

自适应二次粒子群算法钢架模型修正

秦玉灵¹ 孔宪仁¹ 罗文波²

(哈尔滨工业大学卫星技术研究所 哈尔滨 150001)¹ (中国空间技术研究院 北京 100086)²

摘 要 粒子群算法参数少,简便易行,具有较好的全局搜索能力和计算效率,在优化等领域得到了广泛应用,但它易于陷入局部极值,因此需要进行改进以增强其优化性能。修正了基本粒子群算法中的速度公式权重因子和最优位置,提出了形式简单且搜索效率高的自适应二次粒子群算法,并应用于五层钢架结构模型修正,修正结果证实了算法的有效性和优越性。

关键词 粒子群算法,全局搜索能力,局部极值,自适应二次粒子群算法,模型修正

中图分类号 TP18 文献标识码 A

Steel Frame Model Updating Based on Self-adaptive Quadratic Particle Swarm Optimization Algorithm

QIN Yu-ling¹ KONG Xian-ren¹ LUO Wen-bo²

(Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)¹

(China Academy of Space Technology, Beijing 100086, China)²

Abstract Particle swarm optimization(PSO) algorithm which has less parameters is widely used in optimization area for its better global search ability and calculation efficiency, it's necessary to change some parameters of the formula to improve its search ability and avoid getting into local optimum. The inertia factor and optimal position in the velocity formula of PSO were updated and the self-adaptive quadratic particle swarm optimization(SAQPSO) algorithm with simple form and high search efficiency was proposed, model updating of the five-layer steel frame structure confirms the validity and superiority of SAQPSO.

Keywords Particle swarm optimization(PSO) algorithm, Global search ability, Local optimum, Self-adaptive quadratic particle swarm optimization(SAQPSO) algorithm, Model updating

粒子群算法(PSO)于 1995 年由美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russell Eberhart 受早期对鸟类的群体行为进行建模与仿真研究的启发提出^[1],是一种新兴群体智能算法,该算法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。

粒子群算法参数少,简便易行,具有较好的全局搜索能力和计算效率^[2],在优化等领域得到了广泛应用,但它易于陷入局部极值,因此需要进行改进以增强其优化性能。近年来出现了许多 PSO 的改进算法,改进主要在于^[3-7]:分多个种群进行搜索,利用拓扑结构做改进,将 PSO 算法与其它进化算法相结合来提高算法的收敛性,改进速度和位置迭代公式等。到目前为止,利用各种思想对速度迭代公式进行改进的算法占绝大部分。本文修正了基本粒子群算法中的速度公式权重因子和最优位置,提出了自适应二次粒子群算法,并应用于五层钢架结构模型修正,修正结果证实了算法的有效性和优越性。

1 标准粒子群算法

标准粒子群算法随机产生初始粒子(即优化问题的解),

然后在适应度函数(优化目标)引导下通过迭代计算寻找最优解。标准粒子群算法由速度和位置计算公式构成如下^[8-10]:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \omega v_{id}(t) + c_1 u_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 u_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \\ x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{aligned} \quad (1)$$
$$1 \leq i \leq N, 1 \leq d \leq D, 1 \leq t \leq T$$

式中, v_{id} 和 x_{id} 分别为迭代过程中粒子飞行速度和所在位置(下标 id 表示第 i 个粒子的第 d 维变量); p_{id} 和 p_{gd} 为粒子个体最优位置和群体最优位置; ω 为常数惯性因子,表示粒子飞行惯性即第 t 次飞行速度 $v_{id}(t)$ 对 $t+1$ 次速度 $v_{id}(t+1)$ 的影响程度; c_1, c_2 为加速因子,一般取 $0 \sim 2$ 之间的常数,分别代表对自身经历的最优位置和群体最优位置的记忆能力; u_1 和 u_2 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数,用来调整 c_1, c_2 对最优位置记忆能力; N 为种群中粒子个数, D 为粒子维数, T 为迭代次数。

2 自适应二次粒子群算法

标准粒子群算法中惯性因子 ω 越大,粒子飞行速度越快,搜索范围越大^[11-14]。在算法运行初期,粒子应高速飞行以扩

到稿日期:2009-10-10 返修日期:2010-01-09 本文受“微小型航天器系统技术”长江学者创新团队发展计划(IRT0520)资助。

秦玉灵(1982—),女,博士生,主要研究方向为卫星结构动力学及模型修正、智能计算, E-mail: erica2004ren@163.com;孔宪仁(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为卫星动力学与热力学控制;罗文波(1968—),男,教授,主要研究方向为卫星动力学建模与模型修正。

