

克隆选择免疫遗传算法对高维 0/1 背包问题应用

武慧虹^{1*}, 钱淑渠¹, 徐志丹²

(1. 安顺学院 数学与计算机科学系, 贵州 安顺 561000; 2. 哈尔滨商业大学 基础科学学院, 哈尔滨 150028)

(* 通信作者电子邮箱 asuwhh@163.com)

摘要:针对遗传算法求解高维背包问题收敛速度慢、易于陷入局部最优的缺点,基于生物免疫系统克隆选择原理,提出一种克隆选择免疫遗传算法。该算法中抗体采用二进制编码,通过抗体浓度设计抗体亲和力,进化群分离为可行群和不可行群,进化过程仅可行抗体动态克隆和突变,不可行抗体经修复算子获可行抗体。数值实验中,选取三种著名的算法用于四种高维的背包问题求解,结果表明:所提算法较其他算法具有更强的约束处理能力和快速收敛的效果。

关键词:克隆选择; 免疫系统; 遗传算法; 高维; 背包问题

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Immune genetic algorithm based on clonal selection and its application to 0/1 knapsack problem

WU Huihong^{1*}, QIAN Shuqu¹, XU Zhidan²

(1. Department of Mathematics and Computer Science, Anshun University, Anshun Guizhou 561000, China;

2. Institute of Basic Science, Harbin University of Commerce, Harbin Heilongjiang 150028, China)

Abstract: There are some problems such as slow convergence and easy stagnation in local optima when using Genetic Algorithms (GA) to solve high-dimensional knapsack problem. To overcome those shortcomings, a bio-inspired clonal selection immune genetic algorithm was developed to solve knapsack problem with high dimension. In the algorithm, the antibody was binary coded and the affinity of antibody was designed based on its density; in addition, the population was divided into feasible and infeasible population, and the feasible antibodies were cloned dynamically and mutated to produce the offspring population, meanwhile the infeasible antibodies were repaired towards the feasibility. The simulation experiments on the four kinds of 0/1 knapsack problem with high dimension and comparison with ETGA, RIGA and ISGA demonstrate that the proposed algorithm has better ability in handling constraints and more rapid convergence.

Key words: clonal selection; immune system; Genetic Algorithm (GA); high dimension; Knapsack Problem (KP)

0 引言

背包问题(Knapsack Problem, KP)属一类经典的 NP-hard 问题^[1],已有的动态规划法、回溯法等求解高维 KP 的计算复杂度非常高,很难体现算法的有效性^[2]。但很多工业实际问题均可建模为 KP,如资源优化、货舱装载、投资组合等^[3]。故寻求高级的优化算法解决 KP 尤为重要。而遗传算法(Genetic Algorithm, GA)作为一种高级智能优化算法,在很多复杂的模型优化中已得到广泛应用^[4-5]。但由于 GA 易于陷入局部搜索,很多学者通过改进 GA 获得求解 KP 的算法^[6]。Wang 等^[7]提出一种改进的混沌遗传算法求解 KP,但该算法仅适用于低维 KP,且算法执行代数较大。近来,随着一系列改进的 GA 被提出,如随机迁移 GA(Random Immigrants GA, RIGA)^[8]、增强变异 GA(Enhanced Transformation-based GA, ETGA)^[9]、免疫系统 GA(Immune System-based GA, ISGA)^[10]等,该系列算法常被很多学者用于新算法的比较对象,但相应文献中所求解的 KP 均为低维,未进一步应用于高维的 KP 验证算法的有效性。

实际上,解决 KP 的关键在于约束条件的处理及算法搜索能力的提高^[11],常用算法一般采用罚函数的方式处理约束,但很难调节罚因子^[12]。而基于克隆选择的免疫算法其克隆算子能有效增强算法的搜索能力,并且其群体多样性特征使得其能获较多的可行解。鉴于此,本文借鉴生物免疫系统的克隆选择原理,基于 GA 基本框架,提出了一种克隆选择免疫遗传算法(Clonal Selection Immune Genetic Algorithm, CSIGA)用于求解高维的 KP,算法结构简单,通过求解不同高维的 KP 测试算法性能,结果表明本文算法具有较好的约束处理能力,收敛速度较快。

