



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109447231 A
(43)申请公布日 2019.03.08

(21)申请号 201811246881.X

(22)申请日 2018.10.25

(71)申请人 青岛大学

地址 266071 山东省青岛市宁夏路308号

(72)发明人 孙英华 熊化峰 王苗苗 刘雪庆

(74)专利代理机构 北京汇捷知识产权代理事务
所(普通合伙) 11531

代理人 李宏伟

(51)Int.Cl.

G06N 3/00(2006.01)

G06Q 10/04(2012.01)

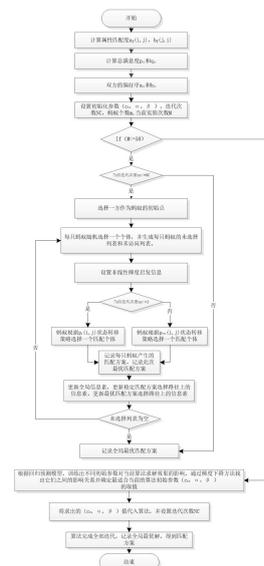
权利要求书4页 说明书10页 附图4页

(54)发明名称

蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边
匹配问题的方法

(57)摘要

本发明公开了蚁群算法求解共享经济背景
下多属性双边匹配问题的方法。在建模过程中改
进属性匹配度计算模型,计算匹配双方的满意度
和偏好序并构建双边匹配结果的评价规则;在算
法求解过程中提出非线性梯度启发信息,用于解
决已有方法中使用偏好序值作为蚁群算法启发
信息存在的缺陷;基于历史搜索信息改进状态转
移策略,用于避免算法易早熟或难收敛问题;利
用梯度下降法设置自动调参机制,用于减少调参
工作量并提高算法对大数据量和数据变化的适
应能力。与传统的蚁群算法相比,改进的蚁群算
法用于求解共享经济背景下的双边匹配问题,达
到了求解效果更优和算法稳定性更好的有益效
果。



CN 109447231 A

1. 蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其特征在于按照以下步骤进行:

步骤1:共享经济背景下多属性双边匹配问题建模,定义属性匹配度计算模型,计算匹配双方的满意度和偏好序,并制定考虑匹配稳定性和当前最佳匹配方案的评价机制;

步骤2:改进蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题,包括:提出非线性梯度启发信息、基于历史搜索信息改进状态转移策略、利用梯度下降法设置自动调参机制。

2. 按照权利要求1所述蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其特征在于:所述步骤1中,

(1) 定义属性匹配度计算模型:

匹配过程中考虑双方 r ($r \geq 1$) 个属性,记 $u_{i,f}$ 表示 u_i 的需求属性 f 的值, $v_{j,f}$ 表示 v_j 的需求属性 f 的值 ($1 \leq f \leq r$),根据不同种类的需求属性定义不同的属性匹配度计算模型,记 $a_f(i, j)$ 为 u_i 对 v_j 关于属性 f 的匹配度, $b_f(j, i)$ 为 v_j 对 u_i 关于属性 f 的匹配度, U 中个体的属性匹配度计算模型定义如下:

①当 f 为收益型属性时:

$$a_f(i, j) = \begin{cases} \frac{v_{j,f}}{u_{i,f}}, & v_{j,f} > u_{i,f} \\ \frac{1}{1 + (u_{i,f} - v_{j,f})}, & v_{j,f} \leq u_{i,f} \end{cases}$$

②当 f 为成本型属性时:

$$a_f(i, j) = \begin{cases} \frac{u_{i,f}}{v_{j,f}}, & v_{j,f} < u_{i,f} \\ \frac{1}{1 + (v_{j,f} - u_{i,f})}, & v_{j,f} \geq u_{i,f} \end{cases}$$

③当 f 为硬约束属性时:

$$a_f(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{满足} \\ 0, & \text{不满足} \end{cases}$$

④当 f 为区间型属性时:

设 $u_{i,f}$, $v_{j,f}$ 的值的区间分别是 $[u_{i,f_l}, u_{i,f_r}]$ 、 $[v_{j,f_l}, v_{j,f_r}]$,

$$a_f(i, j) = \begin{cases} 1, & v_{j,f_l} - l > u_{i,f_r} - r \\ \frac{u_{i,f_r} - r - v_{j,f_l} - l}{u_{i,f_r} - l + v_{j,f_r} - r}, & v_{j,f_l} - l \leq u_{i,f_r} - r \text{ 且 } v_{j,f_r} - r \geq u_{i,f_l} - l \\ 0, & v_{j,f_r} - r < u_{i,f_l} - l \end{cases}$$

同理,此模型也可以用在匹配方 V 上,求出匹配方 V 中个体的 $b_f(j, i)$;

(2) 计算匹配双方的满意度和偏好序:

匹配双方对需求的各个属性的重视程度,称为属性偏好系数, $w_{i,f}$ 表示 u_i 对需求的属性 f 的重视程度,满足: $0 \leq w_{i,f} \leq 1$, $\sum_{f=1}^r w_{i,f} = 1$, $w_{j,f}$ 表示 v_j 对需求属性 f 的重视程度,满足: $0 \leq w_{j,f} \leq 1$, $\sum_{f=1}^r w_{j,f} = 1$;

综合匹配双方所有的需求属性的匹配度和偏好系数可以得到双方之间的满意度,记 p_{ij}

表示 u_i 对 v_j 的满意度, q_{ij} 表示 v_j 对 u_i 的满意度,则有:

$$p_{ij} = \sum_{f=1}^r a_f(i, j)w_{i,f}$$

$$q_{ji} = \sum_{f=1}^r b_f(j, i)w_{j,f}$$

向量 p_i ($p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}$) 表示 u_i 对匹配方 V 中的所有个体关于属性 f 的满意度向量,向量 q_j ($q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{mj}$) 表示 v_j 对匹配方 U 中的所有个体关于属性 f 的满意度向量;

将 u_i 对匹配方 V 所有个体的总满意度 p_{ij} 按从大到小的顺序排列并取其排列序号,即用 a_{ij} 表示 u_i 把 v_j 按总满意度从大到小排序排在第 a_{ij} 位,向量 a_i ($a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}$) 为 u_i 对 V 中的所有个体的偏好序,同理得 v_j 对 u_i 的满意度排列序号 b_{ji} 和偏好序向量 ($b_{j1}, b_{j2}, \dots, b_{jn}$);

(3) 制定考虑匹配稳定性和当前最佳匹配方案的评价机制:

设 $M_k = \{ (u_i, v_j) \mid u_i \in U, v_j \in V \}$ 是匹配双方之间的一个匹配方案, (u_i, v_j) 为 M_k 中的一个匹配对,若对于下述情况从未出现:

① $\exists (u_t, v_s) \in M_k$, 满足 $a_{is} < a_{ij}$ 且 $b_{jt} < b_{ji}$;

② $\exists (v_s, v_t) \in M_k$, 满足 $a_{is} < a_{ij}$ 且 $b_{si} < b_{ji}$;

则称 (u_i, v_j) 为稳定的匹配对,若匹配方案 M_k 中任意一对匹配对均为稳定匹配对,则称 M_k 为稳定匹配方案;

