

# 基于改进混合 PSO 动态管缆优化设计

孙乐<sup>1</sup>, 段青峰<sup>2\*</sup>, 安晨<sup>3</sup>, 段梦兰<sup>4</sup>

(1. 国家管网集团东部原油储运有限公司, 江苏徐州 221008; 2. 中海油研究总院, 北京 100028; 3. 中国石油大学(北京) 安全与海洋工程学院, 北京 102249; 4. 清华大学深圳国际研究生院, 北京 100084)

**摘要:** [目的]为有效减少疲劳损失, 须采用合理的动态管缆设计。[方法]基于改进的混合粒子群优化算法构建优化模型, 该算法利用 MATLAB 进行遗传-混沌粒子群动态因子优化, 并通过调用 Orcaflex 软件, 对平台动态管缆进行总体设计与优化。以深水动态管缆的优化为核心构建目标函数, 系链、浮力块和配重块的位置、间距为优化参数, 标准粒子群算法为基础, 结合遗传算法, 有效避免动态管缆优化参数陷入局部最优; 对初始粒子进行混沌初始化处理, 确保初始粒子可在高维解空间中分布均匀; 引入动态惯性权重因子和学习因子, 实现优化过程中全局搜索与局部搜索能力的动态平衡; 根据帕累托最优原则, 构建适应度函数, 进行多目标约束优化。[结果]改进的优化算法在收敛性、准确性、收敛速度方面都表现出更优的性能, 能快速、有效地平衡管缆最大轴向张力与最小弯曲半径之间的关系, 实现最优设计的目标。[结论]为实际工程应用提供有力的技术支持和理论指导。

**关键词:** 混合粒子群 (PSO); 遗传算法; 混沌初始化; 动态因子; 多目标约束; MATLAB; Orcaflex

**中图分类号:** U674 **文献标志码:** A **【DOI】** 10.13788/j.cnki.cbge.2026.03.19

## Improved Hybrid PSO-Based Dynamic Cable Optimization Design

SUN Le<sup>1</sup>, DUAN Qingfeng<sup>2\*</sup>, AN Chen<sup>3</sup>, DUAN Menglan<sup>4</sup>

(1. PipeChina Network Corporation Eastern Oil Storage and Transportation Co., Ltd., Xuzhou 221008, Jiangsu, China; 2. CNOOC Research Institute, Beijing 100028, China; 3. College of Safety and Ocean Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China; 4. Tsinghua Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** [Purpose] To effectively reduce fatigue damage, a reasonable dynamic cable design is required. [Method] An optimization model based on an improved hybrid particle swarm optimization algorithm is established. It employ MATLAB to develop a genetic-chaotic particle swarm dynamic factor optimization algorithm and utilize the Orcaflex software for the overall design and optimization of platform dynamic cables. The optimization problem of deepwater dynamic cables is treated as the objective function, with parameters such as cable length, buoyancy block and counterweight block positions, and spacing as optimization variables. Building upon the foundation of the standard particle swarm algorithm and integrating genetic algorithms, it effectively prevent dynamic cable optimization parameters from falling into local optima. Chaotic initialization of initial particles is applied to ensure a uniform distribution in high-dimensional solution spaces. Dynamic inertia weight factors and learning factors are introduced to balance global and local search capabilities during optimization. Adhering to the Pareto principle, It formulate an objective function to facilitate multi-objective constrained optimization. The improved optimization algorithm shows better performance in terms of convergence, accuracy, and convergence speed. [Result] It quickly and effectively balances the relationship between the maximum axial tension and

收稿日期: 2025-05-10; 修回日期: 2025-09-22

作者简介: 孙乐 (1996—), 男, 硕士、三级工程师。研究方向: 油气管道。

通信作者: 段青峰 (1988—), 男, 博士、研究员。研究方向: 油气管道。

the minimum bending radius of the cable and pipe, achieves the optimal design. [Conclusion] It provides strong support and guidance for practical engineering applications.

**Key words:** hybrid particle swarm optimization (PSO); genetic algorithm (GA); chaotic initialization; dynamic factors; multi-objective constraints; MATLAB; Orcaflex

## 0 引言

海洋油气资源是我国的重要战略资源, 发展海洋工程设备尤为重要。深水动态管缆系统是油气勘探和开采行业中的重要设施, 用于连接水面和海底设施, 以及输送电力、油气和其他必要流体<sup>[1-3]</sup>。该系统包括管缆、系链、配重块、浮力块等组件, 在海洋油气开发领域具有不可替代的作用<sup>[4-5]</sup>。其中, 系链用于锚定管缆, 确保设备始终处于预定位置, 实现海底设施的定位和导航, 并维持管缆的恒定张力, 以避免过度弯曲和扭曲。此外, 在系统运行过程中, 系链还可以吸收海洋环境的动能, 降低环境冲击, 减少设备的损伤风险。浮力块可减小海床对管缆的侧向阻力, 使管缆在预定位置发生侧向弯曲以释放轴向力, 从而减轻管缆的应力, 提高其稳定性<sup>[6-7]</sup>。配重块能防止水下管缆上浮或偏离指定位置, 确保管缆按照预定的线型运行, 提高其在非埋设状态下的稳定性。动态管缆的线型应根据海况条件和浮体运动情况进行顺应性设计, 以便在动态管缆上部的运动传递到触地点之前实现缓冲和隔离。典型的动态管缆线型包括缓波型、悬链线型、缓S型、直立型、陡波型、陡S型共6种<sup>[8]</sup>。在服役期间, 管缆在复杂环境载荷作用下会长时间承受交变应力, 导致损伤累积并最终引发疲劳损伤<sup>[9-10]</sup>。因此, 对预服役浮式平台所配备的动态管缆进行总体设计与优化十分必要。通过优化管缆系链、浮力块和配重块的位置、间距等参数, 可获得更优的设计方案<sup>[11-13]</sup>。

YANG等<sup>[14]</sup>提出一种基于近似模型的动态脐带缆多目标优化方法, 旨在保持结构安全的前提下, 寻找最具成本效益的浮力模块布置方案。PINA等<sup>[15]</sup>研究粒子群优化方法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 在缓波型钢悬链线立管设计中的应用, 详细描述了该方法的若干变体, 并通过试验对相关参数进行分析, 旨在提高方法性能并将其应用于立管系统设计。TANAKA等<sup>[16]</sup>介绍遗传算法在考虑材料与安装成本的钢立管优化中的应用。AI等<sup>[17]</sup>采用遗传算法对立管的最大应力和疲劳损伤进行最小化, 并对优化后的立管与初始设计的性能进行对比分析。SUN等<sup>[18]</sup>研究柔性立管浮力模块的外径、长度和位置对立管整体性能的影响, 并进行参数敏感性分析。上述研究对立管参数优化进行深入探讨, 但采用的单一优化算法具有较大的局限性, 影响了优化效果。

