



基于智能模糊推理的UUV艇型参数生成方法研究

龚俊斌 王鹏九 汪皓 杨萌

Intelligent fuzzy inference method for generating UUV hull parameters

GONG Junbin, WANG Pengjiu, WANG Hao, YANG Meng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.04063>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于二型模糊控制的无人艇航向航速控制系统设计与试验

Design and experiment of heading and speed control system of unmanned surface vehicle based on Type-2 fuzzy control

中国舰船研究. 2024, 19(1): 90-97 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03055>

基于模糊PID的无人帆船航向控制方法

Heading control method of unmanned sailing boats based on fuzzy PID

中国舰船研究. 2019, 14(6): 15-21 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01518>

大尺度高速水下无人艇控制系统设计与试验验证

Control system design and experiment for large-scale high-speed unmanned underwater vehicle

中国舰船研究. 2020, 15(2): 95-103 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01759>

密集障碍物下无人艇模糊双窗口DWA避障算法

Fuzzy dual-window DWA algorithm for USV in dense obstacle conditions

中国舰船研究. 2021, 16(6): 10-18 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02095>

基于多岛遗传算法的翼型多目标优化设计

Multi-objective optimal design of airfoil based on multi-island genetic algorithm

中国舰船研究. 2024, 19(4): 148-155 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03563>

基于梯度增强Kriging方法的水下航行器结构优化设计

Structural design optimization of underwater vehicle via Gradient-enhanced Kriging

中国舰船研究. 2021, 16(4): 79-85 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02066>



扫码关注微信公众号, 获得更多资讯信息

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.04063>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 龚俊斌, 王鹏九, 汪皓, 等. 基于智能模糊推理的UUV艇型参数生成方法研究[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(6): 56-63.

GONG J B, WANG P J, WANG H, et al. Intelligent fuzzy inference method for generating UUV hull parameters[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(6): 56-63 (in both Chinese and English).

基于智能模糊推理的UUV艇型参数生成方法研究



扫码阅读全文

龚俊斌, 王鹏九, 汪皓*, 杨萌

汉江国家实验室, 湖北 武汉 430060

摘要: [目的] 旨在提出一种基于模糊推理的策略算法实现对无人潜航器(UUV)艇型设计参数的快速优化。[方法] 使用模糊推理手段, 在模糊化阶段将遗传算法生成的UUV设计参数作为初始解进行模糊化处理。之后将这些初始解作为训练样本, 利用等间距模糊划分策略求得模糊规则前件参数, 并计算所有UUV解的隶属度值。然后借助最小学习机(LLM)求解模糊规则的后件参数。再基于生成的前件参数和后件参数生成新的UUV解, 并分别计算其航速和航程的评价隶属度值。最后, 结合约束条件对新生成的UUV解进行检验, 得到优化后的符合条件的UUV设计参数。[结果] 实验结果显示, 智能模糊推理方法能够在20s内基于遗传算法生成的UUV初始艇型参数, 快速推理出多条航速和航程的评价隶属度之和在170分以上的UUV艇型参数方案。[结论] 所提方法有效提升了设计效率并平衡了航速与航程。研究成果可为智能化、快速的UUV艇型参数的生成提供有益参考。

关键词: 船舶设计; 人工智能; 无人潜航器; 多目标优化; 模糊推理

中图分类号: U662.2; U662.9

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.04063

Intelligent fuzzy inference method for generating UUV hull parameters

GONG Junbin, WANG Pengjiu, WANG Hao*, YANG Meng

Hanjiang National Laboratory, Wuhan 430060, China

Abstract: [Objective] This study proposes a strategy algorithm based on the fuzzy inference method for the rapid optimization of unmanned underwater vehicle (UUV) hull design parameters. [Method] The initial solutions generated by the genetic algorithm are first fuzzified during the fuzzification stage, then used as training samples, and the antecedent parameters of the fuzzy rules are obtained using an equal interval fuzzy partition strategy with the membership values of all calculated UUV solutions. Next, a least learning machine (LLM) is employed to solve the consequent parameters of the fuzzy rules. Based on the generated antecedent and consequent parameters, new UUV solutions are created and the evaluation membership values for speed and range are calculated. Finally, these new UUV solutions are tested against the constraint conditions to obtain optimized and compliant UUV design parameters. [Results] The experimental results show that within 20 seconds, the intelligent fuzzy inference method can infer multiple UUV hull parameter schemes with a combined evaluation membership degree score for speed and range of over 170 points based on the initial UUV hull parameters generated by genetic algorithms. [Conclusion] The proposed method effectively enhances design efficiency and balances speed and range. The findings of this study can provide valuable references for the intelligent and rapid generation of UUV hull parameters.

