

文章编号:1000-4653(2025)01-0141-09

基于变复杂度方法的可视化船型优化平台 在球鼻艏的应用

孙凤胜¹, 于欣¹, 周俊秋^{1,2}, 陈静¹, 张维英¹

(1. 大连海洋大学 航海与船舶工程学院, 辽宁 大连 116023;

2. 广东省消防救援总队 湛江市消防救援支队, 广东 湛江 524005)

摘要:随着计算机技术的高速发展,船型优化领域出现了众多新的优化方法与流程,但目前国内依然缺少可高效集成这些方法与流程且开源免费的船型优化平台。文章基于 Grasshopper (GH) 可视化编程环境,构建一个集成了船型优化基本步骤的优化平台,并通过在该平台的优化流程中引入变复杂度方法,解决优化时间长、计算成本高的问题,强化了该平台的功能和优化能力。通过该平台对克里索集装箱船(KCS)的球鼻艏进行减阻优化,设计出的新船型在阻力性能表现上较原始船型更为出色,验证了该平台的正确性和可行性,也为后续扩展该平台的功能奠定了基础。

关键词:船型优化平台;可视化编程环境;变复杂度方法;代理模型;球鼻艏

中图分类号:U662.2;U661.31 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2025.01.018

Application of visual ship form optimization platform based on variable complexity method in bulbous bow

SUN Fengsheng¹, YU Xin¹, ZHOU Junqiu^{1,2}, CHEN Jing¹, ZHANG Weiyi¹

(1. School of Navigation and Naval Architecture, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China;

2. Zhanjiang Fire Rescue Detachment, Guangdong Fire and Rescue Brigade, Zhanjiang 524005, China)

Abstract: With the rapid development of computer technology, numerous new optimization methods and processes have emerged in the field of ship type optimization. However, there is still a lack of open-source and free optimization platforms in China that can efficiently integrate these optimization methods and processes. This article constructs an optimization platform based on the Grasshopper visual programming environment, integrating the fundamental steps of ship type optimization. By incorporating variable complexity methods into the optimization process, the platform addresses issues such as long optimization times and high computational costs, thereby enhancing its functionality and optimization capabilities. Using this platform, drag reduction optimization is performed on the KCS bulbous bow of container ships, and the newly designed ship form demonstrates superior drag performance compared to the original form. This verifies the correctness and feasibility of the platform and lays the foundation for further expansion of its functionalities.

Key words: hull form optimization platform; visual programming environment; variable complexity method; surrogate model; bulbous bow

船型优化的步骤主要包括船舶性能计算、船型几何重构、代理模型构建、搜索全局最优解以及数据

收稿日期:2023-10-14

基金项目:国家自然科学基金项目(51509124)

作者简介:孙凤胜(1978—),男,硕士研究生,讲师,研究方向为船舶与海洋结构物设计制造。E-mail:sunfengsheng@dlou.edu.cn

通信作者:张维英(1963—),女,博士研究生,教授,研究方向为船舶与海洋结构物设计制造。E-mail:zw@dlou.edu.cn

引用格式:孙凤胜,于欣,周俊秋,等. 基于变复杂度方法的可视化船型优化平台在球鼻艏的应用[J]. 中国航海,2025,48(1):141-149.

SUN F S, YU X, ZHOU J Q, et al. Application of visual ship form optimization platform based on variable complexity method in bulbous bow[J]. Navigation of China, 2025, 48(1): 141-149. (in Chinese)

分析等,是涉及多个领域协同优化设计的复杂大系统,将以上步骤进行集成的难度相对较大。目前,国内外的船型优化平台数量较少,主要包括高校自主开发的优化平台^[1-3],以及采用 iSIGHT 等商业优化软件实现自动驱动仿真及优化流程的用户自建平台^[4-5]。这些平台在改进算法、切换各领域内方法、创新优化流程、三维建模及各软件耦合的接口上存在一定的限制,特别是高额的使用成本使得广大船舶设计公司难以承受,寻求开源免费、扩展性强的平台在当下有着迫切的市场需求。

为突破目前优化平台的局限,本文基于 Grasshopper(GH)可视化编程环境构建了可视化船型优化平台。GH 可视化编程环境开发的最初目的是参数化建立三维模型,这一目的从根本上方便了船型优化流程中最重要的几何重构工作。GH 是开源免费的可视化程序设计平台,其支持用户采用 Python、C++ 等程序设计语言进行可视化程序模块的编写,使 GH 功能扩展性极强,方便了优化流程及方法的修改与创新。同时,各种功能的可视化程序模块直接耦合运行,解决了商业优化平台软件接口不兼容的问题。

本文在 GH 可视化船型优化平台应用于集装箱

船 KCS 球鼻艏的优化流程中引入了变复杂度方法,变复杂度方法是利用较少的高复杂度数据修正较多的低复杂度数据,从而构造变复杂度代理模型(Variable Complexity Method, VCM)^[6]。该方法在保证计算精度的前提下提高了船舶性能计算的效率,有利于 GH 可视化船型优化平台的工程实践。

1 基于变复杂度方法的优化平台流程框架设计

目前,工程优化设计中应用最多的当数基于标度函数的 VCM 构建方法,即通过补偿因子在优化迭代过程中不断修正低复杂度代理模型,补偿因子随着低复杂度模型的运行,在基准点周围的某一区间进行修正操作,当寻到一个最优点时,将其作为一个新的基准点,并在此点运行高复杂度模型,更新补偿因子,设置新的计算移动步长和可移动范围,进入新的优化迭代过程。图 1 是刘祖源等^[7]采用乘法标度函数的方法进行船型单目标最优化设计的优化流程,低复杂度模型采用阻力回归公式计算,高复杂度模型采用基于势流理论的计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, CFD)软件计算。