本文采用改进的混合粒子群算法, 对深水动态管缆的配重块、浮力块和系链参数进行优化设计。

该算法在粒子群优化的基础上融入遗传算法, 充分利用了这2种算法在优化过程中的互补性, 以免动态管缆参数陷入局部最优。初始粒子采用混沌初始化, 确保其能在高维解空间中均匀分布; 同时引入动态惯性权重因子和学习因子, 以实现全局搜索与局部搜索能力的动态平衡。研究表明, 相较于标准粒子群算法, 改进的算法具有更好的收敛性、更快的收敛速度和更高的优化精度, 能有效优化管缆铺设参数, 平衡管缆最大轴向张力与最小弯曲半径之间的关系<sup>[19-20]</sup>。

## 1 基于改进的混合粒子群优化算法模型

### 1.1 优化算法基础模型

本文采用粒子群优化算法与遗传算法相结合的方法对模型进行优化。PSO是一种受鸟群捕食行为启发的进化计算技术, 利用群体智能在解空间中从无序向有序演化, 以寻求最优解。PSO依赖个体间的信息共享, 但随着迭代次数增加, 粒子往往趋于聚集在种群最优位置附近, 导致多样性下降、局部搜索能力减弱, 易陷入早熟收敛和局部最优。遗传算法凭借其种群多样性和遗传操作, 具有较强的全局搜索能力, 但缺乏记忆机制, 收敛速度较慢。PSO具有记忆机制, 收敛速度快, 适用于各种目标函数和约束条件。两者在性能上相互补充, 结合传统优化方法可弥补各自不足, 实现更优的整体性能。

### 1.2 优化算法改进

#### 1.2.1 混沌初始化

种群初始化是优化算法的第一步, 会影响算法的性能和收敛速度。传统的粒子群算法通常通过计算机随机生成数值, 并经归一化处理后在解空间中随机分布初始粒子。然而, 这种方法可能导致初始粒子分布不均, 出现某些区域过于密集而其他区域稀疏的情况。这会影响算法早期的收敛速度, 尤其在容易陷入局部最优的情况下, 可能导致优化算法无法有效收敛。

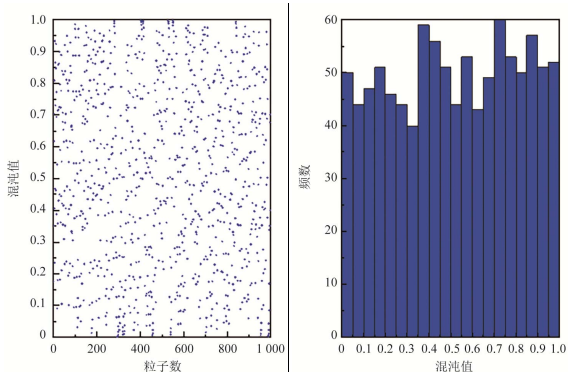
混沌初始化具有非线性、随机性和遍历性的特点, 能在搜索空间内生成不重复、均匀分布的粒子序列。该方法有助于提高解的精度和收敛速度。在种群初始化、选择、交叉和变异等操作中, 使用混沌序列替代均匀分布的伪随机数生成器, 可更有效地找到全局最优解, 特别是在存在多个局部解的情况下。引入混沌序列不仅能显著提升种群初始化质量, 还能改善算法整体性能, 通常比伪随机数生成

器更具优势<sup>[21-22]</sup>。

根据混沌系统的不同迭代特性，本文以Bernoulli混沌映射模型为初始化方法，引入随机变量  $\text{rand}(0,1) \times \frac{1}{1000}$  作为干扰因子，以免混沌序列落入短周期或不稳定周期点（见图1），公式为

$$x_{i+1} = \begin{cases} \left[ 2 - \text{rand}(0,1) \times \frac{1}{1000} \right] x_i, & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ \left[ 2 - \text{rand}(0,1) \times \frac{1}{1000} \right] (x_i - 1) + 1, & \frac{1}{2} < x \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中： $x_i$ 为第*i*次迭代粒子值。



(a) 不同粒子数混沌值分布 (b) 1 000 粒子数混沌值分布

图 1 Bernoulli 混沌映射

Fig. 1 Bernoulli Chaotic Mapping

### 1.2.2 动态惯性与学习因子

粒子群算法的更新公式为

$$V_{k+1,id} = \omega V_{k,id} + c_1 r_1 (P_{k,id} - X_{k,id}) + c_2 r_2 (P_{k,gd} - X_{k,id}) \quad (2)$$

$$X_{k+1,id} = X_{k,id} + V_{k+1,id} \quad (3)$$

式中： $\omega$ 为保持个体特性的惯性权重； $V_{k,id}$ 为第*k*次迭代第*i*个粒子*d*维更新速度向量（应通过适应度值判定粒子优劣）； $c_1$ 和 $c_2$ 分别为个体认知因子和社会学习因子（二者统称加速度因子）； $r_1$ 和 $r_2$ 为[0,1]的随机数。其中，粒子每维的数值应在其搜索空间的上下限内。 $P_{k,id}$ 为第*k*次迭代后第*i*个粒子*d*维个体最优位置； $X_{k,id}$ 为第*k*次迭代的第*i*个粒子*d*维个体位置； $P_{k,gd}$ 为第*k*次迭代*d*维全局最优位置；在每次迭代过程中，粒子通过个体极值和群体极值来更新自身的速度和位置。

速度更新公式主要由3部分组成： $\omega V_{k,id}$ 为惯性部分，即粒子的运动习惯，表示粒子保持个体运动特性； $c_1 r_1 (P_{k,id} - X_{k,id})$ 为个体认知部分，即粒子自身的历史经验，表示粒子向自身历史最优位置运动的特性； $c_2 r_2 (P_{k,gd} - X_{k,id})$ 为社会学习部分，即粒子社会群体协同合作与知识共享的历史经验，表示粒子向群体历史最优位置运动的特性。

惯性权重因子 $\omega$ 对PSO算法的性能具有重要影

响。当该值较大时，有利于在全局范围搜索；当该值较小时，有利于加快算法的收敛速度，并提升局部搜索能力。为平衡PSO算法的全局搜索和局部搜索能力，在算法迭代前期，应设置较大的惯性权重因子 $\omega$ ，以确保各粒子能独立运动并充分搜索整个空间；在算法迭代后期，应设置较小的惯性权重因子 $\omega$ ，以便向其他粒子学习。若当前粒子的惯性过大，可能导致其难以迅速运动至更优的位置。惯性权重因子 $\omega$ 的变化曲线见图2，本文采用的非线性动态惯性权重因子公式为

$$\omega = \omega_s - (\omega_s - \omega_e) \times \left( \frac{k}{K_{\max}} \right)^2 \quad (4)$$

