

粒子群参数自适应调整的优化设计^{*}

刘道华 原思聪 张锦华 吴涛

【摘要】 在分析粒子群优化原理基础上,引入模拟退火机制以一定的概率对部分粒子的速度及位置执行更新操作,建立了粒子群惯性量权重因子及学习因子的模糊逻辑控制器以实现粒子群参数的自适应调整,从而提高优化算法的收敛速度及获得全局解的能力。通过运用常规优化方法、遗传算法及参数自适应调整的粒子群优化方法对起重机结构主梁截面优化设计对比可知:采用粒子群参数调整的优化方法具有自适应能力强、计算效率高及优化设计精度高等优点。

关键词: 粒子群优化 自适应参数调整 模糊逻辑控制器 模拟退火算法

中图分类号: TP202⁺.7

文献标识码: A

Optimization Design of Particle Swarm with Self-adaptive Parameter Adjusting

Liu Daohua^{1,2} Yuan Sicong² Zhang Jinhua² Wu Tao²

(1. Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China)

2. Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract

This paper introduced the simulated annealing mechanism into the particle swarm optimization. In the method, only a part of particles were involved in the speed and location renewal operation with certain probability. Two fuzzy logic controllers about inertia and learning factor were built in order to improve convergence speed and obtain global optimal solution. The optimization results of the main beam cross-section for crane structure from conventional optimization method, genetic algorithm and particle swarm optimization, were compared with one another. The comparison analysis indicates that the proposed particle swarm optimization method based on fuzzy logic parameter adjusting has advantages such as better self-adaptive capacity, higher computation efficiency and design accuracy.

Key words Particle swarm optimization, Self-adaptive parameter adjusting, Fuzzy logic controller, Simulated annealing algorithm

引言

有些机械设计问题难以用精确的数学公式表达,即使某些局部设计能采用目标函数表达,但该函数往往具有高维、非凸、多峰且高度非线性的特点,因此研究并寻找一种既简洁又极易获得设计问题全

局最优解的优化方法对机械工程应用具有重要的现实意义。粒子群优化是一种基于群体的优化方法,但粒子群优化参数的微小变化都会影响算法的收敛性及解的质量,而传统的粒子群参数采用固定设置不利于获得全局优化解^[1]。为此,建立了两个重要参数的模糊逻辑控制器,其目的是提高群体的认知

收稿日期: 2007-06-11

^{*} 陕西省自然科学基金资助项目(项目编号:2007E218)、河南省教育厅自然科学研究计划项目(项目编号:2008B520030)和信阳师范学院青年基金项目(项目编号:20070204)

刘道华 信阳师范学院计算机与信息技术学院 讲师 博士生(西安建筑科技大学), 464000 河南省信阳市

原思聪 西安建筑科技大学机电工程学院 教授 博士生导师, 710055 西安市

张锦华 西安建筑科技大学机电工程学院 讲师 博士生

吴涛 西安建筑科技大学机电工程学院 硕士生

能力及社会能力。同时采用模拟退火机制以进一步决定迭代过程中是否改变个体的速度及位置,从而提高算法的收敛效率。采用常规的优化方法、遗传算法以及提出的参数自适应调整的粒子群优化方法对一具体的机械设计实例进行对比分析。

1 粒子群优化原理

利用每一个粒子本身的认知记忆功能及群体的社会合作行为形成群体寻优的正反馈机制,来完成优化问题的全局寻优过程。采用 m 个粒子组成一个群体,用每一个粒子的位置信息来表示待优化问题的解,并为每一粒子附加飞行速度以改变粒子的位置信息,用待优化问题的目标函数适应值的优劣来判断每个粒子性能的优劣,通过 m 个粒子的迭代运算获得问题的全局最优解。在每一个粒子迭代时,通过跟踪两个极值来更新自己的速度和位置:一个极值是粒子本身迄今搜索到的最优解,称为个体极值 p_k ,表示为 $x_p(t) = (x_{p1}(t), x_{p2}(t), \dots, x_{pd}(t))$;另一个极值是整个粒子群到目前为止找到的最优解,称为全局极值 g_k ,表示为 $x_g(t) = (x_{g1}(t), x_{g2}(t), \dots, x_{gd}(t))$ 。在第 $t+1$ 次迭代计算时,粒子 i 更新自己的速度和位置,即

$$v_{ik}(t+1) = \omega v_{ik}(t) + c_1 r_1 (x_{pk}(t) - x_{ik}(t)) + c_2 r_2 (x_{gk}(t) - x_{ik}(t))$$

$$(i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, d) \quad (1)$$

$$x_{ik}(t+1) = x_{ik}(t) + v_{ik}(t+1)$$

$$(i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, d) \quad (2)$$

式中 ω ——惯性权重
 c_1, c_2 ——学习因子
 r_1, r_2 ——均匀分布在 $[0, 1]$ 区间的随机数
 m ——粒子数 d ——粒子的维数