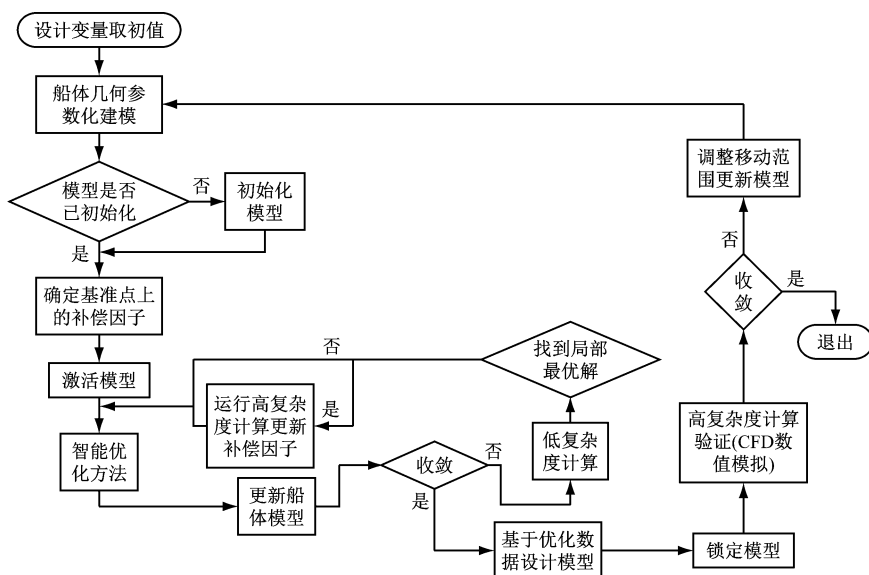


图 1 经典的基于标度函数的船型优化 VCM 框架

Fig. 1 A classical scale function based on VCM framework for ship form optimization

为进一步简化基于标度函数的 VCM 优化框架运行流程,减少计算样本的数量,提高低复杂度模型的分析精度,提高 VCM 在工程优化领域的使用效率,本文基于静态模型法对 VCM 的框架进行改进。静态模型法是指在优化之前,就构建好精度满足要

求的低、高复杂度代理模型,进而构建成修正模型,该修正模型在优化迭代过程中不再更新。该方法适用于物理试验类的工程优化问题,因为变量数据可一次性通过计算得出^[8-10]。本文中球鼻艏减阻优化 VCM 的框架如图 2 所示。

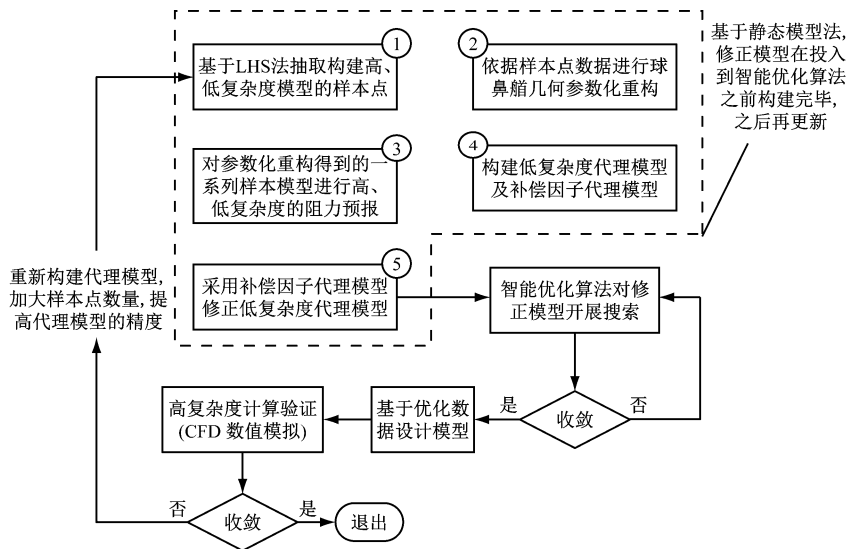


图2 基于静态模型法的球鼻艏减阻优化 VCM 的框架

Fig. 2 The framework of bulbous bow drag reduction optimization VCM based on static model method

2 船舶低、高复杂度阻力性能数据获取

2.1 设计空间中样本点的选取与船体几何重构

构建代理模型需要准备大量的均匀样本点,得到均匀样本的方法多种多样,在众多试验设计法中当数拉丁超立方抽样(Latin Hypercube Sampling, LHS)试验设计法拥有广泛的适用性与较高的灵活性。LHS从多元参数分布中近似随机抽样,依据需要的样本点数量 k ,在设计空间内将各维度的设计变量均匀分割,生成 k 个子空间,每一个维度的设计变量所组成的子空间并在一起共有 k^n 个子空间。依据 k^n 个子空间中每一个子空间不能重复选取的原则,随机抽出 k 个子空间,每个子空间再随机抽取出一个空间点,最终生成用户所需的 k 个样本点。本文采用可用于编写GH可视化功能模块的Python语言来描述并实现LHS,将用于低、高复杂度阻力计算的样本点在可视化船型优化平台中指导船体几何重构。

在可视化船型优化平台内建立长方体(Free Form Deformation, FFD)变形模块,进行局部坐标变换,将球鼻艏线性地嵌入到FFD变形模块中,规则地在FFD变形模块内排布一系列控制点,选定某些控制点通过Bernstein多项式基于式(1)建立球鼻艏非均匀有理B样条(Non-Uniform Rational B-Splines, NURBS)曲面编辑点坐标与变形模块内控制点坐标间的数学关系,最后采用某些控制点的位移量作为优化工程的设计变量,通过操控变形模块内控制点的位置,使变形模块发生形变,该变形将传递到几何

体表面上。几何体表面上任一编辑点的笛卡尔坐标 X 表示为:

$$X(s, t, u) = \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^n B_{i,l}(s) B_{j,m}(t) B_{k,n}(u) Q_{i,j,k} \quad (1)$$

式中, $B_{i,l}(s)$, $B_{j,m}(t)$ 及 $B_{k,n}(u)$ 分别是 l , m 及 n 次Bernstein多项式基函数; $Q_{i,j,k}$ 是控制点的三维坐标。