式中： $k$ 为当前迭代次数； $K_{\max}$ 为粒子群最大迭代次数

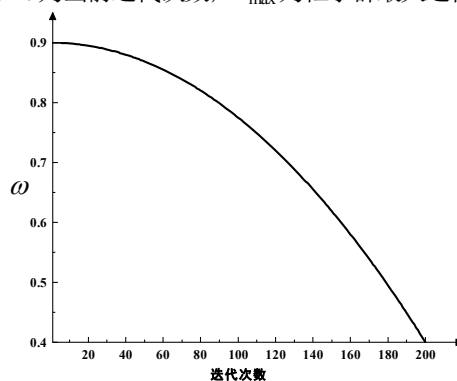


图 2 惯性权重因子  $\omega$  变化曲线

Fig. 2 Inertial Weight Factor  $\omega$  Variation Curve

在标准粒子群算法中， $c_1$ 和 $c_2$ 为学习因子，通常取固定值。学习因子 $c_1$ 为粒子向自身历史最优位置学习的能力；学习因子 $c_2$ 为粒子向全局最优粒子学习的能力。在算法执行过程中，学习因子 $c_1$ 和 $c_2$ 的取值应随算法的进行而不断变化。为增加粒子的多样性，防止粒子在算法迭代早期迅速聚集在局部最优解附近，应使 $c_1$ 取较大值， $c_2$ 取较小值，以便粒子在全局范围内进行广泛搜索。应在算法迭代早期广泛搜索整个解空间。在算法迭代后期，应更注重收敛性能。为使粒子迅速且准确地收敛到全局最优解附近，应使 $c_1$ 取较小值， $c_2$ 取较大值，以提高算法的收敛速度和优化精度。因此，本文将 $c_1$ 构造为单调递减函数，将 $c_2$ 构造为单调递增函数，通过动态调整学习因子的取值，使粒子群体在算法迭代早期能快速准确地搜索到最优解，在算法迭代后期能快速准确地收敛到最优解。 $c_1$ 、 $c_2$ 的函数图像见图3，二者的表达式为

$$c_1 = 2 \sin^2 \left[ \frac{\pi}{2} \left( 1 - \frac{k}{K_{\max}} \right) \right] \quad (5)$$

$$c_2 = 2 \sin^2 \left( \frac{\pi k}{2 K_{\max}} \right) \quad (6)$$

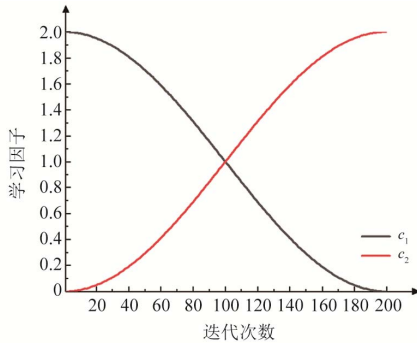


图3 学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  变化曲线

Fig. 3 Learning Factors  $c_1$  and  $c_2$  Variation Curves

### 1.2.3 混合粒子群优化算法

粒子群算法的连续性使其易陷入局部最优, 遗传算法的随机性易导致信息反馈不及时。为突破单一优化算法在复杂问题求解中的局限, 本文融合了遗传算法和粒子群算法, 并加以改进。通过结合两者的互补优势, 能更好地解决动态管缆问题。

混合优化算法通常分为并行混合、串行混合和嵌入式混合3种类型。本文采用嵌入式混合方法, 指将一种完整的算法或其核心思想嵌入另一种算法中。本文将遗传算法的算子嵌入自适应混沌粒子群算法中, 利用遗传算法的优点, 提升种群多样性并扩大算法的搜索范围。遗传算法的嵌入对算法寻找全局最优解具有重要作用。

遗传操作包括3个基本算子: 选择、交叉和变异。选择算子采用比例选择的基本思想, 根据目标函数的适应度值将粒子映射为选择概率, 适应度值越高的粒子被选中的概率越大, 符合“适者生存”原则。其概率公式为

$$P_i = \frac{f(x_i)}{\sum f(x_i)} \quad (7)$$

交叉算子根据概率决定是否执行交叉操作, 粒子按顺序两两交叉。经选择算子后, 2个粒子根据选定的粒子群随机选择某一基因段进行交叉, 具体过程见图4。图4中:  $d$ 为粒子维数;  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ 为 $d$ 、 $d+1$ 维的粒子值;  $P_n$ 为第 $n$ 个粒子。粒子值的 $d$ 、 $d+1$ 维值发生交叉。

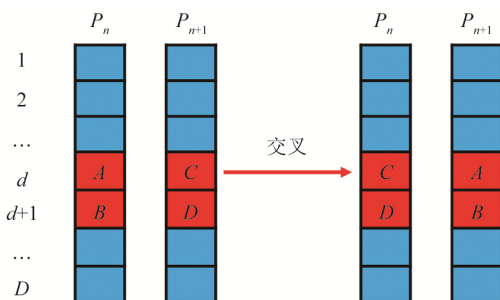


图4 交叉算子

Fig. 4 Crossover Operator

变异算子根据概率决定是否执行变异操作, 经选择和交叉算子后, 如果发生变异, 则随机选择一定数量的位置进行变异, 具体过程见图5。图5中:  $m$ 和 $n$ 为粒子维数, 粒子值的 $m$ 、 $n$ 维值发生变异。

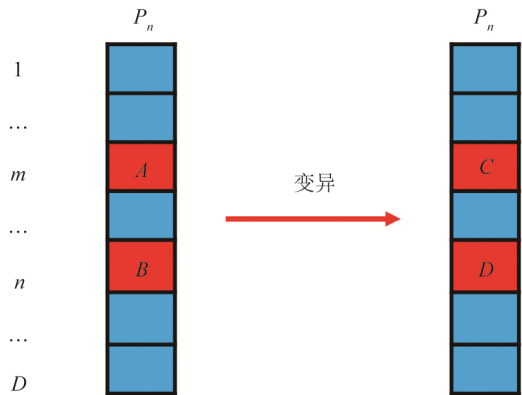
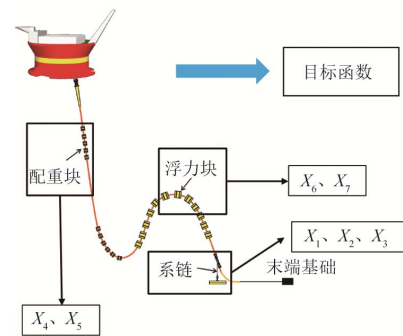


图5 变异算子

Fig. 5 Mutation Operator

### 1.3 优化算法模型建立

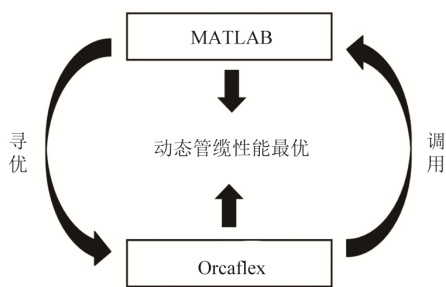
本文基于混合粒子群优化算法, 以圆筒形FPSO动态管缆系统的参数优化为主要研究内容。选取即将服役于中国南海流花油田的国内首座圆筒形FPSO作为浮式平台, 动态管缆采用系链缓波构型。研究旨在给定环境条件、平台运动及动态管缆截面参数的前提下, 设计满足功能要求的动态管缆构型, 并实现系统性能的最优设计。为此, 本文建立了一个新的多目标约束优化模型, 将深水动态管缆的优化问题表述为一类目标函数 $F(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7)$ 。优化参数包括: 系链位置与间距 $X_1$  (系链A端位置)、 $X_2$  (系链B端位置)、 $X_3$  (系链长度); 配重块位置与间距 $X_4$  (配重块位置)、 $X_5$  (配重块间距); 浮力块位置与间距 $X_6$  (浮力块位置)、 $X_7$  (浮力块间距), 见图6(a)。研究利用MATLAB构建遗传-混沌粒子群动态因子优化算法, 并通过调用Orcaflex软件进行优化。根据帕累托最优原则, 得到管缆浮力块、配重块及系链参数的最优解集, 从而为实际工程应用提供设计指导, 整体流程见图6。



