

# Canopy-Kmeans聚类 and 组合优化的铁矿预配料智能调度

曹跃, 王雅琳<sup>†</sup>, 何海明, 杨卜菘, 桂卫华

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083)

**摘要:** 铁矿预配料的原料种类繁多、化学成分差异较大, 且下料槽个数有限、生产约束多, 原料下料次序难以确定. 针对该配料调度难题, 本文提出了一种基于聚类算法和组合优化的铁矿混匀过程预配料智能调度方法. 分别根据原料成分中 $\text{SiO}_2$ 、TFe含量的差异, 采用Canopy-Kmeans聚类方法进行两次聚类, 然后综合考虑各项约束条件, 利用融合专家规则的组合优化和小范围穷举思想对聚类结果进行组合与排序, 得到原料共槽方案与共槽下料次序, 以保证在有限下料槽的情况下配完所有原料, 且配得的混匀料化学元素含量始终尽可能稳定. 经我国某钢铁厂实际生产数据验证, 所提方法与现有人工计算方法相比, 大幅缩减了运算时间, 且矿物化学元素指标的波动小, 具有实用价值.

**关键词:** 铁矿预配料; 有限下料槽; Canopy-Kmeans算法; 组合优化; 智能调度

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Intelligent scheduling in pre-burdening of iron ore: Canopy-Kmeans clustering algorithm and combinatorial optimization

CAO Yue, WANG Ya-lin<sup>†</sup>, HE Hai-ming, YANG Bu-song, GUI Wei-hua

(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

**Abstract:** This paper presents an intelligent scheduling pre-blending approach based on clustering algorithm and combinatorial optimization in the burdening process of iron ore. The proposed approach is applied to solve the tough problems which result from the finite chutes, many production constraints, the undeterminable sequence of raw materials and the various raw materials composed of quiet different chemical elements. Firstly, the raw materials are clustered preliminarily by Canopy-Kmeans clustering method according to the differences in the content of the  $\text{SiO}_2$  and TFe respectively. Then, considering all the practical constraints, the chutes scheme of raw materials and the sequence of raw materials are obtained by combinatorial optimization combined with experts' rules and small-scale exhaustive algorithm so that all the raw materials can be scheduled within finite chutes and the chemical elements fluctuations of scheduled blending materials can be as smooth as possible. This pre-burdening approach could benefit in reducing the computing time significantly and reducing the fluctuations of chemical elements, which has been proven by being applied in a practical steel plant in China. Additionally, this approach has appreciable practical significance after compared with original artificial calculation method.

**Key words:** pre-burdening of iron ore; finite chutes; Canopy-Kmeans algorithm; combinatorial optimization; intelligent scheduling

### 1 引言(Introduction)

预配料环节是许多工业生产的首要步骤, 即将不同种类原料通过一定比例均匀混合, 保证混匀料的化学成分实时相近, 以满足后续生产环节的要求. 实际工程中, 往往将该任务分割成3部分: 月进料计划、分堆计划、分班计划. 其中月进料计划制定整月所进原料、分堆计划将月计划原料分配成若干料堆、分班计

划分别针对每堆原料细分至每个班、每个下料槽的下料量, 本文主要针对分班计划的智能调度方法进行研究.

预配料环节的合理程度会直接影响到后续工序的质量. 若使用单一原料以避免预配料过程的繁杂, 往往不切实际, 即使临近矿山的工厂也无法达到, 而矿源的多样性会带来其他问题, 例如, 如何将十几种(甚

收稿日期: 2016-09-26; 录用日期: 2017-06-20.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: ylwang@csu.edu.cn; Tel.: +86 13975180579.

本文责任编辑: 王伟.

国家自然科学基金重大项目课题(61590921), 国家自然科学基金资助项目(61273187), 中南大学中央高校基本科研业务费专项资金(2017zzts135)资助.

Supported by Major Program of National Natural Science Foundation of China (61590921), National Natural Science Foundation of China (61273187) and Fundamental Research Funds for Central Universities of Central South University (2017zzts135).

至几十种)原料合理分配以满足要求,许多工厂至今仍利用专业的技术人员以人工计算的方式完成预配料环节,该方法计算用时长、精度低。此外,人工计算会消耗大量的人力和物力,因此亟需一种快速且精确的算法来代替人工计算,解决实际预配料问题。

近些年,众多学者都对配料过程优化问题有广泛的研究,主要利用建立数学模型并优化求解算法的方式解决。研究对象有氧化铝生料浆配料<sup>[1-3]</sup>、铜、铜带熔炼配料<sup>[4-6]</sup>等。阳春华等人<sup>[1]</sup>针对烧结法生产氧化铝生料浆的配料机理和专家经验知识建立了生料浆质量预测模型,结合了知识搜索和哈希算法等优势,完成了优化配比计算,解决了实际工程问题;白锐等人<sup>[2]</sup>针对氧化铝生料浆生产过程,结合模型预设等方法,提出一种基于粒子群算法和模糊规则的前馈和反馈补偿的智能优化控制方法;张浩等人<sup>[6]</sup>建立配料优化模型,并利用拉格朗日松弛法对模型进行了变换,基于非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA II)和模糊集合理论设计了配料的新的求解方法。解决配料过程的优化配比计算与控制仍集中在建立模型和优化模型求解的方法上,虽具有较大的研究价值,然而针对铁矿预配料的实际问题仍未有快速、准确及简单易行的方法,这主要是铁矿预配料的分班调度问题存在原料种类繁多、化学

