

文章编号:1003 - 207(2009)06 - 0098 - 06

# 基于改进粒子群优化方法的供应商优选与 订货量分配模型

王 林, 陈 璨, 张金隆, 易 觉

(华中科技大学管理学院, 湖北 武汉 430074)

**摘 要:**研究了随机性需求环境下的供应商优选与订货量分配问题,构建了以质量、成本、交货期 3 个准则为目标函数、以其他目标为约束条件的多目标随机约束规划模型;借助于加权法和罚函数法,将多目标随机约束规划模型转化为单目标优化模型;进而设计了带惯性因子和收缩因子的粒子群优化求解算法对所建模型进行求解,并与常用的遗传算法求解方法进行对比分析,实例验证了粒子群优化算法解决此类优化问题的可行性和有效性。

**关键词:**多产品采购;供应商选择;订货量分配;随机需求;粒子群优化算法

**中图分类号:**F273 **文献标识码:**A

## 1 引言

科学的选择供应商是企业打造高效率的供应链的重要环节,选择正确与否不但直接关系到采购成本的高低,而且将对企业的产品成本、柔性以及竞争能力产生重要的影响。科学合理地选择供应商和分配采购量,对企业具有极为重要的现实意义<sup>[1]</sup>。目前,众多学者针对供应商选择问题已开展了大量卓有成效的研究,对于首先要解决的供应商选择指标问题,在文献综述<sup>[2]</sup>中作者分析了不同学者采用的评价指标,如文献<sup>[3]</sup>选择质量、成本、交付、服务和环境因素作为评价指标,文献<sup>[4]</sup>选择质量、交付、管理与组织因素作为评价指标,文献<sup>[5]</sup>选择成本、服务、质量和风险作为评价指标。其中质量是大家关注的重点之一,关于质量准则,文献<sup>[3]</sup>采用原材料拒绝接受率、是否通过 ISO9001 认证、质量系统产出和质量改进等指标;文献<sup>[4]</sup>采用生产设备情况、质量管理关注度、质量系统产出和质量改进等指标进行描述;文献<sup>[5]</sup>采用了产品退货率、由不合格品导致的生产提前期的增加值和质量问题补救能力进行描述。

同时,不少学者针对具体应用背景进行了研究,如文献<sup>[6]</sup>建立了一个综合模型来确定供应商选择

和订货量分配问题,但仅是一个单目标决策模型;文献<sup>[7]</sup>研究了典型的订货量分配问题,但没有考虑到随机需求的情况;文献<sup>[8]</sup>研究的是模糊多目标供应商选择及其供应额度分配问题,但也并没有考虑随机需求和价格折扣情况;文献<sup>[9]</sup>采用列生成算法求解大型钢铁企业原材料采购模型,仍然没有考虑随机需求;文献<sup>[10]</sup>研究的是多阶段多产品的供应量分配问题,但仅适用于确定性需求下的单目标决策问题;文献<sup>[11]</sup>研究的是随机性需求和价格折扣下的多产品订货量分配问题,并采用模糊理论将多目标问题转化为单目标优化问题,但是求解过程过于复杂,且模糊隶属度函数的确定主要依靠经验。本文针对现有文献研究的不足,在随机性需求环境下研究单阶段、多产品和多目标的供应商选择及其订货量的分配问题,构建了以质量、成本、交货期 3 个准则和其他目标为约束条件的多目标随机约束规划模型,并采用加权法、罚函数法,将多目标随机约束规划模型转化为单目标优化模型。

因为考虑到需求的随机性,模型求解变得比较复杂,寻找近似最优解成为一项令人头痛的工作,而传统方法又存在自身难以克服缺陷:(1)枚举法:当枚举空间较大时,算法效率较低,有时甚至在目前先进计算工具上仍无法求解;(2)常规的启发式算法:对每个问题必须找出特有的启发式规则,难度高且无通用性;(3)搜索算法:此方法不一定能够得到问题的最优解,而且要借助一些启发知识,才可在近似解的质量和效率之间达到平衡。虽然也有学者采用

