



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114444809 A

(43) 申请公布日 2022. 05. 06

(21) 申请号 202210124843.7

(22) 申请日 2022.02.10

(71) 申请人 西安建筑科技大学

地址 710055 陕西省西安市雁塔路13号

(72) 发明人 顾清华 王倩 江松 阮顺领

冯治东 李学现 陈露 常朝朝

(74) 专利代理机构 西安智大知识产权代理事务

所 61215

专利代理师 段俊涛

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2012.01)

G06Q 50/02 (2012.01)

G06Q 50/30 (2012.01)

G06N 3/00 (2006.01)

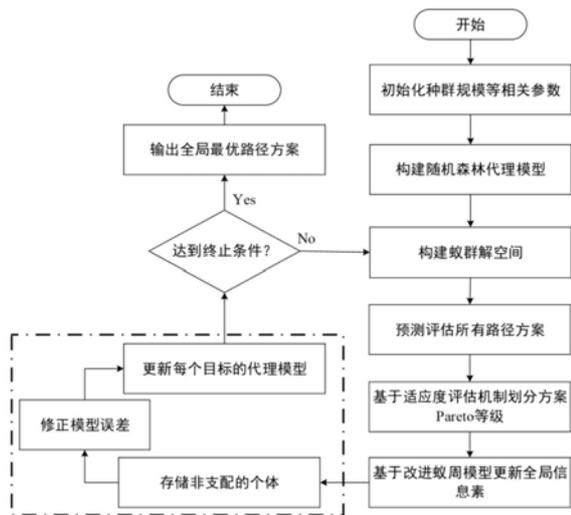
权利要求书4页 说明书5页 附图1页

(54) 发明名称

一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法

(57) 摘要

一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,根据矿山实际生产要求和指标,构建以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标的多目标露天矿卡路径优化模型;基于矿卡历史轨迹数据,采用数据驱动的随机森林辅助优化算法对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解,并在蚁群算法的优化框架下对算法进行改进,旨在高效搜索到更符合矿山生产现状的运输方案。本发明从矿山生产实际情况出发,对提高运输效率,降低运输成本,提升矿山企业经济效益有着重要意义。



1. 一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1,根据矿山生产需求及指标,结合运输成本与运输效率间的权衡关系,以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标,构建多目标露天矿卡路径优化模型;

步骤2,使用至少包括矿卡编号、位置高程、矿卡速度、行驶时间与距离在内的露天矿实际生产数据集训练,为寻优个体即车队矿卡路线方案集合建立随机森林代理辅助模型,模型预测值即为所述优化模型的目标值;

步骤3,围绕多目标露天矿卡路径优化模型特性,对多目标蚁群求解算法进行改进;

步骤4,采用数据驱动下的随机森林辅助优化算法对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解。

2. 根据权利要求1所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,其特征在于,所述步骤1中多目标露天矿卡路径优化模型表示为如下公式:

(1) 运输总距离最短目标:

$$\min F_1 = \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N c_1 d_{ij} x_{ijr}$$

其中, $F_1$ 表示矿卡运输成本, $R$ 为所派出矿卡的总数, $M$ 为矿石装载点的集合, $N$ 为矿石卸载点的集合, $c_1$ 表示线路中的单位运输成本, $d_{ij}$ 表示矿区路网中节点*i*到*j*之间的路线长度, $x_{ijr}$ 为0-1变量,当 $x_{ijr}=1$ 时,代表第*r*辆矿卡从第*i*个装载点行驶到了第*j*个卸载点, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $r \in \{1, 2, \dots, R\}$ ;

(2) 时间损失惩罚成本最小目标:

$$\begin{aligned} \min F_2 = & \sum_{i=1}^M a_1^i \max \{ (e_1^i - t_1^i), 0 \} + \sum_{i=1}^M b_1^i \max \{ (t_1^i - l_1^i), 0 \} \\ & + \sum_{j=1}^N a_2^j \max \{ (e_2^j - t_2^j), 0 \} + \sum_{j=1}^N b_2^j \max \{ (t_2^j - l_2^j), 0 \} \end{aligned}$$