成分差异较大,且下料槽个数有限、生产约束多,原料下料次序难以确定的难点,而基于建立模型优化的方法,解空间维数庞大、求解计算量大。为此,本文针对该问题的特点,提出一种基于Canopy-Kmeans聚类、融合专家规则的组合优化算法。先根据原料成分中 $\text{SiO}_2$ 、TFe含量差异,对原料进行无监督聚类,然后综合考虑各项约束条件,利用融合专家规则的组合优化将聚类后的各原料组合调整到有限的几个下料槽中,再对共槽原料通过小范围穷举确定共槽下料次序,得到最终预配料方案,以保证在有限下料槽的情况配完所有原料,且配得的混匀料化学元素含量始终尽可能稳定。实例验证了方法的有效性。

## 2 预配料过程问题描述(Problem description of pre-burdening process)

对于广泛存在于各冶炼工厂中的预配料问题,本文选取我国某钢厂为研究对象,预配料环节中原料的总体流程为:月进料、原料场、下料槽、混匀料堆。即总体预配料任务为:制定月进料单,并将原料存放至原料场,根据月进原料分为若干逻辑料堆,并下达每堆原料配比表,再通过分班计划确定每班每个槽下料量,原料经下料槽下料至皮带,运送至堆料机,均匀堆料后形成混匀料堆(如图1所示)。

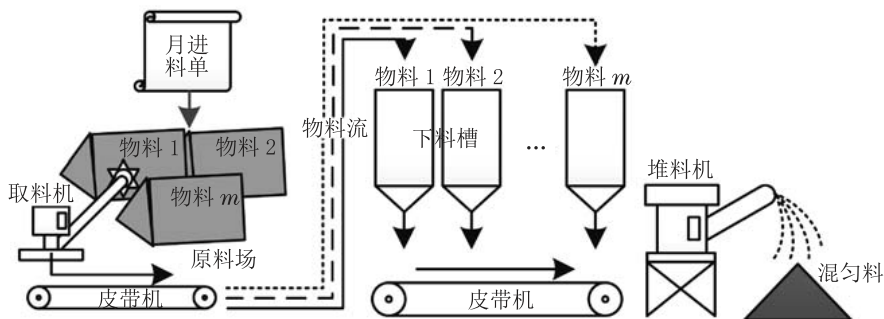


图1 预配料环节工艺流程图

Fig. 1 The flow chart of the pre-burdening process

针对分班计划做出以下详细描述:根据分班计划下达的配比单将原料合理分配,经厂内数量有限的下料槽同时地均匀地下料(如图2时序图所示,下料槽数量往往少于原料种类,因此必须进行共用下料槽的处理),保证所分配原料得以用完,且混匀料化学成分始终尽可能稳定,符合国家和厂内生产要求。此外,满足以下约束:

- 1) 下料槽使用数量要与计划用量相同;
- 2) 每个槽中共槽的原料个数不超过3个;
- 3) 如果原料具有特殊的物理化学性质而无法共槽的,不能与其他原料共槽。

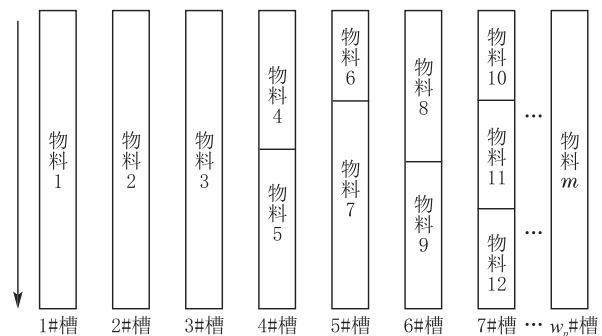


图2 分班计划下料时序图

Fig. 2 The feeding sequence diagrams of group plan

已知: 分堆计划下达的原料配比表(其中包含总干料量及各原料的名称、配比、各项化学元素含量和特性)、计划使用的下料槽个数、圆盘下料机流速上下限、各项化学元素指标波动范围及目标值. 求: 该月每个下料槽每班(8小时, 每日三班)的下料量.