收稿日期:2008 - 10 - 20;修订日期:2009 - 11 - 02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70801030)

作者简介:王林(1974 - ),男(汉族),湖北枣阳人,华中科技大学管理学院,副教授,博士,研究方向:采购与供应管理、智能优化算法。

遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 进行求解<sup>[12]</sup>,但 GA 复杂的进化操作使其计算费用随着问题规模的扩大和复杂度的提高呈指数级增长,并且算法搜索后期容易出现收敛停滞现象。因此,迫切需要寻求一种能够以有限代价来解决搜索和优化的通用方法,从而突破此类复杂优化问题的瓶颈。而粒子群优化算法 (Particles Swarm Optimization Algorithm,PSOA) 是一种基于群体智能方法的演化计算技术,最大优点在于稳定可靠、适应性强、能在可行的时间内以较大的概率获得问题的最优解或近似解<sup>[13]</sup>。相比较遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和 Tabu 搜索算法<sup>[14]</sup>,PSOA 操作简单、易于实现且收敛速度快,短短几年时间理论不断成熟并在诸多领域得到广泛应用<sup>[15,16]</sup>。尽管 PSOA 具有诸多优点,但与其他全局优化算法一样,PSOA 也存在早熟收敛问题。为克服此缺点,本文设计了带惯性因子和收缩因子的 PSOA 对所建模型进行求解,并与另外一种有效的优化算法—GA 进行对比分析,进而验证了 PSOA 应用于此类问题的稳定可靠性以及效率。

## 2 问题描述与模型构建

### 2.1 符号含义和模型构建

某单位计划向  $n$  个供应商采购  $m$  种产品,采购的所有同种产品都采用事先规定的同一价格。本文中假设采购需求服从正态分布,在每个供应商能够供应的品种范围内可同时向其采购多种产品;假设由供应商负责运费,所以不考虑运输成本;又因为是单阶段采购,故不考虑库存成本。模型构建中需要用到符号如下:

- $i$ : 供应商序号,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;
- $j$ : 不同种类产品序号,  $j = 1, 2, \dots, m$ ;
- $x_{ij}$ : 向供应商  $i$  订购产品  $j$  的数量 (决策变量);
- $D_j$ : 计划期内产品  $j$  的总需求,服从正态分布  $N \sim (\mu_j, \sigma_j^2)$ ;
- $n$ : 可供选择的供应商数量;
- $cp_{ij}$ : 从供应商  $i$  处采购产品  $j$  的单价;
- $q_{ij}$ : 供应商  $i$  交货的产品  $j$  中废品率;
- $d_{ij}$ : 供应商  $i$  交货产品  $j$  中延迟交货产品百分比;
- $u_{ij}$ : 供应商  $i$  能供应产品  $j$  的最大数量;
- $s_{ij}$ : 第  $i$  个供应商针对产品  $j$  所提供的售后服务水平,以兑现售后服务的项目数占合同规定的总服务项目数的百分比表示;

- $s_j$ : 采购商针对产品  $j$  所要求的最低售后服务水平;
- $f_{ij}$ : 供应商  $i$  针对产品  $j$  的供应配额柔性;
- $f_j$ : 采购商针对产品  $j$  所要求的最低配额柔性;
- $g_{ij}$ : 供应商  $i$  针对产品  $j$  所获得的评价等级;
- $g_j$ : 采购商要求供应商产品  $j$  所具备的最低评价等级;
- $co_i$ : 供应商  $i$  的订货成本;
- $A_i$ : 取值为 0 或 1 的变量,若  $x_{ij} > 0$ , 则  $A_i = 1$ ;
- $\alpha$ : 限制机会约束条件成立的概率大小的置信水平。