本文设定优化问题的目标船型——KCS基准设计模型如图3所示,其主尺度参数如表1所示。 S_{hull} 是船体湿表面积; Δ_a 是基准设计模型的排水量;浮心纵向位置 L_{cb} 用垂线间长 L_{pp} 的百分数来表达, L_{cb} 以舭前为正,使用船舶设计插件Nemo 1.1 Beta测得:基准设计模型浮心纵向位置 L_{cba} 在舭后0.852 136% L_{pp} 处。本文期望在一定航速下寻找到使KCS航行阻力最小的球鼻设计变量数值,以此目标建立了优化问题的数学模型。



图3 KCS基准设计模型

Fig. 3 KCS benchmark design model

表1 KCS基准设计模型主参数

Tab. 1 KCS benchmark design model main parameters

L_{pp}/m	B/m	T/m	S_{hull}/m^2	Δ_a/t	$L_{cba}/\%$
7.279	1.019	0.342	9.571	1.685	-0.852

本文设置三个设计变量,分别为图4中FFD变形模块的最前端两列控制(CV)点在 Z 方向上的线

性位移,FFD变形模块的最前端三列CV点在X方向上的线性位移,FFD变形模块的最前端第一列CV点在Y方向上对称的线性位移。设计空间如表2所示。

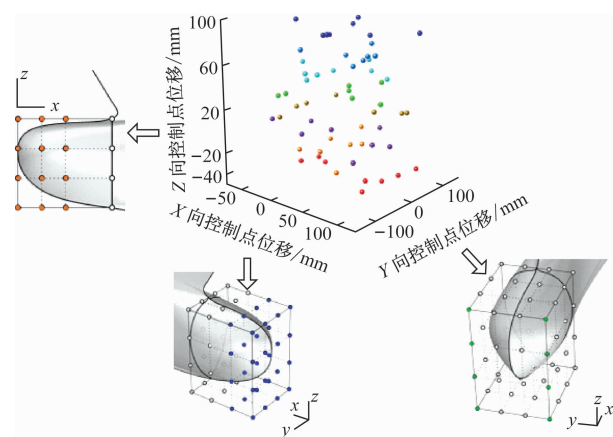


图4 KCS球鼻艏样本点及几何重构示意图

Fig.4 Schematic diagram of KCS bulbous bow sample points and geometric reconstruction

表2 设计变量取值范围

Tab.2 Design variable value range

设计变量	单位:mm	
	变量上限	变量下限
Z向移动控制点的位移范围	100	-50
X向移动控制点的位移范围	100	-50
Y向对称移动控制点的位移范围	-100	100

2.2 低、高复杂度阻力数据的计算

依据LHS抽取的60个用于构建低复杂度模型的样本点建立了60个不同球鼻艏造型的KCS改型船,将包括KCS基准设计模型在内的61个模型在可视化船型优化平台内分别进行基于Holtrop法的

低复杂度阻力预报,得到的61组 R_{it} ,其中3组数据的球鼻艏上翘高于水线,导致Holtrop法阻力预报数据计算异常,故舍去。Holtrop法总阻力表示为^[11-13]:

$$R_{it} = R_f(1 + k_1) + R_{app} + R_w + R_b + R_{tr} + R_a \quad (2)$$

式中, R_{it} 是Holtrop法计算得到的总阻力; R_f 是摩擦阻力; $(1 + k_1)$ 是船型黏性阻力因子; R_{app} 是附体阻力; R_w 是兴波阻力; R_b 是球鼻艏附加压阻力; R_{tr} 是艉封板浸水产生的附加压阻力; R_a 是模型与实船相关修正因子。

HOLTROP等^[11-13]已在文献中对上式中各阻力的回归计算公式进行了详细说明。因为本文只对KCS裸船体进行研究,故附体阻力为0。通过对其余各阻力回归计算公式的参数归纳,得到总阻力的一般函数表达式:

$$R_{it} = f(v, S_{hull}, L, B, T, \nabla, C_p, L_{cb}, C_m, C_b, C_w, A_{bt}, A_l, C_{stem}, H_b, T_f, i_e) \quad (3)$$

式中, v 是航速,kn; L 是设计水线长,m; B 是设计水线宽,m; T 是平均吃水,m; ∇ 是型排水体积, m^3 ; C_p 是棱形系数; L_{cb} 是浮心纵向位置; C_m 是舭横剖面系数; C_b 是方形系数; C_w 是水线面系数; A_{bt} 是舭垂线处球鼻艏横剖面面积, m^2 ; A_l 是零航速下的艉封板浸水面积, m^2 ; C_{stem} 是船艉形状系数; H_b 是 A_{bt} 的形心到基线的高度,m; T_f 是舭吃水,m; i_e 是半进流角, $(^\circ)$ ^[14]。

部分样本点的 R_{it} 如表3所示。优化平台内的Holtrop法计算模块见图5。

表3 低复杂度模型部分样本点及其总阻力

Tab.3 Partial sample points and total resistance of low fidelity model

模型	Z向控制点位移/mm	X向控制点位移/mm	Y向控制点对称位移/mm	R_{it}/N
基准设计模型	0	0	0	141.469
样本1	9.75	-37.34	-68.78	141.041
样本2	68.12	60.92	-15.06	142.073
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
样本58	90.31	30.31	-65.03	141.725
样本59	18.61	-26.01	-42.39	141.180
样本60	46.28	64.41	46.27	142.195

对基于LHS抽取的5个样本点及KCS基准设计模型共计6个样本分别进行基于CFD的高复杂度阻力预报。以KCS基准设计模型为例,使用An-

sys Student 2020 R2的DM模块建立计算域,计算域总长接近 $3L_{pp}$,宽约为 $1L_{pp}$,高约为 $1L_{pp}$ 。进而使用Fluent Meshing模块对计算域及船体进行网格划分,