记某月到厂原料的总干料量为  $T$ , 其中各原料(共  $m$  种)对应的  $\text{SiO}_2$ , TFe 和 CaO 等化学成分含量为

$c_{i,\text{SiO}_2}, c_{i,\text{TFe}}, c_{i,\text{CaO}}, i = 1, 2, \dots, m$ ; 厂内要求元素指标波动范围为  $r_{\text{SiO}_2}, r_{\text{TFe}}, r_{\text{CaO}}$ ; 各原料配比(进料量)为  $p_i, i = 1, 2, \dots, m$ ; 原料总体成分目标值为  $G_{\text{SiO}_2}, G_{\text{TFe}}, G_{\text{CaO}}$ ; 预配料方案中第  $n$  班计划混匀料化学成分为  $M_{n,\text{SiO}_2}, M_{n,\text{TFe}}, M_{n,\text{CaO}}, n = 1, 2, \dots, q$ , 共计排班  $q$  个; 计划下料槽数为  $W_{\text{plan}}$  个; 第  $n$  班第  $i$  种原料的下料量为  $x_{n,i}$ , 详见表 1.

表 1 变量名称及释义

Table 1 Variable names and definitions

变量名	释义(单位)
$c_{i,\text{SiO}_2}, c_{i,\text{TFe}}, c_{i,\text{CaO}}$	分别为第 $i$ 种原料的 $\text{SiO}_2$ , TFe 和 CaO 成分含量(百分比, %)
$r_{\text{SiO}_2}, r_{\text{TFe}}, r_{\text{CaO}}$	厂内允许的 $\text{SiO}_2$ , TFe 和 CaO 含量波动范围(百分比, %)
$p_i$	第 $i$ 种原料的配比(百分比, %)
$G_{\text{SiO}_2}, G_{\text{TFe}}, G_{\text{CaO}}$	原料总体的 $\text{SiO}_2$ , TFe 和 CaO 成分期望值(百分比, %)
$M_{n,\text{SiO}_2}, M_{n,\text{TFe}}, M_{n,\text{CaO}}$	预配料方案中第 $n$ 班混匀料 $\text{SiO}_2$ , TFe 和 CaO 成分期望值(百分比, %)
$v$	圆盘下料机下料速度, 即每小时下料量(吨每小时, t/h)
$x_{n,i}$	第 $n$ 班第 $i$ 种原料的下料量(吨, t)
$w_{i,j}$	布尔变量, 第 $j$ 槽种是否存在第 $i$ 种物料
$\theta_{n,i}$	布尔变量, 第 $n$ 班是否下第 $i$ 种物料

针对铁矿的预配料优化问题, 建立如下数学模型:

$$\begin{aligned}
 \min Z = & \sum_{n=1}^q |M_{n,\text{SiO}_2} - G_{\text{SiO}_2}|^2 + \\
 & \sum_{n=1}^q |M_{n,\text{TFe}} - G_{\text{TFe}}|^2 + \\
 & \sum_{n=1}^q |M_{n,\text{CaO}} - G_{\text{CaO}}|^2, \quad (1) \\
 \text{s.t.} & \begin{cases} |M_{n,\text{SiO}_2} - G_{\text{SiO}_2}| \leq r_{\text{SiO}_2}, \\ |M_{n,\text{TFe}} - G_{\text{TFe}}| \leq r_{\text{TFe}}, \\ |M_{n,\text{CaO}} - G_{\text{CaO}}| \leq r_{\text{CaO}}, \\ \sum_{n=1}^q x_{n,i} = p_i \cdot T, x_{n,i} \geq 0, \\ 100 \leq v \leq 1500, \\ W = [w_{i,j}]_{m \times l}, \\ n = 1, 2, \dots, q, \\ i = 1, 2, \dots, m, \\ j = 1, 2, \dots, l, \end{cases} \quad (2)
 \end{aligned}$$

其中:

$$\begin{cases} M_{n,\text{SiO}_2} = \frac{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot c_{i,\text{SiO}_2} \cdot \theta_{n,i}}{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot \theta_{n,i}}, \\ M_{n,\text{TFe}} = \frac{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot c_{i,\text{TFe}} \cdot \theta_{n,i}}{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot \theta_{n,i}}, \\ M_{n,\text{CaO}} = \frac{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot c_{i,\text{CaO}} \cdot \theta_{n,i}}{\sum_{i=1}^m x_{n,i} \cdot \theta_{n,i}}, \quad (3) \\ \theta_{n,i} = \begin{cases} 1, & \text{第 } n \text{ 个槽中下第 } i \text{ 种物料,} \\ 0, & \text{第 } n \text{ 个槽中不下第 } i \text{ 种物料,} \end{cases} \\ w_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{第 } j \text{ 个槽中有第 } i \text{ 种物料,} \\ 0, & \text{第 } j \text{ 个槽中无第 } i \text{ 种物料,} \end{cases} \\ 1 \leq \sum_{i=1}^m w_{i,j} \leq 3, \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l w_{i,j} = m. \end{cases}$$

综上所述, 铁矿的预配料问题是个变量多且约束复杂的非线性优化问题. 如果利用建立数学模型, 优化、求解的方法, 可能会存在耗时长等缺点, 且运用经典寻优算法时, 物料必须一次性用完且物料之间关联耦合性较强, 难以将复杂的约束问题转化为

无约束问题用于随机寻优算法. 任意改变“班次-下料槽编号-物料种类”组合变量中的值和次序, 即导致不同的下料结果. 因此, 结合预配料环节的实际特征, 提出一种智能的优化算法来解决实际优化的问题, 以提高运算速度、约简复杂约束和耦合性, 以及紧密结合实际工业需求.