本研究中,因为需求为随机需求,为防止求解过程过于复杂导致模型的实用性和可操作性变差,针对质量准则,我们要求废品率最低,同时在约束条件中要求供应的产品满足一定的评价等级。因此,针对提出的供应商选择及其采购量问题,以质量、成本、交货期三个准则为目标函数,以其他目标为约束条件,可构建多目标随机约束规划模型如下:

$$\min\{ Z_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m cp_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^n A_i co_i \} \quad (1)$$

$$\min\{ Z_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m q_{ij} x_{ij} \} \quad (2)$$

$$\min\{ Z_3 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{ij} x_{ij} \} \quad (3)$$

$$s. t. \begin{cases} pr\{ \sum_{i=1}^n x_{ij} \leq D_j \} \\ pr\{ \sum_{i=1}^n f_{ij} x_{ij} \leq f_j D_j \} \\ pr\{ \sum_{i=1}^n g_{ij} x_{ij} \leq g_j D_j \} \\ pr\{ \sum_{i=1}^n s_{ij} x_{ij} \leq s_j D_j \} \end{cases} \quad (4)$$

$$s. t. 0 \leq x_{ij} \leq u_{ij}, x_{ij} \text{ 为整数} \quad (5)$$

其中式 (1) 表示产品采购费用最小化 (包括货款和订货费) 目标,式 (2) 表示采购产品中的废品数量最小化目标,式 (3) 表示采购产品中延迟交货的数量最小化目标,式 (4) 表示供应商需要满足的产品需求、柔性配额需求、评价等级和售后服务要求的四个机会约束,  $pr\{ \cdot \}$  表示  $\{ \cdot \}$  中事件以置信水平成立的概率;式 (5) 表示每个供应商针对产品  $j$  的供应能力上限约束。

### 2.2 模型不确定性的处理

模型中假设需求是服从正态分布的随机变量,机会约束式 (4) 中含有  $D_j$ , 一种有效处理机会约束

的方法是把机会约束根据事先给定的置信水平转化为它们各自的等价类,采用此方法把 2.1 部分给出的多目标随机规划模型中的机会约束转化为式(6):

$$s.t. \begin{cases} x_{ij} & u_j + \Phi^{-1}(\alpha_j) \\ f_{ij} x_{ij} & f_j(u_j + \Phi^{-1}(\alpha_j)) \\ g_{ij} x_{ij} & g_j(u_j + \Phi^{-1}(\alpha_j)) \\ s_{ij} x_{ij} & s_j(u_j + \Phi^{-1}(\alpha_j)) \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt$ ,  $\Phi^{-1}(\alpha) = C$  是其反函数。

### 3 模型求解方法设计

#### 3.1 模型约束条件的处理

处理约束问题应用最广泛的一种方法就是罚函数法,其思想是通过序列无约束最小化技术,将其转化为一组无约束优化问题进行求解。具体方法是在目标函数中加上一个能够反映点是否满足约束的惩罚项,从而构成一个新的广义目标函数,进而在惩罚项的作用下找到问题的最优解,常用的广义目标函数构造形式如下:

$$F(x) = f(x) + h(k) H(x)$$

其中:  $f(x)$  表示原目标函数;  $h(k)$  表示惩罚力度,  $H(x)$  为惩罚因子。本文采用多段映射函数罚函数法,即令:

$$H(x) = \sum_{i=1}^m (q_i(x)) q_i(x)^{r(q_i(x))}, h(k) \text{ 可设置为动态调整的数值,这里设 } h(k) = 1.$$

其中,  $q_i(x) = \max\{0, g_i(x)\}$  表示解对约束的违背程度;  $(q_i(x))$  是一个多段映射函数,  $r(q_i(x))$  表示惩罚函数的强度,  $g_i(x)$  表示约束条件,且将全部约束条件改写成:

$$g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m.$$

其中罚函数中  $r(\cdot)$ ,  $(\cdot)$  如下:

$$r(q_i(x)) = \begin{cases} 2, & q_i(x) < 1000 \\ 3, & q_i(x) \geq 1000 \end{cases} \quad (7)$$

$$(q_i(x)) = \begin{cases} 100, & q_i(x) < 10 \\ 200, & 10 \leq q_i(x) < 100 \\ 1000, & 100 \leq q_i(x) < 1000 \\ 3000, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

