

改进的群搜索优化算法在桁架结构 形状优化设计中的应用

曾世开, 李丽娟

(广东工业大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 介绍了两种改进的群搜索优化算法 IGSO (Improved Group Search Optimizer)——快速群搜索优化算法 QGSO (Quick Group Search Optimizer) 与快速被动群搜索优化算法 QGSOPC (Quick Group Search Optimizer with Passive Congregation), 并应用于离散变量桁架结构形状优化设计, 包括平面和空间桁架结构。几个实例计算结果表明两种改进的群搜索优化算法 (QGSO 与 QGSOPC) 与 GSO 算法及已有文献方法相比具有较好的收敛精度和较快的收敛速度, 只需较少的迭代次数就能寻找到最优解, 并且 QGSO 与 QGSOPC 算法程序语句比 GSO 算法程序语句简略得多, 易于编程实现, 可应用于工程结构的优化设计。

关键词: 群搜索优化算法; 形状优化; 桁架; 收敛速度; 收敛精度; 离散变量

中图分类号: O224; TU31

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2010)02-0027-06

结构形状优化是结构优化领域的一个重要分支, 在工程中有广泛的应用背景, 结构形状优化主要有两个方面的内容: 一是建立形状优化的数学模型; 二是选用适当的优化算法。形状优化设计的目的就是寻找使目标函数最小的结构外形 (对桁架结构来讲就是节点坐标) 和各元件的截面尺寸, 结构形状变量的引入使结构优化更加复杂, 优化模型求解的非线性更加明显, 传统的优化方法已经不再适用, 需要寻求更有效率的优化算法。

自 20 世纪 90 年代, 群体智能优化算法的出现, 使原来一些复杂的、难以用常规的优化算法进行处理的问题可以得到解决, 比如: 蚁群算法 (ACO)^[1]、微粒群算法 (PSO)^[2]、人工鱼群算法^[3]、混合蛙跳算法 (SFLA)^[4] 等。随着算法的不断应用、不断更新, S. He 等人^[5] 首先在国际会议提出的群搜索优化算法 (GSO), 并相继地在结构优化设计应用中取得重大成果^[6], 之后, 基于 GSO 改进的优化算法相继地被提出, 并在结构截面优化设计中得到较好的突破^[7-8], 本文首次将基于 GSO 改进的优化算法 (IGSO) 引至桁架结构形状优化设计中。

1 离散变量桁架结构形状优化模型

形状优化设计的目的就是寻找使目标函数 (例如: 重量最轻) 最小的结构外形 (对桁架结构而言就是节点坐标) 和各杆件的截面尺寸, 由此可见, 形状

优化的设计变量是混合的, 包括各杆件的截面尺寸和各节点的坐标值, 本文中截面是离散的, 节点坐标值是连续的。所以, 以杆件截面积和节点坐标为设计变量的离散变量桁架结构形状优化设计的数学模型是

$$\left. \begin{aligned} \min. \text{Weight}(A_i, C_j) &= \sum_{i=1}^n \rho_i A_i L_i, \\ L_i &= L_i(C_j), \\ \text{s. t. } g_i^\sigma &= [\sigma_i] - \sigma_i \geq 0 \quad (i=1, 2, L, k), \\ g_{jl}^u &= [u_{jl}] - u_{jl} \geq 0 \quad (j=1, 2, L, m; l=1, 2, L, N), \\ A_i &\in S \quad (i=1, 2, L, n) \text{ 或 } A_i \in [A_{\min}, A_{\max}], \\ C_j &\leq C_j \leq \bar{C}_j, \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, A_i 是截面设计变量, 表示第 i 杆的截面面积; C_j 是节点坐标设计变量; L_i 表示第 i 杆的长度; $[\sigma_i]$ 和 σ_i 分别为第 i 号杆件的许用应力值和各种工况下的应力值; $[u_{jl}]$ 和 u_{jl} 分别为特定节点 j 给定方向 l 上的位移允许值和各工况下的位移值; k 为杆件总数, m 为节点总数, N 为节点位移约束维数; S 为截面离散集, n 为 S 中离散截面个数, $C_j, \bar{C}_j$ 是第 j 个坐标变量的上、下限。当 A_i 为一组固定截面面积时, 该优化模型则为狭义的上几何优化问题。

