

基于两种不同近似模型的 DTMB 5415 总阻力船型优化

张牧, 王建华, 万德成*

(上海交通大学 船海计算水动力学研究中心(CMHL) 船舶海洋与建筑工程学院
海洋工程国家重点实验室, 上海 200240, *通信作者 Email: dcwan@sjtu.edu.cn)

摘要: 本研究利用神经网络近似模型、Kriging 模型和遗传算法来进行标准船模 DTMB 5415 在设计航速下的总阻力优化。首先, 采用对不同航速下船模的总阻力系数进行数值计算, 并与实验值进行对比, 保证总阻力系数求解的可靠性; 然后使用自主开发的船型优化软件 OPTShip-SJTU 中的船型变换模块来获得一系列新船型, 并计算这些船型在设计航速下的总阻力系数, 形成样本船型数据库; 接着基于该样本数据库, 使用人工神经网络算法和 Kriging 算法分别学习构建出总阻力系数与船型参数之间的近似模型, 并对此两个近似模型分别采用遗传算法求得两个最优解; 最后将两个模型的对应的最优解, 分别反馈到船型变换模块得到 DTMB 5415 船模最优船体型线。并且完成了两个近似模型得到的最优船型进行阻力的计算和对比分析。

关键词: 船舶阻力优化; 神经网络; 近似模型; 遗传算法; OPTShip-SJTU

1 引言

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是实现机器学习(Machine Learning, ML)诸多方法中的一种, 具有强大的非线性拟合能力。随着计算机计算速度的飞速发展以及新的算法的提出, 机器学习在需要从复杂的数据库中挖掘未知规律的领域, 有着越来越多的应用。目前, 船舶流体力学是一个理论方法还不够成熟、需要很多经验公式的领域。在预报船舶航行时所受的各种力和力矩、各项水动力系数和运动参数时, 需要用到的船型样本库以及设计图谱等资料, 这本质上就是机器学习中的回归问题^[1]。

人工神经网络在船舶各项阻力性能的预报、波浪中船舶的横摇预报和船舶操纵性方面已经有着广泛的运用。2019 年 Tomasz Cepowski^[2]利用神经网络对船舶设计初期的汹涛阻力进行预测; 2018 年张乔宇等^[3]在研究构建船舶阻力预报模型中, 利用三层 BP 神经网络

络构建的模型与其他几种机器学习方法构建出的模型进行对比；2019年黄为等^[4]利用循环神经网络对航天测量船的船摇运动进行预测模拟；2018年李少伟等^[5]利用深度置信网络对改进船舶自动舵的控制精度。

在船舶的各项水动力性能中，阻力性能是非常重要的一个方面。是否具有优良型线的船体直接关系到续航力、建造施工难度、船舶运营成本、船员驾驶等诸多方面。因此在对高速船进行船型优化时，优化船体型线来降低总阻力是一个重要的目标。

2 阻力评估方法与验证

本研究是针对 DTMB5415 在设计工况下所受总阻力进行优化，各项对比所用的实验值均来自 INSEAN 船模实验^[6]。DTMB5415 的船型见图 1，各项船型参数见表 1。



图 1 DTMB5415 船型

表 1 DTMB5415 船模的主要参数 (缩尺比 $\alpha = 22.832$)

参数	取值
垂线间长 (L_{PP})	5.72m
吃水 (T)	0.248m
最大船宽 (B_{WL})	0.768m
湿表面积 (S)	4.824m ²
排水量 (Δ)	0.551m ³
方形系数	0.507
重心坐标	(2.89m, 0, 0.0563m)

