

doi: 10.7690/bgzd.2015.11.002

模糊资源约束的飞机消耗件联合补充研究

张 帅¹, 糜玉林², 徐吉辉³, 孙 媛³(1. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东 烟台 264000; 2. 海军航空工程学院训练部, 山东 烟台 264000;
3. 海军航空工程学院科研部, 山东 烟台 264000)

摘要: 针对不确定环境下飞机消耗件联合补充的问题, 建立模糊资源约束的消耗件联合补充模型。以最小化费用为目标, 运用模糊数学规划, 将模糊约束模型转换为确定约束模型。为提高模型的求解速度和效果, 提出综合考虑种群特征、个体特征和种群进化阶段特征的改进自适应遗传算法, 并通过仿真实例, 对比分析模糊约束模型和确定约束模型的结果, 以及一般遗传算法和改进自适应遗传算法的性能。结果表明: 改进自适应遗传算法能保持种群多样性, 具有良好的收敛性, 算法搜索速度快, 寻优能力强, 其求解的精度和速度均优于一般遗传算法。

关键词: 消耗件; 联合补充问题; 模糊资源约束; 自适应遗传算法

中图分类号: TJ85 **文献标志码:** A

Research on Joint Replenishment Problem of Aircraft Consumable Items with Fuzzy Resource Constraint

Zhang Shuai¹, Mi Yulin², Xu Jihui³, Sun Yuan³(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264000, China;*
2. *Training Department, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264000, China;*
3. *Research & Development Department, Naval Aviation Engineering College, Yantai 264000, China*)

Abstract: To deal with the aircraft consumable items joint replenishment problem with fuzzy resource constraint, the consumable items joint replenishment model with fuzzy resource constraint was constructed. To minimize the cost as the target, the fuzzy constraint model was converted to deterministic constraint model by using of fuzzy mathematical programming. In order to improve the rate and effect of resolving the model, the improved adaptive genetic algorithm which took into account the population characteristics, the individual characteristics, and the population evolution characteristics, was proposed. Through simulation examples, the comparisons between the fuzzy constraint model and deterministic constraint model were made, and also the general genetic algorithm and the improved adaptive genetic algorithm. The results showed that the improved adaptive genetic algorithm could keep the population diversity and had good convergence. The algorithm had fast search and optimization capability, and its precision and speed of solving were superior to general genetic algorithm.

Keywords: consumable items; joint replenish problem; fuzzy resource constraint; adaptive genetic algorithm

0 引言

消耗件是飞机保障的基础资源, 消耗件供应是典型的多品种联合补充问题 (joint replenishment problem, JRP)。JRP 是指对从同一供应商处订购的多项物品进行联合订购, 以减少订购次数, 便于运输调度, 降低库存成本, 提高库存服务水平^[1]。JRP 研究基于其费用结构, 包括订购成本和库存持有成本 2 部分: 订购成本包括生产准备成本、订单处理成本和运输成本等; 库存持有成本是持有库存所产生的相关成本, 包括库房费用、税费和保险费等。固定订货成本由 2 部分组成: 1) 次要订购成本 s_i , 每次订购消耗件 i 时都会产生; 2) 主订购成本 S , 任何订购发生时均产生。因为主订购成本 S 的存在, 通过联合补货, 可以减少订购成本。 S 越高, 通过联合补货节约的费用会越多。这虽然会增加库存持

有成本, 但总成本将会降低。JRP 模型也都是在满足需求的基础上使总费用最小^[1]。

Arkin 等^[2]证明 JRP 问题是 NP 难题, 多项式时间内无法求解。Goyal^[3-4]、Belton^[5]、Silver^[6]运用启发式算法求解 JRP。基于 Silver 算法和 Goyal 算法, Kaspi 和 Rosenblatt^[7]提出了经典的 RAND 算法, 它是一种比其之前所有算法都更加优秀的非枚举算法。针对上述算法存在的计算复杂、扩展性差的问题, 学者们引入智能算法进行求解。Khouja 等^[8]提出了适于 JRP 求解的遗传算法, 仿真结果表明其与 RAND 性能相当, 但易于处理约束问题。Moon 等^[9]针对资金约束 JRP, 给出了 2 种有效的解决方法, 一是改进的 RAND 算法, 二是 GA 算法, 通过比较, 认为 GA 具有更好的实用性和扩展性。欧阳强国等^[10]提出了资金和存储能力约束下的 JRP 决策模型, 并