Key words: naval architecture; artificial intelligence; unmanned underwater vehicle (UUV); multi-objective optimization; fuzzy inference

0 引言

随着海洋资源开发和环境检测需求的不断增

加, 无人潜航器(unmanned underwater vehicle, UUV)作为水下无人装备的重要组成部分, 可以在海洋探索、资源勘探、环境检测方面发挥越来越重要

收稿日期: 2023-07-14 修回日期: 2024-08-29 网络首发时间: 2024-10-12 11:29

基金项目: 国防基础科研计划资助项目(JCKY2020206B037)

作者简介: 龚俊斌, 男, 1978年生, 博士, 研究员

王鹏九, 男, 1998年生, 博士生

汪皓, 男, 1992年生, 博士, 助理研究员

杨萌, 男, 1986年生, 博士, 高级工程师

*通信作者: 汪皓

的作用。UUV具有隐蔽性高、制造成本低、用途广泛和灵活性高等优势^[1]。作为无人军事装备,它能够在高风险环境下代替作战人员执行军事任务,有效降低人员伤亡风险。因此,在军事领域,UUV拥有很高的军事潜力,是未来无人化作战的重要装备组成。

UUV由于自身质量及体积有限,其搭载负荷与动力装置的能力受到制约,还影响到了其机动能力和持续作战的续航能力,因此,在应用过程中仍有不小的挑战^[2]。此外,UUV在复杂环境下执行任务时,需要具备较高的航行性能和能源效率,以应对各种挑战和任务需求。

在这种背景下,通过对UUV外形进行优化设计可以取得多方面的改进。优化外形设计可以减小水动力阻力,提高UUV的航行性能,使其更灵活、快速地在水下环境中移动,从而更好地执行各类任务。优化外形设计还可以减少UUV在航行过程中的能源损耗,延长其续航能力和作战时间,降低对动力装置能力的要求。

迄今,针对UUV的研究主要集中在控制系统或编队算法的设计和优化,针对其外形优化也有较为广泛的研究。张宇新等^[3]采用计算流体力学(CFD)对水下航行器多种型线的艏部进行数值模拟,得到同一速度下不同艏部的阻力值分析,可以帮助航行器选取效果最佳的艏部型线。姜宜辰等^[4]利用CFD方法和FW-H方程分析不同形状水下航行器艇型阻力和流噪声规律,从而得到阻力小和流噪声水平低的艇型。陈力铭等^[5]利用梯度增强的Kriging方法及加点策略完成了某水下航行器结构的优化设计,提高其水下无约束自由振动时的第7阶固有频率。Ignacio等^[6]提出一种用于加勒比海的鱼雷体水下航行器优化设计方案,通过调整航行器的艏部和艉部形状变化系数并结合CFD和经验方法来计算阻力,进而优化航行器的形状。Hou等^[7]使用Kriging与多目标遗传算法相结合对水下航行器的船体形状进行深度优化,旨在同时达成两个核心设计目标:最大限度降低航行阻力,以及增加有效载荷容积。Saghafi等^[8]对UUV艏部和艉部这两个关键部位的曲线参数进行调整,并通过数值模拟分析,成功设计出具有更低阻力的船体,从而有助于减少能量消耗,提升水下探索与作业的效率。综合分析这些UUV外形设计优化的研究,可以发现当前该方向的研究多集中于对UUV局部部位、特定环境以及单一目标下的优化设计,对UUV整体外形的多目标优化设计仍是未来研究的挑战。

目前的经典模糊模型^[9]主要有Takagi-Sugeno

(T-S)和Mamdani^[10]两种类型。由于T-S模糊模型利用“If-Then”模糊规则刻画和描述知识,其结构设计较为简单,计算操作方便,对非线性具有较好的拟合和逼近能力,其决策结果根据具体实际应用场景可以给出十分确定的语义解释^[11],使得T-S模糊模型越来越受到研究者的关注和青睐。T-S模糊神经网络实际上充分结合模糊系统理论和人工神经网络技术的优点,具有较强的自适应学习能力,无需过多的人为干预。和其他人工神经网络相比,模糊神经网络推理过程简单,其每一个实现过程易操作且透明,对专家领域知识可以很好地利用,具有较高的可解释性。T-S模糊模型作为常规模糊控制模型被广泛应用于各类设备的控制上。例如,梁霄等^[12]利用T-S模型完成了对水下机器人的控制,从而提升了算法面对外界扰动的鲁棒性。钱缘^[13]研究了基于T-S模糊模型的UUV鲁棒运动控制问题,提出一种综合考虑动力学非线性、模型参数不确定性和外部环境扰动的控制策略,并通过仿真和实验验证了方法的有效性。

虽然T-S模糊模型已在UUV等水下无人设备的控制上得到了应用研究,但其仍未被应用到UUV等设备的艇型设计优化领域。本文将从UUV的艇型设计建模出发,以Myring线型为基础进行UUV艇型设计参数构建,完成UUV艇型优化目标和约束的定义。并将利用T-S模糊模型的优势,结合智能模糊推理方法,提出一种UUV艇型参数优化生成方法,并完成对UUV航速最大化和航程最远化的艇型设计参数优化。该方法通过将遗传算法生成的初始解进行模糊化处理,并采用等间距策略确定模糊规则的前件参数,利用最小学习机(least learning machine, LLM)精确求解后件参数,可实现快速且综合考量航速与航程的UUV艇型设计参数生成。最后,将通过与遗传算法最优的50组参数结果进行对比,验证本文所提算法在艇型设计上的优势。

1 UUV优化设计

1.1 UUV模块化划分

按照UUV的功能需求,可以将UUV分为5个部分,包括艏部、任务模块、控制模块、能源模块,以及艉部。

5个部分中,艏部可以搭载各类传感设备,包括前视声呐、水声通信设备等。任务模块可根据不同的任务需求选装对应的任务设备及配套的供电模块。控制模块主要布置有导航设备、控制系