其中, $F_2$ 代表各装载点、卸载点时间损失成本之和, $t_1^i$ 代表矿卡到达第*i*个装载点的时间,即表示在该装载点的起始时间, $[e_1^i, l_1^i]$ 为第*i*个装载点的时间窗要求, $a_1^i$ 代表早于 $e_1^i$ 时刻到达的单位惩罚费用, $b_1^i$ 为晚于 $l_1^i$ 时刻到达的单位惩罚费用; $t_2^j$ 代表矿卡到达第*j*个卸载点的时间,即表示在该卸载点的起始时间, $[e_2^j, l_2^j]$ 为第*j*个卸载点的时间窗要求, $a_2^j$ 代表早于 $e_2^j$ 时刻到达的单位惩罚费用, $b_2^j$ 为晚于 $l_2^j$ 时刻到达的单位惩罚费用;

(3) 矿卡载重约束:

$$\sum_{j=1}^N g_j x_{ijr} \leq W_r$$

其中, $g_j$ 代表在单次运输中第*r*辆矿卡在第*j*个卸载点提供的矿石重量, $W_r$ 表示第*r*辆矿卡的最大载重量;

(4) 运送时间限制约束:

$$\sum_{i=1}^M x_{ijr} (t_1^i + w_i + s t_i + t_{ij}) \leq t_2^j$$

其中,  $w_i$  表示在第  $i$  个装载点的排队等候时间,  $st_i$  表示在第  $i$  个装载点的装载时间,  $t_{ij}$  表示矿卡在由第  $i$  个装载点行驶到第  $j$  个卸载点所花费的路程时间;

(5) 流量守恒约束

$$\sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^M x_{i*r} = \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^N x_{*jr}$$

$$x_{i*r} \in \{0, 1\}$$

$$x_{*jr} \in \{0, 1\}$$

其中,  $x_{i*r} = 1$  代表第  $r$  辆矿车在第  $i$  个装载点完成装载任务,  $x_{*jr} = 1$  代表第  $r$  辆车在第  $j$  个卸载点进行卸载;

(6) 决策变量约束

$$x_{i jr} \in \{0, 1\}$$

其中, 决策变量的取值为0或1;

(7) 非负变量约束

$$t_1^i \geq 0, t_2^j \geq 0$$

其中, 优化模型中涉及变量均为非负值。

3. 根据权利要求1所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法, 其特征在于, 所述步骤2中, 为所述优化模型的每个目标分别建立随机森林代理辅助模型; 所述随机森林代理辅助模型的建立步骤为: 基于矿卡历史数据训练集, 采用bootstrap方法有放回地随机采样生成  $C$  个子样本集, 并用于训练  $C$  个分类回归树; 计算所有分类回归树的平均值, 并将其作为该随机森林代理辅助模型的最终输出。

4. 根据权利要求3所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法, 其特征在于, 在训练分类回归树的过程中, 根据各样本子集中的矿卡轨迹数据进行特征节点划分, 所获得的均方和误差最小之处被视为所有拆分点中的最佳拆分, 依次进行二叉树分裂, 达到终止条件后, 分类回归树停止生长。

5. 根据权利要求1至4任一权利要求所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法, 其特征在于, 所述步骤2中, 采用基于个体的模型管理策略评估修正随机森林代理辅助模型的近似误差, 以提高预测精度, 方法如下:

首先通过下式评估非支配个体的第  $y$  个优化目标的真实值和预测值之间的误差, 记为  $er^y$ , 所述非支配个体表示当前最优的矿卡运输方案;

$$er^y = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^H (X_{true, h}^y - X_{pred, h}^y)^2}{H}}$$

其中,  $X_{true, h}^y$  为第  $h$  个非支配个体在第  $y$  个优化目标的真实值,  $X_{pred, h}^y$  为第  $h$  个非支配个体在第  $y$  个优化目标的预测值,  $H$  为非支配个体的数量;

然后, 根据此误差对所有非支配个体的目标预测值进行修正, 由于所求的是目标函数最小化, 则通过第  $y$  个目标函数的值减去其对应的误差值来修正, 即  $F_y - er^y$ ;

最后, 将修正后的非支配个体视为新样本放入训练数据集中, 从而完成对随机森林代理辅助模型的更新。

6. 根据权利要求1所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,其特征在于,所述步骤3,寻优过程中,在蚁群算法优化框架的基础上,引入自适应信息素更新机制和改进蚁周模型,提升求解效率及方案质量;并引入Pareto适应度评估机制,以选择更有潜力的非支配个体。

7. 根据权利要求6所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,其特征在于,所述自适应信息素更新机制如下:

结合蚁群算法在不同的搜索阶段呈现出的不同的搜索偏重,采用自适应调节的信息素挥发因子,其能够根据搜索进度的需要自适应地调整信息素挥发量,如下式所示:

$$\rho = \frac{2}{1 + \exp(3 * 10^{-4} * FE)}$$

其中, $\rho$ 为信息素挥发因子,FE代表当前的函数评估次数,每一只蚂蚁代表一组矿车运输方案;

所述改进蚁周模型的方法如下:

根据所述优化模型,对蚁周模型进行改进,同时从运输距离和等待时间惩罚两个角度评估每只蚂蚁信息素的增量,旨在更准确地引导蚂蚁进行最优路径的探索;

$$\Delta\tau_{ij}^e(t) = \begin{cases} \frac{Q_1}{L^e} + \frac{Q_2}{P^e}, & \text{蚂蚁进行一次完整路径方案搜索} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中, $Q_1$ 和 $Q_2$ 分别为信息素在路径优化模型中时间损失惩罚成本最小和运输总距离成本最小两个目标上的信息素总量, $L^e$ 为第e只蚂蚁在其所走过的总的路径长度, $P^e$ 为第e只蚂蚁在其走过路径上所受到的违反时间窗惩罚;

所述Pareto适应度评估机制如下:

针对多目标优化问题的特性,将SPEA2中的评估机制引入到蚁群算法中,从而对每个个体的潜力进行全面评估,同时,引入k近邻方法,将个体的分布情况考虑在内,公式如下所示:

$$F(e) = R(e) + D(e)$$

$$R(e) = \sum_{u \in P+Q, u \succ e} S(u)$$

$$S(e) = |\{u | u \in P+Q \wedge e \succ u\}|$$

$$D(e) = \frac{1}{\sigma_e^k + 2}$$

$$k = \sqrt{|P| + |Q|}$$

其中, $F(e)$ , $R(e)$ 和 $D(e)$ 分别表示第e只蚂蚁的适应度值,支配等级值和位置分布信息, $S(e)$ 表示在种群P和外部档案集Q中蚂蚁e支配的蚂蚁数量,u为P和Q集合中的蚂蚁, $\sigma_e^k$ 为从第e只蚂蚁到第k只相邻蚂蚁的欧几里得距离。

8. 根据权利要求1所述数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,其特征在于,所述步骤4的求解过程如下:

Step 1: 初始化算法参数及禁忌表, 参数包括种群规模 $N_p$ , 分类回归树的数量 $C$ , 分类回归树的分裂停止条件 $T$ , 信息素重要程度因子 $\alpha$ , 启发信息重要度因子 $\beta$ , 信息素总量 $Q$ , 信息素挥发系数 $\rho$ , 最大评估次数 $FE_{\max}$ ;

Step 2: 初始蚂蚁随机从任一装载点开始搜索运输路线, 并且根据转移概率选择下一个要访问的路线节点;

Step 3: 将蚂蚁已访问过的路线节点记录在禁忌表内;

Step 4: 判断蚂蚁是否已经到达矿区路网中的任一卸载点, 满足条件, 则执行Step 5, 否则, 返回Step 2;

Step 5: 使用随机森林代理辅助模型对所有路线方案进行预测评估;

Step 6: 根据适应度评估机制对方案质量进行评估, 划分Pareto等级;

Step 7: 基于自适应信息素更新机制和改进蚁周模型, 对路径上的信息素进行全局更新;

Step 8: 储存当前最优的路径方案, 并记录其总运输距离和时间成本;

Step 9: 使用当前非支配个体对代理模型进行误差修正并更新;

Step 10: 对迭代状态进行判断, 如果已达到终止条件, 则输出当前最优Pareto路径方案; 反之, 则将禁忌表清空, 返回Step 2。

## 一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于矿业系统工程及矿山优化技术领域,特别涉及一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着人工智能、大数据、物联网、云计算等新兴技术不断深化应用到矿业领域,全球矿业正在经历一场新的技术革命。露天开采作为我国矿产资源开采的重要方式,其运输费用占据了生产运营总成本的50%左右。同时,矿卡运输是目前我国露天矿生产运输的主要方式。因此,对其运输路径进行全局规划,合理分配矿卡和运输路线,实现生产运营降本增效是每个矿山企业密切关注且亟待解决的问题。

