

# 具模糊信息的多数量多属性电子交易匹配问题<sup>①</sup>

蒋忠中<sup>1</sup>, 樊治平<sup>1</sup>, 汪定伟<sup>2</sup>, 陈晓红<sup>3</sup>

(1. 东北大学工商管理学院, 沈阳 110819; 2. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819;  
3. 中南大学商学院, 长沙 410083)

**摘要:** 针对电子中介多数量多属性商品交易中存在的模糊信息, 在运用模糊集理论描述模糊信息的基础上, 从买卖双方视角给出了新的基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算方法. 由此建立了电子中介中具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配模型, 模型属于带约束的非线性多目标运输问题, 其优化目标是实现买卖双方交易匹配度和交易数量的最大化. 考虑到模型的特点和复杂性, 设计了基于 Prüfer 数编码的多目标离散差分进化算法求解该模型. 仿真计算结果表明, 提出的模型和算法是可行和有效的.

**关键词:** 电子中介; 模糊信息; 多属性商品; 多数量交易匹配; 多目标优化; 离散差分进化  
**中图分类号:** N945   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1007-9807(2014)05-0052-14

## 0 引言

Internet 技术为电子商务的发展带来了前所未有的机遇, 但同时亦使之面临新的挑战<sup>[1]</sup>. 例如, 在互联网市场上, 电子中介(或称网络中介)<sup>[2]</sup>典型的有房产、汽车、家电、电脑和零部件等中介网站, 虽然为买卖双方提供了电子交易平台, 但是目前这类中介网站大多仅仅是替买卖双方发布交易信息的场所, 并没有实现交易信息的优化匹配, 买方(或卖方)仍需要各自在中介网站上搜寻可匹配的信息, 因而效率很低<sup>[3]</sup>. 少数中介网站, 如 eBay、FreeMarkets 虽然引入网上竞价拍卖机制为买卖双方提供了商品交易的方式, 但该机制难以处理除价格之外的如品牌、质量、售后服务等多种属性的交易匹配. 特别是在实际的电子中介多属性商品交易中, 交易者对商品的多个属性的要求通常是模糊的(即模糊信息). 譬如一位非计算机专业人员向电子中介递交如下购买信息: “购买台式电脑一台, 价格 5 000 元左右, 国内

外知名品牌, 性价比高, 售后服务好”; 而一位二手车的卖家向电子中介提供如下出售信息: “出售二手帕萨特汽车 1 辆, 黑色, 9 成新左右, 价格尽量不低于 10 万元”. 因而, 如何针对买卖双方具有模糊信息的商品属性要求, 实现双方的最优匹配, 进而提高交易效率, 已成为当前众多电子中介企业急需解决的关键问题之一.

为提高电子中介的交易效率, 学者们分别从发展战略<sup>[4]</sup>、风险控制<sup>[5]</sup>和优化匹配<sup>[6]</sup>等多个视角展开了相关的研究. 尤其是伴随着电子商务的快速发展, 基于电子中介的多属性商品交易的优化匹配(简称交易匹配)研究已受到较多的关注<sup>[6-9]</sup>, 但是现有研究绝大多数假设交易匹配是在确定信息情形下进行的, 而交易中的不确定信息通常被忽略. 特别地, 模糊信息作为重要的不确定信息<sup>[10]</sup>, 因多属性商品本身的复杂性和交易者内在的主观性, 经常存在于现实的多属性商品交易中(如前面给出的例子), 但目前针对具有模糊信息的多属性商品交易匹配的研究成果却极少.

① 收稿日期: 2010-11-22; 修订日期: 2011-08-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70801012; 71371190; 71271051); 国家自然科学基金创新群体及重点资助项目(71210003; 71221061; 70931001); 中央高校基本科研业务专项资金资助项目(N130506001).

作者简介: 蒋忠中(1979—), 男, 湖南祁阳人, 博士, 副教授, 硕士生导师. Email: jiangzhongzhong@gmail.com

最近 ,Ragonea 等<sup>[3]</sup>运用模糊描述逻辑及数据日志对模糊信息进行描述 ,并实现了一个买家与多个卖家多属性商品交易的优化匹配. 樊治平和陈希<sup>[11]</sup>针对具有模糊语言评价信息的多属性商品交易匹配问题 ,提出了基于公理设计的交易匹配度计算方法 ,并建立了该问题多目标优化模型. 蒋忠中等<sup>[12]</sup>和盛莹等<sup>[13]</sup>研究了模糊信息环境下单商品、数量不可分等约束条件下交易匹配模型与算法. 然而 ,上述文献的研究对象都是单数量的多属性商品交易匹配问题 ,且文献 [3]通常适用于买卖双方一对多的交易匹配; 文献 [11]提出的交易匹配度计算方法虽然可以处理部分模糊信息 ,但本质上是计算基于买方视角的交易匹配度 ,且在某些情形下并不符合电子中介中多属性商品交易匹配的实际情况; 文献 [12 ,13]仅能解决部分特殊约束条件下的多属性商品交易匹配问题.

为此 ,针对现有文献存在的不足 ,本文以电子中介中多数量的多属性商品交易为应用背景 ,研究了模糊信息情形下如何在多个卖家和多个买家之间进行交易优化匹配的问题. 首先 ,在运用模糊集理论描述模糊信息的基础上 ,从买卖双方视角给出了新的基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算方法. 接着 ,以交易匹配度为基础 ,建立了具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配多目标优化模型 ,并设计了基于 Prüfer 数编码的多目标离

散差分进化算法对之进行求解. 通过多个仿真算例的计算 ,验证了模型的可行性和算法的有效性.

## 1 模糊信息的交易匹配度

### 1.1 模糊信息的数学描述

交易信息是指买卖双方对商品多个属性的要求或者约束 ,通常可分为硬约束和软约束. 硬约束表示必须满足的属性要求 ,表现为确定的信息 ,如购买笔记本电脑时要求品牌必须为联想. 软约束表示在一定范围内可不同程度地满足的属性要求 ,通常可细分成效益型、成本型、区间型和目标型 4 类软约束<sup>[5 ,12-13]</sup> ,其中目标型软约束为区间型软约束的特例. 在实际交易中 ,为了更形象地描述属性的软约束 ,买卖双方通常以不确定的模糊信息加以表达 ,如购买联想笔记本 1 台 ,9 成新左右 ,价格尽量不高于 6 千元; 此时买家对价格属性和新旧程度属性的要求为软约束(相应的属性为软属性) ,且包含了模糊信息. 鉴于三角形和梯形模糊隶属函数具有使用简便、易于理解、能很好表达各种模糊信息的特点 ,在本文中 ,分别采用左半梯形、右半梯形、梯形和三角形模糊隶属函数描述具有模糊信息的效益型、成本型、区间型和目标型的软约束. 具体的隶属函数的曲线分布如图 1 中的 (a) 、(b) 、(c) 、(d) 所示.

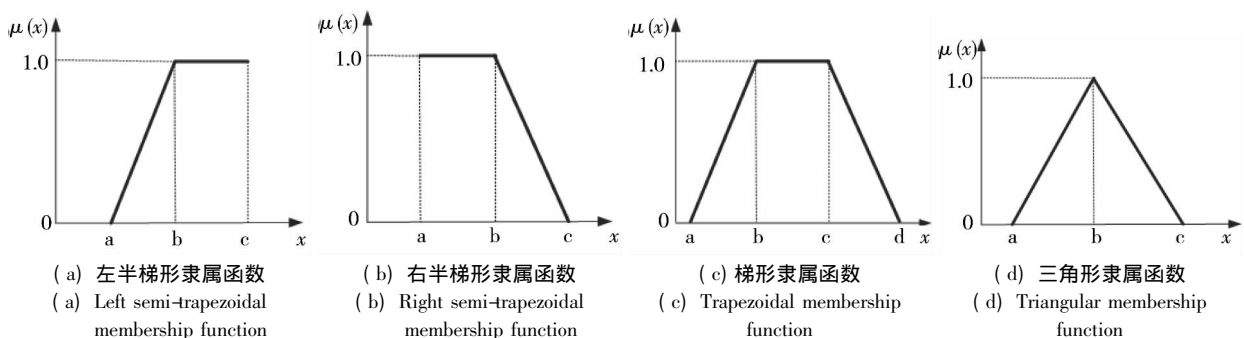


图 1 模糊信息对应的隶属函数

Fig. 1 Membership functions of fuzzy information

可以看到 ,上述隶属函数在表示模糊信息时包含了数值参数 ,即隶属函数  $\mu(x)$  中的  $a, b, c$  等参数 ,因此称这类模糊信息为模糊数值信息. 另一方面 ,买卖双方还有可能给出不包含数值参数的模糊信息 ,如对于售后服务的要求 ,通常用“好”、“较好”、“很好”等模糊语言进行表达 ,称

这类模糊信息为模糊语言信息 ,此类信息可采用文献 [14]的方法进行数值化处理 ,从而依此描述相应的模糊隶属函数.