大搜索空间,后期则减缓飞行速度进行细致搜索。因此,对惯性因子 ω 进行改进,使其逐渐减小以增强算法自适应性。本文中 ω 线性减小如下式:

$$\omega = \omega_{\text{initial}} - \frac{\omega_{\text{initial}} - \omega_{\text{final}}}{T} t \quad (2)$$

式中, $\omega_{\text{initial}} = 2.5$ (经验值)为惯性因子最大值, $\omega_{\text{final}} = 1$ 为最小值, T 为总迭代次数, t 表示第 t 次迭代。数值算例结果表明用线性变化的惯性因子 ω 代替常值 ω 能有效提高算法收敛速度和计算精度。

分析标准粒子群算法式(1)中位置计算公式可知,粒子飞行速度和位置只是一个形象的概念,两者实质意义相同,如在优化问题中,速度和位置都由优化量构成,两者寻优结果均可作为优化最终值。故用式(1)中速度转为位置并进行如下改进:

$$x_{id}(t+1) = \omega x_{id}(t) + c_1 u_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t))^2 + c_2 u_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t))^2 \quad (3)$$

$$1 \leq i \leq N, 1 \leq d \leq D, 1 \leq t \leq T$$

式中各参数意义同式(1), ω 取值如式(2),式(3)将平方项引入位置计算公式后,当 $|p_{id}(t) - x_{id}(t)| < 1$ (即粒子接近个体最优解)或 $|p_{gd}(t) - x_{id}(t)| < 1$ (即粒子接近群体最优解)时,平方项 $0 \leq |p_{id}(t) - x_{id}(t)|^2 < 1, 0 \leq |p_{gd}(t) - x_{id}(t)|^2 \leq 1$,粒子飞行速度减慢,细致搜索个体或群体最优解;反之,当 $|p_{id}(t) - x_{id}(t)| > 1$ (即粒子远离个体最优解)或 $|p_{gd}(t) - x_{id}(t)| > 1$ (即粒子远离群体最优解)时,其平方项 $|p_{id}(t) - x_{id}(t)|^2 > 1$,粒子飞行速度加快,搜索范围扩大,高效搜索全局最优解。

若加速因子 c_1, c_2 取 $0 \sim 2$ 之间随机数, u_1, u_2 取 $0 \sim 1$ 随机数,则式(3)中第二项系数 $c_1 u_1$ (象征个体认知能力)和第三项系数 $c_2 u_2$ (象征群体认知能力)均为 $0 \sim 2$ 间的非负随机数,即粒子只能正方向搜索,没有负向搜索能力,因此将式(3)改进如下:

$$x_{id}(t+1) = \omega x_{id}(t) + \phi_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t))^2 + \phi_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t))^2 \quad (4)$$

$$1 \leq i \leq N, 1 \leq d \leq D, 1 \leq t \leq T$$

式中, ω 取值如式(2), ϕ_1, ϕ_2 为 $-2 \sim 2$ 之间随机数,使粒子具有正向和负向搜索能力,即粒子数值高于或低于个体最优和群体最优值时粒子均有能力向后者靠近。式(4)中所用参数比标准粒子群算法减少了4个参数(去掉 $v_{id}(t), v_{id}(t+1)$)并将 $c_1 u_1$ 和 $c_2 u_2$ 转化为 ϕ_1 和 ϕ_2 ,可以有效提高计算速率。

式(4)作为自适应二次粒子群算法位置更新公式,可行性如下:

(1)个体当前位置 $x_{id}(t)$ 飞向群体最优 $p_{gd}(t)$ 时,个体最优 $p_{id}(t)$ 也靠近群体最优 $p_{gd}(t)$, $|p_{id}(t) - x_{id}(t)| \rightarrow 0, |p_{gd}(t) - x_{id}(t)| \rightarrow 0, \omega x_{id}(t) \rightarrow x_{id}(t+1)$ (ω 终值为1);

(2)随机选取的 $\phi_1 \in [-2, 2], \phi_2 \in [-2, 2]$ 保证了算法的随机性;

(3)线性减小的惯性因子 ω 保证了算法先高速后细致的搜索能力($\omega_{\text{final}} = 1$ 保证了最终解 $x_t \rightarrow x_{t+1}$,收敛于最终搜索值)。

可见,自适应粒子群算法参数少,形式简便,计算效率高,

算法具有可行性和优越性。

自适应二次粒子群算法流程图如图1所示。

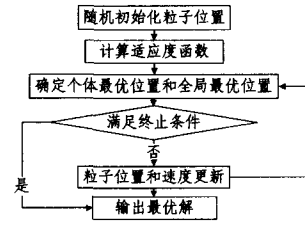


图1 自适应二次粒子群算法流程图

3 自适应二次粒子群算法钢架模型修正

3.1 修正原理及流程

结构动力模型修正可转化为有约束的系统优化设计问题,模型待修正量作为优化初始值在目标函数引导下进行优化,寻优结果即为待修正量取值,模型修正与优化设计的对应关系如表1所列^[15]。