1 背包问题模型

假设有 l 件物品,第 i 件物品的重量和价值分别记为: w_i 和 p_i ($i = 1, 2, \dots, l$),背包的最大容量记为 C ,定义 x_i 表示物品 i 是否被装入背包,若被装入,则 $x_i = 1$; 否则 $x_i = 0$ 。对于确定的组合 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_l)$,则背包内所选物品总重量为 $\sum_{i=1}^l x_i w_i$,物品的总价值为 $\sum_{i=1}^l p_i x_i$ 。背包问题即如何确定组合

收稿日期: 2012-09-25; **修回日期:** 2012-11-04。 **基金项目:** 贵州省科学技术基金资助项目(20122002); 贵州省教育厅自然科学基金资助项目(20090074); 贵州省教育厅人文社科青年辅导员基金资助项目(11FDY016)。

作者简介: 武慧虹(1980-),女,山西娄烦人,讲师,硕士,主要研究方向:智能优化算法、群与图; 钱淑渠(1978-),男,安徽枞阳人,讲师,硕士,主要研究方向:智能优化算法、数学建模; 徐志丹(1980-),女,黑龙江哈尔滨人,讲师,博士研究生,主要研究方向:进化计算、智能控制。

向量 \mathbf{x} 的值(即确定一组物品组合),使其满足一定的要求下背包内物品总价值最大。其数学模型描述为:

$$\begin{aligned} \text{Max } f(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^l p_i x_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^l x_i w_i &< C \\ x_i &= \{0, 1\}; i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $C = \alpha \sum_{i=1}^l w_i (0 < \alpha \leq 1)$ 。

2 算子设计

2.1 抗体编码

抗体采用二进制编码,假设 A 是 $N \times l$ 矩阵,则 A 表示 N 个抗体组成的抗体群:

$$A = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1l} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2l} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nl} \end{bmatrix}$$

其中: x_i 表示抗体 i , $x_{ij} \in \{0, 1\}$ 表示抗体 i 的第 j 基因位的基因, l 为基因长度(对应于背包问题即物品的个数)。

2.2 亲和力设计

设抗体群为 A , 抗体 $x_i \in A$ 的亲和力 $F(x_i)$ 设计为:

$$F(x_i) = \frac{1}{e^{d(x_i)}} + e^{\eta f(x_i)} \quad (2)$$

其中: $f(x_i)$ 为抗体 x_i 的目标值, $\eta (0 < \eta \leq 1)$ 为调节因子, $d(x_i)$ 为抗体 x_i 的浓度。

$$d(x_i) = \frac{|\{j | a(x_i, x_j) > r, \forall x_j \in A \wedge j \neq i\}|}{|A|} \quad (3)$$

$$a(x_i, x_j) = \frac{|\{h | x_{ih} = x_{jh} \wedge h = 1, 2, \dots, l\}|}{l} \quad (4)$$

其中: $a(\cdot, \cdot)$ 称为基因相似率, r 为浓度半径。

2.3 群体分离

背包问题属一类约束组合优化,根据约束函数 $\sum_{i=1}^l x_i w_i < C$ 将群体分离为可行群和不可行群。

2.4 动态克隆

克隆算子仅作用于可行抗体,进化初期,为了避免优秀抗体克隆规模较大而陷入局部搜索状态,同时为防止算法进化后期群体多样性减小而使算法收敛速度降低,抗体克隆规模设计为:

$$c(x_i) = \left\lfloor \frac{\beta}{n} \frac{F(x_i)}{\sum_{x_j \in A} F(x_j)} + \chi \right\rfloor \quad (5)$$

其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整符号, β, χ 为大于 1 的整数, n 为算法迭代数, A 为当前抗体群。

2.5 非可行抗体修复

假设抗体 $x_i = (x_{i1} x_{i2} \cdots x_{il})$ 为非可行抗体,其修复步骤如下:

步骤 1 确定非 0 基因位集合 $\Omega = \{j | x_{ij} = 1; j = 1, 2, \dots, l\}$, 计算基因 x_{ij} 的价值密度 $\rho_{ij} = p_j/w_j (j \in \Omega)$, 若 $\rho_{im} = \min_{j \in \Omega} \{\rho_{ij}\}$, 则令 $x_{im} = 0$, 获得第 1 次修复的抗体 $x'_i = (x'_{i1} x'_{i2} \cdots x'_{il})$ 。

步骤 2 判断 $x'_i = (x'_{i1} x'_{i2} \cdots x'_{il})$ 是否为可行抗体,若是可行抗体,则 $x_i \leftarrow x'_i$, 结束; 否则, $x_i \leftarrow x'_i$, 转步骤 1。

3 克隆选择免疫遗传算法

3.1 算法步骤

根据 GA 基本框架,基于克隆选择原理,CSIGA 步骤如下 (n 为当前代数, G 为最大迭代数):

步骤 1 随机产生规模为 N 的初始抗体群 A , 并根据式 (2) 计算各抗体的亲和力,置初始代数 $n = 0$ 。

步骤 2 执行群体分离。根据式 (1) 中的约束条件将抗体群 A 分离为可行群 B_1 和非可行群 B_2 。

步骤 3 克隆繁殖算子作用于 B_1 , 每个抗体的克隆规模按式 (5) 计算,获克隆群 C 。

步骤 4 克隆群 C 中抗体按概率 $p_m = 1/l$ 进行突变,突变方式为 0-1 突变,获突变群 D 。

步骤 5 突变群 D 及抗体群 B_2 中非可行抗体经修复算子作用,获可行抗体群 E 。

步骤 6 免疫选择。按式 (2) 计算群体 E 中抗体的亲和力,按亲和力由大到小排序,选择亲和力大的 N 个抗体获群体 F 。

步骤 7 判断 $n < G$? 若是,置 $A \leftarrow F, n \leftarrow n + 1$, 转入步骤 2; 否则,算法结束。

注:因抗体亲和力设计中考虑了抗体浓度,故步骤 6 按亲和力选择优秀抗体,未采用轮盘赌选择方式,以达到收敛性和多样性折中效果。

算法流程如图 1 所示。

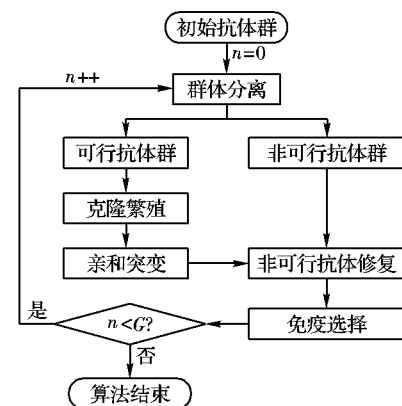


图 1 CSIGA 流程

3.2 算法复杂度分析

设抗体群规模为 N , 变量维数为 n 。初始化抗体群并计算各抗体的目标函数值,时间复杂度为 $O(N)$, 执行群体分离时间复杂度为 $O(N)$, 对可行群进行克隆时间复杂度为 $O(2N)$, 克隆群经突变时间复杂度为 $O(2Nn)$, 突变群中非可行抗体及非可行群修复时间复杂度为 $O((2N + N)n)$, 免疫选择时间复杂度为 $O(3NN \log(3N))$, 因此在每一代运行中,总的时间复杂度最差为:

$$\begin{aligned} &O(N) + O(N) + O(2N) + O(2Nn) + O((2N + N)n) + \\ &O(3NN \log(3N)) = \\ &O(3N) + O(2Nn) + O(3Nn) + O(3N^2 \log(3N)) = \\ &O(N) + O(Nn) + O(N^2 + N^2 \log(N)) \end{aligned}$$

设最大代数为 G , 则 CSIGA 总的时间复杂度最差为 $O((N^2 + N^2 \log N + Nn + N) \cdot G)$, 而背包问题的动态规划法及回溯法计算复杂度均为 $O(n2^n)^{[13]}$ 。