### 1.2 基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算方法

交易匹配度是交易者(买卖双方)对商品属

性的满意程度. 依据买卖双方不同的视角, 交易匹配度可分为买方交易匹配度和卖方交易匹配度. 显然, 合理且有效的交易匹配度计算方法是实现模糊信息情形下多属性商品交易匹配的前提和基础. 为此, 在上述模糊信息数学描述的基础上, 本文给出新的基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算方法<sup>[12-13]</sup>.

模糊信息公理<sup>[15]</sup>是对公理设计中信息公理的进一步扩展, 用来处理现实设计中存在的模糊信息. 在模糊信息公理中, 信息量由满足给定功能要求的成功概率  $p$  确定, 而可视  $p$  为试图满足的模糊设计范围和实际的模糊系统范围之间的函数. 通常, 模糊设计范围体现功能的期望水平, 模糊系统范围体现功能的实际水平, 两者之间的重叠区域为公共范围(如图2所示). 那么, 满足功能要求的成功概率为

$$p = \frac{\text{模糊公共范围}}{\text{模糊系统范围}} \quad (1)$$

不难发现, 式(1)中的  $p$  取决于模糊公共范围大小, 如果将描述买方软约束的模糊隶属函数围成的面积视为模糊设计范围, 描述卖方软约束的模糊隶属函数围成的面积视为模糊系统范围, 则  $p$  可表示买方对于卖方该软属性的满意程度, 即买方交易匹配度; 同理, 如果将描述卖方软约束

的模糊隶属函数围成的面积视为模糊设计范围, 描述买方软约束的模糊隶属函数围成的面积视为模糊系统范围, 则  $p$  可表示卖方对于买方该软属性的满意程度, 即卖方交易匹配度.

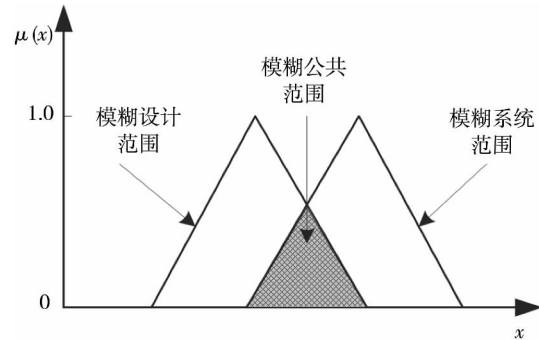


图2 模糊设计范围、模糊系统范围和模糊公共范围

Fig. 2 Fuzzy design range, fuzzy system range and fuzzy common range

但在某些情形下, 上述计算方法却并不符合电子中介中多属性商品交易匹配的实际情况. 如图3所示, 依据式(1)知, (a)和(b)两种情形下的  $p$  均为1. 但事实上, 对买方而言, 情形(b)下的卖方要优于情形(a)下的卖方. 导致这种不合理现象的根源在于模糊信息公理在计算  $p$  时, 其模糊公共范围的计算仅考虑了买卖双方中一方的隶属函数(满意度). 如果将模糊公共范围修正为由买卖双方隶属函数乘积的积分计算得到, 则新的成功概率  $p'$  为

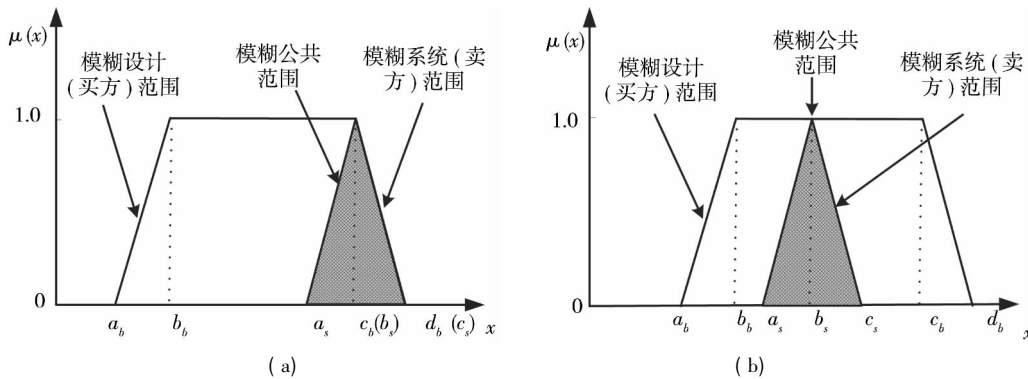


图3 买方配送时间的交易匹配度

Fig. 3 Matching degree of delivery time based on the buyer's view

1) 对于情形(a)

$$p' = \frac{\int_{a_s}^{c_s} \mu_b(x) \mu_s(x) dx}{\int_{a_s}^{c_s} \mu_s(x) dx} < \frac{\int_{a_s}^{c_s} \mu_s(x) dx}{\int_{a_s}^{c_s} \mu_s(x) dx} < 1$$

2) 对于情形(b)

$$p' = \frac{\int_{a_s}^{c_s} \mu_b(x) \mu_s(x) dx}{\int_{a_s}^{c_s} \mu_s(x) dx} = \frac{\int_{a_s}^{c_s} 1 \times \mu_s(x) dx}{\int_{a_s}^{c_s} \mu_s(x) dx} = 1$$

其中  $\mu_b(x)$  和  $\mu_s(x)$  分别为描述买方和卖方配送时软约束的模糊隶属函数. 此时, 情形(b)中  $p$  等于1, 而情形(a)中  $p$  小于1, 这与现实中交易匹配

的实际情况是相符的. 基于上述分析可以发现, 通过修正模糊公共范围的计算, 能很好地解决直接用成功概率表示交易匹配度而导致的问题. 为此, 本文给出新的基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算公式为

$$\eta_{bsk} = \frac{\text{修正的模糊公共范围}}{\text{模糊卖方范围}} = \frac{\int_{c_{kL}}^{c_{kU}} \mu_{bk}(x) \mu_{sk}(x) dx}{\int_{s_{kL}}^{s_{kU}} \mu_{sk}(x) dx} \quad (2)$$

$$\xi_{sbk} = \frac{\text{修正的模糊公共范围}}{\text{模糊买方范围}} = \frac{\int_{c_{kL}}^{c_{kU}} \mu_{sk}(x) \mu_{bk}(x) dx}{\int_{b_{kL}}^{b_{kU}} \mu_{bk}(x) dx} \quad (3)$$

式中  $\eta_{bsk}$  表示买方对于卖方软属性  $a_k$  的买方交易匹配度;  $\xi_{sbk}$  表示卖方对于买方软属性  $a_k$  的卖方交易匹配度;  $\mu_{bk}(x)$  和  $\mu_{sk}(x)$  分别为买方和卖方描述  $a_k$  软约束的模糊隶属函数, 这里假设  $\mu_{bk}(x)$  和  $\mu_{sk}(x)$  为连续可积函数;  $[c_{kL}, c_{kU}]$  表示修正的模糊公共范围中软属性  $a_k$  的区间;  $[b_{kL}, b_{kU}]$  表示模糊买方范围中软属性  $a_k$  的区间;  $[s_{kL}, s_{kU}]$  表示模糊卖方范围中软属性  $a_k$  的区间. 值得指出的是, 当交易者双方分别为模糊信息和确定信息时, 可直接依据模糊数隶属函数定义获得给出模糊信息一方的交易匹配度, 而给出确定信息一方的交易匹配度无需考虑.

## 2 问题的描述与模型

电子中介中具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配问题描述如下: 买卖双方(由多个买家和卖家组成)向电子中介提出各自对多件同类商品多个属性的约束及属性权重, 电子中介将多个买家和卖家的交易信息首先进行硬约束过滤, 即互不满足硬约束的买家和卖家之间禁止交易, 然后在满足硬约束的前提下进行多个买家和卖家的交易匹配, 其优化目标是使得双方的交易匹配度和交易匹配数量最大化. 为了建立问题的数学模型, 下面给出模型相关参数和决策变量说明.