2 两种改进的群搜索优化算法 (IGSO)

2.1 快速群搜索优化算法 (QGSO)

快速群搜索优化算法 QGSO (Quick Group Search

收稿日期: 2009-12-30

基金项目: 国家自然科学基金资助 (10772052); 广东省自然科学基金资助 (06104655, 8151009001000042)

作者简介: 曾世开 (1986-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为结构计算理论及方法。

Optimizer)采用与GSO算法中相同的群成员行为分类模型,即发现者、搜寻者和游荡者,采用随机搜索.改进的三个方面为:1)当算法不前进时,适当加大游荡者的数目;2)引进PSO的搜索方式,将GSO中的角度搜索改为步长搜索,同时考虑群体最优值和个体最优值;3)采用遗传算法,通过个体最优与群体最优的杂交生成游荡者.

快速群搜索优化算法的实现过程如下:

在一个 n 维搜索空间,群中第 i 个成员在第 k 次迭代时的位置为 $X_i^k \in R^n$.在迭代搜索开始之前,可用随机值初始化每个成员的位置.

在第 k 次迭代时,计算群中每个成员位置的适应值,找出位置最好的成员作为发现者,其位置记为 $X_{i,Gbest}^k$.在其余的成员中,以一定的概率随机选择搜索者,搜索者以一个随机步长向发现者靠近,计算公式如下:

$$X_i^{k+1} = X_i^k + w_1 r \otimes (X_{i,Gbest}^k - X_i^k) + w_2 r \otimes (X_{i,Pbest}^k - X_i^k), \quad (2)$$

其中, r 为 n 维向量,其分量均为 $[0,1]$ 的均匀分布的随机数, $\otimes$ 为向量乘法, w_1 、 w_2 为信息传递因子, $X_{i,Pbest}^k$ 为第 i 个成员在第 k 次迭代时的历史最好位置.

搜索者在向发现者靠近时不只接受发现者 X_{Gbest}^k 的信息,同时还考虑其个体的自身信息,其余的群成员作为游荡者,有目的地寻找下一个发现者,计算公式如下:

$$\left. \begin{aligned} \text{Changeflag} &= \text{rand}(n,1) < w_4, \\ \text{leftflag} &= \text{ones}(1) - \text{changeflag}, \\ X_i^{k+1} &= \text{leftflag}(X_{i,Pbest}^k - 1) + \text{changeflag}X_{i,Gbest}^k \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中, w_4 为维变异概率, $\text{rand}(n,1)$ 为生成一个 n 维的均匀分布随机数的函数,此随机数表示分量为正数的概率;“ $<$ ”运算比较左边每个分量与右边标量的大小,返回一个布尔值向量. $\text{ones}(1)$ 为所有元素为1的向量,式(3)表示游荡者在考虑自身历史位置的基础上,以一定的维变异概率与发现者的信息进行交换.这样就使游荡者有足够的信息去寻找更好的位置,产生下一个发现者,从而大大地提升了算法的收敛速度.

2.2 快速被动群搜索优化算法(QGSOPC)

快速被动群搜索优化算法(Quick Group Search Optimizer with Passive Congregation,QGSOPC)是在快速群搜索优化算法的基础上加入了被动群集,因此搜寻者的公式修改如下:

$$X_i^{k+1} = \text{Floor}(X_i^k + w_1 r(P_g^k - X_i^k) + w_2 r(P_i^k - X_i^k) +$$

$$w_3 r(R_i^k - X_i^k)), \quad (4)$$

其中 R_i 是在群体中随机选取的一位成员, w_3 就是被动群系数,而其他参数与快速群搜索算法一致.