设 M 是算法在当前问题解空间中搜索到的匹配方案的集合, $M_k = \{ (u_i, v_j) \mid u_i \in U, v_j \in V \}$ 是匹配双方之间的一个匹配方案, $f(M_k) = \sum_{(u_i, v_j) \in M_k} (a_{ij} + b_{ji})$ 为稳定匹配方案 M_k 的评价函数。若满足 $f(M_{k1}) < f(M_{k2})$,则认为 M_{k1} 比 M_{k2} 评价优异;若匹配方案 M_k 满足 $f(M_k) = \min \{ f(M_1), M_1 \in M \}$,则称 M_k 为当前最佳匹配方案。

3. 按照权利要求1所述蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其特征在于:所述步骤2的算法如下,

Step-1: 根据定义的属性匹配度函数求出属性匹配度 $a_f(i, j)$, $b_f(j, i)$;

Step-2: 根据商品各个属性权重计算出需求总满意度 p_{ij} 和 q_{ji} ;

Step-3: 将匹配双方总满意 p_{ij} , q_{ji} 按照降序排列,得到双方的偏好序 a_{ij} 和 b_{ji} ;

Step-4: 对蚁群算法进行 M 次实验,记录初始化参数 (c_0, α, β) 和最优解;

设置蚁群算法迭代次数 N ;

设置初始化参数 (c_0, α, β) 并记录;

While ($nc \leq NC$)

4-1: 蚂蚁选择一方开始搜索,随机选择一个个体,初始化每只蚂蚁,并生成每只蚂蚁的未选择列表和未访问列表;

4-2: 根据公式计算启发信息 η_{ij} ;

4-3: 如果 $nc = 1$,根据 $p_1(i, j)$ 利用轮盘赌算法进行蚂蚁的状态转移,所有蚂蚁完成本次迭代,对每个匹配结果执行匹配评价函数,计算评价值,全局更新信息素保存当前最好结果,否则 $nc > 1$,根据 $p_{t+1}(i, j)$ 利用轮盘赌算法进行蚂蚁的状态转移,所有蚂蚁完成本次迭代对每个匹配结果执行匹配评价函数,计算评价值,全局更新信息素保存当前最好结果;

Step-5: 利用梯度下降求最合适的初始参数 (c_0, α, β);

Step-6: 将求得的初始参数 (c_0, α, β) 带入上述蚁群算法求出最优解。

4. 按照权利要求3所述蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其

特征在于:所述步骤4-2所述蚁群算法的启发信息 η_{ij} 采用了非线性梯度启发信息:

$$\eta_{ij} = \frac{p_{ij}}{s - p_i} + \frac{q_{ij}}{s - q_j}$$

为蚁群算法中蚂蚁选择路径(i, j)上的启发信息值,其中 $s_{-p_i} = \sum_{j \in V} p_{ij}$

表示 u_i 对匹配方V所有个体的总满意度的和, $s_{-q_j} = \sum_{i \in U} q_{ji}$ 表示 v_j 对匹配方U所有个体的总满意度的和。

5.按照权利要求3所述蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其特征在于:所述步骤4-3中采用如下蚁群算法状态转移策略,记录之前算法迭代产生的匹配集,加入状态转移策略约束项调整蚂蚁的状态转移策略;

在蚁群算法第t+1次迭代中,若第m只蚂蚁在第k次转移中以一方个体i为出发点,选择另一方个体j与其匹配的概率为:

$$p_{ij}(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau_i(t)]^r * [\eta_{ij}]^s}{\sum_{j \in allowed_i} [\tau_i(t)]^r * [\eta_{ij}]^s} * (1 - \frac{s_{-(u_i, v_j)_{i,t,m}^k}}{s_{all}})^r, & j \in allowed_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 $(1 - \frac{s_{-(u_i, v_j)_{i,t,m}^k}}{s_{all}})^r$ 为状态转移策略约束项,指数r的取值确定状态转移策略约束项对

蚂蚁状态转移的约束力度,r取值越大,约束力度越大,但可能造成算法难收敛,r取值越小,约束力度越小,但有可能造成算法早熟,关于r的取值本发明在实例分析状态转移策略设计时进行了论证;

$s_{-(u_i, v_j)_{i,t,m}^k} = \sum_{t=1}^s \sum_{m=1}^{ant} b(t, m)$ 为蚁群算法在第t+1次迭代之前包含路径节点(i, j) $_{i,t,m}^k$ 的匹配方案数, $s_{all} = s * ant$ 为蚁群算法s次迭代产生的匹配方案总数;

$$b(t, m) = \begin{cases} 1, & (u_i, v_j)_{i,t,m}^k \in mk_m(t) \\ 0, & (u_i, v_j)_{i,t,m}^k \notin mk_m(t) \end{cases}, M_m(t) \in M(t), M(t) \in SM(s).$$

6.按照权利要求3所述蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,其特征在于:所述步骤5中设置了自动调参机制,对上述蚁群算法共进行M次实验,每次迭代次数为NC次,利用M次实验的结果,采用梯度下降法求出使损失函数最小的初始信息素浓度 c_0 ,信息素挥发参数 α 和更新参数 β ,其中 $\alpha + \beta = 1$;

记第i次实验蚁群算法初始化参数为 c_i, α_i, β_i ,对应求得的解为 M_i ;假设线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$,则代价函数为:

$$J(\theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (h_0(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

其中 $h_0(x^{(i)})$ 为 $c_0 = c_i, \alpha = \alpha_i, \beta = 1 - \alpha_i$ 时线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$ 的值, $y^{(i)} = f(M_i)$,然后分别对代价函数J(θ)的偏执项求偏导,找出初始参数对求解效果的影响关系并求出合适的参数设置;

设置 $h(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_1 x_2 + \theta_4 x_1^2 x_2 + \theta_5 x_1 x_2^2 + \theta_6 x_1^2 x_2^2$,其中变量 x_1, x_2 对应参数 c_0, α ,对J(θ)求偏导如下:

$$\theta_o = \theta_o - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_o(x^{(j)}) - y^{(j)})$$

$$\begin{aligned}\theta_1 &= \theta_1 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)} \\ \theta_2 &= \theta_2 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_2^{(j)} \\ \theta_3 &= \theta_3 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)} x_2^{(j)} \\ \theta_4 &= \theta_4 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) (x_1^{(j)})^2 x_2^{(j)} \\ \theta_5 &= \theta_5 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)} (x_2^{(j)})^2 \\ \theta_6 &= \theta_6 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) (x_1^{(j)})^2 (x_2^{(j)})^2.\end{aligned}$$

蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法

技术领域

[0001] 本发明属于算法技术领域,尤其涉及改进蚁群算法求解共享经济背景下的多属性双边匹配问题的方法。

背景技术

[0002] 云大物移(云计算、大数据、物联网、移动互联网技术)和移动支付技术的迅猛发展催生了“共享经济”,各种共享服务如共享租车(Uber、滴滴)、共享停车(ParkTag)、共享民宿(Airbnb、途家网)、任务共享(TaskRabbit、达达、人人快递)、金融共享(Tending Club、人人贷)等发展迅速。共享经济的实现依赖于完善的供需匹配平台和能够同时满足双方个性化需求的双边匹配机制,因此双边匹配问题成为研究热点。