### 1) 模型参数

- $I$  买家集合  $\{i | i = 1, 2, \dots, m\}$ ;
- $J$  卖家集合  $\{j | j = 1, 2, \dots, n\}$ ;
- $K_b$  买方商品软属性集合  $\{k_b | k_b = 1, 2, \dots, l_b\}$ ;
- $K_s$  卖方商品软属性集合  $\{k_s | k_s = 1, 2, \dots, l_s\}$ ;
- $b_i$  买家  $i, i \in I$ ;
- $s_j$  卖家  $j, j \in J$ ;
- $a_k$  商品属性  $k, k \in K_b \cup K_s$ ;
- $\eta_{ijk}$  买家  $b_i$  对卖家  $s_j$  属性  $a_k$  的买方交易匹配度;
- $\xi_{ijk}$  卖家  $s_j$  对买家  $b_i$  属性  $a_k$  的卖方交易匹配度;
- $w_{ik}$  买家  $b_i$  对属性  $a_k$  的权重;
- $w_{jk}$  卖家  $s_j$  对属性  $a_k$  的权重;
- $e_i$  买家  $b_i$  商品交易数量的上限;
- $h_j$  卖家  $s_j$  商品交易数量的上限;
- $t_i$  买家  $b_i$  交易匹配度的下限;
- $t_j$  卖家  $s_j$  交易匹配度的下限.

### 2) 决策变量

$x_{ij}$  买家  $b_i$  与卖家  $s_j$  商品的交易数量.

基于问题描述和参数说明, 建立具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配模型为

$$\max f_1 = \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \left( \sum_{k \in K_b} w_{ik} \eta_{ijk} \right) f_j(x_{ij}) \quad (4)$$

$$\max f_2 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \left( \sum_{k \in K_s} w_{jk} \xi_{ijk} \right) f_i(x_{ij}) \quad (5)$$

$$\max f_3 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{ij} \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j \in J} x_{ij} \leq e_i \quad \forall i \in I \quad (7)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ij} \leq h_j \quad \forall j \in J \quad (8)$$

$$\left\{ \sum_{j \in J} \left[ \left( \sum_{k \in K_b} w_{ik} \eta_{ijk} \right) f_j(x_{ij}) \right] - t_i \right\} \sum_{j \in J} x_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I \quad (9)$$

$$\left\{ \sum_{i \in I} \left[ \left( \sum_{k \in K_s} w_{jk} \xi_{ijk} \right) f_i(x_{ij}) \right] - t_j \right\} \sum_{i \in I} x_{ij} \geq 0 \quad \forall j \in J \quad (10)$$

$$x_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (11)$$

模型中, 存在两个交易数量比例因子, 即  $f_j(x_{ij})$  和  $f_i(x_{ij})$ , 其中  $f_j(x_{ij})$  表示卖家  $s_j$  与买家  $b_i$  之间商品交易数量占买家  $b_i$  全部商品交易数量的比例,  $f_i(x_{ij})$  表示买家  $b_i$  和卖家  $s_j$  之间商品交易

数量占卖家  $s_j$  全部商品交易数量的比例. 目标函数(4)和(5)分别表示最大化买方和卖方交易匹配度的权重和; 目标函数(6)表示最大化买卖双方的交易匹配数量; 约束条件(7)和(8)分别保证交易中每个买(卖)家商品交易数量不超过其上限; 约束条件(9)和(10)表达了买方和卖方愿意进行该交易所必须满足的最低交易匹配度, 因为通常完成每次交易均需要花费一定的交易成本(如交易税、交易时间等), 若交易匹配度过低, 该交易者可能因为交易成本而放弃本次交易; 约束条件(11)为模型的决策变量约束.

考虑到目标函数与约束条件中均含有非线性且不连续的交易数量比例因子, 同时约束条件(7)和(8)具有运输问题的特征, 且存在关于交易匹配度下界的约束条件(9)和(10), 所以模型属于带约束的多目标非线性运输问题. 接下来本文将探讨求解该模型的算法.

### 3 模型的求解算法

由于模型属于非线性运输问题, 无法运用传统标准线性运输问题的算法求解, 另一方面, 模型中存在多个优化目标, 虽然目前已有多种求解多目标优化模型的方法<sup>[16]</sup>, 如加权法、约束法、目标规划法、理想点法等, 但是这些传统方法共同存在的关键问题就是获得 Pareto 最优解集合必须运行多次优化过程. 由于各次优化过程相互独立, 往往得到的结果很不一致, 从而令决策者很难有效地进行决策, 同时还需要花费大量的计算时间. 近年来, 多目标进化算法作为新型的多目标优化方法已经在多个领域<sup>[17]</sup>开始应用, 其优点在于可以处理大规模非线性问题, 并且每运行 1 次算法就能获得多个 Pareto(近似)最优解. 为此, 针对模型的特点, 本文设计了新的多目标进化算法——基于 Prüfer 数编码的多目标离散差分进化算法对模型进行求解.

#### 3.1 差分进化算法简介

差分进化(differential evolution, DE)算法是新颖的基于群体智能的并行全局搜索优化方法, 它最早是由 Storn 和 Price<sup>[18]</sup>在解决连续区域的函数优化问题中提出的. 相比于遗传算法和粒子群优化等算法, DE 采用基于差分的简单变异

操作和一对一的竞争选择策略, 参数设置较少, 实现简单, 且多数情况下收敛速度更快, 具有较强的全局收敛能力和鲁棒性, 目前已开始应用于求解多目标优化问题, 并且取得了相应的研究成果<sup>[19]</sup>.

#### 3.2 基于 Prüfer 数编码的多目标离散差分进化算法

Prüfer 数编码是表示运输问题解空间的整数编码, 相对于传统矩阵编码, Prüfer 数编码在求解运输问题时更为简洁和高效<sup>[20]</sup>. 为此, 本文采用 Prüfer 数编码表示模型的解空间. 由于多目标差分进化(multi-objective differential evolution, MODE)算法通常采用实数编码, 因而现有成果大多是对各类连续空间(实数空间)多目标优化问题研究所取得的, 而对解决多目标离散优化(整数优化)问题的 MODE 研究还较少见<sup>[21-22]</sup>, 到目前为止尚未发现运用 MODE 求解多目标非线性运输问题的文献. 有鉴于此, 本文针对模型的特点, 设计了基于 Prüfer 数编码的多目标离散差分进化算法(multi-objective discrete differential evolution with Prüfer-encoding, MODDEP), 其要点如下.

##### 1) 编码方法及解空间分析

编码方法采用 Prüfer 数编码, 由于篇幅有限, Prüfer 数的编码及解码过程请参考文献[23]. 这里重点针对基于 Prüfer 数编码的解空间进行分析. 依据 Prüfer 数编码, 可以用  $m + n - 2$  个  $1 \sim m + n$  之间可重复的数表示  $m$  个买家和  $n$  个卖家之间的交易匹配量, 其解空间的大小  $N(\Omega) = (m + n)^{m+n-2}$ , 但这些解并非都为合法解. 为了保证解的合法性, 需满足以下判定准则:

设:  $c_i, i \in \{1, 2, \dots, m\}$ , 表示数节点  $i$  在 Prüfer 数中出现的次数;  $d_j, j \in \{m + 1, m + 2, \dots, m + n\}$  表示节点  $j$  在 Prüfer 数中出现的次数. 如果满足下式, 则该编码为合法解<sup>[23]</sup>

$$\sum_{i=1}^m (c_i + 1) = \sum_{j=m+1}^{m+n} (d_j + 1) \tag{12}$$

同时考虑到 Prüfer 数编码的定义

$$\sum_{i=1}^m c_i + \sum_{j=m+1}^{m+n} d_j = m + n - 2 \tag{13}$$

联立式(12)和(13), 有

$$\sum_{i=1}^m c_i = n - 1, \sum_{j=m+1}^{m+n} d_j = m - 1 \tag{14}$$

再设  $y_i, i \in \{1, 2, \dots, m\}$  表示节点  $i$ ;  $z_j, j \in \{m+1, m+2, \dots, m+n\}$  表示节点  $j$ . 利用组合

数学中的生成函数法<sup>[24]</sup>, 并注意到式(14), 构建关于  $y_i$  和  $z_j$  的生成函数, 有

$$\begin{aligned}
 g(y_1, y_2, \dots, y_m, z_{m+1}, z_{m+2}, \dots, z_{m+n}) &= (y_1 + y_2 + \dots + y_m + z_{m+1} + z_{m+2} + \dots + z_{m+n})^{m+n-2} \\
 &= \sum_{c_1+c_2+\dots+c_m=n-1, d_{m+1}+d_{m+2}+\dots+d_{m+n}=m-1} \frac{(m+n-2)!}{c_1!c_2!\dots c_m!d_{m+1}!d_{m+2}!\dots d_{m+n}!} y_1^{c_1}y_2^{c_2}\dots y_m^{c_m}z_{m+1}^{d_{m+1}}z_{m+2}^{d_{m+2}}\dots z_{m+n}^{d_{m+n}} \\
 &= \binom{m+n-2}{m-1} (y_1 + y_2 + \dots + y_m)^{n-1} (z_{m+1} + z_{m+2} + \dots + z_{m+n})^{m-1} \tag{15}
 \end{aligned}$$