在处理约束边界时本文采用了HPSO算法中处理约束的方法,即对于飞出自变量边界的成员,重新生成其所处空间的位置,计算如下:

第一步,找出飞出自变量边界的成员;

第二步,分析该成员的位置向量 X_i 的哪一维分量违反了相应的自变量边界;

第三步,在群的个体历史最优矩阵 P_{best} 中的该维分量处随机选择一个值来代替该分量.

在进行 $(k+1)$ 次迭代计算后,如果向量 X_i 中的一个分量 X_i^d 超出其自变量的许可范围,即: $X_i^d < X_i^{d(L)}$ (LowerBound)或 $X_i^d > X_i^{d(U)}$ (UpperBound),在整个群 P_{best} 的向量群中,从所有向量的第 d 维分量中随机选择一个分量来代替,即

$$X_i^d = (P_b)_t^d, t = \text{int}(\text{rand}(1,n)),$$

其中 $(P_b)_t^d$ 表示第 t 个成员的历史最好位置的 P_b 维分量,而 t 则是一个随机整数, n 为成员的总数.如果有多个分量都超出自变量的许可范围,则均按上述方法处理.

而对于违反应力和位移约束的成员,也就是违反工程约束条件的成员,直接赋一个较大的数给对应成员的适应值,这样就可以维持成员自身的信息,既然违反工程约束,那么该成员自身就有着违反约束的信息,这样的信息可以避免其他成员陷入局部最优.算法步骤如下:

第一步:初始化上下边界值;用随机值初始化每个成员的位置得到矩阵 X ;

第二步:计算群中每个成员位置的适应值,找出位置最好的成员作为发现者,其位置记为 X_{Gbest}^k ;

第三步:对群中每个成员 i ,执行第四步至第六步;

第四步:若 $[0,1]$ 均匀分布随机数 $r < w_3$,则 i 是加入者,执行第五步,否则 i 是游荡者,执行第六步;

第五步:使用公式(2)或(4)以一个随机步长向发现者靠近;

第六步:使用公式(3)有目的地寻找下一个发现者;

第七步:判断终止条件是否满足,若是,则输出 X_{Gbest}^k ;否则,返回第二步.

3 应用算例

本节采用两种改进的群搜索优化算法对以下几

个桁架结构进行形状优化设计,每一个桁架结构,优化设计的目标函数都为结构的重量,而设计变量就是桁架杆件的截面面积(离散变量)和部分节点的几何坐标(连续变量).

对于下面每一个结构,改进的群搜索优化算法(QGSO与QGSOPC)的参数取值为:当目标前进时, w_1 取4, w_2 取4, w_3 取0.2, w_4 取0.65;当目标停止前进时, w_1 取0.8, w_2 取1.5, w_3 取0.35, w_4 取0.85.两种改进的群搜索优化算法的迭代计算终止原则为达到最大迭代次数.两种算法的最大迭代次数均设为1000次.通过算例,将QGSO与QGSOPC算法与群搜索算法(GSO)及改进的粒子群算法(HPSO)的优化结果进行比较,并且每个算例优化后的形状经过ANSYS建模验算且满足工程约束,详见各算例优化后的形状图.

3.1 15杆平面桁架

15杆平面桁架如图1所示,节点数=8,杆件数=15.各杆的弹性模量 $E=1.379\times10^{11}$ Pa, $\rho=0.027\,68$ N/cm³.杆件分为7组,分组情况列于表1.各杆的拉、压许用应力均为 $1.724\,35\times10^8$ Pa.位移约束为节点5在y方向上的位移不超过 ±5.08 cm.坐标连接如表2所示,坐标设计变量是 x_3 、 x_4 、 y_4 、 y_6 .工况是节点4、6、8作用 $P_y=4.45\times10^5$ N.截面离散集 $S=\{0.064\,5,0.645,0.968,1.29,1.613,1.935,3.226,4.194,5.161,6.452,22.581,25.806,29.032,32.258,35.484,38.71,41.935,45.161,48.387,51.613,54.839,58.064,61.29,64.516,67.742,70.968,71.613,72.258,72.903,73.548,74.193,77.419,80.645,83.871,87.097,90.322,93.548,96.774,103.226,116.129,129.032,141.935,154.838,167.742,180.645\}$ cm².

