文章编号:1674-2974(2026)02-0066-12 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2026157

基于改进鲸鱼算法的门式起重机主梁可靠度优化设计

陈一馨,谭世界,王玲,刘永生†
(长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室,陕西 西安 710064)

摘 要:提出了一种基于改进鲸鱼算法的门式起重机主梁可靠度优化设计方法.通过引入Sine混沌映射、非线性收敛因子及自适应惯性权重以提高基础鲸鱼算法的收敛速度和收敛精度.此外,改进随机概率p以提高全局搜索能力,防止陷入局部最优解.以刚度、强度、稳定性、几何尺寸及设定的可靠度指标为约束条件,建立了门式起重机主梁结构可靠度优化数学模型,分别采用改进的鲸鱼算法、蒙特卡罗模拟可靠度优化方法和结构体系模糊随机可靠度优化方法对主梁进行轻量化设计.研究结果表明,该结构在满足设定约束条件的前提下,采用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度方法优化后的主梁体积分别减少了12.6%和12.33%,轻量化效果显著.

关键词:门式起重机主梁;鲸鱼算法;结构体系模糊随机可靠度;优化设计
中图分类号:TD422.2 **文献标志码**:A

Reliability optimization design for gantry crane main girder based on improved whale optimization algorithm

CHEN Yixin,TAN Shijie,WANG Ling,LIU Yongsheng†
(Key Laboratory of Road Construction Technology & Equipment, Ministry of Education, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: A reliability optimization design method for the main girder structure of gantry cranes based on the improved whale optimization algorithm (WOA) was proposed. The convergence speed and accuracy of the WOA were improved by introducing Sine chaotic mapping, a nonlinear convergence factor, and an adaptive inertia weight. In addition, the random probability p was improved to enhance the global search capability and prevent premature convergence to local optima. A reliability optimization mathematical model for the gantry crane girder structure was established with stiffness, strength, stability, geometric size and designed reliability index as constraints. The improved WOA, the Monte Carlo simulation reliability method and the structural system fuzzy random reliability method were then applied to the lightweight design of the main girder. The results showed that, under the premise of satisfying the set constraints, the volume of the main girder was reduced by 12.6% using the Monte Carlo reliability method and by 12.33% using the structural system fuzzy random reliability method, demonstrating a significant lightweight effect.

Key words: gantry crane main girder; whale algorithm; fuzzy random reliability of structural systems; optimal design

* **收稿日期**:2024-11-05
基金项目:陕西省自然科学基础研究计划项目(2022JQ-576), Natural Science Basic Research Program of Shaanxi Province(2022JQ-576);河南省博士后科研项目资助(202001048),Postdoctoral Research Project of Henan Province(202001048)
作者简介:陈一馨(1984—),女,甘肃天水人,长安大学副教授,博士
† 通信联系人,E-mail: lysh@chd.edu.cn

门式起重机是广泛应用于工程机械和物流流通等领域的一种起重设备,在国民经济生产中起着重要的作用.主梁是门式起重机的主要承载部件,其质量占整机自重的60%~80%[1],因此门式起重机主梁设计对于整机的经济性以及安全性起着重要作用.传统的主梁设计方法多为半理论半经验的方式,设计结果存在自重大、耗材多等问题,为了顺应《中国制造2025》中提出的绿色发展目标,主梁需要减重以达到绿色节能的目的.

近年来,群智能优化算法被广泛应用于起重机的轻量化设计,目前常用的包括遗传算法[2]、蜂群算法[3]、粒子群算法[4]、引力搜索算法[5]等,但这些优化算法在面对高维度、复杂问题时存在收敛速度慢、迭代次数多等缺点[6].鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)[7]由于原理简单易懂、易于实现、参数较少等优点,已经被应用于多种领域,但WOA同样存在着收敛速度慢、收敛精度低以及易陷入局部最优解的缺点.因此,学者们采用了诸多方式对其进行改进,白丽丽等[8]将自适应惯性权重以及差分进化算法融入WOA,提高了算法的全局搜索能力与局部开发能力.Sun等[9]通过随机执行改进的WOA或纵横交错优化算法更新其种群位置,并引入了非线性收敛因子和非线性惯性权重来调节开采和勘探能力.Guo等[10]提出随机跳变更新策略和随机控制参数策略改进WOA,以提高WOA的探索和开发能力.Fan等[11]通过Tent混沌映射保持初始种群的多样性,同时引入自适应惯性权重,提高收敛精度和速度,最后采用基于对立的学习机制对鲸鱼种群进行连续更新,增加获得全局最优解的概率.

目前在门式起重机优化过程中存在未考虑可靠度设计要求或优化效果较差的问题,导致轻量化后的结构可靠性不足或结构质量较大,因此,本文提出门式起重机可靠度优化.许多学者对可靠度计算方法进行了研究,赵世军等[12]提出一种基于克里金(Kriging)代理模型的结构可靠性分析方法,并应用于桥式起重机结构可靠性计算中,结果表明该方法具有较高的精度和效率.范小宁等[13]提出了基于约束边界抽样的起重机金属结构可靠性优化设计,通过更新抽样规则,使抽样发生在边界区域内,以此提高Kriging的精度.Wang等[14]将模糊失效准则引入倾倒式危岩可靠度计算中,提出了基于可靠度概率分布的模糊可靠度评价方法,通过试验证明该方法对不确定性描述更合理.李明等[15]结合模糊可靠度原理构建了基于抽样模拟的模糊可靠度计算模型,实验表明,该计算模型效率明显优于传统的蒙特卡罗模拟方法,该计算结果也更符合工程实际情况.因此本文在对门式起重机主梁进行可靠度计算时,采用结构体系模糊随机可靠度方法.

本文提出了一种基于改进鲸鱼算法的门式起重机主梁可靠度优化设计方法.通过引入Sine混沌映射增强鲸鱼种群初始化质量;引入非线性收敛因子以及自适应惯性权重,增加其局部搜索范围,提高收敛速度以及收敛精度;改进随机概率p以增强WOA全局搜索能力和避免局部最优陷阱.建立了门式起重机可靠度优化数学模型,将可靠度指标引入约束条件中,分别采用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度计算方法对主梁进行可靠度优化.

1　鲸鱼算法及其改进方法

1.1　鲸鱼优化算法(WOA)

传统的WOA是模拟鲸鱼群体在追寻猎物时,所要做出的一系列行为.鲸鱼群体为了追逐猎物,其捕食行为主要分为三个阶段:收缩包围猎物、螺旋进行狩猎、随机搜索猎物.WOA的基本原理和算法步骤如下所述:

步骤1:参数初始化,以确定种群总量n,空间维数dim,迭代次数t,以及最大迭代次数max_iter,设置阈值(lb和ub),从而得到初始化鲸鱼种群$X_i(i=1,2,\cdots,n)$.

步骤2:开始迭代计算,对初始化的鲸鱼种群个体进行边界化处理,计算其适应度值,通过比较适应度值的大小,从而更新鲸鱼的位置以及最优适应度值.