(a) 优化模型

图6 动态管缆优化算法

Fig. 6 Dynamic Cable Optimization Algorithm



(b) 优化方案

图6 动态管缆优化算法 (续)

Fig. 6 Dynamic Cable Optimization Algorithm (Continued)

本次动态管缆优化涉及多目标约束问题。在近偏和远偏90 m的不同工况下,应同时满足以下目标: 1) 确保管缆最大轴向张力低于许用值,尽可能降低该张力; 2) 尽可能减小管缆曲率,以防管缆因弯曲过大导致折断失效; 3) 保证在所有工况下,系链的张力始终大于0。

然而,通常不存在能同时使所有目标都达到最优的解。为此,应通过多目标优化方法,在各个目标之间进行权衡和协调,从而得到一组均衡的非劣解,即帕累托最优解集。在此过程中,根据帕累托

最优原则,可采用优化适应度值计算公式为

$$F = \frac{R_{\min}/2.8}{F_{\max}/490} \quad (8)$$

式中:  $R_{\min}$ 为管缆最小弯曲半径; 2.8为许用弯曲半径;  $F_{\max}$ 为管缆最大轴向张力; 490为许用轴向张力。

当最大轴向张力越小、最小弯曲半径越大时,管缆应力也会相应变小,从而进一步减少管缆的疲劳损伤。

本文基于中国南海流花油田的国内首座圆筒形FPSO平台开展。FPSO平台作业水深为330 m,船体水线面直径为72 m,主甲板直径为82.8 m,垂荡板直径为90 m,满载吃水为22 m,重心距离船底高度为20 m。设计吃水载质量约为10万t,空船质量为3.6万t。在百年一遇的台风工况下,给定RAO, FPSO的最大偏移(含波频)为90 m。动态管缆采用系链缓波构型,通过调整配重块和浮力块参数来满足管缆张力和弯曲半径的要求,并通过系链约束管缆的运动。管缆顶部悬挂在FPSO船下方2 m处,悬挂点距FPSO中心的水平距离为30 m。管缆总长度为950 m,其末端距悬挂点的水平距离为650 m。动态管缆、浮力块、配重块与海况参数见表1和表2。

表1 海况参数

Tab. 1 Sea Conditions Parameters

波浪		海流速度/(m/s), $h$ 为水深 330 m										
$H_{\max}/m$	$T/s$	海平面以下 1 m	0.1h	0.2h	0.3h	0.4h	0.5h	0.6h	0.7h	0.8h	0.9h	海床以上 1 m
23	15	1.99	1.80	1.61	1.42	1.23	1.04	0.81	0.76	0.71	0.66	0.59

注:波和流同向,波浪为斯托克斯5阶波。

表2 动态管缆、浮力块、配重块参数

Tab. 2 Dynamic Cable, Buoyancy Block, and Counterweight Block Parameters

项目	参数	数值	项目	参数	数值	项目	参数	数值
动态管缆参数	外径/mm	142.2	浮力块参数	单个浮力块长度/m	1.11	配重块参数	单个配重块长度/m	0.7
	弯曲刚度/ $kN \cdot m$	$2.5^2$		浮力块外径/m	0.864		配重块外径/m	0.34
	轴向刚度/ $MN$	375		每一浮力块空气中质量/kg	350		每一配重块空气中/kg	450
	百年工况允许的最小弯曲半径/m	2.8		每一浮力块净浮力/kg	367.5		每一配重块体积/ $m^3$	0.052
	空气中单位长度质量/ $kg/m$	38.8		每一浮力块体积/ $m^3$	0.7			
	最大允许轴向张力/ $kN$	490		最大允许轴向张力/ $kN$	490			
	法向拖曳力系数	0.8		法向拖曳力系数	1.05			
	法向附加质量系数	1		法向附加质量系数	1			
	轴向拖曳力系数	0.04		轴向拖曳力系数	0.8			
	轴向附加质量系数	0		轴向附加质量系数	0.65			

在Orcaflex软件中,针对系链缓波型动态管缆建立有限元模型。该模型基于圆筒形FPSO平台,采用线单元(Line)构建管缆主体。管缆顶部根据参数与FPSO平台连接,底部锚定在海底。为在模拟真实

工况的同时减少计算量,模型使用分区域细化网格的方式来提高仿真精度。将管缆模型分为4个部分,其中距离管缆顶部50 m和触地段附近前后50 m的区域使用0.1 m的单元长度进行建模,其余部分采用

1 m的单元长度;系链采用Link模块进行建模;浮力块和配重块以离散模型进行设置,并通过Attachment模块连接。其中,浮力块的数量为30,配重块的数量为10(见图7)。浮力块、配重块的位置、间距及系链参数通过算法优化获得。该模型可更好地模拟实际情况,进行高效地仿真与优化分析,其优化参数见表3。

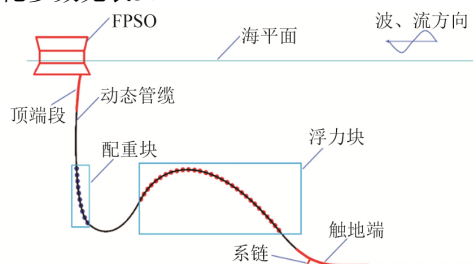


图7 模型示意图

Fig. 7 Model Schematic Diagram

表3 优化参数及取值范围(单位: m)

Tab. 3 Optimization Parameters and Value Ranges (Unit: m)

参数类型	参数/m	取值
系链	系链A端位置 $X_1$	600~750
	系链B端位置 $X_2$	300~450
	系链长度 $X_3$	8~40
配重块	配重块位置 $X_4$	100~250
	配重块间距 $X_5$	2~10
浮力块	浮力块位置 $X_6$	300~450
	浮力块间距 $X_7$	2~10

## 2 优化过程

本文使用的计算机仿真环境为Matlab2022b,通过API接口调用Orcaflex10.3,粒子个数 $n=100$ ,粒子维度 $m=7$ ,迭代次数 $T=200$ ;初始惯性权重因子 $\omega_s=0.9$ ,末端惯性权重因子 $\omega_e=0.4$ ,学习因子 $c_1$ 、 $c_2$ 初始值与末端值分别为2、0和0、2,交叉和变异概率均为0.8。

1) 根据混沌序列公式初始化粒子速度和位置,并寻找满足要求的粒子(其初始位置满足条件的粒

子,即解空间)。

2) 根据公式计算每个粒子的适应度值,初始位置适应度值见图8,将粒子种群目前搜索到的位置作为局部最优位置,将粒子全局搜索到的最优位置作为全局最优位置(即五星位置),即全局最优解, $F=6.41$ 。