[0003] 不同领域的业界人士和学者从不同视角关注共享经济的不同层面。经济学领域研究共享经济的产生原因、发展趋势和经济模式等;社会学领域研究人的行为、人群结构、社会环境等因素对共享经济的影响;管理学领域关注双边匹配决策的理论模型和应用场景;计算机科学领域则关注双边匹配算法的实现和优化。以下几篇文献主要涉及双边匹配决策模型(乐崎,樊治平.考虑稳定匹配条件的双边满意匹配决策方法[J].中国管理科学,2014,4(22):113-117;刘勇,熊晓旋.基于灰色关联分析的双边匹配决策模型及应用[J].管理学报.2017,01(14):86-92;孙涛,黄同华.基于Borda法的不确定偏好序下双边匹配决策模型[J].统计与信息论坛.2017,12(32):22-26)。

[0004] 双边匹配问题是一个典型的多目标优化问题,传统的求解模型多基于多维矩阵运算,计算过程比较复杂,处理海量数据时求解效率低。而共享经济环境中的双边匹配问题恰恰需要处理大量数据,并且需要同时考虑匹配双方的多个属性偏好。近年来有文献将启发式算法用于该问题求解,例如蚁群算法、粒子群算法等。以下几篇文献主要涉及蚁群算法的改进和应用:Xia Ya-Mei等人提出了多信息素动态更新的蚁群算法(Xia Ya-Mei,CHENG Bo.Optimizing Services Composition Based on Improved Ant Colony Algorithm[J].Chinese Journal of Computers.2012,02(54):275-277);LH Tao等结合遗传算法通过二进制染色体编码、轮盘赌注选择操作等对蚁群算法的参数进行组合优化(LH Tao,PT Shi,JF Bai.Research on Parameter Optimization of ant colony algorithm based on genetic algorithm[C]//International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management,Paris,Atlantis Press,2017:131-136);杨惠等将改进的粒子群算法和蚁群算法进行融合提出PAAA算法(杨惠,李峰.粒子群和蚁群融合算法的自主清洁机器人路径[J].计算机工程与应用,2009,45(32):200-202);L Zhang等在蚁群算法迭代中引用RNA计算中的变换操作、重组运算和置换操作以优化算法参数设置(L Zhang,C Xiao,T Fei.Improved ant colony optimization algorithm based on RNA computing[J].Automatic Control&Computer Sciences.2017,51(5):366-375.);刘永强等在考虑稳定匹配的条件下提出蚁群算法求解双边匹配问题的思路(刘永强,常青.改进蚁群算法求解多属性双边匹配问题[J].信息与电子工程.2011,9(4):511-513)。

[0005] 面对共享经济背景下的多属性双边匹配问题,传统蚁群算法以及上述文献所提方法仍不能很好解决蚁群算法前期易早熟、后期难收敛、求解效果依赖初始参数设置以及初始参数调参工作量大的问题。

[0006] 在本发明提出的方法中,首先改进匹配度计算模型,然后利用机器学习的方法改进蚁群算法,具体工作包括:提出非线性梯度启发信息,用于解决已有方法中使用偏好序值作为蚁群算法启发信息存在的缺陷;基于历史搜索信息改进状态转移策略并采用自适应信息素更新机制,用于避免算法易早熟或难收敛的问题;利用梯度下降法设置自动调参机制,用于减少调参工作量并提高算法对大数据量和数据变化的适应能力。

发明内容

[0007] 本发明提供蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题的方法,用于克服传统蚁群算法的不足、提高算法对共享经济背景下大数据量和数据变化的适应能力、达到求解效果更优和算法稳定性更好的有益效果。本发明包括以下内容:(一)共享经济背景下多属性双边匹配问题建模。定义属性匹配度计算模型,计算匹配双方的满意度和偏好序,并制定考虑匹配稳定性和当前最佳匹配方案的评价机制。

[0008] (1) 问题描述

[0009] 设有匹配双方分别用集合 $U = \{u_i | 1 \leq i \leq n\}$ 和 $V = \{v_j | 1 \leq j \leq m\}$ 表示。记 $M = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_k, \dots\}$ 为算法在问题解空间中搜索到的所有匹配方案的集合,其中 $M_k = \{(u_i, v_j) | u_i \in U, v_j \in V\}$ 为匹配方案集中的一个方案, $M_k(u_i)$ 为 M_k 中与 u_i 匹配的个体,当 $(u_i, v_j) \in M_k$ 时, $M_k(u_i) = v_j$,当 u_i 没有匹配成功时, $M_k(u_i) = u_i$ 。 $M_k(v_j)$ 表示 M_k 中与 v_j 匹配的个体,当 $(u_i, v_j) \in M_k$ 时, $M_k(v_j) = u_i$,当 v_j 没有匹配成功时, $M_k(v_j) = v_j$ 。

[0010] (2) 定义属性匹配度计算模型

[0011] 匹配过程中考虑双方 $r (r \geq 1)$ 个属性,记 $u_{i,f}$ 表示 u_i 的需求属性 f 的值, $v_{j,f}$ 表示 v_j 的需求属性 f 的值($1 \leq f \leq r$)。根据不同种类的需求属性定义不同的属性匹配度计算模型,记 $a_f(i, j)$ 为 u_i 对 v_j 关于属性 f 的匹配度, $b_f(j, i)$ 为 v_j 对 u_i 关于属性 f 的匹配度。 U 中个体的属性匹配度计算模型定义如下:

[0012] ①当 f 为收益型属性时:

$$[0013] \quad a_f(i, j) = \begin{cases} \frac{v_{j,f}}{u_{i,f}}, & v_{j,f} > u_{i,f} \\ \frac{1}{1 + (u_{i,f} - v_{j,f})}, & v_{j,f} \leq u_{i,f} \end{cases}$$

[0014] ②当 f 为成本型属性时:

$$[0015] \quad a_f(i, j) = \begin{cases} \frac{u_{i,f}}{v_{j,f}}, & v_{j,f} < u_{i,f} \\ \frac{1}{1 + (v_{j,f} - u_{i,f})}, & v_{j,f} \geq u_{i,f} \end{cases}$$

[0016] ③当 f 为硬约束属性时:

$$[0017] \quad a_f(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{满足} \\ 0, & \text{不满足} \end{cases}$$

[0018] ④当 f 为区间型属性时:

[0019] 设 $u_{i,f}, v_{j,f}$ 值的区间分别是 $[u_{i,f_l}, u_{i,f_r}]$ 、 $[v_{j,f_l}, v_{j,f_r}]$,

$$[0020] \quad a_f(i, j) = \begin{cases} 1, & v_{j,f} - l > u_{i,f} - r \\ \frac{u_{i,f} - r - v_{j,f} - l}{u_{i,f} - l + v_{j,f} - r}, & v_{j,f} - l \leq u_{i,f} - r \text{ 且 } v_{j,f} - r \geq u_{i,f} - l \\ 0, & v_{j,f} - r < u_{i,f} - l \end{cases}$$

[0021] 同理,此模型也可以用在匹配方V上,求出匹配方V中个体的 $b_f(j, i)$ 。

[0022] (3) 计算匹配双方的满意度和偏好序

[0023] 匹配双方对需求的各个属性的重视程度,称为属性偏好系数。 $w_{i,f}$ 表示 u_i 对需求的属性f的重视程度,满足: $0 \leq w_{i,f} \leq 1, \sum_{f=1}^r w_{i,f} = 1$ 。用 $w_{j,f}$ 表示 v_j 对需求属性f的重视程度,满足: $0 \leq w_{j,f} \leq 1, \sum_{f=1}^r w_{j,f} = 1$ 。