统、数据传输系统和通信系统等。能源模块主要负责 UUV 的能源供应,主要为电池。处在最末端的艉部则是负责动力推进,可布置螺旋桨电机、推进器和舵机装置等。

本文选择 Myring 线型^[14]作为 UUV 艇体基础进行参数优化设计。Myring 线型艇体具有优良的水动力性能,已经经过现实工程的验证,著名水下航行器 Remus, MAYA 等都是在其基础上设计的。除此之外 Myring 线型因为有具体的参数方程对型线进行控制,从而可以通过调整参数来精确调整艇体艉部形状,利于外形的优化。

Myring 线型主要分为艏部、平行中体和艉部 3 个部分。平行中体可搭载任务模块、控制模块和能源模块。Myring 艉部形状的参数化表达如下:

$$y(x) = \frac{d}{2} \left[1 - \left(\frac{x-a}{a} \right)^2 \right]^{\frac{1}{n}} \quad (1)$$

艉部形状方程为

$$y(x) = \frac{d}{2} - \left(\frac{3d}{2c^2} - \frac{\tan\theta}{c} \right) (x-a-b)^2 + \left(\frac{d}{c^3} - \frac{\tan\theta}{c^2} \right) (x-a-b)^3 \quad (2)$$

式中: d 为中体直径; a, b, c 分别为艏部、平行中体以及艉部长度; x 为长轴上从艏部开始的坐标值; n 和 θ 分别为艏部锐度因子和艉部离去角, n 和 θ 可以控制艏部和艉部形状的饱满程度,越大则越饱满。图 1 是 n 值分别为 1.2, 2, 2.8 时的艏部形状变化,由于大尺寸下变化效果更加直观,因此作为示意的艏部长度与中体直径取值较大(与后文优化过程的数值范围无关),为 2.5 m 与 5.33 m。图 2 则是不同 θ 值下 Myring 方程给出的艉部形状变化,示意的尺寸设置艉部长度为 8 m,中体直径为 5.33 m。

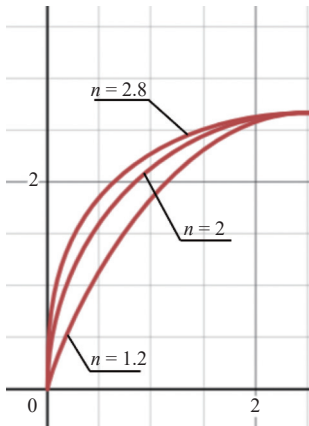


图 1 不同 n 值下的 Myring 方程艏部形状

Fig. 1 The bow shape of the Myring equation under different n values

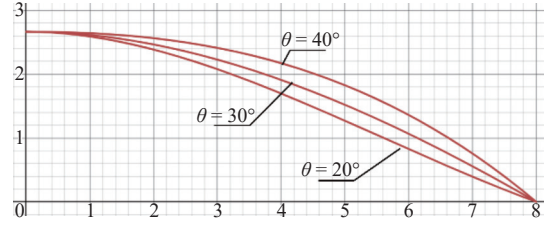


图 2 不同 θ 值下的 Myring 方程艉部形状

Fig. 2 The stern shape of the Myring equation under different θ values

根据 Myring 方程设计的 UUV 艇型为回转体,将其沿 x 轴进行旋转即可得到艇体的艏部形状和艉部形状。图 3 所示为一个以 Myring 参数型线设计的 UUV 壳体外形示例。



图 3 UUV 艇型示意图

Fig. 3 Illustration of UUV hull shape

1.2 优化设计目标

艇型的设计是 UUV 设计的基础,不同艇型会影响航行器的内部空间大小以及受到的流体阻力大小,进而影响其航速及航程。本文通过针对航速最大化和航程最远化这两个目标对水下航行器进行外形优化。

1.2.1 航速最大化

快速性是船舶的重要性能之一,影响因素主要包括船舶阻力以及船舶推进两部分。在推进功率一定的情况下,UUV 的航行速度主要受其阻力的影响。UUV 的航行阻力主要包括黏性阻力、诱导阻力、惯性阻力和兴波阻力。黏性阻力是航行器阻力的主要来源,航行器只要在水下运动,就会受到黏性阻力的影响^[15]。

黏性阻力主要包括摩擦阻力和形状阻力。摩擦阻力系数是基于雷诺数的函数,在 1957 年的国际船模拖曳水池会议定义如下^[16]:

$$C_F = \frac{0.075}{(\log_{10} R_n - 2)^2} \quad (3)$$

式中: C_F 为摩擦阻力系数; R_n 为雷诺数。雷诺数的定义为

$$R_n = \frac{\rho v l}{\mu} = \frac{v l}{u} \quad (4)$$

式中: ρ 为流体的密度, kg/m^3 ; v 为航行器速度, m/s ; l 为艇体长度, m ; μ 为液体的动力黏度, $\text{Pa}\cdot\text{s}$; u 与 ρ 的比值 u 为运动黏度,在常温 $15\text{ }^\circ\text{C}$ 海水中的值为 $1.188 \times 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}$ 。

文献[17]提到麻省理工学院开设的课程《潜艇设计趋势》^[17]使用棱形系数来计算水下航行器的黏性阻力系数 C_V 。其中棱形系数为

$$C_P = \frac{V_1}{\pi \left(\frac{d}{2}\right)^2 l} \quad (5)$$

式中, V_1 为水下航行器的排水量。则水下航行器的黏性阻力系数 C_V 为

$$C_V = C_F \left[1 + 1.5 \left(\frac{d}{l}\right)^{\frac{3}{2}} + 7 \left(\frac{d}{l}\right)^3 + 0.002(C_P - 0.6) \right] \quad (6)$$