计算结果中的总阻力系数，按照休斯的观点分为摩擦阻力系数 C_f 、兴波阻力系数 C_w 和黏压阻力系数 C_{pv} 之和。 C_f 按照 1957ITTC 公式计算， C_{pv} 按照巴谱米尔公式计算。

$$C_t = C_f + C_w + C_{pv} \quad (1)$$

$$C_f = \frac{0.0075}{(\lg Re - 2)^2} \quad (2)$$

$$C_{pv} = 0.09 \frac{A_m}{S} \sqrt{\frac{A_m}{2L_r}} \quad (3)$$

式中, Re 为雷诺数; A_m 为中横剖面面积; L_r 为去流段长度。计算船舶所受到阻力系数是采用兴波阻力势流求解器:NMSHIP-SJTU, 该求解器是基于 Neumann Michell 理论开发的^[7]。其速度势表达式, 可以简化为:

$$\tilde{\phi} \equiv \tilde{\phi}_H + \tilde{\psi}^W \equiv \tilde{\phi}_H^L + \tilde{\phi}_H^W + \tilde{\psi}^W \equiv \tilde{\phi}_H^L + \tilde{\phi}^W \quad (4)$$

其中 $\tilde{\phi}_H$ 和 $\tilde{\psi}^W$ 定义为:

$$\tilde{\phi}_H \equiv \int_{\Sigma^H} G n^x da - \int_{\Sigma^F} G \pi^\phi dx dy \quad (5)$$

$$\tilde{\psi}^W \equiv \int_{\Sigma^H} (\phi_t \mathbf{d}_* + \phi_d \mathbf{t}_*) \cdot \mathbf{W} da \equiv \int_{\Sigma^H} [(d_*^y W_z^x - d_*^z W_y^x) \phi_t + (t_*^y W_z^x - t_*^z W_y^x) \phi_d] da \quad (6)$$

上述公式具体计算推导及符号意义可参考相关文献^[7]。

首先进行数值不确定性分析, 分别划分三套网格, 网格的数量分别为 0.98×10^4 , 1.35×10^4 , 1.84×10^4 , 计算时的来流速度取设计航速($Fr=0.28$)。

计算结果及与 INSEAN 实验值的对比见表 2。通过对比可以发现由三套网格计算得到的阻力值与实验值的误差均在 5% 以内。再对船体网格数为 1.35×10^4 的网格进行计算, 计算 3 个航速 ($Fr=0.21$ 、 0.28 、 0.35) 下的船舶所受静水阻力, 并将其与 INSEAN 实验值进行对比(表 3), 低航速下的误差为 8.53%; 在设计航速和高航速下的误差均在 5% 以内。

表 2 母型船阻力计算结果及与实验值的对比 ($Fr=0.28$)

网格数量	$C_w(\times 10^{-3})$	$C_t(\times 10^{-3})$	$C_{t-EXP}(\times 10^{-3})$	误差/%
0.98×10^4	1.504	4.415	4.23	4.37
1.35×10^4	1.48044	4.39144	4.23	3.82
1.84×10^4	1.44119	4.35219	4.23	2.89

表 3 网格数量为 1.35×10^4 时母型船各个航速下的阻力值

Fr	$C_w(\times 10^{-3})$	$C_t(\times 10^{-3})$	$C_{t-EXP}(\times 10^{-3})$	误差/%
0.21	1.227	4.287	3.95	8.53
0.28	1.48044	4.39144	4.23	3.82
0.35	1.800	4.603	4.84	-4.90

3 船型变换方法

采用船型优化软件 OPTSHIP-SJTU^[8]中的船型变换模块来获得一系列新船型, 其已经在 Wigley 船、4250TEU、和 KCS 集装箱等船的船体型线优化中有所应用^[9]。本研究中船型变换的方法采用 FFD 方法, 对母型船船型的变换得到新船型的船型数据库。

DTMB5415 为高速军舰, 在航行时所受的总阻力中, 兴波阻力所占比重较大。在主尺度和

各项船型系数保持一致的情况下，首尾形状的变化对兴波阻力的影响极大。母型船的船尾为方尾，因此在使用 FFD 方法进行船型变化时，主要针对船艏水线以下部分和球鼻艏区域进行船型变换，即分别用两个格子^[10]（Lattice-1 和 Lattice-2）分别把船体前半体和球鼻艏囊括进去。