[0024] 综合匹配双方所有的需求属性的匹配度和偏好系数可以得到双方之间的满意度。记 p_{ij} 表示 u_i 对 v_j 的满意度, q_{ji} 表示 v_j 对 u_i 的满意度。则有:

$$[0025] \quad p_{ij} = \sum_{f=1}^r a_f(i, j) w_{i,f}$$

$$[0026] \quad q_{ji} = \sum_{f=1}^r b_f(j, i) w_{j,f}$$

[0027] 向量 $p_i(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$ 表示 u_i 对匹配方V中的所有个体关于属性f的满意度向量,向量 $q_j(q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{mj})$ 表示 v_j 对匹配方U中的所有个体关于属性f的满意度向量。

[0028] 将 u_i 对匹配方V所有个体的总满意度 p_{ij} 按从大到小的顺序排列并取各个提供方在排列中的排列序号,即用 a_{ij} 表示 u_i 把 v_j 按总满意度从大到小排序排在第 a_{ij} 位。向量 $a_i(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im})$ 为 u_i 对匹配方V中的所有个体的偏好序。同理得 v_j 对 u_i 的满意度排列序号 b_{ji} 和偏好序向量 $(b_{j1}, b_{j2}, \dots, b_{jn})$ 。

[0029] (4) 制定考虑匹配稳定性和当前最佳匹配方案的评价机制

[0030] 设 $M_k = \{(u_i, v_j) \mid u_i \in U, v_j \in V\}$ 是匹配双方的一个匹配方案, (u_i, v_j) 为 M_k 中的一个匹配对,若下述情况从未出现:

[0031] ① $\exists (u_t, v_s) \in M_k$, 满足 $a_{is} < a_{ij}$ 且 $b_{jt} < b_{ji}$ 。

[0032] ② $\exists (v_s, v_t) \in M_k$, 满足 $a_{is} < a_{ij}$ 且 $b_{si} < b_{ji}$ 。

[0033] 则称 (u_i, v_j) 为稳定的匹配对。若匹配方案 M_k 中任意一对匹配对均为稳定匹配对,则称 M_k 为稳定匹配方案。

[0034] 设M是算法在当前问题解空间中搜索到的匹配方案的集合, $M_k = \{(u_i, v_j) \mid u_i \in U, v_j \in V\}$ 是匹配双方之间的一个匹配方案, $f(M_k) = \sum_{(u_i, v_j) \in M_k} (a_{ij} + b_{ji})$ 为匹配方案 M_k 的评价函数。若满足 $f(M_{k1}) < f(M_{k2})$,则认为 M_{k1} 比 M_{k2} 优异。

[0035] 若匹配方案 M_k 满足 $f(M_k) = \min\{f(M_1) \mid M_1 \in M\}$,则称 M_k 为当前最优匹配。(二)改进蚁群算法求解共享经济背景下多属性双边匹配问题,包括:提出非线性梯度启发信息、基于历史搜索信息改进状态转移策略、采用自适应信息素更新机制、利用梯度下降法设置自动调参机制。

[0036] (1) 提出非线性梯度启发信息

[0037] 通常,在双边匹配问题中蚁群算法将双边偏好序的值作为启发信息,偏好值序列

为线性序列“1,2,3,4,5……”。而在实际情况中：(1)一方对另一方偏好程度是非线性关系的，最喜欢的“1”和次喜欢的“2”之间的差别远远大于都不怎么喜欢的“4”和“5”之间的差别。(2)一方中的两个或者多个成员对另一方的偏好值相同时，不能区分这几个成员的偏好差别。

[0038] 基于以上两点，本发明采用非线性梯度启发信息，记

$$[0039] \quad \eta_{ij} = \frac{p_{ij}}{s - p_i} + \frac{q_{ji}}{s - q_j}$$

[0040] 为蚁群算法中蚂蚁选择路径(i, j)上的启发信息值，其中 $s_{-p_i} = \sum_{j \in V} p_{ij}$ 表示 u_i 对匹配方V所有个体的总满意度的和， $s_{-q_j} = \sum_{i \in U} q_{ji}$ 表示 v_j 对匹配方U所有个体的总满意度的和。

[0041] (2) 基于历史搜索信息改进状态转移策略

[0042] 在算法迭代过程中加入之前算法迭代产生的匹配方案集的动态影响重新设计状态转移策略。若某路径已在之前迭代产生的匹配方案集中多次出现，就降低蚂蚁选择当前路径的概率，从而扩大搜索范围，避免算法过快早熟。在蚁群算法第一次迭代中，若第k只蚂蚁以一方个体i为出发点，选择另一方个体j与其匹配的概率 $p_1(i, j)$ 为：

$$[0043] \quad p_1(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(1)]^\alpha * [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(1)]^\alpha * [\eta_{ij}]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0044] 根据 $p_1(i, j)$ 采用轮盘赌概率转移方法，蚂蚁据此选择对方个体进行匹配。 $\tau_{ij}(1)$ 是 u_i 与 v_j 之间算法第1次迭代的信息素， η_{ij} 为启发信息， $allowed_k$ 为所在方本次算法迭代运算中蚂蚁尚未选择的所有个体。 α, β 为权重因子且 $\alpha + \beta = 1$ 。

[0045] 记录之前算法迭代产生的匹配集，加入状态转移策略约束项调整蚂蚁的状态转移策略。记 $SM(s) = \{M(1), M(2), M(3) \dots M(s)\}$ 为蚁群算法迭代s次产生的所有匹配方案集的集合， $M(t) = \{M_1(t), M_2(t), M_3(t) \dots M_m(t) \dots M_{ant}(t)\}$ 为蚂蚁第t次迭代产生的匹配方案集， $t \in [1, s]$ ， ant 为蚂蚁个数。 $M_m(t) = \{(u_i, v_j)_{t,m} | u_i \in U, v_j \in V, m \in [1, ant]\}$ 为蚁群算法第t次迭代中蚂蚁m产生的匹配方案。 $(u_i, v_j)_{t,m}^k = \{(i, j) | u_i \in U, v_j \in V, k \in [1, n]\}$ 表示蚁群算法在第t次迭代中蚂蚁m在k次转移中选择的所有路径节点，其中n是蚂蚁选择开始搜索的一方的个体数，这里设置蚂蚁从匹配方U开始搜索

[0046] 在蚁群算法第t+1次迭代中，若第m只蚂蚁在第k次转移中以一方个体i为出发点，则选择另一方个体j与其匹配的概率为：

$$[0047] \quad p_t(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha * [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha * [\eta_{ij}]^\beta} * (1 - \frac{s_{-(u_i, v_j)_{t,m}^k}}{s_{all}})^r, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0048] 其中 $(1 - \frac{s_{-(u_i, v_j)_{t,m}^k}}{s_{all}})^r$ 为状态转移策略约束项，指数r的取值确定状态转移策略约

束项对蚂蚁状态转移的约束力度，r取值越大，约束力度越大，但可能造成算法难收敛。r取值越小，约束力度越小，但有可能造成算法早熟，关于r的取值本发明在实例分析状态转移策略设计时进行了实验论证。