在得到黏性阻力系数后, 水下航行器水下所受黏性阻力可以用下式进行估算:

$$D = \frac{1}{2} \rho v^2 C_V S \quad (7)$$

式中: S 为水下航行器的湿表面积, m^2 ; D 为黏性阻力, N 。

UUV 的推进主要由主机推进器完成, 推进器的总功率为 P_S , 其中帮助 UUV 克服前进阻力做功的有效功率为 P_E , 有效功率与总功率的比值为推进系数

$$\eta = P_E / P_S \quad (8)$$

在推进功率给定的情况下, UUV 在水下受到的黏性阻力越小, 则其能稳定航行的速度就越大。

通过给定的主机功率、环境参数与 Myring 型线的形状参数, 即可估算出 UUV 的最大速度。

1.2.2 航程最远化

航程直接决定 UUV 能够执行任务的距离和持续时间。更长的航程意味着 UUV 可以在更广阔的海域进行侦察、监测、数据收集或其他指定任务, 而不必频繁返回基地补给或更换, 由此提高其独立执行远距离、长时间任务的能力。

除了为 UUV 航行提供动能的推进设备之外, UUV 上还搭载着大量感知和控制设备, 这些设备都需要 UUV 储备能源进行电力供给。UUV 的能源储量与其上搭载的设备的功率输出共同影响着 UUV 的航程。

目前无人航行器的储能设备主要为各类电池, 包括二次电池、燃料电池和半燃料电池。其中, 二次电池在 UUV 的电力供应方面越来越受欢迎^[18]。锂电池相较其他二次电池具有更高的能量密度, 还具有充放电效率高、响应速度快、循环寿命长的优点。

UUV 的航速为 v , 所受阻力为 D , 则其有效功率估算方式为

$$P_E = Dv \quad (9)$$

设给定搭载的电池总电量为 Q , 则 UUV 的续航时间 h 为

$$h = \frac{Qp_1}{(P_S + P_D)} \quad (10)$$

其中: p_1 为 UUV 搭载电池百分比的放电深度; P_D 为 UUV 搭载的其他用电设备功率。

此时航程 Voy 的计算如下:

$$Voy = 3.6vh \quad (11)$$

式中: 航程单位为 km ; 时间单位为 h 。通过设定巡航速度和电池容量即可计算出 UUV 的续航时间和航程。

1.2.3 设计变量与优化定义

本文目标是为 UUV 进行外形优化设计, 主要设计参数如表 1 所示。

表 1 无人潜航器设计相关参数
Table 1 Related parameters of UUV

参数	范围
艏部长度 a/m	0.2~1.3
平行中体长度 b/m	3.0~5.0
艉部长度 c/m	0.5~1.5
艏部锐度因子 n	1~4
艉部离去角 $\theta/^\circ$	10~45
中体直径 d/m	0.533
主机功率 P_S/W	200~500
电池容量 Q/Wh	3 000~8 000
运动黏度 $u/(m^2 \cdot s^{-1})$	1.188×10^{-6}
额定航速 v/kn	4
海水密度 $\rho/(kg \cdot m^{-3})$	1 025
放电深度 $p_1/\%$	90
载荷功率 P_D/W	100

1.2.4 UUV 评价函数

为更好地对 UUV 航速和航程进行评价, 本文设计了航速和航程的评价函数, 依据 UUV 航速和航程的指标值转换成对应的评价分数。

1) 航速评价函数。

UUV 航速 4 kn 为合格, 取 60 分。随着航速不断提高, 得分不断趋于 100 分。因此, 航速评价选择 Sigmoid 函数, 定义如下:

$$f_1(x) = \frac{80}{1 + e^{4-x}} + 20 \quad (12)$$

2) 航程评价函数。

随着航程增加, UUV 航程评价得分逐渐递增, 航程达到 100 n mile 时取 100 分。因此, 航程

评价选择二次评价函数,定义如下:

$$f_2(x) = \begin{cases} -0.01x^2 + 2x, & x \in (0, 100] \\ 100, & x \in (100, +\infty] \end{cases} \quad (13)$$

2 算法介绍

2.1 UUV 艇型参数优化的数学描述

UUV 艇型参数优化的主要约束目标为最大速度大于 4 kn(即 2.058 m/s)且达到 UUV 的浮容积平衡,满足下式:

$$m < \rho V_1 \quad (14)$$

式中: m 为 UUV 的自重,包含壳体质量、电池质量、推进主机质量以及载荷质量; V_1 为 UUV 的容积。

由式(1)~式(9)可以得到最大航速的计算公式

$$P_s \eta = \frac{1}{2} \rho v^3 C_v S \quad (15)$$

在 UUV 设计变量 $a, b, c, d, n, \theta, P_s$ 给定时,可以依据式(15)计算出最大航速。

UUV 的航程是指在 3 kn 航速下的航程,由式(1)~式(11)可以得到单位为 n mile 的航程 Voy 的计算公式

$$Voy = 3 \frac{Q p_1}{P'_s + P_D} \quad (16)$$

其中: Q 为电池容量; p_1 为电池放电深度; P'_s 表示 3 kn 航速下的主机功率; P_D 为载荷功率。

下面是完整的 UUV 参数优化的目标函数:

$$\max_{a,b,c,n,\theta,P_s,Q} f_1(v_{\max}) + f_2(Voy) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & m < \rho V_1 \\ & v_{\max} \geq 2.058 \\ & 0.2 \leq a \leq 1.3 \\ & 3.0 \leq b \leq 5.0 \\ & 0.5 \leq c \leq 1.5 \\ & 1 \leq n \leq 4 \\ & 10 \leq \theta \leq 15 \\ & 200 \leq P_s \leq 500 \\ & 3\,000 \leq Q \leq 8\,000 \end{aligned}$$

