

一种基于混沌迁移的伪并行遗传算法及其应用

陈晓方, 桂卫华, 吴 敏, 王雅琳

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083)

摘要: 为了解决遗传算法寻优过程中的早熟收敛问题, 本文提出了一种基于混沌迁移策略的伪并行遗传算法, 该算法针对实时性要求不高的优化问题采用串行的算法结构实现分解型并行遗传算法的“独立进化、信息交换”思想. 在并行进化的个体异步迁移过程中, 引入了混沌迁移序列引导个体迁移过程, 利用其遍历性和随机性, 保证了子种群之间能够进行充分高效的信息交换. 仿真研究和在库存优化方面的应用研究表明, 这种算法具有很强的全局搜索能力, 寻优效率高, 有效克服了标准遗传算法的早熟收敛问题.

关键词: 并行遗传算法; 混沌迁移; 早熟收敛; 库存优化

中图分类号: TP301

文献标识码: A

Chaotic migration-based pseudo parallel genetic algorithm and its application

CHEN Xiao-fang, GUI Wei-hua, WU Min, WANG Ya-lin

(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: To address the premature convergence in the searching process of genetic algorithm a chaotic migration-based pseudo parallel genetic algorithm (CMPPGA) is proposed, which applied the idea of isolated evolution and information exchanging in distributed parallel genetic algorithm by serial program structure to solve the optimization problem of low real-time demand. In this algorithm, the asynchronic migration of individuals during parallel evolution is guided by a chaotic migration sequence. Because the sequence is ergodic and stochastic, information exchanging among sub-populations is ensured to be efficient and sufficient. Simulation study of CMPPGA and its application to inventory optimization have proved its capability of strong global search and superiority to SGA and high immunity against premature convergence.

Key words: parallel genetic algorithm; chaotic migration; premature convergence; inventory optimization

1 引言 (Introduction)

遗传算法作为一种模拟生物进化过程的计算模型, 以其全局搜索能力、群体搜索策略带来的高效性、与目标梯度信息的无关性以及简单通用性在复杂函数优化、结构设计、系统控制、机器学习和图象处理等领域取得了许多成就^[1]. 但遗传算法的一个突出的问题是进化过程中出现的早熟现象 (Premature), 由于选择操作的压力使群体的多样性迅速降低, 染色体趋于一致. 由此可见克服早熟收敛的关键在于维持进化群体的多样性.

标准的遗传算法对一个个体编码串的搜索包含了对多个个体模式的搜索, 所以遗传算法具有天然的并行结构. Grefenstette^[2]提出的分解型并行遗传算法 (Decomposition parallel approach) 的特点是将整个群体分成几个子种群, 每个子种群分别在各自处理

机上串行运行, 在适当的时候在各处理机之间交换信息. 但并行遗传算法的硬件支持环境一般要求在并行机 (Transputer 网络、MIMD、SIMD 等) 或局域网上实现^[3,4], 而对于很多实时性要求不高的优化问题, 并不需要这样的运行环境. 如果按照分解并行思想将原始群体划分为若干子种群, 按照一定的模式独立进化, 在适当的时候在子种群之间交换信息, 从而维持群体的多样性, 这些子种群并未在不同的处理机上运行, 仍以串行方式执行, 将其称为伪并行遗传算法.

周明等^[5]已经对典型的并行进化模型进行了探讨. 在并行遗传算法中, 子群体间的个体交换过程被称为迁移 (Migration), 子种群之间的个体迁移是实现信息交换的主要渠道. 迁移过程中的迁移率、迁移拓扑、迁移时间间隔和迁移策略对早熟收敛的影响

一直是并行算法研究中的重要问题^[6].

混沌是自然界几乎所有运动的基本模式,并行进化的迁移过程可以看作与混沌运动密切相关的复杂动态过程.本文提出了一种基于混沌迁移策略的伪并行遗传算法(A chaotic migration-based pseudo parallel genetic algorithm,简称CMPPGA),在并行进化的迁移过程中,构造混沌迁移序列引导迁移过程,解决了迁移过程中迁移拓扑、迁移率等参数难于确定的问题,这种算法能够有效克服遗传算法寻优过程中早熟收敛的问题,提高了进化效率.