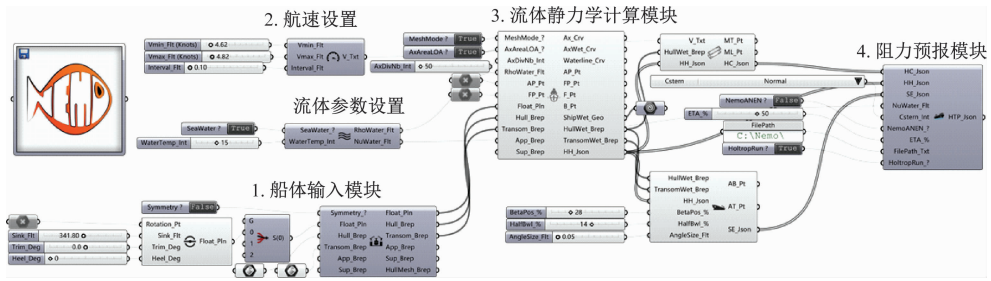
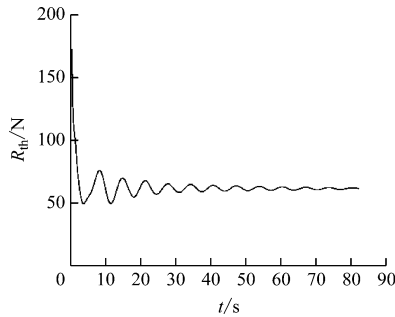


图5 Holtrop 法阻力预报模块

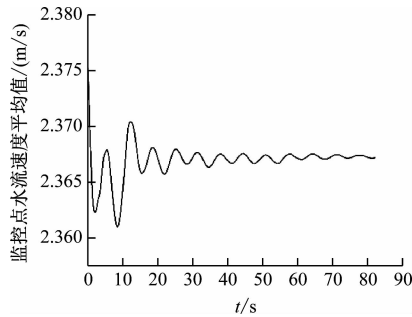
Fig.5 Holtrop method resistance prediction module

KCS 基准设计模型共划分体网格 466 873 个, 网格最大歪斜率为 0.721 62, 歪斜率指标的取值范围在 0~1 之间, 该数值越大说明网格质量越高, 本文的模型网格质量较高。最后采用 Fluent 进行数值模

拟, 图 6a 是 KCS 的高精度阻力计算值 R_{th} 的收敛曲线, 图 6b 表示设置在计算域中 KCS 艏部监控点的水流速度平均值, 该值用于判断数值计算是否收敛。



(a) KCS 高精度阻力计算值 R_{th} 的收敛曲线



(b) 流场监控点的水流速度平均值

图6 R_{th} 及流场监控点水流速度平均值

Fig.6 Average water flow velocity at R_{th} and flow field monitoring points

本文使用 KCS 基准设计模型经过水池试验所测得的总阻力系数 $C_t = 0.004 501$ [15]。可通过无因次化的阻力系数计算公式计算出总阻力的试验流体力学 (Experimental Fluid Dynamics, EFD) 数值 C [16]:

$$C = \frac{R}{\frac{1}{2}\rho U_0^2 S_{hull}} \quad (4)$$

式中, U_0 为航速; ρ 为水的密度; R 表示船舶阻力。

经计算得出 KCS 基准设计模型的 EFD 总阻力 $R_t = 124.470$ N, 本文基于 CFD 的高复杂度计算值

R_{th} 较 EFD 值高 1.712%, 当前基于 RANS 方法计算常规船舶模型阻力偏差在 3% 以内, 设计航速的阻力偏差一般在 1% 左右, 验证了 CFD 符合作为高复杂度计算方法的手段。基于 Holtrop 法计算了高复杂度样本点的低复杂度计算值, 该值较 EFD 值高 13.66%。采用乘法标度函数的方法计算高、低复杂度数据的商并作为补偿因子, 学习样本的低、高复杂度阻力及补偿因子如表 4 所示。

表4 补偿因子近似模型学习样本

Tab.4 Compensation factor approximation model learning samples

模型	Z 向控制点位移/mm	X 向控制点位移/mm	Y 向控制点对称位移/mm	R_{t1}/N	R_{th}/N	标准差 σ
基准设计模型	0	0	0	141.469	126.602	0.895
样本 1	-7.57	-30.51	-37.91	141.139	125.886	0.891
样本 2	1.90	-11.77	-11.43	141.351	126.986	0.898
样本 3	-34.72	74.37	-96.41	142.061	126.537	0.891
样本 4	59.64	81.62	79.92	142.436	129.758	0.911
样本 5	27.94	1.90	27.48	141.547	126.870	0.896

3 变复杂度代理模型的构建及可视化程序的实现

3.1 低复杂度代理模型及补偿因子代理模型的构建

本文的优化目标及约束条件:

$$\left\{ \begin{array}{l} f_{\text{opti}} = \{ \min R'_t \}, F_r = 0.282 \\ R'_t(x) = R'_{\text{il}}(x) \cdot \sigma'(x) \\ R_{\text{il}}(x) = R_t(1 + k_1) + R_{\text{app}} + R_w + \\ \quad R_b + R_{\text{tr}} + R_a \\ \sigma(x) = \frac{R_{\text{th}}(x)}{R_{\text{il}}(x)} \\ \text{s. t. } \frac{|L_{\text{cba}} - L_{\text{chopti}}|}{50 - L_{\text{cba}}} \leq 0.01 \\ \frac{|\Delta_a - \Delta_{\text{opti}}|}{\Delta_a} \leq 0.01 \end{array} \right. \quad (5)$$

式中, f_{opti} 是目标函数; $R'_t(x)$ 是总阻力的 VCM 预报值; F_r 是弗劳德数; 设 x 为设计变量; $R'_{\text{il}}(x)$ 是总阻力的低精度近似模型预报值; $\sigma'(x)$ 是补偿因子近似模型的预报值; $\sigma(x)$ 是补偿因子, 用于组成补偿因子近似模型的学习样本, 采用比例因子的形式, 其是高精度计算结果 $R_{\text{th}}(x)$ 和低精度计算结果 $R_{\text{il}}(x)$

