本文网址: http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.04858 **期刊网址:** www.ship-research.com

引用格式: 李世强, 刘均, 程远胜, 等. 船舶结构高维优化技术的研究进展与展望 [J]. 中国舰船研究, 2026, 21(4): 195–214.
LI S Q, LIU J, CHENG Y S, et al. Research progress and prospects of high-dimensional optimization technologies for ship structures[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2026, 21(4): 195–214 (in Chinese).

船舶结构高维优化技术的研究进展与展望

扫码阅读全文

李世强, 刘均, 程远胜*, 安雨薇
华中科技大学 船舶与海洋工程学院, 湖北 武汉 430074

摘 要: 随着船舶结构精细化设计需求的不断提升, 船舶结构优化问题的设计变量维度显著增加, 可高达数百甚至上千维。同时, 结构有限元仿真分析更加精细, 耗时更长, 使得结构优化设计成为耗时的高维优化问题。近年来, 研究高效的高维优化问题求解方法, 发展船舶结构高维优化设计技术, 已成为该领域的重要研究热点与主流发展趋势。对近年来高维优化方法及其在船舶结构高维优化中的应用研究进展进行系统总结: 首先, 描述高维优化问题的内涵, 详细阐述基于协同/分解优化框架的求解方法及所涉及的关键技术; 其次, 分别从高维约束优化问题和高维昂贵优化问题两大方向, 完整梳理其求解方法; 随后, 总结船舶结构优化设计的先验知识及近年来的工程应用现状; 最后, 指出船舶结构高维优化设计领域存在的主要问题与挑战, 并从船舶结构高维优化设计的代理模型技术、多任务优化设计技术以及人工智能赋能的优化设计技术几方面, 对未来研究方向进行展望。

关键词: 船舶结构; 高维优化; 多任务优化; 代理模型; 先验知识; 大语言模型
中图分类号: U661.43 **文献标志码:** A **DOI:** 10.19693/j.issn.1673-3185.04858

0 引 言

优化设计技术日益受到船舶结构设计师的重视, 已成为提高船舶结构设计质量、缩短设计周期的有效技术手段。船舶结构优化设计包括尺寸优化设计、形状优化设计以及拓扑优化设计 3 个方面, 其中尺寸优化设计是最基础、工程收益最显著的优化形式。大型船舶船体结构复杂, 而且随着对船舶结构性能和轻量化需求的增加, 船舶结构尺寸优化工作更加精细化, 设计变量的维度将大幅上升。例如每一根桁材都采用变截面梁设计, 且都视作设计变量参与优化, 这使得优化问题的设计变量维度可达上百维甚至上千维。结构性能分析需要采用耗时长的有限元方法进行计算, 该类结构优化问题属于复杂耗时高维优化问题, 具有高复杂度、高维度以及设计变量(如构件布局参数和尺寸等)与状态变量(应力、变形等)之间解析式(或梯度)不可知等特点。

船舶结构高维优化设计问题可归为“黑箱”问题, 直接采用常规算法求解, 将显著降低优化效率与优化效果。目前能够高效求解高维、昂贵、带约束优化问题的方法十分匮乏, 该方向是国内外优化领域的研究热点, 求解此类高维黑箱优化问题仍面临多重挑战。另一方面, 现有船舶结构优化方法大多采用黑箱优化算法, 未能充分挖掘船舶结构设计与结构力学先验知识, 普遍存在求解效率低、优化效果不佳等问题。

综上所述, 开展船舶结构高维优化问题的高效求解方法研究, 对于提高船舶结构优化设计效率、改善设计质量以及缩短设计周期具有重要意义。与此同时, 融合船舶结构设计和结构力学领域的先验知识, 将船舶结构优化从“黑箱”问题转化为“灰箱”问题进行求解, 形成知识和数据融合驱动的结构优化设计方法, 并借助新兴多任务优

收稿日期: 2025-12-26 **修回日期:** 2026-07-04 **网络首发时间:** 2026-07-15 15:39
基金项目: 国家自然科学基金项目(52571346)
作者简介: 李世强, 男, 1999 年生, 博士生。研究方向: 结构分析与优化设计。E-mail: hustlsq@hust.edu.cn
刘均, 男, 1981 年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 结构分析与优化, 结构抗爆抗冲击, 结构振动与控制。E-mail: hustlj@hust.edu.cn
程远胜, 男, 1962 年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 结构分析与轻量化设计, 结构冲击动力学与防护设计, 优化设计理论与方法及工程应用。E-mail: yscheng@hust.edu.cn
***通信作者:** 程远胜

化方法以及人工智能大语言模型(large language model, LLM),进一步提升优化求解的效率和效果,已成为该领域的研究热点及未来发展趋势。

本文将对船舶结构高维优化技术的研究进展进行综述,首先概述高维优化问题,详细阐述基于分解策略的协同分解优化框架,系统总结该框架涉及的关键技术及其研究进展;随后分别围绕高维约束优化、高维昂贵优化及“灰箱”优化问题,分析高维约束优化的求解难点并总结近年来相关约束处理方法与优化算法,概述高维昂贵优化给代理模型及优化算法应用带来的局限,并归纳代理模型辅助的高维优化设计技术,详细介绍船舶结构优化设计的特点及可利用的先验知识,总结近年来先验知识在船舶结构优化设计中的应用情况;列举船舶结构高维优化设计的工程应用实例,展望未来船舶结构高维优化设计的研究方向。鉴于文章篇幅限制,本文重点论述确定性结构尺寸高维优化方法的研究进展,有关高维不确定性优化、高维可靠性优化、结构高维拓扑优化的研究进展可参考专著[1]以及相关文献[2-6]。

1 高维优化问题协同分解优化求解框架与关键技术

1.1 高维优化问题内涵

一般而言,单目标约束确定性实数优化问题可以表述为

$$\begin{aligned} &\text{Find: } \min_{\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^d} f(\boldsymbol{x}) \\ &\text{s.t.} \quad g_i(\boldsymbol{x}) \leqslant 0,\ i=1,2,\ldots,n \\ &\quad\ h_j(\boldsymbol{x}) = 0,\ j=1,2,\ldots,m \end{aligned} \tag{1}$$

式中:$f(\boldsymbol{x})$为目标函数,$\boldsymbol{x}$为设计变量;d为设计变量$\boldsymbol{x}$的维度。若式(1)中维度d足够大,则称其为高维单目标约束优化问题。在进化计算领域,通常d为1 000~5 000维,可视为高维优化问题;而对于代理模型辅助优化问题,设计变量达到50维就被认为是高维优化问题[7]。若目标函数以及约束条件及其梯度不可知,则称其为高维黑箱单目标约束优化问题。更进一步,若目标或约束的获得成本高昂,例如通过耗时较长的数值仿真或实验得到,则称其为昂贵高维黑箱单目标约束优化问题。

1.2 高维优化问题协同分解优化框架

目前,高维黑箱优化问题是学术界研究热点之一,其高效求解仍面临巨大挑战。元启发式算法具有不依赖目标函数的梯度信息、适用性广泛的特点,是较为有效的求解算法。然而,多数在低维问题上表现优异的元启发式算法,在解决高维优化问题时性能会显著下降。这主要是由于随着维数的增加,设计空间体积呈指数级增长,导致优化算法难以充分探索如此巨大的设计空间。此外,维数的增加会加剧目标函数和约束函数的自身复杂性,引发所谓的维数灾难(curse of dimensionality)问题。

求解高维黑箱优化问题的算法通常分为两类,第1类方法以整体视角处理高维优化问题,通常结合局部搜索、种群分治、缩减搜索空间和改进进化算子等策略来克服高维度带来的挑战,例如对差分进化算法、粒子群算法等,采用改进其进化算子、增加局部搜索策略等方法,提高算法性能。第2类方法基于分解策略,采用“分而治之”(divide-and-conquer)思想,将高维优化问题分解为一系列维数较低的子问题,通过对低维子问题进行求解,缓解高维度带来的困难;针对各子问题进行优化,通过迭代逼近真实最优解。值得指出的是,对于梯度可知的高维优化问题(非黑箱),基于梯度的数学规划方法通常具有更快的收敛速度,不推荐使用元启发式算法直接进行求解。

高维优化问题主要带来两方面的挑战。一方面,目标函数、约束条件响应值求解更加复杂;而对于计算耗时昂贵、需借助代理模型的优化问题,由于设计变量增多,代理模型精度会急剧下降,该现象在高维优化场景下尤为突出[8]。另一方面,随着问题维度的增加,算法全局寻优能力会急剧下降,难以寻找全局最优解[9]。受上述特性制约,传统进化算法(EA)难以直接用于求解高维优化问题[10-11]。基于分解思想的进化算法便应运而生。协同分解优化框架是求解高维优化问题的有效手段之一,图1所示算法1展示了其伪代码流程[8]。

由图1可见,协同分解优化框架将原始的高维优化问题分解为一系列低维子问题,每个子问题的设计变量仅为原始问题的一部分(子集),并按特定计算次序对子问题依次进行求解。在优化某个子问题时,需要与其他子问题的最优解(或代表解)协作,拼凑成一个完整的解以评价其目标函数和约束函数值。这一过程反复迭代,每个子问题最优解的更新取决于其余子问题所提供的最优解(或代表解),并且其本身的最优解(或代表解)更新也会影响其余子问题的最优解位置,从而实现子问题之间的协同优化。

算法: 协同优化框架

输入: 目标函数$f(\boldsymbol{x})$, 设计变量个数d

输出: 最终优化解$\boldsymbol{x}^i$

1 设置迭代索引: $i=1$, 当前最优解$\boldsymbol{x}^0$;

2 while未达到停机准则do

3 使用某种准则生成并选择一个子集$s_i\{1,2,...,d\}$;

4 使用优化求解器更新$\boldsymbol{x}^i_{\in s_i}=\text{argmin}\, f(\boldsymbol{x}_{\in s_i};\boldsymbol{x}^{i-1}_{\notin s_i})$并且保持除了$\boldsymbol{x}^i_{\in s_i}$之外的所有变量不变;

5 设置迭代索引: $i=i+1$;

6 end

图 1　算法 1 协同优化框架[8]

Fig. 1　Algorithm 1: framework of cooperative coevolution[8]

1.3　高维优化问题协同分解优化关键技术

协同分解优化框架通常涉及问题分解(problem decomposition)、子问题优化器(subproblem optimizer)、合作者选择(collaboration selection)、个体适应度计算(individual fitness assignment)以及子问题计算资源分配(computing resource allocation of subproblem)5 个关键基础问题。

1.3.1　问题分解策略(变量分组策略)

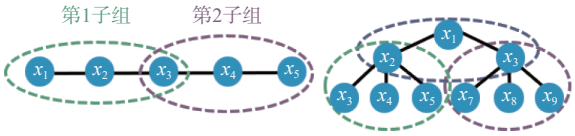
问题分解是将原高维优化问题分解为一系列维度较低子问题,这是协同分解优化框架的关键步骤。1994 年 Potter 等[12]将一个 n 维问题分解为 n 个 1 维子问题,每个子问题都由单独的遗传算法进行优化,由此形成了学界首个协同进化算法。理想情况下,分解应该基于设计变量的耦合关系进行,将子问题之间的相互关联最小化[13]。若独立变量被分配到同一子问题,算法的分治优势就会失效;反之,若耦合变量被分配至不同子问题,则可能引发子问题适应度函数的剧变,致使算法更趋向纳什均衡而非全局最优解[14]。为解决这些问题,学者们提出了许多分组策略,主要包括静态分组(static variable grouping)、随机分组(random variable grouping)、基于链接学习的分组(linkage learning-based variable grouping)、重叠和层次分组(overlap and hierarchical variable grouping)、基于先验知识的分组及其组合[15]。