2 CMPPGA 的算法设计 (Designation of CMPPGA)

2.1 CMPPGA 的思想 (Basic idea)

引起早熟收敛的原因是由于早期选择压力导致的模式缺失,群体内的所有个体在模式上很快趋同.从生物进化的意义上说,相当于封闭在一定地理环境(对应一定的选择策略和遗传算子)的生物种群适应环境后进化出现停滞,这时候需要具有新基因模式的个体参与生存竞争.

CMPPGA 的思想是针对优化问题的描述构造多个独立进化的子种群,相当于将种群分置于不同的“岛屿”上,经过进化得到适应不同环境的子种群,选择适当的时机在“岛屿”之间构造“通道”,使个体按照混沌序列的引导进行迁移,迁移后形成新的子种群,然后关闭“通道”重新进化,原子种群内的个体面临迁移来的新个体的竞争,继续进行进化-迁移过程,直至找到最优解.

2.2 混沌迁移过程 (Chaotic migration)

混沌表现出的随机性是系统内在的随机性,王梓坤^[7]称之为确定性系统的伪随机性,田玉楚等^[8]提到混沌是系统进化和信息之源.混沌与进化优化算法的结合已有人进行过尝试,如吴新余等^[9]采用多种混沌模型构造随机开关,以此控制交叉操作以改进遗传算法的性能.本文在并行遗传算法的基础上,从混沌动力学特性出发考虑对并行进化中各子种群之间个体迁移过程的设计,构造混沌序列引导迁移过程,为遗传算法的改进提供了新的思路.下面将常用的一维 Logistic 映射^[10]混沌模型引入迁移过程中,即

$$x_{k+1} = \lambda x_k(1 - x_k), x_k \in (0, 1). \quad (1)$$

式中, λ 为控制参数.当 $\lambda \in (3.56, 4.0)$ 时,式(1)进入混沌状态,具有混沌系统的一般特性, x_k 在 $[0, 1]$ 间遍历.

混沌迁移过程的算法实现:

1) 将子种群合并为迁移种群.

设当前构造的 M 个子种群为 $g_1^1, g_1^2, \dots, g_1^i, \dots, g_1^M$, 各个子种群的群体规模为 $s^1, s^2, \dots, s^i, \dots, s^M$. 对子种群 $g_i^i = \{x_{i,1}^i, x_{i,2}^i, \dots, x_{i,s^i}^i\}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 的个体进行编号,得到其编码序列 $L^i = \{l^i \mid l^i = 1, 2, \dots, s^i\}$. 将子种群合并为 $G_i = \{g_i^1, g_i^2, \dots, g_i^i, \dots, g_i^M\}$, 其规模为 $S = \sum_{i=1}^M s^i$. 对 G_i 的个体进行编号,得到其编码序列 $L = \{l \mid l = 1, 2, \dots, S\}$. 且对任何个体 $x_{i,l} \in G_i$, 令 $s^0 = 0$, 都满足

$$\text{若 } l = \sum_{j=0}^{i-1} s^j + k, \\ i = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, s^i,$$

则

$$x_{i,l} = x_{i,k}^i. \quad (2)$$

2) 混沌迁移运算.

首先随机生成混沌初始值 $\omega^{(0)} \in [0, 1]$, 利用 Logistic 方程(1), 得到混沌序列

$$\Omega = \{\omega^{(0)}, \omega^{(1)}, \omega^{(2)}, \dots, \omega^{(k)}, \dots, \omega^{(n)}\},$$

$k = 0, 1, 2, \dots, n$, 根据经验,混沌序列的长度 n 可以选为种群规模 S 的 10% ~ 20%. 将 Ω 序列按式(3)映射到整数区间 $[1, S]$ 上,

$$\omega_s^{(k)} = 1 + \text{FIX}(\omega^{(k)} \cdot S), k = 0, 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

其中 FIX 为负无穷方向取整函数, $\omega_s^{(k)}$ ($k = 0, 1, 2, \dots, n$) 为区间 $[1, S]$ 上的整数混沌序列. 执行混沌迁移步骤如下:

i) 令 $k = 1$, 对 G_i 中的个体进行位置交换, 即 $x_{i,\omega_s^{(k-1)}} \leftrightarrow x_{i,\omega_s^{(k)}}$;

ii) $k \leftarrow k + 1, x_{i,\omega_s^{(k-1)}} \leftrightarrow x_{i,\omega_s^{(k)}}$;

iii) 若 $k = n$, 迁移过程完成, 得到顺序不同的新种群 $G'_i = \{(x_1^i)', (x_2^i)', \dots, (x_{s^i}^i)'\}$, 否则转步骤 ii).