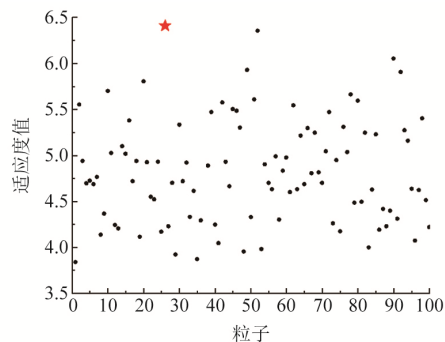


图8 初始位置适应度值

Fig. 8 Initial Fitness Values at Starting Positions

3) 根据式(2)和式(3)更新粒子位置和速度。

4) 重新计算各个粒子的适应度值,并比较其与局部最优位置对应的适应度值。若存在比当前最优位置更好的粒子,既有粒子的适应度值优于当前的适应度值,则将该粒子位置作为新的局部最优位置。

5) 比较各个粒子的适应度值与全局最优位置的适应度值。若存在比当前全局最优位置更好的粒子,既有粒子的适应度值优于当前的适应度值,存储该粒子位置,并将该粒子位置作为新的全局最优位置。

6) 采用比例选择思想进行选择,粒子之间根据概率执行交叉与变异操作,其中交叉与变异的概率均为0.8。

7) 重复步骤4)和步骤5)。

8) 判断粒子是否达到最大迭代次数:若满足条件,则终止迭代,否则返回步骤3)继续执行。

通过上述优化过程,粒子群将从离散状态逐渐集中在最优位置附近,初始位置、迭代100次后和迭代结束后的粒子群位置(解空间)见图9。

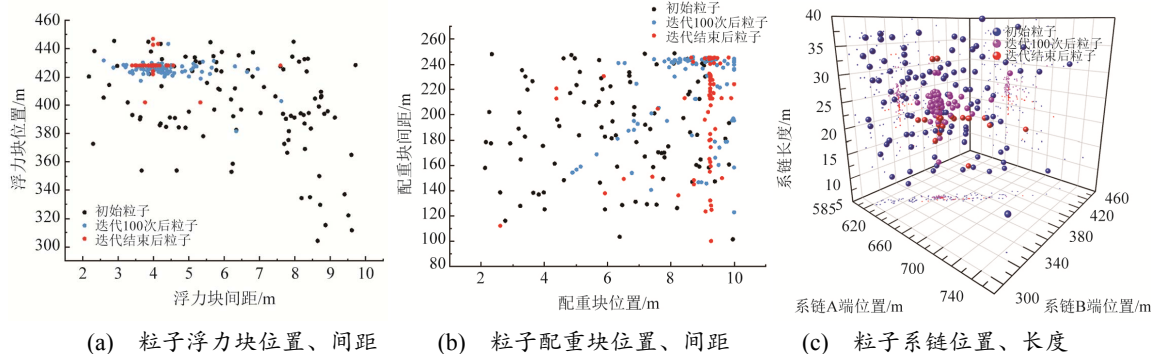


图9 初始位置、迭代100次后和迭代结束后粒子位置(解空间)

Fig. 9 Initial Positions, Particle Positions after 100 Iterations, and Final Particle Positions (Solution Space)

### 3 结果分析

采用改进的混合粒子群优化算法与标准粒子群算法对动态管缆参数进行优化优化时,浮力块、配重块及系链的初始粒子位置分布见图10。标准粒子群算法使用MATLAB中的rand()函数生成伪随机数来初始化粒子在解空间中的位置;本文改进的混合粒子群优化算法采用混沌映射生成混沌序列进行初始化。结果表明,相较于伪随机数方法,混沌序列能在解空间中进行更广泛、更全面且更均匀的搜索,有效避免了局部稀疏或密集区域的产生,见图10(c)。

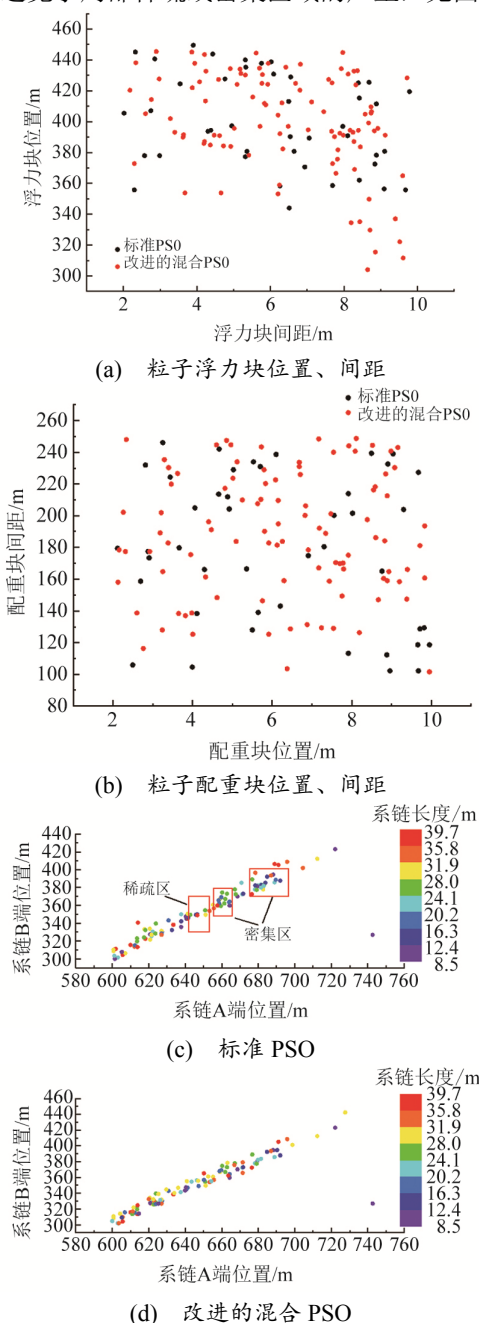


图 10 标准 PSO 与改进的混合 PSO 初始位置对比  
Fig. 10 Comparison of Initial Positions Between Standard PSO and Enhanced Hybrid PSO

基于改进混合粒子群优化算法的4号粒子在寻优过程中,浮力块、配重块与系链参数的寻优速度更新情况见图11。从图中可以看出,在前100次迭代中,寻优速度更新主要受惯性权重因子 $\omega_s$ 和个体学习因子 $c_1$ 支配,同时结合了遗传算法的选择、交叉与变异操作,以及最优参数的动态更新。该阶段参数振荡幅度较大见图11(a)~图11(d)、图11(g),寻优速度变化显著,最优参数更新较为频繁见图11(b)和图11(c)、图11(g),整体表现为在约束范围内进行全局探索。在后100次迭代中,全局学习因子 $c_2$ 的作用逐渐增强,参数振荡减缓并趋于收敛,寻优速度的波动也逐渐减小。尽管遗传算法 $c_2$ 会引发参数的偶然突变见图11(e)~图11(f),但在全局学习因子的主导下,系统能迅速恢复并收敛。该阶段以局部搜索为主,旨在最优位置附近挖掘局部最优解,同时遗传算法的突变机制有助于降低陷入局部最优的风险。

