

电子中介的多目标交易匹配问题及其优化方法*

汪定伟

(东北大学系统工程研究所, 沈阳 110004)

摘要 电子中介是电子商务的一个极为活跃的研究领域。针对电子中介的多目标匹配问题建立了多目标的指派模型, 并提出一种多养分的群落选址算法(CLA)进行求解。该算法将原始 CLA 的单一养分矩阵扩展为多个养分矩阵, 利用作物在多种养分滋养下生长的快慢来自动挑选多个指标, 从而回避了对多目标决策中多目标向单目标转换的问题。以上方法用于一个工作中介的交易匹配问题中, 获得了良好效果。

关键词 电子中介, 多目标匹配, 群落选址算法, 多养分矩阵

中图分类号 TP391.4

1 引言

电子中介是电子商务中的一个重要的领域。房产中介, 工作中介, 婚姻或交友中介等网站就是电子中介的典型例子^[1,2,3]。

电子中介商家的主要工作是买卖双方进行交易搭配, 从而获取中介费。为了网站能够吸引更多的顾客, 还必须使买卖双方对交易的满意度尽可能达到最大。由于商家和买卖双方利益相互冲突, 于是构成了典型的二分图上的多目标匹配(Matching)问题^[4,5]。如图 1 所示。

右图中, 有分别代表买方和卖方的两类节点 B_i 和 S_j , 在连接各对节点的弧上各有 3 个权值, w_1, w_2 和 w_3 , 分别代表交易费, 买方满意度和卖方满意度。问题的目的是要找出连接两类节点搭配的弧(如图中粗线), 使三个权值的和都达到最大。

图论中多目标匹配问题一般都可以用多目标指派模型来描述和相应的算法来求解^[4-7]。多目标决策优化一般都是根据决策者的偏好来确定各个目标组合的权重, 从而来确定最优解^[8]。由于

决策者的偏好不易获得, 这类方法往往带有一定的盲目性和主观性。作者提出一种新的模仿生命系统的优化方法, 称为群落选址算法 CLA(Calony Location Algorithm)^[9,10]。CLA 的基本思想是, 通过定义不同土地对不同物种的养分矩阵, 让不同物种在不同土地上不断地繁衍竞争, 最后每个物种将最终占据一块最适合它生长的土地。以上算法在经典指派问题和旅行商问题的求解中都获得了很好的效果^[9,10]。

本文将原始 CLA 的单一养分矩阵扩展为多个养分矩阵, 用来解多目标指派问题。算法不用确定目标组合的权重系数, 而是利用作物生长的快慢来自动挑选多个指标都比较好的土地, 从而达到多目

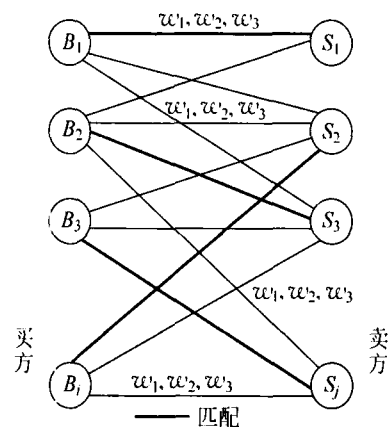


图 1 电子中介的多目标匹配问题

* 基金项目: 本研究得到国家自然科学基金(No. 70431003, 60521003)和国家科技支撑计划的支持(2006BAH02A09)。

通信作者: 汪定伟, 东北大学系统工程研究所教授, e-mail: dwwang@mail.neu.edu.cn。

标协调的目的。算法用于工作中介网站的多目标交易匹配问题的求解,取得了很好的效果。

2 多目标工作中介的问题与模型

设某工作中介网站有 n 个求职者和 n 个招聘的职位。相同的职位对不同能力的人有不同的薪酬,网站按成功应聘的薪酬抽取中介费。显然,求职者对不同的工作岗位有不同的满意度,不同岗位对不同求职者也有不同的满意度。定义求职者 i 对岗位 j 的中介费,满意度和被满意度分别为 a_{ij}^1, a_{ij}^2 和 a_{ij}^3 , 写成矩阵形式为:

$$A^1 = [a_{ij}^1]_{n \times n}, A^2 = [a_{ij}^2]_{n \times n} \text{ 和 } A^3 = [a_{ij}^3]_{n \times n}$$