3) 将种群 G'_i 分解为子种群.

将种群 G'_i 分解, 分解后得到的子种群

$g_{i+1}^i = \{X_{i+1,1}^i, x_{i+1,2}^i, \dots, x_{i+1,s^i}^i\}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 中的个体满足

$$\text{若 } l = \sum_{j=0}^{i-1} s^j + k, \\ i = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, s^i, \\ \text{则 } x_{i+1,l}^i = (x_l^i)'. \quad (4)$$

混沌迁移过程中可以由不同的混沌初始值构造多个混沌序列引导迁移过程, 由于混沌运动的初值敏感特性, 多个序列能够扩大迁移的空间. 并行遗传算法的信息交换一般都是按照预定的拓扑结构在邻

域子种群间进行^[11],而混沌的遍历特性就保证了个体迁移在整个种群范围内有效,而不受迁移模式和迁移拓扑的限制。

2.3 CMPPGA 的算法实现 (Algorithmic implementation of CMPPGA)

对于算法中独立进化的子种群来说,虽然其进化评价函数一样,但由于进化策略的不同和进化过程中的随机性,染色体中占优势的模式在子种群之间一般是有差异的。经过混沌迁移过程以后,这种差异被迁移个体带到各子种群中,从而避免了由于模式缺失导致的早熟现象。其算法流程如图1所示。

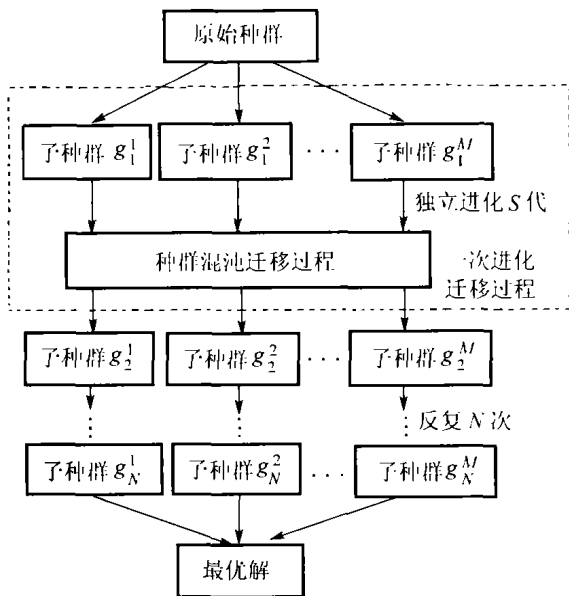


图1 CMPPGA 的并行进化过程

Fig. 1 Parallel evolving procedure of CMPPGA

具体的 CMPPGA 算法实现步骤如下:

- 1) 随机产生原始种群 G_0 ;
- 2) 初始化控制参数: 设定进化 - 迁移迭代次数计数器 $t = 1$, 独立进化代数计数器 $\text{Loop} = 1$;
- 3) 将初始群体划分为 M 个子种群: $g_i = \{g_i^1, g_i^2, \dots, g_i^i, \dots, g_i^M\}$, 独立进化次数为 S , 各子种群的复制概率为 P_s^i , 交叉概率为 P_c^i , 变异概率为 P_m^i , 其中 $i = 1, 2, \dots, M$;
- 4) 对每个子种群 g_i^i 实施标准遗传算法的选择、交叉和变异操作, 进行分组独立进化, 直至产生 M 个新的子种群;
- 5) 若 $\text{Loop} < S$, 则 $\text{Loop} \leftarrow \text{Loop} + 1$, 转至步骤4), 否则转至步骤6), 执行迁移操作;
- 6) 对独立进化 S 代以后的各个子种群进行合并, 得到迁移父代种群 G , 按照2.2节所述执行混沌迁移操作, 得到迁移子代种群 G' , 将 G' 按原先子种

群的规模进行分解, $t \leftarrow t + 1$, 迁移操作完成;

