

# 基于混沌粒子群算法的结构可靠性优化设计

程跃<sup>1,2</sup>, 程文明<sup>1</sup>, 郑严<sup>1</sup>, 张则强<sup>1</sup>

- (1. 西南交通大学 机械工程研究所, 四川 成都, 610031;
2. 成都大学 工业制造学院, 四川 成都, 610106)

**摘要:** 针对基本粒子群算法的早熟问题, 充分运用混沌优化与粒子群优化的搜索特性, 动态收缩搜索区域, 将混沌粒子群算法应用到结构可靠性优化理论, 建立结构系统可靠度约束下最小化结构质量的优化模型, 提出基于混沌粒子群算法的结构可靠性优化设计方法。利用该优化方法进行框架结构优化设计。研究表明: 运用所提出的可靠性优化设计所得结果显著优于运用基本粒子群算法和最佳矢量型算法所得结果; 该方法易于实现, 稳定性好, 具有较好的工程实用价值和较强的开发能力。

**关键词:** 混沌粒子群算法; 混沌优化; 可靠性优化设计; 结构可靠度

中图分类号: TU 318

文献标志码: A

文章编号: 1672-7207(2011)03-0671-06

## Structural reliability optimal design based on chaos particle swarm optimization

CHENG Yue<sup>1,2</sup>, CHENG Wen-ming<sup>1</sup>, ZHENG Yan<sup>1</sup>, ZHANG Ze-qiang<sup>1</sup>

- (1. Research Institute of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
2. School of Industrial Manufacturing, Chengdu University, Chengdu 610106, China)

**Abstract:** For the premature convergence problem of the particle swarm optimization (PSO), the chaos particle swarm optimization (CPSO) was adopted to the theory of structural reliability optimization. Dynamically contracted search fields, both of the PSO and the chaos optimization's search properties were brought into full play. Optimization model minimized structure weight was established to meet the requirement of structural system reliability, and the structural reliability optimal design method was presented on the basis of CPSO. The optimization method was used to optimize frame construction. The results show that using the structural reliability optimal design can get much better results than those by the PSO and the best vector method. This optimization method is easy to implement, and it has better stability, moreover, this method has better practical value and exploitation ability in engineering problem.

**Key words:** chaos particle swarm optimization; chaos optimization; reliability optimal design; structural reliability

结构可靠性优化设计是结构优化设计领域的一个新分支, 人们对该设计方法的研究有约 30 a, 如今该方法已经发展成以可靠度与优化设计问题的目标相结合的结构优化设计方法。目前, 结构可靠性优化设计方法主要有宽界限法、窄界限法、概率网络估算法和最佳矢量法等, 但这些方法存在缺乏工程实用价值、计算复杂、存储量大、对全局最优解判定困难等缺

点<sup>[1-2]</sup>, 国内外学者正在寻求更适合的结构可靠性优化方法。粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)模拟鸟群飞行觅食行为, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优。此算法由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出, 简洁且易于实现, 需要调整的参数较少, 不需要梯度信息。PSO 是非线性连续优化问题、组合优化问题和整数非线性优化问题的有效优化工具, 但该

收稿日期: 2010-01-10; 修回日期: 2010-03-05

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200806131014)

通信作者: 程跃(1981-), 男, 重庆城口人, 博士, 讲师, 从事机械结构可靠性优化设计研究; 电话: 028-87601004; E-mail: chengyue520@126.com

算法具有易陷入局部极值点、进化后期收敛速度慢、精度较低等不足<sup>[3-5]</sup>。混沌(Chaos)是一种普遍存在的非线性现象,是由确定方程得到的非确定随机运动状态<sup>[6]</sup>。利用混沌变量的随机性、遍历性和规律性,将混沌优化思想引入粒子群算法中,防止某些粒子在迭代中出现停滞,从而解决了算法早熟问题<sup>[7-8]</sup>。近年来,PSO 算法初步应用于结构可靠性优化设计领域。张义民等<sup>[9]</sup>将 PSO 算法与小波神经网络方法(MCS-WNN)相结合,实现了结构设计参数的可靠性优化;刘仁云等<sup>[10]</sup>将灰色理论引入 PSO 算法,提出了基于多目标优化的结构可靠性稳健优化设计。目前,未见混沌粒子群算法在结构可靠性优化设计方面的研究报道。在此,本文作者将混沌粒子群算法(Chaos particle swarm optimization, CPSO)应用到结构可靠性优化设计理论中,建立在结构系统可靠度约束下最小化结构质量的优化模型,提出基于混沌粒子群算法的结构可靠性优化设计方法。最后,通过框架结构算例,验证该可靠性优化设计方法的理论指导意义和工程实用价值。