其中, $x_k, x_{k+1}, v_k, v_{k+1}, p_k, g_k$ 间的矢量关系如图 1 所示^[2]。

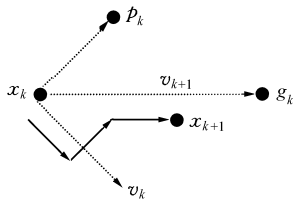


图 1 粒子的速度及位置矢量关系图

Fig. 1 Vector relations of speed and situation of particles

为了提高该算法的收敛速度,引入模拟退火机制,有选择地更新粒子的速度及位置,也就是在每一次迭代过程中并不是每一粒子的位置及速度均执行一次式(1)、(2)的更新操作,采用退火机制以一定的概率接受恶化解,从而使优化问题更易跳出局部最

优解而获得全局最优解。即在粒子迭代过程中的每一步,计算变化前后粒子适应度函数值的差,即

$$\Delta E = \text{fitness}(k+1) - \text{fitness}(k) \quad (3)$$

如果 $\Delta E > 0$,则按式(1)、(2)更新一次粒子的位置及速度,否则以概率 P_T 判断粒子是否执行位置及速度更新操作,其选择是以达到“准平衡”为原则^[3]。即

$$P_T(k \rightarrow k+1) = \begin{cases} 1 & (\Delta E > 0) \\ \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right) & (\Delta E \leq 0) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $T \in \mathbf{R}^+$,为控制参数,算法开始时 T 取较大的值(与固体的熔解温度相当),随着算法迭代的进行逐渐减小。

2 粒子群参数自适应调整方法

2.1 粒子群优化算法的参数分析

粒子群优化算法的收敛性、稳定性均缺少严格的数学分析,而算法的参数设置对算法获得全局最优解及算法的快速收敛具有重要作用^[4],而以往人们对其参数的设置基本上是根据经验,没有具体的分析。粒子群优化算法的基本参数有 6 个,即粒子的个数 m ,惯性权重 ω ,学习因子 c_1, c_2 ,粒子的每一维最大速度 V_{\max} ,算法的最大迭代次数 k 。其中粒子的个数 m 一般取 $20 \sim 50$;粒子的每一维最大速度 V_{\max} 决定粒子在每次循环中最大的移动距离,一般由粒子代表优化问题变量维的限定范围来决定;算法的最大迭代次数 k 一般由问题的收敛精度决定;而 ω 取较大的值可使算法具有较强的全局搜索能力, ω 取较小值则算法倾向于局部搜索; c_1, c_2 为两个学习因子, c_1 决定粒子“认知能力”的高低,决定粒子迭代到当前为止最好的解与当前解差值的大小; c_2 决定粒子“社会能力”的高低,是决定所有粒子迭代到当前为止最好的解与该粒子当前解差值的大小,因参数 c_1 及 c_2 均乘以 $[0, 1]$ 范围的随机数,故完全可以将 c_1, c_2 等同为一个参数来分析。因 ω, c 是粒子群算法最重要也是最敏感的两大大参数,而且采用固定的设置不能避免算法在全局最优解附近“振荡”现象的发生^[5],因此在算法优化过程中建立两个模糊逻辑控制器对其自适应调整,从而提高算法的收敛速度及获得全局解的能力。

2.2 粒子群优化算法的参数调整过程

为了动态调整 ω 和 c ,系统建立了两个模糊控制器进行自适应调整。在迭代过程中,系统计算近 3 次迭代中粒子的平均适应度值,即: $k - 2\Delta \overline{eval}(x; k - 2)$, $k - \Delta \overline{eval}(x; k - 1)$ 和 $k - \Delta \overline{eval}(x; k)$ 。且有

$$\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1) = \Delta \overline{eval}(\mathbf{x}; k-2) - \Delta \overline{eval}(\mathbf{x}; k-1) =$$

$$\lambda \left[\frac{\sum_{k=1}^m eval(x_k; k-2)}{m} - \frac{\sum_{k=1}^m eval(x_k; k-1)}{m} \right] \quad (5)$$

$$\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k) = \Delta \overline{eval}(\mathbf{x}; k-1) - \Delta \overline{eval}(\mathbf{x}; k) =$$

$$\lambda \left[\frac{\sum_{k=1}^m eval(x_k; k-1)}{m} - \frac{\sum_{k=1}^m eval(x_k; k)}{m} \right] \quad (6)$$