7) 当 $t = \text{最大进化次数 } N$ 或当前最优个体满足收敛条件的时候进化过程结束, 条件都不满足则转至步骤(4)。

从 CMPPGA 的算法实现步骤可以看出, 由于原始种群被分割成若干子种群, 在进化过程中保持了相对独立, 而个体的混沌迁移过程实现了子群体之间的信息交换。

3 仿真研究 (Simulation)

Ackley 函数是指数函数加适度放大的余弦波经过调制得到的连续型实验函数, 其形状如图2所示, 该函数的特征是在区域内形成由余弦波调制成的一个个孔和峰, 曲面起伏不平, 对于遗传算法的全局收敛性是很好的测试。

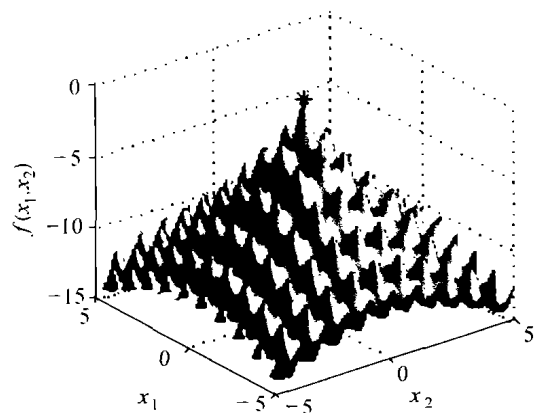


图2 Ackley 函数曲面

Fig. 2 Shape of Ackley function

$$\begin{aligned} \max f(x_1, x_2) = & c_1 \cdot \exp\left(-c_2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2}\right) + \\ & \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \cos(c_3 \cdot x_j)\right) - c_1 - e. \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $c_1 = 20, c_2 = 0, c_3 = 2\rho, n = 2, e = 2.71282$, 最优解为 $(x_1^*, x_2^*) = (0, 0), f(x_1^*, x_2^*) = 0$ 。

为了进行比较, 分别采用本文提出的改进的基于混沌迁移的伪并行遗传算法(CMPPGA)和标准遗传算法(SGA)求解最优值。其中 CMPPGA 建立了3个各包含50个个体的子种群, 混沌迁移序列的长度为25, 其进化代数指所有进化 - 迁移过程的进化代数和。随机选取初值, 取相同的遗传算子各运行200次, 比较结果如表1所示。

从上表中可以看出, SGA 的算法有28.5%的概率会陷入局部解, 而本文提出的 CMPPGA 算法可以完全避免陷入局部最优, 克服了早熟收敛的问题。

表1 Ackley函数优化结果对比表
Table 1 Comparison of Ackley function optimization results

	SGA	CMPPGA
初始种群规模	100	100
复制概率	0.08	0.08
交叉概率	0.6	0.6
变异概率	0.04	0.04
进化代数	300	300
获得全局解的次数	143	200
获得局部解的次数	57	0

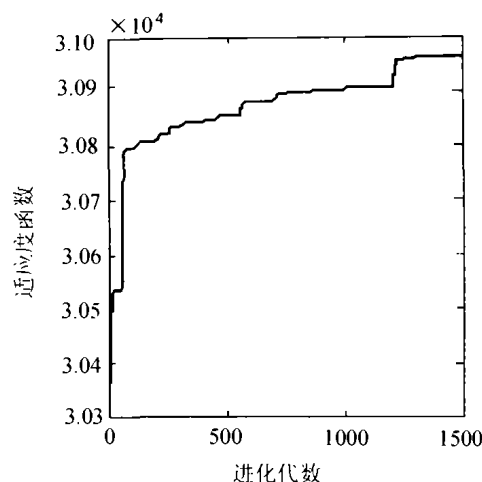


图3 CMPPGA求解Himmelblau问题的收敛过程
Fig. 3 Convergent curves of CMPPGA search for Himmelblau problem

Himmelblau 提出的一个典型的非线性规划问题如式(6)所描述,有5个自变量,6个非线性约束和10个上下界约束,其中 x_2 和 x_4 没有显式的包含在目标函数里.在遗传算法中往往利用自适应惩罚函数^[12]将非线性约束转化为评估函数的一部分,即当前解到可行域的“距离”的非减函数,这样一方面保持了进化过程中的选择压力,同时对不可行解进行了惩罚.