步骤3:收缩包围猎物,当鲸鱼寻找到猎物时,如果随机概率$p<0.5$并且$|\boldsymbol{A}|<1$,采用收缩包围机制靠近猎物,鲸鱼位置更新的公式如下:

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{D} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{D}=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{2}$$

$$\boldsymbol{A}=2a\cdot r_1-a \tag{3}$$

$$\boldsymbol{C}=2r_2 \tag{4}$$

$$a(t)=2-\frac{2t}{\text{max_iter}} \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{X}(t+1)$为更新后的位置;$\boldsymbol{X}^{*}(t)$是第t次迭代时的最优值;$\boldsymbol{D}$表示最优解与鲸鱼当前位置的距离;系数向量$\boldsymbol{A}$和$\boldsymbol{C}$可以确保搜索到最优解附近的随机位置;r_1和r_2是0到1的随机数;$a(t)$为收敛因子.

步骤4:螺旋进行狩猎,当鲸鱼发现猎物时,如果随机概率$p\geqslant 0.5$,那么鲸鱼将以螺旋更新位置的方

式靠近猎物,其公式为:

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}^{*}(t)+\boldsymbol{D}'\cdot\exp(bl)\cdot\cos(2\pi l) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{D}'=\left|\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{7}$$

$$l=\left(-2-\frac{t}{\max_\text{iter}}\right)\cdot r_3+1 \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{D}'$表示鲸鱼个体寻找到当前最优解时,需要游走的距离;b代表螺旋形状呈对数形式,b=1;r_3是0到1的随机数;l是收缩系数.

步骤5:随机搜索猎物,设置随机概率$p<0.5$,并且$|\boldsymbol{A}|\geqslant 1$,鲸鱼种群会以随机方式选择当前种群中某个鲸鱼位置,从而对其进行全局勘探:

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_{\text{rand}}(t)-\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{D} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{D}''=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_{\text{rand}}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{\text{rand}}(t)$是第$t$次迭代中随机选取的鲸鱼个体;$\boldsymbol{D}''$表示鲸鱼个体到随机选取的鲸鱼个体之间的距离.

步骤6:判断是否满足约束条件,如果满足,则会输出当前鲸鱼最优解的位置及其适应度值;反之,则返回步骤2进行下一轮迭代.

1.2 改进鲸鱼算法

针对WOA存在的收敛速度慢、收敛精度低以及易陷入局部最优解的缺点,本文对WOA的改进集中在以下几个方面:

1)通过引入混沌映射初始鲸鱼种群,增强种群初始化时的遍历性和普适性.

2)引入非线性收敛因子提升搜索效率.

3)引入自适应惯性权重强化收敛精度.

4)改进随机概率p以防止算法陷入局部最优解,提高WOA的全局搜索和局部开发能力.

这些改进方法协同作用,将大幅提升算法在复杂优化问题中的性能.

1.2.1 混沌映射初始种群

在WOA中,一开始为了完成初始化,任何边界条件都没有结合进去,所以会造成种群位置随机生成,最后引起鲸鱼位置分布不均匀.目前针对这一缺点主要是使用混沌映射生成混沌序列,混沌序列具有非线性、随机性、普适性、遍历性等优点.本文采用Sine混沌映射[16]来创建初始群体,Sine混沌映射定义如下:

$$Z_{k+1}=\frac{4\sin(\pi Z_k)}{a} \tag{11}$$

式中:$a\in(0,4)$;k表示映射次数;Z_k表示第k次映射函数值.

利用Sine混沌映射进行初始化,能够丰富初始种群的多样性,增强寻优的强度与精度.

1.2.2 引入非线性收敛因子的鲸鱼算法

在WOA中,系数向量$\boldsymbol{A}$的作用是平衡全局勘探和局部开发能力,需要使其在迭代前期提高鲸鱼种群的全局搜索能力,在迭代后期增加其局部搜索范围,提高收敛精度.本文引入非线性收敛因子,采用两种方式对收敛因子$a(t)$进行改进,如下:

1) 多项式形式的收敛因子改进

传统的收敛因子形式为:

$$a(t)=3\left(1-\frac{t}{\max_\text{iter}}\right) \tag{12}$$

然而,线性变化方式容易在后期导致收敛速度慢、精度不足的问题,因此我们对其进行非线性调整,形式如下:

$$\alpha=1-\frac{t^3}{\max_\text{iter}^3} \tag{13}$$

该因子采用t^3形式对其进行调整,随着t的增加,调整强度加快.将两者结合,得到:

$$a(t)=\left(3-\frac{3t}{\max_\text{iter}}\right)\times\left(1-\frac{t^3}{\max_\text{iter}^3}\right) \tag{14}$$

2) 正余弦函数的收敛因子改进

为了使收敛因子在整个时间范围[0,max_iter]内有规律的变化,对时间进行归一化,如下:

$$\beta(t)=\frac{t}{\max_\text{iter}} \tag{15}$$

正余弦函数在$[0,\pi]$中具有非线性平滑特性,为了实现定义区间内的非线性递减,因此正弦函数调整因子形式如下:

$$a(t)=1-\sin\left(\frac{\pi\text{t}}{\max_\text{iter}}\right),t\leqslant 0.5\max_\text{iter} \tag{16}$$

直接使用余弦函数进行调整,会导致调整因子的起始值和终点值不满足要求.因此,需要进行平移归一化,如下:

$$\beta'(t)=\beta(t)-0.5=\frac{t-0.5\max_\text{iter}}{\max_\text{iter}} \tag{17}$$

根据式(17),可得余弦函数调整因子形式为:

$$a(t)=\cos\left[\frac{\pi(t-0.5\max_\text{iter})}{\max_\text{iter}}\right],t>0.5\max_\text{iter} \tag{18}$$

结合正余弦函数调整因子,可得:

$$a(t)=\begin{cases}1-\sin\left(\dfrac{\pi t}{\max_\text{iter}}\right),t\leqslant 0.5\max_\text{iter}\\ \cos\left[\dfrac{\pi(t-0.5\max_\text{iter})}{\max_\text{iter}}\right],\text{其他}\end{cases} \tag{19}$$

将引入Sine混沌映射的WOA分别与多项式调整因子以及正余弦函数调整因子进行结合,简称SSWOA和SDWOA.

1.2.3　引入自适应惯性权重

经过对粒子群算法[4]的研究,惯性权重的大小会制约粒子的勘探能力以及局部搜索能力,因此本文将其与WOA进行结合,主要作用于收缩包围猎物和螺旋进行狩猎的位置更新公式中,不仅可以提高收敛速度,还可以增强收敛精度,鲸鱼位置更新公式如下:

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\begin{cases} w(t)\cdot \boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{A}\cdot \boldsymbol{D}, p<0.5 且 |\boldsymbol{A}|<1 \\ w(t)\cdot \boldsymbol{X}^{*}(t)+\boldsymbol{D}'\cdot \exp(bl)\cdot \cos(2\pi l), p\geqslant 0.5 \end{cases} \tag{20}$$

$$w(t)=0.9-\frac{0.5t}{\max_iter} \tag{21}$$

式中:$w(t)$为自适应权重.