### 3 基于聚类和组合优化的智能调度方法 (Intelligent scheduling method based on clustering and combinatorial optimization)

#### 3.1 总体思路 (General idea)

由于预配料过程复杂程度高, 直接运用全局寻优算法进行大幅循环迭代来求解优化模型, 可能存

在迭代次数繁多、得不到全局最优解、计算大幅耗时等缺点, 故本文结合实际预配料工艺、实际生产的局限性和需求, 提出一种基于Canopy-Kmeans聚类和融合专家规则的组合优化方法. 总体思路如图3所示, 根据分堆配比单中的各原料(共 $m$ 种原料)配比和基本信息, 两次利用Canopy-Kmeans算法逐步分割巨大的解空间, 将原料分为 $n$ 类, 再经过融合专家规则的组合优化方法将 $n$ 类物料组合成 $w_p$ 类, 以确定每个下料槽中所下原料的种类和配比等信息, 最后利用局部穷举法调整下料槽内原料的下料次序, 并比较每种下料次序所对应的评价指标, 选取最优解, 即得到最终预配料方案.

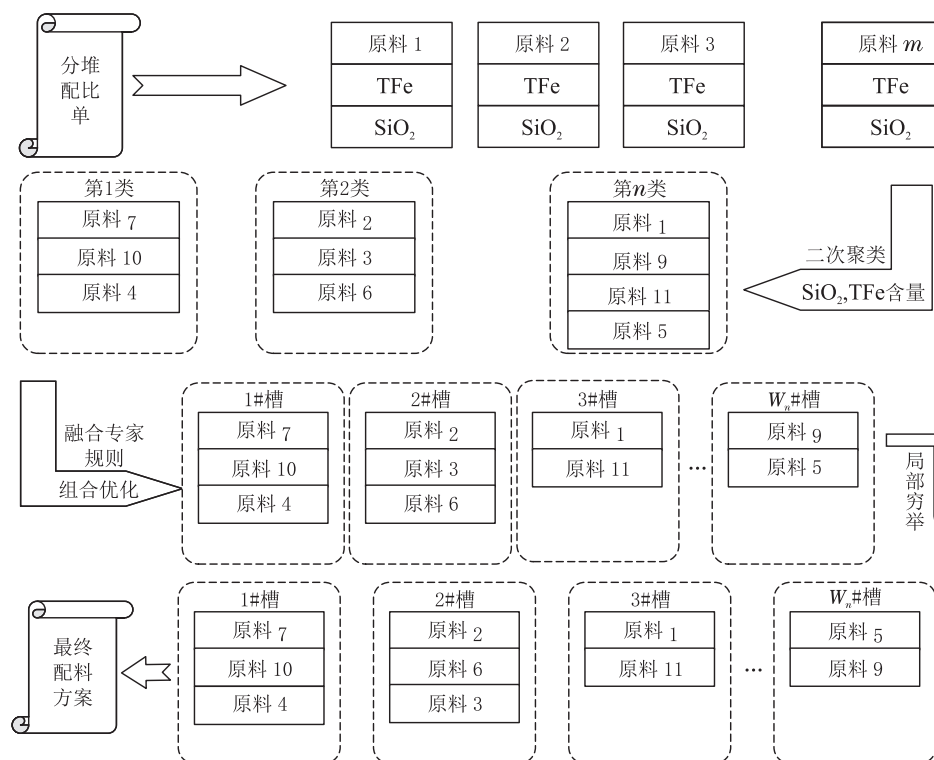


图3 分班计划总体思路示意图

Fig. 3 The general idea diagram of the group plan

#### 3.2 基于Canopy-Kmeans算法的原料聚类 (Raw materials clustering based on Canopy-Kmeans algorithm)

对于聚类方法, 国内外均有广泛的研究. 常用的聚类算法有经典的K-Means算法<sup>[7-9]</sup>、带有约束的K-Means算法<sup>[10]</sup>、带有最大最小值的K-Means算法<sup>[11]</sup>、改进的分布式K-Means算法<sup>[12]</sup>、和结合优化算法的K-Means算法等<sup>[13]</sup>. 此外, 陈晋音和何辉豪<sup>[14]</sup>提出了一种基于密度的聚类中心自动确定的混合属性数据聚类算法; 刘红旗和方志耕等人<sup>[15]</sup>发现灰色聚类方法对信息差异性和聚类指标的排异性, 具有明显的优势; CAO H等人<sup>[16]</sup>提出基于改进

的密度聚类算法具有很好的分割特性.