4 性能评价准则

为了减少随机性对算法性能评价的影响,各算法对每个问题独立执行 T 次,从统计角度分析算法的优越性。

4.1 算法平均搜索性能

$AverObj(\cdot)$ 即算法独立执行 T 次中每代所获最好目标值的平均值,计算式:

$$AverObj(n) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T best_{in} \quad (6)$$

4.2 算法统计特征值

算法独立执行 T 次所获的最好值(MAX)、最差值(MIN)、目标值的平均($AvObj$)、最好值方差的平均值($AvVar$)、执行时间的平均($AvTime$)及 Acc 和 Ada 值^[14]。

Acc 指算法每次所获最好值和理论最优值之差的平均值,用于测试算法平均收敛性,计算式为:

$$Acc = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{opt - best_{tG}}{f_{MAX_{tG}} - f_{MIN_{tG}} + \varepsilon} \right) \quad (7)$$

Ada 指算法每代所获最好目标值与理论最优值之差的平均值,用于测试算法的搜索效率,计算式为:

$$Ada = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[\frac{1}{G} \sum_{j=1}^G \left(\frac{opt - best_{tj}}{f_{MAX_{tj}} - f_{MIN_{tj}} + \varepsilon} \right) \right] \quad (8)$$

其中: opt 为问题的理论最优值; $best_{tj}$ 为第 t 次独立执行中第 j 代所获的最好目标值; $f_{MAX_{tj}}$ 、 $f_{MIN_{tj}}$ 分别表示第 t 次独立执行中第 j 代群体最大的目标值和最小的目标值; $\varepsilon > 0$ 是一个极小的正数,是为了预防抗体完全相同致使式(6)~(7)无意义,在此取 $\varepsilon = 0.0001$ 。 Acc 、 Ada 越小,则算法性能越好。若 $Acc = 0$,则算法每次独立执行均获理论最优值;若 $Ada = 0$,则算法每代均获理论最优值。

5 实验分析

5.1 实验设置

实验环境为 Windows XP 系统,AMD 处理器 2.21 GHz,896 MB 内存,通过 VC++ 编程实现。

选取参与比较的三种算法为 ETGA、RIGA、ISGA,约束处理采用罚函数法。为减少随机性对算法性能的影响,各算法对每一测试问题独立运行 $T = 30$ 次,每次最大迭代数 $G = 150$,并分析它们的统计特征。选取的问题为:Knap-17(包含 17 个物品),Knap-60(包含 60 个物品),Knap-100(包含 100 个物品),Knap-200(包含 200 个物品),物品的价值 p_i 及重量 w_i 均从 1 ~ 100 中随机产生,具体数据见表 1,模型(式(1))中的约束因子 $\alpha = 0.2$ 。