这里, 生成函数的多项式中  $y_i^{c_i}$  项的系数表示节点  $i$  在 Prüfer 数中出现  $c_i$  的次数,  $z_j^{d_j}$  项的系数表示节点  $j$  在 Prüfer 数中出现  $d_j$  的次数. 如果令  $x_i = 1, y_j = 1$ , 则可以得到在满足式(12) 条件下 Prüfer 数的总排列数, 即为合法解空间  $\Omega'$  的大小为

$$N(\Omega) = \frac{(m+n-2)!}{(m-1)!(n-1)!} m^{n-1} n^{m-1}$$

由此可见, 基于 Prüfer 数编码的运输问题, 随着问题规模 ( $m$  和  $n$ ) 的增大,  $N(\Omega)$  呈指数级别增加. 为了提高算法的求解质量和速度, 并注意到模型中的约束条件(9) 和(10), 本文对合法解空间  $\Omega'$  进行预处理, 以便降低解空间的复杂性. 预处理的核心思想是剔除不可能满足约束条件(9) 和(10) 的买家和卖家, 从而使得模型中买家和卖家的数量分别减少至  $m^*$  和  $n^*$ . 具体的预处理步骤如下:

步骤 1 计算买卖双方交易匹配度的权重和

$$W\eta_{ij} = \sum_{k \in K_b} w_{ik} \eta_{ijk}, W\xi_{ij} = \sum_{k \in K_s} w_{jk} \xi_{ijk}$$

步骤 2 如果买家  $b_i$  对于卖家  $s_j, \exists W\eta_{ij} \geq t_i$ , 则标识买家  $b_i$  为可能买家, 否则为不可能买家; 同样地, 如果卖家  $s_j$  对于买家  $b_i, \exists W\xi_{ij} \geq t_j$ , 则标识卖家  $s_j$  为可能卖家, 否则为不可能卖家. 重复上述步骤直到所有的买家和卖家的标识都不再改变.

步骤 3 如果  $W\eta_{ij}$  和  $W\xi_{ij}$  中买家  $b_i$  或者卖家  $s_j$  为不可能买家或卖家, 则将该  $W\eta_{ij}$  和  $W\xi_{ij}$  值置为  $-\infty$ , 最后在  $W\eta_{ij}$  和  $W\xi_{ij}$  所有值中统计含有非  $-\infty$  值的买家和卖家即为可能的买家和卖家. 进而, 统计所有可能买家和卖家可交易商品的数量, 如果前者多于后者, 则增加 1 个虚拟可行卖家; 否则, 增加一个虚拟可行买家, 其目的是保证

买卖双方商品交易数量的平衡. 此时, 将可能的买家和卖家的数量分别记为  $m^* (m^* \leq m)$  和  $n^* (n^* \leq n)$ .

经过预处理, 模型的合法解空间缩小为

$$N(\Omega^*) = \frac{(m^* + n^* - 2)!}{(m^* - 1)!(n^* - 1)!} (m^*)^{n^* - 1} (n^*)^{m^* - 1}$$

2) 种群的初始化

为了在初始种群(种群大小为  $NP$ ) 中获得较好的个体, 针对模型的特点, 本文设计了基于 Prüfer 数编码的最大随机加权和启发式算法对种群进行初始化. 算法的步骤如下:

步骤 1 随机生成 3 个归一化的目标权重系数:  $\lambda_1 = 1 - rand^{1/2}, \lambda_2 = (1 - \lambda_1)(1 - rand^{1/2}), \lambda_3 = 1 - \lambda_1 - \lambda_2$ , 这里  $rand$  为 0 到 1 之间均匀分布的一个随机数.

步骤 2 获得 3 个目标函数随机加权和矩阵  $W_{m \times n} = (\lambda_1 W\eta_{ij} + \lambda_2 W\xi_{ij} + \lambda_3 Wq_{ij})_{m \times n}$ , 其中  $Wq_{ij} = \frac{\min\{e_i, h_j\}}{\max(\min\{e_i, h_j\}_{m \times n})}$  表示买家  $b_i$  与卖家  $s_j$  之间交易数量归一化值. 归一化的目的是为了为了保证  $Wq_{ij}$  与  $W\eta_{ij}, W\xi_{ij}$  都位于  $[0, 1]$  区间, 即具有统一量纲, 并记  $W_{m \times n}$  最大元素为  $max\_element$ . 同时, 设定计数变量  $p = 0$ .

步骤 3 将当前最大元素  $max\_element$  所对应的买家(行) 和卖家(列) 分别记为  $max\_i$  和  $max\_j$ , 并进行如下操作:

(i) 如果  $e_{max\_i} > h_{max\_j}$ , 则划去  $max\_j$  列除元素  $max\_element$  之外的所有元素, 同时令  $e_{max\_i} = e_{max\_i} - h_{max\_j}, p = p + 1$ , 并转步骤 2.

(ii) 如果  $e_{max\_i} < h_{max\_j}$ , 则划去  $max\_i$  行除元素  $max\_element$  之外的所有元素, 同时令  $h_{max\_j} = h_{max\_j} - e_{max\_i}, p = p + 1$ , 并转步骤 2.

(iii) 如果  $e_{\max\_i} = h_{\max\_j}$  ,且  $p < m^* + n^* - 2$  ,表示出现了退化 ,此时需要在当前未划去的行列中添加 1 个永远不被划去的元素(基变量) ,然后划去  $\max\_i$  行和  $\max\_j$  列除元素  $\max\_element$  之外的所有元素 ,同时令  $e_{\max\_i} = h_{\max\_j} = 0$  ,  $p = p + 2$  ,并转步骤 2.

(iv) 如果  $e_{\max\_i} = h_{\max\_j}$  ,且  $p = m^* + n^* - 2$  ,直接划去  $\max\_i$  行和  $\max\_j$  列除元素  $\max\_element$  之外的所有元素 ,同时令  $e_{\max\_i} = h_{\max\_j} = 0$  .此时可依据矩阵中未被划去的元素构建一颗运输树.

步骤 4 将运输树转化为对应的 Prüfer 数 ,即可得到初始种群中的一个较优的个体.

如果重复运用最大随机加权和启发式算法多次 ,则可以获得在不同目标函数权重系数情形下的多个相对优良的个体 .为了平衡初始种群中个体的质量和多样性 ,本文采用最大随机加权和启发式算法产生  $NP/2$  个个体 ,而初始种群中剩余的  $NP/2$  个个体随机生成.

3) 变异和交叉操作

在差分进化算法最常用 DE/rand/1/bin 模式中 ,变异操作是从前一代种群中随机选择 3 个互不相同的个体 ,并将其中两个个体的差乘以变异因子后与第 3 个个体相加得到 1 个新的个体 .由于传统差分进化算法的变异操作通常是针对实数编码而设计的 ,并不能直接应用于整数编码的优化问题 .为此 ,本文在借鉴 Pan 等<sup>[21]</sup> 提出的离散差分进化算法变异操作的基础上 ,设计了基于 Prüfer 数编码的动态变异操作

$$V_i^t = X_a^{t-1} \oplus DF \otimes (X_b^{t-1} - X_c^{t-1}) \quad (16)$$

这里  $V_i^t = (v_{i_1}^t, v_{i_2}^t, \dots, v_{i_{m^*+n^*-2}}^t)^T$  和  $X_i^t = (x_{i_1}^t, x_{i_2}^t, \dots, x_{i_{m^*+n^*-2}}^t)^T$  分别表示第  $t$  代种群中第  $i$  个变异个体和目标个体;  $a, b, c$  是位于  $[1, NP]$  区间的 3 个随机整数 ,同时要求  $a \neq b \neq c \neq i$ ;  $DF \in [0, 1]$  为动态变异因子 ,稍后将详细讨论.

式(16)的变异操作分成两个部分:第 1 部分为两个目标个体  $X_b^{t-1}, X_c^{t-1}$  之差与变异因子  $F$  的乘积 ,即得到临时个体  $\Delta_i^t$

$$\Delta_i^t = DF \otimes (X_b^{t-1} - X_c^{t-1}) \Leftrightarrow \delta_{ij}^t = \begin{cases} X_{b_j}^{t-1} - X_{c_j}^{t-1}, & \text{若 } rand() < DF \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (17)$$

第 2 部分是将另一个目标个体  $X_a^{t-1}$  与第 1 部分获得的临时个体  $\Delta_i^t$  相加从而得到变异个体  $V_i^t$  ,即

$$V_i^t = X_a^{t-1} \oplus \Delta_i^t \Leftrightarrow v_{ij}^t = x_{aj}^{t-1} \oplus \delta_{ij}^t = \text{mod} [(x_{aj}^{t-1} + \delta_{ij}^t + m^* + n^*), m^* + n^*] \quad (18)$$

这里 mod 为取模操作 ,该操作可以保证 Prüfer 数编码在经过式(18) 计算后仍为合法编码.

