

【引用格式】周晓虎, 胡常莉, 芦振昊, 等. 基于代理模型方法的水下航行体推进器安装位置多目标优化设计[J]. 数字海洋与水下攻防, 2025, 8(3): 371-380.

水下航行体推进器安装位置多目标优化设计

周晓虎, 胡常莉*, 芦振昊, 程 诚

(南京理工大学 能源与动力工程学院, 江苏 南京 210094)

摘 要 针对水下航行体推进器布局的多目标优化问题, 以泵喷效率、航行体阻力和泵喷消耗功率为优化目标, 采用代理模型方法对推进器的纵向安装距离和横向安装距离进行了优化设计。采用面心复合设计 (FCCD) 与拉丁超立方抽样 (LHS) 结合的方式确定初始设计节点。通过数值模拟获得初始设计点目标响应数据, 采用克里金 (Kriging)、广义回归 (PRS)、径向基 (RBNN)、Shepard (SHEP) 和 PWS 混合加权代理模型对目标变量进行拟合, 并基于 Pareto 多目标优化方法优化推进器安装位置参数。研究表明, PWS 代理模型具有最低的拟合误差, 优化后的推进器安装位置显著提高了泵喷效率, 同时有效降低了航行体阻力和泵喷消耗功率, 提升了推进系统的整体性能。另外, 典型工况的数值结果与 PWS 代理模型预测结果较吻合, PWS 代理模型优化方法可为水下航行体推进系统布局提供可靠方案。

关键词 代理模型; 水下航行体; 推进器优化; 多目标优化; 混合代理模型

中图分类号 U664.33 **文献标识码** A **文章编号** 2096-5753(2025)03-0371-10

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2025.03.014

Multi-objective Optimization Design of Thruster Installation Position for Underwater Vehicles

ZHOU Xiaohu, HU Changli*, LU Zhenhao, CHENG Cheng

(School of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract To address the multi-objective optimization problem of thruster layout for underwater vehicles, this study takes pump-jet efficiency, vehicle resistance, and pump-jet power consumption as optimization objectives. A surrogate model method is employed to optimize the longitudinal and lateral installation distances of the thruster. The initial design points are determined using a combination of face-centered composite design (FCCD) and Latin hypercube sampling (LHS). Numerical simulations are conducted to obtain the target response data of the initial design points. The Kriging, polynomial response surface (PRS), radial basis neural network (RBNN), Shepard (SHEP), and PWS hybrid weighted surrogate models are applied to fit the target variables. The thruster installation position parameters are then optimized based on the Pareto multi-objective optimization method. The results demonstrate that the PWS surrogate model exhibits the lowest fitting error. The optimized thruster installation position significantly improves pump-jet efficiency while effectively reducing vehicle resistance and pump-jet power consumption, thereby enhancing the overall performance of the propulsion system. Additionally, the numerical

收稿日期: 2025-05-09

作者简介: 周晓虎 (1998-), 男, 硕士生, 主要从事空化水动力学与推进技术研究。

*通信作者: 胡常莉 (1986-), 女, 博士, 副教授, 主要从事空化水动力学及计算流体力学研究。

基金项目: 国家自然科学基金项目“涡流发生器诱导涡空化和壁面附着空化耦合流动特性与机理研究”(52076108)。

results under typical operating conditions are in good agreement with the predictions of the PWS surrogate model. The PWS surrogate model optimization method provides a reliable solution for the layout design of underwater vehicle propulsion systems.

Key words surrogate model; underwater vehicle; thruster optimization; multi-objective optimization; hybrid surrogate model

0 引言

水下航行体的推进器布局优化是设计中的关键课题。随着水下作业复杂度不断提升,现代水下航行器的结构趋于多推进器、多任务模块协同化,推进器的空间布局不仅关系到推进效率,还直接影响整艇的姿态控制、能耗水平和操纵灵活性^[1-3]。

针对推进器布局建模及其对整艇运动性能的影响,陈晓虎等^[4]构建了遥控水下机器人推进器空间布局与推力分配的数学模型,并提出基于功率归一与序列二次规划的分配方法;魏东杰^[5]结合航天与航空机构原理,设计了一种适用于自主式水下航行器的并联式矢量推进器,实现了大工作空间、高刚度的操控结构;翟树成等^[6]采用数值仿真方法研究了多推进器在不同相对布局下的干扰特性,并提出推进器纵向前移及横向间距优化有助于提升自航效率。

传统的数值优化技术广泛应用,但在计算流体力学(CFD)仿真进行优化时,计算负担巨大,尤其在处理大规模设计空间时^[7]。代理模型优化方法通过少量样本数据预测,显著提高了优化效率,减少了仿真计算需求,推动水下航行体结构优化的快速发展。

近年来,船舶设计领域已经广泛应用了传统的代理模型构建及优化技术。例如,对船舶板架强度与稳定性^[8]、潜艇振动声辐射^[9]、水下结构物基座阻抗特性^[10]等的快速预测,以及对深潜器耐压壳^[11]、多用途船货舱段^[12]的结构优化等。代理模型能够有效地规避大量的物理仿真计算,从而迅速产生预测输出。代理模型可分为3类:降阶模型(如正交分解方法)^[13]、启发式模型^[14]以及数学拟合模型^[15]。在优化设计领域,数学拟合技术已广泛采纳,涵盖了多项式响应面模型、神经网络模型、支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型、径向基函数(Radial Basis Function, RBF)模型以及Kriging模型等^[16-18]。Kriging模型,因其卓越的非线性函数近似性能,深受研究者的重视,尽管当设计变量超过30个且可用样本稀缺时,