[0003] 然而,现有相关技术很少将矿山路况、天气等对运输效率有较大影响的真实因素考虑在内,导致所得方案难以满足实际生产需求。同时,由于企业对运输方案的需求更加多元化,理想的运输方案往往需要多项指标同时考虑,达到最优。因此,为了解决此问题,有必要研究一种基于轨迹数据信息的多目标露天矿卡路径优化方法。

### 发明内容

[0004] 为了克服上述现有技术的缺点,解决当前金属露天矿卡队运输路径问题,本发明的目的在于提供一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,建立以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标的露天矿卡路径优化模型,并设计数据驱动下的随机森林辅助优化算法对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解。

[0005] 为了实现上述目的,本发明采用的技术方案是:

[0006] 一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤1,根据矿山生产需求及指标,结合运输成本与运输效率间的权衡关系,以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标,构建多目标露天矿卡路径优化模型;

[0008] 步骤2,使用至少包括矿卡编号、位置高程、矿卡速度、行驶时间与距离在内的露天矿实际生产数据集训练,为寻优个体即车队矿卡路线方案集合建立随机森林代理辅助模型,模型预测值即为所述优化模型的目标值;

[0009] 步骤3,围绕多目标露天矿卡路径优化模型特性,对多目标蚁群求解算法进行改进;

[0010] 步骤4,采用数据驱动下的随机森林辅助优化算法对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解。

[0011] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0012] 本发明采用数据驱动下的随机森林辅助优化算法具有正反馈机制,求解效率高,且在处理复杂问题时具有可行性和优越性,在对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解过程中,能够获得更符合矿山生产现状的运输方案。本发明从矿山生产实际情况出发,对提高运输效率,降低运输成本,提高矿山企业经济效益方面有着重要的意义。

## 附图说明

[0013] 图1是本发明中采用数据驱动下的随机森林辅助优化算法求解模型的流程图。

## 具体实施方式

[0014] 下面结合附图和实例详细说明本发明的实施方式。

[0015] 本发明提出了一种数据驱动下的多目标露天矿卡路径优化方法,在现有矿卡路径模型的基础上,引入数据驱动下的随机森林代理辅助模型,将包含路况、天气等不确定因素的历史数据用于指导改进多目标蚁群算法(自适应信息素更新机制,改进蚁周模型,Pareto适应度评估机制)的搜索,如图1所示,主要包含以下步骤:

[0016] 步骤1,根据矿山生产需求及指标,结合运输成本与运输效率间的权衡关系,以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标,构建多目标露天矿卡路径优化模型。

[0017] (1) 运输总距离最短目标:

$$[0018] \quad \min F_1 = \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N c_{ij} d_{ij} x_{ijr}$$

[0019] 其中, $F_1$ 表示矿卡运输成本, $R$ 为所派出矿卡的总数, $M$ 为矿石装载点的集合, $N$ 为矿石卸载点的集合, $c_{ij}$ 表示线路中的单位运输成本, $d_{ij}$ 表示矿区路网中节点*i*到*j*之间的路线长度, $x_{ijr}$ 为0-1变量,当 $x_{ijr}=1$ 时,代表第*r*辆矿卡从第*i*个装载点行驶到了第*j*个卸载点, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $r \in \{1, 2, \dots, R\}$ ;

[0020] (2) 时间损失惩罚成本最小目标:

$$\min F_2 = \sum_{i=1}^M a_1^i \max \{ (e_1^i - t_1^i), 0 \} + \sum_{i=1}^M b_1^i \max \{ (t_1^i - l_1^i), 0 \}$$

[0021]

$$+ \sum_{j=1}^N a_2^j \max \{ (e_2^j - t_2^j), 0 \} + \sum_{j=1}^N b_2^j \max \{ (t_2^j - l_2^j), 0 \}$$

[0022] 其中, $F_2$ 代表各装载点、卸载点时间损失成本之和, $t_1^i$ 代表矿卡到达第*i*个装载点的时间,即表示在该装载点的起始时间, $[e_1^i, l_1^i]$ 为第*i*个装载点的时间窗要求, $a_1^i$ 代表早于 $e_1^i$ 时刻到达的单位惩罚费用, $b_1^i$ 为晚于 $l_1^i$ 时刻到达的单位惩罚费用; $t_2^j$ 代表矿卡到达第*j*个卸载点的时间,即表示在该卸载点的起始时间, $[e_2^j, l_2^j]$ 为第*j*个卸载点的时间窗要求, $a_2^j$ 代表早于 $e_2^j$ 时刻到达的单位惩罚费用, $b_2^j$ 为晚于 $l_2^j$ 时刻到达的单位惩罚费用;