本文的船型变换约束条件为：①仅改变船艏部分的型线，船艉型线保持不变，船长 L 、船宽 B 、吃水 T 保持不变；②排水量以及湿表面积大小波动范围为 5%。

本研究采用 6 个设计变量进行船型变化，设计变量和曲面变化方向（ x 、 y 、 z 方向）的取值范围为见表 4。利用优化拉丁方的方法生成含有 500 个离散样本的集合，使样本均匀地分布在各个设计变量的上下届内。在利用已经生成设计变量进行船型变换之后，计算每一个样本船在设计航速（ $Fr=0.28$ ）下的总阻力值。

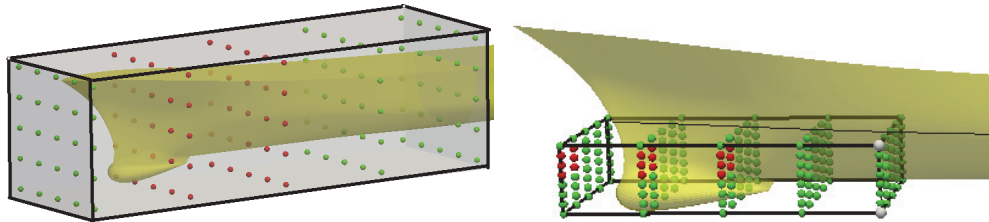


图 2 Lattice-1 和 Lattice-2 示意图

表 4 优化变量取值范围

	设计变量	变化的方向	下界	上界
Lattice-1	X1	x	-0.01	0.01
	X2	z	-0.0005	0.0005
	X3	y	-0.015	0.015
	X4	y	-0.015	0.015
Lattice-2	X5	y	-0.007	0.007
	X6	y	-0.007	0.007

4 近似模型构建

BP 神经网络是应用最广泛的人工神经网络神经网络，具有良好的非线性拟合能力。基于已经建立的样本船型库，将 500 条样本船型的数据随机分成 3 组，训练集（Training）、验证集（Validation）和测试集（Test）。以相关系数和均方误差为评价指标进行神经网络的训练，进而建立设计变量与对应船型的兴波阻力系数 C_w 之间的关系函数。本文共有 6 个设计变量，故神经网络的输入变量共 6 个，输出的变量为 1 个。本文基于 MATLAB 软件中的 Neural Net Fitting 模块，对已经创建的船型数据库进行拟合。使用 3 层 BP 神经网络，通过设置不同的 BP 神经网络中间元的个数来进行训练。训练效果如图 4，训练集、验证集和测试集的相关