将自适应惯性权重分别与SSWOA、SDWOA结合,简称WSSWOA、WSDWOA.

1.2.4　随机概率p

在原始WOA中,对鲸鱼种群更新位置时,随机概率p通常为0.5.随着迭代次数的增加,确定的随机概率p会导致算法陷入局部最优问题,因此,本文对随机概率p进行改进.

改进随机概率p常用的方式是将其设计为一个单调递减的函数,使它能在t=0时为1,而在t=max_iter时为0.为了满足设计要求,首先考虑线性关系,如下:

$$p(t)=1-kt \tag{22}$$

式中,k是一个常数.为了使p(max_iter)=0,上式可变换为:

$$p(t)=1-\frac{t}{\max_iter} \tag{23}$$

为了使得p的变化更加平滑,本文引入对数函数,表达式如下:

$$p(t)=1-\log_8\left(1+\frac{7t}{\max_iter}\right) \tag{24}$$

在WSSWOA和WSDWOA中分别添加了改进后的随机概率p,改进后的WOA简称PWSSWOA和PWSDWOA.

1.3　WOA、PWSSWOA及PWSDWOA算法比较分析

1.3.1　测试函数选择

采用10个经典测试函数对WOA、PWSSWOA及PWSDWOA三种算法进行性能测试,测试函数如表1所示.

1.3.2　收敛速度和寻优精度的测试结果与分析

设置种群数量为30,迭代次数为600,将WOA、PWSSWOA及PWSDWOA三种算法进行对比试验,将三种算法分别独立运行30次,计算其最小值、最大值、平均值和标准差,如表2所示.三种算法在不同测试函数下的收敛曲线图如图1所示.

表2中展示了WOA、PWSSWOA及PWSDWOA三种算法对单峰基准函数$f_1(x)$~$f_7(x)$和多峰基准函数$f_8(x)$~$f_{10}(x)$的运行结果,包括最小值、最大值、平均

表1　测试函数及参数设置表

Tab.1　Test function and parameter setting table

表达式	维度	自变量范围	最优值
$f_1(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$	30	[-100,100]	0
$f_2(x)=\sum_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert+\prod_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert$	30	[-10,10]	0
$f_3(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j-1}^{i}x_j\right)^2$	30	[-100,100]	0
$f_4(x)=\max_i\lvert x_i\rvert, 1\leqslant x\leqslant n$	30	[-100,100]	0
$f_5(x)=\sum_{i=1}^{n-1}\left[100\left(x_{i+1}-x_i^2\right)^2+\left(x_i-1\right)^2\right]$	30	[-30,30]	0
$f_6(x)=\sum_{i=1}^{n}\left[\left(x_i+0.5\right)\right]^2$	30	[-100,100]	0
$f_7(x)=\sum_{i=1}^{n}ix_i^4+\mathrm{random}[0,1]$	30	[-1.28,1.28]	0
$f_8(x)=-20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i^2}\right)-\exp\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos\left(2\pi x_i\right)\right]+20+\mathrm{e}$	30	[-32,32]	0

续表 1

表达式	维度	自变量范围	最优值
$f_9(x)=\frac{\pi}{n}\left\{10\sin\left(\pi y_1\right)+\left(y_n-1\right)^2+\sum_{i=1}^{n-1}\left(y_i-1\right)^2\left[1+10\sin^2\left(\pi y_{i+1}\right)\right]\right\}+\sum_{i=1}^{n}u\left(x_i,10,100,4\right)$ $y_i=1+\frac{x_i+1}{4},u\left(x_i,a,k,m\right)=\begin{cases}k\left(x_i-a\right)^m, x_i>a\\0\quad\quad\quad, -a<x_i<a\\k\left(-x_i-a\right)^m, x_i<-a\end{cases}$	30	[−50,50]	0
$f_{10}(x)=0.1\left\{\sin^2\left(3\pi x_1\right)+\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-1\right)^2\left[1+\sin^2\left(3\pi x_i+1\right)\right]+\left(x_n-1\right)^2\left[1+\sin^2\left(2\pi x_n\right)\right]\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-1\right)^2\right\}+\sum_{i=1}^{n}u\left(x_i,5,100,4\right)$	30	[−50,50]	0

表 2 测试结果表

Tab.2 Test result

测试函数	算法种类	最小值	最大值	平均值	标准差
$f_1(x)$	WOA	5.64E−103	6.06E−85	2.02E−86	1.09E−85
	PWSSWOA	2.40E−234	6.40E−223	2.20E−224	0
	PWSDWOA	**0**	**0**	**0**	**0**
$f_2(x)$	WOA	3.26E−68	9.17E−61	4.05E−62	1.66E−61
	PWSSWOA	3.01E−123	5.99E−116	2.64E−117	1.08E−116
	PWSDWOA	**4.21E−194**	**3.14E−179**	**1.05E−180**	**0**
$f_3(x)$	WOA	10 659.02	76 085.92	39 794.22	13 805.42
	PWSSWOA	4.38E−202	6.42E−192	3.59E−193	0
	PWSDWOA	**2.54E−278**	**1.79E−242**	**5.97E−244**	**0**
$f_4(x)$	WOA	0.68	87.68	43.45	29.30
	PWSSWOA	2.27E−104	1.69E−97	9.88E−99	3.69E−98
	PWSDWOA	**2.03E−138**	**2.35E−124**	**1.23E−125**	**4.38E−125**
$f_5(x)$	WOA	26.90	28.78	27.64	0.46
	PWSSWOA	0.42E−01	28.49	22.89	9.52
	PWSDWOA	**0.53E−02**	**28.69**	**8.18**	**7.73**
$f_6(x)$	WOA	0.04	0.88	0.26	0.18
	PWSSWOA	0.02	0.13	0.07	0.03
	PWSDWOA	**3.87E−06**	**0.61E−01**	**0.89E−02**	**0.11E−01**
$f_7(x)$	WOA	9.04E−05	1.29E−02	0.24E−2	0.29E−2
	PWSSWOA	6.48E−06	0.68E−03	0.13E−03	0.14E−03
	PWSDWOA	**3.26E−06**	**2.34E−04**	**6.74E−05**	**6.06E−05**
$f_8(x)$	WOA	8.88E−16	7.99E−15	4.56E−15	2.34E−15
	PWSSWOA	8.88E−16	4.44E−15	1.95E−15	1.63E−15
	PWSDWOA	**8.88E−16**	**4.44E−15**	**1.84E−15**	**1.57E−15**
$f_9(x)$	WOA	0.19E−02	4.39E−02	1.45E−02	0.86E−02
	PWSSWOA	0.05E−02	1.31E−02	0.31E−02	0.27E−02
	PWSDWOA	**1.54E−06**	**1.86E−02**	**0.05E−02**	**0.25E−02**
$f_{10}(x)$	WOA	0.12	0.89	0.37	0.20
	PWSSWOA	0.71E−02	7.57E−02	0.38E−01	0.19E−01
	PWSDWOA	**0.47E−02**	**1.79E−01**	**0.36E−01**	**0.15E−01**