网站进行交易匹配的目的是在一个岗位只能指派给一个求职者的约束下,极大化总的中介收费,总的求职者的满意度和招聘者的满意度。

由于 a_{ij}^1 的单位是人民币元,而 a_{ij}^2 和 a_{ij}^3 通常用 $[0, 1]$ 间的模糊隶属度表示,三个不同单位,不同数量级的目标采用一般常用的目标线性加权组合的方法显然不尽合理,而权重系数的确定也将是一个难题。

设决策变量为:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{求职者 } i \text{ 分派给岗位 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

则多目标交易匹配的模型可表达为:

$$z^1 = \max_x \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^1 x_{ij} \quad (2)$$

$$z^2 = \max_x \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2 x_{ij} \quad (3)$$

$$z^3 = \max_x \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^3 x_{ij} \quad (4)$$

s. t.

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1, \quad \forall i, j \quad (7)$$

以上问题是典型的多目标指派问题的模型。这类线性的 0-1 规划问题可以用很多方法求解^[6,9], 也有现成的商品软件可以采用。

近年来,模仿自然系统的计算方法或人工生命计算方法获得了广泛的应用^[11,12,13]。作者提出的群落选址算法 CLA 就是一种典型的人工生命计算方法^[9,10]。CLA 已经在单目标指派问题的应用获得成功,而要用 CLA 来解多目标问题还必须做必要的扩展。

3 多养分的群落选址算法

多养分的群落选址算法可以描述如下:

设在 n 块土地上有 n 种作物,这些作物的生长需要 m 种养分。物种 i 在 t 时刻从土地 j 可获得的养分 k 为 $N_{ij}^k(t)$, 所有 i, j, k 和 t 。这里, t 采用离散的时间单位。整个生态系统平均的生物生长率和衰减率为 r 。有 m 个不同的环境评价函数记为 $E^k(x), k=1, 2, \dots, m$ 。环境评价函数是对种群分布

好坏的评价,其意义是好的种群分布有利于环境的改善,反之会带来环境恶化。该生态系统运行的结果将通过种群的分布优化使多个环境评价函数达到总体综合的最大值。

CLA 有如下基本概念:

(1) 养分函数

养分函数描述的是不同土地对不同作物的肥力,它表达的是解的局部对目标值的贡献,它不随物种的分布而改变。记为: $N_{ij}^k(t)$, 表示土地 j 对作物 i 在时刻 t 的第 k 种养分的肥力。

(2) 生长率与衰减率

生长率与衰减率用来描述不同土地上物种增长和减少的变化速度。它们是土地养分的函数,养分越大生长越快衰减越慢。物种 i 在土地 j 上由养分 k 产生的生长率定义为:

$$g_{ij}^k(t) = rN_{ij}^k(t)/\bar{N}_i^k(t) \text{ 所有 } i, j, k \text{ 和 } t \quad (8)$$

其中, $\bar{N}_i^k(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n N_{ij}^k(t)$ 是所有土地对物种 i 在时刻 t 的第 k 种养分函数的平均值。

类似的,衰减率定义为:

$$d_{ij}^k(t) = r\bar{F}_j^k(t)/N_{ij}^k(t) \text{ 所有 } i, j, k \text{ 和 } t \quad (9)$$

其中, $\bar{F}_j^k(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n N_{ij}^k(t)$ 是土地 j 对所有物种在时刻 t 的第 k 种养分函数的平均值。

注意, $\bar{N}_i^k(t)$ 是相应养分矩阵的行和,而 $\bar{F}_j^k(t)$ 是列和。

(3) 物种比例及其归一化

定义物种 i 在土地 j 上 t 时刻的比例为 $x_{ij}(t)$, 对所有 i, j 和 t , 注意这个比例既是一个物种在不同土地上分配的比例,又是一块土地上不同物种的比例。由于所有比例的和为 1, 所以有:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij}(t) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

和

$$\sum_{i=1}^n x_{ij}(t) = 1, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (11)$$

当作物生长和衰减时, $x_{ij}(t)$ 发生变化,势必带来式(10)和式(11)不能保持成立。于是需要将它们强制归一化。

时刻 t 的行归一化为:

$$x'_{ij}(t) = x_{ij}(t) / \sum_{j=1}^n x_{ij}(t), \text{ 对所有 } i \text{ 和 } j \quad (12)$$

时刻 t 的列归一化为:

$$x'_{ij}(t) = x_{ij}(t) / \sum_{i=1}^n x_{ij}(t), \text{ 对所有 } i \text{ 和 } j \quad (13)$$