为达到众多原料分配全局最优, 本文利用Canopy-Kmeans聚类算法<sup>[17-18]</sup>对初始原料进行聚类划分. Canopy-Kmeans聚类算法是经典K-Means算法的改进, 该算法解决了K-Means算法初始值大小及位置的选取以及聚类个数难以确定的问题, 并同时解决了预配料过程优化原料繁多、化学成分差距大的问题, 进而使得各聚类的内部原料化学成分相差最小, 达到近似的目的, Canopy-Kmeans算法步骤如下:

**步骤 1** 根据经验公式, 选择两个阈值 $T_1$ 和 $T_2$ , 其中 $T_1 > T_2$ , 由待聚类物料成分差异的专家经验确

定,  $T_1$  的大小为待聚类数据平均距离的一半, 如图4所示, 实线圈为  $T_1$ , 虚线圈为  $T_2$ ;

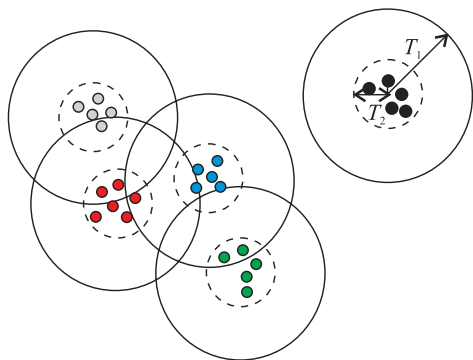


图4 Canopy算法示意图

Fig. 4 The diagram of the Canopy algorithm

**步骤2** 任意抽取一点  $P$ ,  $P$  计算点与 Canopy 的距离(如果不存在 Canopy, 则把该点作为一个新的 Canopy, 并将其从数据集中删去该点);

**步骤3** 如果点  $P$  在某个 Canopy 的距离  $T_1$  以内, 则将  $P$  点加入这个 Canopy; 如果该  $P$  点曾在某个 Canopy 的距离  $T_2$  以内, 则把  $P$  从数据集中删除;

**步骤4** 重复步骤3直到数据集为空, 最终统计 Canopy 类的个数  $N$ , 即通过 Canopy 聚类方法得知, 将原有数据分为  $N$  大类最为合适;

**步骤5** 根据 Canopy 算法确定的聚类个数及初始点, 再通过经典 K-Means 聚类算法实现精确聚类.

经过运用该算法对铁矿中首要化学元素指标  $\text{SiO}_2$  的一次聚类后, 各原料以  $\text{SiO}_2$  为基准形成了  $N$  大类, 再对每个大类中的原料集合进行二次聚类, 使次要化学元素 TFe 以聚类形式区分, 每类中化学元素  $\text{SiO}_2$  和 TFe 达到近似, 最终形成  $n$  小类.

需说明的是, 本文研究内容来自实际工业背景,  $\text{SiO}_2$  和 TFe 是实际中最重要的两个指标, CaO 的指标要求相对宽松, 且当  $\text{SiO}_2$  和 TFe 二者符合要求时, CaO 也基本符合厂内实际要求. 因此, 在考虑预配料调度聚类时, 只针对  $\text{SiO}_2$  和 TFe 进行了先后两次聚类. 在保证算法精度的同时, 也保证算法的运算速度.

**3.3 融合专家规则的组合优化及局部穷举优选的预配料方案确定 (Experts' rules combined combinatorial optimization and determination of pre-burdening scheme by small-scale exhaustive algorithm)**

**3.3.1 融合专家规则的组合优化确定共槽原料 (Determination of chutes scheme by experts' rules combined combinatorial optimization)**  
经聚类后的原料集合被合理地分为  $n$  类, 但聚类

结果往往无法满足实际生产需求, 仍需要进一步修正, 例如下料槽使用数量必须与预计相同、原料配比过大或过小超出圆盘下料机的上下限以及原料本身的特殊化学物理性质无法共槽等实际约束条件. 因此针对每个类进行组合优化的排列和筛选等操作, 结合实际生产经验和理论形成专家经验模型指导原料调配, 将聚类结果进一步符合实际生产, 即满足下料槽数与计划槽数相同, 并且每个下料槽下料种类不能超过3种, 具体组合优化的调配方案如下: ① 当某类中原料个数为2-3种时, 恰好满足则不进行操作; ② 当某类中原料个数为1种时, 如果其满足圆盘下料量的下限则可以单独配料, 如果不满足则添加到配比最大原料的末端使其化学性质影响力度最低; ③ 如果大于3种则进行原料的拆分, 由于从大类中拆分因此化学元素差距可忽略.

综上, 在已满足每个槽下料种类的约束的情况下, 再解决实际用槽数量与计划用量相同的问题, 利用筛选方法将调整代价降至最低. ① 如果实际用槽数量恰好相同则不进行操作; ② 如果小于用槽数量则优先对3共槽原料进行拆分, 分离出其中配比最大的原料单独下料; ③ 如果大于用槽数量则对成分较为近似的两槽原料进行共槽处理, 最终满足下料槽的约束.

**3.3.2 局部穷举优选确定共槽原料的下料次序 (Determination of materials scheme within chutes by small-scale exhaustive algorithm)**

经以上组合优化的寻优结果, 配料的初步方案已形成, 即每个下料槽的原料种类和数量均已确定. 由于预配料调度是时间序列(如第2节中图2所示), 因此可在保证每个槽内原料不变的前提下, 进行槽内物料下料先后次序的改变, 以达到进一步优化的目的.

