

混合粒子群算法及在可靠性优化中的应用^①

李小青

(浙江万里学院, 宁波 315101)

摘 要: 针对粒子群算法搜索精度低和早熟收敛的缺陷, 通过算法混合, 提出了基于混沌与和声搜索算法思想的混合粒子群优化算法。该算法采用 Tent 映射, 利用混沌特性提高种群的多样性和粒子搜索的遍历性, 同时采用和声策略对解空间进行开发, 引入了柯西变异, 帮助粒子跳出局部陷阱, 采用云模型的自适应策略来调整惯性权重。最后将该优化算法应用于可靠性优化设计中, 仿真实验表明, 改进后的混合粒子群优化算法较基本粒子群算法收敛速度加快, 且不易陷入局部极值点。

关键词: 粒子群算法; 混沌; 和声搜索算法; 优化设计

Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm and the Application of Reliability Optimization

LI Xiao-Qing

(Zhejiang Wanlin University, Ningbo 315101 China)

Abstract: Particle swarm optimization for search precision is low and the premature convergence of the defect, through the mixing algorithm is proposed and the harmony search algorithm based on chaotic thinking hybrid particle swarm optimization algorithm. The algorithm uses the Tent map, the use of chaotic characteristics to improve the population diversity and particle traversal search, while using sound strategy for development of the solution space, the introduction of the Cauchy mutation, to help jump out of local trap particles using cloud model adaptive strategy to adjust the inertia weight. At last, the optimization algorithm is applied to reliability optimization design, simulation experiments show that the improved hybrid particle swarm optimization algorithm is better than elementary particle swarm optimization algorithm to speed up the convergence rate, and easy to fall into local minimum points.

Key words: particle swarm optimization; Chaos; Harmony Search Method; design of optimization

1 前言

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种高效的优化搜索算法, 源于对鸟群和鱼群群体运动行为的研究。PSO 的基本思想是通过群体中个体间的协作和信息共享来寻找最优解。PSO 算法简单、容易实现、搜索速度快、搜索范围大, PSO 算法在很多问题中已成功应用。与其他智能算法类似, PSO 也存在早熟收敛和局部寻优能力差等缺点, 目前解决这些问题的主要方法是增加种群的多样性以及和其他方法的融合等。

本文利用混沌(chaos)运动具有的随机性、遍历性和规律性及具有较强的全局寻优能力, 不易陷入局部极小点特点, 结合和声搜索算法(Harmony Search, HS)的启发式全局搜索和强开发能力, 提出一种基于混沌和声搜索的混合粒子群优化算法。该算法采用 Tent 映射, 利用混沌产生大量初始粒子并选择较优的粒子作为初始粒子群, 同时采用和声策略对解空间进行开发, 用云模型的自适应策略来调整惯性权重。并将该优化算法应用于可靠性优化设计中, 仿真实验表明混合粒子群优化算法的性能优于传统粒子群优化算法。

① 收稿时间:2011-06-21;收到修改稿时间:2011-09-09

2 基本粒子群算法

粒子群算法是受鸟群觅食行为启发,采用速度-位置进行搜索的模型。粒子群优化算法求解优化问题时,问题对应于搜索空间中一只鸟的位置,称这些鸟为“粒子”,每一粒子赋予位置和速度两个特性;每一粒子的位置作为待解决问题的可能解;目标函数(利用粒子的位置坐标求解)作为适应度来衡量群体中每个粒子优劣的标准;利用位置和速度两个特性,粒子通过跟踪两个极值(个体极值 $pbest$ 与全局极值 $gbest$)来不断更新自己在解空间的位置,从而找到问题的最优解。

粒子在找到上述两个极值后,就根据下面两个公式来更新自己的速度与位置:

$$v_{k+1,m} = \omega v_{k,m} + c_1 r_1 (pbest_{k,m} - x_{k,m}) + c_2 r_2 (gbest - x_{k,m}) \quad (1)$$

$$x_{k+1,m} = x_{k,m} + v_{k+1,m} \quad (2)$$

其中, $v_{k,m}$ 为第 k 个粒子在第 m 维度上的速度; $x_{k,m}$ 为第 k 个粒子在第 m 维度上的位置; r_1, r_2 为 0 和 1 之间的随机数; c_1, c_2 为算法的学习因子,非负常数,通常取值相同,介于 0 和 4 之间; ω 为惯性权重,用来控制和提高优化效率。