系数均大于 0.99，最终达到预期的训练效果。

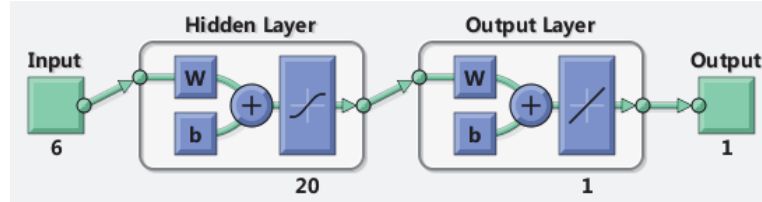


图3 神经网络示意图

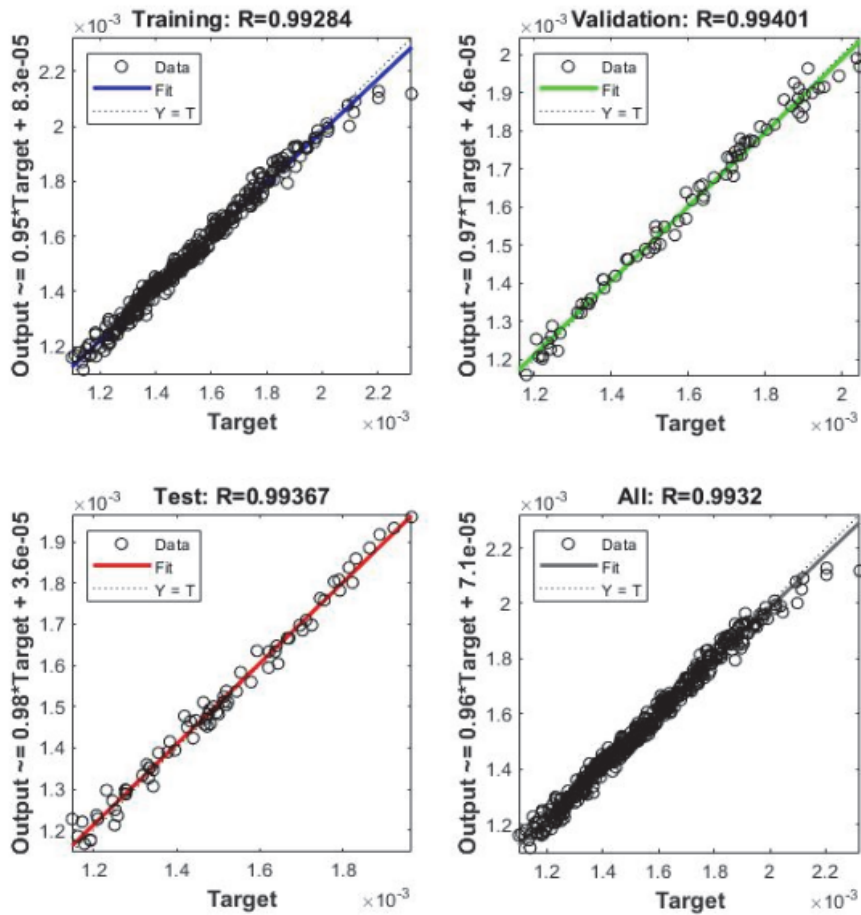


图4 BP神经网络训练效果（相关系数）

Kriging 方法是在船型优化中已有的、用于构建近似模型的一种方法。从统计的角度说，是从变量相关性和变异性出发，在有限区域内对区域化变量的取值进行无偏、最优估计的一种方法；从插值角度讲是对空间分布的数据求线性最优、无偏内插估计的一种方法。

为了验证两种近似模型的拟合度，在样本船型库中随机抽取 50 条样本船的数据，将设计变量作为输入自变量，导入两个近似模型中得到预测的总阻力系数，并以样本船的总阻

力系数为基准，分析两种模型拟合的精度。由图 5 可以看出，Kriging 方法构建出的模型，相比于神经网络拟合出的近似模型，具有更加良好的拟合度。

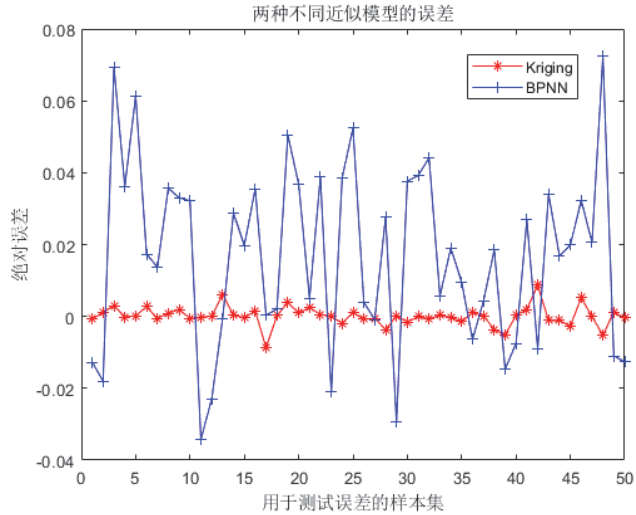


图 5 两种不同近似模型的误差

5 两种模型的优化结果及对比分析

通过神经网络和 Kriging 模型构建出近似模型之后，利用遗传算法进行单目标优化，得到的最优的设计变量以及对应船型的兴波阻力系数见表 5。BPNN 为神经网络近似模型对应的最优船型，Kriging 为 Kriging 近似模型对应的最优船型。通过表 5 和表 6 的对比，可以看出基于 Kriging 和遗传算法的优化船 2 具有更加良好的阻力性能。

表 5 优化船型及母型船的设计变量和兴波阻力系数对比 ($Fr=0.28$)