式中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$, λ 为模糊化因子。

这样, 参数 ω 的动态调整过程即为顺序判断下列规则:

if $\epsilon \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1) \leq \gamma_\omega$ and $\epsilon \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k) \leq \gamma_\omega$ then 增大 ω 以便更新粒子的速度及位置

if $-\gamma_\omega \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1) \leq -\epsilon$ and $-\gamma_\omega \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k) \leq -\epsilon$ then 减小 ω 以便更新粒子的速度及位置

if $-\epsilon \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1) \leq \epsilon$ and $-\epsilon \leq \Delta^2 eval(\mathbf{x}; k) \leq \epsilon$ then 快速增大 ω 以便更新粒子的速度及位置

上述规则中, ϵ 为一个事先给定的近零实数值; γ_ω 为一个事先设置的模糊隶属函数最大值, $-\gamma_\omega$ 为模糊隶属函数的最小值。

参数 c 的动态调整过程与参数 ω 的调整过程类似, 只是将规则中 $\pm \gamma_\omega$ 变换为 $\pm \gamma_c$ 。

2.3 模糊逻辑控制器的执行策略

ω 的执行策略分为 (c 控制器的执行策略类同): ①模糊控制器 ω 的输入和输出: 该控制器的输入为 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 和 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$; 输出为 ω 的变化量 $\Delta\omega(k)$ 。②设置隶属函数 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 、 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$ 及 $\Delta\omega(k)$, 其中模糊逻辑隶属函数的输入和输出语言变量参见图 2、3, 且 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 及 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$ 被事先标准化到 $[-1.0, 1.0]$ 区间内, $\Delta\omega(k)$ 被标准化到 $[-0.1, 0.1]$ 区间内。③模糊决策表的建立: 基于经验和领域专家的意见, 建立的模糊决策表如表 1 所示。④控制器反模糊化信息表的建立: 其具体信

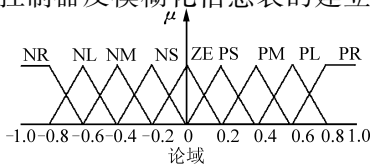


图2 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 和 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$ 的隶属函数

Fig.2 Member functions of $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ and $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$

息见表 2 所示。图 2、3 中, NR 为负大; NL 为负较大; NM 为负中; NS 为负小; ZE 为零; PS 为正小; PM 为正中; PL 为正较大; PR 为正大。

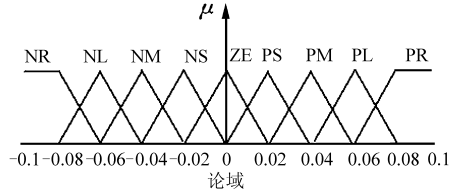


图3 $\Delta\omega(k)$ 的隶属函数

Fig.3 Member function of $\Delta\omega(k)$

表 1 参数 ω 及 c 的模糊决策表

Tab.1 Fuzzy decision for ω and c

$\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$	$\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$								
	NR	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL	PR
NR	NR	NL	NL	NM	NM	NS	NS	ZE	NE
NL	NL	NL	NM	NM	NS	NS	ZE	ZE	PS
NM	NL	NM	NM	NS	NS	ZE	ZE	PS	PS
NS	NM	NM	NS	NS	ZS	ZE	PS	PS	PM
ZE	NM	NS	NS	ZE	PE	PS	PS	PM	PM
PS	NS	NS	ZE	ZE	PS	PS	PM	PM	PL
PM	NS	ZE	ZE	PS	PS	PM	PM	PL	PL
PL	ZE	ZE	PS	PS	PM	PM	PL	PL	PR
PR	ZE	PS	PS	PM	PM	PL	PL	PR	PR

表 2 参数 ω 及 c 控制的反模糊化表

Tab.2 Defuzzification for control action of ω and c

j	i								
	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
-4	-4	-3	-3	-2	-2	-1	-1	0	0
-3	-3	-3	-2	-2	-1	-1	0	0	1
-2	-3	-2	-2	-1	-1	0	0	1	1
-1	-2	-2	-1	-1	0	0	1	1	2
0	-2	-1	-1	0	2	1	1	2	2
1	-1	-1	0	0	1	1	2	2	3
2	-1	0	0	1	1	2	2	3	3
3	0	0	1	1	2	2	3	3	4
4	0	1	1	2	2	3	3	4	4

2.4 模糊逻辑器的控制过程

对 ω 及 c 两个模糊逻辑控制器的具体控制过程为:

(1) 输入迭代 3 次 ($k-2, k-1, k$) 的平均适应度值 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 及 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$ 。

(2) 标准化 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 及 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$, 并设置下标 i 和 j 对应相关的控制参量, 其中反模糊化信息见表 2 所示。

(3) 计算控制参数 ω 和 c 的变化量 $\Delta\omega(k)$ 和 $\Delta c(k)$

$$\begin{cases} \Delta\omega(k) = 0.02 Z(i, j) \\ \Delta c(k) = 0.2 Z(i, j) \end{cases} \quad (7)$$

其中 $Z(i, j)$ 为 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k-1)$ 及 $\Delta^2 eval(\mathbf{x}; k)$ 反模糊化的相应值, 具体对应关系见表 2; 用 0.02 及 0.2 分别调整 ω 和 c 的变化范围。

(4) 更新 ω 和 c 的值

$$\begin{cases} \omega(k) = \omega(k-1) + \Delta\omega(k) \\ c(k) = c(k-1) + \Delta c(k) \end{cases} \quad (8)$$

规定, $\omega(k)$ 的值不超出 $[0.4, 0.9]$ 的范围, $c(k)$ 的值不超出 $[0, 2]$ 的范围。

3 起重机主梁优化设计

为了验证采用粒子群参数自适应调整的优化方法求解具体机械设计实例的精度, 采用常规优化方法、遗传算法及粒子群参数自适应调整的优化方法对起重机主梁进行优化设计对比。图 4 所示为起重机箱型主梁的计算简图及截面图, 该问题的优化目标是求其截面面积最小^[6]。

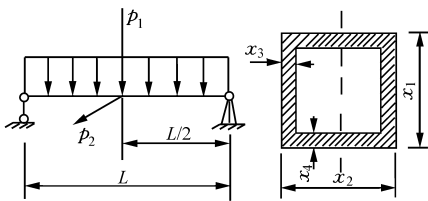


图 4 起重机箱型主梁的计算简图及截面图

Fig. 4 Computation and cross-section graph for main beam

其数学模型为

$$\min f(\mathbf{x}) = x_1 x_3 + x_2 x_4 \quad (9)$$

$$\text{s. t. } g_1(\mathbf{x}) = k_1 \left[\frac{p_1 + \frac{7.8WL}{1000}}{3x_1 x_2 x_4 + x_1^2 x_3} + \frac{p_2}{3x_1 x_2 x_3 + x_2^2 x_4} \right] - [\sigma] \leq 0 \quad (10)$$

$$g_2(\mathbf{x}) = \frac{k_2}{3x_1 x_2 x_4 + x_1^2 x_3} - [f] \leq 0 \quad (11)$$

$$g_3(\mathbf{x}) = x_2/x_4 - 60 \leq 0 \quad (12)$$

$$g_4(\mathbf{x}) = x_1/x_3 - 160 \leq 0 \quad (13)$$

$$g_5(\mathbf{x}) = 0.5 - x_3 \leq 0 \quad (14)$$

$$g_6(\mathbf{x}) = 0.5 - x_4 \leq 0 \quad (15)$$

其中 $k_1 = 3L/4$ $k_2 = \frac{\rho L^3}{1.68 \times 10^7}$

$W = x_1 x_3 + x_2 x_4$ $L = 10.5 \text{ m}$ $[f] = L/700$

考虑到当 $[\sigma]$ 、 p_1 、 p_2 变化时不使板厚过大, 加入约束

$$g_7(\mathbf{x}) = 70 - x_1 \leq 0 \quad (16)$$

$$g_8(\mathbf{x}) = 30 - x_2 \leq 0 \quad (17)$$

对该问题采用 Matlab 工具箱中 fmincon 函数进行优化处理, 并设参变量的初始点为 $[\sigma] = 137\ 293.1 \text{ kPa}$, $p_1 = 117\ 679.8 \text{ kPa}$, $p_2 = 1\ 176\ 798 \text{ kPa}$, 采用文献[6]的数据对其优化, 其优化结果参见表 3。

采用 Matlab 遗传优化工具箱 gatool 对该问题进行求解, 其结果见表 3。

采用本文方法, 将上述 8 个约束通过惩罚函数法统一转化为目标函数

$$f(\mathbf{x}) = x_1 x_3 + x_2 x_4 - r \sum_{j=1}^8 \frac{1}{g_j(x_1, x_2, x_3, x_4)} \quad (18)$$

其中 $r = qr^{k-1}$

式中 k ——迭代次数

q ——缩减系数, 在本例中 $q = 0.2$

其他参数设计为: $\epsilon = 0.000\ 1$, $\gamma_\omega = 0.000\ 2$, $\gamma_c = 0.002$, $V_{\max} = 100$, $m = 30$ 。通过在 Matlab 7.0 环境下进行编程实现, 其运行结果见表 3。