3 基于混沌和声搜索的混合粒子群算法

3.1 混沌和声搜索策略

混沌是一种普遍的非线性现象。由于混沌的遍历性,利用混沌变量进行优化搜索会比盲目无序的随机搜索更具有优越性。和声搜索算法是从随机产生的和声记忆库出发,通过对和声记忆库的思考、随机选择音调以及音调调节来产生候选解,然后通过对候选解和记忆库中的最差解来更新和声记忆库,和声算法有较强的开发能力。

本文利用混沌变量的遍历特性在解空间内进行有效探索,同时采用和声算法中的和声策略对解空间进行开发,将原和声库内的解与新产生的解中较优秀的解重新进入和声库。其基本过程如下:

Step1: 初始化混沌变量参数;

Step2: 随机生成 v 个和声进入和声库 $x^1, x^2, \dots, x^v$;

Step3: 利用和声策略产生新解 x_{new} , 在利用混沌

探索策略产生若干个新解 $x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{cp}$;

Step4: 按照公式 (3) 选择较好的解进入和声库

$$\text{if } f(x) < f(x_{worst}) \text{ then } x_{worst} = x \quad (3)$$

Step5: 采用 Tent 映射更新混沌变量值;

Step6: 判断是否达到算法终止条件,若不终止则重复 Step3 和 Step4, 否则输出和声库中最好解。

3.2 柯西变异算子

由于粒子群算法在处理多峰优化问题时易陷入局部最优,因此本文利用柯西变异算子对 $gbest$ 进行变异操作。当种群趋于停滞状态时,采用柯西变异机制产生突变,这样在群体向最优点逼近的过程中,有些粒子将偏离其运动轨迹,对其轨迹的邻域进行搜索,促使粒子跳出局部最优陷阱,且加强了搜索范围。

本文以概率 pm 对粒子进行变异:

$$x_i = x_i + \eta \sigma \quad (4)$$

$$\sigma'_{i,j} = \sigma_{i,j} \times \exp(\tau_2 \eta + \tau_1 \eta_j) \quad (5)$$

$$\sigma_{i,j}^2 = A \times e^{-B h_{i,j}} \quad (6)$$

$$x'_{i,j} = x_{i,j} + \sigma'_{i,j} \eta \quad (7)$$

式中: η 为扰动幅值参数; σ 为方差向量; τ_1, τ_2 分别为整体和个体步长; A、B 为比例系数。

3.3 自适应参数策略

由于参数 ω, r_1 和 r_2 是影响 PSO 收敛效果的关键因素,在 PSO 算法中, r_1 和 r_2 都是被设置为绝对随机数,其实这样并不能保证在优化时对状态空间进行完全遍历。为了提高算法的全局收敛性,本文采用公式 (8) 对参数 r_1 和 r_2 进行混沌优化:

$$r_i(t+1) = 4.0 \times r_i(t) \times (1 - r_i(t)), r_i(t) \in (0,1), i=1,2 \quad (8)$$

而惯性权重 ω 对算法的整体性能有影响,若 ω 较大则会导致算法偏向全局搜索;若 ω 较小则偏向精细的局部搜索。本文提出了一种基于云模型的自适应策略,把种群分为较优、普通和次优种群,分别采用不同的惯性权重:

$$\begin{aligned}
 Ex &= f_{avg}' \\
 En &= (f_{avg}' - f_{min})/c_1 \quad // C_1 \text{ 为控制参数} \\
 He &= En/c_2 \quad // C_2 \text{ 为控制参数} \\
 En' &= \text{nomrnd}(En, He) \\
 p(i) &= \begin{cases} k_1^e & f_i < f_{avg}' \\ \frac{-(Ex - f(i))^2}{2(En')^2} & f_{avg}' \leq f_i \leq f_{avg}'' \\ k_2 & f_i > f_{avg}'' \end{cases} \quad (9)
 \end{aligned}$$

第 i 个粒子在 $t+1$ 次进化的惯性权重变化为:

$$\omega(i) = \omega(i) * p(i) \quad (10)$$

式中, f_i 为当前第 i 个粒子的适应度值; f_{min} 为最优粒子的适应度值 $f_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i$; f_{avg}' 为粒子群的平均适应值, 为适应度值优于 f_{avg} 的粒子群的适应值的平均值; f_{avg}'' 为适应度值次于 f_{avg} 的粒子群的适应值的平均值。

3.4 算法流程

Step1: 参数初始化: 设定学习因子 c_1 和 c_2 , 最大进化代数 $iter_{max}$ 和 ω_{max} , 粒子数 m , 约束因子 α , 混沌搜索步长调节参数 β 及混沌搜索步数 ck_{max} ; 速度上限 v_{max} ;

Step2: 将个体极值 M_i 设为粒子 i 开始位置值, 全局极值 M_g 设为初始群体的最佳位置值;