/	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Rw($\times 10^{-3}$)	$\Delta R_w\%$
Initial	0	0	0	0	0	0	1.48044	/
BPNN	-0.01000	-0.001259	0.001499	-0.001499	0.0018801	-0.001880	1.07302	-27.52
Kriging	-0.01000	-0.000496	0.01500	-0.01500	0.00700	-0.00700	1.02872	-30.51

表 6 优化船型及母型船的总阻力值对比

/	$R_t(Fr=0.28) (\times 10^{-3})$	$\Delta R_t\%$
母型船	4.39144	/
BPNN	3.98402	-9.28
Kriging	3.939402	-10.29

图 6 的横剖线图对比了优化船型与母型船的型线,可以看出球鼻艏和船艏水线以下区域与母型船相比瘦削了一些。图 7 为优化船型与母型船在设计航速下的自由液面兴波图,对比发现两艘优化船船体周围的自由液面波高有所下降,船尾处的波峰波谷有了明显的下降。图 8 为母型船优化船的船体压力对比,两艘优化船的艏部压力和尾部压力明显减小,基于 Kriging 和遗传算法的优化船的减小更加明显,船体的正压区和负压区也有所改善。

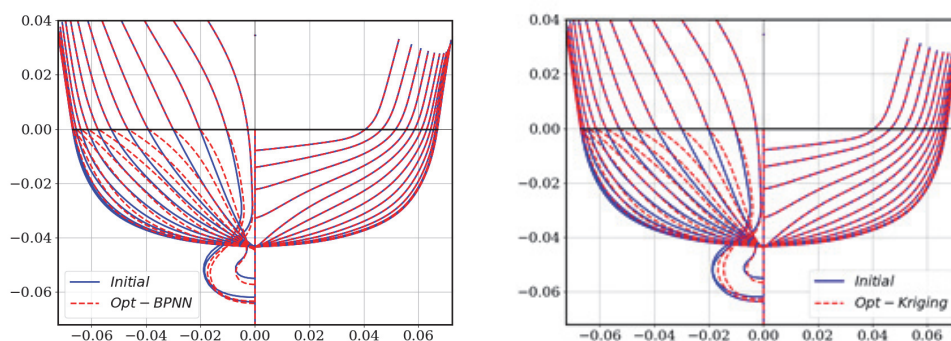


图 6 优化船型与母型船船型对比

6 结论

本研究以 DTMB5415 为母型船,以降低总阻力系数为优化目标,利用自主开发的船型优化软件 OPTShip-SJTU 中的船型变换模块来获得一系列新船型,再利用势流理论、1957ITTC 公式和巴普米洛公式计算设计航速下的总阻力,进而得到样本船型库。然后利用神经网络和 Kriging 模型对样本船型库进行设计变量与总阻力系数函数的拟合,拟合完成之后用遗传算法得到最优的设计变量,利用最优设计变量得到最优船型。通过对比型线、自由液面波形和船体压力分布,证明基于神经网络和 Kriging 模型都可以用于对船型的总阻力优化。后续还将用其他形式的神经网络构建出的近似模型与 Kriging 模型进行对比,以及用更多的船型算例进行对比验证。