收稿日期: 2015-07-14; 修回日期: 2015-08-26

作者简介: 张 帅(1984—), 男, 江苏人, 博士, 从事装备保障理论与应用研究。

设计了一个自适应混合差分进化算法求解。实际保障工作环境具有不确定性，在其变动性较大时，需要建立不确定资源约束的 JRP 模型，并运用模糊数学规划将其转换为确定模型进行求解。李成严等^[11]用三角模糊数表示资金的不确定性，建立了模糊 JRP 模型，并采用修正的 GA 算法进行模型求解。李成严等^[12]针对不确定环境下的供应链库存优化问题，建立了多品种联合补充的模糊机会约束规划模型，并采用遗传算法对模型优化求解。王林等^[13]通过将库存成本和可变订购成本的模糊化，建立了运输条件约束下有数量折扣的模糊 JRP 模型，设计了模型求解的改进自适应混合差分进化算法。

针对飞机消耗件保障实际，笔者采用定周期策略建立模糊资源约束的随机型消耗件库存模型，并设计改进的自适应遗传算法进行模型求解。

1 模糊资源约束联合补充模型

1.1 模糊资源约束 JRP 模型

模型假设如下：消耗件需求率确定且已知；消耗件需求由库存满足，不允许缺货；没有数量折扣；订购提前期为零；在相等的时间间隔（基本订购周期）内补充消耗件，各项消耗件的补充周期是基本订购周期的整数倍数。模糊约束 JRP 模型对 n 项消耗件进行联合订购，在模糊资源约束下，确定最优的基本订购周期 T 和每项消耗件的基本订购周期倍数 k_i ，在满足需求的条件下使总成本最小。模糊约束 JRP 模型为

$$\min TC(T, K) = \frac{T}{2} \sum_{i=1}^n k_i D_i h_i + \left(S + \sum_{i=1}^n \frac{s_i}{k_i} \right) / T \quad (1)$$

模糊约束为：

$$\sum_{i=1}^n D_i k_i T g_i \leq \tilde{G} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n D_i k_i T b_i \leq \tilde{B} \quad (3)$$

式中： T 为基本补货间隔期， a ； S 为每次补货主要订购成本； TC 为所有备件项的年总成本； i 为消耗件项标志； n 为消耗件总项数； D_i 为消耗件项 i 的年均需求量，件/a； h_i 为消耗件项 i 的单位持有成本； s_i 为每次订购消耗件项 i 的次要订购成本； Q_i 为消耗件项 i 订购数量； T_i 为消耗件项 i 订购间隔期， a ； \tilde{G} 为模糊存储空间约束； \tilde{B} 为模糊资金约束。消耗件项 i 的订购周期 T_i 是基本订购周期 T 的 k_i 倍，即 $T_i = k_i T$ ，消耗件项 i 的订购数量 $Q_i = T_i D_i = T k_i D_i$ 。

1.2 模糊资源约束的处理

保障决策中，不确定资源约束一般可表示为 $[b-e, b+e]$ ，其中 b 为保障资源的最可能值， e 为弹性因子，表示保障资源的可能波动范围。根据模糊理论，将存储空间约束 \tilde{G} 和资金约束 \tilde{B} 用三角模糊数表示。

存储空间约束 \tilde{G} 三角模糊隶属度函数：

$$v(x) = \begin{cases} (x-b+e)/e, & b-e \leq x \leq b \\ (b+e-x)/e, & b \leq x \leq b+e \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

模糊存储空间约束如图 1 所示。

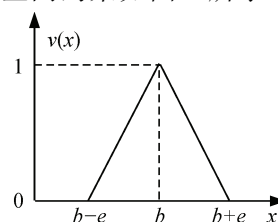


图 1 模糊存储空间约束

设 $T^1 = \tilde{G} / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i$ ， $T^2 = \tilde{B} / \sum_{i=1}^n D_i k_i b_i$ ，下面进一步确定 T^1 和 T^2 的值。

首先分析由模糊存储空间确定的 T^1 。设模糊存储空间为 x ，则 $T^1 = x / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i$ ， $x \in U$ ， U 为模糊集。令 $f(x) = x / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i$ ， $x \in U$ ， $f(x)$ 在 $[b-e, b+e]$ 区间的极大值点为 $\max f = (b+e) / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i$ ，极小值点为 $\min f = (b-e) / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i$ 。设 $f(x)$ 在 U 上的模糊极小集为 m_f ，则隶属函数为

$$m_f(x) = \frac{\max f - f(x)}{\max f - \min f} = \frac{b+e-x}{2e} \quad (5)$$

模糊判决集为

$$C_f = m_f \cap C = \begin{cases} \frac{x+e-b}{e}, & b-e < x \leq x_0 \\ \frac{b+e-x}{2e}, & x_0 < x \leq b+e \\ 0, & x \leq b-e \text{ or } x > b+e \end{cases} \quad (6)$$