的比值, 即在高精度样本点上计算得到的 CFD 阻力预报数值和 Holtrop 法阻力预报数值的比值; 式中的约束条件为静水力约束; L_{chopti} 为优化模型的浮心纵向位置; Δ_{opti} 为通过静水力计算得到的优化模型排水量。

本文的几何约束: 船长 L 、型宽 B 、型深 D 、吃水 T 及主船体几何造型不变。

使用可视化编程语言分别基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和 BP 神经网络 (BPNN) 将 58 组低精度样本点作为学习样本构建低精度代理模型。设置 SVM 的惩罚系数 $C = 32\ 768$, 拟合精度 $\varepsilon = 8$, 采用的 SVM 种类为 Epsilon regression SVM (ε -SVM)。设置 BPNN 的层数为 3 层, 每层设置 4 个神经元, 共迭代 1 000 次, 学习率为 0.1, 收敛误差设置为 0.001。基于上述参数构建出的 SVM 和 BPNN 分别在同类代理模型中反复比较测试, 精确度表现皆为若干方案中最优。最后在训练集中选取出验证集, 对 SVM 和 BPNN 代理模型进行精度比较和选择。图 7 为可视化船型优化平台的代理模型精度比较, 对比图中验证集原始数据线段和代理模型拟合线段, SVM 明显较 BPNN 对验证集拟合更为精确, 因此本文选用 SVM 构建低精度代理模型。

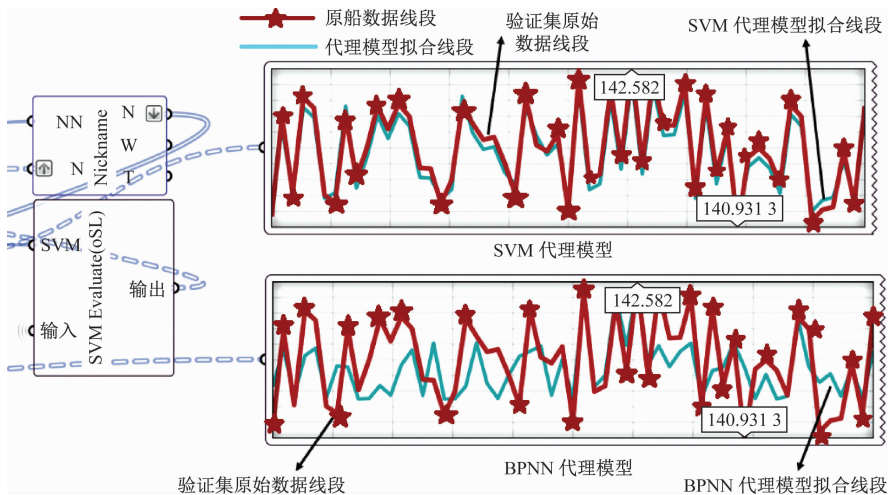


图 7 SVM 及 BPNN 代理模型的精度比较

Fig. 7 Accuracy comparison of SVM and BPNN surrogate model

依据 Kolmogorov 定理, 3 层神经网络模型即可实现对任意精度的逼近。对于补偿因子的少量样本点数据, 分别采用 BPNN 与 SVM 进行构建且对比精度, 结果显示构建简单的 BPNN 模型即可进行较好的拟合。本文通过 6 个补偿因子学习样本建立了补偿因子 BPNN 模型, 该 BPNN 模型是一个有 1 个输入层、1 个隐含层、1 个输出层的 3 层神经网络。每层神经元数量为 4 个, 最大迭代次数是 1 000 次, 迭

代终止误差是 1.014 6。

3.2 代理模型的全局及局部精度测算

对低复杂度代理模型进行精度测算。首先进行局部精度测算, 采用交叉验证误差 (Cross-Validation Error) 作为评价标准。交叉验证误差定义为

$$e_{\text{cv}}(x_k) = y(x_k) - y'_k(x_k) \quad (6)$$

式中, x_k 代表第 k 个样本点; $e_{\text{cv}}(x_k)$ 为第 k 个样本点处的交叉验证误差; $y(x_k)$ 为第 k 个样本点处的响应

值; $y'_{-k}(x_k)$ 为基于除第 k 个样本点以外的所有样本点所建立的代理模型在第 k 个样本点处的预测

值。图 8 是可视化船型优化平台的代理模型精度评价指标计算模块。

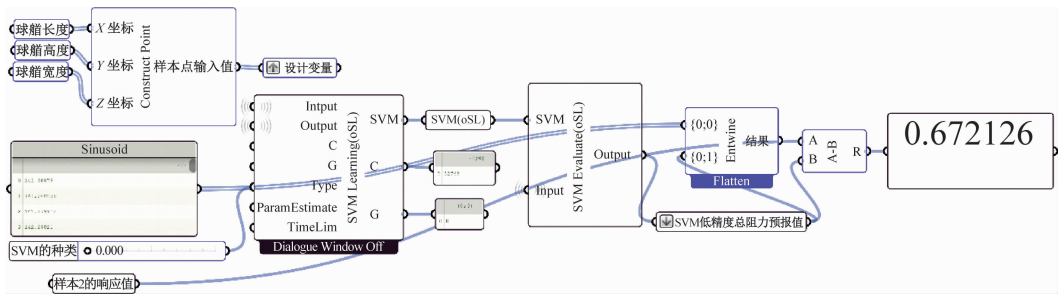


图 8 可视化船型优化平台的代理模型精度评价指标计算模块

Fig. 8 Calculation module of surrogate model accuracy evaluation index of visual ship form optimization platform

以低复杂度模型的样本 2 为例,基于可视化程序计算在该点处的交叉验证误差为 0.672126,该值小于高复杂度计算方法与 EFD 的误差。经测试计算,得出所有样本点处的交叉验证误差均较小。

本送入 BPNN 中进行计算,通过 RMSE 和 MAPE 对该 BPNN 预报结果的精确性进行评估,经计算得:RMSE = 0.006, MAPE = 0.471, BPNN 代理模型的两个全局精度评价指标均较小。