## 1 混沌粒子群算法

### 1.1 基本粒子群算法

在 PSO 算法中,每个优化问题的解都被抽象为没有质量和体积的粒子,并延伸到  $D$  维空间。设粒子群由  $m$  个粒子构成,第  $i$  个粒子( $i=1, 2, \dots, m$ )在  $D$  维空间里的位置和速度分别表示为矢量  $\mathbf{z}_i=(z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id}, \dots, z_{iD})$ 和矢量  $\mathbf{v}_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD})$ ,每个粒子都有 1 个适应值函数  $\text{fitness}(\mathbf{z}_i)$ 来计算  $\mathbf{z}_i$  当前的适应值,由此衡量粒子位置的优劣。 $\mathbf{p}_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD})$ 为粒子到目前为止搜索到的最优位置, $\mathbf{p}_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}, \dots, p_{gD})$ 为整个粒子群到目前为止搜索到的最优位置。

PSO 算法首先随机初始化粒子群,然后,粒子在解空间中通过迭代找到全局最优解。在每一次迭代中,粒子根据式(1)和(2)更新自身的速度和位置:

$$\mathbf{v}_{id}^{(k)} = w\mathbf{v}_{id}^{(k-1)} + c_1r_1(\mathbf{p}_{id} - \mathbf{z}_{id}^{(k-1)}) + c_2r_2(\mathbf{p}_{gd} - \mathbf{z}_{id}^{(k-1)}) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_{id}^{(k)} = \mathbf{z}_{id}^{(k-1)} + \mathbf{v}_{id}^{(k)} \quad (2)$$

式中:  $d=1, 2, \dots, D$ ;  $w$  为惯性权重;  $k$  为迭代次数;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子。据式(1)和(2),计算每个粒子的个体适应值  $\text{fitness}(\mathbf{z}_i^{(k)})$ ,通过与上一次比较对个体极值  $\mathbf{p}_i^{(k)}$  和全局极值  $\mathbf{p}_g^{(k)}$  更新。当满足停止条件(预设的运算精度或迭代次数)时,迭代停止,找到全局最优解<sup>[11-13]</sup>。PSO 算法的流程如图 1 所示。

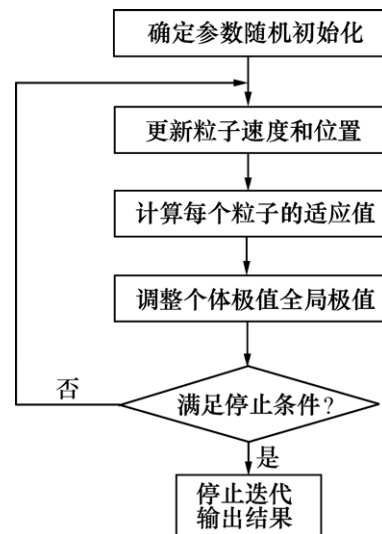


图 1 粒子群算法流程图

Fig.1 Flow chart of particle swarm optimization

### 1.2 混沌粒子群算法

1 个典型的混沌系统是 Logistic 方程<sup>[14]</sup>:

$$y_{n+1}^{(k)} = \mu y_n^{(k)}(1 - y_n^{(k)}); n=0, 1, \dots, N; 0 \leq \mu \leq 4 \quad (3)$$

式中:  $y_n$  为混沌变量;  $\mu$  为控制参数;  $n$  为混沌优化迭代次数;  $k$  为 CPSO 优化迭代次数。当  $\mu$  属于  $[3.57, 4.00]$  时, Logistic 方程解的变化周期为无穷大,每次迭代方程的解都不是确定的,此时, Logistic 方程成为一个混沌系统。