静态分组方法不考虑变量之间的相互依赖关系,通常将一个 n 维的优化问题分解为 n 个 1 维或 m 个 s 维($n=m\times s$)子问题。静态分组策略存在的主要问题是变量分组在整个优化过程中保持固定,当两个相互作用的变量被分在不同组后,就无法再被分在同一组。而随机分组方法则缓解了静态分组方法这一缺陷,它随机选择 s 个互斥的变量赋予每个子问题,这样提高了将相互作用的变量分在同一子问题的概率。随机分组策略进一步可细分为固定子问题维数和动态调整子问题维数的策略,前者子问题的维数 s 根据问题结构的先验知识合理确定,一般而言,较小的 s 适合于可分问题,而较大的 s 可增加将非可分问题中相互作用变量分在同一子问题的概率[16];后者通过某种策略动态调整子问题的维数 s,进一步提升优化求解效率[17]。

静态分组和随机分组均存在两点缺陷:1)必须预先设定子问题维数,2)子问题维数一经确定,所有设计变量将被均等分解到子问题。理想的分组策略根据变量的相互作用关系来完成子问题的分解,保证子问题间不存在相互作用关系。基于链接学习的分组策略的关键是探索变量的相互作用或耦合关系,常用实现方式包括摄动法[18]、统计模型法[19]、分布模型法[20]、近似模型法[21],以及链接适应策略(linkage adaption)[22]等。这类方法的优点在于解决可分问题时更有效,不足之处是在解决不可分问题时难度较大,且需要耗费额外的计算资源用于挖掘变量之间的耦合关系。

对于船舶结构高维优化设计问题,设计者普遍具备成熟的结构设计经验和结构力学先验知识,可将先验知识融入变量相互作用或耦合关系学习策略,形成基于先验知识的变量分组方法。例如在船舶中剖面结构优化设计中,甲板构件与船底构件呈现弱耦合关系,可利用该先验知识,将甲板构件变量分为一组,船底构件变量分为另一组,实现子问题的合理拆分。再例如为了缩短有限元建模耗时,可将船舶舱段结构高维优化问题的构件位置变量和构件尺寸变量独立分组[8]。也可考虑变量之间的耦合关系,根据优化阶段动态调整分组规则。以船舶中剖面结构优化为例,第 1 级将每个板厚变量和骨材变量单独分组,第 2 级将每个板厚变量及其上面的骨材变量分为一组,第 3 级将具有公共骨材变量的板厚变量及其对应的骨材变量分为一组,形成中剖面结构优化多级分组策略[8]。

针对完全不可分优化问题,重叠和层次分组策略是一种有效的分组方法。该策略允许部分设计变量被同时赋予给若干个子问题,如图 2 所示[15]。以带支柱船舶立体框架结构优化问题为例:将甲板构件和支柱变量分为一组,船底构件和支柱变量分为另一组,其中支柱变量同时作为甲板和船底两个子问题的设计变量。当然,还可以混合使用上述分组策略,形成多类混合分组策略[15]。船舶复杂结构优化问题一般不是完全可分的,变量之间普遍存在不同程度的耦合关系,因此,随机分组策略不宜优先采用,各类融合先验知识的变量分组方法应作为首选方案。



(a) 重叠变量分组示例 (b) 层次变量交互示例

图 2 重叠和层次分组策略示意图[15]

Fig. 2 Schematic diagram of overlapping grouping and hierarchical grouping strategies[15]

1.3.2 合作者选择策略

应用协同分解优化框架进行子问题优化时，各子问题仅包含原高维优化问题的部分设计变量，因此，需依据特定准则固定其他变量，拼接得到完整解，来评估其目标函数和约束函数。合作协同进化算法（CCEA）不局限于其余变量取当前最优解，而是能够从其他子问题种群中选择部分个体作为合作者，利用其对应的变量组合构建完整解。合作者选择（collaboration selection）策略是采用协同分解优化框架求解高维优化问题的另一个核心难点，现有方案包括单个完整解和多个完整解的合作者选择策略[15]。

常用的单个完整解合作者选择策略包括单个最佳合作者选择策略[17]、单个最差合作者选择策略[23]、随机合作者选择策略[24]、精英合作者选择（elite collaborator selection）策略[25]，轮盘赌/锦标赛合作者选择（roulette/tournament-based collaborator selection）策略[26]、连接合作者选择（linked collaborator selection）策略[27]和邻居合作者选择（neighborhood-based collaborator selection）策略[27]，如图 3 所示[1]，图中实体方框是第 1 个子种群待评估的个体，白色方框是来自其他子种群的个体，被实线连接起来的个体为合作者。

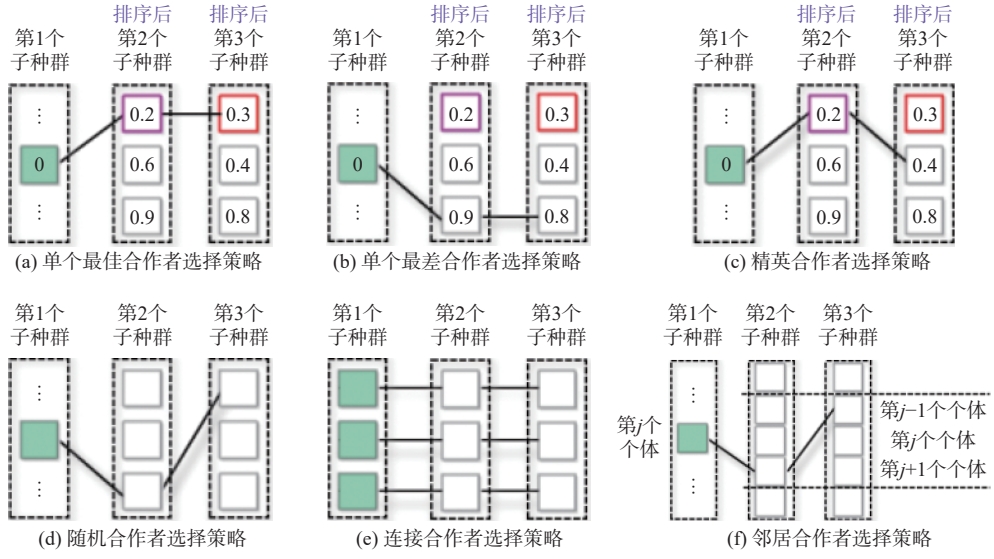


图 3 常用的单个完整解合作者选择策略[1]

Fig. 3 Common collaborator selection strategies for single complete solutions[1]

对于非当前子问题的设计变量，单个最佳合作者选择策略采用其他子问题最佳个体对应的变量值，构成完整解来评估当前子问题中个体的目标函数和约束函数；当优化问题的设计变量并非完全可分时，这种合作者选择方式易使算法陷入纳什均衡或局部最优[28]。而单个最差合作者选择策略与此相反，选择其他子问题最差个体对应的变量值，构成完整的解。顾名思义，随机合作者选择策略以随机的方式选择其他子问题的个体，用其对应的变量值构成完整解。随机合作者选择策略能维持完整解的多样性、抑制算法早熟收敛，但会削弱算法的局部收敛性[29]。精英合作者选择策略挑选其他子问题中的 K 个最佳个体形成合作者池，再以随机方式选择合作者池中的个体进行组合，构成完整解。显然，当 K=1 时，精英合作者选择策略即为单个最佳合作者选择策略；而当 K 等于其他子问题种群个数时，该策略即为随机合作者选择策略。一般而言，在算法迭代初期选择较大的 K 值以维持搜索的多样性，随后逐步减小 K 值以获得更加贪婪的搜索效果。轮盘赌/锦标赛合作者选择策略、连接合作者选择策略和邻居合作者选择策略可进一步参考文献 [26–27]。

典型多完整解合作者选择策略包括完全合作者选择策略[30]、基于档案的合作者选择策略[31]、以及混合合作者选择策略[32]。在完全合作者选择策略中，若有 m 个子问题，每个子问题有 N 个个体，则选择子问题个体全部 N^{m-1} 个适应度值中最佳值作为该个体的适应度值。如果子问题种群个体数足够多，这种策略能确保算法收敛到全局最优化解[33]，但海量个体适应度评估会消耗大量的计算

资源。混合合作者选择策略融合若干单个完整解合作者选择策略: 一种组合方式是将单个最佳合作者选择策略与随机合作者选择策略进行组合, 首个完整解由单个最佳合作者选择策略构成, 其他完整解则由随机合作者选择策略构成; 另一种组合方式将单个最佳合作者选择策略与精英合作者选择策略进行组合, 首个完整解由单个最佳合作者选择策略构成, 第 2 个完整解则由随机选择的精英个体构成, 对比二者完整解的适应度, 并择优作为当前个体的适应度值。基于档案的合作者选择策略可参考文献 [34–35]。对于结构优化设计问题, 目标函数一般是结构重量, 需将每个子问题的优化解拼起来形成完整的结构方案, 该方案的重量最轻。因此, 最佳合作者选择策略是结构优化设计问题的首选。

1.3.3　个体适应度计算与子问题计算资源分配策略

利用基于单个完整解合作者选择策略生成完整解来评估子问题个体适应度, 评估结果会存在较强偏向性。鉴此, 可采用基于多个完整解合作者选择策略得到若干完整解的适应度值, 并将多组适应度整合为一个值, 赋予子问题的个体, 如选取适应度最佳值[36]、最差值[23]、平均值[37] 等。部分学者分配适应度值时考虑了帕累托支配[36,38]。此外, 传统进化算法的适应度继承等策略也可用于协同进化算法[39]。由于结构优化设计问题普遍采用最佳合作者策略, 通常基于最佳合作者的完整解来评价子问题个体适应度。

将原问题分解为多个子问题后, 如何为子问题分配计算资源, 即确定子问题的优化顺序以及各子问题可用计算资源规模, 是协同进化算法的另一关键步骤。平均分配计算资源是最常用的子问题资源分配策略[12]。相较而言, 投入更多计算资源给更有潜力的子问题, 逻辑更为合理。现有的子问题计算资源分配策略包括随机策略、子问题长期贡献策略、子问题近期贡献策略, 以及子问题维度策略等。

随机策略对优化子问题随机分配计算资源; 子问题长期贡献策略根据子问题对原优化问题最优适应度的累积改进幅度分配计算资源; 子问题近期贡献策略根据子问题对原优化问题最优适应度的近期改进幅度分配计算资源, 例如选取当前探索阶段贡献度最高的子问题进行优化, 或以子问题最近两代进化贡献度均值表征其近期贡献水平, 并按该指标比例分配计算资源。Omidvar 等[40] 提出了两种基于贡献度分配计算资源的协同进化 (CBCC) 算法, 即 CBCC1 和 CBCC2。优化初期的探索阶段, 两种算法均使用相同计算资源优化所有子问题, 并记录各子问题的贡献值。在后续应用阶段, CBCC1 仅单次优化贡献度最高的子问题, CBCC2 则持续优化贡献度最高的子问题, 直至适应度无法提升。Kazimipour 等[41] 对 CBCC 开展进一步分析, 验证了此类基于子问题贡献度分配计算资源方法的有效性。此后, Omidvar 等[42] 又提出 CBCC3, 该算法与 CBCC1 和 CBCC2 的区别在于仅选取贡献度最高的子问题进行优化。Trunfio 等[16] 提出了带自适应优化器的协同进化算法, 该算法按照各子问题近期贡献度分配其优化计算资源。Yang 等[43]提出的基于近期适应度贡献的协同进化 (CCFR) 算法则根据子问题在过去两代中的平均贡献度估计其近期贡献水平, 再据此分配各子问题的计算资源。

各子问题可采用不同种群规模进行求解, 适配不同个体适应度评估需求。基于子问题维度的计算资源分配策略, 即根据子问题种群个体数量分配计算资源。近期亦有学者提出基于子问题求解难度的计算资源分配方案[44]。上述各类子问题计算资源分配策略都可应用于结构优化设计问题。针对特定结构优化设计问题, 通常需试算对比, 筛选适配性最优的计算资源分配策略。

目前, 国内外学者围绕协同进化算法的问题分解、子问题优化器、计算资源分配、合作者选择及个体适应度计算等方面进行了大量研究。上述环节直接决定协同进化算法整体优化性能, 需结合待求解问题的自身特征, 合理完成问题分解、计算资源分配及合作者选择等工作。有关协同进化算法研究更全面的综述可见文献 [15], 有关高维黑箱优化问题的元启发式求解方法研究进展可见文献 [45]。