在变异操作中 ,变异因子对差分进化算法的搜索性能有重要影响<sup>[25]</sup>:较大的变异因子有利于保持种群的多样性 ,从而使得算法能进行有效的全局搜索;而较小的变异因子有利于算法的局部搜索和快速收敛.为此 ,本文提出动态变异因子  $DF$

$$DF = DF_{\min} + (DF_{\max} - DF_{\min}) e^{1 - \frac{NG-t}{NG-t}} \quad (19)$$

式中  $DF_{\min}$  为变异因子的最小值;  $DF_{\max}$  为变异因子的最大值;  $NG$  为最大进化代数;  $t$  为当前进化的代数.不难发现 ,式(19) 中的动态变异因子  $DF$  在算法进化前期(即  $t$  值较小) 其值较大 ,能提高算法全局搜索能力;在算法进化后期(即  $t$  值较大) ,动态变异因子  $DF$  值较小 ,能提高算法的局部搜索能力 ,加快收敛速度.

交叉操作采用 DE 中的基本规则 ,即变异个体  $V_i^t$  与目标个体  $X_i^{t-1}$  以一定的交叉概率  $CR \in [0, 1]$  交叉得到试验个体  $U_i^t = (u_{i_1}^t, u_{i_2}^t, \dots, u_{i_{m^*+n^*-2}}^t)^T$ .

4) 选择操作

传统差分进化算法的选择操作通常采用“贪婪”搜索策略 ,即使经过变异和交叉得到的试验个体与目标个体进行竞争 ,选择适应值更优的个体进入下一代.该策略适用于单目标优化问题 ,但不能直接应用于多目标优化问题 ,因为在多目标优化中可能存在两个互不优于对方的个体 ,如果试验个体不优于目标个体就直接放弃试验个体 ,则可能丢失一些已经被找到的优良个体.为此 ,本文运用了基于改进快速非支配排序法的选择操作 ,如图 4 所示<sup>[12]</sup>.在图 4 中 ,目标种群  $X(t-1)$  和试验种群  $U(t)$  分别由  $t-1$  代的  $NP$  个目标个体  $X_i^{t-1}$  和  $t$  代的  $NP$  个试验个体  $U_i^t$  组成 ,通过合

并两个种群得到  $R(t) = X(t-1) \cup U(t)$ , 然后对  $R(t)$  的  $2NP$  个个体进行非支配关系和拥挤距离排序, 取前  $NP$  个个体组成下一代目标种群  $X(t)$ . 可以发现, 相对于 NSGA-II 中原始快速非支配排序法<sup>[26]</sup> (如图 5) 改进快速非支配排序法的优势体现在两个方面: 1) 改进快速非支配排序法无需对  $R(t)$  的  $2NP$  个个体进行整体非支配关系排序分层(即得到  $F_1, F_2, \dots, F_l$  共  $l$  层非支配前沿), 仅需得到  $F_1, F_2, \dots, F_k$  共  $k(1 \leq k \leq l)$  层非支配前沿, 其余的个体直接被淘汰; 2) 改进快速非支配排序法无需对  $F_1, F_2, \dots, F_k$  前沿进行拥挤距离排序, 仅需对  $F_k$  前沿进行拥挤距离排序. 图 4 和图 5 给出了两种方法的对比分析, 其中黑色方格阴影部分表示需要进行拥挤距离排序的前沿(此时  $k=3$ ).  $P(t)$  和  $Q(t)$  分别代表 NSGA-II 算法中第  $t$  代的父种群和子种群. 综上所述, 较原始快速支配排序法而言, 改进快速非支配排序法有助于减少计算时间, 提高算法的计算效率.

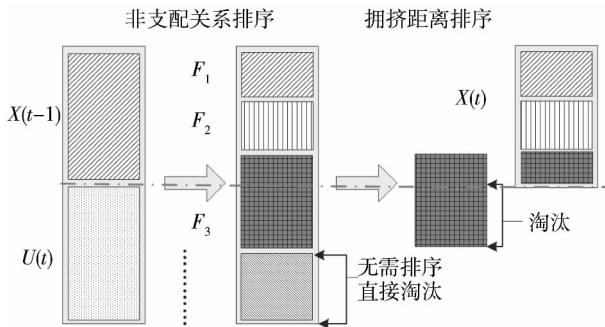


图 4 MODDEP 中基于改进快速非支配排序法的选择操作

Fig. 4 Improved fast nondominated sorting approach in MODDEP

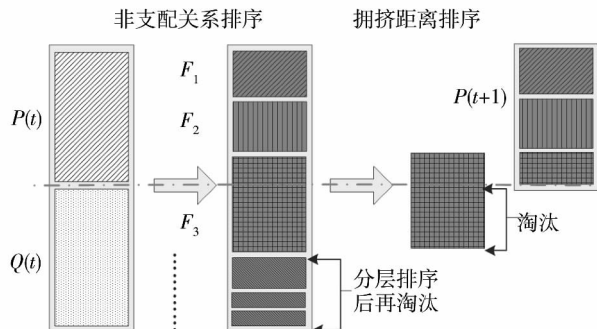


图 5 NSGA-II 中基于快速非支配排序法的种群重组操作

Fig. 5 Fast nondominated sorting approach in NSGA-II

5) 约束的处理

模型中的约束主要分为两类, 一类是买卖双方交易数量的约束, 即式(7)和(8). 对于合法编码, 这类约束可得到满足, 这里本文利用 Jo 等<sup>[23]</sup>提出的修复策略保证编码的合法性; 另一类是买卖双方交易匹配度下限的约束, 即式(9)和(10). 在经过变异、交叉等操作后, 个体在解码后可能会得到部分并不满足该类约束的买家或卖家, 若直接采用拒绝策略则可能丢失该个体中较好部分的基因. 为此, 本文采用的策略是若个体解码后得到了不满足约束的买家和卖家, 并不直接拒绝或者淘汰该个体, 而是使得该个体中不满足约束的买家和卖家不发生交易. 该策略的优点在于既可保证个体中部分优良基因得到继承, 又可使得个体中不良或者非法基因得到惩罚(即不发生交易).

### 4 仿真计算与结果分析

本节以汽车零部件电子中介为应用背景, 首先通过 1 个小规模仿真算例来说明模型与算法的实际应用, 接着, 利用 6 个大规模仿真算例的计算, 并与相关算法进行比较, 从而验证算法的有效性.

#### 4.1 小规模算例应用研究

设某汽车零部件电子中介网站中, 10 个买家和 10 个卖家给出了各自关于汽车轮胎的具有模糊信息的交易要求(这里假设买家和卖家之间的硬约束都相互满足), 具体数据见表 1 和表 2.

在表 1 和表 2 中, 买方和卖方针对汽车轮胎的 4 个属性(即价格、品质、保修期和交货期)给出了相应的模糊软约束, 其中, 价格、保修期和交货期软约束用模糊数值信息表示, 品质软约束用模糊语言信息表示. 对买方而言, 价格属于成本型属性, 品质和保修期属于效益型属性, 交货期属于区间型属性. 为方便计算, 假设每个买具有相同的属性偏好, 且 4 个属性权重值亦相同, 即  $w_{ik} = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$ ; 对卖方而言, 价格属于效益型属性, 保修期属于成本型属性, 交货期属于区间型属性. 特殊地, 品质属于目标型属性, 由于商品该属性是客观的, 所以通常卖方并不关心. 同样, 假设每个卖具有相同的属性偏好, 其中, 品质属性权重值为 0, 其它 3 个属性权重值相同, 即  $w_{jk} = (0.33, 0, 0.33, 0.33)$ .