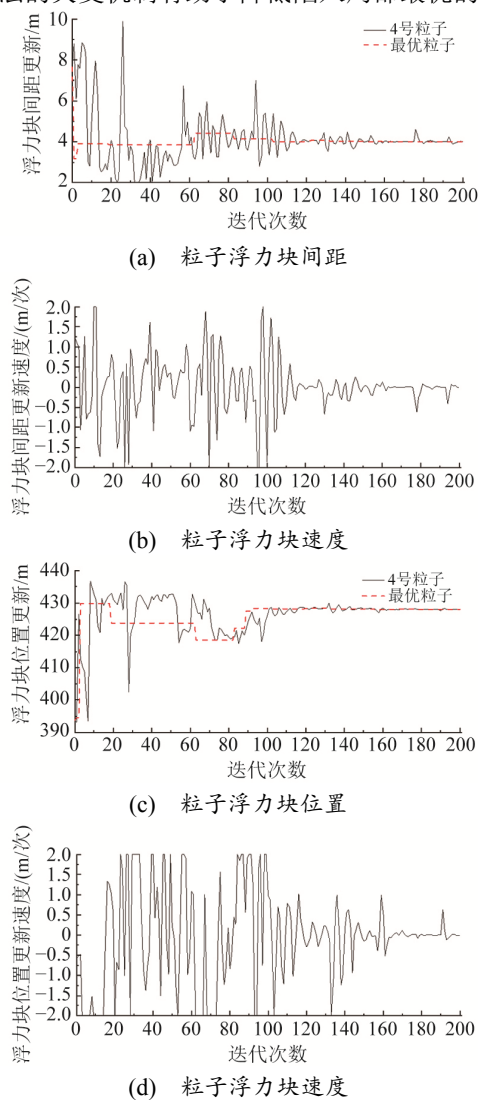


图 11 4号粒子粒子参数、寻优速度更新图  
Fig. 11 Particle Number 4 Particle Parameters and Optimization Speed Update

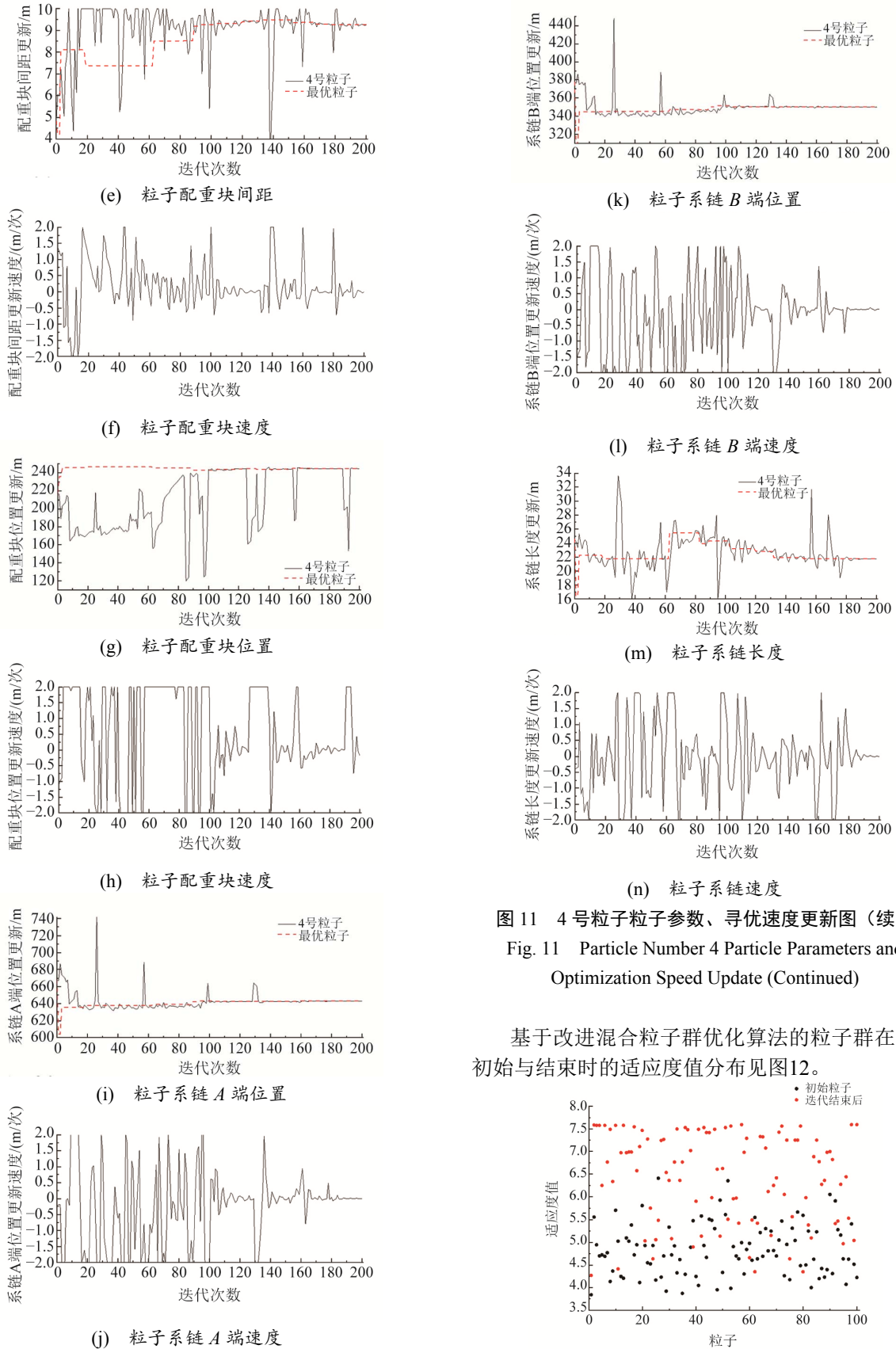


图 11 4 号粒子粒子参数、寻优速度更新图 (续)  
Fig. 11 Particle Number 4 Particle Parameters and Optimization Speed Update (Continued)

图 11 4 号粒子粒子参数、寻优速度更新图 (续)  
Fig. 11 Particle Number 4 Particle Parameters and Optimization Speed Update (Continued)

基于改进混合粒子群优化算法的粒子群在优化初始与结束时的适应度值分布见图12。

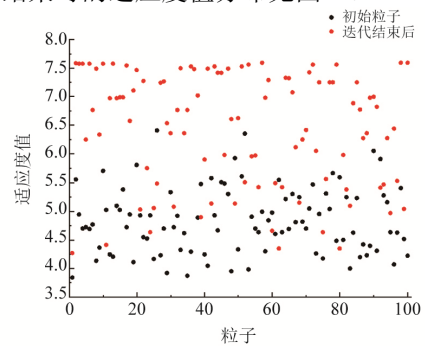


图 12 适应度值开始与结束时的变化  
Fig. 12 Changes in Fitness Values at the Beginning and End

初始粒子的适应度值分布较为分散，主要介于3.5~6.5；经过优化，粒子适应度显著提升，最高值集中在7.5附近，并呈现向该最优值收敛的趋势。这一变化反映了系链、浮力块和配重块参数在迭代过程中逐渐向最优位置靠近，表明改进的混合粒子群算法能有效引导粒子在解空间中进行定向搜索，从而获得更优的优化效果。