[0023] (3) 矿卡载重约束:

$$[0024] \quad \sum_{j=1}^N g_j x_{ijr} \leq W_r$$

[0025] 其中, $g_j$ 代表在单次运输中第*r*辆矿卡在第*j*个卸载点提供的矿石重量, $W_r$ 表示第*r*辆矿卡的最大载重量;

[0026] (4) 运送时间限制约束:

$$[0027] \quad \sum_{i=1}^M x_{ijr} (t_1^i + w_i + s t_i + t_{ij}) \leq t_2^j$$

[0028] 其中,  $w_i$  表示在第  $i$  个装载点的排队等候时间,  $st_i$  表示在第  $i$  个装载点的装载时间,  $t_{i,j}$  表示矿卡在由第  $i$  个装载点行驶到第  $j$  个卸载点所花费的路程时间;

[0029] (5) 流量守恒约束

$$[0030] \quad \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^M x_{i*r} = \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^N x_{*jr}$$

$$[0031] \quad x_{i*r} \in \{0, 1\}$$

$$[0032] \quad x_{*jr} \in \{0, 1\}$$

[0033] 其中,  $x_{i*r} = 1$  代表第  $r$  辆矿车在第  $i$  个装载点完成装载任务,  $x_{*jr} = 1$  代表第  $r$  辆车在第  $j$  个卸载点进行卸载; 为了保证由各装载点出发的矿卡必须到达各卸载点进行运输服务, 从而形成完整的运送路线, 因此从装载点出发的矿卡数必须等于在各卸载点进行服务的总矿卡数;

[0034] 6) 决策变量约束

$$[0035] \quad x_{i jr} \in \{0, 1\}$$

[0036] 其中, 决策变量的取值为 0 或 1;

[0037] (7) 非负变量约束

$$[0038] \quad t_1^i \geq 0, t_2^j \geq 0$$

[0039] 其中, 优化模型中涉及变量均为非负值。

[0040] 步骤 2, 使用至少包括矿卡编号、位置高程、矿卡速度、行驶时间与距离在内的露天矿实际生产数据集训练, 为寻优个体即车队矿卡路线方案集合建立随机森林代理辅助模型, 模型预测值即为所述优化模型的目标值。模型管理的具体方法如下:

[0041] (1) 建立随机森林代理辅助模型, 步骤为: 首先基于矿卡历史数据训练集, 采用 bootstrap 方法有放回地随机采样生成  $C$  个子样本集, 并用于训练  $C$  个分类回归树。在训练分类回归树的过程中, 根据各样本子集中矿区路段节点距离、时间等矿卡轨迹数据信息进行特征节点划分, 所获得的均方和误差最小之处被视为所有拆分点中的最佳拆分, 依次进行二叉树分裂, 达到终止条件后, 分类回归树停止生长。根据上述步骤, 依次构建  $C$  个分类回归树。最后, 计算所有分类回归树的平均值, 并将其作为该随机森林模型的最终输出。由于步骤 1 中优化模型具有多个目标, 因此, 需要为每个路径优化目标分别构建此随机森林代理辅助模型。

[0042] (2) 采用基于个体的模型管理策略评估修正随机森林代理辅助模型的近似误差, 以提高预测精度。首先通过下式来评估非支配个体的第  $y$  个目标的真实值和预测值之间的差距, 记为  $er^y$ 。此处非支配个体表示当前最优的矿卡运输方案。

$$[0043] \quad er^y = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^H (X_{true, h}^y - X_{pred, h}^y)^2}{H}}$$

[0044] 其中,  $X_{true, h}^y$  为第  $h$  个非支配个体在第  $y$  个优化目标的真实值,  $X_{pred, h}^y$  为第  $h$  个非支配个体在第  $y$  个优化目标的预测值,  $H$  为非支配个体的数量。

[0045] 然后, 根据此误差对所有非支配个体的目标预测值进行修正, 由于所求的是目标函数最小化, 则通过第  $y$  个目标函数的值减去其对应的误差值来修正, 即  $F_y - er$ 。