[0049] $s_{-}(u_i, v_j)_{i+1,m}^k = \sum_{t=1}^s \sum_{m=1}^{\text{ant}} b(t, m)$ 为蚁群算法在第 $t+1$ 次迭代之前包含路径节点 $(i, j)_{t,m}^k$ 的匹配方案数, $s_{-}\text{all} = s * \text{ant}$ 为蚁群算法 s 次迭代产生的匹配方案数。

[0050] 其中 $b(t, m) = \begin{cases} 1, & (u_i, v_j)_{t,m}^k \in mk_m(t) \\ 0, & (u_i, v_j)_{t,m}^k \notin mk_m(t) \end{cases}, M_m(t) \in M(t), M(t) \in SM(s)$ 。

[0051] (3) 采用自适应信息素更新机制

[0052] 本发明采用一种自适应信息素更新机制: 让算法前期保留先前信息素较多, 使算法快速收敛; 算法后期挥发先前信息素较多, 避免蚁群算法陷入局部最优。设 ρ ($\rho < 1$) 为信息素挥发系数, nc 为算法本次迭代数, NC 为算法总代数, $\tau_{ij}(t)$ 为路径 i 到 j 之间先前保留的信息素, $\Delta \tau_{ij}(t)$ 为路径 i 到 j 之间后来探索的全局信息素更新量, 路径 i 到 j 的信息素更新策略如下:

[0053] $\tau_{ij}(t+1) = (1 - \frac{nc}{NC} \rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t)$

[0054] $\Delta \tau_{ij}(t) = \sum_{m=1}^{\text{ant}} \Delta \tau_{ij_b}(t, m) + \sum_{m=1}^{\text{ant}} \Delta \tau_{ij_s}(t, m)$

[0055] 其中 $\Delta \tau_{ij_b}(t, m)$ 表示考虑路径 (i, j) 所属的匹配方案 $M_m(t)$ 是否为当前最佳匹配时的信息素变化量, $\Delta \tau_{ij_s}(t, m)$ 表示考虑路径 (i, j) 所属的匹配方案 $M_m(t)$ 是否为稳定匹配时的信息素变化量, $m \in [1, \text{ant}]$ 。

[0056] $\Delta \tau_{ij_b}(t, m) = \begin{cases} \text{sum}(x_{ij}(t)), & (i, j) \in \{M_m(t) | f(M_m(t)) \text{ 为当前最优}\} \\ 0, & (i, j) \notin \{M_m(t) | f(M_m(t)) \text{ 为当前最优}\} \end{cases}$

[0057] 其中 $M(t)$ 为蚁群算法第 t 次迭代找到的匹配方案的集合, $M_m(t)$ 为第 t 次迭代中蚂蚁 m 产生的匹配方案, $\text{sum}(x_{ij}(t))$ 为 M_k 中稳定匹配对的个数, $x_{ij}(t)$ 用来标记节点 (i, j) 是否为稳定节点, 若 (i, j) 为稳定节点, $x_{ij}(t) = 1$, 否则 $x_{ij}(t) = 0$ 。

[0058] $\Delta \tau_{ij_s}(t, m) = \begin{cases} f(M_m(t)), & (i, j) \in \{M_m(t) | f(M_m(t)) \text{ 为稳定匹配}\} \\ 0, & (i, j) \notin \{M_m(t) | f(M_m(t)) \text{ 为稳定匹配}\} \end{cases}$

[0059] 其中 $M(t)$ 为蚁群算法第 t 次迭代找到的匹配方案的集合, $M_m(t)$ 为第 t 次迭代中蚂蚁 m 产生的匹配方案, $f(M_m(t))$ 为前文定义的匹配方案评价函数。

[0060] (4) 利用梯度下降方法实现自动调参机制

[0061] 参数的初始化设置直接影响蚁群算法的求优效果, 参数初始化不合适容易造成蚁群算法早熟。已有文献中参数的初始化往往是靠实验者的经验和直觉做大量的调参工作, 得到的参数是调试过的所有参数中最好的, 但不一定是最适合的, 并且原始数据发生变化后还要重新对参数调整。本发明根据以往调参经验, 在参数的经验值范围内均匀取值, 通过记录不同初始化参数对蚁群算法求解的影响, 使用梯度下降的思想自动调节初始化参数, 即使原始数据发生变化也不用重新手动调参, 提高算法对大数据量的适应能力。

[0062] 对上述蚁群算法进行 M 次实验, 每次迭代次数为 NC 次。利用 M 次实验的结果, 通过梯度下降算法求出使损失函数最小的初始信息素浓度 c_0 , 信息素挥发参数 α 和更新参数 β , 其中 $\alpha + \beta = 1$ 。

[0063] 记第 i 次实验蚁群算法初始化参数为 c_i, α_i, β_i , 对应求得的解为 M_i 。假设线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$, 则代价函数为:

$$[0064] \quad J(\theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

[0065] 其中 $h_{\theta}(x^{(i)})$ 为 $c_0=c_i, \alpha=\alpha_i, \beta=1-\alpha_i$ 时线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$ 的值, $y^{(i)}=f(M_i)$ 。然后分别对代价函数 $J(\theta)$ 的偏执项求偏导, 找出初始参数对求解效果的影响关系并求出合适的参数设置。

[0066] (5) 算法主要步骤:

[0067] Step-1: 根据属性匹配度函数求出属性匹配度 $a_f(i, j), b_f(j, i)$;

[0068] Step-2: 根据各个属性的权重计算出需求总满意度 p_{ij} 和 q_{ji} ;

[0069] Step-3: 将匹配双方总满意 p_{ij}, q_{ji} 按照降序排列, 得到双方的偏好序 a_{ij} 和 b_{ji} ;

[0070] Step-4: 对蚁群算法进行M次实验, 记录初始化参数 (c_0, α, β) 和最优解;

[0071] 设置蚁群算法迭代次数N;

[0072] 设置初始化参数 (c_0, α, β) 并记录;

[0073] While ($nc \leq NC$)

[0074] 4-1: 蚂蚁选择一方开始搜索。随机选择一个个体, 初始化每只蚂蚁, 并生

[0075] 成每只蚂蚁的未选择列表和未访问列表;

[0076] 4-2: 计算启发信息 η_{ij} ;

[0077] 4-3: 如果 $nc=1$, 根据 $p_1(i, j)$ 利用轮盘赌算法进行蚂蚁的状态转移, 所有蚂蚁完成本次迭代, 对每个匹配结果执行匹配评价函数, 计算评价值, 全局更新信息素保存当前最好结果; 否则若 $nc>1$, 根据 $p_{t+1}(i, j)$ 利用轮盘赌算法进行蚂蚁的状态转移, 所有蚂蚁完成本次迭代对每个匹配结果执行匹配评价函数, 计算评价值, 全局更新信息素保存当前最好结果;

[0078] Step-5: 利用梯度下降求最合适的初始参数 (c_0, α, β) ;

[0079] Step-6: 将求得的初始参数 (c_0, α, β) 代入上述蚁群算法求出最优解。

[0080] 综上, 本发明通过抽象双边匹配问题的描述, 改进属性匹配度计算模型, 求出匹配双方的偏好序, 构建双边匹配结果的评价规则, 利用匹配方案结果评价规则引导蚁群算法的信息素更新, 针对蚁群算法前期易早熟、后期难收敛的问题提出了非线性梯度启发信息、基于历史搜索信息的状态转移策略以及自适应的信息素更新机制。针对蚁群算法初始参数设置难、调参工作量大的问题, 提出了基于梯度下降思想自动调参机制。仿真实验表明改进的蚁群算法相比传统的蚁群算法求解效果更优且算法稳定性更好。

