO (United States)，2005.

[12] WHITCOMB L L，YOERGER D R. Development，comparison，and preliminary experimental validation of nonlinear dynamic thruster models[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering，1999，24(4)：481-494.

[13] BACHMAYER R，WHITCOMB L L. Adaptive parameter identification of an accurate nonlinear dynamical model for marine thrusters[J]. Transactions-American Society of Mechanical Engineers Journal of Dynamic Systems Measurement and Control，2003，125(3)：491-493.

[14] KIM J，CHUNG W K. Accurate and practical thruster modeling for underwater vehicles[J]. Ocean Engineering，2006，33(5-6)：566-586.

[15] TRAN M，BINNS J，CHAI S，et al. A practical approach to the dynamic modelling of an underwater vehicle propeller in all four quadrants of operation[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers，Part M：Journal of Engineering for the Maritime Environment，2019，233(1)：333-344.

[16] PAOLUCCI L，GRASSO E，GRASSO F，et al. Development and testing of an efficient and cost-effective underwater propulsion system[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers，Part I：Journal of Systems and Control Engineering，2019：0959651819829627.

[17] QIN W，HUANG B，WANG G，et al. Numerical modelling of unsteady cavitation and induced noise around a marine propeller[J]. Ocean Engineering，2018，160(1)：143-155.

[18] MOHAMED M H. Reduction of the generated aero-acoustics noise of a vertical axis wind turbine using CFD (Computational Fluid Dynamics) techniques[J]. Energy，2016，96(1)：531-544.

[19] KUBOTA A，KATO H，YAMAGUCHI H. A new modelling of cavitating flows：A numerical study of unsteady cavitation on a hydrofoil section[J]. Journal of Fluid Mechanics，2006，240：59-96.

作者简介：罗阳，男，1989 年出生，博士研究生。主要研究方向为机器人系统集成，水下机器人设计，机器人运动控制，机器人建模与仿真。
E-mail：yluo@hit.edu.cn
李战东，男，1986 年出生，博士。主要研究方向为水下机器人设计，水下机器人动力学仿真，水动力分析与预测。
E-mail：lizhandong365@163.com
陶建国(通信作者)，男，1964 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为宇航空间机构及控制特种环境移动机器人，水下机器人。
E-mail：jgtao@hit.edu.cn
邓立平，男，1993 年出生，博士研究生。主要研究方向为水下机器人-机械臂系统设计，机器人动力学与运动学分析。
E-mail：1420349777@qq.com
邓宗全，男，1956 年出生，教授，博士研究生导师，中国工程院院士。主要研究方向为宇航空间机构及控制，特种环境移动机器人，水下机器人。
E-mail：dengzq@hit.edu.cn