表1 模型修正与优化设计对应关系

	模型修正	优化设计
设计变量	待修正参数	优化参数
引导函数	适应度函数	目标函数
约束条件	模型设计要求	优化设计要求
最优解	模型修正量	优化量取值

自适应二次粒子群算法应用于模型修正的流程如图2所示。

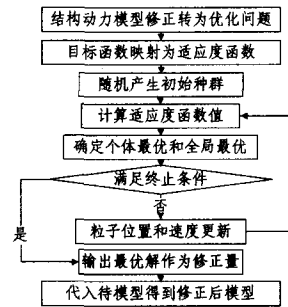


图2 自适应二次粒子群算法模型修正流程图

3.2 模型修正适应度函数

适应度函数用来设定模型修正精度并引导粒子群中粒子搜索最优解。结构模态对结构特性有重要影响,而所有模态中第一阶模态影响程度最高,因此本文以带权重因子的计算模态频率和振型与实测值相似度组成适应度函数^[16]:

$$\min F(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i (ER(f_i^t, f_i^s) + (1 - MAC(\varphi_i^t, \varphi_i^s))) \quad (5)$$

$$x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, i = 1, 2, \dots, n$$

式中, n 为模态数, ω_i 为权重因子, f_i^t 和 φ_i^t 为试验频率和振型, f_i^s 和 φ_i^s 为计算频率和振型, $ER(f_i^t, f_i^s) = \left| \frac{f_i^t - f_i^s}{f_i^s} \right|$ 为频率相对误差,

$MAC(\varphi_i^t, \varphi_i^s) = \frac{|\varphi_i^t \varphi_i^s|^2}{|\varphi_i^t \varphi_i^s| + |\varphi_i^s \varphi_i^t|}$ 为振型相似度,

可知,当 $ER(f_i^t, f_i^s) \rightarrow 0$ 及 $MAC(\varphi_i^t, \varphi_i^s) \rightarrow 1$ 时计算值和试验值相似度最高,故而 $\min F(x) \rightarrow 0$ 为适应度函数最优值。

3.3 钢架模型修正

某五层钢架使用多年以后已受损,其剪切模型及原结构参数如图3,表2所示。

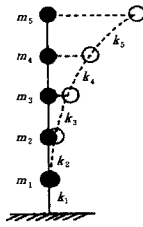


图3 五层钢架剪切模型

表2 五层钢架的原始结构参数和振动模态测量值

楼层	原始结构参数			测量振型及其自振频率					
	质量/ 10 ³ kg	刚度/ (10 ⁷ N·m ⁻¹)	阶数	振型分量					频率/ (rad·s ⁻¹)
1	20	7.789	1	0.2100	0.4500	0.7100	0.9000	1000	10.61
2	32	4.794	2	0.6098	1.0000	0.6992	-0.1138	-0.8150	33.16
3	30	5.257	3	0.9903	0.7476	-0.9417	-1.000	0.9709	55.08
4	35	4.337	4	1.000	-2.2222	-0.9506	0.9300	-0.4115	63.49
5	34	6.035	5	1.000	-0.9704	0.8385	-0.3618	0.1138	71.97

工程中有时只能测量到不完全模态,因此用前四阶模态对所有五阶模态修正。适应度函数中权重因子 $w=[0.3, 0.2, 0.2, 0.2, 0.1]$, 即一阶模态对修正结果影响程度为 $w_1=30\%$, 依此类推。经灵敏度分析确定模型待修正参数为 m_1, m_4, k_3, k_5 , 即适应度函数中 $x=[m_1, m_4, k_3, k_5]$, 经估计设定修正量变动范围为 $[-0.5, 0.5]^{[17]}$ 。与标准粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm, PSO) 和遗传-粒子群算法 (genetic-particle swarm optimization algorithm, GA-PSO) 修正结果进行对比, 取维数 $D=4$ (即粒子 x 为四维向量), 群体个数 $N=30$, 迭代次数 $T=100$ 。PSO 算法、GA-PSO 算法和 SAQPSP 算法修正后计算频率如表 3 所列。