附图说明

[0081] 图1是本发明中改进的蚁群算法用于双边匹配的流程示意图;

[0082] 图2是蚁群状态转移策略约束项的指数设置对算法效果的影响图;

[0083] 图3是信息素挥发参数 α, β 取值对蚁群算法求解效果的影响趋势图;

[0084] 图4是初始信息素浓度 c_0 取值对蚁群算法求解效果的影响趋势图;

[0085] 图5是改进的蚁群算法与传统蚁群算法求解结果的比较图;

[0086] 图6是改进的蚁群算法与传统蚁群算法最优解分布的比较图。

具体实施方式

[0087] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图对本发明的具体实施方式做详细说明。

[0088] 本发明改进了蚁群算法及其在双边匹配问题上的求解和应用,改进的蚁群算法在双边匹配问题应用时具体提出了非线性梯度启发信息、改进的状态转移策略和蚁群算法自动调参机制。

[0089] 其中,非线性梯度启发信息不再直接采用偏好值,而是通过计算双方当前选择匹配对象的偏好值与所有可以选择的匹配对象偏好值的和之间的比例来确定启发信息。

[0090] 改进的状态转移策略通过记录历史搜索信息对蚂蚁的状态转移进行目的性约束,避免因前期收敛于局部最优解而造成算法早熟或者后期难收敛等情况,以提高算法的全局搜索性能和求解性能。

[0091] 蚁群算法自动调参机制通过多次实验,训练出不同初始参数对当前算法求解效果的影响,通过梯度下降方法找出它们之间的影响关系并确定当前最适合的初始参数值,省去了以往大量复杂而繁琐的调参工作,即使数据变化大也不用重新调参,提高了算法对数据量和数据变化的适应能力。

[0092] 实施例中的实验数据表明:本发明改进的蚁群算法较传统的蚁群算法,求解效果提升明显,求解稳定性更优,算法的整体搜索性能更好,有效避免了前期易早熟、后期难收敛的问题。

[0093] 以下实施例整理了各大房屋租赁网站上的房源信息和问卷调查房屋租客的需求信息,构建了1000条房屋租赁数据,5种供需属性:租金、面积、房间数、地段和设施配套。地段和设施配套属性值用A、B、C三个等级表示,分别对应属性评分值为3、2、1分。根据房屋租赁中房主和租客都比较看重租金的实际情况,在实验中设置价格属性权重为0.5,其余属性随机取值并且权重之和为0.5,以此来模拟现实生活中不同房主和租客的偏好。部分实验数据如下表1,表2。

[0094] 表1租客信息表

[0095]

租客	租金/元	面积/平方	房间数/个	地段	设施配套
A0	900-1300	50	1	B	C
A1	1400-1600	60	2	B	B
A2	1600-2000	65	2	A	B
A3	2000-2500	70	2	B	B
A4	2300-2600	70	2	B	A
A5	2400-3000	90	3	B	B
A6	2600-3200	90	2	A	A
A7	3500-4000	100	3	A	B

[0097] 表2房主信息表

[0098]

房主	租金/元	面积/平方	房间数/个	地段	设施配套
B0	2400-3000	75	2	A	B
B1	3300-3700	100	3	A	A
B2	1200-1600	50	1	B	B
B3	2500-3000	70	3	B	B
B4	2500-2700	60	2	B	B
B5	2400-2900	70	2	A	B
B6	1700-2300	65	2	B	B
B7	1000-1400	55	1	B	C

[0099] 本发明蚁群算法在双边匹配问题上求解和应用的步骤如附图1所示。

[0100] Step-1:根据属性匹配度函数求出属性匹配度 $a_f(i, j)$, $b_f(j, i)$ 。

[0101] Step-2:根据商品各个属性权重计算出需求总满意度 p_{ij} 和 q_{ji} 。

[0102] Step-3:将匹配双方总满意 p_{ij} , q_{ji} 按照降序排列,得到双方的偏好序 a_{ij} 和 b_{ji} 。

[0103] Step-4:设置初始化参数 (c_0, α, β) 并记录初始化参数设置, α 取值范围 $[0.1,$
 [0104] $0.5]$, c_0 取值范围 $[0.5, 2.5]$ 。记 $M=1$,若 $M>50$,转Step-16,否则执行Step-5。

[0105] Step-5:判断 $nc \leq NC$,若为ture,执行Step-5;若为false,则转Step-4。

[0106] Step-6:选择一方作为蚂蚁的初始点,设置蚂蚁个数。

[0107] Step-7:每只蚂蚁随机选择一个个体,并生成每只蚂蚁的未选择列表unvisited和未访问列表allowed_k。

[0108] Step-8:根据公式设置启发信息 η_{ij} 。

[0109] Step-9:判断 $nc=1$,若为true,执行Step-10;若为false则执行Step-11。

[0110] Step-10:蚂蚁根据 $p_l(i, j)$ 状态转移策略选择一个匹配个体。

[0111] Step-11:蚂蚁根据 $p_{t+1}(i, j)$ 状态转移策略选择一个匹配个体。

[0112] Step-12:记录每只蚂蚁产生的匹配方案,记录此次最优匹配方案。

[0113] Step-13:更新全局信息素,更新稳定匹配方案选择路径上的信息素,更新最优匹配方案选择路径上的信息素。

[0114] Step-14:判断unvisited=null,若为true执行Step-15;若为false则执行Step-7。

[0115] Step-15:记录全局最优匹配方案。

[0116] Step-16:根据回归预测模型,训练出不同初始参数对当前算法求解效果的影响,通过梯度下降方法找出它们之间的影响关系并确定最适合当前的算法初始参数 (c_0, α, β) 的取值。

[0117] Step-17:将Step-16中求出的 (c_0, α, β) 值代入算法,执行Step-5。

[0118] Step-18:记录全局最优解,得到匹配方案。

[0119] 本发明对上述蚁群算法共进行M次实验,每次迭代次数为NC次。利用M次实验的结果,通过梯度下降算法求出使损失函数最小的初始信息素浓度 c_0 ,信息素挥发参数 α 和更新参数 β ,其中 $\alpha+\beta=1$ 。

[0120] 记第i次实验蚁群算法初始化参数为 c_i, α_i, β_i ,对应求得的解为 M_i 。假设线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$,则代价函数为:

$$[0121] \quad J(\theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

[0122] 其中 $h_{\theta}(x^{(i)})$ 为 $c_0=c_i, \alpha=\alpha_i, \beta=1-\alpha_i$ 时线性回归模型为 $h(c_0, \alpha)$ 的值, $y^{(i)}=f(M_i)$ 。然后分别对代价函数 $J(\theta)$ 的偏执项求偏导, 找出初始参数对求解效果的影响关系并求出合适的参数设置。