2　高维约束优化设计技术

目前国内外基于协同分解优化框架求解高维优化问题的算法研究, 主要集中于评估成本低廉的无约束问题。但约束条件是实际工程优化问题中不可或缺的组成部分。当前专门面向约束高维优化问题的合作协同进化算法并不多见。Chen 等[46] 结合合作协同进化粒子群算法 (CCPSO) 和 ε约束处理方法; Aguilar-Justo 等[47] 将文化基因差分进化的局部搜索阶段嵌入协同分解优化框架; 许沛澜[48] 构建了约束−目标协同演化 (COCC) 框架, 该框架根据子问题对目标值和约束违反程度的贡献水平分配计算资源, 并提出适用于约束高维优化问题的基准测试函数集。

目前国内外学者已针对低维和中等维度优化

问题提出多种约束处理方法[8,49-52]，但将协同分解机制用于求解约束高维优化问题时，会使算法产生新特性和求解难点。引入约束条件后，算法难以针对约束高维优化问题确定合适的分组方案[53]：一方面，多数基于交互学习的分组方法要求目标函数与约束函数具有加法可分性，该应用前提在实际工程场景中通常难以满足[54]；另一方面，目标函数和约束函数共享决策变量，导致问题结构变得复杂[55]。例如，目标函数和约束函数的理想分组方案可能不一致，多个约束函数之间的理想分组方案也可能不一致。在优化过程中，这类分组不一致、变量相互耦合的情况会大幅改变子问题的目标、约束特性，从而偏移子问题最优解位置。即使目标函数和约束函数完全满足加法可分这一简单理想场景，子问题最优解的位置仍可能发生变化，如图 4（其中，目标函数 $f(x)=(3x_1-6.5)^2+x_2$，约束函数 $g(x)=(2x_1-1.5)^2-5\sin(3\pi x_1)+x_2$）所示[8]。这一特点使得在求解约束高维优化问题时，保持合作协同进化算法的子种群多样性显得尤为重要。

针对合作协同进化算法求解约束高维优化问题时子种群多样性丢失问题，现有研究提出一种双种群增强的协同差分进化算法（bi-population enhanced cooperative differential evolution, BiP-CDE），可有效求解该问题，其算法框架如图 5 所示[8,56]。BiP-CDE 在优化某个子问题时，根据个体的适应度值，将子种群划分为两个子种群：适应度值排名前 50% 的个体被标记为局部子种群，剩余个体组成全局子种群。局部子种群通过可行性准则进行进化，旨在跟踪和改进该子问题已寻得的最优解。对于全局子种群，首先检查全局子种群的多样性，如果多样性不足，则重新初始化全局子种群，再通过 ε 可行性准则开展进化，旨在找到潜在的全新最优解。

Wang 等[57]融合了决策空间缩减技术（DRT）与约束处理技术（CHT），兼顾局部优化与全局优化的互补性，平衡目标优化与约束满足的关系；通过有效收缩搜索区域，引导种群穿越不可行区域。Zhou 等[58]提出了一种适用于高维约束优化问题的竞争与协作群优化器，设计了基于竞争与协作群的双向搜索机制，提升了高维空间的搜索效率。Sun 等[59]提出了一种用于解决约束优化问题的头脑风暴优化算法，其特点是通过在簇内变异为个体分配不同的搜索任务来探索可行域或最优域，在不同簇间通过低效聚类向高效聚类学习，引导种群收敛至可行最优区域。该算法还被嵌入合作协同进化框架，并在高维约束优化测试集上表现出良好的求解性能。Yu 等[60]提出了个体自适应进化机制和区域协作机制：个体自适应进化机制根据个体进化状态动态分配计算资源，优化与收敛性和多样性相关的变量，有效平衡高维搜索空间中的收敛性和多样性；区域协作机制通过辅助种群探索多个子区域以保持多样性，引导主种群向最优解靠近。Ban 等[61]提出了动态子空间搜索进化算法求解高维约束优化问题，其核心思路是：先让种群在低维子空间内进行搜索以加速收敛，再逐步扩展搜索子空间，促使种群深

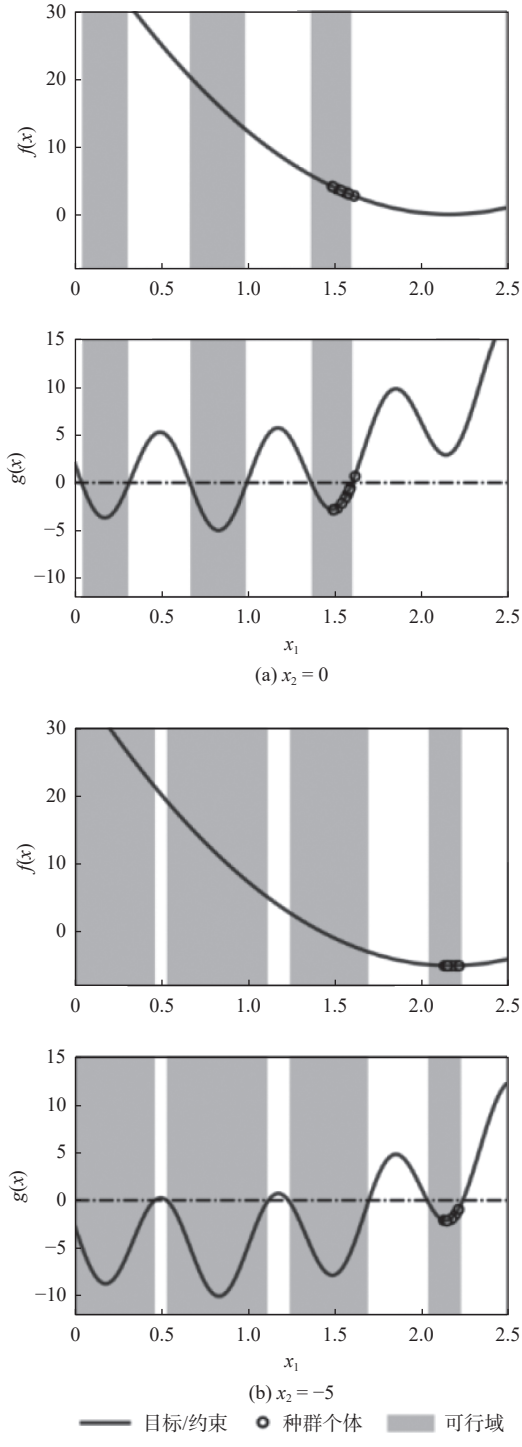


图 4 子问题最优解位置变化示意图[8]

Fig. 4 Schematic of optimal solution position variation of subproblems[8]

算法: BiP-CDE子问题优化器

输入: 初始子问题种群P_{sub}

输出: 进化后的子问题种群P_{sub}以及P_{sub}中的最优个体$x_{\text{sub}}^{\text{best}}$

根据可行性准则对P_{sub}进行排序, 并将其分为局部子种群$P_{\text{sub}}^{\text{local}}$以及全局子种群$P_{\text{sub}}^{\text{global}}$; //最好的一半形成$P_{\text{sub}}^{\text{local}}$, 其余的形成$P_{\text{sub}}^{\text{global}}$
if $P_{\text{sub}}^{\text{global}}$的多样性低于给定的阈值then
    随机生成新的$P_{\text{sub}}^{\text{global}}$;
end
for i = 1 to *Maxgen* do
    if $P_{\text{sub}} = P_{\text{sub}}^{\text{local}} \cup P_{\text{sub}}^{\text{global}}$已经收敛then
        Break; //跳出迭代循环
    end
    使用全局差分变异算子生成全局后代$P_{\text{sub_trial}}^{\text{global}}$并评估其适应度;
    if $P_{\text{sub}}^{\text{local}}$没有收敛then
        使用局部差分变异算子生成局部后代$P_{\text{sub_trial}}^{\text{local}}$并评估其适应度;
    else
        if $P_{\text{sub}}^{\text{global}}$已经收敛then
            Break; //跳出迭代循环
        else
            设置局部后代为空$P_{\text{sub_trial}}^{\text{local}} = \varnothing$;
        end
    end
    根据局部和全局选择操作, 分别生成新的局部和全局子种群$P_{\text{sub}}^{\text{local}}$, $P_{\text{sub}}^{\text{global}}$;
    分别打乱$P_{\text{sub}}^{\text{local}}$和$P_{\text{sub}}^{\text{global}}$中个体的顺序并且设置$P_{\text{sub}} = P_{\text{sub}}^{\text{local}} \cup P_{\text{sub}}^{\text{global}}$;
end
以P_{sub}中最好的个体$x_{\text{sub}}^{\text{best}}$为初始均值, 使用CMA-ES进行局部搜索并得到最优解$x_{\text{cma}}^{\text{best}}$;
用$x_{\text{cma}}^{\text{best}}$替换$P_{\text{sub}}$中的$x_{\text{sub}}^{\text{best}}$;

图 5　BiP-CDE 子问题优化器[8,56]

Fig. 5　Optimizer for subproblems based on BiP-CDE[8,56]

入探索完整决策空间。具体而言, 首先通过提出的决策变量分析方法计算每个决策变量对进化的贡献度, 构建基于概率的子代生成策略, 引导种群优先搜索由高贡献度决策变量构成的低维子空间, 从而加快早期收敛速度。随着进化过程的持续推进, 子空间逐步扩展以确保种群能更全面地探索整个空间。

3　代理模型辅助的高维优化设计技术

在求解高维优化问题时, 需要对目标函数和约束条件进行大量计算。然而, 在船舶结构优化设计及其他实际工程应用场景中, 约束函数的计算一般极为耗时。现有高维优化算法的函数计算次数普遍达到 10^6 数量级, 该计算成本对于昂贵的优化问题而言无法接受。因此, 引入代理模型替代耗时长的计算过程是一种有效的方法。

现阶段针对低维昂贵优化问题的研究已较成熟。但传统适用于低维优化问题的求解方法无法直接用于解决昂贵的高维优化问题, 核心难点体现在 3 个方面: 1) 随着维度的增加, 优化算法的搜索能力显著下降, 即使高维优化算法提高了高维情况下的搜索能力, 仍难以找到真实全局最优解; 2) 随着维度的增加, 代理模型精度迅速降低, 构建代理模型所需样本点数量急剧增加; 3) 代理模型本身的计算复杂度也随维度的增加而上升。综上所述, 目前关于代理模型辅助高维黑箱优化问题的研究还不充分[62-64]。

针对采用分解策略的优化算法, 将代理模型与合作协同进化算法结合可以应对维度灾难。合作协同进化算法通过将高维优化问题分解为一系列低维子问题, 有效降低代理模型训练维度, 避免直接拟合原始高维问题, 仅需拟合低维子问题的适应度函数。但涉及合作协同进化算法与代理模型结合的研究尚属起步阶段, 通常在子问题优化过程中直接使用代理模型替代原有的适应度函数计算。

Ren 等[65] 提出基于成功历史的径向基函数代理模型辅助协同自适应差分进化算法(RBF-SHADE-SACC)。该算法以径向基函数(RBF)为各子问题的代理模型, 采用基于成功历史的自适应差分进化算法(SHADE)作为子问题的优化器。在子问题优化过程中, 只对代理模型预测值较好的个体进行真实目标函数的计算, 其余个体直接使用 RBF 模型完成适应度计算。但该算法存在明显局限: RBF-SHADE-SACC 默认已知原问题的理想分组情况, 该条件在实际应用场景中很难实现。Blanchard 等[66] 提出的 SACC-EAM 方法以 RBF 为代理模型、JADE(带外部存档的自适应差分进化算法)为子问题优化器, 采用随机分组策略。在 JADE 优化子问题过程中, 由 RBF 替代长耗时的真实函数计算, 经过真实函数评估后的最优解会加入样本点库。Blanchard[67] 提出改进算法 SACC-EAM-II, 采用递归差分分组(RDG)策略代替旧分组策略, 有效提高了算法性能。Falco 等[68] 提出基于随机分组的代理模型辅助合作协同进化算法框架, 采用随机分组策略和 JADE 作为优化器; 子问题优化可灵活选用全局代理模型或局部代理模型。该研究主要探讨代理模型辅助合作协同进化算法框架受各参数影响的情况。