其训练过程可能遭遇困难^[19]。因此,在面对大量设计变量与有限样本的情况,训练的挑战性依然存在。

随着代理模型持续发展,梯度提高Kriging方法(Gradient-Enhanced Kriging, GEK)作为一种新兴优化方法,在水下航行体设计优化中呈现出强大能力,GEK方法借助引入梯度信息,能提升代理模型在高维复杂优化问题中的精度^[20-21],结合多目标优化算法与贝叶斯优化的代理建模方法,已应用于水下航行体优化设计,在多个性能指标优化方面呈现出良好优化能力。基于代理模型的全局优化算法已广泛用于解决需长时间计算的复杂问题,代理模型的优化过程包含3个步骤:1)选择采样点;2)构建代理模型;3)在代理模型的基础上进行优化,并不断引入新的采样点以提升模型的精度^[22-23]。采用多个子代理模型构建的混合代理模型^[24-25],可以有效降低优化问题的差异性和不可预测性。

本文提出了一种针对推进器位置优化的结构设计方法。在确保水下航行体性能满足基本要求的基础上,提升推进效率、推进力和能效表现。通过对推进器位置的优化布局,本研究不仅考虑了流体动力学性能,还通过多目标优化方法获得了Pareto前沿,为工程设计提供了有效的参考依据。

1 问题描述

推进系统在水下航行体性能中的作用至关重要,其中推进器的安装位置是影响推进效率、阻力控制和能耗分布等关键性能指标的重要因素。已有研究表明^[26],推进器的空间布置会直接影响泵喷出口速度、航行体阻力等关键水动力参数。

根据优化问题的研究目标,本文选取了推进器纵向安装距离 L_1 (推进器中心到艇体尾部的垂直距离)和横向安装距离 L_2 (推进器中心到艇体中心的水平距离)作为设计参数,如图1所示,同时将推进器效率、航行体阻力和消耗功率作为优化目标,构建三目标优化问题。由于这些性能指标往往

存在相互制约,难以同时最优,因此需采用多目标优化策略以寻求三者的折中解。

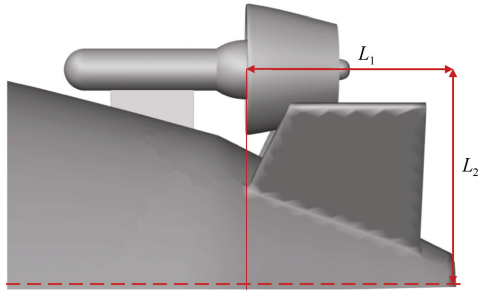


图1 推进器布局中关键设计参数示意图

Fig. 1 Schematic diagram of key design parameters in propeller configuration

泵推进器转子直径 d 为 356 mm, 后续参数无量纲化时以该直径为基准。

具体设计参数与目标变量的初步选取区间可参照表 1。

表1 优化前设计变量与目标响应的参数区间设定

Table 1 Parameter range settings of design variables and objective responses before optimization

设计参数	最小值	最大值	设计变量	理想值
L_1	$2.11 d$	$3.93 d$	η	≥ 0.5
L_2	$2.33 d$	$3.09 d$	F_{drag}	$\leq 5\,941.44$
-	-	-	P	$\leq 5\,100$

在优化过程中,推进器效率越高越有利于推进性能,而航行体阻力与消耗功率应尽可能小,实际上对于安装位置不可能满足所有目标变量都达到各自的最佳值,所以要平衡各自目标变量的最佳取值,从而选出最优推进器安装位置。

为量化描述推进系统性能,推进器效率 η 与消耗功率 P 的表达式如下:

$$\eta = \frac{R \cdot V}{\tau \cdot \omega} \quad (1)$$

$$P = \tau \cdot \omega \quad (2)$$

式中: η 为推进器效率; R 为艇体的有效阻力, N; V 为航行速度, m/s; τ 为推进器产生的扭矩, N·m; ω 为推进器的角速度, rad/s; P 为推进器消耗功率。

推进器效率 η 是评估其能量转换效能的关键指标,定义为推进器所产生的有效推力功率与所消耗功率的比例。在优化过程中,以提高推进器效率为目标,同时兼顾泵喷出口速度的提升并降低航行

体阻力,从而实现推进系统的最优性能。

2 代理模型方法

如图 2 所示,本研究的代理模型构建程序主要包括以下步骤。在建立代理模型之前,根据设计参数及目标变量的取值范围,结合面心复合设计 (Face-centered Central Composite Designs, FCCD) 和拉丁超立方 (Latin Hypercube Sampling, LHS) 相结合的方式,生成一组初步的设计点。借助数值计算技术评估这些设计点对应的目标变量值,进而构建起初始的响应数据集。代理模型方法的本质在于通过选取若干离散的设计点,精确构建响应面模型,以揭示设计参数与目标变量间的复杂关联。