2.2 模糊推理算法构建

由于本研究构建模型涉及到 T-S 模型分类器^[19]和经典岭回归^[20]两个方面,整个算法流程如图 4 所示,本小节将分别阐述。

所提出的算法需要 UUV 初始设计参数作为输入。为生成这些初始解,本文利用含精英策略的快速非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)^[21],以式(17)中约束条件中的变量作为决策变量,即种群中每个个体的基因型,并且以约束条件中的浮容积平衡和速度下限两个约束作为种群个体的筛选标准。个体的适应度为式(17)给出的优化目标函数值。在遗传进化过程中保留每代满足约束条件的个体,当满足 4 000 个初始解时停止。

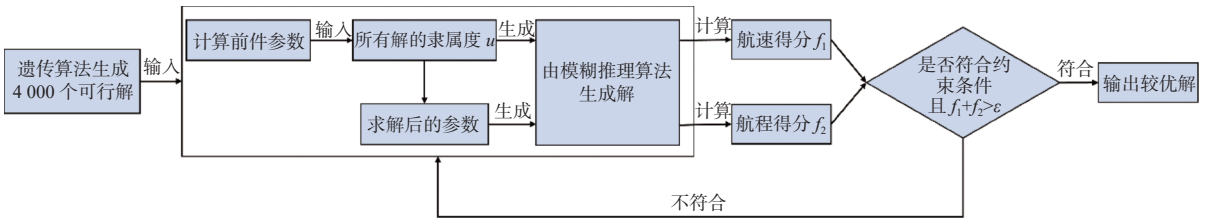


图 4 模糊推理流程图

Fig. 4 The workflow of fuzzy inference

当输入 UUV 初始解后,需要利用 T-S 模型对初始解进行模糊推理,并添加约束条件以生成符合要求的 UUV 解。

基于 T-S 模型的模糊规则如下所示^[22]:

Rule k : If x_1 属于 A_1^k , 且 x_2 属于 A_2^k, \dots , 且 x_d 属于 A_d^k , then $y_k = f^k(\mathbf{x}), k=1, 2, \dots, K$

上述规则中, x_1, x_2, \dots, x_d 等为前件变量, A_1^k 到 A_d^k 为对应前件变量的模糊集合。 $y_k = f^k(\mathbf{x})$ 为规则的后件参数,其中 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_d]$ 为前件变量组成的向量。

当设定模糊规则后,经过一系列运算和去模

糊操作,整个模糊系统经过加权平均去模糊可写成如下形式^[19]:

$$y = \frac{\sum_{k=1}^K u^k(\mathbf{x}) f^k(\mathbf{x})}{\sum_{k=1}^K u^k(\mathbf{x})} = \sum_{k=1}^K \hat{u}^k(\mathbf{x}) f^k(\mathbf{x}) \quad (18)$$

其中:

$$u^k(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^d u_{A_i^k}^k(x_i) \quad (19)$$

$$\hat{u}^k(\mathbf{x}) = \frac{u^k(\mathbf{x})}{\sum_{k=1}^K u^k(\mathbf{x})} \quad (20)$$

此时, 清晰化的 UUV 解就变成模糊化的 UUV 解。其中, y 表示模糊化后的 UUV 解。

上述模糊隶属函数可以进一步写成

$$u_{A_i}^k(x_i) = e^{\left(\frac{-(x_i - c_i^k)^2}{2\sigma_i^k}\right)} \quad (21)$$

此时, 隶属函数表示当前某一 UUV 解符合条件的概率。其中, c_i^k 是模糊划分中心点, 是 σ_i^k 高斯函数的核宽。通常 c_i^k 和 σ_i^k 由模糊聚类算法 (fuzzy C-means, FCM) 或其他聚类方法生成。在本研究中, 参数 c_i^k 和 σ_i^k 由生成解样本进行聚类而确定。下面介绍模糊规则前件参数的生成方法。

假定遗传算法生成解样本 $D = \{(x_1, t_1), \dots, (x_N, t_N)\}$ 。其中: $x_i \in \mathbf{R}^d$, 代表训练样本点 i ; t_i 表示第 i 样本 x_i 对应的标签值。为描述方便, 本研究采用 \mathbf{X} 和 \mathbf{T} 分别表示训练样本集和真实标签集。训练样本集 \mathbf{X} 由遗传算法生成的训练样本点组成, 标签集 \mathbf{T} 通过对训练样本集的目标函数值进行聚类, 划分为 C 个类别。