CPSO 算法<sup>[15-16]</sup>是将混沌优化和粒子群优化两者结合,借助混沌变量的特性,防止了某些粒子在迭代中出现停滞而导致的算法早熟现象。PSO 算法主要进行全局搜索,混沌优化则对 PSO 的结果进行局部搜索。为了保持种群的多样性,加强搜索的分散性,CPSO 算法保留一定数量的优秀粒子,动态收缩搜索区域,并在收缩区域内随机产生粒子来替代性能较差的粒子。CPSO 算法步骤如下。

**步骤 1:** 确定算法参数,初始化粒子。

**步骤 2:** 由式(1)和(2)更新粒子的速度和位置,计算每个粒子的目标函数值,并保留群体中性能最好的 20% 的粒子。

**步骤 3:** 由下式将目前粒子群最优位置  $\mathbf{p}_g^{(k)}$  映射到 Logistic 方程的定义域  $[0, 1]$  上,进行混沌优化。

$$y_1^{(k)} = \frac{\mathbf{p}_g^{(k)} - \mathbf{Z}_{\min}^{(k)}}{\mathbf{p}_g^{(k)} - \mathbf{Z}_{\max}^{(k)}} \quad (4)$$

其中:  $\mathbf{Z}_{\max}^{(k)}$  和  $\mathbf{Z}_{\min}^{(k)}$  分别为第  $k$  次迭代粒子搜索的上、下界。

**步骤4:** 通过方程(3)对  $y_1^{(k)}$  进行  $N$  次迭代, 得到混沌序列  $y^{(k)} = (y_1^{(k)}, y_2^{(k)}, \dots, y_n^{(k)}, \dots, y_N^{(k)})$ 。将混沌序列由下式逆映射回原解空间, 则产生一个混沌变量可行解序列  $p_g^{(k)} = (p_{g1}^{(k)}, p_{g2}^{(k)}, \dots, p_{gn}^{(k)}, \dots, p_{gN}^{(k)})$ 。

$$p_{gn}^{(k)} = Z_{\min}^{(k)} + (Z_{\max}^{(k)} - Z_{\min}^{(k)})y_n^{(k)}; n=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

**步骤5:** 根据  $p_g^{(k)}$  评价新解, 若新解优于初始解或达到混沌搜索最大步数, 则将新解作为混沌优化的搜索结果, 否则令  $k=k+1$ , 返回步骤4。

**步骤6:** 更新  $p_i^{(k)}$  和  $p_g^{(k)}$ , 若满足停止条件(预设的运算精度或迭代次数), 则搜索停止, 输出结果, 否则执行步骤7。

**步骤7:** 由式(6)收缩搜索区域, 在收缩后的空间内随机产生群体中剩余的80%的粒子, 转回步骤2。

$$\begin{cases} Z_{\min}^{(k)} = \max\{Z_{\min}^{(k)}, p_i^k - r \times (Z_{\max}^{(k)} - Z_{\min}^{(k)})\} \\ Z_{\max}^{(k)} = \min\{Z_{\max}^{(k)}, p_i^k + r \times (Z_{\max}^{(k)} - Z_{\min}^{(k)})\} \\ 0 < r < 1 \end{cases} \quad (6)$$

## 2 基于CPSO的结构可靠性优化设计方法

### 2.1 结构可靠性优化模型

在结构系统可靠度约束下, 合理选择各元件截面尺寸使结构总质量最小, 这是结构可靠性优化设计的一类关键问题。通常, 结构的总质量可由结构系统各元件的质量求和所得, 而结构各元件的质量可表示为该元件截面尺寸(即设计变量)的线性函数。对于由  $n$  个元件组成的拉压杆、梁元或板元, 各元件质量  $M_i$  可表示为:

$$M_i = \rho_i l_i A_i; i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: 对于拉压杆和梁元,  $\rho_i$ ,  $l_i$  和  $A_i$  分别为第  $i$  个元件的密度、长度和横截面积; 对于板元,  $\rho_i$ ,  $l_i$  和  $A_i$  分别为第  $i$  个元件的密度、厚度和表面积。