Zhong 等[69] 提出基于高效双重差分分组的代理模型集成辅助差分进化算法(surrogate ensemble assisted differential evolution with efficient dual differential grouping, SEADECC-EDDG), 该算法引入高效双重差分分组策略(EDDG)。EDDG 沿用 ERDG 的框架, 并嵌入乘法交互识别技术, 能够在不额外消耗计算资源的条件下, 同时检测加法和乘法的交互作用。在子问题优化阶段以 SEADE 为基础优化器, 分别构建两类代理模型: 全局代理模型利用全部历史样本的广义回归神经网络

(GRNN)构建,局部代理模型使用近期样本的高斯过程回归模型(GPR)构建。Lin 等[70]提出基于变量重构的代理模型辅助进化算法 VREA(基于变量重构的进化算法),用于平衡算法收敛性与种群多样性。该算法采用基于聚类变量重构策略,将原始高维决策变量重构为低维权重变量,借助代理模型优化低维权重变量。

Gong 等[71] 提出基于合作协同进化的数据驱动进化算法(cooperative coevolution based data-driven evolutionary algorithm, CC-DDEA)。该算法设计了分层代理联合学习模型,可在全局空间和细分空间同时近似适应度函数,引导进化种群在不同粒度上进行搜索;并以协同进化方式,在全局层面和局部子空间层面同步开展优化,在局部搜索阶段引入梯度算子加速子空间收敛效率。此外,整个框架采用渐进式动态空间划分策略,实现从局部并行到全局统一的搜索,提升算法收敛性能。Jiang 等[72] 提出基于混合分组和样本迁移的协同贝叶斯优化框架(cooperative bayesian optimization with hybrid grouping and sample transfer, CBO-HGST)。该算法通过交互学习分组策略对原始高维优化问题分解,得到初级分组方案,对维度仍超过指定阈值的子问题再采用随机分组策略进一步分解。同时设计样本点迁移策略和迁移高斯回归过程(GPR)模型,有效提升样本点利用率,缓解了 GPR 模型超参数训练难度和高计算复杂度的问题。

4 先验知识驱动的船舶结构高维优化设计技术

传统优化求解技术将优化问题视为“黑箱”,仅利用数据驱动获得优化解。当问题复杂、设计变量维度高时,该类方法求解效率偏低,无法高效获得优化解。针对该问题,将船舶结构力学先验知识与优化算法求解数据融合,将“黑箱”优化问题转化为“灰箱”优化问题求解,以大幅提升求解效率和优化效果。船舶结构设计和结构力学先验知识常用于指导构建合理的设计变量分组策略、计算资源分配策略,以及生成较好的初始方案(即进化算法的初始个体)。

4.1 船舶结构优化设计的特点

船舶结构设计具有一些显著的特点,包括结构对称性、约束特征量的单调性和局部性,以及优化目标的可分性。

1) 从结构对称性来看,船舶结构通常在船长方向和船宽方向具有一定对称性。利用该特性,可以将结构设计变量维度降低约 1/4,大幅降低优化设计的变量规模。

2) 在约束特征量方面,船舶结构优化设计通常将应力、变形等特征量作为约束条件。应力、变形等特征量相对构件尺寸存在单调性规律:构件尺寸减小会导致结构应力水平上升,变形增大;同时两类指标具有局部性,即单一构件的应力、变形主要由自身尺寸决定,与其他构件尺寸弱相关。利用这些规律可以指导形成高维结构优化设计问题的分组策略,例如将单个构件的设计变量单独分为一组。

3) 就优化目标可分性而言,船舶结构优化设计的目标函数通常为结构重量。整体舱段重量为各构件重量之和,因此目标函数具有可分特性。据此可将复杂舱段结构优化问题设计分解为若干个板架结构优化子问题。在兼顾板架结构耦合关系的基础上,整合各板架结构的轻量化方案,即可得到完整舱段结构的轻量化设计方案;同时该特征可为高维结构优化问题的合作者选择策略提供依据,即选取各子问题最优解作为合作者。

4.2 船舶结构设计的先验知识

除船舶结构设计通用先验知识外,船舶横剖面及舱段结构设计还存在专属领域先验知识。船舶横剖面总强度计算是基于船体梁理论,处于船体梁近似中和轴位置附近的构件,对整体剖面惯性矩等全局性特征量影响较小。在完成一轮横剖面骨材和板材尺寸子问题优化后,各局部特征量大多已逼近对应约束边界。若需继续减小构件尺寸,则越靠近近似中和轴的构件,其尺寸调整对整体剖面惯性矩等全局特征量产生的负面影响越小。基于这一先验知识,后续迭代优化骨材和板材尺寸时,可先优化靠近船体梁近似中和轴的构件,再优化远离中和轴的构件。该优化顺序或计算资源分配策略对整体剖面惯性矩等全局特征量的影响较小,为其他子问题优化预留余量,实现横剖面系统更充分的优化,最终优化效果会更好。

在船舶舱段结构高维优化中,可将所有桁材布局位置变量单独分为一组,每根桁材尺寸变量则各自分为一组。该分组方案基于如下先验知识:

1) 目标函数为舱段的重量(体积),可由每根桁材重量(体积)累加求解,因此每根桁材尺寸变量构成的子问题一定相互满足加法可分性。

2) 约束条件中绝大多数特征量(正应力、剪应力、位移)仅与桁材本身尺寸变量强相关,受其他桁材变量的干扰较弱;每根桁材自身尺寸变量耦合程度较高,与其他桁材尺寸变量耦合程度较

低。因此,将每根桁材自身尺寸变量作为独立子问题具备合理性。

此外,将桁材位置变量与尺寸变量分开求解,所有位置变量统一归入单一子问题内单独处理。若桁材位置变量固定,仅优化尺寸变量,可以避免有限元软件重新划分网格,只需修改梁单元截面参数,能够大幅降低有限元计算时间。舱段优化问题中尺寸变量远多于位置变量,固定位置变量仅优化尺寸变量可大幅提升优化效率。

在船舶舱段优化设计选取待优化尺寸变量子问题时,优先选择约束裕度最大的构件所对应的尺寸变量子问题。该策略基于尺寸变量的单调性和局部性:在优化某构件尺寸变量、降低目标函数过程中,通常会对约束条件造成不利影响,且该影响仅主要集中于构件自身的约束特征量,对其他特征量影响较小。因此,选择自身约束特征量裕度较大的构件优化,可以使目标函数下降空间较大。综上,总结归纳优化对象的结构设计先验知识,可以指导构建科学的变量分组策略和计算资源分配策略,提升优化算法的优化效率与优化质量。

此外,还可从性能优良的母型船方案中提取结构设计特征,例如船舶板架结构不同位置构件的尺寸比例关系、船体中剖面各板架板列的厚度比例等。在生成进化算法种群个体时,可依据提取的构件尺寸比例生成部分个体,继承成熟母船的设计经验,获得较好的初始设计方案;其余个体将随机产生,以维持个体多样性。两种个体生成方式相结合,可有望提升算法获得全局最优解的概率。

4.3　先验知识驱动船舶结构优化框架

基于上述内容,可提炼并构建“知识类型–知识表达–算法融合”先验知识驱动船舶结构优化设计的三层方法论框架。其中,知识类型对应先验知识的来源,知识表达为先验知识形式化表征,算法融合则是将形式化先验知识嵌入进化算法的对应阶段或操作环节。

1) 知识类型可归纳为 3 类:一类是专业科学知识,例如船舶结构力学知识、结构布局几何对称性知识等;另一类是经验型专家知识,例如船级社规范等行业通用设计准则;最后一类是历史数据与案例知识,包括已有设计案例和仿真分析结果等。

2) 知识表达分为数学–物理关系表达和逻辑–规则表达两类。数学–物理关系的知识表达大多为定量表达,例如结构优化强度约束中应力与构件尺寸之间函数关系解析式的显示表达,或有限元计算过程的隐式表达;逻辑–规则的知识表达多是使用条件语句进行逻辑判定。

3) 算法融合将形式化先验知识嵌入进化算法的初始阶段、进化阶段和选择阶段。初始阶段依托先验知识定义设计空间、压缩搜索空间、生成初始种群并及剔除不合理设计方案。进化阶段借助先验知识调控优化过程,完成变量分组、搜索策略选择、搜索方向引导、计算资源动态分配等。选择阶段利用先验知识参与子代个体筛选与最优解选择。

4.4　先验知识驱动的船舶横剖面和舱段结构优化设计

将结构设计和结构力学先验知识融入结构优化设计过程,可有效改善优化效果[73]。聂庞[74]为实现内河船舶结构设计的提质提效,融合知识工程与人工蜂群算法,系统研究并集成了内河船剖面结构建模、校核、设计和优化的全流程方法技术。陈松坤[75]基于达索 3D 体验平台开展研究,在 CAD 端规范船舶设计知识库,在 CAE 端采用基于规则的知识推理方法,创建有限元模型前处理规则库;结合知识繁衍常用的神经网络方法,完成某舱段横剖面初始设计方案的优化。Yang 等[76]针对具有约束条件的水密横向舱壁建立参数化模型,采用 KBE(基于知识的工程)模块构建板材库,同时整合中国船级社设计规范、设计标准和专家经验搭建知识库;依托知识库将模型转换为数学优化模型,并采用模拟退火算法完成结构优化。

Jiang 等[77]提出融合先验知识多级分组的船舶中剖面协同优化算法,其计算资源分配策略(子问题优化次序)充分利用总强度计算的船体梁理论等先验知识;采用该方法后油船中剖面面积降低 5.94%,优化效果优于未融入先验知识的优化算法。基于分解优化框架,江璞玉等[78]将船舶舱段结构各力学特征量的单调性、局部性等知识融入通用黑箱算法,提出一种先验知识驱动的船舶舱段结构高维分解优化方法,实现了含 580 维变量的变刚度桁材船舶舱段结构高效优化。相较于经典元启发式算法和现有高维优化算法,该方法可以更低计算成本获得更优的结构设计方案。

罗强军等[79–80]为改善船舶舱段高维优化设计中分解优化方法的应用性能,先后提出约束渐进放松调节策略和综合考虑目标贡献度及约束裕度的计算资源分配策略。其中,约束渐进放松调节策略在优化初期给定较为严苛的约束限界值,随

优化进程逐渐将约束限界值放松至实际值。这一策略可动态平衡约束限界的严苛程度与子问题全局优化深度，解决了分解优化算法全局子问题优化不充分的问题，显著提升分解优化算法性能。计算资源分配策略按照子问题对目标函数的贡献度和子问题的约束裕度来综合分配优化计算资源，提升了分解优化算法对计算资源的利用率，进一步提升算法的求解质量。

5 船舶结构高维优化设计工程应用

船舶结构设计日趋精细化，使得优化问题的设计变量数量急剧增加，导致常规优化算法高维寻优能力下降，同时代理模型预测精度也会大幅降低[28,81]，给船舶舱段和横剖面这类结构的高维优化设计带来挑战。

针对船舶舱段高维优化设计问题，国内外学者开展了大量研究，提出了多种求解策略。部分研究舍弃代理模型，直接采用有限元计算方式进行优化求解。例如，李振洋[82]对 Isight 优化软件进行二次开发，采用有限元直接计算方式对整船结构进行优化设计。常琦[83]基于 HCSR 设计计算规范，将有限元计算软件 MSC.Patran 集成到优化软件 Isight 上，形成 MSC.Patran/Nastran 优化平台，采用直接计算方式实现船舶舱段结构优化设计。这类方法规避了高维场景下代理模型精度衰减的问题，但直接进行有限元计算成本过高，尤其对于复杂的舱段结构，有限元计算非常耗时，限制了此类方法的适用范围。