表3 修正前后模态频率

模态阶数	原结构频率	测量频率	PSO	GA-PSO	SAQPSP
1	21.800Hz	10.61Hz	22.3Hz	22.0Hz	21.8Hz
2	196.90Hz	33.16Hz	200.3Hz	198.4Hz	197.2Hz
3	557.00Hz	55.08Hz	562.8Hz	560.4Hz	559.5Hz
4	820.00Hz	63.49Hz	860.0Hz	854.7Hz	831.6Hz
5	1168.5Hz	71.97Hz	1300.5Hz	1278.7Hz	1200.1Hz
加权误差	--	77.89%	3.35%	2.34%	0.67%

表 3 中列出了按原结构参数(质量和刚度)计算出的原结构频率(限于篇幅振型没有列出), 结构多年使用受损后实际测量频率及 PSO, GA-PSO, SAQPSP 修正后模型计算频率。可见, 3 种算法均能修正受损后的五层钢架结构, 用前四阶模态频率和振型修正后, 不但结构前四阶频率均能明显向原结构靠近, 而且未参与修正过程的第五阶频率也能向原结构第五阶频率靠近(修正精度略低于前四阶), 证实了修正算法的有效性和预测能力。比较 PSO, GA-PSO 和 SAQPSP 的修正精度可知, 对标准 PSO 算法改进后的算法即 GA-PSO 和 SAQPSP 提高了修正精度, 而且对于简单剪切模型, 形式简便的 SAQPSP 算法具有更高的修正精度。

结束语 SAQPSP 算法通过分析标准 PSO 算法机理对其进行改进, 减少了 4 个随机参数, 得到了形式简便、运算效率更高的随机搜索算法, 对受损五层钢架结构的模型修正证

实了算法的有效性和可预测性。减少随机参数虽然可以提高算法搜索效率, 但是算法的随机性会随着参数的减少而有所下降, SAQPSP 可以有效修正相对简单的剪切结构, 对复杂结构的修正能力有待研究和改进。

参考文献

- [1] 莫愿斌, 刘贺同, 陈德钊. 粒子群优化算法的发展趋势[J]. 计算机与应用化学, 2009, 26(4): 430-434
- [2] 李宁, 付国江, 库少平, 等. 粒子群优化算法的发展与展望[J]. 武汉理工大学学报, 2005, 27(2): 26-29
- [3] 王瑾, 张求明, 黄波. 粒子群优化算法的分析与研究[J]. 计算机与现代化, 2009, 7: 22-25
- [4] 高渤. 粒子群优化算法的研究与展望[J]. 重庆工学院学报, 2006, 20(11): 62-68
- [5] 姚耀中, 徐玉如. 粒子群优化算法分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 28(11): 1242-1246
- [6] 朱丽莉, 杨志鹏, 袁华. 粒子群优化算法分析及研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(5): 23-27
- [7] 宋初一, 姜明晨, 时宏杰, 等. 粒子群优化算法及其应用[J]. 内蒙古民族大学学报, 2006, 21(4): 391-392
- [8] 杨亚平, 谭瑛, 曾建潮. 二次微粒群算法及其参数自适应策略[C] // Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, China, June 2006: 3265-3270
- [9] Zhao Fuqing, Zhang Qiuyu, Yang Yahong. A hybrid self-adaptive algorithm and its applications for partner selection in holonic manufacturing system(hms)[C] // Proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, August 2006: 2536-2541
- [10] Dong Chen, Wang Gaofeng, Chen Zhenyi, et al. A Method of Self-Adaptive Inertia Weight For PSO[C] // 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. 2008: 1195-1198
- [11] Senthil Arumugam M, Ramana Murthy G, Rao M V C, et al. A Novel Effective Particle Swarm Optimization Like Algorithm via Extrapolation Technique[C] // International Conference on Intelligent and Advanced Systems. 2007: 516-521
- [12] Monson C K, Seppi K D. Adaptive Diversity in PSO[C] // GECOCO'06. Seattle, Washington, USA, July 2006: 59-65
- [13] Hsieh Sheng-Ta, Sun Tsung-Ying, Liu Chan-Cheng, et al. An Improved Particle Swarm Optimizer for Placement Constraints [J]. Journal of Artificial Evolution and Applications, 2008: 1-10
- [14] Dong Chen, Wang Gaofeng, Chen Zhenyi. The Inertia Weight Self-Adapting in PSO[C] // Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, Chongqing, China, June 2008: 5313-5316
- [15] 朱宏平, 徐斌, 黄玉盈. 结构动力模型修正方法的比较研究及评估[J]. 力学进展, 2002, 32(4): 513-525
- [16] 孙木楠, 史志俊. 基于粒子群优化算法的结构模型修改[J]. 振动工程学报, 2004, 17(3): 350-353
- [17] 秦玉灵, 孔宪仁, 罗文波. GA-PSO 组合算法模型修正[J]. 航天器环境工程, 2009, 26(4): 383-385