通常, 结构系统不能简单地视为串联、并联的逐级组合, 结构系统的破坏是由任一失效模式引起, 形成1个失效模式需要一系列元件达到临界。在计算结构可靠度时, 必须考虑结构各元件和各失效模式间的相关性。因此, 结构可靠性优化设计应以结构整体来考虑, 应只有1个整体结构的可靠性设计准则, 即

$$\beta_s \geq \beta_s^\alpha \quad (8)$$

式中:  $\beta_s^\alpha$  为结构系统的容许可靠度指标;  $\beta_s$  为结构系统的可靠度指标。这时, 结构系统可靠性优化模型

可表示为:

$$\text{求 } A = [A_1, A_2, \dots, A_n],$$

$$\min M(A) = \sum_{i=1}^n \rho_i l_i A_i + \lambda U$$

$$\text{s.t.} \quad \beta_s^\alpha - \beta_s \leq 0$$

$$A^l \leq A \leq A^u \quad (9)$$

式中:  $A = [A_1, A_2, \dots, A_n]$  为截面设计尺寸;  $A^l$  为  $A$  的下限;  $A^u$  为  $A$  的上限;  $U$  为预先定义的1个大数;  $\lambda$  为罚函数因子。

在计算整个结构的可靠度时, 通常希望利用一种既考虑失效模式之间的相关性、计算较简单、计算精度较高的方法。本文利用概率网络估算技术(Probabilistic network evaluation technique, PNET)对结构可靠度指标进行计算。PNET法将结构系统各主要失效模式按一定规则分成  $G$  个代表模式, 每个代表模式的失效概率为  $P_i (i=1, 2, \dots, G)$ , 则结构系统的可靠度  $R$  可近似表示为<sup>[17]</sup>:

$$R = \prod_{i=1}^G (1 - P_i) \quad (10)$$

当随机变量均服从正态分布时, 可靠度  $R$  与结构系统的可靠度指标  $\beta_s$  之间可通过下式进行转换:

$$R = \Phi(\beta_s) \quad (11)$$

式中:  $\Phi(\beta_s)$  为标准正态分布函数。

### 2.2 结构可靠性优化设计的收敛准则

由于结构系统的可靠性分析及优化问题通常是相当复杂和困难的, 对于相同的算法, 不会像传统的结构优化一样平稳和快速地收敛, 因此, 将下列组合收敛准则应用于基于CPSO的结构可靠性优化中, 收敛准则如下<sup>[2]</sup>:

$$\sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i^{(k)} - A_i^{(k-1)}}{A_i^{(k)}} \right| < \varepsilon_1 \quad (12)$$

$$\left| \frac{\beta_s^{(k)} - \beta_s^\alpha}{\beta_s^\alpha} \right| < \varepsilon_2 \quad (13)$$

$$\frac{M^{(k)} - M^{(k-1)}}{M^{(k)}} < \varepsilon_3 \quad (14)$$

式中:  $\varepsilon_1$ ,  $\varepsilon_2$  和  $\varepsilon_3$  都是比1小很多的规定值, 如  $10^{-3} \sim 10^{-4}$ 。