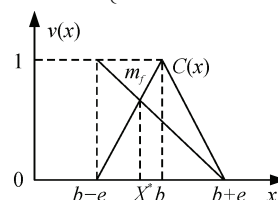


图 2 条件极小值点

遵循最大隶属度原则求 $x^* \in U$ ，使 $C_f(x^*) = \max \{C_f(x) | x \in U\}$ ，则 x^* 即为所求条件极值点， $f(x^*)$ 即为目标函数 $f(x)$ 在模糊约束条件 C 下的极值。

其中 x^* 为模糊极小集 m_f 与模糊约束条件 C 的交点, 如图 2 所示。

令 $m_f(x) = C(x)$, 则 $\frac{b+e-x}{2e} = \frac{x+e-b}{e}$, 从而有:

$$x^* = b - \frac{e}{3}; \quad (7)$$

$$T^1 = x^* / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i = \left(b - \frac{e}{3} \right) / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i. \quad (8)$$

模糊资金约束 \tilde{B} 三角模糊隶属度函数为

$$p(x) = \begin{cases} (x-a+d)/d, & a-d \leq x \leq a \\ (a+d-x)/e, & d \leq x \leq a+d \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

经过同样的分析过程, 可以得到模糊资金约束条件下

$$T^2 = x^* / \sum_{i=1}^n D_i k_i b_i = \left(a - \frac{d}{3} \right) / \sum_{i=1}^n D_i k_i b_i. \quad (10)$$

2 求解问题的改进自适应遗传算法

基于 Khouja 等^[8]、Moon 等^[9]的研究, 综合 Srinivas 等^[14]、Serkan 等^[15]、Jin Jiang 等^[16]、陈世哲等^[17]、张聪等^[18]关于自适应遗传算法的研究, 给出改进的自适应遗传算法(improved adaptive genetic algorithm, IAGA)求解模糊资源约束的 JRP 模型。

2.1 种群的编码、解码及可能的解空间

模型中变量包括基本订购周期 T 和周期乘子 $k_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。采用实数编码形式, 一个解 K 对应着一个实数向量 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 并采取如下编码转换形式:

$$k_i = k_i^{LB} + \left\lfloor \left(k_i^{UB} - k_i^{LB} + 1 \right) \times x_i \right\rfloor. \quad (11)$$

式中: $\lfloor A \rfloor$ 是向下取整符号; 整数 k_i^{UB} 和整数 k_i^{LB} 分别是 k_i 的上下界。采用 Goyal 方法确定上下界:

$$k_i^{LB} (k_i^{LB} - 1) \leq \frac{2s_i}{D_i h_i T_{\max}^2} \leq k_i^{LB} (k_i^{LB} + 1); \quad (12)$$

$$k_i^{UB} (k_i^{UB} - 1) \leq \frac{2s_i}{D_i h_i T_{\min}^2} \leq k_i^{UB} (k_i^{UB} + 1). \quad (13)$$

式中 T_{\max} 和 T_{\min} 定义为:

$$T_{\min} = \min \left\{ \sqrt{2s_i / \sum_{i=1}^n D_i h_i} \mid \forall i \right\}; \quad (14)$$

$$T_{\max} = \sqrt{2 \left(S + \sum_{i=1}^n s_i \right) / \sum_{i=1}^n D_i h_i}. \quad (15)$$

当 K 确定时, 可以确定 T 的值。

对公式 (1) 关于 T 求导, 并令其等于零得

$$T^0 = \sqrt{\left(S + \sum_{i=1}^n \frac{s_i}{k_i} \right) / \left(\sum_{i=1}^n \frac{D_i k_i h_i}{2} \right)}. \quad (16)$$

对于约束条件, 可以分别得到由其确定的时间 T^1 和 T^2 :

$$T^1 = G / \sum_{i=1}^n D_i k_i g_i; \quad (17)$$

$$T^2 = B / \sum_{i=1}^n D_i k_i b_i. \quad (18)$$

TC 最小时 T 值^[8]为

$$T^*(K) = \min \{ T^0, T^1, T^2 \}. \quad (19)$$

2.2 初始种群

随机产生初始种群, 在区间 $[k_i^{LB}, k_i^{UB}]$ 内随机生成基因值 x_i , x_i 与实际值 k_i 的对应关系见公式 (11)。 $x=(x_1 x_2 \dots x_n)$ 构成种群的一个染色体(个体)。重复染色体生成过程, 直至达到种群规模。