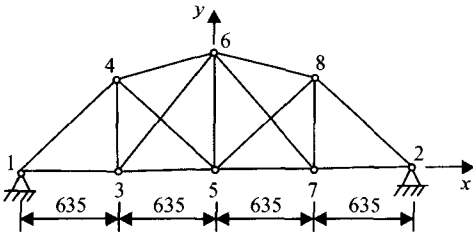


图1 15杆平面桁架的几何尺寸(单位:cm)

表1 截面变量连接情况

组号	杆号
1	1-3,3-5,5-7,7-2
2	1-4,2-8
3	3-4,7-8
4	3-6,6-7
5	4-5,5-8
6	4-6,6-8
7	5-6

表2 坐标变量连接情况

节点号	x	y
3	x_3	$y_3 (=0)$
7	$-x_3$	$y_3 (=0)$
4	x_4	y_4
6	$x_6 (=0)$	y_6
8	$-x_4$	y_4

从表3可以看出,本文所采用的两种改进的群搜索优化算法取得的结果优于已有文献,其中QGSO得到的结果优于GSO,QGSOPC所得结果为最优,HPSO最差.从图2的收敛曲线可以看出,IGSO的收敛速度和收敛精度都要优于HPSO与GSO,而QGSOPC算法比QGSO算法的全局寻优性能要好,不超过200次迭代都能搜索至最优值区域.图3所示图形为IGSO优化后的桁架结构几何形状.

表3 15杆平面桁架优化设计结果对比

变量	孙 ^[9]	石 ^[10]	HPSO	GSO	QGSO	QGSOPC
A_1	22.581	0.064 5	25.806	22.581	22.581	0.064 5
A_2	45.161	61.290	45.161	45.161	45.161	41.935
A_3	0.645	0.064 5	29.032	0.064 5	0.064 5	0.064 5
A_4	0.645	0.064 5	0.645	0.064 5	0.064 5	0.064 5
A_5	0.645	0.645	0.645	0.064 5	0.064 5	0.968
A_6	25.806	48.390	29.032	1.935	25.806	22.581
A_7	0.645	0.645	1.290	0.064 5	0.064 5	0.968
x_3	-645.88	-620	-1 079.1	-918.5	-1 043.2	-1 101.7
x_4	-986.72	-620	-1 032.5	-1 143.6	-1 199.7	-1 193.5
y_4	513.9	545.0	652.5	219.5	122.0	288.3
y_6	1 070.18	720	1 585.8	877.0	813.3	1 506.5
重量/N	4 798.5	4 656	7 007.4	4 116.8	3 928.9	3 391.9