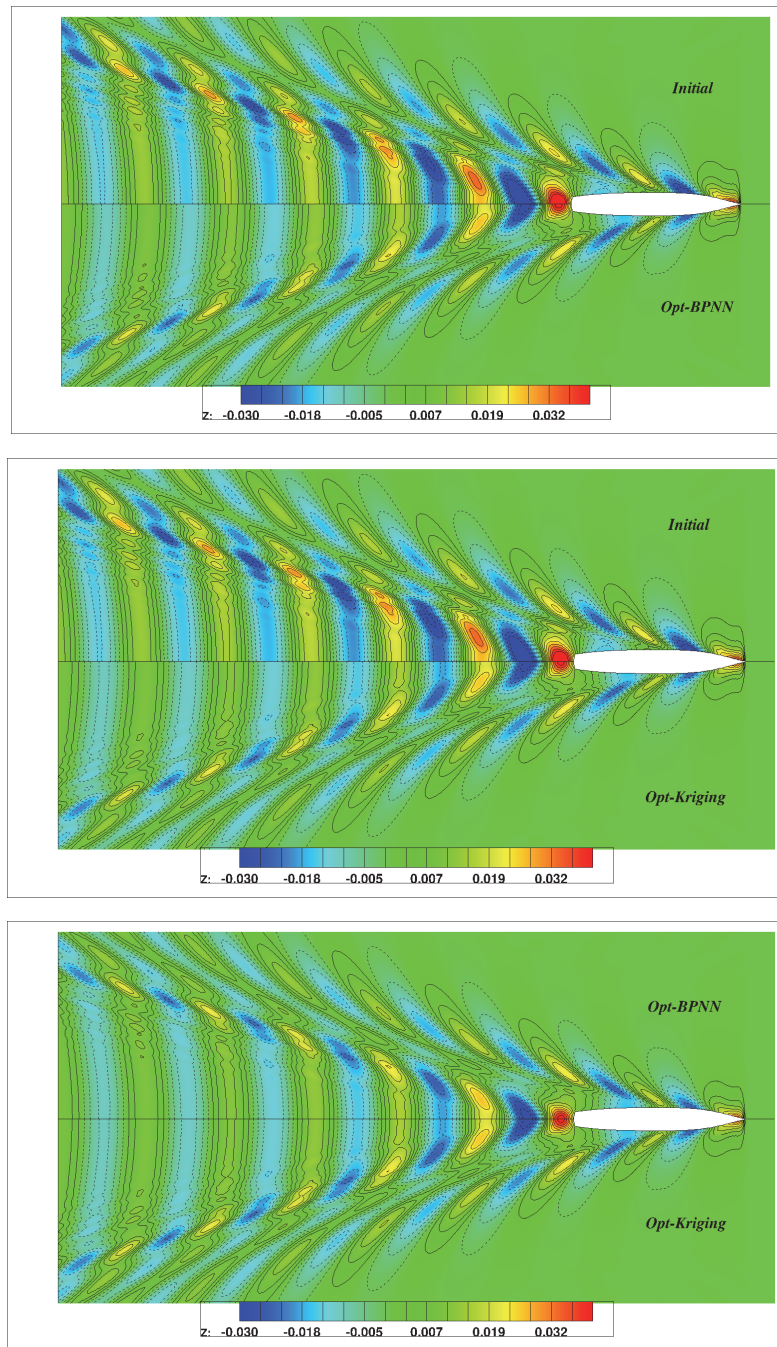


图 7 最优船型与母型船兴波对比

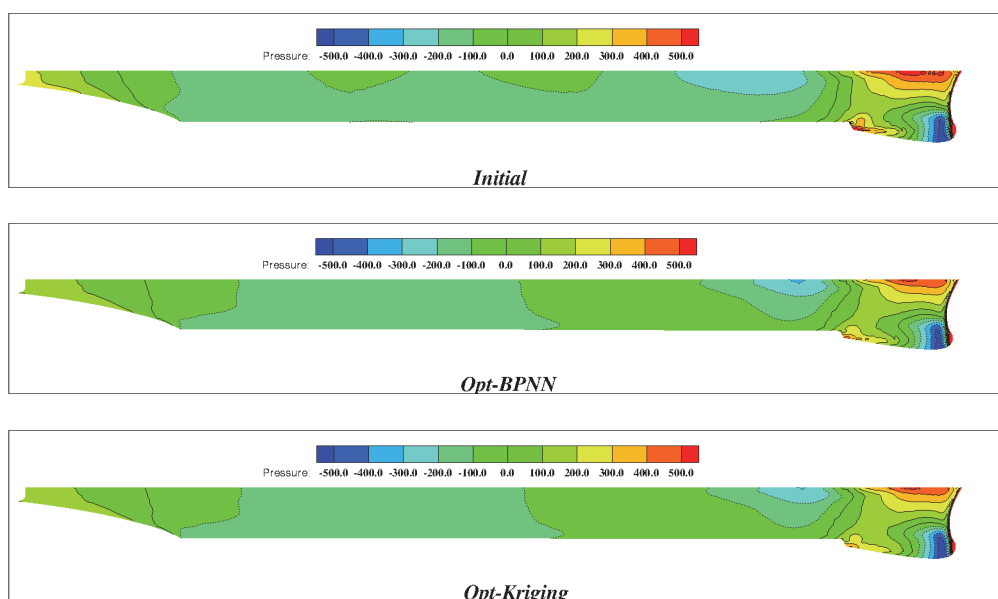


图8 优化前后船体压力对比

致谢

本研究得到国家自然科学基金 (51879159)、长江学者奖励计划(T2014099)、国家重点研发计划项目(2019YFB1704200, 2019YFC0312400)、工信部数值水池创新专项课题(2016-23/09)资助项目。在此一并表示感谢。

参考文献

- 1 曹植璠, 肖昌润. 机器学习在船舶流体力学中的应用综述[C]. 海军工程大学、华中科技大学、武汉理工大学. 第十二届武汉地区船舶与海洋工程研究生学术论坛论文集. 海军工程大学、华中科技大学、武汉理工大学: 武汉地区船舶与海洋工程研究生学术论坛, 2019: 4-10.
- 2 Tomasz Cepowski, The prediction of ship added resistance at the preliminary design stage by the use of an artificial neural network, Ocean Engineering, Volume 195, 2020.
- 3 张乔宇, 黄国富, 金建海. 基于机器学习的船舶阻力预报模型研究[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(23): 6-10.
- 4 黄为, 李永刚, 胡上成, 汪毅. 基于循环神经网络的船摇数据实时预测[J]. 科学技术程, 2019, 19(31): 222-226.
- 5 李少伟, 王胜正. 深度神经网络在船舶自动舵中的应用[J]. 现代电技术, 2018, 41(24): 39-42+47.
- 6 Oliveri A, Pistani F, Avanzini A, et al. Towing tank experiments of resistance, sinkage and trim, boundary

- layer, wake, and free surface flow around a naval combatant INSEAN 2340 model. IIHR Technical Report No.421, The University of Iowa, 2005.
- 7 Wu LiU X. ZHAO M. et al. Neumann-Michell theory-based multi-objective optimization of hull form for a naval surface combatant[J]. Applied Ocean Research2017,63: 129-141.
- 8 刘晓义,吴建威,万德成.基于遗传算法与 NM 理论的船型优化[J].水动力学研究与进展(A 辑), 2016, 31(05): 535-541.
- 9 吴建威. 船体型线数值优化软件 OPTShip-SJTU 船型变换模块开发[D]. 上海: 上海交通大学, 2017.
- 10 缪爱琴, 万德成.基于 MOPSO 算法的船舶兴波阻力多目标优化[J].水动力学研究与进展(A 辑), 2019, 34(03): 291-298.

Ship total resistance optimization of DTMB 5415 based on neural network and Kriging model

ZHANG Mu, WANG Jian-hua, WAN De-cheng*

(Computational Marine Hydrodynamics Lab (CMHL), State Key Laboratory of Ocean Engineering, School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China.

*Corresponding Email: dcwan@sjtu.edu.cn)

Abstract: This paper uses neural network approximate model, Kriging model and genetic algorithm to optimize the total resistance of DTMB 5415 at design speed. First, the numerical calculation of the total drag coefficient of the ship model at different speeds is used and compared with the experimental value to ensure the reliability of the solution of the total drag coefficient. Then the ship type transformation module in the ship type optimization software OPTShip-SJTU is used to obtain a series of new Ship form. The solver is also used to calculate the total drag coefficients of these ship forms at the designed speed to form a sample ship form database. Based on the sample database, artificial neural network algorithm and Kriging algorithm are applied to learn to construct an approximate model between the total drag coefficient and the ship form parameters. Finally, the optimal solutions obtained by two approximate models are fed back to the ship type transformation module to obtain the optimal hull shape of DTMB 5415 ship model. Then the resistance calculation and comparative analysis of the optimal ship type are carried out.

Key words: Ship resistance optimization; neural network; approximate model; genetic algorithm ; OPTShip-SJTU.