为设置灵活的模糊划分策略, 先将整个模糊区间等距离划分为 R 个小段, 其中每一小段都赋予相应的语义解释。这些语义解释可以示例描述为极低、较低、低、中等、高、较高和极高, 它们与具体的应用场景可以一一对应。划分区间后的特征可以表示为 f_1, f_2, \dots, f_R 。根据等距离模糊区间划分策略, 每一个隶属函数的聚类中心 $c_r \in \left[\frac{m-1}{R}, \frac{m}{R}\right)$ 则分配到模糊区间 m 中, $1 \leq m \leq R$ 。例如, 当 $R=9$ 时, $c_r \in \left[\frac{m-1}{9}, \frac{m}{9}\right)$ 即可分配到第 m 个区间中, 每一区间对应的语义解释可写成极极低、极低、低、中等、高、极高和极极高。这里的高和低均表示相应的语义程度, 而核宽 σ_i^k 则在区间 $[0, 1]$ 上选择。因此, 这种等间距划分模糊区间的策略具有很好的可解释性。

在完成模糊划分和语义解释后, 每个生成的模糊规则就具有可解释性。接下来根据生成的规则计算规则输出。为选取重要的 UUV 特征信息, 本研究在特征选择过程中根据每个特征 x_{ij} 选取所有区间上的隶属度最小的策略, 即为 u_{\min} , 那么所有训练特征隶属度值可用矩阵 \mathbf{U}_{\min} 表示:

$$\mathbf{U}_{\min} = \begin{bmatrix} u_{\min_{11}} & \cdots & u_{\min_{1d}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{\min_{N1}} & \cdots & u_{\min_{Nd}} \end{bmatrix}_{N \times d} \quad (22)$$

式中, N 和 d 分别表示样本数和特征数。

本研究中模糊规则的后件参数的计算基于 LLM^[23], 其中后件参数 β 可以描述为

$$\beta = \mathbf{H}^T \left(\frac{1}{c} \mathbf{I} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{T} \quad (23)$$

其中: \mathbf{H} 表示规则输出矩阵; \mathbf{I} 是单位矩阵; c 为正则化参数。

整个训练算法步骤如表 2 所示。

表 2 模糊推理算法训练步骤

Table 2 Training steps of fuzzy inference algorithm

算法: UUV生成解的T-S学习
输入: 由遗传算法生成满足约束的4 000个可行解
输出: 符合约束条件且满足 $f_1 + f_2 > \varepsilon$ 的所有解
Step1: 计算前件参数
for $m=1$ to R
确定隶属函数中心点 c_r ,
计算隶属度值 $u_{A_i}^k(x_i)$
end for
Step2: for $k=1$ to K
确定最小隶属度值 u_{\min}
计算所有样本在整个区间中的最小值 \mathbf{U}_{\min} 作为规则输出 \mathbf{H}
end for
Step3: 计算规则后件参数 β
Step4: 计算优化参数 \mathbf{Y}
Step5: 依据式(12)和式(13)计算航速和航程的评价分值, 输出 $f_1 + f_2 > \varepsilon$ 的所有解

3 实验结果与对比

目前 UUV 的分级方法并不统一, 美国海军 2004 年在《水下无人飞行器总体规划》^[24] 中按照直径、排水量、载荷以及续航能力将 UUV 划分为便携型 (man-portable)、轻型 (light weight vehicle)、重型 (heavy weight vehicle) 和巨型 (large class) 等 4 个类别, 其主要信息如表 3 所示。

表 3 美海军 UUV 类别划分

Table 3 UUV classification by US Navy

UUV分类	直径/m	排水量/kg
便携型	0.076~0.229	<45.359
轻型	0.325	<226.796
重型	0.533	<1 360.777
巨型	>0.914	<9 071.847

当前, 对于 UUV 研究常见的直径规格趋向于 0.533 m 或以下, 这一尺寸限制使得在追求长航时性能时, 不得不在航速与有效载荷方面做出妥协。由于难以在航速、航程及负载能力三者间实现理想平衡, 当前无人潜航器的主要功能倾向于承担辅助性作战与侦察任务, 而非直接参与高

强度对抗^[25]。重型及以上的 UUV 加大了体积, 可以容纳更多的动力能源以及任务负载从而完成更复杂的任务, 因此本文采用直径为 0.533 m 的 UUV 为优化设计的算例。

为验证本文算法的性能, 实验中使用本文提出的算法与 NSGA-II 算法进行对比实验。其中, NSGA-II 算法的参数设置如下: 种群大小 20; 选择操作为锦标赛选择; 交叉操作设为交叉概率 90%, 默认使用单点交叉; 变异操作设为变异概率 20%, 默认使用均匀变异; 保留操作设为精英保留; 进化代数 500。

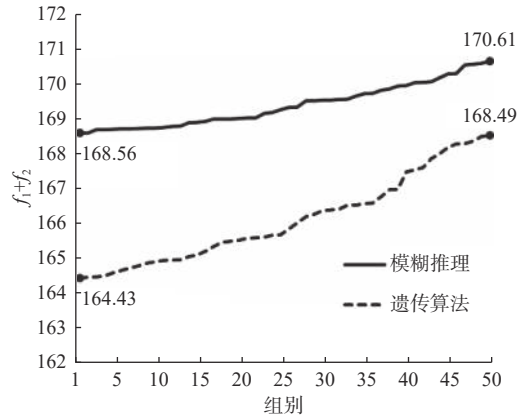
本文应用模糊推理算法和遗传算法生成满足式(17)的目标函数及其约束条件的 50 组最优艇型参数 $a, b, c, d, n, \theta, P_s$ 和 Q 。依据航速和航程的评价隶属度函数式(12)和式(13)计算其相应的 f_1 和 f_2 , 目标函数值最高的 10 组结果以及前 50 组的均值结果如表 4 所示。从表 4 的最后一行可以看出, 模糊推理获得的 50 组优化解的 f_1, f_2 和 f_1+f_2 的均值, 比遗传算法分别提高 1.87%, 2.03% 和 1.96%。图 5(b)和图 5(c)表明模糊推理生成解的航速和航程收敛更快, 生成 50 组优化解的时间为 20 s, 相比遗传算法完成迭代的 24 s, 速度提高约 16.67%, 在速度更快的同时可以获得更优的结果。