Step3: 评价种群 $X(t)$: 计算每个粒子在每一维空间的适应值, 并记录每一维所有粒子的位移的平均值 p_v ;

Step4: 如果粒子适应度优于个体极值 $pBest$, $pBest$ 设置为新位置; 如果粒子适应度优于全局极值 $gBest$, $gBest$ 设置为新位置;

Step5: 进行混沌和声搜索: $k=0$, $r=0$, $x=x^*$, $a_i^r = a_i$, $b_i^r = b_i$, r 为细搜索标志, k 为混沌变量迭代标志。以当前的最优值的位置 $mx_i^k = x_i^*$ 为初值, 并将所选择的粒子按式(11)映射关系映射为 $[0,1]$ 上的数值, 再按式(12) Tent 映射进行混沌搜索;

$$\text{映射关系为: } z_{i,j} = (x_{i,j} - a_j)/(b_j - a_j) \quad (11)$$

$$\text{Tent 映射} \quad z_{i,j} = \begin{cases} 2z_{i,j} & 0 \leq z_{i,j} \leq 1/2 \\ 2(1-z_{i,j}) & 1/2 \leq z_{i,j} \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

Step6: 利用式(1)和(2)更新粒子的位置和速度;

Step7: 根据群体适应度方差 $\sigma_{min}^2 = \sum [(f_i - \bar{f})/f]^2$ 判断粒子群是否为早熟收敛, 如果早熟收敛则对部分较优粒子进行混沌和声优化搜索, 否则继续执行粒子群算法;

Step8: 判断收敛条件。若满足, 则转向 Step10;

Step9: 根据粒子适应值不同采取相应的云自适应策略, 分别按照公式(9)和(10)调整惯性权重, 转向 Step4。

Step10: 输出结果, 算法运行结束

4 基于混合粒子群优化算法的可靠性优化

4.1 可靠性优化模型

可靠性是一个系统性能的度量, 可靠性问题是系统设计、研究和运行过程中必须考虑的关键因素之一。工程中可靠性优化问题的数学模型通常有以下两类:

1) 给定成本(或体积、重量), 求可靠度最大。其数学模型可表示为:

$$\begin{cases} \max R(X) \\ f(X) \leq C_0 \\ h_i(X) = 0 (i=1,2,\dots,l) \\ g_j(X) \leq 0 (j=1,2,\dots,m) \end{cases} \quad (13)$$

2) 给定可靠度指标, 求成本最低。数学模型可表示为:

$$\begin{cases} \min f(X) \\ R(X) \geq R_0 \\ h_i(X) = 0 (i=1,2,\dots,l) \\ g_j(X) \leq 0 (j=1,2,\dots,m) \end{cases} \quad (14)$$

式中, $f(X)$ 为实际成本, C_0 为预定的成本上限, $R(X)$ 为实际可靠度, R_0 为预定的可靠度。

由于可靠性优化问题, 它是一极大(或极小)值计算问题, 若直接用 $R(X)$ (或 $f(X)$) 作为适应度函数, 难以满足适应度函数为非负的要求, 因此, 式(13)的数学模型采用下界构造法转化为:

$$Fit(R(X)) = R(X) + |C_{min}| \quad (15)$$

式(14)的数学模型采用上界构造法转化为:

$$Fit(F(X)) = C_{max} - F(X) \quad (16)$$

4.2 仿真实例

优化设计变速器可靠性。某轿车其主要参数已知

如下:五档变速器,齿轮材料为 20CrMnTi,主减速比为 3.85,轮胎滚动半径 $r=0.359$,车重 $m=1735\text{kg}$,设计时速 $v_{\max}=220\text{km/h}$,输入最大扭矩 $380\text{N}\cdot\text{m}$ 。

1) 确定设计变量

由于变速器齿轮系的设计很复杂,在此选择齿轮齿数 z_i ,传动比 i ,齿轮分度圆柱螺旋角 β_i ,齿轮法向模数 m_{ni} ,各齿轮齿宽 b_i 等在设计过程中起主要作用的参数作为设计变量。

$$X = [z_1, i_1, \dots, i_5, \beta_1, \dots, \beta_5, m_{n1}, \dots, m_{n5}, b_1, \dots, b_5]^T \quad (17)$$