表 1 不同背包问题的价格及重量

问题	价 格	重 量
Knap-17	2,3,9,2,4,4,2,7,8,10,3,6,5,5,7,8,6	12,5,20,1,5,3,10,6,8,7,4,12,3,3,20,1,2
Knap-60	20,64,69,26,8,86,96,100,34,76,56,23,60,24,36,26,20,69,89,65,53,69,86,83,95,15,24,10,8,76,1,26,89,59,34,1,16,44,60,81,59,19,60,58,37,78,65,82,16,48,49,30,39,26,91,91,8,21,96,5	60,14,81,54,30,59,100,94,78,99,8,18,71,8,38,66,86,26,77,72,48,18,46,49,26,48,73,30,76,14,47,100,60,34,44,31,91,10,90,25,88,86,22,33,52,22,79,38,14,37,97,91,88,17,24,19,26,23,21,25
	94,60,88,18,39,57,4,74,86,77,59,45,74,99,46,68,99,83,23,85,80,41,58,11,35,73,100,2,79,58,70,40,6,9,26,2,7,92,40,45,65,50,80,53,37,84,14,14,72,41,46,76,13,78,77,77,49,29,63,61,32,2,6,47,31,46,35,85,39,64,52,24,25,26,50,81,89,61,44,95,40,27,83,81,85,32,60,91,44,54,31,48,50,94,32,83,24,40,43,11	94,81,8,62,21,83,85,45,48,81,4,64,59,97,96,14,21,59,34,68,36,2,3,65,26,48,25,17,11,97,43,23,24,48,56,73,54,15,98,99,47,93,78,68,24,52,8,89,100,7,9,46,8,40,77,46,76,78,7,32,92,11,93,75,6,60,64,15,99,30,99,61,17,3,31,34,76,68,79,91,95,25,73,43,89,9,12,31,71,24,19,70,76,14,50,85,40,78,12,6
Knap-100	68,4,33,95,74,1,63,23,15,29,90,20,74,40,4,82,69,93,26,12,1,88,72,25,58,7,53,43,52,85,68,24,54,35,13,67,54,69,35,84,62,85,94,87,78,17,84,91,62,79,47,58,4,68,17,35,61,78,54,14,61,23,38,83,24,14,81,70,12,20,35,58,51,25,91,33,25,100,17,70,35,56,99,96,18,5,53,58,22,54,41,47,44,100,70,73,6,87,15,80,75,68,14,44,11,70,49,35,36,17,5,68,36,72,97,65,12,34,30,14,6,67,100,66,88,55,47,77,69,36,35,34,95,76,13,19,73,37,44,99,57,48,38,4,58,7,98,30,56,75,42,30,20,17,92,18,34,4,35,55,96,35,99,24,57,87,56,63,21,41,83,85,34,53,62,43,40,37,90,42,81,31,46,74,85,4,77,43,28,20,84,72,79,34,29,65,4,95,55,30,	80,29,84,77,39,8,35,52,63,74,69,82,12,52,78,24,32,93,23,70,5,17,71,4,59,40,23,98,8,7,10,19,85,51,61,49,71,74,10,44,21,95,63,50,100,73,29,62,69,78,30,55,93,28,20,30,83,29,11,50,1,51,72,96,20,18,67,68,26,21,86,3,20,38,71,5,93,42,12,44,52,24,1,41,53,69,42,3,15,40,94,14,48,63,47,42,78,42,58,56,24,74,57,52,12,48,99,63,67,23,60,67,46,24,13,29,72,5,39,54,92,51,43,98,36,67,57,40,29,35,61,94,86,74,61,23,23,30,17,34,59,97,55,38,62,72,10,10,98,82,93,84,32,65,100,5,18,36,15,15,92,73,74,85,55,71,27,57,27,22,34,11,68,58,1,2,20,94,4,37,40,30,77,4,66,22,75,95,4,88,16,98,24,96,91,57,7,7,71,2
Knap-200		

对于三种算法的参数值均选自相应文献:群体规模 $N = 100$,ETGA 的转化率为 0.9,取代率为 0.4,基因段长度为 5,基因池大小为 4,随机插入率为 0.1;RIGA 的交叉率为 0.7,变异率为 0.01,随机迁移率为 0.1;ISGA 基因段池规模为 8,基因段长度为 4,记忆池大小为 5,克隆规模为 3,选择率为 0.5,转移率为 0.9,取代率为 0.4,随机插入率为 0.1。

对于 CSIGA,为保证算法的最大计算复杂度不超过参与比较的算法,群体规模 $N = 25$,突变率为 $1/l$,算子其他参数如表 2。

表 2 算法 CSIGA 算子参数

参数	值	参数	值
η	0.001	β	50
γ	0.4	χ	3

5.2 结果分析

根据实验设置,结合评价准则,各算法对每个问题执行 30 次。表 3 为统计值比较,由表 3 获知:对于仅 17 个物品的背包问题 Knap-17,由 MAX 、 $AvObj$ 、 $AvVar$ 和 Acc 的值知各算法