表 4 UUV 优化解的航速航程隶属度评分值

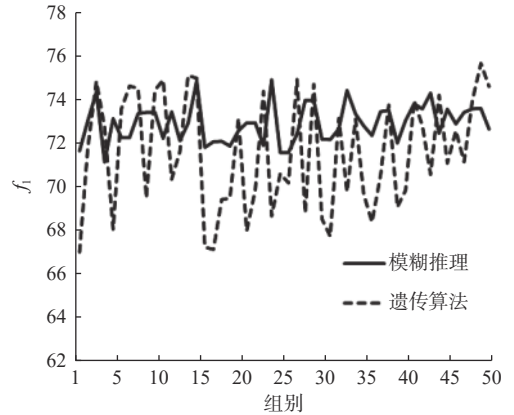
Table 4 The optimized solution for the membership degree scores of the speed and range of UUV

组别	方法					
	遗传算法			模糊推理		
	f_1	f_2	f_1+f_2	f_1	f_2	f_1+f_2
50	74.59	93.91	168.49	72.64	97.98	170.61
49	75.63	92.84	168.48	73.58	96.98	170.56
48	73.94	94.40	168.34	73.57	96.96	170.52
47	71.15	97.12	168.27	73.40	97.10	170.51
46	72.57	95.69	168.26	72.88	97.39	170.27
45	71.09	97.08	168.16	73.55	96.70	170.25
44	74.18	93.80	167.98	72.45	97.70	170.15
43	70.58	97.26	167.84	74.28	95.75	170.03
42	72.79	94.79	167.58	73.56	96.45	170.01
41	73.94	93.57	167.52	73.79	96.21	170.00
50组均值	71.57	94.53	166.10	72.91	96.45	169.36

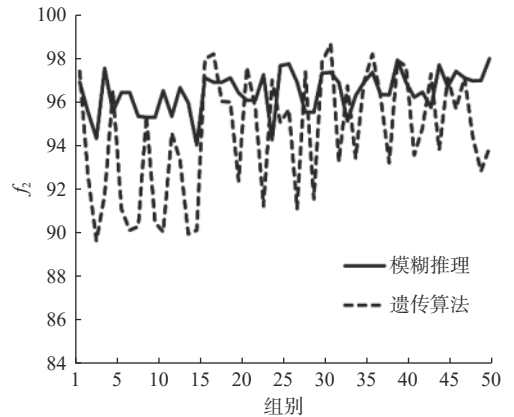
图 5 为模糊推理和遗传算法优化解的 UUV 航速与航程评价隶属度的对比图。从图 5(a)可以看出, 相比于遗传算法, 基于模糊推理生成的较优解, 其 f_1+f_2 的评价分值明显高于遗传算法生成的最优设计参数解。



(a) 模糊推理和遗传算法优化解 f_1+f_2 的对比



(b) 模糊推理和遗传算法优化解 f_1 的对比



(c) 模糊推理和遗传算法优化解 f_2 的对比

图 5 模糊推理和遗传算法优化解的 UUV 航速与航程评价隶属度的对比

Fig. 5 The comparison of the membership degrees for the speed and range evaluation of UUV optimized by fuzzy inference and genetic algorithm

4 结 语

本文提出并构建了一种基于 Myring 型线的包含优化目标和约束条件的 UUV 参数化模型, 并提出一种基于 T-S 智能模糊推理的 UUV 艇型参数生成方法。将利用遗传算法生成的样本库作为输入, 计算前件参数、隶属度函数以及后件参数, 最终生成满足约束条件的 UUV 艇型设计优化参数解。通过与遗传算法的对比实验, 验证了其在快速推理出高分 UUV 艇型参数方案方面

的有效性。结果表明,本研究将模糊算法应用于UUV的艇型优化,不仅提升了设计效率,还通过多目标优化平衡了航速与航程。

为进一步提升UUV设计性能,未来工作将聚焦于算法的自适应与泛化能力提升,探索更高效的计算策略以降低资源消耗,并考虑将模糊推理与其他优化技术结合,实现UUV设计的全面优化。此外,将加强设计与实际应用的结合,完善动力与控制系统的设计和优化,提高方案的实用性和可靠性。

参考文献:

- [1] 楚立鹏, 鄢宏华, 范强, 等. 国外水下无人潜航器及其通信技术发展综述[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2022, 17(2): 112–118.
CHU L P, YAN H H, FAN Q, et al. Overview of unmanned underwater vehicles and the communication technologies abroad[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2022, 17(2): 112–118 (in Chinese).
- [2] 邱志明, 马焱, 孟祥尧, 等. 水下无人装备前沿发展趋势与关键技术分析[J]. *水下无人系统学报*, 2023, 31(1): 1–9.
QIU Z M, MA Y, MENG X Y, et al. Analysis on the development trend and key technologies of unmanned underwater equipment[J]. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2023, 31(1): 1–9 (in Chinese).
- [3] 张宇新, 李鹏, 魏博, 等. 水下航行器阻力计算及结构设计[J]. *应用科技*, 2023, 50(5): 141–148.
ZHANG Y X, LI P, WEI B, et al. Resistance calculation and structure design of underwater vehicles[J]. *Applied Science and Technology*, 2023, 50(5): 141–148 (in Chinese).
- [4] 姜宜辰, 赵月, 熊济时, 等. 水下航行器艇体形状对阻力及流噪声综合影响[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2022, 43(1): 76–82, 138.
JIANG Y C, ZHAO Y, XIONG J S, et al. Comprehensive influence of underwater vehicle hull shape on resistance and flow noise[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2022, 43(1): 76–82, 138 (in Chinese).
- [5] 陈力铭, 邱浩波, 高亮. 基于梯度增强 Kriging 方法的水下航行器结构优化设计[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(4): 79–85.
CHEN L M, QIU H B, GAO L. Structural design optimization of underwater vehicle via gradient-enhanced Kriging[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(4): 79–85 (in both Chinese and English)
- [6] IGNACIO L C, VICTOR R R, FRANCISCO D R R, et al. Optimized design of an autonomous underwater vehicle, for exploration in the Caribbean Sea[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 187: 106184.
- [7] HOU S P, ZHANG Z J, LIAN H T, et al. Hull shape optimization of small underwater vehicle based on Kriging-based response surface method and multi-objective optimization algorithm[J]. *Brodogradnja*, 2022, 73(3): 111–134.
- [8] SAGHAFI M, LAVIMI R. Optimal design of nose and tail of an autonomous underwater vehicle hull to reduce drag force using numerical simulation[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*, 2020, 234(1): 76–88.
- [9] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338–353.
- [10] MAMDANI. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 1977, C-26(12): 1182–1191.
- [11] 李国勇, 杨丽娟. 神经-模糊-预测控制及其 MATLAB 实现[M]. 4版. 北京: 电子工业出版社, 2018: 262–263.
LI G Y, YANG L J. Neural, Fuzzy, and predictive control and its MATLAB implementation[M]. 4th ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2018: 262–263 (in Chinese).
- [12] 梁霄, 张均东, 李巍, 等. 水下机器人 T-S 型模糊神经网络控制[J]. *电机与控制学报*, 2010, 14(7): 99–104.
LIANG X, ZHANG J D, LI W, et al. T-S fuzzy neural network control for autonomous underwater vehicles[J]. *Electric Machines and Control*, 2010, 14(7): 99–104 (in Chinese)
- [13] 钱缘. 基于 T-S 模糊模型的 UUV 鲁棒运动控制[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
QIAN Y. Robust motion control of unmanned underwater vehicles based on T-S fuzzy model[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020 (in Chinese).
- [14] MYRING D F. A theoretical study of body drag in sub-critical axisymmetric flow[J]. *Aeronautical Quarterly*, 1976, 27(3): 186–194.
- [15] 李阳. 螺旋推进式水下航行器结构与外形优化[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2020.
LI Y. Structural design and shape optimization of spiral propulsion underwater vehicle[D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2020 (in Chinese).
- [16] GILLMER T, JOHNSON B. Introduction to naval architecture[M]. Annapolis, MD, USA: Naval Institute Press, 1982.
- [17] ALAM K, RAY T, ANAVATTI S G. Design optimization of an unmanned underwater vehicle using low- and high-fidelity models[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2015, 47(11): 2794–2808.
- [18] 黄文飞, 张驰, 陈友鹏, 等. 水下无人航行器发电及储能技术研究[J]. *舰船科学技术*, 2024, 46(1): 115–120.
HUANG W F, ZHANG C, CHEN Y P, et al. Reviews of power generation and energy storage technology for unmanned underwater vehicles[J]. *Ship Science and Technology*, 2024, 46(1): 115–120 (in Chinese).
- [19] ZHOU T, CHUNG F L, WANG S T. Deep TSK fuzzy classifier with stacked generalization and triply concise interpretability guarantee for large data[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 25(5): 1207–1221.
- [20] DENG Z H, CHOI K S, JIANG Y, et al. Generalized hidden-mapping ridge regression, knowledge-leveraged inductive transfer learning for neural networks, fuzzy systems and kernel methods[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(12): 2585–2599.
- [21] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182–197.
- [22] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1985, SMC-15(1): 116–132.
- [23] HUANG G B, SIEW S K. Extreme learning machine: RBF network case[C]//Proceedings of the ICARCV 2004 8th Control, Automation, Robotics and Vision Conference, 2004. Kunming: IEEE, 2012: 1029–1036.
- [24] Office of the Chief of Naval Operations. The navy unmanned undersea vehicle (UUV) master plan[R]. Washington D.C: Office of the Chief of Naval Operations, 2004.
- [25] 周念福, 邢福, 渠继东. 大排量无人潜航器发展及关键技术[J]. *舰船科学技术*, 2020, 42(7): 1–6.
ZHOU N F, XING F, QU J D. The development of large displacement unmanned underwater vehicle of foreign navy and its key technologies[J]. *Ship Science and Technology*, 2020, 42(7): 1–6 (in Chinese).