由于每个槽内原料的固定, 使局部穷举的计算的复杂度大幅减少, 因此针对每个槽内的物料下料次序进行局部穷举, 对计算时间几乎没有影响. 统计每种预配料方案的超标数, 并根据物料中化学元素的重要性赋予权重, 计算每种方案的评价指标, 如式(4)所示. 再对比每种方案的评价指标, 取指标最好的方案为最优方案. 综上, 经过局部穷举优选后, 达到下料次序的最优解, 从而确定最终预配料方案.

$$Q_j = \omega_{\text{SiO}_2} \cdot s_{\text{SiO}_2} + \omega_{\text{TFe}} \cdot s_{\text{TFe}} + \omega_{\text{CaO}} \cdot s_{\text{CaO}}, \quad (4)$$

其中:  $Q_j$  表示第  $j$  个预配料方案,  $\omega_{\text{SiO}_2}$  表示  $\text{SiO}_2$  的权重, 同理  $\omega_{\text{TFe}}$  和  $\omega_{\text{CaO}}$  为 TFe 和 CaO 的权重;  $s_{\text{SiO}_2}$  表示当前预配料方案中  $\text{SiO}_2$  超标的排班数量, 同理  $s_{\text{TFe}}$  和  $s_{\text{CaO}}$  为当前预配料方案中超标的排班数量.

综上所述,本文所提出的算法流程简图,如图5所示.

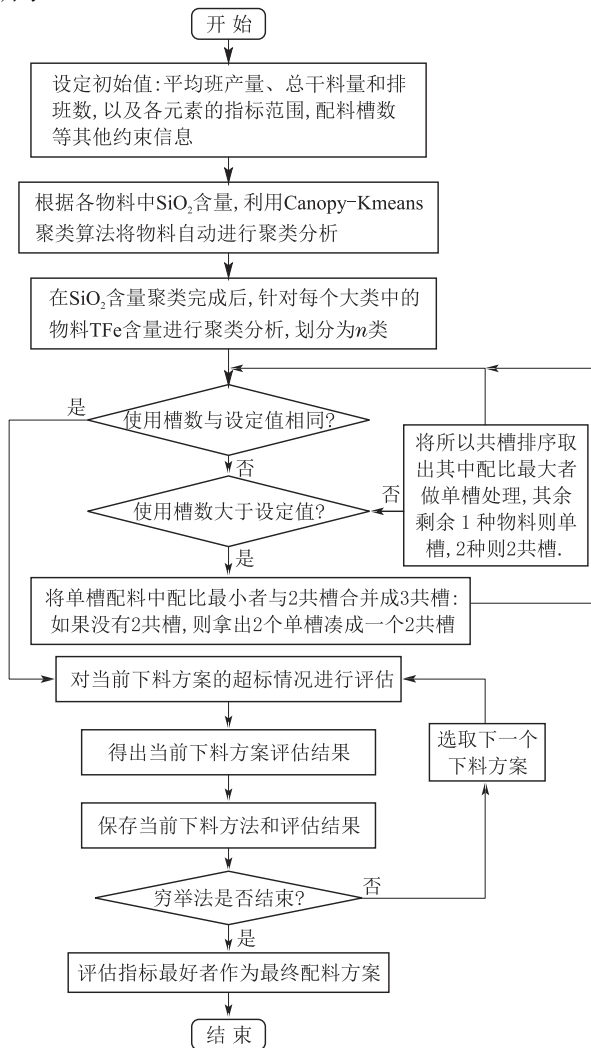


图5 总体算法流程图

Fig. 5 The flow chart of the whole algorithm

### 4 实际工业验证(Practical industrial validation)

所提算法应用于我国某钢厂实际预配料环节中,以验证其正确性及实用性.

我国某钢厂某月生产计划如下:待配料铁矿如表2所示、预计总量92130t、平均每班下料4500t、该厂可用于配料的槽数为11个,以及圆盘下料机下料流速存在上限和下限.各项含量成分波动范围为:SiO<sub>2</sub>化学成分在±0.2%以内,TFe化学成分在±0.5%以内以及CaO等其他元素波动尽可能小,且班与班之间化学成分波动尽可能小.

根据表2所提供的铁矿原料,利用本文运行后得到的最终预配料方案如表3所示,其中每一行代表每一个班各种物料的下料量.经过实际下厂调研,获取该原料配比单的实际最终预配料方案进行耗时、精度和操作人员的三方面对比,如表4所示.其中计算结果化学元素指标精度的对比,以表5详细列出,易知本文算法指标全部符合要求,而专业技术人员耗时几个小时得出的实际最终预配料方案仍存在有一个TFe元素的超标现象(第16班,粗体显示).