再进行全局精度测算,将全部学习样本作为测试样本送入 SVM 中进行计算,通过均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 和平均绝对预报误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 对 SVM 代理模型预报结果的精确性进行评估。经计算得:RMSE = 0.354, MAPE = 0.203, SVM 代理模型两个全局精度评价指标都较小。

综上所述,本文的 SVM 和 BPNN 均满足球船降阻优化 VCM 构建的精度要求。

3.3 变复杂度代理模型的可视化程序实现

对补偿因子代理模型也采用上述流程进行局部精度测算,在所有样本点处的交叉验证误差均较小。再进行全局精度测算,将全部学习样本作为测试样

通过可视化船型优化平台联合低复杂度代理模型与补偿因子代理模型,基于变复杂度方法构建阻力预报修正模型(变复杂度代理模型)。变复杂度代理模型的可视化程序如图 9 所示,图中 1 区域为代理模型区域,2 区域为优化算法区域,这两个区域可适应不同优化任务做出灵活的升级与方法的替换,较其他平台软件更便于工程应用。

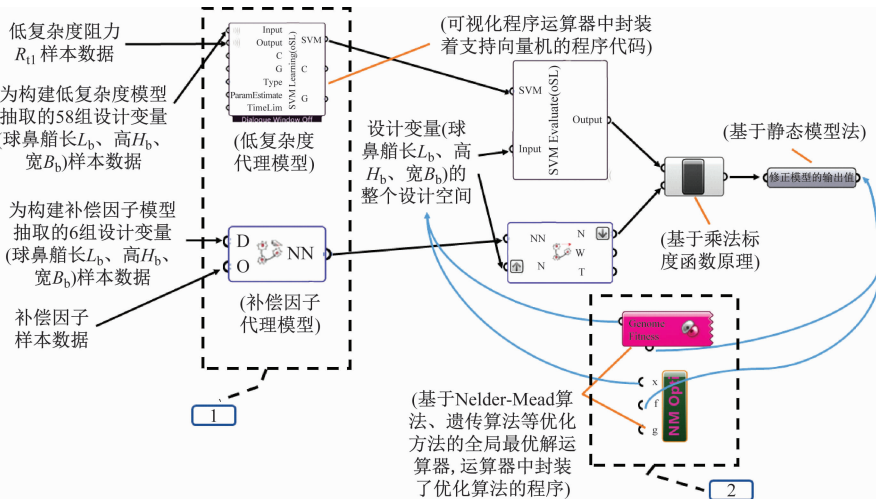


图 9 变复杂度代理模型的可视化程序模块

Fig. 9 Visual program module of variable fidelity model

在 2 区域中,通过封装优化算法的全局最优解运算器对球鼻船线性尺寸进行寻优迭代,运算器的设计变量端分别接入球鼻船线性尺寸长 L_b 、高 H_b 、宽 B_b 的整个设计空间,适应值端连接单位排水量总阻力的数据输出端。

4 全局最优解的搜索及验证

4.1 优化算法的选取

船型优化设计中由于采用了高复杂度分析模型进行迭代计算,数值噪声较大,导致对梯度信息存在

明显影响,故不能采用传统基于梯度的优化方法,而是选用现代优化方法进行全局最优解的搜索。本文通过使用遗传算法(Genetic Algorithm,GA)、模拟退火算法(Simulated Annealing,SA)及 Nelder-Mead 算法分别对著名的全局优化函数(求解函数最小值)进行全局最优解的搜索,经对比分析而选取合适的优化算法。

Rosenbrock 函数为:

$$F(x) = 100(x_1 - x_2^2)^2 + (x_2 - 1)^2 \quad (-5 \leq x_1, x_2 \leq 5) \quad (7)$$

此函数有无限多个局部最优解,而全局最优解只存在一个,是(1,1),全局最优值为 0。可视化船型优化平台的优化算法测试模块如图 10 所示。

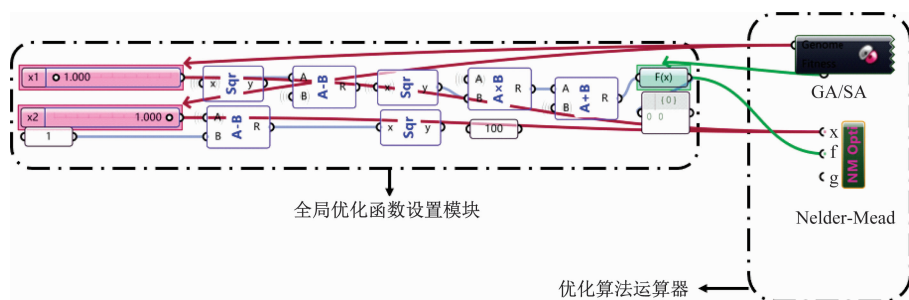


图 10 优化算法测试模块

Fig. 10 Optimization algorithm testing module

为对比各优化算法的效率,该优化测试问题使用不同随机产生的初值计算 400 次,以统计平均比较各种优化算法得到的计算结果,计算结果见表 5 及表 6。GA 设置需要繁衍的代数数为 50 代,每代繁衍 50 个个体,初始父代个体的随机数为 2,在新一代中保留父代个数的百分比为 5%。SA 的回火温度设置为 100%。

表 5 优化算法的最优值

Tab. 5 The optimal value of the optimization algorithm

GA	SA	Nelder-Mead
0.000 016	0.000 2	0

表 6 优化算法达到全局最优解的次数

Tab. 6 The number of times the optimization algorithm reaches the global optimal solution

GA	SA	Nelder-Mead
133	>400	244

对比三种优化算法计算结果,Nelder-Mead 算法能更好地搜索到全局最优解,且 Nelder-Mead 算法所用迭代次数在 400 次以内,该算法的综合表现较好。

4.2 KCS 球鼻艏设计变量的寻优

本文基于 Nelder-Mead 算法对球鼻艏造型进行寻优迭代,令 R_i 为适应度函数,Nelder-Mead 算法总共迭代 100 次,Nelder-Mead 算法迭代过程示意如图 11 所示,在算法迭代 7 次左右就收敛到全局最优解附近。