由此可得广义的目标函数如下:

$$\min\{ Z_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m cp_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^n A_i c_{oi} + \sum_{t=1}^m (q_t(x)) q_t(x)^{r(q_t(x))} \} \quad (9)$$

$$\min\{ Z_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m q_{ij} x_{ij} + \sum_{t=1}^m (q_t(x)) q_t(x)^{r(q_t(x))} \} \quad (10)$$

$$\min\{ Z_3 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{ij} x_{ij} + \sum_{t=1}^m (q_t(x)) q_t(x)^{r(q_t(x))} \} \quad (11)$$

#### 3.2 面向多目标随机约束模型求解的 PSOA

PSO 初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。每次迭代,粒子通过跟踪粒子本身所找到的最优解  $P_{best}$  和群体找到的最优解  $P_g$  来更新自己。本文提出了带惯性因子和收缩因子的改进 PSO 算法用于模型求解,算法先在决策变量空间初始化一个粒子群,通过转化后的单目标优化问题中的目标函数来指导粒子在决策变量空间中的飞行。具体通过以下方式实现:

首先,用加权法得到单目标优化函数,即令:

$$F(x) = \sum_{i=1}^k w_i f_i(x), \text{ 其中 } w_i (i = 1, \dots, k) \text{ 是目标 } f_i(x) \text{ 的非负权重系数,且 } \sum_{i=1}^k w_i = 1.$$

$F(x)$  通常称为新的效用函数用,这个单目标优化问题中的效用函数,找到每个粒子全局极值  $g_{best}$  和个体极值  $p_{best}[j]$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ );

其次,利用带惯性因子和收缩因子的 PSOA 对粒子的位置进行更新,惯性因子的引入可提高算法收敛的速度,收缩因子的引入可提高算法获得最优解的概率,改进的 PSOA 位置更新方程为:

$$v_{in}^{k+1} = k[ v_{in}^k + c_1 \times rand(\cdot) (pbest_{in}^k - x_{in}^k) + c_2 \times rand(\cdot) (gbest_{in}^k - x_{in}^k) ] \quad (12)$$

$$k = \frac{2}{|2 - c_1 - c_2| \sqrt{2 - 4|c_1 + c_2|}} = c_1 + c_2, > 4 \quad (13)$$

$$x_{in}^{k+1} = x_{in}^k + v_{in}^k \quad (14)$$

其中:  $rand(\cdot)$  为  $[0, 1]$  随机数,  $c_1$  和  $c_2$  为加速因子,通常可设  $c_1 = c_2 = 2.05$ ,  $k = c_1 + c_2 = 4.1$ , 则  $k$  由式(13)计算得 0.7298。

### 4 应用实例分析

#### 4.1 问题描述

某采购商计划向 7 个供应商采购 6 种产品,采购商对每种产品的采购量是随机的,且服从正态分布,在每个供应商能够供应的品种范围内可同时向其采购多种产品;7 个供应商都可提供 1~3 种产品,表明每个供应商能够供应产品种类的范围以及供货能力与服务水平的参数值如表 1 所示。其中: $cp_{ij}$ 为公司在与供应商签订合同时候确定的协议价格; $d_{ij}$ 和 $q_{ij}$ 来自前 2 年的产品交付统计数据的平均值; $f_{ij}$ 可用供应商内部挖潜或使用外部资源的情况下,供应量能够向上浮动的最大百分比表示,由企业