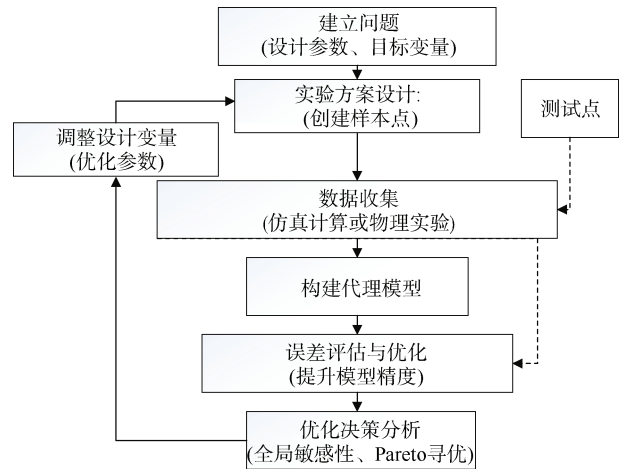


图2 基于代理模型的多目标优化流程框架图

Fig. 2 Framework of multi-objective optimization process based on surrogate model

常用代理模型包括广义回归模型、Kriging 模型、径向基神经网络模型、Shepard 模型等,均能基于数据预测目标函数。本研究采用预测残差平方和 (Prediction Error Sum of Squares, PRESS) 作为度量代理模型拟合优度的准则,其公式为

$$\text{PRESS}_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (y_i - y_i^{(-i)})^2} \quad (3)$$

式中: N_s 为建立代理模型所用设计点 X_i 的个数; y_i 为数值计算结果; $y_i^{(-i)}$ 为利用除 X_i 点外的设计点所建立代理模型在 X_i 点处的拟合值。

3 CFD 方法及验证

基于 SST $k-\omega$ 湍流模型能精确模拟近壁区、

尾流及绕流现象,尤其适用于边界层演化与流动分离分析,本工作选择采用该模型。由于不考虑热交换效应,控制方程仅包含连续性方程和动量方程:

连续性方程:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u_i)}{\partial x_i} = 0 \quad (4)$$

动量方程:

$$\frac{\partial(\rho u_i)}{\partial x_i} + \frac{\partial(\rho u_j u_i)}{\partial x_j} = -\frac{\partial p}{\partial x_i} + \frac{\partial \sigma_{ij}}{\partial x_j} + \frac{\partial(-\rho u'_i u'_j)}{\partial x_j} \quad (5)$$

式中: u_i 为略去平均符号的雷诺平均速度分量; ρ 为密度; p 为压强; u'_i 为脉动速度; σ_{ij} 为应力张量分量。

航行体的主要参数见表 2。

表 2 航行体参数
Table 2 Vehicle parameters

参数	值
长度 L/mm	22 286
舵/个	4, X 型分布
设计航速/ kn	15

本研究采用结构化网格划分计算域,将其分为内流域和外流域 2 部分。内流域进一步细分为定子区域和转子区域,以精确模拟推进器附近的流场特性。由于模型为轴对称结构,计算域的半模尺寸设置为 $1.5L \times 0.7L \times 5.5L$,其中 L 为航行体特征长度。流体从计算域左侧(上游)的速度进口流入,经压力出口流出。此外,计算域采用特殊分区处理:外域排除了包含尾舵的圆柱体区域,而推进器部分则单独划分为替换区域进行建模(见图 3 和图 4)。

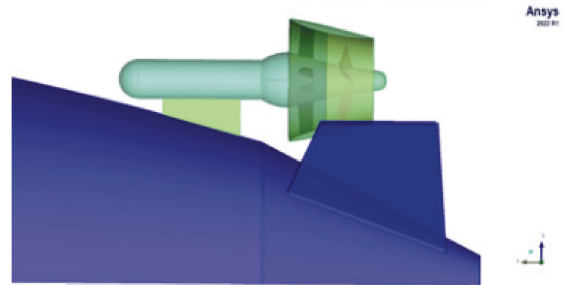


图 3 尾部区域划分
Fig. 3 Division of stern region

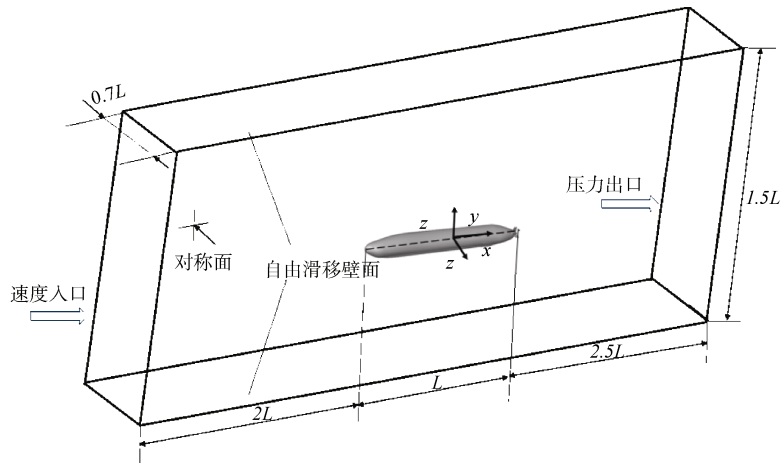


图 4 计算域设置示意图
Fig. 4 Computational domain setup

在泵喷推进器部分,采用结构化多块网格对转子、定子和导管外流场区域分别划分网格,网格总数超过 370 万,所有关键区域网格质量均高于 0.5, y^+ 值控制在 1 以内。为验证网格无关性,航行体部分选取 3 套网格 3 进行对比分析,表 3 展示了 3 种网格的划分参数。表 4 显示,中网格与细网格计算结果的偏差小于 1%,表明中网格已具备较好的收敛性。在保证计算精度与资源平衡的前提下,本文采

用中等分辨率的网格用于后续模拟分析。

表 3 计算网格主要参数
Table 3 Main parameters of computational grids

网格尺度	网格代号	最大面网格尺寸/ mm	第 1 层高度/ mm	网格总数
粗	G_{b3}	50	0.5	3 044 145
中	G_{b2}	25	0.25	4 615 173
细	G_{b1}	25	0.25	6 777 739