利用本文所提算法进行了其他5组实际工业数据的验证,计算耗时均在1s~2s,配料效果如表6所示,化学元素指标SiO<sub>2</sub>和TFe全部符合要求, SiO<sub>2</sub>最大波动范围介于0.09%~0.18%均小于厂内要求最大范围0.20%, TFe最大波动范围介于0.22%~0.48%均小于厂内要求最大范围0.50%.可知,该算法具有较好的性能,得出结果均符合厂内实际需求.

表2 各铁矿原料成分

Table 2 Composition of iron ore materials

品名	原料1	原料2	原料3	原料4	原料5	原料6	原料7	原料8	原料9	原料10
配比/%	12.52	0.00	2.81	8.03	9.63	0.00	4.41	8.03	0.00	22.87
TFe/%	56.20	54.00	57.00	61.00	63.80	61.00	56.50	59.63	61.00	61.49
SiO <sub>2</sub> /%	5.50	5.00	5.00	8.50	6.30	7.50	5.97	6.20	12.00	3.97
CaO/%	10.00	0.50	0.00	0.50	0.00	1.95	0.50	5.00	0.00	0.00
编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
品名	原料11	原料12	原料13	原料14	原料15	原料16	原料17	原料18	原料19	原料20
配比/%	2.81	4.01	0.00	4.82	4.82	1.61	5.62	4.82	2.01	1.20
TFe/%	49.65	60.55	61.80	63.00	62.80	52.35	68.34	49.00	62.42	63.20
SiO <sub>2</sub> /%	12.00	1.76	4.60	4.50	6.60	4.40	3.00	5.00	3.03	9.50
CaO/%	1.60	3.35	0	0.83	0.89	5.00	0.20	9.60	1.03	0.00
编号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20



表4 本文算法与实际人工计算对比

Table 4 Comparison between the proposed algorithm and the manual calculation

变量名	释义(单位)	
耗时	1~2 s	1~5 h
精度	全部符合指标	有少数超标
操作人员	任何人	有经验的技术员

表5 本文算法与人工计算结果的化学元素指标对比

Table 5 Chemical index comparison between the proposed algorithm and the manual calculation

班次	本文算法		人工计算	
	SiO <sub>2</sub>	TFe	SiO <sub>2</sub>	TFe
1	5.35	59.92	5.47	59.71
2	5.35	59.92	5.47	59.71
3	5.35	59.92	5.47	59.71
4	5.35	59.92	5.47	59.71
5	5.35	59.92	5.47	59.71
6	5.35	59.92	5.47	59.71
7	5.35	59.92	5.43	60.13
8	5.37	60.21	5.42	60.26
9	5.38	60.31	5.42	60.26
10	5.38	60.31	5.43	60.31
11	5.38	60.31	5.48	60.16
12	5.38	60.31	5.48	60.16
13	5.38	60.31	5.48	60.16
14	5.37	60.07	5.40	60.03
15	5.39	59.96	5.27	60.28
16	5.40	59.55	5.23	<b>60.48</b>
17	5.40	59.51	5.23	60.41
18	5.41	59.55	5.23	59.50
19	5.49	59.71	5.23	59.50
20	5.49	59.71	5.23	59.50
21	5.49	59.58	5.23	59.47
目标值	5.38	59.96	5.38	59.96

表6 本文算法其他5组工业数据验证结果

Table 6 The other 5 validation results of industrial data by the proposed algorithm

组号	SiO <sub>2</sub> 合格率/%	TFe合格率/%	SiO <sub>2</sub> 最大波动范围/%	TFe最大波动范围/%
1	100.00	100.00	0.15	0.22
2	100.00	100.00	0.18	0.31
3	100.00	100.00	0.09	0.48
4	100.00	100.00	0.12	0.33
5	100.00	100.00	0.15	0.40

## 5 结论(Conclusions)

针对预配料环节的原料种类繁多、化学成分差异较大,生产约束多,实际下料槽个数有限以及下料次序难以确定等特殊性的,本文提出一种基于Canopy-Kmeans聚类 and 组合优化算法的铁矿混匀过程预配料分班计划智能调度方法,通过原料聚类与专家规则组合优化确定共槽方案,减小寻优的解空间,最后在小范围内穷举确定共槽原料的下料次序,最终得到配料方案,避免了建立复杂数学模型以及高维优化模型的求解。经多组实际工业数据验证,本文算法符合实际生产环节所要求的快速性、准确性特征,同时与专业配料技术人员的配料方案进行了对比,本文方法优势较为明显,故具有较大的实用价值。