在 30 次独立执行中每次均能获最优值 71;由 *Ada* 值知, CSIGA 所获值均比其他三种算法小,表明算法 CSIGA 每代的搜索效率高于其他算法;对于 *MIN*, CSIGA 高于 ETGA 和 RIGA,略低于 ISGA,表明其所获最差值比 ETGA 和 RIGA 好,略差于 ISGA;同样对于 *AvTime*, CSIGA 均低于其他三种算法,而 ISGA 最高,表明算法 CSIGA 消耗时间最少,而 ISGA 消耗时间最多。对于包含 60 个物品的背包问题 Knap-60,参与比较的三种算法效果较差,对于 ETGA 及 RIGA 所获的 *AvVar* 非常大,而 *Ada* 及 *Acc* 是一个数量级非常高的数,此是由于算法进化后期个体完全相同致使式(6)~(7)分母非常小所致,表明算法 ETGA、RIGA 对于维数较高时易陷入局部搜索状态,群体多样性减少,约束处理能力非常差,算法 ISGA 稍好,而算法 CSIGA 各项统计值均优越于其他算法,仅 *AvTime* 稍大

于 ETGA。由 Knap-100 及 Knap-200 统计值知,随维数增大,各算法搜索效果明显下降,在给定代数内不能搜索理论最优值,而 CSIGA 优越于其他算法,但执行时间比其他算法稍长。

图 2 为四种算法对四个问题独立执行 30 次所获平均搜索性能曲线。由图 2 获知,对于低维的 Knap-17,各算法在最大代数 150 代内均能获较好值,但算法 CSIGA 搜索速度最快,大约在 20 代之内即可获得较好值,而 ETGA 搜索速度较慢。对于维数稍高的 Knap-60、Knap-100 及 Knap-200,参与比较的三种算法完全陷入局部搜索状态,并且在 150 代内均不能获较好值,而算法 CSIGA 对于问题 Knap-60、Knap-100 在 50 代内即可获较好值,对于 Knap-200 在 100 代左右即可获较好值。

表 3 四种算法对每测试问题独立执行 30 次所获统计特征值比较

问题	最优值	算法	MAX	MIN	AvObj	AvVar	Ada	Acc	AvTime
Knap-17	71	ETGA	71	27	71	0.000	0.029	0.000	0.288
		RIGA	71	25	71	0.000	0.020	0.000	0.301
		ISGA	71	42	71	0.000	0.021	0.000	0.491
		CSIGA	71	34	71	0.000	0.006	0.000	0.283
Knap-60	1 563	ETGA	549	506	528	29 452.6	1.979E+008	1.979E+008	0.686
		RIGA	612	301	352	57 735.2	1.979E+008	1.979E+008	1.039
		ISGA	1 538	989	1 485	74.240	1.979E+008	0.047	0.876
		CSIGA	1 563	959	1 563	0.000	0.027	0.000	0.889
Knap-100	2 660	ETGA	1 253	968	1 037	78 536.5	1.979E+008	1.979E+008	1.132
		RIGA	925	426	7 360	424 276	1.979E+008	1.979E+008	1.731
		ISGA	2 581	1 993	2 570	2 575.56	1.979E+008	0.137	1.879
		CSIGA	2 655	1 771	2 654	7.712	0.079	0.004	1.651
Knap-200	6 306	ETGA	1 263	724	925	469 121	1.979E+008	1.979E+008	2.335
		RIGA	1 784	749	856	1.4E+006	1.979E+008	1.979E+008	3.673
		ISGA	4 914	4 323	4 871	25 796.5	1.979E+008	2.433	2.961
		CSIGA	5 157	3 432	5 156	74.262	0.999	0.673	3.322