表 4 航行器阻力计算与分析结果				
Table 4 Resistance calculation and analysis results of underwater vehicle				
	F_d / N	$\varepsilon_1 / \%$	$F_{d-\text{shear}} / \text{N}$	$\varepsilon_3 / \%$
G_{b3}	5 622.2	5.718	4 859.6	12.85
G_{b2}	5 963.2		5 576.1	
G_{b1}	6 003.5	-0.675	5 598.2	-0.396

4 结果分析

在 9 个独立的设计点下,运用上述数值方法逐一进行计算,从中获取了推进器效率、航行体阻力及消耗功率这 3 个核心指标的量化数据,这组数据共同定义了 9 个独特的样本点。基于这些样本点,运用多种代理模型来探究目标变量与设计参数之间的内在联系。如表 5 所示,详列了各个代理模型对这 3 个目标变量的拟合精度,即拟合误差 (PRESS_{rms}),可以观察到不同代理模型在捕捉各个目标变量关系时的误差表现存在显著差异。

表 5 初始设计空间内不同代理模型的拟合误差			
Table 5 Fitting errors of different surrogate models in initial design space			
代理模型	目标变量		
	η	F_{drag}	P
KRG	0.986 99	786.53	6 367.5
PRS	17.966	176 69	129 800
RBNN	1.256 15	122.41	829.79
SHEP	0.261 69	150.85	153 3
PWS	0.014 877	30.776	35.563

本研究运用了点加权代理模型 (Point-Weighted Surrogate, PWS) 以优化全局拟合度,其权重配置详列于表 6 分析结果显示。结果表明:RBNN 和 SHEP 模型在推进器效率的拟合中占据较大权重,反映出它们在该目标变量预测中的重要作用。RBNN 模型在航行体阻力和消耗功率的预测中占主导地位,表明其在这两个目标变量的拟合中贡献较大。PRS 模型的权重最低,对整体拟合的贡献较小,尤其在推进器效率和阻力的预测

中几乎没有贡献。采用 PWS 方法,阻力和消耗功率的拟合精度得到了显著提升,同时保持了推进器效率的较低误差。PWS 方法能够在多目标优化问题中兼顾多个目标变量的拟合需求,从而提供更准确的优化方案。因此,选择 PWS 代理模型进行进一步分析,将有助于确保优化结果的准确性。

表 6 初始设计空间内不同代理模型在 PWS 所占权重			
Table 6 Weight distribution of different surrogate models in PWS in initial design space			
代理模型	$\eta / \%$	$F_{\text{drag}} / \%$	$P / \%$
KRG	0.230 8	0.178 3	0.081 1
PRS	0.009 2	0.001 7	0.099 9
RBNN	51.535	38.348	81.019
SHEP	48.225	61.472	18.800

图 5 展示了基于 Pareto 最优解的分布情况。其中的蓝色点表示代理模型估算的目标值,红色点构成的 Pareto 前沿显示了每个目标极值时的点,揭示了优化过程中的权衡关系。从图 5 看,Pareto 前沿呈弯曲层状分布,Pareto 前沿呈现明显的弯曲层状分布,随着目标变量的变化,最优解逐渐收敛。具体来看,Pareto 前沿主要分布在目标变量 η 取值较低的区域,并随着 P 的增加呈现逐步下降的趋势。

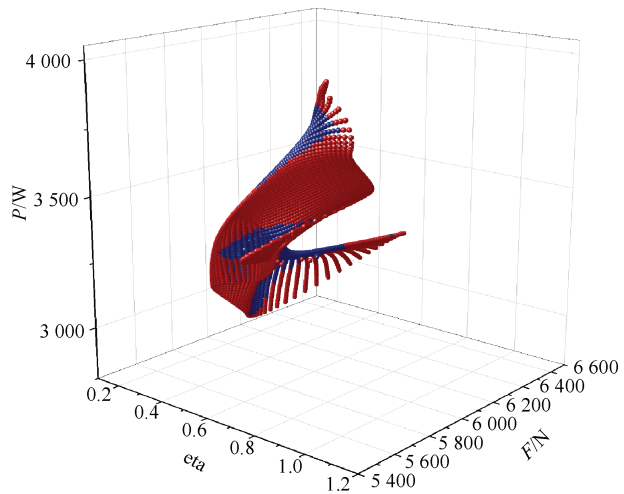


图 5 基于 Pareto 最优解的分布情况
Fig. 5 Distribution of Pareto optimal solutions

图 6 展示了图 5 中数据在目标变量空间内的 Pareto 最优解分布。图 6 中, Pareto 前沿的点映射到设计空间, 展示了最优解的分布特征。最优解主要集中在 L_1 处于 900~1 100 mm 之间, 以及 L_2 处于 950~1 100 mm 之间的区域, 与之相比, 在较低值的区域, 最优解的分布显得比较稀疏, 该区域的优化效果不太理想。综合分析图 5 和图 6, 可依据此来制定优化方案, 在优化设计的时候, 应当优先考虑 Pareto front 高密度区域的设计参数取值, 获得更优质的优化解, 具体的参数范围可见表 7。