由于 $0 \leq x_{ij}(t) \leq 1$, 可以证明行列归一化若干步后就可以收敛于同一个值。

归一化过程反映的是资源限制下的不同物种的竞争。

(4) 生长与衰减过程

生长与衰减过程式 CLA 的显著特征,不同作物的生长和衰减体现的正是优化问题求解的寻优过程。在时刻 $t+1$, 土地 j 上的物种 i 的生长过程表达为:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) \left[1 + \sum_{k=1}^m g_{ij}^k(t) \right] \left[1 - \sum_{k=1}^m d_{ij}^k(t) \right] \text{ 对所有 } i, j \text{ 和 } t \quad (14)$$

由生长率与衰减率的定义可见,土地对某种作物越肥,作物生长越快,衰减越慢。作物一旦落到最适合其生长的土地上,必将快速生长,并通过归一化过程抑制了其他作物在这块土地上的生长。最

后这块土地便被该物种完全占有。这正是自然界物种通过竞争达到最佳分布的规律。

(5) 解的构成与评估

解是基于物种比例构成的。设 $s_j(k)=i$ 为土地 j 在解 k 中分配为物种 $i, j=1, 2, \dots, n$ 。则

$$S(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)] \quad (15)$$

即为第 k 个解。

$s_j(k)$ 的产生可以 $x_{ij}(t)$ 作为概率, 用旋轮法产生^[9,11]。在 CLA 中, 每步迭代产生一个给定的常数个待评价的解。

环境评估函数 $E^k(S(k))$ 即为对解 $S(k)$ 的对于第 k 个环境目标的评价。

(6) 环境回报过程

环境回报是 CLA 的又一个显著特点。物种生长过程反映的是局部优化, 并不能考虑整体目标函数。环境回报过程正是为了弥补生长过程的不足, 从整体生态系统的角度来考虑整体的优化目标。

从生态学的观点看, 一个好的物种分布能使环境得到改善, 从而“风调雨顺”, 土地的肥力更能够有利于作物吸收, 从而得到环境改善的回报。为模仿环境回报, CLA 中设定了一个环境回报率 f , 对于一个好的解, 即好的物种分布, 环境回报过程就使土地对指定物种的肥力按回报率提高。

设对于环境评估函数 $E^k(x), k=1, 2, \dots, m$, 设一个最好解为 $S^k(l^*)$, 那么, 环境回报过程即为:

$$N_{ij}^k(t+1) = \begin{cases} N_{ij}^k(t)(1+f), & \text{如 } s_i(l^*) = j, \\ N_{ij}^k(t), & \text{否则} \end{cases} \quad (16)$$

由于随肥力的增加而增加, 作为一个替代办法可以将环境回报直接作用到物种比例上, 即:

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} x_{ij}(t)(1+f), & \text{如 } s_i(l^*) = j, \\ x_{ij}(t), & \text{否则} \end{cases} \quad (17)$$

由于环境回报是一个缓慢过程, CLA 中设定了一个回报开始时间 T_f , 只有当 T_f 步迭代后, 即 T_f 年后, 环境回报才会发生。

注意, 对于 m 个目标的优化问题, 我们将定义 m 种养分, m 个环境评价函数, 这 m 个环境回报过程分别独立进行, 但导致的物种比例的变化却是 m 种回报的综合作用的结果。多目标的综合正是在这里得到了体现。

以上环境回报过程是最为简单的单解回报过程, 多解回报过程可参见文献^[9,10], 原算法中称为施肥过程。

(7) 解的熵和停止准则

一般智能优化算法大多采用设定最大迭代步数作为停止准则^[14,15]。在 CLA 中, 当把物种比例 $x_{ij}(t)$ 看作是概率时, 由 $x_{ij}(t)$ 构成的信息熵的下降过程正好反映了寻优过程的进展情况。信息熵的计算公式为:

$$En(t) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij}(t) \ln x_{ij}(t) \quad (18)$$

从初始迭代设定 $x_{ij}(t)=1/n$ 开始, 熵取最大值 $n \ln(n)$, 随着迭代进行, $x_{ij}(t)$ 逐步趋近于 0 或 1, 熵也逐步趋近于 0。熵正好反映了 CLA 的解的清晰程度。当:

$$En(t) < \epsilon \quad (19)$$

时, 算法终止。这里 ϵ 是一个足够小的正实数。

(8) 多养分 CLA 的计算步骤

基于以上概念, 多养分的 CLA 的计算步骤如下:

步骤 M-CLA:

步骤 1: 输入数据与设定参数

读入多种养分的养分矩阵 $N_{ij}^k(t)$, 平均生长率与衰减率 r , 回报开始时刻 T_f , 停止准则 ϵ 以及每步产生的评价解的数量 L 。

步骤 2: 产生初始物种比例

令时间(迭代指标) $t=0$, 初始比例 $x_{ij}(0)=1/n$, 所有 i 和 j 。计算初始的信息熵 $En(0)$ 。令初始最优解为: $O^*=[1, 2, \dots, n]^T$, 各个目标函数的最优值 $E^{k*} = BP$ 或 $-BP$ (极小或极大问题)。BP 是一个足够大的正数。

步骤 3: 停止准则判断

令 $t=t+1$, 如果 $En(t) < \epsilon$, 转步骤 8, 否则转步骤 4。

步骤 4: 生长与衰减过程

按式(8)和式(9)计算生长率和衰减率 $g_{ij}^k(t)$ 和 $d_{ij}^k(t)$, 并按式(14)进行生长和衰减过程。用式(12)和式(13)对行和列归一化。计算熵 $En(t)$ 。

步骤 5: 解的构成和评估

对 $l=1$ 到 L , 用旋轮法生成 L 个解 $S(l)$ 。计算各个解对各个环境评价函数的值 $E^k(S(l))$ 对 $l=1$ 到 $L, k=1$ 到 m 。

步骤 6: 选择最优解

根据各个解的各个环境评价函数的值 $E^k(S(l))$, 选择最优解 $S^*(l^*)$ 或最优解集合 B^* (多解回报法采用)。如 $E(S^*(l^*)) > E^{k*}$ (或 $< E^{k*}$), 则令 $O^{k*} = S^*(l^*)$ 且 $E^{k*} = E(S^*(l^*))$ 。

步骤 7: 环境回报过程

如 $t > T_f$, 按式(16)或式(17)进行环境回报过程。然后转步骤 3。

步骤 8: 输出结果

输出获得的最优解 O^{k*} 和最优值 E^{k*} , 算法终止。

以上计算步骤中, 步骤 1 和步骤 2 是初始化, 步骤 3 到步骤 7 是 CLA 算法的主干。生长, 评估, 选择和环境回报都在这里进行。最后步骤 8 是输出结果。

我们必须注意到, 虽然 m 个目标会输出 m 个最优解和最优值, 但当满足停止准则时, $x_{ij}(t)$ 将不是 0 就是 1, 于是必然有 m 个最优解实际上是同一个解。各个最优值 E^{k*} 是这个解的多个目标的最优值。我们看到, CLA 始终都不必将多个目标组合成一个值。

4 计算结果及分析

以上讨论的多养分的 CLA 算法, 在 PC P4/3G Hz 计算机上, 在 Fortran Power Station 平台上开发实现, 以某就业指导中心的工作中介网站的问题为例子进行计算。

设有 8 个工作岗位和申请这些岗位的 8 个求职者。中介公司从每个成功搭配中可获得的中介费见表 1, m 个求职者对各个岗位的满意度和各岗位对各个求职者的满意度分别见表 2 和表 3。

算法中的参数给定如下:

平均生长率和衰减率, $r=0.005$;

环境回报开始时间, $T_f=20$;

环境回报率, $f=0.005$;

停止准则, $\epsilon=0.01$, 以及

每次迭代中产生的解的个数, $L=40$ 。

对于本问题有一个附件的约束是, 要求在获得的解中求职者对岗位的满意度和岗位对求职者的满意度的下限是 $q=0.5$ 。

表 1 成功匹配的中介收费

$i \backslash j$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	100.0	70.0	85.0	95.0	80.0	98.0	30.0	35.0
2	120.0	110.0	98.0	70.0	105.0	90.0	60.0	85.0
3	90.0	120.0	20.0	35.0	45.0	60.0	90.0	95.0
4	70.0	75.0	80.0	85.0	80.0	90.0	98.0	100.0
5	100.0	70.0	75.0	90.0	120.0	110.0	95.0	35.0
6	105.0	110.0	120.0	100.0	110.0	95.0	98.0	90.0
7	35.0	40.0	45.0	90.0	80.0	85.0	88.0	76.0
8	30.0	35.0	40.0	45.0	90.0	90.0	100.0	105.0