2) 建立目标函数

在满足变速器的动力性和可靠性情况下,应该尽量减小体积、节省材料和降低成本。在此,以变速器体积 v 最小和中心矩 A 最小作为两个目标函数:

$$F_1(X) = V = \frac{\pi b}{4} \left[\frac{m_n^2 (z_1^2 + z_2^2)}{\cos^2 \beta_1} + \dots + \frac{m_n^2 (z_{i1}^2 + z_{i2}^2)}{\cos^2 \beta_4} \right] \quad (18)$$

$$F_2(X) = A = m_n z_1 (1+i) / 2 \cos \beta \quad (19)$$

3) 约束条件

齿轮的齿面接触疲劳强度的可靠度系数不能低于 2.87:

$$g_1(X) = 2.87 - \frac{\ln \bar{\sigma}_{H \lim Ji} - \ln \bar{\sigma}_{Hi}}{\sqrt{C_{\sigma H \lim Ji}^2 + C_{\sigma i}^2}} \leq 0 \quad (20)$$

齿轮的齿根弯曲疲劳强度的可靠度系数不能低于 2.75:

$$g_2(X) = 2.75 - \frac{\ln \bar{\sigma}_{F \lim Ji} - \ln \bar{\sigma}_{Fi}}{\sqrt{C_{\sigma F \lim Ji}^2 + C_{\sigma Fi}^2}} \leq 0 \quad (21)$$

齿宽一般要求 $b_{\min} \leq b \leq b_{\max}$:

$$g_3(X) = b_{\min} - b \leq 0 \quad (22)$$

$$g_4(X) = b - b_{\max} \leq 0 \quad (23)$$

模数的要求为 $m_{\min} \leq m_n \leq m_{\max}$,一般 $m_{\min}$ 为 2.25, $m_{\max}$ 为 3.0, 因此:

$$g_5(X) = 2.25 - m_{ni} \leq 0 \quad (24)$$

$$g_6(X) = m_{ni} - 3 \leq 0 \quad (25)$$

由于当斜齿轮传动的轴向重叠系数不小于 1 时,有利于保证斜齿轮传动的平稳性,所以斜齿轮轴向重叠系数要满足以下约束条件:

$$g_7(X) = \pi m_{ni} - b \sin \beta_i \leq 0 \quad (26)$$

为满足根切限制要求,太阳轮的变位系数小 x_1 和行星轮 x_2 要满足下列约束条件:

$$g_8(X) = 1 - (17 - z_a) / 17 x_1 \leq 0 \quad (27)$$

$$g_9(X) = 1 - (17 - z_c) / 17 x_2 \leq 0 \quad (28)$$

此外,还有邻接条件、同心条件、最小齿顶厚度要求、路面附着力以及汽车最大爬坡度的约束等等。

分别采用粒子群优化算法、混和粒子群算法对变速器可靠性进行优化设计。算法的粒子种群为 25,采用自适应云模型策略分为 3 个子群,统一的迭代的次数定为 2000 次,各个算法分别运行 50 次,所得相关结果为表 1 和图 1。

表 1 粒子群算法与混合粒子群算法优化结果对比

	z_1	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5	m_{n1}	m_{n2}	m_{n3}	m_{n4}	m_{n5}
粒子群算法	24	3.45	1.95	1.22	0.85	0.67	2.24	2.4	2.4	2.25	2.25
混合粒子群算法	22	3.05	1.70	1.02	0.82	0.66	2.25	2.25	2.25	2.25	2.25
	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	
粒子群算法	21.35	24.42	22.20	23.45	21.45	24.18	18.85	20.21	19.25	20.23	
混合粒子群算法	20.00	24.10	23.05	23.55	22.24	26.67	17.24	17.88	16.46	18.60	

$c_1 = c_2 = 1.855$, $\omega_{\min} = 0.2$, $\omega_{\max} = 0.9$ 。所得相关结果为表 1 和图 1。

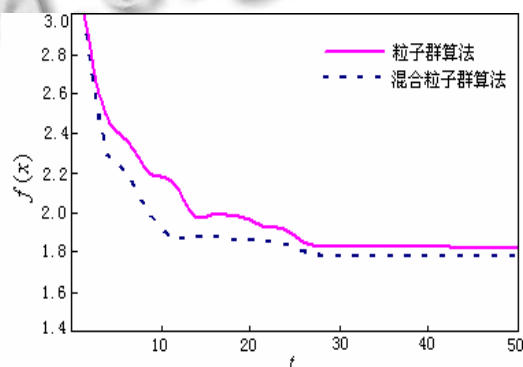


图 1 优化结果对比

从表 1 中优化数据结果得知,经混合粒子群算法优化后,变速器体积为 $1.9742 \times 10^6 \text{mm}^3$,用基本粒子群算法优化后,变速器体积为 $2.7536 \times 10^6 \text{mm}^3$,体积 (下转第 223 页)