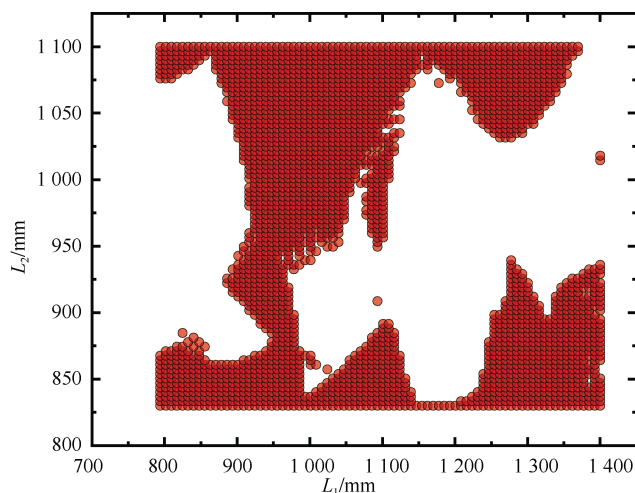


图 6 最优解在设计空间内的分布情况

Fig. 6 Distribution of optimal solutions in design space

表 7 设计参数取值范围的优化结果

Table 7 Optimization results of design parameter ranges

设计参数	最小值	最大值
L_1	2.53 d	3.09 d
L_2	2.67 d	3.09 d

经优化的设计空间基础上, 参照图 2 所示流程, 需重新构建设计样本。故采取 FCCD 与 LHS 相融合的策略, 生成了新的 9 个设计点。CFD 对这些设计点逐一运算, 以获取目标变量的数值。运用多种代理模型对所得数据实施拟合, 其误差详情列于表 8; 据表 8 所示, PWS 模型显示出最小的拟合误差, 且对全部 3 个目标变量的误差均显著低于表 5 的数值, 推进器效率误差降至近乎

为零, 阻力误差降低至原来的约 13%, 功率误差大幅减少至原来的约 3.2%。这表明 PWS 模型的拟合精度得到了显著提升。表 9 则揭示了各模型在 PWS 拟合过程中的权重分布。SHEP 模型在 PWS 拟合过程中占据了主导地位, 尤其在第一个阶段, 其权重高达 91.57%, 表明其对结果的影响极为显著。相比之下, KRG 和 PRS 模型在不同阶段的权重较为均衡, 尤其是 KRG 模型, 其权重在后两个阶段占据较大比例。而 RBNN 模型的贡献则相对较小。

表 8 初始设计空间内不同代理模型的拟合误差

Table 8 Fitting errors of different surrogate models of initial design space

代理模型	目标变量		
	η	F_{drag}	P
KRG	0.898 48	767.33	8.520 8
PRS	0.827 92	914.77	9.933
RBNN	0.995 2	2 588.7	17.406
SHEP	0.488 25	950.86	12.323
PWS	1.24×10^{-11}	26.756	1.1213

表 9 初始设计空间内不同代理模型在 PWS 所占权重

Table 9 Weight distribution of different surrogate models in PWS in initial design space

代理模型	$\eta / \%$	$F_{\text{drag}} / \%$	$P / \%$
KRG	3.27	56.06	64.01
PRS	5.15	24.31	26.99
RBNN	0.01	0.06	1.08
SHEP	91.57	19.57	7.92

经优化的设计空间基础上, 运用 PWS 模型对 3 个目标变量进行拟合分析, 其示意图如图 7 所示。从图 7 (a) 可知, 效率受到纵向安装距离 L_1 和横向安装距离 L_2 的共同影响。随着 L_1 和 L_2 值的增加, 效率呈现出明显的上升趋势, 表明较大的地方有助于提高推进器的能量转化效率。在 L_1 和 L_2 较小的区域, 效率相对较低, 这是由于推进器与航行体之间流体干扰的增强, 导致能量转化效率下降。

图 7 (b) 展示了航行体阻力的变化规律, 其

主要受横向安装距离 L_2 的影响。在 L_2 较小的区域,阻力较大,这是由于推进器与航行体表面之间的干涉效应加剧,导致附加阻力增大。随着 L_2 的增加,阻力逐渐下降并趋于平稳,表明适当增加推进器的安装高度可以有效减少航行体阻力,从而提升推进系统的整体能效。