[0123] 设置 $h(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_1 x_2 + \theta_4 x_1^2 x_2 + \theta_5 x_1 x_2^2 + \theta_6 x_1^2 x_2^2$, 其中变量 x_1, x_2 对应参数 c_0, α , 对 $J(\theta)$ 求偏导如下:

$$[0124] \quad \theta_0 = \theta_0 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)})$$

$$[0125] \quad \theta_1 = \theta_1 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)}$$

$$[0126] \quad \theta_2 = \theta_2 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_2^{(j)}$$

$$[0127] \quad \theta_3 = \theta_3 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)} x_2^{(j)}$$

$$[0128] \quad \theta_4 = \theta_4 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) (x_1^{(j)})^2 x_2^{(j)}$$

$$[0129] \quad \theta_5 = \theta_5 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) x_1^{(j)} (x_2^{(j)})^2$$

$$[0130] \quad \theta_6 = \theta_6 - \sigma \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (h_{\theta}(x^{(j)}) - y^{(j)}) (x_1^{(j)})^2 (x_2^{(j)})^2$$

[0131] 图2表示改进的状态转移策略中蚁群状态转移策略约束项 $(1 - \frac{s_{(i,j)}^k}{s_{all}})$ 的指数 r

对算法的影响。本发明分别从 $1, k-1, \frac{k-1}{n}$, 三个值进行论证比较。其中 $k-1$ 表示蚂蚁当前迭代中选择了多少次, n 表示蚂蚁初始选择的匹配方的个数。图5中系列1、系列2、系列3分别对应系数的取值 $1, k-1, \frac{k-1}{n}$, 当约束项 $(1 - \frac{s_{(i,j)}^k}{s_{all}})$ 的指数取 $\frac{k-1}{n}$ 时, 算法求解效果最好。

[0132] 图3为算法初始信息素浓度对蚁群算法求解效果的影响趋势。横坐标表示 α 的设置值, 纵坐标表示每个 α 设置值10次实验所得匹配方案评价函数的平均值。

[0133] 图4中横坐标表示 c_0 的设置值, 纵坐标表示每个 c_0 设置值10次实验所得匹配方案评价函数的平均值。

[0134] 实验次数 $M=50$, 迭代 $NC=500$, 设置 α 取值范围 $[0.1, 0.5]$, c_0 取值范围 $[0.5, 2.5]$ 最终得出初始参数设置 $c_0=1.47; \alpha=0.40$ 。

[0135] 图5为 $NC=500$ 、 $ant=8$ 时算法每次迭代产生的8个匹配方案的 $f(M_k)$ 的平均值。传统蚁群算法的前期收敛速度快于改进的蚁群算法, 更早收敛于某个局部最优解, 改进后的蚁群算法最终求解效果优于传统的蚁群算法。

[0136] 图6为传统蚁群算法和改进的蚁群算法50次实验求得的最优解分布情况。可以看出改进后的蚁群算法求解效果及稳定性整体优于传统蚁群算法。

[0137] 本发明针对传统蚁群算法中启发信息的设定存在缺陷、算法易早熟或难收敛以及

算法初始参数设置工作量大三个方面的问题,结合双边匹配问题的实际特点对算法进行改进,使用了更合理的非线性梯度启发信息,基于历史搜索信息改进了状态转移策略,利用梯度下降的方法实现了初始参数的自动调参,提高了算法求解效果,解决了以上提出的问题。

[0138] 以上所述仅是对本发明的较佳实施方式而已,并非对本发明作任何形式上的限制,凡是依据本发明的技术实质对以上实施方式所做的任何简单修改、等同变化与修饰,均属于本发明技术方案的范围。