采购管理人员综合权衡后设定; $g_{ij}$ 来自第三方机构评价数据; $s_{ij}$ 以上一年供应商兑现售后服务的项目数占合同规定的总服务项目数的百分比表示; $u_{ij}$ 来自供应商的承诺,同时经过采购管理人员对供应商的综合实力进行评估后确定; $co_i$ 由企业管理人员参考前 2 年的历史数据并考虑最新的变动成本综合得出。

反映采购商对供应商供货能力与服务水平基本要求的参数值如表 2 所示,现在需要按上述给定条件选出每种产品的供应商及其各自的最优订货量。

表 1 各供应商供货能力与服务水平的参数值

产品	供应商	$cp_{ij} /$	$d_{ij} / \%$	$q_{ij} / \%$	$f_{ij} / \%$	$g_{ij} / \%$	$s_{ij} / \%$	$u_{ij} / 件$	$co_i /$
1	1	5.0	18	4	2	88	92	3000	1200
	2	5.1	9	2	1	90	92	5000	2000
	3	5.1	0	6	3	95	94	6000	1800
2	4	2.2	2	3	3	92	96	3000	1000
	5	2.1	10	4	2	94	92	4000	1500
3	3	2.5	10	3	4	95	92	5000	1800
	5	2.5	5	5	6	91	94	3000	1500
4	3	4.3	0	4	2	94	90	6000	1800
	6	4.1	12	4	4	90	94	5000	1200
5	4	1.6	2	3	3	94	97	5000	1000
	5	1.4	10	7	2	89	94	4000	1500
6	1	1.5	0	2	5	90	95	2000	1000
	2	1.5	9	5	3	92	94	5000	2000
	6	1.6	12	3	4	90	92	3000	1200
	7	1.4	5	2	2	95	92	6000	1000

表 2 对各供应商分品种供货能力与服务水平基本要求的参数值

产品	$f_i / \%$	$g_i / \%$	$s_i / \%$	$u_i / 件$	$v_i / 件$	$\alpha_i$	$\beta_i (a)$
1	2	92	92	6000	1000	0.9	1.28
2	2	92	94	3000	800	0.9	1.28
3	5	92	93	4500	800	0.9	1.28
4	4	93	93	7000	100	0.9	1.28
5	3	90	95	6000	1200	0.9	1.28
6	3	92	93	6000	850	0.9	1.28

### 4.2 优化结果分析

传统目标加权法在形成单一的效用函数时,往往采用一组固定的权重系数,为了找到合理的 Pareto 最优解,需要足够的先验信息来确定最佳权重系数。然而,这种先验知识往往非常缺乏,而权重系数直接影响着优化结果的优劣。为了减少传统目标加权法中固定权重系数对优化结果的不利影响,许多算法采用调整权重系数的方法,如著名的“Bang-Bang”加权算法、动态加权法等,在此实例中将选择 10 组权重进行计算,更详细的权重系数选择方法将另文讨论。通过目标加权可得到新的效用函数如式 (27):

$$\min\{Z = w_1 \times Z_1 + w_2 \times Z_2 + w_3 \times Z_3\} \quad (27)$$

另外,GA 同样也是一种有效的启发式算法,本文取 GA 与 PSO 就以上不确定多目标约束模型的优化进行对比分析。具体参数设置如下:(1) GA:以 Z 作为 GA 适应度函数,种群规模为 50,迭代 100 次,交叉概率为 0.6,变异概率 0.02,选择机制采用轮盘赌;(2) PSO:以 Z 作为 PSO 适应度函数, $c_1 = c_2 = 2.05$ , $x = 0.73$ , $V_{max} = 15$ ,从 0.9 逐渐减小至 0.4,粒子群规模为 50,迭代 100 次。各组权重下的计算结果如表 3 所示。