值和标准差.平均值可以反映算法的求解精度,标准差则可以反映算法的鲁棒性,可以用来比较不同算法的离散程度.从表 2 可以看出,在各个指标中,PWSDWOA都是最优的,说明PWSDWOA对于单峰基准函数和多峰基准函数的求解精度以及鲁棒性均为三种算法中最优.上述测试函数中,$f_1(x)$~$f_7(x)$为单峰基准函数,存在唯一的全局极值函数,可以用来检测收敛速率.$f_8(x)$~$f_{10}(x)$为多峰基准函数,不仅有全局

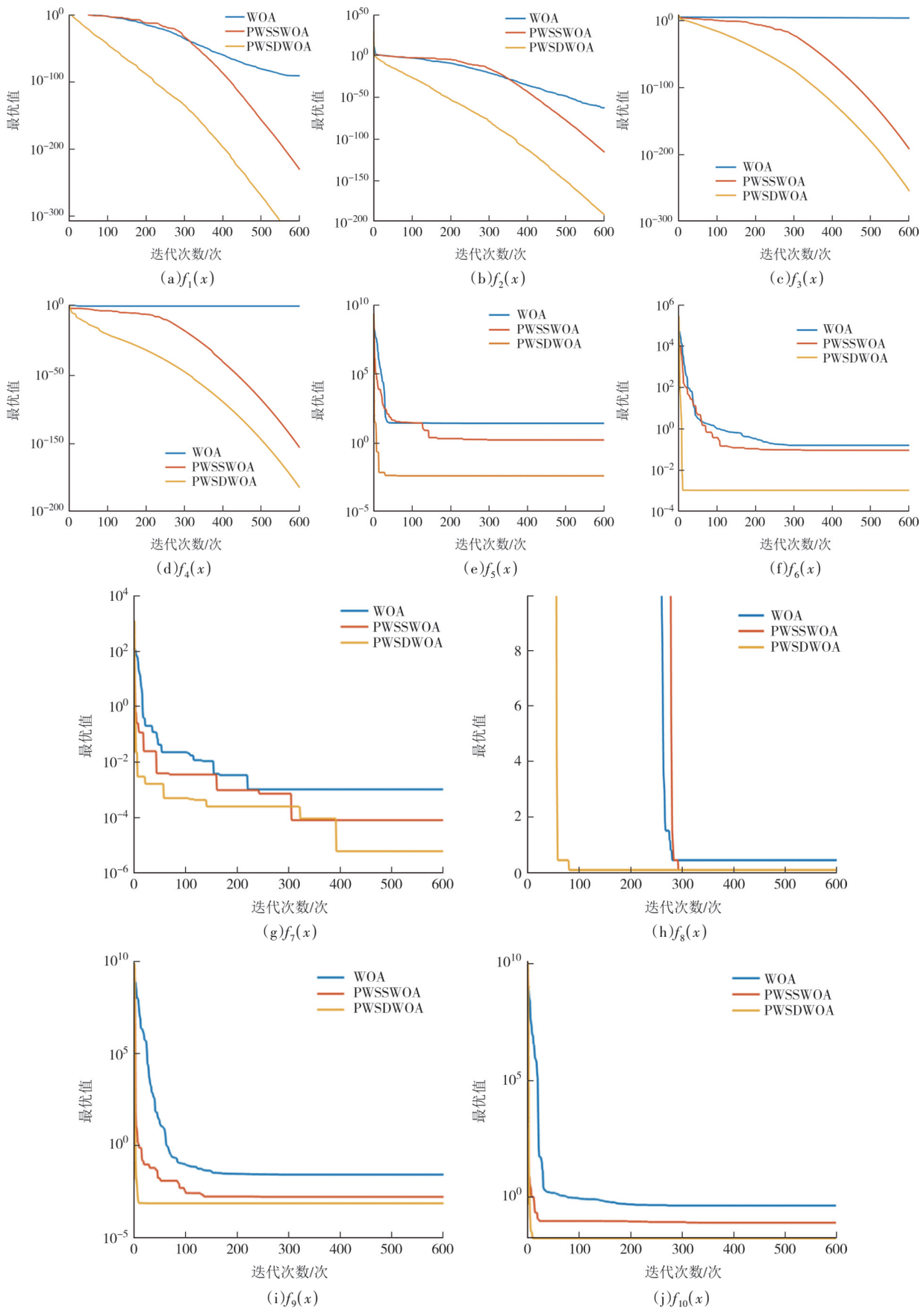

图 1　基于 10 个经典测试函数的算法迭代图

Fig.1　Algorithm iteration diagrams based on 10 classic test functions

极值函数,还有一个或若干个局部极值的函数,这类测试函数可以检验搜索精度,由图1中的测试函数$f_1(x)$~$f_{10}(x)$测试结果可知,PWSDWOA均比其他两种算法收敛速度快,可以更快收敛到最优值,说明PWSSWOA和WOA的寻优能力还有待提高.

综上所述,从求解精度、鲁棒性以及收敛速度可以得出PWSDWOA在三个算法中处理大多数不同测试函数方面是最优的,具有显著的优势.

1.3.3 改进后算法的时间复杂度分析

根据WOA的算法流程以及时间复杂度的分析规则[17]可知,假设种群数量为N,维度为D,每次迭代的时间为t_i,最大迭代次数为$t_{\max}$,WOA算法每次迭代时间为t_1,PWSDWOA算法每次迭代时间为t_2,令WOA和PWSDWOA的时间复杂度分别为T_1和T_2,如下所示:

$$T_1 = O\left[t_{\max} \times \left(N \times D \times t_1\right)\right] \tag{25}$$

$$T_2 = O\left[t_{\max} \times \left(N \times D \times t_2\right)\right] \tag{26}$$

PWSDWOA改进了非线性收敛因子并加入了非线性惯性权重,能够增强全局搜索能力,且能在求解时更快迭代到最优解,更先满足收敛阈值要求,从而$t_2<t_1$. PWSDWOA算法相比WOA算法而言,数学模型改变之处都是常数级运算,对时间复杂度的影响较小,所以可以忽略不计[17]. 因此,PWSDWOA算法的时间复杂度T_2小于WOA算法的时间复杂度T_1,运行效率提高.

2 可靠度计算方法

2.1 蒙特卡罗模拟可靠度

蒙特卡罗模拟可靠度被广泛用于计算已知概率分布的随机变量. 令$Z=g(x)$,当$Z<0$时,结构则发生失效. 如果总模拟次数为N,其中随机事件$Z<0$的次数为n,依据大数定律的相关理论可知,随机事件$Z<0$在N次独立试验中的频率n/N收敛于此事件的概率p_f:

$$p_f = \int_{-\infty}^{+\infty} I\left[g(x)\right] f(x)\mathrm{d}x = E\left\{I\left[g_X(x)\right]\right\} \tag{27}$$

式中:$f(x)$为随机变量x的联合密度函数;$I(x)$是x的指示函数,当$x<0$时,令$I(x)=1$,当$x \geqslant 0$时,令指示函数$I(x)=0$.