cvCalcOpticalFlowPyrLK 函数, 实现了金字塔中 Lucas-Kanade 光流计算的稀疏迭代版本。它根据给出的前一帧特征点坐标计算当前视频帧上的特征点坐标。输入参数包括跟踪图像的前一帧和当前帧, 以及上面函数输出的前一帧图像特征值, 自定义的迭代标准, 输出所找到的当前帧的特征值点^[9]。这些点可以确定面部局部区域的特征 如眼部, 鼻子高度与宽度, 嘴部两侧与底部的夹角等等, 利用与前一帧的特征比较, 可得出反应脸部动态变化的参数, 这些数据可以与脸部的一些简单表情相关联。下面图 4 为跟踪眼睛上下眨动的图像。

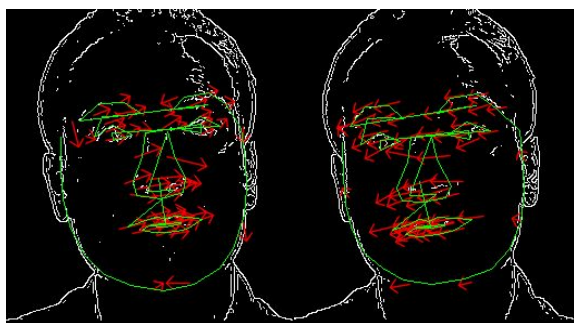


图 4 跟踪眼部上下眨动图像

4 总结

本文以 OpenCV 图像处理库为核心, 以 QT 库所提供的界面框架为基础, 设计实现了一人脸识别系统,

具有较好的实用性, 可移植性。但仍有许多不足之处, 如身份与表情识别部分可以通过引入神经网络或支持向量机 SVM 进行分类, 可以使识别准确率与识别种类数得到提高, 这些也是后续工作中需要改进的。

参考文献

- 1 Bradski G, Kaehler A. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV. O'Reilly Media, 2008.
- 2 蔡志明, 等. 精通 Qt4 编程. 北京: 电子工业出版社, 2008.
- 3 沈庭芝, 王卫江, 闫雪梅. 数字图像处理及模式识别. 北京: 北京理工大学出版社, 2007.
- 4 Wilson PI, Fernandez J. Facial feature detection using haar classifiers. Journal of Computing Sciences in Colleges, 2006, 21(4):127-133.
- 5 刘青山, 卢汉清, 马颂德. 综述人脸识别中的子空间方法. 自动化学报, 2003, 29(6):900-911.
- 6 Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces. Journal of cognitive neuroscience 1991, 3(1):71-86.
- 7 余九华, 王敬东, 李鹏. 基于 Camshift 的人脸跟踪算法. 计算机技术与发展, 2008, 18(9):12-15.
- 8 张会军. 基于图像的动目标检测技术. 微计算机信息, 2007, 23(22).
- 9 聂伟乐, 瞿建荣. 基于 OpenCV 的运动目标光流算法仿真. 应用光学, 2008, 29(6):867-869.

(上接第 170 页)

缩小了 28.36%, 同样得知中心矩也缩小了 22.43%; 而图 1 中数据表明, 混合粒子群算法可以使粒子更加快速有效地找到优化解, 能有效避免算法在迭代后期存在全局搜索能力不足缺陷, 也就是说使用混合粒子群算法的效果要优于粒子群算法。

5 结语

本文针对粒子群优化算法的早熟收敛和搜索精度低问题, 将混沌及和声搜索算法思想引入粒子群算法中, 提出了一种基于 Tent 映射的混沌和声搜索的混合粒子群算法, 利用混沌特性提高种群的多样性和粒子搜索的遍历性, 同时采用和声策略对解空间进行开发, 采用云模型的自适应策略来调整惯性权重。仿真实验表明, 改进后的混合粒子群优化算法能有效避免粒子

群算法的早熟收敛问题, 能在确保全局收敛性的基础上, 快速搜索到高质量的优化解。

参考文献

- 1 张学良, 温淑花. 基于 Tent 映射的混沌粒子群优化算法及其应用. 中国机械工程, 2008, 19(17):2108-2112.
- 2 蒋春明, 阮米庆. 汽车机械式变速器多目标可靠性优化设计. 汽车工程, 2007, 29(12):1090-1093.
- 3 Kennedy J. Bare bones particle swarms. Proc. of the IEEE Swarm Intelligence Symposium (SIS 2003), Indianapolis, Indiana, 2003, 80-87.
- 4 李俊青, 王玉亭. 混合离散和声搜索算法求解旅行商问题. 微电子学与计算机, 2009, 26(3):17-21.