表3 权重的选取与 PSO 与 GA 优化结果比较表

组号	权重			Z	
	w <sub>1</sub>	w <sub>2</sub>	w <sub>3</sub>	GA	PSO
1	0.8	0.1	0.1	1.09460 ×10 <sup>5</sup>	1.0907 ×10 <sup>5</sup>
2	0.7	0.2	0.1	0.96778 ×10 <sup>5</sup>	0.98777 ×10 <sup>5</sup>
3	0.7	0.1	0.2	0.96807 ×10 <sup>5</sup>	0.96716 ×10 <sup>5</sup>
4	0.6	0.3	0.1	0.82575 ×10 <sup>5</sup>	0.82665 ×10 <sup>5</sup>
5	0.6	0.1	0.3	0.83100 ×10 <sup>5</sup>	0.82527 ×10 <sup>5</sup>
6	0.6	0.2	0.2	0.82465 ×10 <sup>5</sup>	0.82877 ×10 <sup>5</sup>
7	0.5	0.4	0.1	0.70377 ×10 <sup>5</sup>	0.70226 ×10 <sup>5</sup>
8	0.5	0.1	0.4	0.70623 ×10 <sup>5</sup>	0.69836 ×10 <sup>5</sup>
9	0.5	0.3	0.2	0.70187 ×10 <sup>5</sup>	0.70959 ×10 <sup>5</sup>
10	0.4	0.3	0.3	0.58986 ×10 <sup>5</sup>	0.57540 ×10 <sup>5</sup>

以第一组权重(0.8, 0.1, 0.1)为例,用 GA 求得的订货量:  $X = [x_{11}, x_{21}, x_{26}, x_{31}, x_{33}, x_{34}, x_{42}, x_{45}, x_{52}, x_{53}, x_{55}, x_{64}, x_{66}, x_{75}, x_{76}] = [2797, 1885, 2240, 2797, 3549, 3549, 1275, 2797, 2797, 2240, 3779, 3779, 2240, 1371, 2797]$ , 其中  $x_{ij}$  表示从第  $i$  个供应商采购产品  $j$  的数量。另外,用 PSO 求得的订货量分别为:  $[2839, 1541, 3089, 2962, 2922, 3762, 1675, 3454, 2625, 2655, 3215, 3498, 2338, 1610, 1671]$ 。

由表3可得到如下结论:从优化结果来看,PSO与GA求解的最终结果都十分相近,在选取的10组权重进行仿真过程中,有6组PSO的优化结果要好于GA。另外,通过设置50组权重,我们比较了PSOA和GA求解的速度,结果发现改进的PSOA的收敛速度平均比GA快22.5%。由此可见,PSOA在求解此类优化问题时候具有较快的收敛速度,且稳定可靠。而且,PSO算法简单容易实现,不像GA具有控制参数过多、应用复杂等缺点。

## 5 结语

科学的选择供应商不但可以有效降低企业的采购成本,而且有助于企业打造高效率的供应链。本文主要工作和贡献如下:(1)针对供应商选择和订货量分配问题中广泛存在的多目标性,在随机性需求下构建了以质量、成本、交货期3个准则的多目标随机约束规划模型;(2)借助于加权法和罚函数法和改进的PSOA对所建模型进行求解;(3)通过一组实例与常用的GA求解方法进行对比分析,结果发现两种优化算法得到的结果非常接近,其中PSOA的优化结果要稍好于遗传算法且收敛速度更快,是一种稳定可靠的求解方法。本研究属于采购决策与智能优化算法的交叉研究,理论上丰富了采购决策理

论,同时拓展了粒子群优化算法的应用领域;实践上本文提出的方法可广泛应用于解决企业在多目标复杂决策环境下的供应商优选和订货量分配难题,具有广泛的适用性和较强的应用价值。

另外,将多目标问题转化为单目标优化问题的过程中,权重选择非常关键;在贴近管理实际背景下,供应商选择模型将存在更多的约束,这将会增大模型的求解难度,这些都是有待进行深入研究的内容。