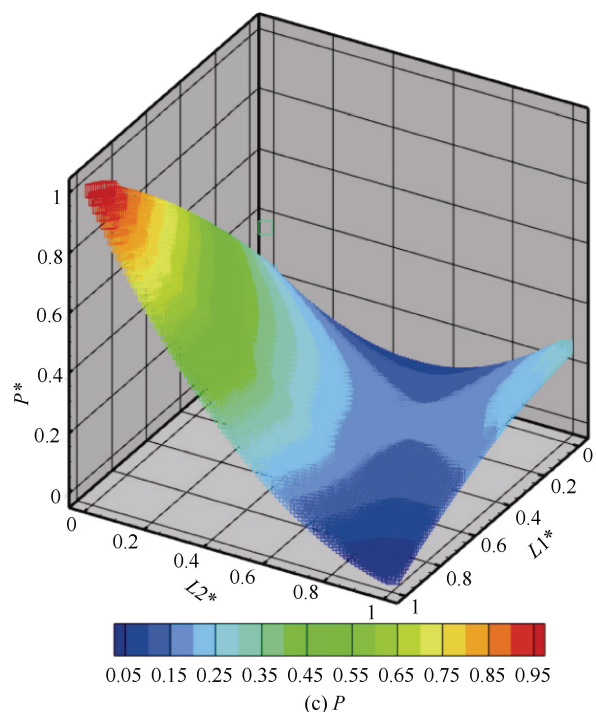
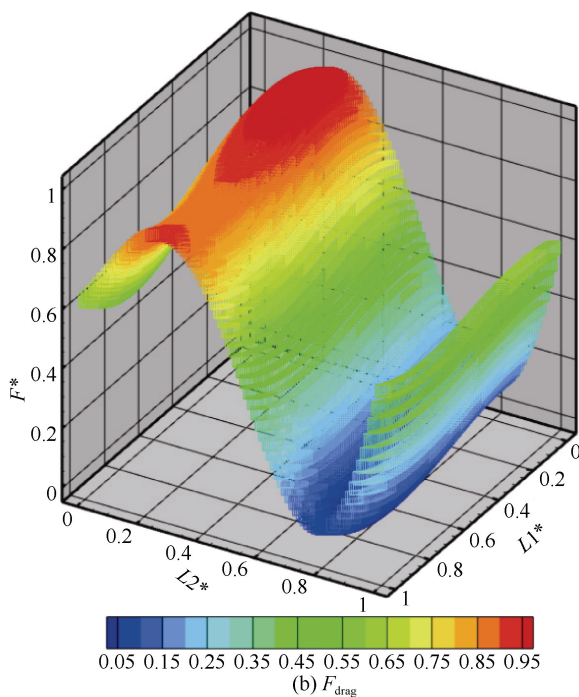
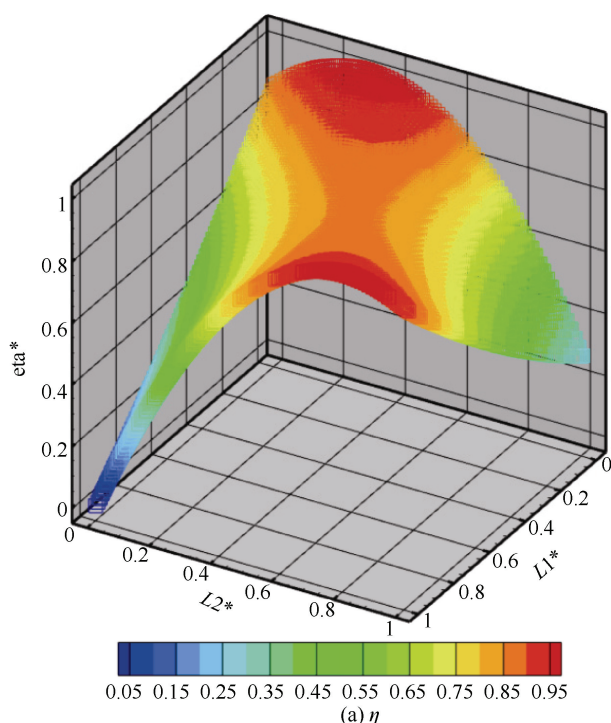


图7 优化后设计空间内3个目标变量的拟合结果

Fig. 7 Fitting results of 3 objective variables in optimized design space

图7(c)中,功率 P 主要受横向安装距离 L_2 的影响。在 L_2 较小的区域,功率较高,这表明推进器与航行体之间的流体干扰增大,导致额外的能量消耗。然而,当 L_2 增加(即推进器远离航行体中轴线)时,功率逐渐减少,并在较大的 L_2 取值区域趋于稳定。这表明,合理增大推进器与航行体中轴线之间的距离,有助于减小流体干扰,从而降低功率消耗并提高推进系统的能效。

根据 PWS 代理模型的拟合分析,图8揭示了优化后目标变量空间内点的配置及 Pareto 最优解的分布。从图9可见,最优解主要聚集在 L_1 轴的 900~1 100 mm 范围内以及 L_2 轴的 1 020~1 100 mm 区间。对比图5可以发现,优化后的最优解分布更为紧凑、连续,相应设计参数的搜索空间显著减小。这表明优化过程成功筛选出更优的设计参数组合,使得最优解在设计空间内的分布更集中,降低了搜索空间的复杂性,有助于提升后续设计的效率与准确性。同时,这种分布特性也说明优化方法在引导搜索方向、排除劣解方面具有良好的收敛性。

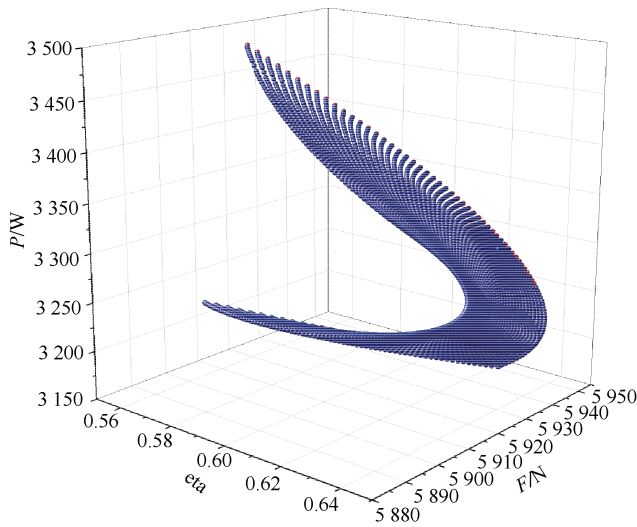


图 8 设计空间优化后, Pareto 最优解的分布情况
Fig. 8 Distribution of Pareto optimal solutions after design space optimization

为评估 PWS 模型预测的精确性, 选取了图 9 所示 Pareto 前沿上的 4 个随机样本进行独立计算, 并将所得结果与 PWS 预测值进行对比分析, 相关目标变量的偏差详列于表 10。通过对表中数据的观察, 可以发现对于全部 3 个目标变量, PWS 模型的预测与 CFD 数值模拟的差异均较小, 这进一步证实了所采用的代理模型优化策略的优势。