表1 买方的汽车轮胎交易信息

Table 1 The trade information about automobile tires from the buyers

买家	价格	品质 (最低)	保修期 / 月	交货期 / 天	数量
$b_1$	(300, 551, 600)	较差	(2, 8, 12)	(8, 12, 25, 30)	16
$b_2$	(300, 567, 600)	很差	(4, 5, 12)	(8, 12, 18, 23)	17
$b_3$	(300, 329, 394)	差	(2, 7, 12)	(5, 8, 24, 30)	19
$b_4$	(300, 356, 427)	较好	(7, 10, 12)	(4, 6, 9, 11)	29
$b_5$	(300, 316, 379)	一般	(2, 5, 12)	(9, 14, 27, 30)	22
$b_6$	(300, 541, 600)	较好	(2, 5, 12)	(1, 2, 18, 23)	30
$b_7$	(300, 318, 381)	很好	(4, 8, 12)	(6, 9, 13, 16)	23
$b_8$	(300, 521, 600)	较好	(3, 7, 12)	(1, 2, 26, 30)	16
$b_9$	(300, 496, 595)	好	(4, 10, 12)	(2, 4, 21, 27)	10
$b_{10}$	(300, 515, 600)	很好	(9, 11, 12)	(18, 26, 29, 30)	15

表2 卖方的汽车轮胎交易信息

Table 2 The trade information about automobile tires from the sellers

卖家	价格	品质	保修期 / 月	交货期 / 天	数量
$s_1$	(300, 332, 600)	很差	(1, 3, 11)	(1, 2, 9, 11)	26
$s_2$	(308, 385, 600)	很好	(1, 6, 11)	(6, 9, 25, 30)	30
$s_3$	(460, 576, 600)	差	(1, 2, 4)	(6, 9, 18, 23)	16
$s_4$	(332, 416, 600)	很差	(1, 2, 6)	(4, 7, 25, 30)	14
$s_5$	(300, 314, 600)	较好	(1, 8, 9)	(2, 3, 27, 30)	12
$s_6$	(369, 462, 600)	好	(1, 2, 4)	(2, 4, 26, 30)	18
$s_7$	(358, 448, 600)	差	(1, 2, 4)	(11, 16, 20, 26)	14
$s_8$	(300, 302, 600)	较好	(1, 5, 12)	(2, 4, 28, 30)	29
$s_9$	(477, 597, 600)	很好	(1, 6, 8)	(5, 8, 13, 16)	21
$s_{10}$	(431, 539, 600)	一般	(1, 2, 3)	(17, 25, 27, 30)	17

首先,运用模糊信息交易匹配度的计算方法,对表1和表2的信息进行计算得到买卖双方的交易匹配度.然后,依据模型中的约束条件(9)和(10)对模型进行预处理.在本例中,设定买卖双方的交易匹配度的下限  $t_i = t_j = 0.75$ ,则得到简化后的可交易的买卖双方匹配度如表3所示.可以看到,简化后可交易的买家和卖家为  $b_1, b_6, b_8, s_2, s_5, s_8$ ,同时为了构建平衡运输问题,增加一个虚拟买家  $b'$ ,从而使得可交易的买卖双方商品交易数量相等.

最后,运用提出的模型和算法对可交易的买卖双方进行优化匹配.算法参数设置如下:  $NP = 20, NG = 50, DF_{max} = 0.3, DF_{min} = 0.1, CR = 0.2$ .算法由 VB.NET 编程实现,并在 Intel Core2

2.8 GHz CPU 和 1 GB RAM 的计算机平台上运行,获得的最优匹配结果如表4所示.

表3 可交易的买卖双方交易匹配度(括号内数字表示可交易数量)

Table 3 The matching degrees between buyers and sellers (the figures between brackets denote the trade quantity)

$W\eta_{ij}/W\xi_{ij}$	$s_2(30)$	$s_5(12)$	$s_8(29)$
$b_1(16)$	0.800 0/0.755 7	0.762 5/0.693 0	0.767 5/0.676 5
$b_6(30)$	0.800 0/0.808 5	0.785 0/0.828 3	0.780 0/0.798 6
$b_8(16)$	0.820 0/0.828 3	0.797 5/0.828 3	0.795 0/0.808 5
$b'(9)$	0/0	0/0	0/0

表4 最优匹配结果

Table 4 The optimal matching results

非支配解(解空间) $X^* = (x_{12}^*, x_{15}^*, x_{18}^*, x_{62}^*, x_{65}^*, x_{68}^*, x_{82}^*, x_{85}^*, x_{88}^*)$	非支配目标值 (目标空间) $F^* = (f_1^*, f_2^*, f_3^*)$
(0, 0, 16, 0, 12, 13, 0, 0, 0)	(1.549 9, 1.656 6, #1)
(0, 0, 16, 0, 12, 4, 0, 0, 0)	(1.551 3, 1.656 6, #2)
(0, 0, 0, 0, 3, 27, 0, 0, 2)	(1.575 5, 1.655 2, #3)
(0, 0, 0, 0, 12, 18, 0, 0, 2)	(1.577 0, 1.654 6, #3)
(0, 0, 0, 0, 12, 18, 0, 0, 11)	(1.577 0, 1.649 #1)
(0, 0, 16, 0, 12, 0, 0, 0, 13)	(2.347 5, 1.652 6, #3)
(0, 0, 16, 0, 12, 0, 0, 0, 4)	(2.347 5, 1.647 7, #1)
(0, 0, 16, 0, 9, 0, 0, 3, 13)	(2.348 0, 1.640 3, #1)

为了说明算法的有效性,同时考虑到本算例在模型简化后规模较小,因而采用枚举法对基于Prüfer 数编码的解空间进行列举.结果发现,在全部的4 320个目标值中有8个目标值是 Pareto 最优的,且和表4中列举的8个非支配目标值完全一致,这就表明,本文提出的算法找到了该问题的全部 Pareto 最优解和最优目标值.另一方面,从时间效率来看,枚举法所花费的时间为3 588.93 s,而MODDEP的平均运行时间仅为0.06 s(在不进行预处理情形下,MODDEP的平均运行时间为1.93 s),所以MODDEP的效率要远高于枚举法.

#### 4.2 大规模算例与对比分析

为进一步验证算法的有效性,在上述小规模算例的基础上增大买卖双方买家和卖家的数量以及商品的交易数量,从而得到6个较大规模的算例,同时依据买卖双方的交易匹配度下限  $t_i$  和  $t_j$  对模型进行预处理得到简化的模型参数,如表5所示.

表 5 大规模算例的模型参数设置  
Table 5 The model parameters of large-scale examples

No	简化前的模型参数			简化后的模型参数					
	$m$	$n$	交易数量	$t_i$	$t_j$	$m^*$	$n^*$	交易数量	$N(\Omega^*)$
1	30	30	600	0.66	0.66	13	13	269	$C_{24}^{12} \cdot 13^{12} \cdot 13^{12}$
2	40	40	800	0.65	0.65	24	22	482	$C_{44}^{23} \cdot 24^{21} \cdot 22^{23}$
3	50	50	1 000	0.64	0.64	35	29	669	$C_{62}^{34} \cdot 35^{28} \cdot 29^{34}$
4	60	60	1 200	0.63	0.63	40	30	776	$C_{68}^{39} \cdot 40^{29} \cdot 30^{39}$
5	80	80	1 600	0.62	0.62	57	47	1 156	$C_{102}^{56} \cdot 57^{46} \cdot 47^{56}$
6	100	100	2 000	0.6	0.6	86	64	1 728	$C_{152}^{85} \cdot 86^{63} \cdot 64^{85}$

由于算例的规模变大,枚举法无法在有效时间内获得全部的解,为此,选用了标准的多目标离散差分进化算法(SMODDE,算法中初始种群随机生成,变异因子采用固定值,选择操作运用原始的快速非支配排序法,其余算法设计与MODDEP相同)和具有代表性的多目标遗传算法NSGA-II与本文提出算法作性能对比分析。

为全面地进行算法性能比较,本文选定了3个一元性能指标,即收敛度(convergence)  $CD^{[27]}$ 、多样性(diversity)  $MS^{[28]}$ 、分布度(distribution)  $S^{[28]}$ 和1个二元性能指标,即支配度(coverage)  $C^{[29]}$ 。MODDEP、SMODDE和NSGA-II采用相同的编码方法,相同的种群( $NP = 200$ )和最大进化代数( $NG = 500$ )。另外,通过多次试验调试分别将3种算法其它有效参数设置如下:MODDEP算法的动态变异因子和交叉率与小规模算例相同;SMODDE算法的变异因子  $F = 0.2$ ,交叉率  $CR = 0.2$ ;NSGA-II算法的设置参考文献[30],即交叉(单节点交叉)率  $P_c = 0.2$ ,变异(反转变异和移位变异)率  $P_m = 0.4$ 。3种算法均由VB.NET编程实现,同时,为减少实验的随机性,各算法对每一算例分别独立在同一平台(Intel Core2 2.8 GHz CPU和1 GB RAM)上运行10次,3种算法性能指标的平均值与标准差的对比结果见表6和表7。

从表6可以看出,对于前5个大规模算例(No.1 - No.5),MODDEP在收敛度、多样度和分布度3个一元性能指标方面都全面优于SMODDE和NSGA-II;同时,对于第6个算例(No.6),与SMODDE和NSGA-II相比,MODDEP亦获得了更好的收敛度和多样性指标值,仅在分布度S指标