另有学者通过离散分解船舶舱段众多设计变量，对舱段结构进行分区域优化。王淑颖[84]将油船舱段划分为船底、甲板、舷侧和舱壁 4 个区域，对各区域分别进行优化，再整合优化结果，作为舱段整体优化方案。该方法虽大幅降低了设计变量维度，但忽略了舱段结构之间的耦合关系，在优化计算中未考虑舱段整体力学特征，存在明显的方法局限性。

为弥补分区域优化存在的不足，后续研究在舱段分区域优化的基础上引入全局约束，将各分区域优化方案融合形成完整舱段优化方案，使整体结构力学特性也参与优化计算，由此形成更为合理的舱段高维优化求解方法。汪俊泽等[85-86]采用分解优化思路，以舱段整体设计方案为基础来构建每个板架结构子模型。该方法降低了参数维度、提升了代理模型预测精度，同时计入其他结构对该板架的影响，所得结构分析结果更符合工程实际。但该方法仅按照空间位置进行板架子模型优化计算，针对子模型优化次序等方面的研究尚不够深入。

目前，分解优化算法已广泛应用于各类高维优化问题，但其在船舶舱段结构优化方向的相关研究仍相对匮乏。受算法固有特性及舱段结构自身力学特性的共同制约，分解优化算法应用于舱段结构优化存在诸多难点：其一是该算法全局寻优能力偏弱，较易陷于局部最优解，若设计变量与约束条件存在单调性时，该缺陷会较为明显。例如文献 [8,78] 将协同进化算法应用于船舶舱段结构优化时，部分子问题迭代后很快达到约束限界；同时因结构物理特征量（如应力、变形与构件尺寸变量）存在单调性，使得其他子问题难以继续深入寻优，最终降低全局最优解的求解质量。此外，子问题计算资源分配策略、合作者选择等对分解优化算法的性能都有较大影响。目前，船舶结构优化领域针对这些问题的研究尚不充分。

在船舶结构精细化设计需求提升、优化设计变量规模大幅增加的情况下，规范约束条件也日趋复杂。船体横剖面的规范校核多使用解析式计算，随着计算机算力的提升，采用元启发式算法直接求解横剖面结构优化问题的计算成本尚处于可接受范围。张清越等[87]采用遗传算法开展工程船中剖面优化设计，优化后剖面面积减小 0.38%，纵向弯曲强度失效概率由 7.22×10^{-5} 降至 1.32×10^{-5}。王元等[88]和许埔宁等[89]都采用模拟退火算法，依托 Isight 平台集成 Mars2000 软件完成校核，分别实现了 CSR 规范与 HCSR 规范下的船舶中剖面优化。其中，前者以不可行解为初始方案，迭代得到可行的中剖面结构方案，剖面面积减小 0.07%；后者经过 10000 次迭代，剖面面积减少 6.4%。冯国庆等[90]通过 Isight 集成 Excel，在 HCSR 规范约束下，分别采用多岛遗传算法、粒子群算法和模拟退火算法开展船舶中剖面优化设计，剖面面积分别减小 0.93%，1.02% 和 1.35%。刘浪等[91]利用 Matlab 集成 Excel，基于 HCSR 规范采用人工蜂群算法完成船舶中剖面优化，经 5000 次规范校核迭代后，剖面面积降低约 5.1%。汪俊泽等[92]基于 CSR 规范，结合约束特征量的局部性规律，根据敏度计算结果逐次调整设计变量，完成某油船中剖面优化。计算结果表明，该方法的优化性能优于直接嵌套规范校核软件的元启发式算法。上述相关工程应用研究情况汇总如表 1 所示。

6 研究展望和未来研究建议

如前文所述，船舶结构精细化设计会带来设计变量激增、代理模型预测精度衰减等高维优化

表 1　船舶结构优化设计工程应用总结

Table 1　Summary of engineering applications for ship structure optimization design

问题维度	约束/无约束	是否基于分解/协同框架	是否应用代理模型	有无先验知识	参考文献
74	约束	否	否	无	[82]
47	约束	否	否	无	[83]
69	约束	是	否	无	[84]
74	约束	是	是	有	[85]
584	约束	是	是	有	[8]
33	约束	否	否	无	[87]
20	约束	否	否	无	[88]
51	约束	否	否	无	[89]
40	约束	否	否	无	[90]
295	约束	否	否	无	[91]
93	约束	否	否	有	[92]

难题, 且舱段结构有限元仿真计算更加耗时, 致使船舶结构问题成为高维昂贵优化问题。针对此类仿真计算耗时的优化问题, 约束函数可开展的直接评估次数十分有限。因此, 合理应用代理模型技术(尤其是序贯、并行变可信度代理模型方法), 开发高效的高维优化求解算法(高维约束优化和高维昂贵优化方法), 是当前船舶结构优化设计领域的研究热点和需重点突破的关键技术。

传统船舶结构优化设计通常采用单任务范式, 仅针对单一结构对象开展研究, 例如对特定横剖面单独构建优化数学模型并求解。然而, 同一横剖面内不同层板架、不同横剖面之间均存在显著的结构关联与耦合效应。这些关联结构对应的优化问题往往具有高度相似性, 表现为约束条件相近, 且设计变量最优解分布存相似规律。进化多任务优化方法利用不同任务间的潜在相似性或互补性, 通过知识迁移提升所有任务的优化效率和求解质量, 实现多任务协同进化。因此, 在求解船舶结构高维优化设计问题时, 引入多任务优化范式, 挖掘不同任务间的共享知识, 并通过知识迁移进行多任务优化设计, 能够进一步提升船舶结构高维优化的效率。

船舶结构高维优化设计问题具有高复杂度、高维度、数据量庞大、设计变量与状态变量之间解析式不可知等特点, 给提取工程经验、挖掘船舶结构设计中蕴含的先验知识、求解高维优化问题带来诸多困难。LLM 作为一种具备强大推理能力的新兴人工智能工具, 拥有强大算力、海量数据处理与深度学习能力, 在工程领域展现巨大应用潜力。为此, 借助船舶结构设计、结构力学先验知识和人工智能技术, 实现 LLM 和先验知识融合驱动的船舶结构高维优化设计, 可为解决上述难题提供全新思路与技术方法。

根据具体船舶产品的实际需求, 在技术设计阶段早期统筹开展横剖面结构、舱段结构、船体结构与大型基座结构的一体化优化设计, 对提升结构轻量化设计效益至关重要。总结提炼船舶典型结构设计的先验知识, 将船舶结构优化设计从“黑箱”问题转换为“灰箱”问题, 是进一步提升优化效率和设计质量的有效手段。融合船舶结构先验知识与优化问题固有特性, 充分挖掘船舶结构优化问题之间的相关性, 并引入多任务优化方法求解, 可显著提升优化设计效率。利用 LLM 人工智能模型构建船舶结构设计知识库, 并与优化算法融合, 是船舶结构优化设计领域具有发展潜力的技术路径。

6.1　船舶结构高维优化设计的代理模型技术

近几十年来, 代理模型优化技术已取得长足发展, 但基于代理模型优化方法仍有许多关键问题亟待解决: 如何平衡计算资源与优化解质量的之间冲突, 如何融合多精度响应数据开展优化设计等。针对计算资源与优化解质量的平衡问题, 有学者提出了序贯(在线学习)代理模型优化方法; 针对多种精度响应数据协同优化设计, 有学者提出了变可信度代理模型。这些方法包括序贯单精度代理模型优化、序贯变可信度代理模型、面向耗时优化问题的序贯约束代理模型约束处理、序贯并行代理模型优化以及代理模型辅助进化优化算法等, 可为不同场景下的船舶结构优化问题提供相应的代理模型求解策略。上述方法涉及的关键技术包括[93]:

1) 对于序贯单精度代理模型优化方法, 设计行之有效的序贯加点准则, 使该类代理模型优化算法以更少计算资源获取更高质量的优化解。通常, 序贯加点准则需兼顾全局探索与局部搜索能力。

2) 对于序贯变可信度代理模型优化方法, 设计适用于变可信度代理模型的序贯加点准则。有效的序贯加点准则既要要保证同一精度层级下的全局探索和局部搜索能力, 还需协调不同精度层级的精度提升幅度与计算成本间的平衡关系。

3) 对于面向耗时优化问题的序贯约束代理模型约束处理方法, 设计合理的加点准则。约束优化问题需要为各耗时约束分别构建代理模型; 而序贯优化无需约束代理模型全域高精度, 仅需保证约束边界具有一定精度, 能够准确判别样本可行性即可。

4）对于序贯并行代理模型优化方法，设计多样本点更新策略，充分利用计算机的多核功能或多机分布式资源开展耗时响应指标的仿真计算，加快算法寻优速度，提升优化效率与最优解的求解质量。

5）针对代理模型辅助进化优化算法，研究采用代理模型替代进化优化算法中高耗时仿真计算环节，从而大幅降低计算成本。

针对高维昂贵优化问题，代理模型是一种有效求解手段，但现有研究仍存在不足，未来可重点开展以下方面研究：

1）基于协同分解优化框架开展高维代理模型构建研究，利用相似子问题求解数据或子问题历史求解数据，实现样本点与模型知识正向迁移，进而提升代理模型建模精度、降低建模成本。

2）多种群优化算法在高维约束优化问题中具备突出的求解能力。可对不同种群采用不同进化算法求解，并结合面向耗时优化问题的序贯约束代理模型约束处理方法[94]，进一步提升算法性能，为高维约束昂贵优化设计提供高效求解方案。

3）针对船舶结构优化应用，选取合适的低精度分析模型，是序贯变可信度代理模型优化方法实际应用的关键。

6.2 船舶结构高维多任务优化设计技术

高维优化是船舶与海洋工程优化设计领域的研究热点。该类问题存在决策变量维度规模大、单次仿真评价成本高昂的特点，为寻优求解带来巨大挑战。协同分解优化利用“分而治之”思想，将高维优化问题分解为多个低维子问题分别求解，可在一定程度上缓解高维度引发的设计空间体积呈指数级增长、搜索难度大、替代耗时仿真代理模型精度衰减等问题，是求解高维优化问题的有效手段。经协同分解得到的各低维子问题之间通常隐含相似性与相关性，但传统协同进化算法仅根据优化潜力调整子问题优化顺序[95]，并未考虑子问题之间的相似性，难以实现真正的协同进化。多任务优化方法[96-99]能够同时解决多个优化任务，挖掘任务间的协同信息，为船舶结构高维复杂优化问题提供了全新的解决思路。

针对多任务优化算法，国内外学者在以下3个方面进行了大量研究：

1）知识迁移方式。不同任务之间存在一定差异，直接传递解可能导致负迁移发生。一类思路是融合源任务与目标任务的特异性信息[100]，筛选出对目标任务更具价值的高质量解进行迁移；另一类思路是研究变量空间转换方法[101]，构建任务专属的低维子空间，在低维子空间实现任务间的知识迁移[102]，显著提升复杂多任务优化问题的求解性能。

2）知识迁移类型。在进行知识迁移时，任务之间的差异可能带来负迁移效果，因此开展多任务进化前需为目标任务选择合适的源任务。研究任务间相似性度量方法和源任务选择方法[103-106]，可以显著提高多任务优化效率和效果。

3）知识迁移节点。知识迁移节点设置会直接影响EMTO（进化多任务优化）的优化效率：当知识迁移频率过高时，种群过度多样性导致当前任务不能快速收敛；而当知识迁移频率过低时，达不到任务间信息共享目的。因此，需要研究自适应的多任务优化算法，自适应设置知识迁移概率并选择源任务[107-108]。

将多任务优化方法应用于基于协同分解的高维优化设计问题，开展船舶结构高维多任务优化设计研究，可进一步提升船舶结构高维优化的寻优效率与求解质量，未来可以重点开展以下方面的研究：

1）面向多任务的船舶高维优化问题分解策略。传统分解策略多基于设计变量或性能指标的独立性完成问题拆解，容易忽视子问题间的关联信息。未来可结合多任务优化思路，建立“任务相似度导向”的高维问题分解方法：通过任务相似性度量方法识别船舶高维优化中各任务的相似程度；将相似度高的任务归为同一个多任务优化问题，基于不同多任务优化问题的优先级确定求解顺序，为后续协同优化奠定基础。