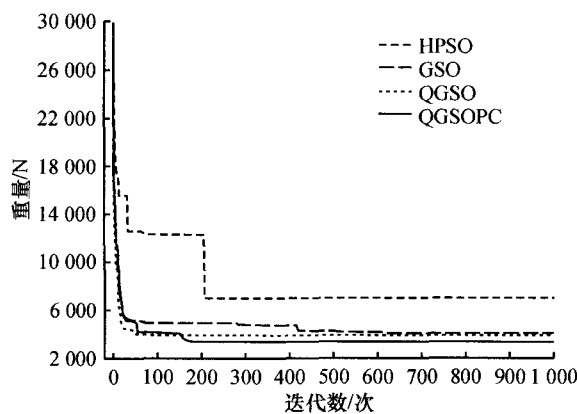


图2 15杆平面桁架的迭代优化收敛过程

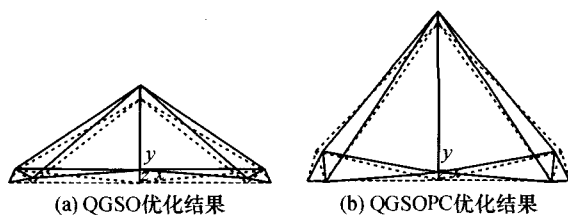


图3 15杆平面桁架优化后几何形状

3.2 25杆空间桁架

25杆空间桁架几何尺寸如图4所示.材料的弹性模量 $E=6.89\times10^7$ kPa;密度 $\rho=2.768$ g/cm³;杆件的许用应力 $[\sigma]=\pm2.756\times10^5$ kPa;节点1~6各个方向的允许位移 $[\delta]=\pm0.889$ cm.由于结构的对称性,截面设计变量的分组情况及杆件端点的连结状况详见表4.杆件截面积离散集 $D=\{0.645, 1.290, 1.935, 2.580, 3.225, 3.870, 4.515, 5.160, 5.805, 6.450, 7.095, 7.740, 8.385, 9.030, 9.675, 10.320, 10.965, 11.610, 12.255, 12.900, 13.545, 14.190, 14.835, 15.480, 16.125, 16.770, 17.415, 18.060, 18.705, 19.350, 19.995, 20.640, 21.285, 21.930\}$ (cm²).坐标变量的分组和边界为: $50.8\text{ cm}\leq x_3=x_4=$

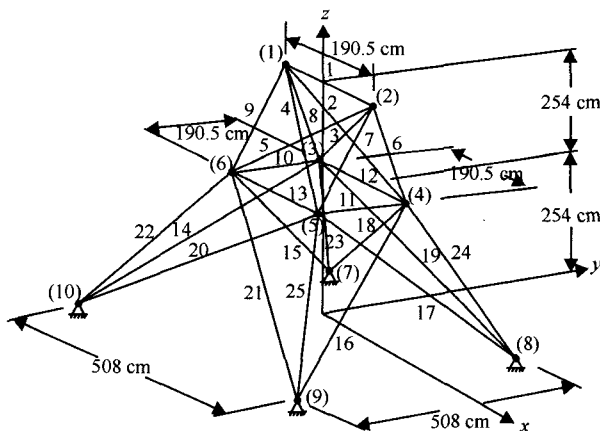


图4 25杆空间桁架的几何尺寸

$-x_5=-x_6\leq152.4$ cm, $101.6\text{ cm}\leq y_4=y_5=-y_3=-y_6\leq203.2$ cm, $228.6\text{ cm}\leq z_3=z_4=z_5=z_6\leq330.2$ cm, $101.6\text{ cm}\leq x_7=x_8=-x_9=-x_{10}\leq203.2$ cm, $254\text{ cm}\leq y_8=y_9=-y_7=-y_{10}\leq355.6$ cm.结构的荷载工况见表5.

表4 25杆空间桁架模型设计变量分组		
变量	杆件	节点连接情况
A_1	1	(1,2)
A_2	2,3,4,5	(1,4),(2,3),(1,5),(2,6)
A_3	6,7,8,9	(2,5),(2,4),(1,3),(1,6)
A_4	10,11	(3,6),(4,5)
A_5	12,13	(3,4),(5,6)
A_6	14,15,16,17	(3,10),(6,7),(4,9),(5,8)
A_7	18,19,20,21	(3,8),(4,7),(6,9),(5,10)
A_8	22,23,24,25	(3,7),(4,8),(5,9),(6,10)

表5 25杆空间桁架模型荷载情况			
节点	F_x/N	F_y/N	F_z/N
1	4 448.2	-444 82	-444 82
2	0.0	-444 82	-444 82
3	2 224.1	0.0	0.0
6	2 668.9	0.0	0.0

从表6可以看出,QGSO与QGSOPC算法取得的结果优于已有文献,其中QGSOPC所得结果为最优,即528.6 kN.从图5可以看出,QGSO算法的收敛速度最快,25次迭代已收敛至其最优解,而QGSOPC的收敛速度相对于HPSO与GSO更快,且