### 2.3 基于CPSO的结构可靠性优化流程

将混沌粒子群优化算法与结构可靠性优化设计理论相结合, 充分利用混沌优化和粒子群优化的特性, 进行了结构可靠性优化设计。其优化步骤如下。

(1) 根据结构可靠性设计要求, 确定目标函数,

- 给定  $\beta_s^\alpha$ ,  $A^l$ ,  $A^u$ ,  $\varepsilon_1$ ,  $\varepsilon_2$  和  $\varepsilon_3$ 。
- (2) 设定程序参数, 初始化粒子的位置和速度, 确定  $P_i^{(0)}$  和  $P_g^{(0)}$ 。
- (3) 运用分支限界法判别结构系统主要失效模式, 并利用 PNET 法进行结构可靠性分析, 分析各粒子是否满足约束条件。对于满足约束条件的粒子,  $\lambda=0$ , 否则,  $\lambda=1$ 。
- (4) 由式(1)和(2)更新粒子的速度和位置, 计算每个粒子的目标函数值, 并保留群体中性能最好的 20% 的粒子。
- (5) 将目前粒子群最优位置  $p_g^{(k)}$  进行混沌优化(见 CPSO 算法步骤(3)~(5)), 得出混沌优化结果。
- (6) 更新  $p_i^{(k)}$  和  $p_g^{(k)}$ , 若满足收敛准则, 则搜索停止, 输出结果, 否则, 执行步骤(7)。
- (7) 在收缩后的空间内随机产生群体中剩余的 80% 的粒子, 转回步骤(3)。
- 基于 CPSO 的结构可靠性优化流程图见图 2。

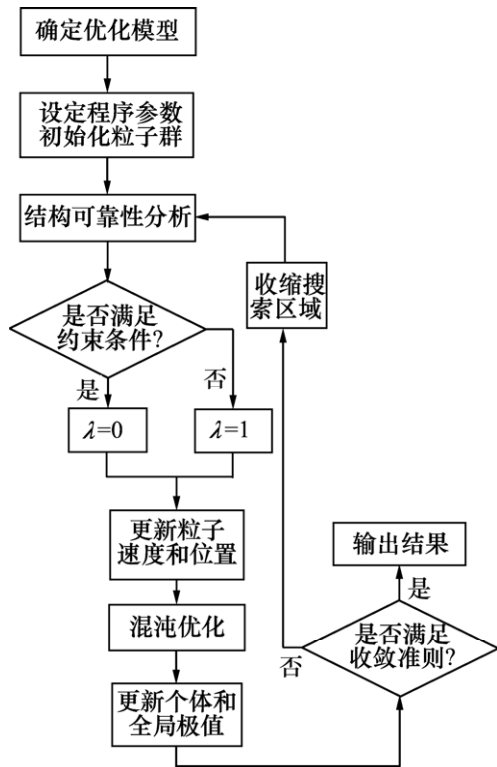


图 2 基于 CPSO 的结构可靠性优化流程图

Fig.2 Flow chart of structural reliability optimization based on CPSO

3 算例

3.1 算例概况

二跨二层框架结构及其受载情况如图 3 所示, 其

中结构强度及载荷均为独立正态随机变量。结构材料及载荷的相关参数见表 1。二跨二层框架结构系统的容许可靠性指标  $\beta_s^\alpha=3.4$ , 结构系统中各元件的横截面为正方形。初始点的各元件截面面积为  $0.2\text{ m}\times0.2\text{ m}$ , 给定  $A$  的下限  $A^l=0.019\text{ m}^2$ ,  $A$  的上限  $A^u=0.045\text{ m}^2$ 。要求在满足结构可靠度指标  $\beta_s\geq\beta_s^\alpha$  的条件下, 利用本文优化方法得出最小化结构的总质量  $M$  并求出各元件的横截面积  $A$ 。

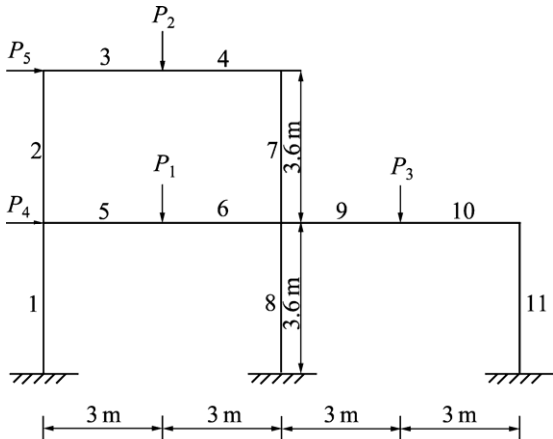


图 3 框架结构及受载情况

Fig.3 Frame construction and loading cases

表 1 结构材料有关参数

Table 1 Parameters of structure material

参数	数值	参数	数值
屈服应力均值/MPa	276	$P_1$ 均值/kN	169
强度变异系数	0.15	$P_2$ 均值/kN	89
材料密度/(t·m <sup>-3</sup> )	7.85	$P_3$ 均值/kN	116
材料弹性模量/10 <sup>11</sup> Pa	2.1	$P_4$ 均值/kN	62
载荷变异系数	0.25	$P_5$ 均值/kN	31