标准PSO、执行遗传算法（Genetic Algorithm, GA）前的改进混合PSO及执行GA后的改进混合PSO的适应度值变化曲线见图13。通过对比分析，可得出以下结论：

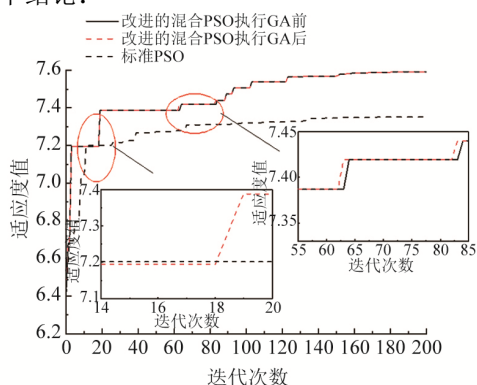
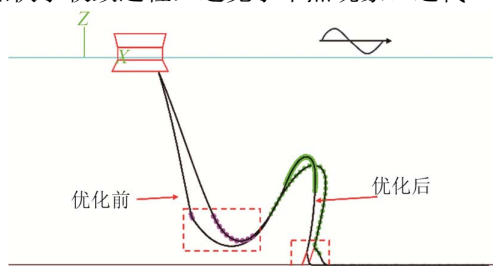


图 13 标准粒子群与改进的混合粒子群算法执行遗传算法前后适应度值变化曲线

Fig. 13 Fitness Value Variation Curves before and after Genetic Algorithm Execution for Standard PSO and Improved Hybrid PSO

对比改进的混合粒子群算法执行遗传算法前后的适应度值变化曲线表明：初始阶段，适应度值为6.68，改进的混合粒子群算法由于在前期采用较大的惯性权重因子和全局学习因子，粒子的适应度值变化显著，收敛速度较快。当进行第61次和第81次迭代时，遗传算法通过扰动将粒子从局部极值中解脱出来，加快了收敛过程，避免了早熟现象。迭代



(a) 近偏工况下优化前与优化后的最优线型

至100次后，粒子适应度值缓慢上升，表明算法在局部搜索最优解方面的努力。

对比标准粒子群算法和改进的混合粒子群算法的适应度值变化曲线表明：标准粒子群算法中的固定惯性权重因子和学习因子无法有效平衡全局搜索与局部搜索能力，收敛速度相对较慢，且在约第136次迭代前后出现早熟现象。当进行第17次迭代时，由于改进的混合粒子群算法在前期具有较强的全局搜索能力，能跳出局部最优；标准粒子群算法则无法有效脱离局部最优。迭代至100次后，改进的混合粒子群算法主要在局部最优位置进行搜索，效果显著；标准粒子群算法在第66次迭代已提前进入局部寻优，优化效果较差。

综上所述，图13中的适应度曲线清晰揭示了2类算法在优化效率与收敛特性上的差异。

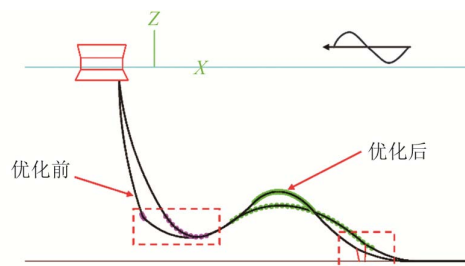
传统的标准粒子群算法与改进的混合粒子群算法在Orcaflex软件的计算用时对比见表4。在Orcaflex软件中应用传统的标准粒子群算法，只能采用单线程进行计算，每次迭代用时都较长。改进的混合粒子群算法利用MATLAB可并行计算的优势，重新构建并行计算代码。每次迭代都能同时向多个方向搜索，大大加快了收敛速度。

表 4 标准粒子群与改进的混合粒子群算法计算时长对比

Tab. 4 Comparison of Computational Time Between Standard Particle Swarm and Improved Hybrid Particle Swarm Algorithms

算法类型	计算用时
标准粒子群算法	20 h (Intel i5 14 代单线程计算)
改进的混合粒子群算法	6 h (Intel i5 14 代 8 线程计算)

平台近偏与远偏工况优化前后的管缆线型对比见图14。



(b) 远偏工况下优化前与优化后的最优线型

图 14 近偏与远偏工况优化前后线型对比

Fig. 14 Comparison of Profiles Before and after Optimization Under Near-Deflection and Far-Deflection Operating Conditions

优化前，管缆最大应力为104.57 kN，最小弯曲半径为3.83 m；优化后，管缆最大应力105.19 kN，最小弯曲半径增至4.56 m，适应度从6.41提高至7.59。

从图中可明显看出，优化后的管缆在配重块及系链位置的线型更为平滑，整体形态更趋合理。

#### 4 结论

本文针对中国南海流花油田圆筒形FPSO平台, 采用改进的混合粒子群算法对深水动态管缆的浮力块、配重块及系链参数进行了综合优化。主要结论如下:

1) 本文采用混合粒子群算法, 通过混沌映射初始化粒子速度和位置, 提高粒子种群解空间分布的均匀性及适应度。算法对惯性权重因子和学习因子进行自适应调整, 实现了全局搜索与局部搜索能力的平衡, 有效避免了早熟现象。此外, 融合遗传算法, 以更好地避免陷入局部最优。

2) 通过MATLAB与Orcaflex软件的联合运用, 构建了遗传-混沌粒子群动态因子优化模型, 实现了40多万组数据的并行计算, 显著提高了仿真效率和优化速度。

3) 根据帕累托最优原则选取适应度值, 为尽可能降低管缆最大轴向张力和曲率, 以防管缆因弯曲过大导致折断失效, 同时确保系链的张力始终大于0, 该模型进行了多目标优化, 采用式(8)确定适应度值, 优化后的系链、配重块、浮力块参数适应度值从6.41提升至7.59, 提升率达18.4%。系链参数: (642.86 m, 350.25 m, 21.75 m), 配重块参数: (244.68 m, 9.25 m), 浮力块参数: (428.03 m, 4.00 m)。

综上所述, 本文在深水动态管缆参数优化方法上取得了明显进展, 所提出的改进混合粒子群算法在收敛性、精度与速度方面均表现出更优性能, 较好地平衡了管缆最大张力与最小弯曲半径之间的约束关系, 为实际工程应用提供了有益参考。