[0046] 最后,将修正后的非支配个体视为新样本放入训练数据集中,从而完成对随机森林代理辅助模型的更新。

[0047] 步骤3,为提升算法的优化效率及运输方案的质量,围绕多目标露天矿卡路径优化模型特性,对多目标蚁群求解算法进行改进,寻优过程中,在蚁群算法优化框架的基础上,引入自适应信息素更新机制和改进蚁周模型,提升求解效率及方案质量;并引入Pareto适应度评估机制,以选择更有潜力的非支配个体。具体如下:

[0048] (1) 自适应信息素更新机制

[0049] 结合进化算法在不同的搜索阶段呈现出的不同的搜索偏重,设计一种可以自适应调节的信息素挥发因子,其能够根据搜索进度的需要自适应地调整信息素挥发量,如下式所示:

$$[0050] \quad \rho = \frac{2}{1 + \exp(3 \cdot 10^{-4} * FE)}$$

[0051] 其中, $\rho$ 为信息素挥发因子,FE代表当前的函数评估次数。在此处,每一只蚂蚁代表一组矿车运输方案。基于此更新机制,蚂蚁在搜索前期信息素挥发量较大,可以在尽可能广阔的区域进行搜寻,有利于对最优运输路径展开全局探索。随着迭代的进行,在搜索中后期,蚁群逐渐收敛到Pareto最优的运输方案附近,此时信息素挥发量自适应调节到较小值,以加快蚁群算法的收敛速度,从而节省计算资源。

[0052] (2) 改进蚁周模型

[0053] 根据所建立的路径优化模型,对蚁周模型进行改进,同时从运输距离和等待时间惩罚两个角度评估每只蚂蚁信息素的增量,旨在更准确地引导蚂蚁进行最优路径的探索。

$$[0054] \quad \Delta \tau_{ij}^e(t) = \begin{cases} \frac{Q_1}{L^e} + \frac{Q_2}{P^e}, & \text{蚂蚁进行一次完整路径方案搜索} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0055] 其中, $Q_1$ 和 $Q_2$ 分别为信息素在路径优化模型中时间损失惩罚成本最小和运输总距离成本最小两个目标上的信息素总量, $L^e$ 为第e只蚂蚁在其所走过的总的路径长度, $P^e$ 为第e只蚂蚁在其走过路径上所受到的违反时间窗惩罚。

[0056] (3) Pareto适应度评估机制

[0057] 针对多目标优化问题的特性,将SPEA2中的评估机制引入到蚁群算法中,不仅使用了快速非支配排序的思想,同时还考虑到了非支配个体和被支配个体之间的关系,从而对每个个体的质量进行全面评估。此外,该适应度机制还引入了k近邻方法,将个体的分布情况考虑在内,从而能够有效地平衡蚂蚁种群的多样性和收敛性。整体而言,同时考虑个体支配关系与位置分布信息的适应度评估机制能够更全面科学地评估运输方案的优劣。具体公式如下所示:

$$[0058] \quad F(e) = R(e) + D(e)$$

$$[0059] \quad R(e) = \sum_{u \in P+Q, u > e} S(u)$$

$$[0060] \quad S(e) = | \{u | u \in P+Q \wedge e > u\} |$$

$$[0061] \quad D(e) = \frac{1}{\sigma_e^k + 2}$$

$$[0062] \quad k = \sqrt{|P| + |Q|}$$

[0063] 其中,  $F(e)$ ,  $R(e)$  和  $D(e)$  分别表示第  $e$  只蚂蚁的适应度值, 支配等级值和位置分布信息。 $S(e)$  表示在种群  $P$  和外部档案集  $Q$  中蚂蚁  $e$  支配的蚂蚁数量,  $u$  为  $P$  和  $Q$  集合中的蚂蚁。 $\sigma_e^k$  为从第  $e$  只蚂蚁到第  $k$  只相邻蚂蚁的欧几里得距离, 为了计算该值, 蚂蚁  $e$  与种群  $P$  和外部档案集  $Q$  中的其他蚂蚁的距离都要计算, 并按照升序方式进行排序。

[0064] 步骤4, 采用数据驱动随机森林辅助蚁群优化算法对多目标露天矿卡路径优化模型进行求解, 过程如下:

[0065] Step 1, 初始化算法参数及禁忌表, 参数包括种群规模  $N_p$ , 分类回归树的数量  $C$ , 分类回归树的分裂停止条件  $T$ , 信息素重要程度因子  $\alpha$ , 启发信息重要度因子  $\beta$ , 信息素总量  $Q$ , 信息素挥发系数  $\rho$ , 最大评估次数  $FE_{\max}$  等;