$$\max f(x) = -(5.3578547x_3^2 + 0.835689x_1x_5 + 37.293239x_1 - 40792141) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } 0 &\leq 80.334407 + 0.0056858x_2x_5 + \\ &0.00026x_1x_4 - 0.0022053x_3x_5 \leq 92, \\ 90 &\leq 80.51249 + 0.0071317x_2x_5 + \\ &0.0029955x_1x_2 + 0.0021813x_3^2 \leq 110, \\ 20 &\leq 9.300961 + 0.0047026x_3x_5 + \\ &0.0012547x_1x_5 + 0.0019085x_3x_4 \leq 25, \\ 78 &\leq x_1 \leq 102, 33 \leq x_2 \leq 45, 27 \leq x_3 \leq 45, \\ 27 &\leq x_4 \leq 45, 27 \leq x_5 \leq 45. \end{aligned}$$

根据前述的CMPPGA算法,将包括400个个体的原始种群分成4个子群体,经过1500次进化,得到了一个比Himmelblau的参考解更优的解,参考解、SGA的解和CMPPGA的解都满足约束条件,如表2所示,进化收敛过程如图3所示.

表2 Himmelblau非线性规划问题的结果
Table 2 Solutions of Himmelblau nonlinear programming problems

	参考解	SGA	CMPPGA
$f(x)$	30665.5	30182.269	30963.672
x_1	78.00	81.49	78.3431
x_2	33.00	34.09	33.8293
x_3	29.995	31.24	27.5262
x_4	45.00	42.20	44.9989
x_5	36.776	34.37	43.4883

4 应用实例(Application)

库存优化需要解决的问题是:如何确定进货量,在保证企业正常生产的情况下,使得由采购费用和储存费用构成的总库存费用最少^[13].针对湖南省株洲冶炼厂生产原料库存的实际情况,建立了一个以资金损耗最小为直接性能指标,以每月的采购量作为控制变量的原料库存优化模型.考虑企业一年购销净赚利润 pf 为

$$pf = \sum_{k=1}^{12} P(k) \times A_2(k) - \sum_{k=1}^{12} S(k) \times A_1(k). \quad (7)$$

其中 $P(k)$ 为第 k 月的销售量; $S(k)$ 为第 k 月的采购量; $A_1(k)$ 为第 k 月的采购价格; $A_2(k)$ 为第 k 月的销售价格.

设 $I(k)$ 表示第 k 月初的库存,则第 k 月初库存占用资金为 $I(k) \times A_1(k)$,而第 k 月底库存占用资金为 $I(k+1) \times A_1(k)$.取其平均值计算第 k 月的库存占用所造成的损失 cs 为

$$cs = \frac{I(k) + I(k+1)}{2} \times A_1(k) \times h(k). \quad (8)$$

其中 $h(k)$ 为损失系数,反映第 k 月因库存占用而造成的资金损失度.则库存优化的目标函数为

$$J = \min_{S(k)} \sum_{k=1}^{12} \left[\frac{I(k) + I(k+1)}{2} \times A_1(k) \times h(k) + S(k) \times A_1(k) - P(k) \times A_2(k) \right]. \quad (9)$$

实际生产中,库存优化系统会受到很多条件的约束,主要考虑:

1) 每月的原料库存量是由月度采购量和月度消耗量 $U(k)$ 决定的.

$$I(k+1) = I(k) + S(k) - U(k). \quad (10)$$

2) 每月可采购得到的原料量受到上限约束,即

$$0 \leq S(k) \leq G(k). \quad (11)$$

3) 每月最小库存量 I_m 与反应时间(即从订货到到货的平均时间)及日平均消耗量成正比.有

$$I(k) \geq I_m = D \times L \times h_s. \quad (12)$$

其中: D 为反应时间(根据实际经验获得); L 表示日平均消耗量; 系数 h_s 根据实际情况及需要而定. 一般 $h_s \geq 1.5$.