2.3 适应度函数

模糊资源约束 JRP 模型中, 目标函数值为最小, 需要对其进行修正, 令下式为个体 j 的适应度函数:

$$f_j^t = TC_{\max} - TC_j^t. \quad (20)$$

式中: f_j^t 为第 t 代种群中个体 j 的适应度值; TC_j^t 为第 t 代种群中个体 j 的总费用; TC_{\max} 为到第 t 代种群为止个体的最大费用。

2.4 选择

经典的轮盘赌选择误差较大, 这里采用更好的竞争选择方法。竞争选择基于轮盘赌方法, 先计算出种群中个体的选择概率, 然后运用轮盘赌方法从种群中选取 r 个个体(取 $r=2$)竞争, 选择最好的个体进入新种群, 直至新种群个体数达到种群规模。

2.5 交叉和变异

交叉和变异是最重要的遗传操作。实验证明, 单点交叉具有与其他交叉相当的性能, 却需要更少的计算时间^[19]; 因此, 笔者采用单点交叉, 并采用自适应交叉和变异。其基本思想为: 进化初期, 种群多样性大, 赋予高适应度个体较小的交叉率和变异率, 使其不被破坏, 保持高阶模式较强的生存能力; 赋予低适应度个体较高的交叉率和变异率, 增加新模式和新个体产生的机会, 有利于全局搜索。随着进化, 种群逐渐收敛, 种群适应度提高, 此时, 增加高适应度个体交叉率, 使其优良基因可以遗传到下一代, 同时, 增加高适应度个体的变异率, 降低陷入局部最优的可能; 对于低适应度个体, 降低其交叉率, 使种群收敛, 同时, 保持其较高的变异率, 以产生新个体, 淘汰较低适应度个体。基于上述思想, 建立自适应遗传算法模型:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(f' - f_{avg})}{(f_{max} - f_{avg})} \left[P_{c2} - P_{c0} \cdot \sin\left(\frac{(t + \mu) \cdot \pi}{(T + \mu) \cdot 2}\right) \right] & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} + P_{c0} \cdot \frac{(f' - f_{avg})}{(f_{max} - f_{avg})} \sin\left(\frac{(t + \mu) \cdot \pi}{(T + \mu) \cdot 2}\right) & f' < f_{avg} \end{cases}; \quad (21)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(f - f_{avg})}{(f_{max} - f_{avg})} \left[P_{m2} - P_{m0} \cdot \sin\left(\frac{(t + \mu) \cdot \pi}{(T + \mu) \cdot 2}\right) \right] & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases}. \quad (22)$$

式中： t 为种群当前进化代数； T 为种群进化的总代数； f' 为参与交叉操作的父代个体中具有较大适应度个体的适应值； f_{avg} 为种群的平均适应度； μ 为种群进化阶段影响的调节系数， $P_{c1}=0.9$ ， $P_{c2}=0.3$ ， $P_{c0}=0.1$ ， $P_{m1}=0.5$ ， $P_{m2}=0.3$ ， $P_{m0}=0.1$ 。

交叉和变异操作后，采取精英保留策略，如果第 t 代群体的最优个体次于第 $(t-1)$ 代群体中的最优个体，则用第 $(t-1)$ 代群体中的最优个体替换第 t 代群体中的最差个体，确保历史最优个体不被“破坏”，

表 1 基本数据

Items	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Di	10 000	8 000	5 000	3 000	2 000	1 500	1 200	1 000	1 000	800	700	500	300	300	200
Si	42	42	44	45	47	47	48	48	50	50	51	52	52	54	55
Hi	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Bi	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25
Gi	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8

因为有 15 项消耗件，设置染色体长度为 15，种群规模为 30。IAGA 算法中，自适应控制参数 $P_{c1}=0.9$ ， $P_{c2}=0.3$ ， $P_{c0}=0.1$ ， $P_{m1}=0.5$ ， $P_{m2}=0.3$ ， $P_{m0}=0.1$ ， $u=50$ 。SGA 算法中，交叉率 $P_c=0.8$ ，变异率 $P_m=0.4$ 。