表6 25杆空间桁架优化设计结果对比						
变量	Wu ^[11]	Kaveh ^[12]	HPSO	GSO	QGSO	QGSOPC
A_1	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645
A_2	1.290	0.645	1.290	0.645	0.645	0.645
A_3	7.095	7.095	6.450	6.450	7.095	5.805
A_4	1.290	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645
A_5	1.935	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645
A_6	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645
A_7	1.290	0.645	0.645	1.290	0.645	0.645
A_8	5.805	6.450	6.450	5.805	5.805	6.450
x_3	104.318	92.024	86.573	81.658	93.871	94.132
y_4	135.814	148.742	128.651	133.965	159.083	140.719
z_3	316.484	293.599	330.144	325.704	295.946	322.443
x_7	129.032	118.008	121.509	107.699	123.706	127.566
y_8	333.959	324.993	329.143	336.812	342.605	346.555
重量/kN	605.8	551.6	554.3	539.9	538.1	528.6

其全局寻优性能是最好的,100次迭代就能搜索至最优值区域.图6所示图形为IGSO优化后的桁架结构几何形状.

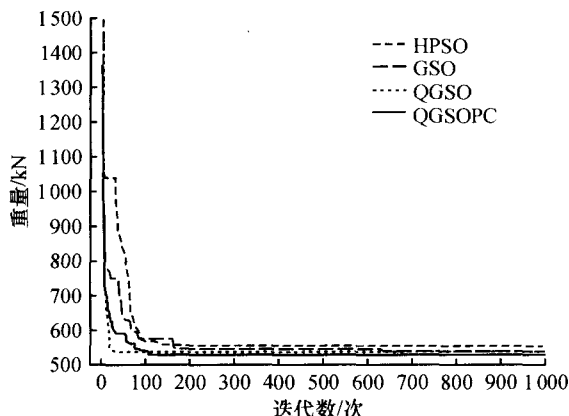


图5 25杆空间桁架的迭代优化收敛过程

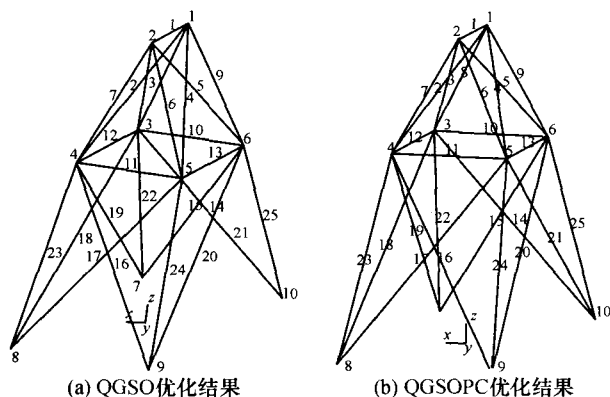


图6 25杆空间桁架优化后几何形状

4 结论

GSO优化算法是一种群智能随机优化算法,本文介绍了基于GSO优化算法改进的两种群智能随机优化算法,算法中加入遗传算法的杂交特性,大大改善了算法性能.本文将两种改进的群搜索优化算法应用到桁架结构形状优化设计中,由于改进的群搜索优化算法拥有遗传算法的特性,使得其收敛速度尤其突出,从本文两个例子中图2和图5可以看出,迭代次数到达25次时,算法基本上达到了收敛.

就文中4种群智能优化算法(HPSO、GSO、QGSO、QGSOPC)的比较而言,QGSOPC算法加入了被动群集,使得其具有更好的全局寻优性能,有效地跳出局部最优,寻求全局最优解.通过两个例子中表3和表6的结果可以看出,QGSOPC算法的收敛精度是4个算法中最好的,得到的重量是目前现有文献中最轻的,这表明了QGSOPC算法的优越性.