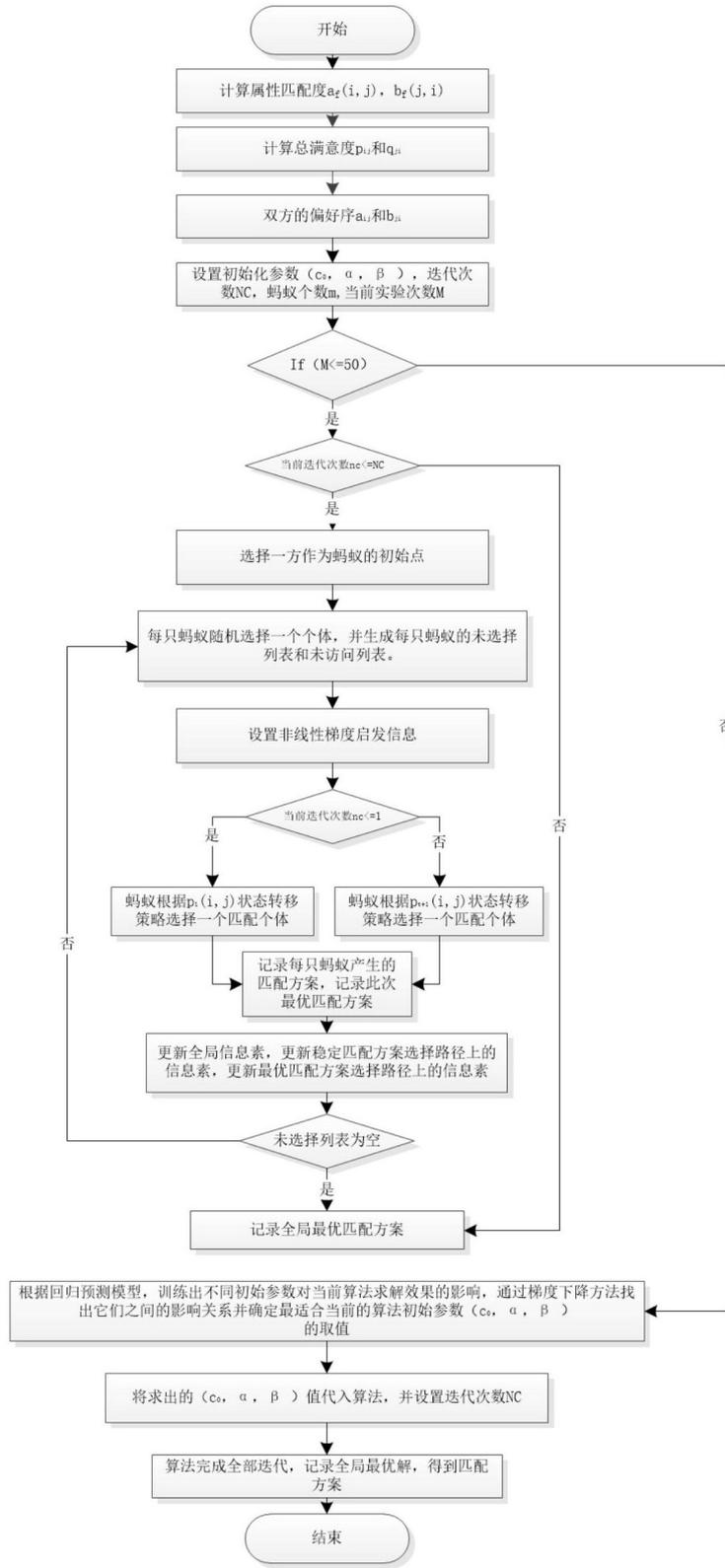


图1

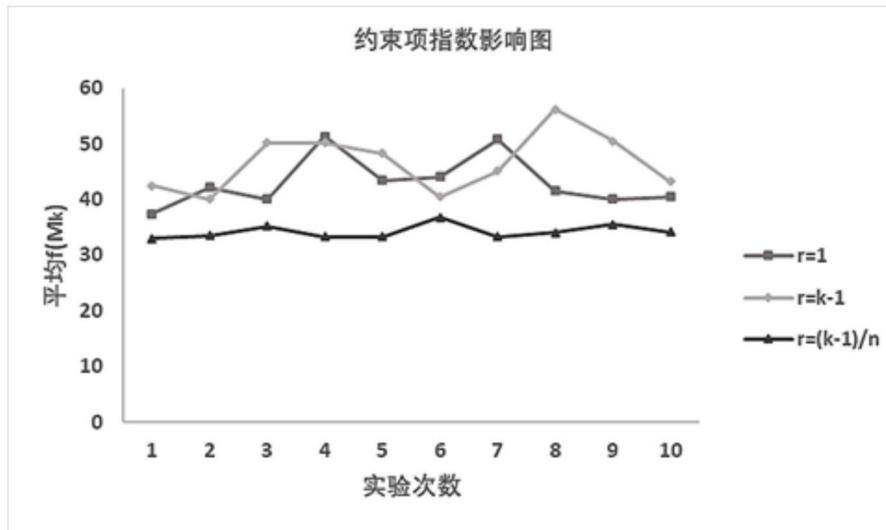


图2

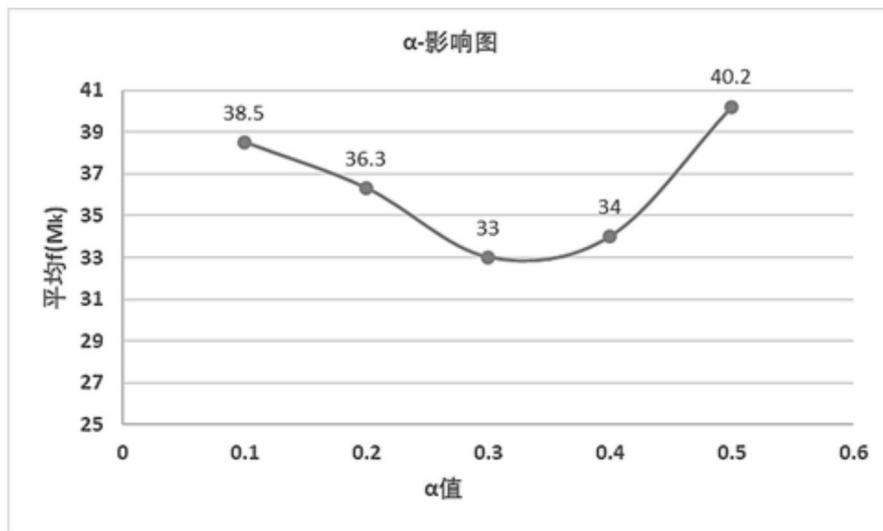


图3

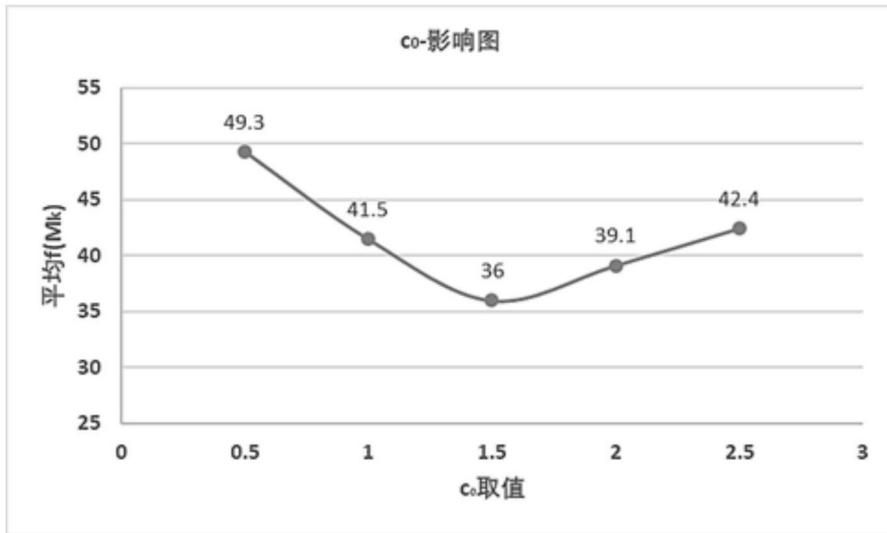


图4

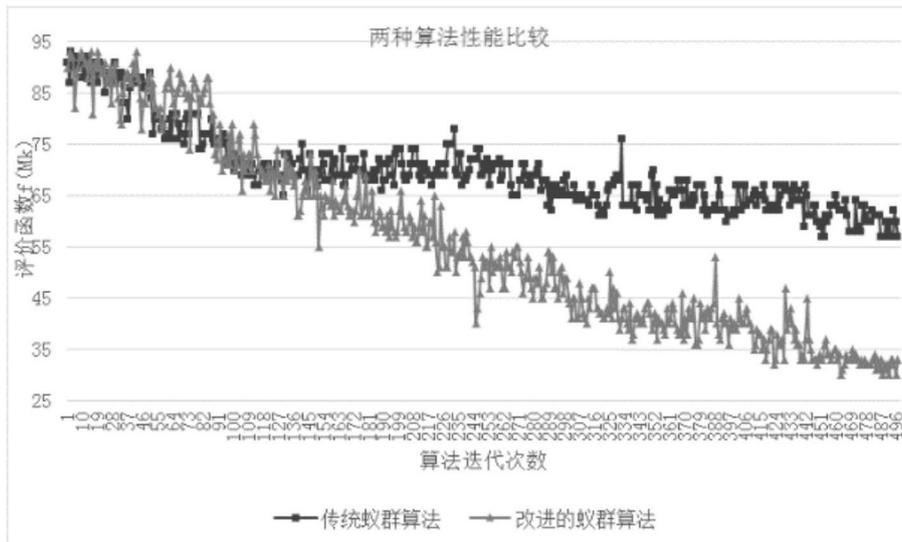


图5

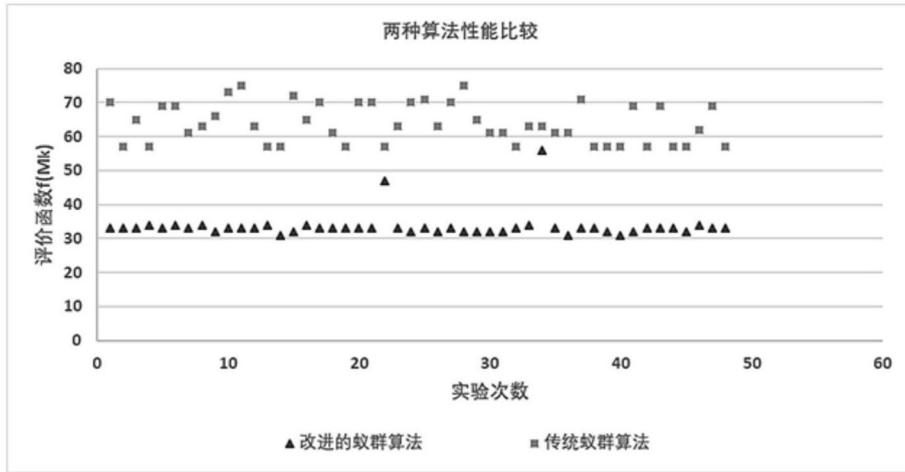


图6