采用式(17)表达的单解直接环境回报策略,经过 1005 步迭代,算法终止。总的计算时间为 0.242 秒。取得的最优解和最优解达到的三个目标值, z^1 为中介的收费, z^2 为 8 个求职者对岗位的满意度, z^3 为 8 个岗位对求职者的满意度。中间栏中是单个值,最后一列是单个值的和,即目标的最优值。

表 2 求职者对不同岗位的满意度

$i \backslash j$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.0	0.9	0.7	0.9	0.7	0.8	0.5	0.4
2	1.0	0.9	0.4	0.4	0.7	0.5	0.4	0.5
3	0.9	1.0	1.0	0.5	0.5	0.7	0.7	0.8
4	0.4	0.95	0.7	0.3	0.4	0.6	0.9	1.0
5	0.7	0.6	0.4	0.3	0.5	0.7	0.9	1.0
6	0.95	1.0	0.95	0.9	0.75	0.8	0.85	0.9
7	0.3	0.4	0.45	0.9	0.9	0.85	0.9	1.0
8	0.5	0.3	0.3	0.4	1.0	1.0	0.9	0.9

表 3 不同岗位对求职者的满意度

$i \backslash j$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.4	0.5	0.9	0.9	0.8	0.95	1.0	1.0
2	0.9	0.3	0.3	0.5	0.95	0.7	0.6	0.95
3	1.0	0.5	0.3	0.45	0.7	0.9	0.95	1.0
4	0.75	0.35	0.45	0.95	0.75	0.85	0.95	1.0
5	0.75	0.38	0.45	0.95	0.8	0.75	0.95	0.4
6	0.6	1.0	1.0	1.0	0.8	0.4	0.4	0.4
7	0.7	0.75	0.4	0.5	0.3	0.35	0.1	0.1
8	0.9	0.75	0.75	0.8	0.85	1.0	0.3	0.2

表 4 获得的最优解和各个目标的最优值

岗位 j	1	2	3	4	5	6	7	8	目标值
求职者 i	3	6	1	7	2	8	5	4	
z^1	90	110	85	90	105	90	95	100	765
z^2	0.9	1.0	0.7	0.9	0.7	1.0	0.9	1.0	7.10
z^3	1.0	1.0	0.9	0.5	0.95	1.0	0.95	1.0	7.30

随着迭代进行信息熵的下降过程如图 2 所示。图中曲线的斜率表达了不同迭代阶段的收敛速度。

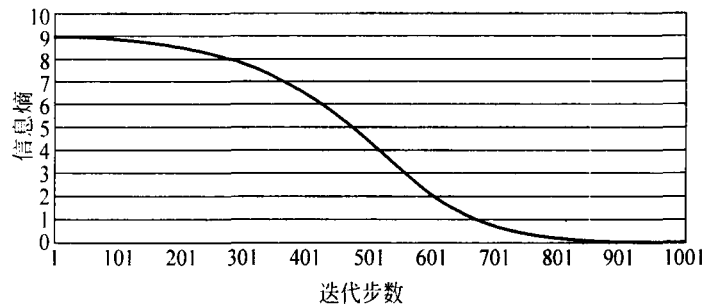


图 2 信息熵随迭代进行的下降曲线

如果我们仅对三个单个目标分别求解,得到的结果见表 5。我们看到对单个目标优化时,三个解的相应的单目标都达到了最高的水平,但一般都不能满足满意度的下限要求 q 。因此这些解都是不可行的,也不能被中介公司接受。

另一个用单目标求解的替代方法是通过元素相乘,将式(2)、(3)和式(4)的三个目标函数变为式(20)表示的单一目标:

$$z = \max_r \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij} \prod_{k=1}^m a_{ij}^k, \quad (20)$$

再用单目标优化方法求解,获得的最优解和各个目标的最优值见表 5 的最后一行。

表 5 用单目标优化方法获得的结果

最优值	z^1	z^2	z^3	可行性	j	1	2	3	4	5	6	7	8
1	871	6.95	5.60	不可行	i	2	3	6	7	5	1	4	8
2	640	7.70	5.75	不可行	i	2	6	3	1	7	8	5	4
3	625	5.05	7.65	不可行	i	3	7	6	5	2	8	1	4
相乘法	805	6.80	7.05	可行	i	2	6	1	7	5	8	3	4

对比表 4 中用多养分 CLA 获得的结果,用目标相乘法获得的解是可行的,虽然第一个目标,中介收费值大于多目标方法获得的解,但目标 2 和目标 3,即求职者和招聘方的满意度都相对较低。虽然中介公司可以获得更多收费,但较低的顾客满意度不利于企业的长远发展,因此决策者更偏好用多目标方法(多养分 CLA)获得的最优解。