首先按照确定型模型进行处理，运行 100 次，仿真得到运行结果，如表 2 所示。

表 2 运行结果

算法	最优解次数	劣解次数	劣解最大值	最优解	寻优成功率/%
确定 SGA	97	3	7 512.368	7 512.321	97
确定 IAGA	100	0	—	7 512.321	100
模糊 SGA	99	1	7 745.633	7 745.574	99
模糊 IAGA	100	0	—	7 745.574	100

确定模型最优结果： $T=0.159\ 645$ ， $K=[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 3\ 4\ 4\ 4]$ ， $TC=7\ 512.321$ 。模糊模型最优结果： $T=0.129\ 343$ ， $K=[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 3\ 4\ 4\ 4]$ ， $TC=7\ 745.574$ 。从仿真结果可以看出，确定模型和模糊模型最优解相差 233.253。

因此，在环境不确定性较大时，需要采用模糊模型以得到更精确的解。对于 SGA 算法和 IAGA 算法，在确定模型和模糊模型中，IAGA 算法在 100 次仿真中均可以求得最优解；SGA 算法在确定模型

保证种群优化收敛^[19]。

2.6 控制参数的选取

主要参数包括染色体长度 L 、种群规模 m 、交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 等。由于是实数编码，染色体长度 L 取决于问题中变量个数；种群规模一般为 20~200，与染色体长度之比保持在 1.5×10^{-9} 以上为宜；交叉概率 p_c 一般取值为 0.4~1.0；变异概率一般取值为 0.000 1~0.1，或 1/染色体长度。对交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 采取自适应控制策略。

将上述改进自适应遗传算法简称为 IAGA 算法；设定上述遗传算法中，交叉率和变异率为固定值，则称为一般遗传算法 (standard genetic algorithm, SGA)。结合模糊资源约束联合补货模型，进行应用分析。

3 应用分析

有 15 项消耗件联合补充，主订购成本 $S=200$ ，每个补充周期可用模糊资金 [35 000, 45 000]，模糊存储空间 [40 000, 60 000]，各项其他数据如表 1。

中 97 次求得最优解，在模糊模型中 99 次求得最优解，但是，劣解与最优解仅分别相差 0.047 和 0.059。2 种模型进化迭代过程如图 3 所示。

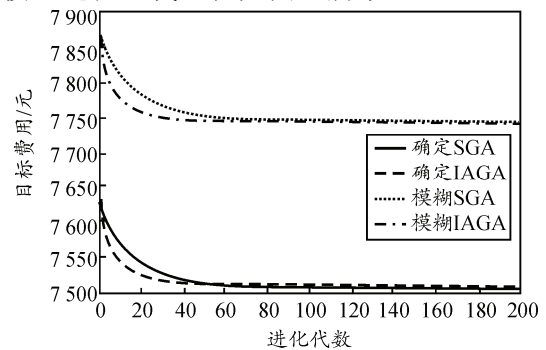


图 3 确定型和模糊型运行结果

从确定型和模糊型遗传算法迭代过程可以看出，IAGA 算法求解的精度和速度均优于 SGA 算法。IAGA 算法平均进化到 45 代时可以求得最优解，SGA 算法平均进化到 80 代左右时求得最优解。

由图 4 知：在确定模型和模糊模型中，SGA 算法和 IAGA 算法的最大适应度和平均适应度均保持一定的差距，说明在确定模型和模糊模型下，2 种算法均保持一定的种群多样性；但是 SGA 算法中最

大适应度和平均适应度之差远大于 IAGA 算法中最大适应度和平均适应度之差,说明 SGA 算法收敛性差,局部搜索效果不佳。

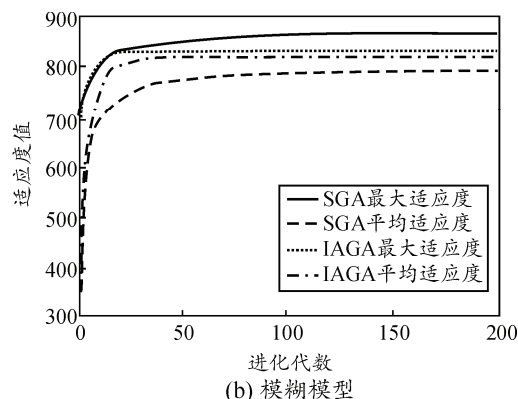
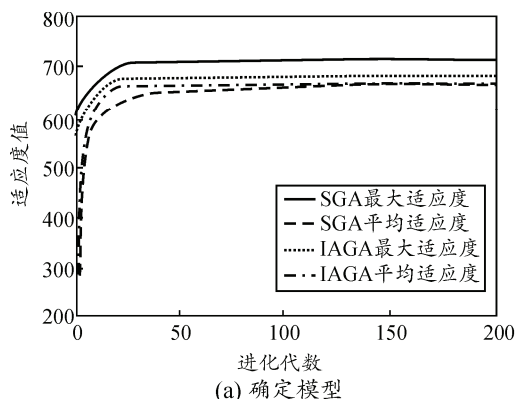