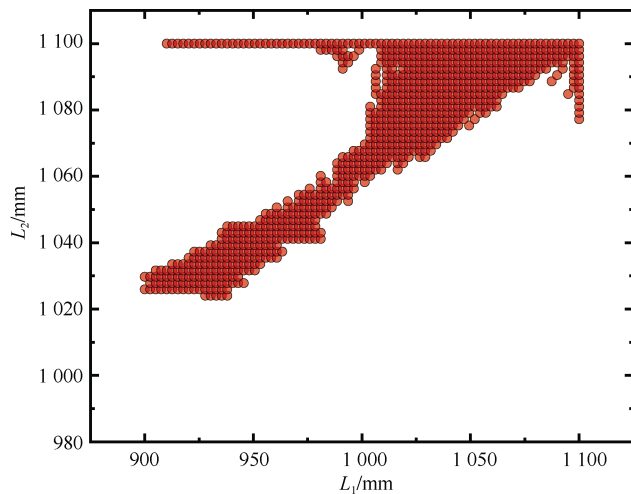


图 9 设计空间优化后, 最优解在设计空间内分布情况
Fig. 9 Distribution of optimal solutions in design space after optimization

表 10 基于 Pareto 最优设计点及目标变量的预测误差
Table 10 Pareto-optimal design points and their prediction errors for objective variables

编号	设计参数		目标变量		
	L_1	L_2	η	F_{drag}	P
1	2.56 d	3.09 d	0.002 13	-85.59	35.83
2	2.89 d	3.02 d	0.001 19	10.56	-55.56
3	2.76 d	2.94 d	0.020 01	-8.16	-54.01
4	2.68 d	2.91 d	0.012 05	-28.94	-81.86

在 2 次优化迭代后, 尽管初始设计空间的目标变量取值跨度广泛, 仍能获取若干符合优化标准的解决方案。为进一步精细化选择, 缩小了目标变量的范围, 旨在精准定位满足优化条件的最优设计点。在本研究中, 将 3 个目标变量的优化目标设定为最大化效率 (η)、最小化阻力和最小化功率 (P), 并对设计空间进行优化调整。

利用优化前期的设计点分布, 借助 Pareto 前沿进行二次过滤, 最终确定了 6 个 Pareto 最优解。如表 11 所示, 这 6 个设计点在 PWS 代理模型及 CFD 计算预测中的 3 个目标变量性能得以展示。观察结果显示, PWS 与 CFD 的预测结果高度吻合, 特别是在最小阻力和最大效率方面表现稳定。

表 11 最优结果对应的设计参数
Table 11 Design parameters corresponding to optimal results

编号	L_1	L_2
1	3.09 d	2.67 d
2	3.09 d	2.68 d
3	3.09 d	2.69 d
4	3.08 d	2.70 d
5	3.08 d	2.71 d
6	3.08 d	2.72 d

图 10 展示了 6 组推进器安装位置对应的目标变量分布情况, 其中 No.5 位置在泵喷效率、航行体阻力方面均表现最优。具体而言, No.5 位置实现了最高的效率、最低的阻力, 表明该位置具有最佳的推进效率, 并且能量损耗最小。

代理模型的预测输出与 CFD 分析结果展现出了一致的全局趋势, 如图 10(a) 所示, 在 No.5 位置误差较小, 验证了代理模型的可靠性。然而, 在

部分安装位置(如 No.2 和 No.3),存在一定偏差。综合来看, No.5 位置在多个目标变量的权衡下实现了最优组合,可作为推进器安装的最优选择。

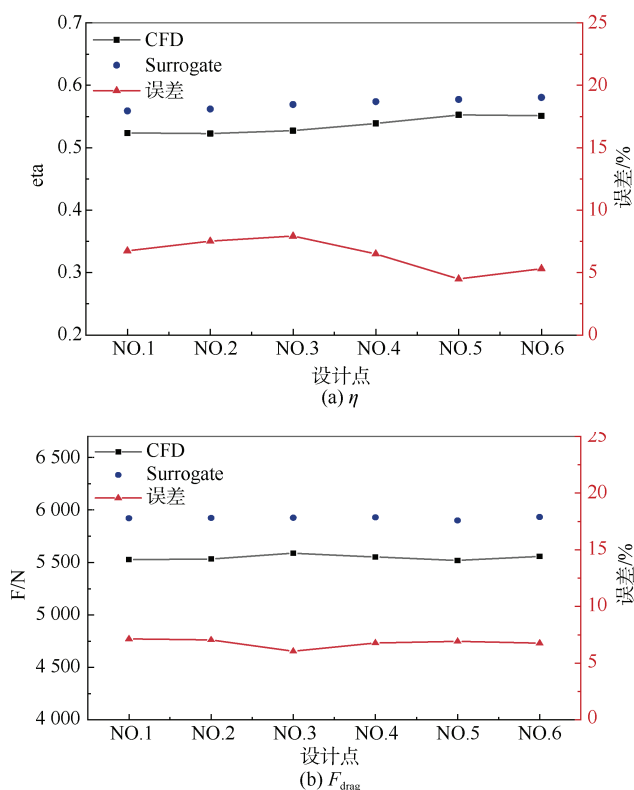


图10 PWS模型优化结果与CFD计算结果的对比情况和误差

Fig. 10 Comparison and error analysis between PWS model optimization results and CFD calculations