从两种算法的机理上看,由于目标 1(中介收费)的值远大于目标 2 和目标 3,因此在目标相乘法中目标 1 实际上处在优势地位。而在多养分 CLA 中,三种养分共同促进作物生长,三个目标之间没有相互比较,所以能够更好地选出三个目标都比较好的解。

5 结论

通过对电子中介中的多目标匹配问题和优化算法的研究,我们可以得到以下几点结论:

(1) 电子中介中的多目标交易匹配问题可以用多目标指派问题的数学模型来表达,这类模型非常适合用作者提出的多养分的群落选址算法(CLA)来求解。

(2) 以上算法的显著特点是不需要通过目标函数线性加权或者人机交互询问决策者偏好的方法将多目标问题转化成单目标问题来求解,而是直接借鉴植物生长需要多种养分的概念,通过多种养分

的共同作用来实现多个目标的综合和平衡。这种方法也为其他类型的多目标决策问题的多目标综合提供了新的思路。

(3) 对于源于实际毕业生就业指导网站的工作中介的例子进行试算,以上模型和算法都获得了满意的效果。

参考文献

- [1] D. Wang, H. L. W. Nuttle, S. -C. Fang. Survey of E-Commerce Modeling and Optimization Strategies, *Tsinghua Science and Technology*, 2005, 10(1): 761-771.
- [2] A. Bhattacharjee. Acceptance of e-commerce services: the case of electronic brokerages, *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part A*, 2000, 30(4): 411-420.
- [3] 张振华, 汪定伟. 电子中介中的交易匹配研究, *控制与决策*, 2005, 20(8): 917-920.
- [4] I. H. Toloslu, Y. Arslanoglu. Genetic algorithm for the personal assignment problem with multiple objectives, *Information Sciences*, 2007, 177(3): 787-803.
- [5] 张振华, 汪定伟. 电子中介中的多属性匹配研究, *计算机工程与应用*, 2005, 41(4): 318-320.
- [6] X. Gandibleux, H. Morita, N. Katoh. Use of a Genetic Heritage for Solving the Assignment Problem with Two Objectives, *Proc. of Evolutionary Multi-Criterion Optimization: Second International Conference*, 43-57, Faro, Portugal, 2003.
- [7] 程钦文, 沈云春. 多目标指派问题在潜艇兵力配置中的应用, *运筹与管理*, 2004, 13(2): 131-134.
- [8] E. Zitzler, L. Thiele, M. Laumanns, C. M. Fonseca, V. G. Fonseca. Performance Assessment of Multiobjective Optimizers: An Analysis and Review, *IEEE Trans. On Evolutionary Computation*, 2003, 7(2): 117-132.
- [9] D. Wang. Colony location algorithm for assignment problems, *Journal of Control Theory and Applications*, 2004, 2(2): 111-116.
- [10] D. Wang. Colony location algorithm for combinatorial optimization, *Proc. of IEEE SMC 2004 Congress*, 1903-1909, Netherlands, the Hague, 2004.
- [11] L. J. Fogel, A. J. Owens, M. J. Walsch. *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution*, John Wiley, New York, 1996.
- [12] C. G. Langton. Artificial Life, *Artificial Life*, 1987, 1: 1-47.
- [13] 喻海飞, 汪定伟. 人工生命与人工生命计算, *计算机工程与应用*, 2007, 43(1): 12-15.
- [14] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程设计. 北京: 科学出版社, 2000.
- [15] 汪定伟, 王俊伟, 王洪峰, 张瑞友, 郭哲. 智能优化方法. 北京: 高等教育出版社, 2007.

Multi-Objective Trade Matching Problem and Optimization Method of E-Brokerage

WANG Dingwei

(Northeast University, Shenyang, 110004)

Abstract E-brokerage is a very active research area of e-commerce. We describe the multi-objective trade matching problem of e-brokerage by a multi-objective assignment model. A multi-nutrient Colony Location Algorithm(CLA) is designed for the solution. It extends the single nutrient matrix of CLA to multiple ones. Then, multiple objectives can be considered by the species colonies growing process with multiple nutrients. Thus, the transform process from multi-objective to single objective is bypassed. The approach was applied to the trade matching problem of a job hunting e-brokerage website. The satisfactory results have been achieved.

Key Words E-brokerage, multi-objective matching, colony location algorithm, multiple nutrient matrix