## 参考文献(References):

- [1] YANG Chunhua, DUAN Xiaogang, WANG Yalin, et al. Blending expert system for raw mix slurry in production of alumina with sintering process [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2005, 36(4): 648 – 652.  
(阳春华, 段小刚, 王雅琳, 等. 烧结法生产氧化铝生料浆的配料专家系统设计 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2005, 36(4): 648 – 652.)
- [2] BAI Rui, TONG Shaocheng, CHAI Tianyou. Intelligent optimal control of the raw slurry producing process in the alumina production [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(4): 525 – 530.  
(白锐, 佟绍成, 柴天佑. 氧化铝生料浆制备过程的智能优化控制方法 [J]. 控制与决策, 2013, 28(4): 525 – 530.)
- [3] KONG Lingshuang, YANG Chunhua, WANG Yalin, et al. Intelligent optimization of raw material blending for alumina production with information uncertainty [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(9): 1051 – 1055.  
(孔玲爽, 阳春华, 王雅琳, 等. 一种解决蕴含不确定性信息的氧化铝配料问题的智能优化方法 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(9): 1051 – 1055.)
- [4] YANG Chunhua, WANG Xiaoli, TAO Jie, et al. Modeling and intelligent optimization algorithm for burden process of copper flash smelting [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(8): 2152 – 2155.  
(阳春华, 王晓丽, 陶杰, 等. 铜闪速熔炼配料过程建模与智能优化方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(8): 2152 – 2155.)
- [5] ZHANG H, ZHU Y, ZOU W, et al. A hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for burdening optimization of copper strip production [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2012, 36(6): 2578 – 2591.
- [6] ZHANG Hao, ZHU Yunlong, CHANG Chunguang. Burdening optimization problem of high-precision copper strips based on NSGA II algorithm [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(7): 1071 – 1076.  
(张浩, 朱云龙, 常春光. 基于 NSGA II 的高精铜板带配料优化问题 [J]. 控制与决策, 2012, 27(7): 1071 – 1076.)
- [7] HARTIGAN J A, WONG M A. A K-Means clustering algorithm [J]. *Applied Statistics*, 2013, 28(1): 100 – 108.
- [8] AMORIM R C, MIRKIN B. Minkowski metric, feature weighting and anomalous cluster initializing in K-Means clustering [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(3): 1061 – 1075.
- [9] MAHAJAN M, NIMBORKAR P, VARADARAJAN K. The planar K-Means problem is NP-Hard [J]. *Theoretical Computer Science*, 2012, 442: 13 – 21.



- [10] HONG Y, KWONG S. Learning assignment order of instances for the constrained K-Means clustering algorithm [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2009, 39(2): 568 – 574.
- [11] TZORTZIS G, LIKAS A. The MinMax K-Means clustering algorithm [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(7): 2505 – 2516.
- [12] NALDI M C, CAMPELLO R J G B. Comparison of distributed evolutionary K-Means clustering algorithms [J]. *Neurocomputing*, 2015, 163: 78 – 93.
- [13] GONG Dunwei, JIANG Yuqing, ZHANG Yong, et al. K-mean algorithm for optimizing the number of clusters based on particle swarm optimization [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(10): 1175 – 1179.  
(巩敦卫, 蒋余庆, 张勇, 等. 基于微粒群优化聚类数目的K-均值算法 [J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(10): 1175 – 1179.)
- [14] CHEN Jinyin, HE Huihao. Research on density-based clustering algorithm for mixed data with determine cluster centers automatically [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(10): 1798 – 1813.  
(陈晋音, 何辉豪. 基于密度的聚类中心自动确定的混合属性数据聚类算法研究 [J]. *自动化学报*, 2015, 41(10): 1798 – 1813.)
- [15] LIU Hongqi, FANG Zhigeng, LI Weidong, et al. Object-oriented multi-attribute differences matrix grey clustering method and its application [J]. *Control and Decision*, 2015, 30(2): 366 – 370.  
(刘红旗, 方志耕, 李维东, 等. 面向对象多属性差异的矩阵型灰色聚类方法及其应用 [J]. *控制与决策*, 2015, 30(2): 366 – 370.)
- [16] CAO H, JIA L, SI G, et al. A clustering-analysis-based membership functions formation method for fuzzy controller of ball mill pulverizing system [J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(1): 34 – 43.
- [17] GAO Rong, LI Jing, XIAO Yafu, et al. Parallel algorithm based on K-Means clustering in cloud environment [J]. *Journal of Wuhan University (Natural Science Edition)*, 2015, 61(4): 368 – 374.  
(高榕, 李晶, 肖雅夫, 等. 基于云环境K-Means聚类的并行算法 [J]. *武汉大学学报:理学版*, 2015, 61(4): 368 – 374.)
- [18] HE H, GUO L, GENG Y. The optimization of CMAC neural network structure based on Canopy-K-Means algorithm [J]. *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 2012, 4(22): 641 – 647.

### 作者简介:

**曹跃** (1992–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程建模与优化、故障诊断, E-mail: csu\_caoyue@csu.edu.cn;

**王雅琳** (1973–), 女, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程建模、优化与控制, E-mail: ylwang@csu.edu.cn;

**何海明** (1989–), 男, 硕士, 目前研究方向为复杂工业过程建模与优化, E-mail: hehaiming@csu.edu.cn;

**杨卜蕊** (1991–), 男, 硕士, 目前研究方向为复杂工业过程建模与优化, E-mail: 13474218@qq.com;

**桂卫华** (1950–), 男, 中国工程院院士, 教授, 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、工业大系统控制理论与应用, E-mail: gwh@csu.edu.cn.