4) 年初的库存量为已知的上年末实际库存,即

$$I(1) = \text{const}. \quad (13)$$

综合以上分析,可建立原料库存优化模型如下:

$$J = \min_{S(k)} \sum_{k=1}^{12} \left[\frac{I(k) + I(k+1)}{2} \times A_1(k) \times h(k) + S(k) \times A_1(k) - P(k) \times A_2(k) \right], \quad (14)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} I(k+1) = I(k) + S(k) - U(k), \\ 0 \leq S(k) \leq G(k), \\ I(k) \geq I_{\min} = D \times L \times h_s, \\ I(1) = \text{const}. \end{cases}$$

用本文提出的 CMPPGA 算法解这一问题,参数设置如下:原始种群规模为 150,将其划分为 3 个子种群,每个子种群独立进化 40 代后进行混沌迁移,子种群 A, B, C 的复制概率分别为 0.2, 0.08, 0.02, 交叉概率分别为 0.6, 0.8, 0.6, 变异概率分别为 0, 0.03, 0.2. 在进化过程中,子种群 A 将保持较多的优良父代个体,子种群 C 则产生较多的变异个体,子种群 B 介于两者之间. 这样在进化-迁移过程中不同的子种群具有不同的进化特点,使整个种群既覆盖了较大的搜索区域,又保证了搜索的效率. 式(15)所示的适应度评估函数为扣除性能指标中与库存量无关项以后的折算最小库存成本,其中包括了对约束条件的惩罚项.

$$\text{val} = \min_{S(k)} \sum_{k=1}^{12} \left[\frac{I(k) + I(k+1)}{2} \times A_1(k) \times h(k) + S(k) \times A_1(k) + 4000 \times |I_{\min} - I(k+1)| \right]. \quad (15)$$

经过 1200 次迭代,最终的适应度值为 9.5962×10^8 ,这一结果明显优于 SGA 计算得到的 9.6566×10^8 . 从进化评估函数下降曲线来看,SGA 出现了早熟收敛的问题,而 CMPPGA 在整个寻优过程中能够不断跳出局部区域最终获得较优的结果. 现在株洲冶炼厂每年原料采购资金都在 10 亿元以上,采用这一库存优化模型指导采购活动,每年可以节省资金几百万到上千万元,具有显著的经济效益.

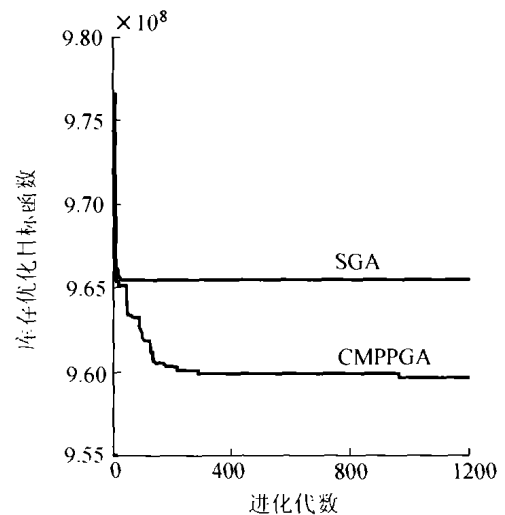


图4 原料库存问题的优化过程比较

Fig. 4 Comparison of search curves for optimization of inventory problem

5 结论(Conclusions)

本文针对一般遗传算法中的早熟收敛问题,根据并行遗传算法“独立进化,信息交换”的思想提出了一种基于混沌迁移策略的伪并行遗传算法. 这种算法的特点在于:

1) 通过对种群的分割保持个体所包含模式的多样性,避免优良个体在种群中过早占绝对优势;

2) 通过实现个体在种群间的混沌迁移保证了子种群间信息交换的效率,避免了迁移拓扑的选择问题;

3) 对于不同的子种群可以灵活采用不同的遗传算子和进化策略,兼顾寻优过程中对搜索效率和搜索范围的要求;

4) 没有增加进化过程的实现难度,而其它遗传算法的改进模式也可以直接应用到 CMPPGA 的进化过程中来;

5) 算法采用串行的程序结构实现并行进化的思想,不依赖于并行计算机或局域网就能实现分布式进化和子群体交流,适于解决实时性要求不高的优化问题.

从两个经典优化问题的仿真研究中可以看出,该算法具有很强的全局搜索能力,能够有效避免早熟收敛现象的产生,在同等条件下能够找到比标准遗传算法更好的解. 本文还根据建立的原料库存优化模型,利用基于混沌迁移的伪并行遗传算法对该问题进行优化,能有效降低原料库存带来的资金损耗,提高企业的经济效益.