#### 参考文献:

- [1] LI S, NGUYEN C. Dynamic Response of Deepwater Lazy-Wave Cate-Nary Rise[C]//DOT-Deep Offshore Technology International Conference. 2010.
- [2] RAMOS R J, PESCE C P. A Consistent Analytical Model to Predict the Structural Behavior of Flexible Risers Subjected to Combined Loads[J]. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 2004, 126(2): 141-146.
- [3] HOLMES S, OAKLEY O H, RAGHAVAN K, et al. Using CFD to Study the Effects of Staggered Buoyancy on Dilling Riser VIV[C]//ASME 2008 27th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering. 2008.
- [4] WANG J L, DUAN M, HE R. A Nonlinear Dynamic Model for 2D Deepwater Steel Lazy-Wave Riser Subjected to Top-End Imposed Excitations[J]. Ships and Offshore Structures, 2018, 13(3): 330-342.
- [5] KIM S, KIM M H. Dynamic Behaviors of Conventional SCR and Lazy-Wave SCR for FPSOs in Deepwater[J]. Ocean Engineering, 2015, 106(Suppl. 15): 396-414.
- [6] 宫治鹏. 海洋柔性管缆水下浮力模块的设计研究[D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2016.  
GONG Z P. Design and Research of Underwater Buoyancy Module of Marine Flexible Pipe and Cable[D]. Dalian, Liaoning: Dalian University of Technology, 2016.
- [7] 丁鹏龙, 李英, 刘志龙. 陡波型柔性立管浮力块参数优化及应用[J]. 海洋工程, 2014, 32(4): 18-23.  
DING P L, LI Y, LIU Z L. Parameter Optimization and Application of Steep Wave Flexible Riser Buoyancy Block[J]. Offshore Engineering, 2014, 32(4): 18-23.
- [8] 宋磊建, 韩芸, 付世晓, 等. 缓波形脐带缆结构响应及参数敏感性分析[J]. 振动与冲击, 2015(19): 109-114.  
SONG L J, HAN Y, FU S X, et al. Structural Response and Parameter Sensitivity Analysis of Deep-Water Slow Wave Umbilical Cable[J]. Vibration and Shock, 2015(19): 109-114.
- [9] 卢青针, 杨志勋. 考虑摩擦非线性应力的脐带缆疲劳寿命精确分析研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(24): 189-194.  
LU Q Z, YANG Z X. Accurate Analysis and Research of Umbilical Cable Fatigue Life Considering Friction Nonlinear Stress[J]. Vibration and impact, 2018, 37(24): 189-194.
- [10] 李艳, 李欣. 深水缓波形立管的非线性动力分析[J]. 中国造船, 2014(2): 92-101.  
LI Y, LI X. Nonlinear Dynamic Analysis of Deep-Water Slow Wave Riser[J]. China Shipbuilding, 2014(2): 92-101.
- [11] 周守为. 中国海洋石油开发战略与管理研究[D]. 成都: 西南石油学院, 2002.  
ZHOU S W. Research on China's Offshore Oil Development Strategy and Management[D]. Chengdu: Southwest Petroleum Institute, 2002.
- [12] 冷单, 司志强. 我国海洋平台发展现状与前景分析[J]. 中国工业评论, 2016(9): 50-57.  
LENG D, SI Z Q. Analysis on the Current Situation and Prospect of Offshore Platform Development in China[J]. China Industrial Review, 2016(9): 50-57.
- [13] 李志海, 徐兴平, 王慧丽. 海洋平台系泊系统发展[J]. 石油矿场机械, 2010, 39(5): 75-78.  
LI Z H, XU X P, WANG H L. Development of Offshore Platform Mooring System[J]. Petroleum Field Machinery, 2010, 39(5): 75-78.

- [14] YANG H, WANG A, LI H. Multi-Objective Optimization for Deepwater Dynamic Umbilical Installation Analysis[J]. Science China Physics, Mechanics and Astronomy, 2012, 55(8): 1445-1453.
- [15] PINA A A D, ALBRECHT C H, LIMA B S L P D, et al. Tailoring the Particle Swarm Optimization Algorithm for the Design of Offshore Oil Production Risers[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 107(3-4): 215-235.
- [16] TANAKA R L, MARTINS C D A. A Genetic Algorithm Approach to Steel Riser Optimization[C]// International Conference on Offshore Mechanics & Arctic Engineering. 2006.
- [17] AI S, XU Y, KANG Z, et al. Performance Comparison of Stress-Objective and Fatigue-Objective Optimisation for Steel Lazy Wave Risers[J]. Ships & Offshore Structures, 2018: 1-11.
- [18] SUN H, WANG D Y. Sensitivity Analysis of Buoyancy Modules Parameters of Lazy-Wave Flexible Riser[C]// 32nd International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. 2013.
- [19] 万波, 陈景皓. 深水脐带缆浮力块配置优化设计[J]. 石油矿场机械, 2018, 47(1): 28-31.
- WAN B, CHEN J X. Optimization Design of Buoyant Block Configuration of Deep-Water Umbilical[J]. Oil Field Machinery, 2018, 47(1): 28-31.
- [20] 徐莹. 缓波形钢悬链线立管分析与优化设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
- XU Y. Analysis and Optimal Design of Slow Wave Steel Catenary Riser[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016.
- [21] YU Y, GAO S, CHENG S, et al. CBSO: A Memetic Brain Storm Optimization with Chaotic Local Search[J]. Memetic Computing, 2018, 10(4): 353-367.
- [22] DRIEBE D J. Fully Chaotic Maps and Broken Time Symmetry[J]. Nonlinear Phenomena and Complex Systems, 1999, 6: 118777295.

## 第四届高技术船舶和海工装备产业技术创新发展大会在泰州成功举办

本刊记者: 全哲

2026年3月19日—20日, 第四届高技术船舶和海工装备产业技术创新发展大会在江苏泰州举办。大会以“智领深蓝·聚力向新”为主题, 由泰州市人民政府主办, 中船七〇四所、泰州市科学技术协会、泰州市工业和信息化局、泰州市工商业联合会、江苏省造船工程学会共同承办。来自国内船舶海工领域的行业学会、高校科研院所、认证机构、央企集团及产业链企业等相关单位的300余名代表参会。

本次大会聚焦新质生产力培育、智能船舶技术突破、产业链协同创新等产业发展关键方向, 搭建起技术交流、成果转化与产业合作的高端平台。会上, 江苏省人工智能学会、江苏省造船工程学会联合泰州相关企业, 共同组建人工智能赋能高技术船舶和海工装备产业链技术创新联盟, 旨在推动人工智能与船舶海工装备产业链深度融合。大会还发布了泰州市2025年船舶海工装备国家标准创新研制成果, 并为泰州船舶海工腐蚀防控领域标准创新平台揭牌。与会各方围绕产业技术创新、数智化转型、绿色低碳发展等核心议题展开深入交流, 为行业高质量发展凝聚智慧共识。

在辅导报告环节, 《创新发展 AI 赋能——造船新质生产力发展之路》从行业趋势、技术突破、实践路径等维度, 系统阐述了人工智能赋能船厂高质量发展的核心逻辑与实践路径, 为行业数智化转型提供了重要思路与参考。主题报告上, 《新能源船舶创新发展对国内配套产业技术需求研究》《船舶自主航行系统技术研究》《中国船级社护航智能船舶产业创新与发展》《数智化技术赋能船海基础设施建设新模式》等报告, 围绕新能源应用、智能航行、行业护航、船海基础设施数智化等方向, 提供了前沿技术指引与实践方向。技术报告环节, 多位专家围绕数字造船、海事数字化创新、船舶系统数字化等主题开展技术分享, 展示了行业最新技术成果与实践案例。船海腐蚀防控领域标准创新研讨会汇聚行业专家, 聚焦行业痛点、技术难题、解决方案与产业链合作等热点议题展开深入交流, 为标准体系建设与技术创新积极建言献策。

本次大会为船舶海工领域的技术创新与产业合作搭建了高效的交流平台, 有效促进了学术界与产业界在关键技术与标准体系等方面的深度融合, 对推动行业高质量发展具有积极意义。