表 3 起重机箱型主梁截面设计参数优化结果

Tab.3 Optimization results for main beam design

优化方法	x_1/cm	x_2/cm	x_3/cm	x_4/cm	$f(\mathbf{x}^*)/\text{cm}^2$
常规 fmincon	76.0	34.0	0.5	0.7	61.8
遗传算法	75.2	32.9	0.4	0.6	49.82
粒子群参数自适应	72.6	30.4	0.3	0.5	36.98

通过表 3 的结果可以看出: 第 3 种方法要优于前两种方法, 而且在整个优化过程中, 第 3 种方法优化所用的时间要比前两种方法少得多, 也就是第 3 种方法的计算效率高, 同时用本文方法对其他机械实例优化分析知, 在对优化函数的维数高于 5 维的情况下, 采用模糊逻辑参数自适应调整的粒子群优化方法, 其在线性能及离线性能都比其他方法好。

4 结论

(1) 在粒子群优化原理中融入退火机制, 并采用模糊逻辑控制器对粒子群算法的敏感参数实施动态调整的优化方法, 能提高优化问题的求解精度以及获得全局解的能力。

(2) 采用该方法对起重机主梁优化设计的结果同其他优化方法对比看出, 起重机主梁各设计变量的值及最终的优化结果值均优于其他方法优化计算的值。
(下转第 143 页)

- Shi Weiping, Ren Luquan. Simplified dynamic model of adhesion and resistance reduction for the corrugated non-smooth bulldozing plate[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(1): 93~95, 103. (in Chinese)
- 8 王云鹏,任露泉,杨晓东,等. 仿生柔性非光滑表面减粘降阻的试验研究[J]. 农业机械学报,1999,30(4):1~4.
Wang Yunpeng, Ren Luquan, Yang Xiaodong, et al. Experimental study on the adhesion-decreasing and resistance-reducing characteristics of bionic materials with flexible and unsmoothed surfaces[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1999, 30(4): 1~4. (in Chinese)
- 9 许亚婷. 蚯蚓体表形貌及粘附特性研究[D]. 长春:吉林大学,2006.
Xu Yating. Research on the surface feature of earthworm and its adhesion characteristic[D]. Changchun: Jilin University, 2006. (in Chinese)
- 10 李建桥,刘国敏,邹猛,等. 蚯蚓非光滑体表试样的法向土壤粘附特性[J]. 中国农业科技导报,2007,9(6):95~99.
Li Jianqiao, Liu Guomin, Zou Meng, et al. Study on adhesion characteristics of earthworms' non-smooth surface[J]. Review of China Agricultural Science and Technology, 2007, 9(6): 95~99. (in Chinese)
- 11 陈秉聪,任露泉,李安琪,等. 蚯蚓体表液收取方法的初步研究——地面机械减粘脱土仿生研究之一[J]. 农业工程学报,1990,6(2):7~12.
Chen Bingcong, Ren Luquan, Li Anqi, et al. Study on the method of collecting the body surface liquid of earthworms[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 1990, 6(2): 7~12. (in Chinese)
- 12 Zu Y Q, Yan Y Y. Numerical simulation of electroosmotic flow near earthworm surface[J]. Journal of Bionic Engineering, 2006, 3(4): 179~186.
- 13 杨志强. 三套微小土壤粘附力测试系统的研究[D]. 长春:吉林大学,2006.
Yang Zhiqiang. Study on three set of test systems for tiny soil adhesion[D]. Changchun: Jilin University, 2006. (in Chinese)
-

(上接第 137 页)

参 考 文 献

- 1 Erwie Zahara, Shu-Kai S Fan, Du-Ming Tsai. Optimal multi-thresholding using a hybrid optimization approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(8): 1 082~1 095.
- 2 高尚,杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006: 6~9.
- 3 Shun-Fa Hwang, Rong-Song He. Improving real-parameter genetic algorithm with simulated annealing for engineering problems[J]. Advances in Engineering Software, 2006, 37(6): 406~418.
- 4 Ghoshal S P. Optimizations of PID gains by particle swarm optimizations in fuzzy based automatic generation control[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 72(3): 203~212.
- 5 Mitsuo Gen, YoungSu Yun. Soft computing approach for reliability optimization: state-of-the-art survey[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2006, 91(9): 1 008~1 026.
- 6 周廷美,蓝悦明. 机械零件与系统优化设计建模及应用[M]. 北京:化学工业出版社,2005:133~135.