令随机变量x的第i个样本值为x_i,那么结构失效概率p_f的估计值为:

$$\hat{p}_f = \frac{1}{N}\sum_{I=1}^{N} I\left[g\left(x_i\right)\right] \tag{28}$$

蒙特卡罗模拟方法由于计算量大,其计算得出的解比较精确,所以可以作为参照解,对其他方法得到的近似解进行校核和验证,但面对高维问题时计算效率低,且对计算资源要求较高,在实时性要求高的场景下难以应用.

2.2 结构体系模糊随机可靠度

在研究体系的可靠度时,按照各个部件的可靠度的关系,可将其分为串联体系、并联体系和串-并联体系. 其中串联体系就是指如果在结构体系中,任意部件发生失效,整个结构处于失效. 若第i个失效模式发生的事件用E_i来进行描述,则不出现的事件被描述为$\tilde{E}_i$.

假设在功能函数中,基本随机变量为$\boldsymbol{X}=(X_1,X_2,\cdots,X_n)^{\mathrm{T}}$,$m$为失效模式数目,$q_i$为每个失效模式下的失效状态数目,第$i$个失效模式中第$j$个失效状态所对应的功能函数为:

$$Z_j^{(i)} = g_{x_j}^{(i)}\left(X_1, X_2, \cdots, X_n\right), j = 1, 2, \cdots, q_i \tag{29}$$

设基本随机变量$\boldsymbol{X}$的联合概率密度函数为$f_X(x)$,则结构体系的模糊失效概率为:

$$p_{\mathrm{f}} = P_{\mathrm{f}}\left(\tilde{E}\right) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_{\tilde{E}}\left[g_x(\boldsymbol{X})\right] f_X(x)\mathrm{d}x = P_{\mathrm{f}}\left(\bigcup_{i=1}^{m}\bigcap_{j=1}^{q_i}\tilde{E}_i^j\right) = \int_{-\infty}^{+\infty}\bigcup_{i=1}^{m}\bigcap_{j=1}^{q_i}\mu_{\tilde{E}_i^j}\left[g_{x_j}^{(i)}(\boldsymbol{X})\right] f_X(x)\mathrm{d}x \tag{30}$$

式中:$\mu_{\tilde{E}_i^j}\left(z_j^{(i)}\right)$是事件$\tilde{E}_i^j$的隶属函数;$g_x(X)$是与事件$\tilde{E}$对应的功能函数. 所以事件$\tilde{E}$的隶属函数为:

$$\mu_{\tilde{E}}\left[g_x(X)\right] = \bigcup_{i=1}^{m}\bigcap_{j=1}^{q_i}\mu_{\tilde{E}_i^j}\left[g_{x_j}^{(i)}(\boldsymbol{X})\right] \tag{31}$$

将隶属函数$\mu_{\tilde{E}}\left[g_x(\boldsymbol{X})\right]$的补函数作为累积分布函数,同时加入新的随机变量$X_{n+1}$,因此$X_{n+1}$的累积分布函数和概率密度函数分别为:

$$F_{X_{n+1}}\left(x_{n+1}\right) = 1 - \mu_{\tilde{E}}\left(x_{n+1}\right) \tag{32}$$

$$f_{X_{n+1}}\left(x_{n+1}\right) = -\frac{\partial\mu_{\tilde{E}}\left(x_{n+1}\right)}{\partial x_{n+1}} \tag{33}$$

等效功能函数为:

$$Z_{ej}^{(i)} = g_{x_j}^{(i)}(\boldsymbol{X}) - X_{n+1}, i = 1, 2, \cdots, m;\ j = 1, 2, \cdots, q_i \tag{34}$$

结构体系的失效概率可以表示为:

$$p_{\mathrm{f}}=P_{\mathrm{f}}\left[\bigcup_{i=1}^{m}\bigcap_{j=1}^{q_i}\left(Z_{ej}^{(i)}<0\right)\right] \tag{35}$$

综上,在串联体系中,其模糊失效概率可以表示为:

$$p_{\mathrm{f}}=P_{\mathrm{f}}\left(\tilde{E}\right)=P_{\mathrm{f}}\left(\bigcup_{i=1}^{m}\tilde{E}_i\right)= \int_{-\infty}^{+\infty}\bigcup_{i=1}^{m}\mu_{\tilde{E}_i}\left[g_{x_i}(x)\right]f_X(x)\mathrm{d}x=P_{\mathrm{f}}\left[\bigcup_{i=1}^{m}\left(Z_{ei}<0\right)\right] \tag{36}$$

结构体系模糊随机可靠度方法能够处理系统中的不确定性和模糊性,计算效率相对较高,适用于不确定性较大的工程问题,但其计算精度依赖模糊参数的选择,且理论模型相对复杂,应用范围受限.

3　门式起重机主梁结构可靠度优化

3.1　可靠度优化流程

基于PWSDWOA对主梁结构进行优化设计,并在约束函数中加入了可靠度的指标,可靠度优化流程具体步骤如下.

1)确定设计变量以及目标函数,设置种群数目以及迭代次数.

2)初始化种群,引入Sine混沌映射增强初始种群的遍历性,得到初始种群.

3)将得到的种群进行约束,使其满足强度、刚度、稳定性、几何约束以及可靠度设计要求.

4)运用PWSDWOA进行迭代寻优,直至迭代结束.

3.2　可靠度优化数学模型建立

某大型门式起重机主梁的结构由一对主梁以及一对端梁组成,主梁结构的截面形状呈箱形,该截面由上下翼缘板以及主腹板、副腹板通过焊接工艺连接而成,中间还有若干纵向加强筋以及横隔板.主梁沿长度方向分为不同的截面形式,每种截面形式只是上、下翼缘板厚度有所区别,每段截面在主梁沿长度方向所占据的尺寸如图2所示.主梁截面形式如图3所示.

在约束条件中加入可靠度指标,可得到门式起重机主梁结构可靠度优化数学模型为[18]:

$$\begin{cases}\min V(\boldsymbol{x})=2L_1A_1+2L_2A_2+L_3A_3+L_4A_4\\ \text{s.t. }g_i\left(x_1,x_2,x_3,\ldots,x_{17}\right)\\ R_1>R_0,R_2>R_0\end{cases} \tag{37}$$

式中:$V(\boldsymbol{x})$为目标函数;A_1,A_2,A_3,A_4分别为主梁各段的截面积(mm²);L_1,L_2,L_3,L_4分别为各个截面的长度(mm).R_1和R_2分别为主梁强度和刚度的可靠度;R_0为起重机容许可靠度.设计变量的向量表达式为$\boldsymbol{x}=\{x_1,x_2,\cdots,x_i\}^{\mathrm{T}}(i=1,2,3,\cdots,17)$,各设计变量所对应的名称如表3所示.