参考文献:

- [1] Colormi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed Optimization by Ant Colonies [C] // Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. Paris: Routledge, Taylor & Francis group, 1991: 134-142.
- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Neural Networks. Australia: IEEE Australia Council, 1995: 1942-1948.
- [3] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
- [4] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of Water Distribution Network Design Using Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210-225.
- [5] He S, Wu Q H, Saunderson J R. A Novel Group Search Optimizer Inspired by Animal Behaviour [C] // 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver, BC, Canada: 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2006: 1257-1263.
- [6] Li Li-juan, Xu Xiao-tong, Liu Feng, et al. The Group Search Optimizer and its Application on Truss Structure Design [C] // Proceedings of 4th International Conference on Natural Computation. Shandong, China: Int Nat Computat & Knowledge Discovery Assoc, 2008: 688-692.
- [7] Qin Guang, Liu Feng, Li Li-juan. A Quick Group Search Optimizer and its Application to the Optimal Design of Double Layer Grid Shells [C] // The Second International Symposium on Computational Mechanics. Hong Kong & Macao, China: IEEE Press, 2009: 225-230.
- [8] Qin Guang, Liu Feng, Li Li-juan. A Quick Group Search Optimizer with Passive Congregation and Its Convergence Analysis [C] // 2009 International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS). Beijing, China: IEEE Press, 2009: 249-253.
- [9] 孙焕纯, 柴山, 王跃方. 离散变量结构优化设计 [M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1995.
- [10] 石连拴, 孙焕纯. 离散变量结构形状优化设计的综合算法 [J]. 力学学报, 1999, 31(6): 731-738.
- [11] Wu S J, Chow P T. Integrated Discrete and Configuration Optimization of Trusses Using Genetic Algorithm [J]. Computers & Structures, 1995, 55(4): 695-702.
- [12] Kaveh A, Kalatjari V. Size Geometry Optimization of Trusses by the Force Method and Genetic Algorithm [J]. Zeitschrift fur Angewandte Mathematik and Mechanics, 2004, 84(5): 347-357.

(下转第49页)

- [5] Junko O U, Obuchi A, Enomoto R, etc al. Catalytic performance of Pt supported on various metal oxides in the oxidation of carbon black [J]. *Applied Catalysis B: Environment*, 2000, 26(1): 17-24.
- [6] Hideaki Muraki, Hirofumi Shinloh. Effect of lanthanum on the no reduction over palladium catalysts [J]. *Applied Catalysis*, 1986, 22: 325-335.
- [7] 王译伟, 李来才, 田安民. 甲醇在 Pt-Fe(111)/C 表面的吸附的理论研究 [J]. *化学学报*, 2008, 66(22): 2457-2461.
- [8] Lynch M, Hu P. Density functional theory study of CO and atomic oxygen chemisorption on Pt(111) [J]. *Surface Science*, 2000, 458: 1-14.
- [9] Roald H. *Solids and surfaces: A chemist's view of bonding in extended structures* [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 1996.

Theoretical Study of the Absorption of Methanol on the Nano-Pt Surface

Tang Zhi, Xiong Rui, Liu Fang, Zhou Wei-wen

(Faculty of Electro-mechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The density functional theory (DFT) was used to investigate the methanol on Nano-Pt surface. Some properties, including absorption energy, bond lengths of C-H and C-Pt, and density of state, were calculated. The results show that the Fermi level model moves to the right. After absorption, C-H weakens, its bond length is longer than before, the interaction between inner Pt atoms weakens too. At the same time a low barrier has to be overcome during the process of absorption.

Key words: density function theory (DFT); methane; nano-Pt; absorption

(上接第 31 页)

Application of Improved Group Search Optimizer in Shape Optimization of Truss Structures

Zeng Shi-kai, Li Li-juan

(Faculty of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Two improved group search optimization algorithms (IGSO), quick group search optimization (QGSO) and quick group search optimizer with passive congregation (QGSOPC) algorithm, are presented, and they are applied in shape optimization design of truss structures with discrete variables, including planar trusses and spatial trusses. Several numerical examples are given to test the IGSO algorithms. The optimization results are compared with those of the GSO algorithms and some algorithms in reference. The results show that the IGSO algorithms have better performance in terms of convergence than the GSO algorithm and other algorithms, and can find the optimum solution with less iteration. Besides, compared with that of the GSO algorithm, the IGSO algorithm program statement is much briefer, and easier to be programmed. It is desirable for IGSO to be used for structural optimal design problems.

Key words: Group search optimizer (GSO); shape optimization; truss; convergence rate; convergence accuracy; discrete variables