3.2 优化模型与参数设置

由题意可得该结构可靠性优化模型:

求  $A=[A_1,A_2,\cdots,A_{11}]$

$$\min M(A)=\sum_{i=1}^{11}\rho l_i A_i+\lambda U$$

s.t.  $3.4-\beta_s\leq0$

$$0.019\leq A_i\leq0.045 \tag{15}$$

优化模型中,  $\rho=7.85\times10^3\text{ kg/m}^3$ ,  $U=5\ 000$ ,  $l_1=l_2=l_7=l_8=l_{11}=3.6\text{ m}$ ,  $l_3=l_4=l_5=l_6=l_9=l_{10}=3.0\text{ m}$ 。CPSO 算法中, 取粒子数为 50, 学习因子  $c_1=c_2=2$ , 惯性权重  $W=0.8$ , 最大迭代次数为 1 000, 混沌搜索最大步数为 10, 问题维数为 11。取本算例结构可靠性优化设计流程中的

收敛准中, 则参数  $\varepsilon_1=\varepsilon_3=0.3\times 10^{-3}$ ,  $\varepsilon_2=0.2\times 10^{-3}$ 。

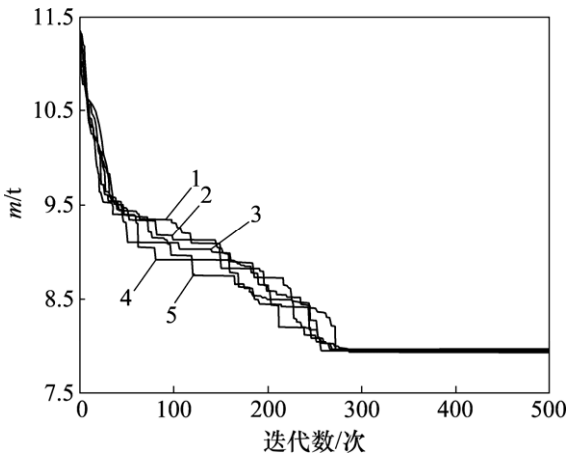
3.3 算例结果与分析

将混沌粒子群优化算法与结构可靠性优化理论相结合, 运用基于 CPSO 的结构可靠性优化流程, 利用 MATLAB7.0 编制程序, 对本算例的结构可靠性进行优化设计。在相同的优化模型和参数取值条件下, 对本框架结构分别结合 CPSO 算法和 PSO 算法随机进行 5 次结构可靠性优化, 其优化收敛曲线分别见图 4 和图 5。用最佳矢量型算法对本框架结构的可靠性进行优化, 其优化迭代历程如表 2 所示。将基于 CPSO 算法的优化结果与基于 PSO 算法和最佳矢量型算法的优化结果进行对比, 如表 3 所示。其中, PSO 算法的收敛准则与 CPSO 算法的一致, 最佳矢量型算法的收敛准则为:

$$\frac{M^{(k)}-M^{(k-1)}}{M^{(k)}}\leqslant 0.3\times 10^{-3}$$

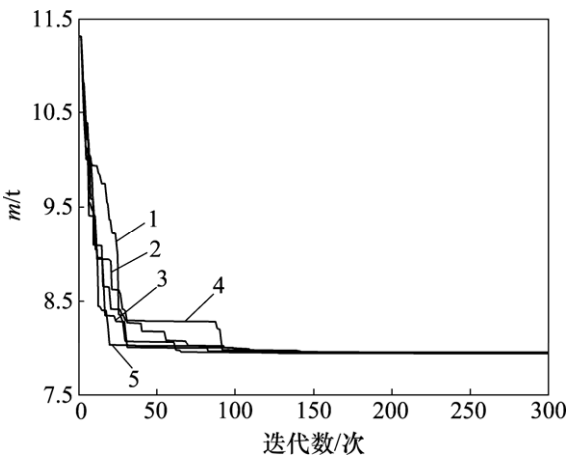
(16)