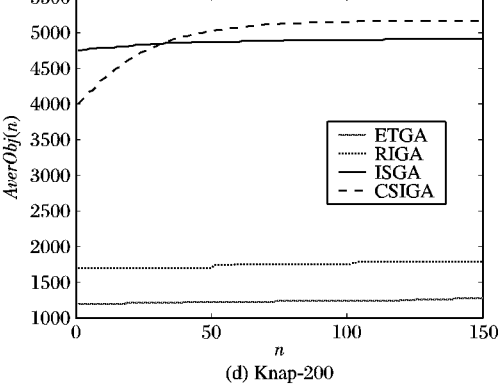
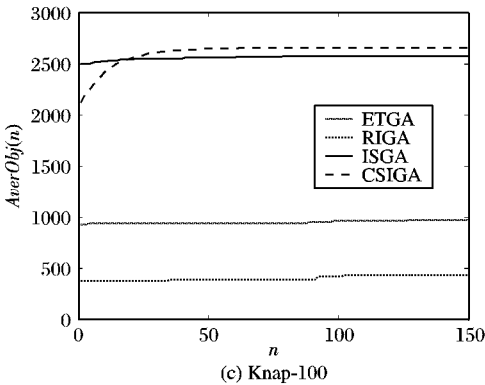
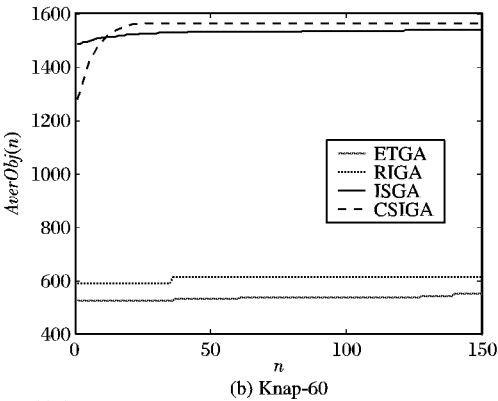
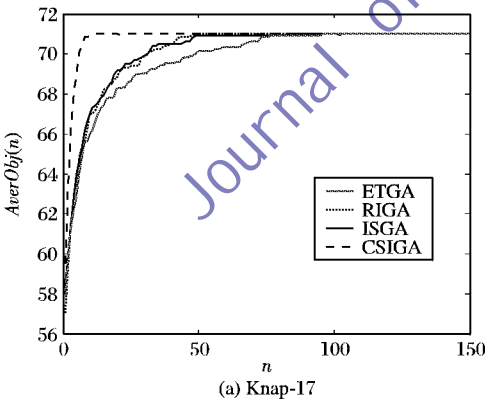


图 2 四种算法对四个问题独立执行 30 次所获平均搜索性能比较

- [3] SOLEIMANI M, LIONHEART W R B, PEYTON A J, *et al.* A three dimensional inverse finite element method applied to experimental eddy current imaging data[J]. IEEE Transactions on Magnetism, 2006, 12(5): 1560–1567.
- [4] MEILLAND P, METZ M. Novel multiplexed eddy current array for surface crack detection on rough steel surface[EB/OL]. [2010-10-10]. <http://www.ndt.net/article/ecndt2006/doc/Tu.4.8.1.pdf>.
- [5] 贾慧明, 范弘, 张克, 等. 1100℃以上高温连铸板坯表面缺陷的模拟在线无损检测[J]. 钢铁研究学报, 1994, 6(1): 81–86.
- [6] 陈德智, 唐磊, 盛剑霓, 等. 由小波变换的模极大值快速重构信号[J]. 电子学报, 1998, 26(9): 82–85.
- [7] 周德强, 田贵云, 王海涛, 等. 小波变换在脉冲涡流检测信号中的应用[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(10): 115–117, 120.
- [8] SOPHIAN A, TIAN G Y, TAYLOR D, *et al.* A feature extraction technique based on principal component analysis for pulsed eddy current NDT[J]. NDT & E International, 2003, 36(1): 37–41.
- [9] YANG B F, LUO F L, HAN D. Research on edge identification of a defect using pulsed eddy current based on principal component analysis[J]. NDT & E International, 2007, 40(4): 294–299.
- [10] 王俊英, 朱目成. 基于小波变换的脉冲涡流信号降噪[J]. 制作业自动化, 2011, 33(4): 61–64.
- [11] 彭学文, 付跃文. 脉冲涡流检测信号的消噪处理[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(16): 3715–3719.
- [12] MA X, PEYTON A J. Feature detection and monitoring of eddy current imaging data by means of wavelet based singularity analysis[J]. NDT & E International, 2010, 43(8): 687–694.
- [13] 赵君, 刘卫国, 谭博. 永磁同步交流牵引系统准实时小波降噪研究[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(6): 926–932.
- [14] XIA R, MENG K, QIAN F. Online wavelet denoising via a moving window[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(9): 897–901.
- [15] 张力, 刘正熙. ARM 与 DSP 之间视频数据可靠传输的设计与实现[J]. 计算机应用, 2009, 29(S2): 198–200.
- [16] 仇洁婷, 陈儒军, 何展翔, 等. Linux2.6 内核下同步串行通信驱动的开发与应用[J]. 计算机应用, 2010, 30(3): 850–853.
- [17] 鲍可进, 姚成. 基于双核数字信号处理器的人脸识别门禁系统[J]. 计算机应用, 2010, 30(9): 2553–2555, 2558.
- [18] 蒋建春, 曾素华, 岑明. 一种基于异构双核处理器的嵌入式操作系统构架设计[J]. 计算机应用, 2008, 28(10): 2686–2689.
- [19] 周天一, 徐剑, 李海森, 等. 基于 OMAP3530 的声/光一体化成像系统[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9): 2115–2119.
- [20] 曾启明, 廖江海, 纪震. 基于 OMAP3530 的多参数监护仪设计[J]. 深圳大学学报: 理工版, 2010, 27(2): 247–252.
- [21] DAUBECHIES I. 小波十讲[M]. 李建平, 杨万年, 译. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- [22] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674–693.
- [23] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613–627.
- [24] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425–455.