5 结束语

文中通过集成混合代理模型与 Pareto 多目标优化策略,对水下航行体推进器的布局参数,推进器的安装位置与高度进行了优化设计,主要结论如下:

1) 设计空间优化显著提升了代理模型的预测精度。通过 FCCD-LHS 混合采样策略重构设计空间后, PWS 混合代理模型的预测误差显著降低,其中推进器效率预测误差降至 1.24×10^{-11} ,阻力误差降低 13%至 26.756,功率误差大幅减少 96.8%至 1.1213。

2) PWS 代理模型在多目标拟合中表现出最低的预测误差,优化后的 Pareto 前沿解集收敛性

更优,解的分布更加均匀。Pareto 前沿筛选出来的最优推进器安装参数,可切实有效地提升泵喷效率,还可以降低航行体阻力以及推进器消耗功率,其中 No.5 位置在各个关键指标方面均呈现出最佳表现,最优的推进器布置方案。

3) 与直接运用 CFD 开展优化分析相比,混合代理模型可有效减少计算成本,并具有较高的优化精度,这验证了该方法在推进器优化问题上的适用性。

文中的研究可为水下航行体推进系统的优化设计给予一定的工程参考,后续可以结合实验测试验证优化方案的可行性以及工程应用价值。

参考文献

- [1] 何衍儒,宋保维,曹永辉.使用混合代理模型的自主式水下航行器藕节壳体多目标优化[J].水下无人系统学报,2017,25(5):410-417.
- [2] 薛聪.水下作业车推进器布局优化与行走避障研究[D].长沙:中南大学,2022.
- [3] 孙明宇.泵喷推进器水动力性能与设计研究[D].上海:上海交通大学,2020.
- [4] 陈晓虎,尚伟燕,杨先海,等.深水作业机器人推进器布局建模及推力分配[J].机床与液压,2022,50(3):5-9.
- [5] 魏东杰.水下机器人并联式矢量推进器设计与研究[D].天津:天津大学,2015.
- [6] 翟树成,马艳,刘登成,等.船后多推进器布局及干扰数值仿真研究[C]//第三十一届全国水动力学研讨会论文集.2020:1-10.
- [7] 宋鑫.基于 LARS-泛 Kriging 模型的气动建模及翼型优化设计[J].机械设计与制造工程,2024,53(10):67-72.
- [8] 郑少平,陈静,程远胜,等.代理模型技术及其在船舶板架强度和稳定性计算中的应用[J].中国造船,2013(1):40-51.
- [9] 郭明慧,黎胜.运用代理模型方法预测潜艇结构模型的振动声辐射[J].中国舰船研究,2013,8(6):69-74.
- [10] 夏志,刘均,程远胜.基于代理模型的水下结构物基座阻抗特性快速预报[J].中国舰船研究,2020,15(3):81-87.
- [11] 苟鹏,崔维成.基于 Kriging 模型的深潜器多球交接耐压壳结构优化[J].船舶力学,2009(1):

- 100-106.
- [12] 郝浩浩, 韩端锋, 高良田, 等. 基于近似模型的海上发射船船型优化[J]. 船舶工程, 2017, 39 (7): 1-5.
- [13] CINQUEGRANA D, IULIANO E. Investigation of adaptive design variables bounds in dimensionality reduction for aerodynamic shape optimization[J]. Computers & Fluids, 2018, 174: 89-109.
- [14] DING F, KAREEM A. A multi-fidelity shape optimization via surrogate modeling for civil structures[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2018, 178: 49-56.
- [15] ALIZADEH R, ALLEN J K, MISTREE F. Managing computational complexity using surrogate models: A critical review[J]. Research in Engineering Design, 2020, 31 (3): 275-298.
- [16] BALU R, ULAGANATHAN S, ASPROULIS N. Effect of variogram types on surrogate model based optimisation of aircraft wing shapes[J]. Procedia Engineering, 2012, 38: 2713-2725.
- [17] MCBRIDE K, SUNDMACHER K. Overview of surrogate modeling in chemical process engineering[J]. Chemie Ingenieur Technik, 2019, 91 (3): 228-239.
- [18] 洪林雄, 李华聪, 彭凯, 等. 基于改进学习策略的 Kriging 模型结构可靠度算法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38 (2): 412-419.
- [19] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37 (11): 3197-3225.
- [20] TIAN Z R, ZHI P P, YUN G L, et al. Multi-objective robust optimization design method based on adaptive incremental Kriging model[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34 (8): 931-940.
- [21] 贺冠强, 刘永江, 李华, 等. 基于 Kriging 代理模型的变流器吊耳结构强度分析与优化[J]. 铁道机车车辆, 2024 (4): 104-110.
- [22] 马永杰, 陈敏, 龚影, 等. 动态多目标优化进化算法研究进展[J]. 自动化学报, 2020, 46 (11): 2302-2318.
- [23] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. 工程科学学报, 2021, 43 (6): 745-753.
- [24] ZHANG J, CHOWDHURY S, MESSAC A. An adaptive hybrid surrogate model[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2012, 46(2): 223-238.
- [25] VIANA F A C, HAFTKART, WATSON L T. Efficient global optimization algorithm assisted by multiple surrogate techniques[J]. Journal of Global Optimization, 2013, 56: 669-689.
- [26] BELTRAN M E C, BILLAN A L C, LI R A K, et al. UUV thruster placement analysis using CFD[C]// The 14th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM). Manila: IEEE, 2022.

(责任编辑: 张曼莉)