图 4 确定模型和模糊模型的种群多样性

由图 3 和图 4 的分析可知: IAGA 算法既能保持一定的种群多样性,又具有较好的收敛性,算法寻优速度快,兼具稳定性和多样性,优于 SGA 算法。

4 结论

在飞机消耗件供应保障中,当保障环境不确定性较大时,运用确定型资源约束联合补货模型具有较大的误差,这时,需要运用模糊资源约束联合补充模型进行处理。在求解模型时,采用综合考虑种群特征、个体特征和种群进化阶段特征的改进自适应遗传算法既能保持种群多样性,又具有良好的收敛性,算法搜索速度快,寻优能力强。所建模型和算法对于提高飞机消耗件供应保障具有积极意义。

参考文献:

[1] Aksoy Y, Erenguc S S. Multi-item inventory models with coordinated replenishments: A survey[J]. International Journal of Operations and Production Management, 1988, 8(1): 63-73.

[2] Arkin R, Joneja D, Roundy R. Computational complexity of uncapacitated multi-echelon production planning problems[J]. Operations Research Letters, 1989, 8(2): 61-66.

[3] Goyal S K. Optimum ordering policy for a multi-item single supplier system[J]. Operational Research Quarterly, 1974, 25(1): 293-298.

[4] Goyal S K. Determination of optimum packaging frequency of jointly replenished items[J]. Management Science, 1984, 21(2): 436-443.

[5] Goyal S K, Belton A S. On a simple method of determining order quantities in joint replenishment under deterministic demand[J]. Management Science, 1979, 25(3): 604.

[6] Silver E A. A simple method of determining order quantities in joint replenishments under deterministic demand[J]. Management Science, 1976, 23(6): 1351-1361.

[7] Kaspi M, Rosenblatt M J. On the economic ordering quantity for jointly replenishment items[J]. International Journal of Production Research, 1991, 29(1): 107-114.

[8] Khouja M, Michalewicz M, Satoskar S. A comparison between genetic algorithms and the RAND method for

solving the joint replenishment problem[J]. Production Planning and Control, 2000, 11(6): 556-564.

[9] Moon I K., Cha B C. The joint replenishment problem with resource restriction[J]. European Journal of Operational Research, 2006(173): 190-198.

[10] 欧阳强国, 王林, 王道平, 等. 资金和存储能力约束下基于改进差分进化算法的联合采购模型研究[J]. 管理学报, 2010, 7(6): 879-884.

[11] 李成严, 徐晓飞, 战德臣. 模糊资源约束的联合补充问题[J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(1): 113-117.

[12] 李成严, 林英丽, 赵绍航. 供应链库存的模糊机会约束规划模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(17): 241-244.

[13] 王林, 瞿慧, 陈晓溪, 等. 基于差分进化算法的运输容量约束下有数量折扣的模糊联合补货模型研究[J]. 管理学报, 2014, 11(10): 1507-1513.

[14] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1994, 24(4): 656-667.

[15] Serkan Bdkiroglu, Tayfun Dede, Yusuf Ayvaz. Implementation of different encoding types on structural optimization based on adaptive genetic algorithm[J]. Finite Elements in Analysis and Design, 2009, 45(11): 826-835.

[16] Jin Jiang, Ting Jiang, Shijun Zhai. A novel recognition system for human activity based on wavelet packet and support vector machine optimized by improved adaptive genetic algorithm[J]. Physical Communication, 2014, 13: 211-220.

[17] 陈世哲, 刘国栋, 浦欣, 等. 基于优势遗传的自适应遗传算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(7): 1021-1024.

[18] 张聪, 许晓慧, 孙海顺, 等. 基于自适应遗传算法的规模化电动汽车智能充电策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(14): 19-24.

[19] L. De Giovanni, Pezzella F. An improved genetic algorithm for the distributed and flexible job-shop scheduling problem[J]. European Journal Operation Research, 2010, 200(2): 395-408.