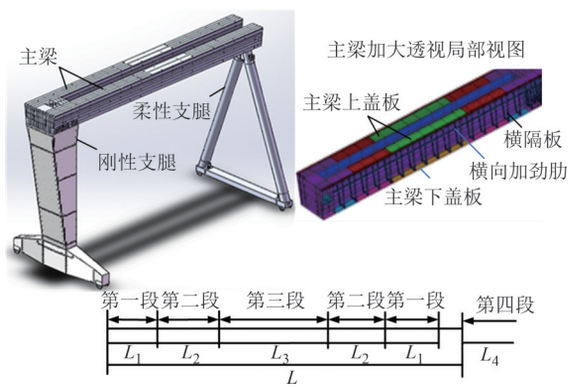

图2　主梁分段图

Fig.2　Main girder segmentation diagram

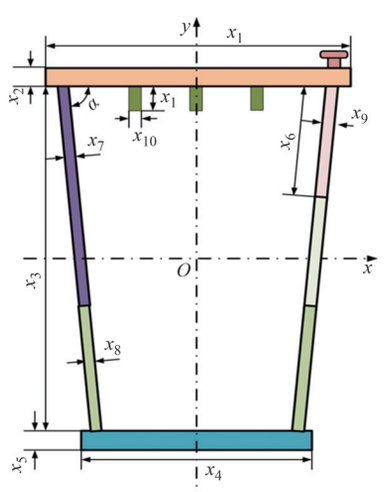

图3　主梁横截面示意图

Fig. 3　Cross-section of main girder

表 3　设计变量名称表

Tab.3　Design variable name table

变量	参数名称	变量	参数名称
x_1	第一段上翼缘板宽度	x_{10}	上翼缘板加劲肋厚度
x_2	第一段上翼缘板厚度	x_{11}	上翼缘板加劲肋宽度
x_3	主梁高度	x_{12}	第二段上翼缘板厚度
x_4	第一段下翼缘板宽度	x_{13}	第三段上翼缘板厚度
x_5	第一段下翼缘板厚度	x_{14}	第四段上翼缘板厚度
x_6	主腹板上段长度	x_{15}	第二段下翼缘板厚度
x_7	副腹板上段以及主腹板中段的厚度	x_{16}	第三段下翼缘板厚度
x_8	主腹板下段和副腹板下段的厚度	x_{17}	第四段下翼缘板厚度
x_9	主腹板上段厚度	α	腹板倾斜角度

3.3 约束函数

3.3.1 强度准则

1) 弯曲应力

根据约束函数$\sigma-[\sigma]\leqslant 0$可知,在小车受载位于中央位置时,最大弯曲正应力$\sigma$为:

$$\sigma=\frac{M_{\mathrm{V}}}{W_x}+\frac{M_{\mathrm{H}}}{W_y}<[\sigma] \tag{38}$$

式中:W_x为主梁在垂直方向的抗弯截面系数(mm³);W_y为主梁在水平方向的抗弯截面系数(mm³);$[\sigma]$为许用应力(MPa);M_{V}为主梁垂直方向的弯矩(N·mm);M_{H}为主梁水平方向的弯矩(N·mm).

主梁中央位置在垂直方向的弯矩为:

$$M_{\mathrm{V}}=\frac{\left[\varphi_2 P_{\mathrm{Q}}+\varphi_1\left(qL+P_{\mathrm{G上1}}+P_{\mathrm{G上2}}\right)\right]}{2}\left(\frac{L+2\,000}{2}\right)-\frac{\varphi_1 q\left(\frac{L-2\,000}{2}+2\,000\right)^2}{2}-2\,000\varphi_2\left(0.5P_{\mathrm{Q}}+P_{\mathrm{G上1}}\right) \tag{39}$$

式中:P_{Q}为起升载荷(N);$P_{\mathrm{G上1}}$和$P_{\mathrm{G上2}}$为主梁上两小车自重(N);q为主梁均布自重载荷(N/mm);L为主梁跨度(mm);φ_1为起升冲击系数;φ_2为起升动载系数.

主梁中央位置在水平方向的弯矩为:

$$M_{\mathrm{H}}=\frac{\varphi_5\left(P_{\mathrm{Hz}}+q_{\mathrm{惯}}L\right)}{2}\left(\frac{L+2\,000}{2}\right)-0.5\varphi_5 q_{\mathrm{惯}}\left(\frac{L+2\,000}{2}\right)^2-1\,000\varphi_5 P_{\mathrm{Hz}} \tag{40}$$

式中:P_{Hz}为小车顺大车运行方向的制动力(N);$q_{\mathrm{惯}}$为主梁均布惯性力(N/mm);φ_5为加减速动载系数.

2) 主梁剪切应力强度

主梁的剪切应力需要在偏载的情况下进行计算,当小车处于左极限时,由于主梁沿长度方向有4种不同的截面,所以各段的剪切应力为:

$$\tau_{\mathrm{a}}=\frac{F_{\mathrm{a}}}{A_1}<[\tau] \tag{41}$$

$$\tau_{\mathrm{c}}=\frac{F_{\mathrm{c}}}{\min\left(A_1,A_2\right)}<[\tau] \tag{42}$$

$$\tau_{\mathrm{d}}=\frac{F_{\mathrm{d}}}{\min\left(A_2,A_3\right)}<[\tau] \tag{43}$$

$$\tau_{\mathrm{e}}=\frac{F_{\mathrm{e}}}{\min\left(A_2,A_3\right)}<[\tau] \tag{44}$$

$$\tau_{\mathrm{f}}=\frac{F_{\mathrm{f}}}{\min\left(A_1,A_2\right)}<[\tau] \tag{45}$$

$$\tau_{\mathrm{g}}=\frac{F_{\mathrm{g}}}{\min\left(A_1,A_4\right)}<[\tau] \tag{46}$$

$$\tau_{\mathrm{b}}=\frac{F_{\mathrm{b}}}{A_4}<[\tau] \tag{47}$$

式中:$F_{\mathrm{a}},F_{\mathrm{b}},F_{\mathrm{c}},F_{\mathrm{d}},F_{\mathrm{e}},F_{\mathrm{f}},F_{\mathrm{g}}$分别为各变截面处的剪切应力(N);$[\tau]$为主梁的许用剪切应力(MPa).

3) 主腹板、副腹板剪切应力强度

由于主腹板和副腹板在板厚方面存在差异,根据约束函数$\frac{QS_i}{I\delta_i}-[\tau]\leqslant 0$,最大剪切应力为:

$$\tau=\frac{QS_i}{I\delta_i} \tag{48}$$

式中:Q为计算剪力(N);I为计算截面惯性矩(mm⁴);δ_i为计算点的板厚(mm);S_i为主腹板、副腹板各自的静矩(mm³).