方面略差于NSGA-II。上述结果充分表明了MODDEP所得的非支配解集更加逼近真实的Pareto最优前沿,且在目标空间分布更加多样和均匀,表现出了良好的收敛性和分布性。

在二元性能指标方面,表7给出了MODDEP与SMODDE、NSGA-II相互之间的支配度指标的计算结果。从表7中不难发现,对于所有的大规模算例, $C(M, S)$ 和 $C(M, N)$ 的平均值均都大于相对应的 $C(S, M)$ 和 $C(N, M)$ ,这说明MODDEP搜索得到解集支配SMODDE和NSGA-II获得的解集的比例较大,而被支配的比例较小,所以MODDEP获得了更高质量的非支配解集。特别地,对于算例No.5, $C(M, N)$ 的平均值为1, $C(N, M)$ 的平均值为0;对于算例No.6, $C(M, S)$ 的平均值为1, $C(S, M)$ 的平均值为0,说明MODDEP此时获得的非支配解集绝对优于(或支配)SMODDE和NSGA-II的相应结果,同时也表明MODDEP搜索到的非支配前沿更加逼近真实Pareto最优前沿。

除了以上关于解的质量对比之外,本文统计了3种算法对于每个大规模算例10次运行的平均计算时间,如表8所示。可以看出,在经过预处理的简化后,3种算法求解模型所需的时间都很大程度地减少了,表明对模型的预处理有助于提高模型求解的时间效率。另一方面,对于简化后模型的求解,由于设定的种群大小和最大进化代数相同,3种算法对于各个算例所花费的计算时间大体相同。相对SMODDE和NSGA-II而言,MODDEP所需的计算时间稍多,这是因为MODDEP在运用最大随机加权和启发式算法产生种群初始化时花费了较多时间,即便在选择操作中通过改进的快速非支配排序法减少了部分计算时间,但仍然不足以弥补初始化种群时多消耗的计算时间。同时,随着算例规模的增大,SMODDE的计算时间相对于NSGA-II呈现先大后小的趋势,其主要原因在于当算例规模增大时,NSGA-II用于交叉和变异操作的时间要逐渐多于SMODDE,并最终导致NSGA-II消耗相对多的计算时间。总而言之,相对SMODDE和NSGA-II,本文设计的MODDEP可以获得更高质量的非支配解集,虽然MODDEP所需的计算时间稍多,但完全可以满足实际需要,因而,MODDEP对于求解本文建立的模型是有效的。

表6 MODDEP、SMODDE 和 NSGA-II 算法的一元性能指标平均值与标准方差

Table 6 Means and standard deviations of three unary performance indicators for MODDEP, SMODDE and NSGA-II

No	性能指标	MODDEP		SMODDE		NSGA-II	
		平均值	标准方差	平均值	标准方差	平均值	标准方差
1	CD	<b>0.161 2</b>	<b>0.050 8</b>	0.165 4	0.068 1	0.221 4	0.095 9
	MS'	<b>0.735 3</b>	<b>0.092 8</b>	0.684 5	0.110 0	0.603 7	0.091 3
	S	<b>0.074 6</b>	<b>0.024 3</b>	0.122 4	0.049 2	0.116 9	0.046 7
2	CD	<b>0.224 4</b>	<b>0.124 8</b>	0.250 1	0.121 4	0.541 7	0.138 7
	MS'	<b>0.474 3</b>	<b>0.229 1</b>	0.335 1	0.179 5	0.104 9	0.103 5
	S	<b>0.092 2</b>	<b>0.060 2</b>	0.145 4	0.113 5	0.125 1	0.076 6
3	CD	<b>0.119 2</b>	<b>0.073 4</b>	0.439 1	0.160 3	0.627 0	0.201 0
	MS'	<b>0.518 3</b>	<b>0.126 4</b>	0.275 2	0.182 7	0.124 6	0.107 3
	S	<b>0.090 5</b>	<b>0.042 4</b>	0.117 3	0.047 8	0.097 1	0.054 1
4	CD	<b>0.176 1</b>	<b>0.081 2</b>	0.361 5	0.327 5	0.487 0	0.160 3
	MS'	<b>0.504 0</b>	<b>0.101 1</b>	0.384 4	0.271 3	0.189 1	0.087 0
	S	<b>0.049 9</b>	<b>0.02 5</b>	0.153 9	0.114 9	0.129 2	0.072 9
5	CD	<b>0.053 4</b>	<b>0.039 5</b>	0.735 9	0.320 1	0.455 5	0.178 0
	MS'	<b>0.622 6</b>	<b>0.105 1</b>	0.060 8	0.129 1	0.160 4	0.115 2
	S	<b>0.066 6</b>	<b>0.028 6</b>	0.208 0	0.081 1	0.096 4	0.037 4
6	CD	<b>0.139 0</b>	<b>0.090 5</b>	1.112	0.095 2	0.492 8	0.110 7
	MS'	<b>0.454 4</b>	<b>0.204 0</b>	0	0	0.041 2	0.074 8
	S	0.090 3	0.040	0.170 9	0.070 9	<b>0.080 2</b>	<b>0.027 2</b>

表7 MODDEP、SMODDE 和 NSGA-II 算法的二元性能指标平均值与标准方差

Table 7 Means and standard deviations of the binary performance indicator for MODDEP, SMODDE and NSGA-II

No	C(M, S)		C(S, M)		C(M, N)		C(N, M)	
	平均值	标准方差	平均值	标准方差	平均值	标准方差	平均值	标准方差
1	<b>0.519 4</b>	<b>0.351 5</b>	0.320 3	0.318 8	<b>0.716 7</b>	<b>0.279 2</b>	0.227 6	0.226 6
2	<b>0.511 2</b>	<b>0.342 9</b>	0.280 7	0.402 7	<b>0.916 6</b>	<b>0.250 0</b>	0.095 1	0.285 3
3	<b>0.821 7</b>	<b>0.233 1</b>	0.002 7	0.008 4	<b>0.907 4</b>	<b>0.277 8</b>	0.037 8	0.113 2
4	<b>0.546 0</b>	<b>0.451 2</b>	0.251 9	0.379 4	<b>0.900 0</b>	<b>0.300 0</b>	0.1	0.3
5	<b>0.900 0</b>	<b>0.300 0</b>	0.073 3	0.219 8	<b>1</b>	<b>0</b>	0	0
6	<b>1</b>	<b>0</b>	0	0	<b>0.859 4</b>	<b>0.295 4</b>	0	0

注:表中, M: MODDEP; S: SMODDE; N: NSGA-II.

表8 MODDEP、SMODDE 和 NSGA-II 算法的平均计算时间(单位: s)

Table 8 The average computational time of MODDEP, SMODDE and NSGA-II on ten runs (seconds)

No	MODDEP		SMODDE		NSGA-II	
	求解简化前模型的平均计算时间	求解简化后模型的平均计算时间	求解简化前模型的平均计算时间	求解简化后模型的平均计算时间	求解简化前模型的平均计算时间	求解简化后模型的平均计算时间
1	76.24	31.98	75.10	31.56	73.24	29.25
2	123.59	64.45	121.21	62.85	120.78	58.2
3	168.49	87.08	159.92	83.05	168.85	87.89
4	234.09	103.43	188.08	88.52	218.19	95.67
5	444.77	231.17	397.79	210.53	449.30	231.78
6	853.83	544.43	786.24	496.67	838.10	526.61

## 5 结束语

本文围绕电子中介中具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配问题,运用建模与优化的思想展开了相关研究,其主要的工作可归纳为以下3个方面.

1) 给出了基于改进模糊信息公理的交易匹配度计算方法.该方法可以从买方和卖方两个视角计算模糊信息与模糊信息、模糊信息与清晰(确定)信息之间的交易匹配度,同时,由于在交易匹配度计算中考虑了买卖双方的满意度这一因素,使得该方法更具合理性和现实意义.

2) 建立了具有模糊信息的多数量多属性商品交易匹配模型.模型可以实现模糊信息情形下多数量商品多属性(如价格、品质、配送时间等)

的优化匹配.另一方面,模型的多个优化目标可以保证买方交易匹配度、卖方的交易匹配度和电子中介交易数量之间的均衡,因而模型更具有实用性.

3) 设计了模型求解的多目标差分进化算法.相对传统多目标优化方法,本文设计的算法通过一次运行就能获得模型的多个 Pareto(近似)最优解.在提高求解效率的同时也为决策者提供了更多可供选择的交易匹配方案.而且,通过仿真算例的计算和对比分析,结果表明了算法对模型求解的有效性.