2）先验知识和数据双驱动的子任务协同优化机制。在求解低维子任务时，根据船舶结构设计、结构力学先验知识挖掘子任务间的相似特征；通过判断任务相似性，将源任务最优解和种群分布迁移至目标任务。同时可将已完成求解子任务的优化经验（最优设计变量组合、约束满足规律等）迁移至待求解子任务，减少子任务重复搜索过程，提升求解效率。

3）融合迁移学习的代理模型辅助优化方法。船舶结构优化存在计算成本高昂、约束条件复杂等问题，需设计针对性的多任务优化策略。现有进化多任务优化相关研究仅考虑任务自身开展样本和模型迁移策略设计。而应用EMTO求解子问题时，相似任务具有相似的问题特性，且最优解在统一解空间中往往具有相近的位置，因此任务间的样本点和高斯过程回归模型同样可以进行迁移。针对相似任务，可根据最优解在统一解空间分布的邻近程度决定样本点迁移规模，一

方面将源任务样本点迁移至目标任务, 另一方面将源任务高斯过程回归模型超参数迁移至目标任务, 并根据任务相似性完成修正。两类迁移机制融合, 可提高样本点利用效率和模建模速度, 最终提升优化求解效率。

6.3　人工智能赋能的船舶结构高维优化设计技术

近年来大模型(large models)技术高速发展, 尤其是大语言模型(LLM)的崛起, 正在改变诸多领域的科研与应用范式。LLM 具有强大的自然语言处理能力、推理能力和海量知识储备, 利用 LLM 提升黑箱优化算法的求解效率已成为当前研究热点, 现有相关工作主要集中在以下四类典型方向[109−110]:

1) LLM 充当直接黑箱优化器[111−112]。现有研究尝试将 LLM 直接作为黑箱优化器, 仅通过自然语言描述优化目标与约束条件, 使模型在无梯度信息情况下生成候选解。该类方法通常将历史解及其评价结果作为提示词输入模型, 利用 LLM 的推理能力逐步提升求解质量。当前已在小规模数值优化、组合优化以及提示词优化等场景中取得一定效果。

2) LLM 作为进化算法智能算子与解生成模块[113−114]。该类方法保留进化算法的群体演化与适应度评价机制, 引入 LLM 辅助生成新的候选解, 或对交叉、变异、选择等算子进行增强或替代等。已有试验结果表明, 在符号表达、代码生成及组合优化等问题中, 该类方法能够降低算子设计对人工经验的依赖, 并在一定程度上提升搜索效率与求解质量。

3) LLM 作为进化算法策略生成器与控制模块[115]。部分研究将 LLM 用于生成搜索策略或辅助算法进行决策, 例如动态调整交叉与变异概率、选择不同搜索算子, 或判断当前搜索阶段以平衡探索与开发。该类方法并不直接干预个体进化过程, 而是通过引入 LLM 调控算法搜索。现有研究显示, 该类方法在提升算法自适应性、减少人工调参负担方面具有一定潜力, 且更易与现有优化框架集成。

4) LLM 作为代理模型或元代理[116]。针对计算成本高昂的黑箱优化场景, 已有研究尝试将 LLM 作为代理模型, 甚至构建通用元代理框架以支持多任务优化。该类方法统一将任务描述、决策变量与目标输出表示为序列形式, 使 LLM 学习跨任务适应度映射规律, 从而实现知识共享与迁移。

船舶结构优化设计通常涉及数百维甚至更高维度的设计变量, 兼具非线性、复杂约束和高本本数值仿真等特征, 属于典型的高维昂贵黑箱优化问题。传统进化算法求解此类问题时, 普遍存在搜索效率低、计算资源消耗巨大等难题。因此, 充分利用人工智能技术(特别是 LLM), 提升船舶结构优化设计效率, 是重要研究方向。基于上述认识, 结合 LLM 在知识组织、模式归纳与推理方面的优势, 其在船舶结构高维优化设计中的研究方向可归纳为以下方面:

1) 利用 LLM 对船舶结构设计规范、结构力学知识和工程经验等进行表达和合理运用, 构建更为完善的优化数学模型, 获得可直接工程化应用的优化方案。船舶结构设计规范通常以自然语言形式编写, 不便于结构化表达。利用 LLM 强大的自然语言处理能力和推理能力, 可自动提到取船舶规范中的关键条款并构建知识图谱, 充实完善船舶结构优化设计数学模型中的约束条件。同时, 将优化得到的结构方案导入经船舶规范专业知识训练的专用 LLM, 自动检查匹配规范相关条款, 标注不合规项, 依托规范校验反馈反向迭代、完善优化数学模型, 最终获得兼顾结构力学性能要求、符合规范规定的建造工艺要求、可直接工程化实施的轻量化方案。

类似地, 船舶结构设计蕴含的专家先验知识通常存在隐性、非结构化、高度依赖个体判断等特征, 将这类难以显式表达的知识输入 LLM, 构建船舶结构设计专家知识库, 使其能够在优化过程中得到合理表达与调用, 驱动 LLM 结合船型、区域、载荷、材料、建造厂能力等实时设计上下文, 动态匹配最相关经验。该方法预计能有效避免船舶结构“黑箱”优化存在的痛点: 优化解仅理论可行, 但实际建造困难的问题。

2) 实现 LLM 与进化优化算法深度融合, 将传统依赖数值仿真的“黑箱”优化问题转化为融合先验知识的“灰箱”优化问题, 构建一个“会思考、懂工程、能学习”的智能设计伙伴, 建立专业先验知识和优化数据融合驱动的船舶结构高维优化设计方法, 提高求解效率和最优解的质量。

一方面, 基于 LLM 构建的知识库和案例库输出合理的结构初始参数区间、典型结构配置, 生成较优的初始解; 同时保留一定数量随机初始解, 保持初始解的多样性。另一方面, 将优化过程产生的中间数据(种群分布、收敛轨迹、失败案例等)输入 LLM, 构建优化过程记忆库, 形成定向引导搜索策略。例如, 将优化过程中剔除的不可行解动态输入 LLM, 由模型分析不可行解的共性模式, 生成设计禁忌规则; 这些规则可用于下一

轮优化的预过滤，避免对无效设计域的重复搜索。同时，将优化过程中性能较好的可行解动态输入 LLM，由模型分析较好可行解的共性模式，有效引导搜索向高价值、低风险、易实施的区域聚焦。

7 结 语

近年来，船舶结构高维优化设计技术研发已成为船舶结构优化设计领域的主流趋势，本文总结了高维优化技术及其在船舶结构高维优化中应用研究现状。协同分解优化框架作为使用分解策略的代表性算法，通常从问题分解、子问题优化器、合作者选择、个体适应度计算以及子问题计算资源分配这 5 个关键环节来设计算法策略，以此提高算法寻优效率和求解质量。该类算法已在船舶中剖面和舱段结构高维优化设计中得到初步应用，展现出显著的应用优势。

1）协同分解优化框架是求解高维约束优化问题主流方法，但协同分解机制也导致优化过程中子问题最优解的位置可能发生偏移。因此保持种群多样性，兼顾局部优化与全局优化的互补性显得尤为重要。

2）代理模型与合作协同进化算相法结合，是求解昂贵高维优化问题的有效途径。合作协同进化算法能够有效降低代理模型训练维度，避免直接拟合原始高维问题，仅需拟合低维子问题的适应度函数。

3）融合船舶结构设计、结构力学先验知识与优化算法求解数据，能够指导形成船舶结构高维优化合理的设计变量分组策略、计算资源分配策略，以及较好的初始方案（即进化算法的初始个体），有效提高寻优效率和最优解求解质量。

4）船舶结构高维优化设计问题的未来研究方向包括发展船舶结构高维优化设计的代理模型技术、基于协同分解的高维多任务优化方法、LLM 人工智能赋能的船舶结构高维优化设计技术。

参考文献：

[1] 刘祖源, 魏骁, 冯佰威, 等. 船舶不确定性优化设计理论与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2023.
LIU Z Y, WEI X, FENG B W, et al. Theory and method of uncertainty-based ship design optimization[M]. Beijing: Science Press, 2023 (in Chinese).

[2] 李恒, 刘祖源, 冯佰威, 等. 船舶不确定性设计优化方法 [J]. 船舶, 2025, 36(2): 1−12.
LI H, LIU Z Y, FENG B W, et al. Uncertainty-based ship design optimization method[J]. Ship & Boat, 2025, 36(2): 1−12 (in Chinese).

[3] MENG Z, LI G, WANG X, et al. A comparative study of metaheuristic algorithms for reliability-based design optimization problems[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021, 28(3): 1853−1869.

[4] HU W F, CHENG S C, YAN J Q, et al. Reliability-based design optimization: a state-of-the-art review of its methodologies, applications, and challenges[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2024, 67(9): 168.

[5] 张磊, 寇若洋, 岳之斌, 等. 面向轻量化结构设计的连续体拓扑优化研究进展 [J]. 西北工业大学学报, 2025, 43(4): 702−722.
ZHANG L, KOU R Y, YUE Z B, et al. Research progress on continuum topology optimization for lightweight structure design[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2025, 43(4): 702−722 (in Chinese).

[6] LI P, SHEN X L, DONG S J, et al. Topology optimization methods and its applications in aerospace: a review [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2025, 68(5): 105.

[7] TANG K, LI X D, SUGANTHAN P N, et al. Benchmark functions for the CEC'2010 special session and competition on large-scale global optimization[R]. 2007: 1−18.

[8] 江璞玉. 大规模问题协同/分解优化算法及在船舶结构优化中的应用研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2023. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2023.004915.
JIANG P Y. Cooperative/decomposition optimization algorithms for large-scale problems and their applications to the optimal design of ship structures[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2023. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2023.004915 (in Chinese).

[9] OMIDVAR M N, LI X D, YANG Z Y, et al. Cooperative Co-evolution for large scale optimization through more frequent random grouping[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2010: 1−8. DOI: 10.1109/CEC.2010.5586127.

[10] SUN L, LIN L, LI H J, et al. Large scale flexible scheduling optimization by a distributed evolutionary algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 128: 894−904.

[11] VAKHNIN A, SOPOV E. Investigation of improved cooperative coevolution for large-scale global optimization problems[J]. Algorithms, 2021, 14(5): 146.

[12] POTTER M A, DE JONG K A. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[C]//International Conference on Evolutionary Computation. The 13th Conference on Parallel Problem Solving from Nature on Parallel Problem Solving from Nature — PPSN III, 1994: 249−257. DOI: 10.1007/3-540-58484-6_269.

[13] OMIDVAR M N, LI X D, MEI Y, et al. Cooperative co-evolution with differential grouping for large scale op-

timization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(3): 378−393.

[14] YANG Z Y, TANG K, YAO X. Large scale evolutionary optimization using cooperative coevolution[J]. Information Sciences, 2008, 178(15): 2985−2999.

[15] MA X L, LI X D, ZHANG Q F, et al. A survey on cooperative co-evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 23(3): 421−441.

[16] TRUNFIO G A. Adaptation in cooperative coevolutionary optimization[M]//FISTER I, FISTER JR I. Adaptation and Hybridization in Computational Intelligence. Cham: Springer, 2015: 91−109. DOI: 10.1007/978-3-319-14400-9_4.

[17] LI X D, YAO X. Cooperatively coevolving particle swarms for large scale optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2012, 16(2): 210−224.

[18] MUNETOMO M. Linkage identification based on epistasis measures to realize efficient genetic algorithms[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600), 2002: 1332−1337. DOI: 10.1109/CEC.2002.1004436.

[19] RAY T, YAO X. A cooperative coevolutionary algorithm with correlation based adaptive variable partitioning[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2009: 983−989. DOI: 10.1109/CEC.2009.4983052.

[20] MÜHLENBEIN H, MAHNIG T. FDA -a scalable evolutionary algorithm for the optimization of additively decomposed functions[J]. Evolutionary Computation, 1999, 7(4): 353−376.

[21] YU T L, GOLDBERG D E, SASTRY K, et al. Dependency structure matrix, genetic algorithms, and effective recombination[J]. Evolutionary Computation, 2009, 17(4): 595−626.