主腹板静矩:

$$S_{\mathrm{主}}=-\frac{h_0}{2}\left[e_0\delta+\frac{h_0}{4}\delta_1\right] \tag{49}$$

副腹板静矩:

$$S_{\mathrm{副}}=-\frac{h_0}{2}\left[\left(b_0-e_0\right)\delta+\frac{h_0}{4}\delta_2\right] \tag{50}$$

式中:δ_1,δ_2,δ分别为主腹板、副腹板、翼缘板的厚度(mm);b_0,h_0分别为主梁截面两腹板中心线间距和两翼缘板中心线间距(mm);$e_0=\frac{\delta_1 b_0\left(\delta h_0+\delta_2 b_0\right)}{2\delta_1\delta_2 b_0+\left(\delta_1+\delta_2\right)\delta h_0}$.

3.3.2 刚度准则

由于该大型门式起重机工作级别为A2,所以$[f]=\frac{L}{700}$,则主梁的垂直静刚度应满足:

$$f-[f]\leqslant 0 \tag{51}$$

式中:f为主梁结构的挠度(mm);$[f]$为主梁截面惯性矩(mm).

3.3.3 稳定性校核

1) 主梁整体稳定性

参考《起重机设计规范》(GB/T 3811—2008)[19],由于该大型门式起重机的主梁为箱形梁,其刚度需要满足下述条件:

$$\frac{h}{b}\leqslant 3 \tag{52}$$

式中:h为上翼缘板上表面到下翼缘板下表面的距离(mm);b为两腹板外侧的间距(mm).

2) 主梁局部稳定性

在箱形梁中,受压翼缘板足够宽,因此内侧需要等间距地设置一条或多条纵向加劲肋,本文设置三

条纵向加劲肋,则被加劲肋分隔开的翼缘区格宽厚比需要满足下述条件:

$$\frac{x_1-61-211}{4x_i}\leqslant 50\sqrt{\frac{235}{355}},i=2,12,13,14 \quad (53)$$

3.3.4　几何约束

根据《起重机设计规范》(GB/T 3811—2008),主梁上翼缘板需要铺设轨道,所以上翼缘板宽度应该大于下翼缘板的宽度:

$$x_1-x_4>0 \quad (54)$$

主梁上翼缘板的宽度取决于主梁的水平刚度以及扭转刚度,因此,上翼缘板的宽度需要满足以下条件:

$$0.5\leqslant\frac{x_1-61-211}{x_3}\leqslant 0.8 \quad (55)$$

根据规范[19],主梁的高度应满足:

$$\frac{x_3}{L}\geqslant\frac{1}{17} \quad (56)$$

3.3.5　可靠度约束

对门式起重机主梁刚度和强度约束函数进行变换,建立了其刚度以及强度等效功能函数.

强度等效功能函数:

$$Z_1=\frac{0.5\varphi_1 g\rho l A_3-0.5gL_3^2\rho A_3}{W_x}-\frac{0.5\times 10\,000\left(\varphi_1 P_{G上1}+\varphi_2 P_Q\right)}{W_x}+\frac{0.5\varphi_5 a_{惯}\rho l A_3-0.5gL_3^2\rho A_3-0.5\times 10\,000P_{Hz}}{W_y} \quad (57)$$

刚度等效功能函数如下:

$$Z_2=\frac{5\times 0.5\varphi_1 g\rho A_1 L_1^4}{384EI_x}+\frac{10\times 0.5\varphi_1 g\rho A_2 L_2^4}{384EI_{x2}}+\frac{5\times 0.5\varphi_1 g\rho A_3 L_3^4}{384EI_{x3}}+\frac{5\times 0.5\varphi_1 g\rho A_4 L_4^4}{384EI_{x4}}+\frac{0.5\left(\varphi_1 P_{G上1}+\varphi_2 P_Q\right)\times 0.5\left(L_3-20\,000\right)}{24EI_{x3}}\times\frac{\left[3L_3^2-4\left(0.5L_3-10\,000\right)^2\right]}{24EI_{x3}} \quad (58)$$

式中:$a_{惯}$为主梁惯性加速度;g为重力加速度;I_x,I_{x2},I_{x3},I_{x4}分别为四个截面对应的惯性矩(mm^4);E为材料的弹性模量;ρ为材料密度;l为起重机的跨度.根据参考文献[20],可得知参数E、ρ、l是相互独立的正态随机变量,$E\sim N(206\,000,6\,180^2)$,$\rho\sim N(7\,850,5.6^2)$,$l\sim N(62,0.08^2)$.

根据强度、刚度功能函数,对门式起重机主梁结构进行可靠度分析,可以得到相应的强度可靠度R_1、刚度可靠度R_2,为保证起重机结构的安全性,则可靠度应满足:

$$R_1>R_0,R_2>R_0 \quad (59)$$

3.4　门式起重机主梁可靠度优化结果

设置鲸鱼种群数目为50,迭代次数为200,分别使用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度计算方法对门式起重机主梁进行可靠度优化,并与基于PWSDWOA的轻量化设计结果进行对比.三种方法的主梁体积寻优迭代图如图4所示,体积优化结果如表4所示.

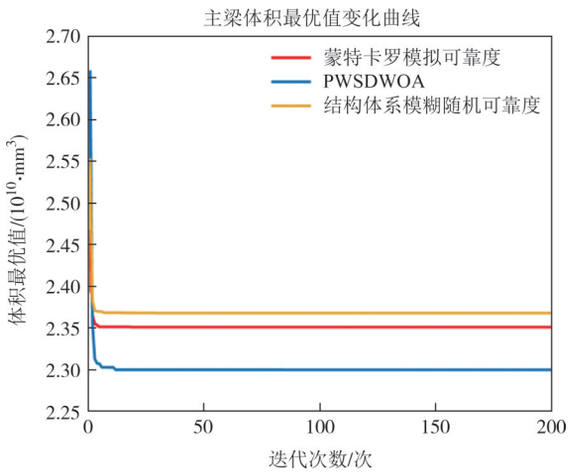

图4　不同方法下主梁体积寻优迭代图

Fig.4　Iterative diagram for volume optimization of main girder using different methods

根据表4的比较,在基于PWSDWOA轻量化设计中,虽然门式起重机的主梁体积相比较原始结构体积,可以优化14.59%,达到减重效果,但是因为没有考虑可靠度约束条件,所以强度和刚度的可靠度指标分别为0.495 2和0.500 1,与门式起重机的容许可靠度0.999[20]相比更小,所以结构处于不安全状态,起重机结构可靠度降低,无法满足设计目的.在可靠度优化中,使用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度两种方法对起重机主梁进行轻量化设计,虽然门式起重机的体积相对于原始体积只减重了12.6%和12.33%,相比PWSDWOA轻量化设计结果减重较少,但是因为添加了可靠度约束,在蒙特卡罗模拟可靠度中,强度和刚度的可靠度分别为0.999 717和0.999 786,而在结构体系模糊随机可靠度中,强度和刚度的可靠度分别为0.999 989和0.999 988,两种方法均满足设计要求,提高了结构的安全性.