[0066] Step 2: 初始蚂蚁随机从任一装载点开始搜索运输路线, 并且根据转移概率选择下一个要访问的路线节点;

[0067] Step 3: 将蚂蚁已访问过的路线节点记录在禁忌表内;

[0068] Step 4: 判断蚂蚁是否已经到达矿区路网中的任一卸载点。满足条件, 则执行 Step 5, 否则, 返回 Step 2;

[0069] Step 5: 使用随机森林代理辅助模型对所有路线方案进行预测评估;

[0070] Step 6: 根据适应度评估机制对方案质量进行评估, 划分 Pareto 等级;

[0071] Step 7: 基于自适应信息素更新机制和改进蚁周模型, 对路径上的信息素进行全局更新;

[0072] Step 8: 储存当前最优的路径方案, 并记录其总运输距离和时间成本;

[0073] Step 9: 使用当前非支配个体对代理模型进行误差修正并更新;

[0074] Step 10: 对迭代状态进行判断, 如果已达到终止条件, 则输出当前最优 Pareto 路径方案; 反之, 则将禁忌表清空, 返回 Step 2。

[0075] 本发明针对露天矿卡路卡运输问题, 根据矿山实际生产要求和指标, 构建以运输总距离最短、时间损失惩罚成本最小为目标的多目标露天矿卡路径优化模型; 并采用数据驱动随机森林辅助优化算法对该模型进行求解, 能够获得更符合矿山生产现状的运输方案, 从矿山生产实际情况出发, 有效地提高运输效率, 降低运输成本, 对显著提高矿山企业经济效益有着重要的意义。

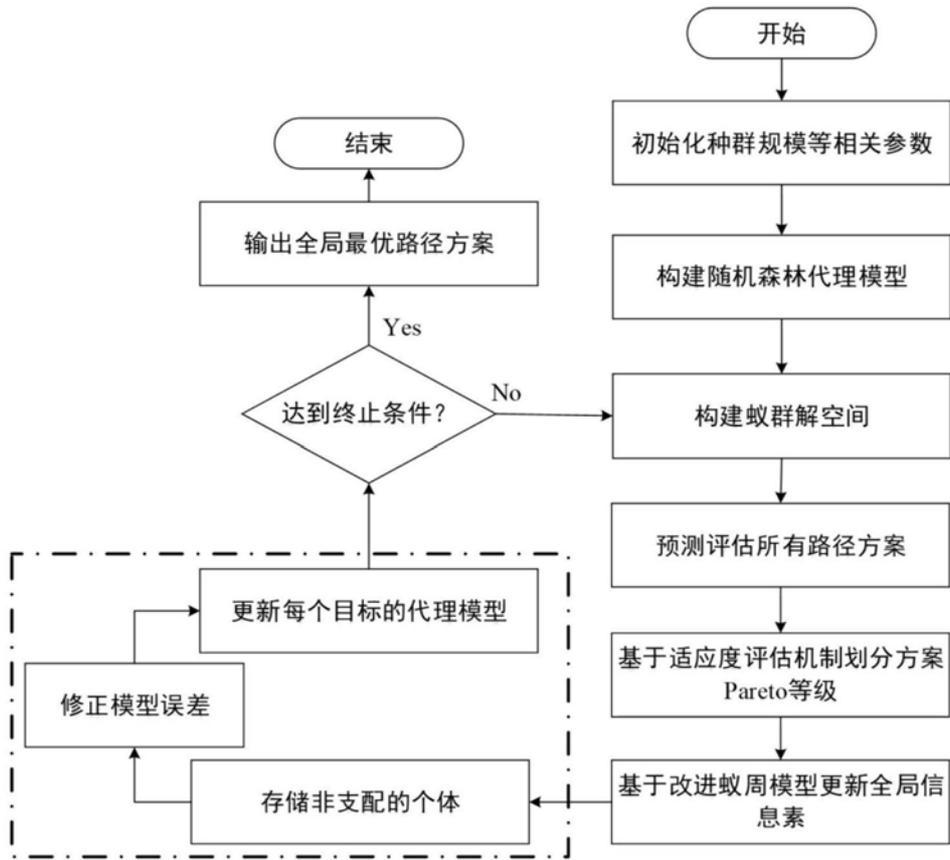


图1