[22] SMITH J, FOGARTY T C. Recombination strategy adaptation via evolution of gene linkage[C]//IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1996: 826−831. DOI: 10.1109/ICEC.1996.542708.

[23] WIEGAND R P, LILES W C, DE JONG K A. An empirical analysis of collaboration methods in cooperativecoevolutionaryalgorithms[C]//ACM3rdAnnualConference on Genetic and Evolutionary Computation, 2001: 1235−1242.

[24] LUKE S, SULLIVAN K, ABIDI F. Large scale empirical analysis of cooperative coevolution[C]//ACM 13th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation, 2011: 151−152. DOI: 10.1145/2001858.2001943.

[25] GLORIEUX E, SVENSSON B, DANIELSSON F, et al. Improved constructive cooperative coevolutionary differential evolution for large-scale optimisation[C]//IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 2015: 1703−1710. DOI: 10.1109/SSCI.2015.239.

[26] SON Y S, BALDICK R. Hybrid coevolutionary programming for Nash equilibrium search in games with local optima[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(4): 305−315.

[27] MA X L, LIU F, QI Y T, et al. A multiobjective evolutionary algorithm based on decision variable analyses for multiobjective optimization problems with large-scale variables[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2016, 20(2): 275−298.

[28] PANAIT L, LUKE S. Selecting informative actions improves cooperative multiagent learning[C]//ACM Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2006: 760−766. DOI: 10.1145/1160633.1160767.

[29] AU C K, LEUNG H F. Investigating collaboration methods of random immigrant scheme in cooperative coevolution[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2009: 2701−2707. DOI: 10.1109/CEC.2009.4983281.

[30] PANAIT L, LUKE S. A comparison of two competitive fitness functions[C]//ACM 4th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2002: 503−511.

[31] BUCCI A, POLLACK J B. On identifying global optima in cooperative coevolution[C]//ACM 7th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2005: 539−544. DOI: 10.1145/1068009.1068098.

[32] GOMES J, MARIANO P, CHRISTENSEN A L. Novelty-driven cooperative coevolution[J]. Evolutionary Computation, 2017, 25(2): 275−307.

[33] PANAIT L, WIEGAND R P, LUKE S. Improving coevolutionary search for optimal multiagent behaviors[C]// ACM 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2003: 653−660.

[34] PANAIT L, LUKE S, HARRISON J F. Archive-based cooperative coevolutionary algorithms[C]//ACM 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2006: 345−352. DOI: 10.1145/1143997.1144060.

[35] SHI M, GAO S. Reference sharing: a new collaboration model for cooperative coevolution[J]. Journal of Heuristics, 2017, 23(1): 1−30.

[36] SHI M. Comparison of sorting algorithms for multi-fitness measurement of cooperative coevolution[C]//ACM 11th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation Conference: Late Breaking Papers, 2009: 2583−2588. DOI: 10.1145/1570256.1570365.

[37] MORIARTY D E, MIIKKULAINEN R. Forming neural networks through efficient and adaptive coevolution[J]. Evolutionary Computation, 1997, 5(4): 373−399.

[38] DE JONG E D. Towards a bounded Pareto-coevolution archive[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 04TH8753), 2004: 2341−2348.

DOI: 10.1109/CEC.2004.1331190.

[39] HAMEED A, KONONOVA A, CORNE D. Engineering fitness inheritance and co-operative evolution into state-of-the-art optimizers[C]//IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 2015: 1695−1702. DOI: 10.1109/SSCI.2015.238.

[40] OMIDVAR M N, LI X D, YAO X. Smart use of computational resources based on contribution for cooperative co-evolutionary algorithms[C]//ACM 13th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2011: 1115−1122. DOI: 10.1145/2001576.2001727.

[41] KAZIMIPOUR B, OMIDVAR M N, LI X D, et al. A sensitivity analysis of contribution-based cooperative co-evolutionary algorithms[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2015: 417−424. DOI: 10.1109/CEC.2015.7256920.

[42] OMIDVAR M N, KAZIMIPOUR B, LI X D, et al. CBCC3—a contribution-based cooperative co-evolutionary algorithm with improved exploration/exploitation balance[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2016: 3541−3548. DOI: 10.1109/CEC.2016.7744238.

[43] YANG M, OMIDVAR M N, LI C H, et al. Efficient resource allocation in cooperative co-evolution for large-scale global optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(4): 493−505.

[44] XU P L, LUO W J, LIN X, et al. Difficulty and contribution-based cooperative coevolution for large-scale optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2023, 27(5): 1355−1369.

[45] 江璞玉, 刘均, 周奇, 等. 大规模黑箱优化问题元启发式求解方法研究进展 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(4): 1−18.
JIANG P Y, LIU J, ZHOU Q, et al. Advances in metaheuristic methods for large-scale black-box optimization problems[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(4): 1−18 (in Chinese).

[46] CHEN P, QING H. Epsilon-constrained CCPSO with different improvement detection techniques for large-scale constrained optimization[C]//IEEE 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), 2016: 1711−1718. DOI: 10.1109/HICSS.2016.727.

[47] AGUILAR-JUSTO A E, MEZURA-MONTES E. A local cooperative approach to solve large-scale constrained optimization problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 51: 100577.

[48] 许沛澜. 演化大规模优化算法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022. DOI: 10.27517/d.cnki.gzkju.2022.000315.
XU P L. Research on evolutionary large-scale optimization algorithms[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2022. DOI: 10.27517/d.cnki.gzkju.2022.000315 (in Chinese).

[49] TAKAHAMA T, SAKAI S. Constrained optimization by the ε constrained differential evolution with an archive and gradient-based mutation[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2010: 1−9. DOI: 10.1109/CEC.2010.5586484.

[50] BEN HAMIDA S, SCHOENAUER M. An adaptive algorithm for constrained optimization problems[C]//6th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI, 2000: 529−538. DOI: 10.1007/3-540-45356-3_52.

[51] RUNARSSON T P, YAO X. Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000, 4(3): 284−294.

[52] RAY T, SINGH H K, ISAACS A, et al. Infeasibility driven evolutionary algorithm for constrained optimization[M]//MEZURA-MONTES E. Constraint-Handling in Evolutionary Optimization. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009: 145−165. DOI: 10.1007/978-3-642-00619-7_7.

[53] XU P L, LUO W J, LIN X, et al. Constraint-objective cooperative coevolution for large-scale constrained optimization[J]. ACM Transactions on Evolutionary Learning and Optimization, 2021, 1(3): 12.

[54] ZHANG X Y, GONG Y J, LIN Y, et al. Dynamic cooperative coevolution for large scale optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 23(6): 935−948.

[55] OMIDVAR M N, LI X D, YAO X. A review of population-based metaheuristics for large-scale black-box global optimization —part II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2022, 26(5): 823−843.

[56] JIANG P Y, LIU J, CHENG Y S. Bi-population-enhanced cooperative differential evolution for constrained large-scale optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2024, 28(6): 1620−1632.

[57] WANG Q Z, LI T Y, MENG F Q, et al. A framework for constrained large-scale multi-objective white-box problems based on two-scale optimization through decision transfer[J]. Information Sciences, 2024, 665: 120411.

[58] ZHOU J L, ZHANG Y G, SUGANTHAN P N. Constrained large-scale multiobjective optimization based on a competitive and cooperative swarm optimizer[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 91: 101735.

[59] SUN Y T, XU P L, ZHANG Z Y, et al. Brain storm optimization integrated with cooperative coevolution for large-scale constrained optimization[C]//14th International Conference on Advances in Swarm Intelligence, 2023: 356−368. DOI: 10.1007/978-3-031-36622-2_29.

[60] YU K J, YANG Z Y, LIANG J, et al. An individual adaptive evolution and regional collaboration based evolutionary algorithm for large-scale constrained multiob-

jective optimization problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2025, 95: 101925.

[61] BAN X X, LIANG J, YU K J, et al. A subspace search-based evolutionary algorithm for large-scale constrained multiobjective optimization and application[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(5): 2486−2499.

[62] LIU B, ZHANG Q F, GIELEN G G E. A gaussian process surrogate model assisted evolutionary algorithm for medium scale expensive optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(2): 180−192.

[63] SUN C L, DING J L, ZENG J C, et al. A fitness approximation assisted competitive swarm optimizer for large scale expensive optimization problems[J]. Memetic Computing, 2018, 10(2): 123−134.

[64] TENNE Y, IZUI K, NISHIWAKI S. Dimensionality-reduction frameworks for computationally expensive problems[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2010: 1−8. DOI: 10.1109/CEC.2010.5586251.

[65] REN Z G, PANG B, WANG M Y, et al. Surrogate model assisted cooperative coevolution for large scale optimization[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(2): 513−531.

[66] BLANCHARD J, BEAUTHIER C, CARLETTI T. A surrogate-assisted cooperative co-evolutionary algorithm for solving high dimensional, expensive and black box optimization problems[M]//RODRIGUES H C, HERSKOVITS J, MOTA SOARES C M, et al. EngOpt 2018 Proceedings of the 6th International Conference on Engineering Optimization. Cham: Springer, 2018: 41−52. DOI: 10.1007/978-3-319-97773-7_4.

[67] BLANCHARD J, BEAUTHIER C, CARLETTI T. A surrogate-assisted cooperative co-evolutionary algorithm using recursive differential grouping as decomposition strategy[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2019: 689−696. DOI: 10.1109/CEC.2019.8790114.

[68] DE FALCO I, DELLA CIOPPA A, TRUNFIO G A. Investigating surrogate-assisted cooperative coevolution for large-Scale global optimization[J]. Information Sciences, 2019, 482: 1−26.

[69] ZHONG R, ZHANG E Z, MUNETOMO M. Cooperative coevolutionary surrogate ensemble-assisted differential evolution with efficient dual differential grouping for large-scale expensive optimization problems[J]. Complex & Intelligent Systems, 2024, 10(2): 2129−2149.

[70] LIN J Q, HE C, TIAN Y, et al. Variable reconstruction for evolutionary expensive large-scale multiobjective optimization and its application on aerodynamic design[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025, 12(4): 719−733.

[71] GONG Y J, ZHONG Y T, HUANG H G. Offline data-driven optimization at scale: a cooperative coevolutionary approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2024, 28(6): 1809−1823.

[72] JIANG P Y, CHENG Y S, LIU J. Cooperative Bayesian optimization with hybrid grouping strategy and sample transfer for expensive large-scale black-box problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 254: 109633.

[73] 谢伟, 刘祖源, 冯佰威, 等. 知识工程技术在船体设计中的研究进展与展望 [J]. 中国舰船研究, 2024, 19(6): 3−16.
XIE W, LIU Z Y, FENG B W, et al. Research progress and prospects of knowledge engineering technology in ship hull form design[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(6): 3−16 (in Chinese).

[74] 聂庞. 基于知识工程的内河船舶横剖面结构优化设计系统研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2022.004531.
NIE P. Structural optimization design system for cross-section of inland ships based on knowledge engineering [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2022.004531 (in Chinese).

[75] 陈松坤. 基于知识工程的船舶结构三维设计与优化 [D]. 上海: 上海交通大学, 2018. DOI: 10.27307/d.cnki.gsjtu.2018.001643.
CHEN S K. Ship structure 3 dimensional design and optimization with knowledge-based engineering method [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018. DOI: 10.27307/d.cnki.gsjtu.2018.001643 (in Chinese).

[76] YANG H Z, CHEN J F, LU Q J, et al. Application of knowledge-based engineering for ship optimisation design[J]. Ships and Offshore Structures, 2014, 9(1): 64−73.

[77] JIANG P Y, LIU J, CHENG Y S. Mid-ship section optimization using domain knowledge-based multilevel grouping and cooperative Bayesian optimization[C]//The 34th International Ocean and Polar Engineering Conference, 2024: ISOPE-I-24-550.