表4 主梁体积优化结果

Tab.4 Main girder volume optimization result

	原始值	PWSDWOA		可靠度优化			
				蒙特卡罗模拟可靠度		结构模糊随机可靠度	
体积/mm³	2.69E10	2.30E10		2.35E10		2.36E10	
优化率/%	0	14.59		12.6		12.33	
可靠度		强度	刚度	强度	刚度	强度	刚度
		0.495 2	0.500 1	0.999 717	0.999 786	0.999 989	0.999 988

4 结 论

1)本文提出一种引入Sine混沌映射、非线性收敛因子a以及自适应惯性权重w的改进鲸鱼算法(PWSDWOA),提高了算法的收敛速度和收敛精度,通过改进随机概率p提高了算法的搜索能力,降低了陷入局部最优解的概率.

2)为保证门式起重机主梁结构优化过程中满足可靠度的要求,本文在约束条件中加入了可靠度约束,并通过将不同的可靠度计算方法与PWSDWOA结合,对其进行可靠度优化设计,使优化设计结果不仅达到轻量化效果,还使其满足结构的容许可靠度.

3)选用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度两种方法分别对主梁进行可靠度优化.计算结果表明:该结构在满足强度、刚度、稳定性、可靠度等设计要求条件下,采用蒙特卡罗模拟可靠度和结构体系模糊随机可靠度方法优化后的主梁体积分别减少了12.6%和12.33%,轻量化效果显著.两种方法中可靠度均满足要求,虽然相比PWSDWOA轻量化设计结果减重较少,但是因为添加了可靠度约束,提高了结构安全性.

参考文献

[1] 徐格宁.机械装备金属结构设计[M].3版.北京:机械工业出版社,2018:1-488.
XU G N. Mechanical equipment metal structure design[M]. 3rd edition. Beijing: Machinery Industry Press, 2018: 1-488.(in Chinese)

[2] WANG P F, DIAO X H. Optimization design of the crane girder based on adaptive genetic algorithm[J]. Advanced Materials Research, 2012, 591/592/593: 123-126.

[3] 田大海. 搜索空间自适应调整蜂群算法的起重机主梁优化[J]. 机械设计与制造,2021(7):233-236.
TIAN D H. Crane main girder optimization based on searching space adaptive adjustment bee colony algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(7): 233-236.(in Chinese)

[4] 陈静,崔晓凡,郑晋军,等. 基于加点多目标粒子群算法的碳纤维防撞梁优化设计[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2022,49(8):21-28.
CHEN J, CUI X F, ZHENG J J, et al. Optimization design of carbon fiber anti-collision beam based on multi-objective particle swarm with additional points[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2022, 49(8): 21-28.(in Chinese)

[5] 李军,周伟,魏睿.基于混合GSA-GA的起重机主梁优化设计[J].机械设计与制造,2021(10):194-197.
LI J, ZHOU W, WEI R. Optimization design of crane main beam based on hybrid GSA-GA[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(10): 194-197.(in Chinese)

[6] 张达敏,邓佳欣,王义,等. 基于改进樽海鞘群算法的认知异构蜂窝网络资源分配[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2023,50(12):39-48.
ZHANG D M, DENG J X, WANG Y, et al. Cognitive heterogeneous cellular network resource allocation based on improved salp swarm algorithm[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(12): 39-48.(in Chinese)

[7] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[8] 白丽丽,姜封国,周玉明,等. 基于改进鲸鱼算法的结构可靠性优化设计[J]. 吉林大学学报(工学版),2023,53(11):3160-3165.
BAI L L, JIANG F G, ZHOU Y M, et al. Optimized design of structure reliability based on improved whale algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(11): 3160-3165.(in Chinese)

[9] SUN G L, SHANG Y L, ZHANG R. An efficient and robust improved whale optimization algorithm for large scale global optimization problems[J]. Electronics, 2022, 11(9): 1475.

[10] GUO Y J, SHEN H, CHEN L, et al. Improved whale optimization algorithm based on random hopping update and random control parameter[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(1): 363-379.

[11] FAN Q, CHEN Z J, LI Z, et al. A new improved whale optimization algorithm with joint search mechanisms for high-dimensional global optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(3): 1851-1878.

[12] 赵世军,张志成. 基于Kriging代理模型的桥式起重机结构可

靠性计算方法[J]. 科技创新与生产力, 2022(11): 115-116.
ZHAO S J, ZHANG Z C. Structural reliability calculation method of bridge crane based on Kriging agent model [J]. Sci-Tech Innovation and Productivity, 2022(11): 115-116.(in Chinese)

[13] 范小宁, 王凯, 余畅. 基于约束边界抽样的起重机金属结构可靠性优化[J]. 机械工程学报, 2023, 59(8): 288-298.
FAN X N, WANG K, YU C. Reliability-based design optimization of crane metal structure based on constraint boundary sampling [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(8): 288-298.(in Chinese)

[14] WANG L F, ZHANG J X, XIA W C, et al. Dynamic stability and fuzzy reliability analysis of toppling perilous rock under seismic excitation[J]. Journal of Earth Science, 2024, 35(1): 248-262.

[15] 李明, 吴波. 基于截尾概率分布的基坑突涌模糊可靠度分析[J]. 地下空间与工程学报, 2019, 15(1): 294-302.
LI M, WU B. Fuzzy reliability analysis on water inrush in foundation pit based on truncated probability distribution [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2019, 15(1): 294-302.(in Chinese)

[16] 张良, 何山, 艾纯玉. 基于Sine-SSA-BP神经网络模型的风机叶根载荷预测[J]. 可再生能源, 2023, 41(10): 1322-1328.
ZHANG L, HE S, AI C Y. The wind turbine leaf root load prediction based on Sine-SSA-BP neural network model [J]. Renewable Energy Resources, 2023, 41(10): 1322-1328.(in Chinese)

[17] 王永贵, 李鑫, 关连正. 求解高维优化问题的改进鲸鱼优化算法[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(12): 2890-2902.
WANG Y G, LI X, GUAN L Z. Improved whale optimization algorithm for solving high-dimensional optimization problems [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2022, 16(12): 2890-2902.(in Chinese)

[18] 翁飞翔, 郑成, 王庆霞. 考虑可靠度的桥式起重机主梁金属结构稳健优化设计[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2021, 47(5): 74-79.
WENG F X, ZHENG C, WANG Q X. Robust optimization design of metal girder structure of bridge crane considering reliability[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2021, 47(5): 74-79.(in Chinese)

[19] 国家质量监督检验检疫总局, 国家标准化管理委员会. 起重机设计规范: GB/T 3811—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine, National Standardization Administration. Design rules for cranes: GB/T 3811—2008[S]. Beijing: Standards Press of China, 2008.(in Chinese)

[20] 戚其松. 基于智能算法的起重机结构可靠稳健优化方法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2016.
QI Q S. Reliability-based robust optimization design for structure of crane based on intelligence algorithm [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2016.(in Chinese)