应该指出,混沌迁移策略的应用能够改进遗传算法的收敛性能,而作为一种新方法对相关参数的

选取及其对算法性能的影响还需要进行更深入的理论研究和实验分析,下一步的工作将主要研究如何更好的确定混沌迁移序列的长度和子种群的划分。

参考文献(References):

- [1] 王健,李露.基于遗传算法的机械方案设计系统的研究[J].基础自动化,2000,7(2):57-59.
(WANG Jian, LI Lu. Research in mechanical conceptual design based on the genetic algorithm [J]. *Basic Automation*, 2000, 7(2): 57-59.)
- [2] GREFFENSTETTE J J. Parallel genetic algorithms for function optimization, Tech. Rep. No. CS-81-19 [R]. Nashville, TN: Vanderbilt University, Computer Science Department, 1981.
- [3] MÜHLENBEIN H, SCHOMISCH M, BORN J. The parallel genetic algorithm as function optimizer [J]. *Parallel Computing*, 1991, 17(6/7): 619-632.
- [4] MARIUSZ N, RICCARDO P. Parallel genetic algorithm taxonomy [C]// *Proc of the Third Int Conf on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems (KES'99)*. Adelaide, Australia: IEEE Press, 1999: 88-92.
- [5] 周明,孙树栋.遗传算法:原理与应用[M].北京:国防工业出版社,1999.
(ZHOU Ming, SUN Shudong. *Genetic Algorithm: Principle and Applications* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.)
- [6] 侯广坤,骆江鹏.一种理想并行遗传算法模型[J].软件学报,1999,10(5):557-560.
(HOU Guangkun, LUO Jiangpeng. Modeling idealized parallel genetic algorithms [J]. *J of Software*, 1999, 10(5): 557-560.)
- [7] 王梓坤.论混沌与随机[J].北京师范大学学报(自然科学版),1994,30(2):199-202.
(WANG Zikun. On chaos and randomness [J]. *J of Beijing Normal University (natural science)*, 1994, 30(2): 199-202.)
- [8] 田玉楚,张钟俊.非线性系统中的混沌运动的研究进展[J].上海交通大学学报,1996,30(1):108-116.

(TIAN Yuchu, ZHANG Zhongjun. A survey on chaotic motion in nonlinear systems [J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 1996, 30(1): 108-116.)

- [9] 吴新余,孙力娟.改进交叉方式的遗传算法在求解通信网优化问题中的应用[J].通信学报,1997,18(10):15-21.
(WU Xinyu, SUN Lijuan. A genetic algorithm using the improved crossover operator and its application for solving the optimal problems of communication nets [J]. *J of China Institute of Communications*, 1997, 18(10): 15-21.)
- [10] WATSON E F. An application of discrete-event simulation for batch-process chemical-plant design [J]. *Interfaces*, 1997, 27(11/12): 35-50.
- [11] GOLUB M, KASAPOVIĆ S. Scheduling multiprocessor tasks with genetic algorithms [C]// *Proc of the (Int Association of Science and Technology for Development) IASTED Int Conf*. Innsbruck, Austria: Acta Press, 2002: 273-278.
- [12] COIT D, SMITH A. Penalty guided genetic search for reliability design optimization [J]. *Int J of Computers and Industrial Engineering*, 1996, 30(4): 895-904.
- [13] 潘凤凤.基于混沌的库存控制算法[J].实用物流技术,2000,101(2):18-20.
(PAN Fengfeng. Stock control based on chaos [J]. *Logistic Technology*, 2000, 101(2): 18-20.)

作者简介:

陈晓方 (1975—),男,中南工业大学信息科学与工程学院博士研究生,主要研究领域为复杂系统建模与优化控制、遗传算法、原料供需链优化等, E-mail: cxf97@163.com;

桂卫华 (1950—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为工业大系统递阶、分散控制理论及应用、关联系统分散鲁棒控制的方法、生产过程控制、复杂系统建模与优化控制, E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn;

吴敏 (1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为非线性控制、智能控制和过程控制, E-mail: min@mail.csu.edu.cn;

王雅琳 (1974—),女,博士,研究领域为复杂系统建模与优化控制、生产过程控制, E-mail: s-hmg6@mail.csu.edu.cn.