(上接第848页)

6 结语

针对基本遗传算法求解高维背包问题易于陷入局部最优状态, 本文结合生物免疫系统的克隆选择原理, 提出一种克隆选择免疫遗传算法。通过不同高维的背包问题测试算法的性能, 统计分析结果表明, 本文算法对于求解高维背包问题凸显其优越性, 但算法执行效率有待提高, 接下来需进一步改进算法提高其执行效率, 降低算法计算复杂度。

参考文献:

- [1] LIU H Y, NIE S Z. Solving the 0-1 knapsack problem with polynomial-time quantum algorithm[C]// Proceedings of the Communications in Computer and Information Science. Berlin: Springer, 2012: 377–384.
- [2] 王娜, 向凤红, 毛剑琳. 改进的自适应遗传算法求解 0-1 背包问题[J]. 计算机应用, 2012, 32(6): 1682–1684.
- [3] 马炫, 刘庆. 求解多背包问题的人工鱼群算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(2): 469–471, 494.
- [4] SINGH R P. Solving 0-1 knapsack problem using genetic algorithms[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Communication Software and Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 591–595.
- [5] ZHONG Y H, NIE S Z. Polynomial-time quantum algorithms for the 0-1 knapsack problem[J]. Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, 2012, 4(5): 510–512.
- [6] 田建立, 晁学鹏. 求解 0-1 背包问题的混沌遗传算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 28(8): 2838–2839, 2879.
- [7] WANG R, GUO N, XIANG F H, *et al.* An improved quantum genetic algorithm with mutation and its application to 0-1 knapsack problem[C]// Proceedings of 2012 International Conference on Measurement, Information and Control. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 484–488.
- [8] BASU S K, BHATIA A K. A naive genetic approach for non-stationary constrained problems[J]. Soft Computing, 2006, 10(2): 152–162.
- [9] SIMOES A, COSTA E. Improving the genetic algorithm's performance when using transformation[C]// Proceedings of the Sixth International Conference on Neural Networks and Genetic Algorithms. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2003: 175–181.
- [10] SIMOES A, COSTA E. An immune system-based genetic algorithm to deal with dynamic environment: diversity and memory[C]// Proceedings of the Sixth International Conference on Neural Networks and Genetic Algorithms. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2003: 168–174.
- [11] 王则林, 吴志健. 格雷码混合遗传算法求解 0-1 背包问题[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2906–2908.
- [12] BORRADAILE G, HEERINGA B, WILFONG G. The knapsack problem with neighbour constraints[J]. Journal of Discrete Algorithms, 2012, 16: 224–235.
- [13] 王晓东. 计算机算法设计与分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [14] 钱淑渠, 武慧虹, 涂歆. 动态免疫优化算法及其在背包问题中的应用[J]. 计算机工程, 2011, 37(20): 216–218, 222.