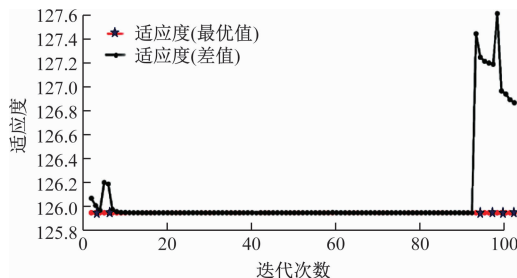
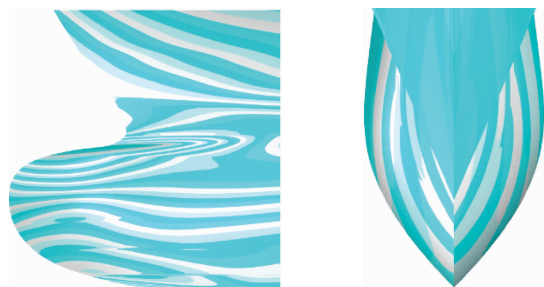


图 11 Nelder-Mead 算法迭代过程示意

Fig. 11 Schematic diagram of the iterative process of Nelder-Mead algorithm

经过 Nelder-Mead 算法寻优得出 FFD 变形模块最前端两列控制点在 Z 方向上的线性位移为 -8.51 mm,FFD 变形模块最前端三列控制点在 X 方向上的线性位移为 -10.12 mm,FFD 变形模块最前端第一列控制点在 Y 方向上对称的线性位移为 -60.03 mm。KCS 优化后球鼻艏造型如图 12 所示,图 12a 中球鼻艏与主船体的 NURBS 曲面连接处



(a) 优化后球鼻艏侧视图及斑马纹 (b) 优化后球鼻艏俯视图及斑马纹

图 12 KCS 优化后球鼻艏造型及斑马纹示意图

Fig. 12 KCS optimized bulbous bow shape and zebra pattern schematic diagram

斑马纹光滑连续无间断,证明 FFD 可以在不破坏曲面连续性的条件下灵活地改变球鼻艏造型。

4.3 KCS 球鼻艏优化结果验证及分析

KCS 优化后球鼻艏船模的主参数如表 7 所示, KCS 优化后球鼻艏船模的阻力预报值如表 8 所示, VCM 预报误差为 0.026 2%, 将 KCS 基准设计模型高复杂度阻力预报值与 EFD 的误差作为评估器, VCM 预报误差远小于评估器的偏差, VCM 预报合理可信。基准设计模型的 $R_{th} = 126.602$ N, 优化后球鼻艏模型的 $R_{th} = 125.912$ N, 降阻达到基准设计模型 R_{th} 的 0.545%。优化后球鼻艏模型 L_{cbopti} 较基准设计模型向船舳后推移了 0.018 356% L_{pp} , Δ_{opti} 较 Δ_a 减小了 0.034 8%, 满足本文对 L_{cb} 及 Δ 的约束条件。因此该优化后球鼻艏是 KCS 降阻优化的一个合理结果。

表 7 优化后球鼻艏模型主参数

Tab.7 Main parameters of optimized bulbous bow model

L_{pp}/m	B/m	T/m	S_{hull}/m^2	Δ_{opti}/t	$L_{cbopti}/\%$
7.279	1.019	0.342	9.561	1.684	-0.870

表 8 优化后球鼻艏模型阻力数据

Tab.8 Resistance data of optimized bulbous bow model

R_{th}/N	R_{th}'/N	R_{th}''/N	VCM 预报误差/%
141.303	125.912	125.945	0.026 2

图 13 展现了球鼻艏优化后 KCS 船体兴波幅值明显减小, 船首波相位发生明显移动, 首波幅值变小, 使得首波较优化前更加瘦削, 进流角减小。

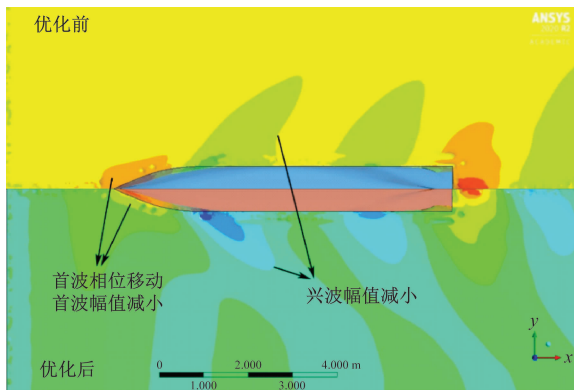


图 13 球鼻艏优化前后开尔文船波对比示意

Fig.13 Schematic diagram of comparison of Kelvin ship waves before and after optimization of bulbous bow

5 结束语

本文基于 GH 可视化编程环境提出与构建了开源的可视化船型优化平台, 并将平台应用于 KCS 球

鼻艏形状降阻优化研究上, 通过在优化过程中引入变复杂度方法, 既保证了优化精度, 又提升了优化速度。该平台解决了商业优化平台中各软件耦合时接口不通用的问题, 平台中算法可随工程需求进行替换, 表现出强大的可扩展性。接下来的研究中将使用该平台进行多学科船型设计优化, 且将改进优化流程和方法, 使可视化船型优化平台逐渐完善。