[78] 江璞玉, 刘均, 罗强军, 等. 先验知识驱动的船舶舱段结构大规模分解优化方法 [J]. 中国舰船研究, 2025, 20(3): 108−117.
JIANG P Y, LIU J, LUO Q J, et al. Domain knowledge-driven decomposition-based large-scale optimization for ship cabin structures[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(3): 108−117 (in both Chinese and English).

[79] 罗强军, 刘均, 江璞玉, 等. 船舶舱段结构大规模分解优化的约束调节及计算资源分配策略 [J]. 中国舰船研究, 2025, 20(4): 134−142.
LUO Q J, LIU J, JIANG P Y, et al. Constraint adjustment and computational resource allocation strategies for decomposition-based large-scale optimization of ship

cabin structures[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(4): 134−142 (in both Chinese and English).

[80] 罗强军. 船舶舱段大规模分解优化的约束调节与计算资源分配及协作者策略 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2024. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2024.004140.
LUO Q J. Constraint adjustment and computaional resource allocation and collaborator strategies for large-scale decomposition-based optimization of ship cabin structures[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2024. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2024.004140 (in Chinese).

[81] CAI X W, QIU H B, GAO L, et al. Metamodeling for high dimensional design problems by multi-fidelity simulations[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2017, 56(1): 151−166.

[82] 李振洋. 军船结构强度分析与优化设计 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
LI Z Y. Structual strength analysis and optimum design of military vessels[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016 (in Chinese).

[83] 常琦. 基于描述性计算和直接计算方法的油船结构优化设计 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019. DOI: 10.27060/d.cnki.ghbcu.2019.000078.
CHANG Q. Structural optimization for oil tankers based on descriptive and direct calculation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019. DOI: 10.27060/d.cnki.ghbcu.2019.000078 (in Chinese).

[84] 王淑颖. 油船舱段与典型节点结构优化设计 [D]. 大连: 大连海事大学, 2021. DOI: 10.26989/d.cnki.gdlhu.2021.000710.
WANG S Y. Optimization design of cabin and typical node structure of oil tanker[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2021. DOI: 10.26989/d.cnki.gdlhu.2021.000710 (in Chinese).

[85] 汪俊泽, 张攀, 刘均, 等. 基于子模型分解的船舶舱段结构代理模型协同优化方法 [J]. 中国舰船研究, 2024, 19(2): 98−106.
WANG J Z, ZHANG P, LIU J, et al. Collaborative optimization method of surrogate model for ship cabin structure based on sub-model decomposition[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(2): 98−106 (in both Chinese and English).

[86] 汪俊泽. 船舶典型结构快速优化设计方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2022.002594.
WANG J Z. Research on fast optimization design methods of ship typical structures[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022. DOI: 10.27157/d.cnki.ghzku.2022.002594 (in Chinese).

[87] 张清越, 江雨芩. 基于纵弯曲强度可靠性分析的船舶中剖面优化 [J]. 船舶工程, 2015, 37(1): 24−26, 49.
ZHANG Q Y, JIANG Y Q. Optimization of mid-ship section based on reliability analysis of longitudinal bending strength[J]. Ship Engineering, 2015, 37(1): 24−26, 49 (in Chinese).

[88] 王元, 吴嘉蒙. 基于 Excel-Mars2000-Isight 平台的油船中横剖面结构尺寸优化 [J]. 船舶, 2019, 30(1): 119−127.
WANG Y, WU J M. Scantling optimization of midship section structure on oil tankers based on Excel-Mars2000-Isight platform[J]. Ship & Boat, 2019, 30(1): 119−127 (in Chinese).

[89] 许埔宁, 张崎, 白泽坤. 基于规范计算的油船中剖面优化设计 [J]. 造船技术, 2020(6): 16−22.
XU P N, ZHANG Q, BAI Z K. Oil tanker midship section optimization design based on calculation in rules [J]. Marine Technology, 2020(6): 16−22 (in Chinese).

[90] 冯国庆, 常琦, 王元, 等. 复杂约束条件下大型油船中剖面结构优化 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2019, 47(10): 75−81.
FENG G Q, CHANG Q, WANG Y, et al. Mid-section structure optimization for large oil tankers under complex constraints[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(10): 75−81 (in Chinese).

[91] 刘浪, 夏利娟. 基于人工蜂群算法的油船舯剖面优化设计 [J]. 船舶工程, 2019, 41(5): 6−9,59.
LIU L, XIA L J. Optimization design of oil tanker midship section based on artificial bee colony algorithm[J]. Ship Engineering, 2019, 41(5): 6−9,59 (in Chinese).

[92] 汪俊泽, 王元, 张攀, 等. 基于 Mars2000 的船舶中剖面通用快速优化方法 [J]. 中国舰船研究, 2023, 18(5): 133−140.
WANG J Z, WANG Y, ZHANG P, et al. General fast optimization method for midship section based on Mars 2000[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2023, 18(5): 133−140 (in both Chinese and English).

[93] 程远胜, 周奇, 刘均. 船舶优化设计的代理模型方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2023: 4.
CHENG Y S, ZHOU Q, LIU J. Surrogate model methods for ship optimization design[M]. Beijing: Science Press, 2023: 4 (in Chinese).

[94] QIAN J C, YI J X, CHENG Y S, et al. A sequential constraints updating approach for Kriging surrogate model-assisted engineering optimization design problem[J]. Engineering with Computers, 2020, 36(3): 993−1009.

[95] 薛小明. 基于分治策略的大规模生产优化方法研究 [D]. 青岛: 中国石油大学 (华东), 2020. DOI: 10.27644/d.cnki.gsydu.2020.001784.
XUE X M. Divide-and-conquer strategy for large scale production optimization[D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2020. DOI: 10.27644/d.cnki.gsydu.2020.001784 (in Chinese).

[96] FENG L, ZHOU L, ZHONG J H, et al. Evolutionary multitasking via explicit autoencoding[J]. IEEE Trans-

actions on Cybernetics, 2019, 49(9): 3457−3470.

[97] 武越, 丁航奇, 何昊, 等. 多任务优化算法及应用研究综述 [J]. 计算机应用, 2024, 44(5): 1338−1347.
WU Y, DING H Q, HE H, et al. Research review of multitasking optimization algorithms and applications[J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(5): 1338−1347 (in Chinese).

[98] 程美英, 钱乾, 倪志伟. 多任务优化算法综述 [J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1802−1815.
CHENG M Y, QIAN Q, NI Z W. Review of multi-task optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2023, 38(7): 1802−1815 (in Chinese).

[99] 李豪, 汪磊, 张元侨, 等. 演化多任务优化研究综述 [J]. 软件学报, 2023, 34(2): 509−538.
LI H, WANG L, ZHANG Y Q, et al. Survey of evolutionary multitasking optimization[J]. Journal of Software, 2023, 34(2): 509−538 (in Chinese).

[100] WANG Z Z, CAO L L, FENG L, et al. Evolutionary multitask optimization with lower confidence bound-based solution selection strategy[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2025, 29(1): 132−144.

[101] BALI K K, GUPTA A, FENG L, et al. Linearized domain adaptation in evolutionary multitasking[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2017: 1295−1302. DOI: 10.1109/CEC.2017.7969454.

[102] TANG Z D, GONG M G, WU Y, et al. Regularized evolutionary multitask optimization: learning to intertask transfer in aligned subspace[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2021, 25(2): 262−276.

[103] MA X L, ZHENG Y J, ZHU Z X, et al. Improving evolutionary multitasking optimization by leveraging intertask gene similarity and mirror transformation[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2021, 16(4): 38−53.

[104] CAI Y Q, PENG D M, LIU P Z, et al. Evolutionary multi-task optimization with hybrid knowledge transfer strategy[J]. Information Sciences, 2021, 580: 874−896.

[105] CHEN Y L, ZHONG J H, FENG L, et al. An adaptive archive-based evolutionary framework for many-task optimization[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2020, 4(3): 369−384.

[106] ZHANG Y Y, QIAN Y H, MA G S, et al. ESSR: evolving sparse sharing representation for multitask learning[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2024, 28(3): 748−762.

[107] BALI K K, ONG Y S, GUPTA A, et al. Multifactorial evolutionary algorithm with online transfer parameter estimation: MFEA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(1): 69−83.

[108] YANG Z, ZHU Y P, JIANG Y L, et al. An adaptive multitask optimization algorithm based on competitive scoring[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2025, 92: 101798.

[109] WU X Y, WU S H, WU J B, et al. Evolutionary computation in the era of large language model: survey and roadmap[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2025, 29(2): 534−554.

[110] WANG C, ZHAO J X, JIAO L C, et al. When large language models meet evolutionary algorithms: potential enhancements and challenges[J]. Research, 2025, 8: 0646.

[111] BRAHMACHARY S, JOSHI S M, PANDA A, et al. Large language model-based evolutionary optimizer: reasoning with elitism[J]. Neurocomputing, 2025, 622: 129272.

[112] YANG C R, WANG X Z, LU Y F, et al. Large language models as optimizers[C]//The Twelfth International Conference on Learning Representations, 2024.

[113] LIU S C, CHEN C S, QU X H, et al. Large language models as evolutionary optimizers[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2024: 1−8. DOI: 10.1109/CEC60901.2024.10611913.

[114] MEYERSON E, NELSON M J, BRADLEY H, et al. Language model crossover: variation through few-shot prompting[J]. ACM Transactions on Evolutionary Learning and Optimization, 2024, 4(4): 27.

[115] LIU W Y, CHEN L, TANG Z Z. Large language model aided multi-objective evolutionary algorithm: a low-cost adaptive approach[PP/OL]. v2. arXiv (2024-10-03) [2025-12-20]. https://arxiv.org/abs/2410.02301.

[116] ZHANG X R, GONG Y J, ZHONG Y T, et al. Large language model as meta-surrogate for offline data-driven many-task optimization: a proof-of-principle study[J]. Information Sciences, 2026, 726: 122762.

Research progress and prospects of high-dimensional optimization technologies for ship structures

LI Shiqiang, *LIU Jun*, *CHENG Yuansheng**, *AN Yuwei*

School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: With the increasing demand for refined design of ship structures, the dimensionality of design variables in ship structural optimization problems has significantly increased, reaching hundreds or even thousands. Meanwhile, finite element-based structural simulation analyses have become more detailed and computationally expensive, further transforming structural optimization design into time-consuming high-dimensional optimization problems. In recent years, the development of efficient solution methods for high-dimensional optimization problems and corresponding design techniques for ship structures has become a major research hotspot and a mainstream development trend. This paper systematically reviews recent research progress in high-dimensional optimization methods and their applications in ship structural optimization. First, the concept and characteristics of high-dimensional optimization problems are introduced, and solution methods based on cooperative and decomposition optimization strategies, together with key enabling technologies, are discussed in detail. Subsequently, representative solution methods are elaborated from two major perspectives: high-dimensional constrained optimization problems and high-dimensional expensive optimization problems. In addition, domain knowledge in ship structural optimization design and its recent engineering applications are summarized. Finally, the main issues and challenges in high-dimensional ship structural optimization are identified, and future research directions are outlined from three perspectives: surrogate modeling techniques, multitask optimization design techniques, and artificial intelligence-empowered optimization strategies.

Key words: ship structure；high-dimensional optimization；multi-task optimization；surrogate model；domain knowledge；large language model

相关论文

[1] 罗文平, 刘维勤, 王红旭, 等. 基于人工蜂群算法和有限元强度计算的集装箱船剖面结构优化 [J]. 中国舰船研究, 2023, 18(2): 160–167, 217. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02520

[2] 王一镜, 罗广恩, 王陈阳, 等. 基于自适应变异粒子群算法的船舶结构优化方法 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17(2): 156–164. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02306

[3] 朱俊侠, 吴嘉蒙, 刘亚冲, 等. 复杂船体结构拓扑优化中最小稳定拓扑板厚的快速确定方法 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(6): 159–165. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02055

[4] 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. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02066

[5] 李宏伟, 英昌杰, 管官. 基于改进粒子群−模拟退火算法的集装箱船结构优化方法 [J]. 中国舰船研究. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.04540

[6] 李世强, 刘均, 程远胜, 等. 船舶结构高维优化技术的研究进展与展望 [J]. 中国舰船研究. https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.04858