## 参考文献:

- [1] 刘晓,李海越,王成恩. 供应商选择模型与方法综述[J]. 中国管理科学, 2004, 12(1): 139 - 145.
- [2] Ho, W., Xu, X. W., Prasanta, K. D.. Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection: A literature review [J]. European Journal of Operational Research, 2010, 202: 16 - 24.
- [3] Yu, J. R., Tsai, C. C.. A decision framework for supplier rating and purchase allocation: A case in the semiconductor industry [J]. Computers and Industrial Engineering, 2008, 55(3): 634 - 646.
- [4] Ha, S. H., Krishnan, R.. A hybrid approach to supplier selection for the maintenance of a competitive supply chain[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(2): 1303 - 1311.
- [5] Chan, F. T. S., Kumar, N.. Global supplier development considering risk factors using fuzzy extended AHP-based approach [J]. Omega, 2007, 35(4): 417 - 431.
- [6] Jayaram, A. V., Srivaatava, R.. Supplier selection and order quantity allocation: a comprehensive model [J]. The Journal of Supply Chain Management, 1999, (2): 50 - 58.
- [7] Narasimhan, R., Stoynoff, L. K.. Optimizing aggregate procurement allocation decisions [J]. Journal of Purchasing and Materials Management, 1986, 22(1): 23 - 30.
- [8] Kumar, M., Prem Vrat, P., Shankar, R.. A fuzzy goal programming approach for vendor selection problem in a supply chain [J]. Computers and Industrial Engineering, 2004, 46(3): 69 - 85.
- [9] 高振,唐立新,陶炜. 大型钢铁企业原料采购计划模型[J]. 系统工程学报, 2003, 18(6): 566 - 570.
- [10] 段喆,朱道立. 多阶段多产品供应量分配的综合模型[J]. 系统工程, 2004, 22(6): 21 - 24.
- [11] 关志明,周宝刚,马钦海. 多产品采购条件下的供应商选择与订货量分配问题研究[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(11): 1626 - 1632.

- [12] Tay, J. C. , Ho N. B. . Evolving dispatching rules using genetic programming for solving multi-objective flexible job-shop problems [J]. Computers and Industrial Engineering , 2008 , 54(3) : 453 - 473.
- [13] Lei, D. M. . A Pareto archive particle swarm optimization for multi-objective job shop scheduling [J]. Computers and Industrial Engineering , 2008 , 54(4) : 960 - 971.
- [14] Lamia, B. , Walid, K. , Nassirou, L. . Multi-objectives Tabu search based algorithm for progressive resource allocation [J]. European Journal of Operational Research , 2007 , 177(3) : 1779 - 1799.
- [15] 乞建勋,王强,贾海红. 基于熵权和粒子群的资源均衡新方法研究[J]. 中国管理科学, 2008,16(1):90 - 95.
- [16] Liu, B. , Wang, L. , Jin, Y. H. . An effective hybrid PSO-based algorithm for flow shop scheduling with limited buffers [J]. Computers and Operations Research , 2008 , 35(9) : 2791 - 2806.

### A Study on the Supplier Selection and Order Quantity Allocation Problem Based on Improved Particles Swarm Optimization Algorithm

WANGLin, CHEN Can, ZHANG Jir-long, YI Jue

(School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract :** The vendor selection and the order quantity allocation problems with stochastic demand are studied. A multi-objective and stochastic constraint planning model is constructed with the objective functions under three criteria of quality, cost and delivery, and the other goals as constraint conditions with the stochastic demand. By using the weighted way and the penalty function, the stochastic model with uncertainty and multi-objective is converted into a single target optimization model. Then, an improved particles swarm optimization algorithm (PSOA) with inertia and contraction factors is designed to solve the proposed model, and comparative analysis with commonly-used genetic algorithm is given to verify the feasibility and efficiency of the PSOA applied to such issues.

**Key words :** multi-production purchase; vendor selection; order quantity allocation; stochastic demand; particles swarm optimization algorithm