通过比较图 4 和图 5 可知: 基于 PSO 算法的框架可靠性优化早期收敛速度较快, 但在其寻优后期收敛速度变慢, 最终所能得到的优化结果比 CPSO 算法的优化结果差。基于 CPSO 算法的框架可靠性优化设计, 借助混沌变量的特性, 防止了某些粒子在迭代中出现停滞而导致的算法早熟现象, 其收敛速度较慢, 但搜索范围较广, 最终所能得到的优化结果较理想。综合表 2 和表 3 可得: 基于 CPSO 算法的二跨二层框架结构可靠性优化结果显著优于 PSO 算法和最佳矢量型算法优化结果, 在满足本框架结构系统可靠度指标及



1—第 1 次随机优化曲线; 2—第 2 次随机优化曲线;  
3—第 3 次随机优化曲线; 4—第 4 次随机优化曲线;  
5—第 5 次随机优化曲线

图 4 基于 CPSO 算法的可靠性优化收敛曲线  
Fig.4 Convergence curves of reliability optimization based on CPSO



1—第 1 次随机优化曲线; 2—第 2 次随机优化曲线;  
3—第 3 次随机优化曲线; 4—第 4 次随机优化曲线;  
5—第 5 次随机优化曲线

图 5 基于 PSO 算法的可靠性优化收敛曲线  
Fig.5 Convergence curves of reliability optimization based on PSO

表 2 最佳矢量型算法优化迭代历程

Table 2 Optimization process of best vector method	
参数	迭代次数
	1 2 3 4 5
$\beta_s$	3.850 2 3.801 4 3.725 4 3.631 4 3.581 3
$m/t$	9.647 2 9.057 6 8.732 7 8.466 3 8.279 2
参数	迭代次数
	6 7 8 9 10
$\beta_s$	3.546 8 3.500 2 3.489 3 3.476 8 3.457 7
$m/t$	8.136 5 8.024 7 8.022 8 8.021 7 8.020 6

注: 初始结构系统的可靠度指标  $\beta_s$  为 4.574 7, 初始质量  $m$  为 11.304 t。

表 3 框架优化截面积

Table 3 Optimal solutions of frame construction		$10^{-2} \text{ m}^2$			
元件号	CPSO 最佳值	CPSO 最差值	PSO 最佳值	PSO 最差值	矢量型法 最佳值
1	2.000	2.000	2.000	2.000	2.008
2	1.978	1.978	2.000	2.000	2.000
3	2.000	2.000	2.004	2.002	2.003
4	4.032	4.021	4.052	4.049	4.131
5	4.223	4.225	4.233	4.258	4.343
6	4.175	4.175	4.211	4.219	4.237
7	1.962	1.989	1.989	1.989	2.000
8	4.260	4.255	4.255	4.257	4.305
9	2.273	2.289	2.296	2.293	2.326
10	2.218	2.218	2.218	2.218	2.236
11	1.962	1.978	1.989	2.000	2.005
总质量/t	7.892 9	7.905 3	7.934 8	7.944 4	8.020 6
$\beta_s$	3.408 4	3.416 4	3.425 4	3.430 8	3.457 7

横截面积要求的约束下,优化了结构各元件横截面积,节省了材料,使本框架结构总质量下降。

## 4 结论

(1) 针对基本粒子群算法容易早熟的问题,充分利用基本粒子群算法的全局搜索能力和混沌优化的局部搜索能力,动态收缩搜索区域,防止了某些粒子在迭代中出现停滞而导致算法早熟的现象。

(2) 针对在结构系统可靠度约束下最小化结构质量的优化问题,将混沌粒子群算法融入结构可靠性优化设计理论中,建立了结构系统优化模型,提出了基于混沌粒子群算法的结构可靠性优化设计方法。

(3) 基于 CPSO 算法的框架结构可靠性优化方法稳定性好,易于实现,并克服了其他算法的早熟现象,其优化结果明显比 PSO 算法和最佳矢量型算法的优化结果优。该优化设计方法适用于较复杂结构系统的可靠性优化设计,具有较好的工程实用价值和较强的探索开发能力。