参 考 文 献

- [1] 魏亚博, 王建华, 万德成. 基于黏流的三体船片体布局优化[J]. 中国造船, 2022, 63(4): 133-142.
WEI Y B, WANG J H, WAN D C. Layout optimization of trimaran side hulls based on viscous flow [J]. Shipbuilding of China, 2022, 63(4): 133-142. (in Chinese)
- [2] LIU Z Q, ZHAO W W, WAN D C. Resistance and wake distortion optimization of JBC considering ship-propeller interaction [J]. Ocean Engineering, 2022, 244.
- [3] 冯佰威, 王首茗, 冯梅. 改进的径向基插值方法在船型优化中的应用[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 57-64.
FENG B W, WANG S M, FENG M. Application of improved radial basis interpolation method in ship shape optimization [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(3): 57-64. (in Chinese)
- [4] 冯佰威, 刘祖源, 聂剑宁, 等. 基于 iSIGHT 的船舶多学科综合优化集成平台的建立[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2009, 33(5): 897-899.
FENG B W, LIU Z Y, NIE J N, et al. Establishment of ship multi-disciplinary design optimization platform based on the iSIGHT [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2009, 33(5): 897-899. (in Chinese)
- [5] WAN Y J, HOU Y H, XIONG Y P, et al. Interval optimization design of a submersible surface ship form considering the uncertainty of surrogate model [J]. Ocean Engineering, 2022, 263:1463-1478.
- [6] 孙凤胜, 于欣, 张维英, 等. 基于 VCM 与智能优化方法的水面舰船球鼻艏降阻研究[J]. 大连理工大学学报, 2023, 63(2): 292-302.
SUN F S, YU X, ZHANG W Y, et al. Research on resistance reduction of bulbous bow of surface ships based on VCM and intelligent optimization method [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2023, 63(2): 292-302. (in Chinese)

- Ocean Engineering, 2013(4): 1-5. (in Chinese)
- [3] WANG J B, YU H, ZHANG Y F, et al. CFD-based method of determining form factor k for different ship types and different drafts[J]. Journal of Marine Science and Application, 2016, 15(3): 236-241.
- [4] WANG J B, YU H, FENG Y. Feasible study on full-scale delivered power prediction using CFD/EFD combination method [J]. Journal of Hydrodynamics, 2019, 31(1): 1250-1254.
- [5] 盛振邦, 刘应中. 船舶原理[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2003.
- SHENG Z B, LIU Y Z. Ship theory [M]. Shanghai: Shanghai JiaoTong University Press, 2003. (in Chinese)
- [6] 江杰, 李彦强. 船舶阻力换算中形状因子的计算研究[J]. 四川兵工学报, 2015, 36(4): 132-135.
- JIANG J, LI Y Q. Calculation of form factor in ship resistance conversion[J]. Journal of Sichuan Ordnance Engineering, 2015, 36(4): 132-135. (in Chinese)
- [7] FARKAS A, DEGIULI N, MARTIC I. Numerical investigation into the interaction of resistance components for a series 60 catamaran [J]. Ocean Engineering, 2017, 146: 151-169.
- [8] DOGRUL A, SONG S, DEMIREL Y K. Scale effect on ship resistance components and form factor[J]. Ocean Engineering, 2020, 209: 107428.
- [9] International Towing Tank Conference. ITTC Quality System Manual, Recommended Procedures and Guidelines: Uncertainty Analysis in CFD Verification and Validation Methodology and Procedures[R]. Wuxi: Resistance Committee of 28th ITTC, 2017.
- [10] BERTRAM V. Practical ship hydrodynamics [M]. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2012.
- [11] NIKLAS K, PRUSZKO H. Full-scale CFD simulations for the determination of ship resistance as a rational, alternative method to towing tank experiments [J]. Ocean Engineering, 2019, 190: 106435.
- [12] 高旋, 高玉玲, 董国祥. 采用数值计算方法获得 KVLCC2 形状因子($1+k$)的探讨[C] //第三十一届全国水动力学研讨会论文集(上册). 北京: 海洋出版社, 2020: 741-749.
- GAO X, GAO Y L, DONG G X. Discussion on obtaining form factor ($1+k$) of KVLCC2 by numerical method [C] //Proceedings of the 31st National Hydrodynamics Symposium (Volume 1). Beijing: China Ocean Press, 2020: 741-749. (in Chinese)
- (上接第 149 页)
- [7] 刘祖源, 冯佰威, 詹成胜. 船体型线多学科设计优化 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 112-117.
- LIU Z Y, FENG B W, ZHAN C S. Multidisciplinary design optimization of ship hull form [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 112-117. (in Chinese)
- [8] FISCHER C C, GRANDHI R V. A surrogate-based adjustment factor approach to multi-fidelity design optimization [C] //Non-Deterministic Approaches Conference, 2015, Kissimmee, Florida: AIAA, 2015: 1375.
- [9] HAN Z H, GORTZ S, ZIMMERMANN R. Improving variable-fidelity surrogate modeling via gradient-enhanced kriging and a generalized hybrid bridge function[J]. Aerospace Science & Technology, 2013, 25(1): 177-189.
- [10] XIA B, HONG S, CHOI K, et al. Optimal design of winding transposition of power transformer using adaptive Cokriging surrogate model [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2017, 53(6): 1-4.
- [11] HOLTROP J, MENNEN G G J. A statistical power prediction method [J]. International Ship Building Progress, 1978, 25: 253-256.
- [12] HOLTROP J, MENNEN G G J. An approximate power prediction method [J]. International Ship Building Progress, 1982, 29: 166-170.
- [13] HOLTROP J. A statistical re-analysis of resistance and propulsion data [J]. International Ship Building Progress, 1984, 31: 272-276.
- [14] 周俊秋, 孙凤胜, 张维英, 等. 基于可视化编程环境的船型参数化融合与降阻优化研究[J]. 大连理工大学学报, 2021, 61(5): 471-480.
- ZHOU J Q, SUN F S, ZHANG W Y, et al. Research on hull form parametric morphing and optimization of resistance reduction based on visual programming environment [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2021, 61(5): 471-480. (in Chinese)
- [15] 王英第, 陈彦臻, 周伟健, 等. 船体阻力数值预报研究及黏性流场计算[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(1): 17-22.
- WANG Y D, CHEN Y Z, ZHOU W J, et al. Research on resistance prediction and calculation of viscous flow field[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(1): 17-22. (in Chinese)
- [16] 杨兆臣, 张怀新. 基于双向流固耦合的柔性表面覆盖层减阻性能[J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(8): 1165-1172.
- YANG Z C, ZHANG H X. Investigation of drag reduction of flexible surface based on bi-directional fluid-structure interaction [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2016, 50(8): 1165-1172. (in Chinese)