综上所述,本文建立的模型和设计的算法是可行和有效的,将能帮助电子中介在模糊信息情形下对多数量多属性商品的交易做出合理的优化匹配,从而为电子中介企业多属性商品交易匹配的实际运作提供理论依据和决策支持.

## 参考文献:

- [1] Wang D W, Nuttle H L W, Fang S C. Survey of e-commerce modeling and optimization strategies [J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2005, 10( S1): 761 - 771.
- [2] Muylle S, Basu A. Online support for business processes by electronic intermediaries [J]. *Decision Support Systems*, 2008, 45( 4): 845 - 857.
- [3] Ragonea A, Stracciab U, Noiaa T D, et al. Fuzzy matchmaking in e-marketplaces of peer entities using Datalog [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2009, 160( 2): 251 - 268.
- [4] 陈翔, 仲伟俊, 梅姝娥. 买方市场下 B2B 电子商务平台的发展策略研究 [J]. *管理科学学报*, 2003, 6( 2): 41 - 46.  
Chen Xiang, Zhong Weijun, Mei Shue. Study on developing strategies of B2B electronic commerce platform in buyer's market [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2003, 6( 2): 41 - 46. ( in Chinese)
- [5] 李莉, 杨文胜, 蔡淑琴. 基于电子市场中介的交易风险控制 [J]. *管理科学学报*, 2005, 8( 3): 56 - 63.  
Li Li, Yang Wensheng, Cai Shuqin. Transaction risk control by cybermediary [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2005, 8( 3): 56 - 63. ( in Chinese)
- [6] 蒋忠中, 盛莹, 樊治平, 等. 电子中介中多属性商品交易匹配模型与算法研究综述 [J]. *信息系统学报*, 2010, ( 7): 73 - 81.  
Jiang Zhongzhong, Sheng Ying, Fan Zhiping, et al. A review on matching models and algorithms of multi-attribute commodity exchange in electronic brokerage [J]. *China Journal of Information Systems*, 2010, ( 7): 73 - 81. ( in Chinese)
- [7] 蒋忠中, 盛莹, 樊治平, 等. 属性权重信息不完全的双边匹配多目标决策模型的研究 [J]. *运筹与管理*, 2008, 17( 4): 138 - 142.  
Jiang Zhongzhong, Sheng Ying, Fan Zhiping, et al. Research on multi-objective decision model for bipartite matching with incomplete information on attribute weights [J]. *Operations Research and Management Science*, 2008, 17( 4): 138 - 142. ( in Chinese)
- [8] 蒋忠中, 袁媛, 樊治平. 电子中介中具有数量折扣的多属性商品交易匹配问题研究 [J]. *中国管理科学*, 2010, 18

- (6): 122 – 130.
- Jiang Zhongzhong, Yuan Yuan, Fan Zhiping. Multi-attribute trade matching with quantity discount in electronic brokerage [J]. Chinese Journal of Management Science, 2010, 18(6): 122 – 130. (in Chinese)
- [9] Jiang Z Z, Ip W H, Lau H C W, et al. Multi-objective optimization matching for one-shot multi-attribute exchanges with quantity discounts in E-brokerage [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 4169 – 4180.
- [10] Blockley D I. The importance of being process [J]. Civil Engineering and Environmental Systems, 2010, 27(3): 189 – 199.
- [11] 樊治平, 陈 希. 电子中介中基于公理设计的多属性交易匹配研究 [J]. 管理科学, 2009, 22(3): 83 – 88.  
Fan Zhiping, Chen Xi. Research on multi-attribute trade matching problem in electronic broker based on axiomatic design [J]. Journal of Management Sciences, 2009, 22(3): 83 – 88. (in Chinese)
- [12] 蒋忠中, 樊治平, 汪定伟. 电子中介中具有模糊信息且需求不可分的多属性商品交易匹配问题 [J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(12): 2355 – 2366.  
Jiang Zhongzhong, Fan Zhiping, Wang Dingwei. Trade matching for multi-attribute exchanges with fuzzy information and indivisible demand in e-brokerage [J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2011, 31(12): 2355 – 2366. (in Chinese)
- [13] 盛 莹, 蒋忠中, 樊治平. 电子中介中具有模糊信息的多属性商品交易匹配方法研究 [J]. 运筹与管理, 2011, 20(6): 73 – 81.  
Sheng Ying, Jiang Zhongzhong, Fan Zhiping. Optimal matching for multi-attribute exchanges with fuzzy information in e-brokerage [J]. Operations Research and Management Science, 2011, 20(6): 73 – 81. (in Chinese)
- [14] Herrera F, Herrera-Viedma E, Martínez L. A fusion approach for managing multi-granularity linguistic term sets in decision making [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(1): 43 – 58.
- [15] Kulak O, Kahraman C. Multi-attribute comparison of advanced manufacturing systems using fuzzy vs. crisp axiomatic design approach [J]. International Journal of Production Economics, 2005, 95(3): 415 – 424.
- [16] Marler R T, Arora J S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2004, 26(6): 369 – 395.
- [17] Deb K. Recent Developments in Evolutionary Multi-Objective Optimization [M]// International Series in Operations Research & Management Science, Vol 142, Springer, 2010: 339 – 368.
- [18] Storn R, Price K. Differential evolution: A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341 – 359.
- [19] Mezura-Montes E, Reyes-Sierra M, Coello C A. Multi-objective optimization using differential evolution: A survey of the state-of-the-art [J]. Studies in Computational Intelligence, 2008, 143: 173 – 196.
- [20] Syarif A, Gen M. Solving exclusionary side constrained transportation problem by using a hybrid spanning tree-based genetic algorithm [J]. International Journal of Intelligent Manufacturing, 2003, 14(3/4): 389 – 399.
- [21] Pan Q K, Wang L, Qian B. A novel differential evolution algorithm for bi-criteria no-wait flow shop scheduling problems [J]. Computers & Operations Research, 2009, 36(8): 2498 – 2511.
- [22] Zhang M M, Zhao S G, Wang X. Multi-objective evolutionary algorithm based on adaptive discrete differential evolution [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2009, 614 – 621.
- [23] Jo J B, Li Y Z, Gen M. Nonlinear fixed charge transportation problem by spanning tree-based genetic algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2007, 53(2): 290 – 298.
- [24] Wilf H S. Generatingfunctionology [M]. MA: A K Peters, Ltd, 2006.
- [25] Nobakhti A, Wang H. A simple self-adaptive differential evolution algorithm with application on the ALSTOM gasifier [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 350 – 370.
- [26] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182 – 197.

- [27]Gong W Y , Cai Z H. An improved multi-objective differential evolution based on Pareto-adaptive dominance and orthogonal design [J]. *European Journal of Operational Research* , 2009 , 198( 2) : 576 – 601.
- [28]Goh C K , Tan K C , Liu D S , et al. A competitive and cooperative co-evolutionary approach to multi-objective particle swarm optimization algorithm design [J]. *European Journal of Operational Research* , 2010 , 202( 1) : 42 – 54.
- [29]Zitzler E , Thiele L , Laumanns M , et al. Performance assessment of multi-objective optimizers: An analysis and review [J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation* , 2003 , 7( 2) : 117 – 132.
- [30]Gen M , Li Y Z. Spanning tree-based genetic algorithm for bicriteria transportation problem [J]. *Computers and Industrial Engineering* , 1998 , 35( 3/4) : 531 – 534.

## Matching model and algorithm for multi-unit multi-attribute exchanges with fuzzy information in E-brokerage

*JIANG Zhong-zhong*<sup>1</sup> , *FAN Zhi-ping*<sup>1</sup> , *WANG Ding-wei*<sup>2</sup> , *CHEN Xiao-hong*<sup>3</sup>

1. School of Business Administration , Northeastern University , Shenyang 110819 , China;
2. School of Information Science and Engineering , Northeastern University , Shenyang 110819 , China
3. School of Business , Central South University , Changsha 410083 , China;

**Abstract:** With respect to the fuzzy information of multi-unit multi-attribute exchanges in E-brokerage , this paper employs fuzzy set theory to represent the traders' orders with fuzzy information and proposes a new calculation method of matching degree based on the improved fuzzy information axiom from both the buyers' and sellers' points of view. Afterward , a mathematic model is built to maximize the matching degree and the trade quantity , and the model belongs to a class of nonlinear multi-objective transportation problems. According to the complexity and characteristics of the model , a multi-objective discrete differential evolution with Prüfer-encoding is developed to solve it. The model is useful and the algorithm is effective , which is verified by the simulation experiment and results analysis.

**Key words:** electronic brokerage; fuzzy information; multi-attribute commodity; multi-unit trade matching; multi-objective optimization; discrete differential evolution