## 参考文献:

- [1] 张建国, 苏多, 刘英卫. 机械产品可靠性分析与优化[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 23-64.  
ZHANG Jian-guo, SU Duo, LIU Ying-wei. Reliability analysis and optimization of mechanical product[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2008: 23-64.
- [2] 安伟光, 蔡荫林, 陈卫东. 随机结构系统可靠性分析与优化[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2007: 41-79.  
AN Wei-guang, CAI Yin-lin, CHEN Wei-dong. Reliability analysis and optimization of stochastic structure system[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2007: 41-79.
- [3] Suresh S, Sujit P B, Rao A K. Particle swarm optimization approach for multi-objective composite box-beam design[J]. Composite Structures, 2007, 81(4): 598-605.
- [4] YU Ying, YU Xiao-chun, LI Yong-sheng. New discrete particle swarm optimization based on huge value penalty for solving engineering problem[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 22(3): 410-418.
- [5] 金一粟, 周永华, 梁逸曾. 改进粒子群优化算法对反应动力学参数的估计[J]. 中南大学学报, 2008, 39(4): 694-699.  
JIN Yi-su, ZHOU Yong-hua, LIANG Yi-zeng. Parameter estimation of dynamic model of cyclo-octadiene hydrogenation by landscape adaptive particle swarm optimizer[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2008, 39(4): 694-699.
- [6] El-Gohary A, Al-Ruzaiza A S. Chaos and adaptive control in two prey, one predator system with nonlinear feedback[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2007, 34(2): 443-453.
- [7] LIU Bo, WANG Ling, JIN Yi-hui, et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2005, 25(5): 1261-1271.
- [8] YANG Di-xiong, LI Gang, CHENG Geng-dong. On the efficiency of chaos optimization algorithms for global optimization[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2007, 34(4): 1366-1375.
- [9] 张义民, 刘仁云, 于繁华. 基于计算智能技术的结构系统可靠性优化设计[J]. 工程力学, 2007, 24(8): 27-31.  
ZHANG Yi-min, LIU Ren-yun, YU Fan-hua. Computational intelligence-based reliability design optimization for structural system[J]. Engineering Mechanics, 2007, 24(8): 27-31.
- [10] 刘仁云, 张义民, 刘巧伶. 基于多目标优化策略的结构可靠性稳健设计[J]. 应用力学学报, 2007, 24(3): 267-271.  
LIU Ren-yun, ZHANG Yi-ming, LIU Qiao-ling. Structural robust reliability design for multi-objective optimization[J]. Engineering Mechanics, 2007, 24(3): 267-271.
- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [12] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, 1998: 69-73.
- [13] 于颖, 李永生, 於孝春. 粒子群算法在工程优化设计中的应用[J]. 机械工程学报, 2008, 44(12): 226-231.  
YU Ying, LI Yong-sheng, YU Xiao-chun. Application of particle swarm optimization in the engineering optimization design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(12): 226-231.
- [14] LI Bing, JIANG Wei-sun. Optimizing complex functions by chaos search[J]. Cybernetics and Systems, 1998, 29(4): 409-419.
- [15] 龚纯, 王正林. 精通 MATLAB 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 299-303.  
GONG Chun, WANG Zheng-ling. Master optimization calculation of MATLAB[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2008: 299-303.
- [16] 张浩, 张铁男, 沈继红, 等. Tent 混沌粒子群算法及其在结构优化决策中的应用[J]. 控制与决策, 2008, 23(8): 857-862.  
ZHANG Hao, ZHANG Tie-nan, SHEN Ji-hong, et al. Research on decision-makings of structure optimization based on improved Tent PSO[J]. Control and Decision, 2008, 23(8): 857-862.
- [17] 邵光信, 亚海斌, 朱绳武. 基于 GA 和 PNET 的一种可靠度计算新方法[J]. 金属矿山, 2002(8): 51-53.  
SHAO Guang-xin, YA Hai-bin, ZHU Sheng-wu. A GA and PNET based new algorithm for solving system reliability[J]. Metal Mine, 2002(8): 51-53.

(编辑 陈灿华)