



(21) 申请号 202410550914.9

G06N 3/126 (2023.01)

(22) 申请日 2024.05.07

G06Q 10/04 (2023.01)

(71) 申请人 深圳碳中和生物燃气股份有限公司

地址 518000 广东省深圳市宝安区西乡街
道福中福社区西乡金海路碧海中心区
西乡商会大厦101单元810号(72) 发明人 张文斌 王泉 王建新 张家平
张金红 龙泽望 刘言甫 赵羊羊
王玉云 王鹏(74) 专利代理机构 广东巨链知识产权代理事务
所(普通合伙) 441120
专利代理师 陈丹萍

(51) Int. Cl.

G06Q 10/0631 (2023.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

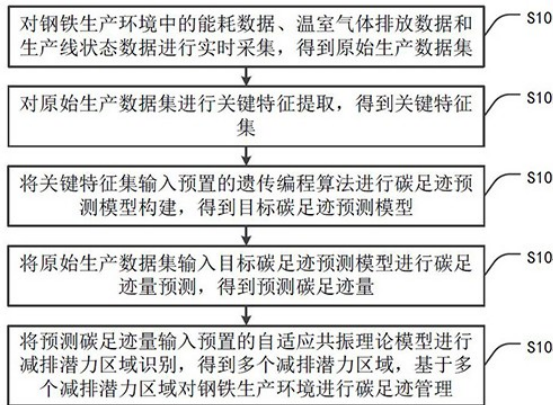
权利要求书3页 说明书13页 附图1页

(54) 发明名称

钢铁生产的碳足迹管理方法及系统

(57) 摘要

本申请涉及碳排放技术领域,公开了一种钢铁生产的碳足迹管理方法及系统。所述方法包括:对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;对原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;将关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;将原始生产数据集输入目标碳足迹预测模型进行碳足迹预测,得到预测碳足迹量;将预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个减排潜力区域对钢铁生产环境进行碳足迹管理,本申请钢铁生产的碳足迹管理的准确率以及效率。



1. 一种钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述钢铁生产的碳足迹管理方法包括:

对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

将所述关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

2. 根据权利要求1所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集,包括:

对所述原始生产数据集进行数据清洗,得到清洗数据集;

对所述清洗数据集进行时序分析,得到时序分析结果;

基于所述时序分析结果,对所述清洗数据集进行频域特征提取,得到频域特征集;

将所述频域特征集以及所述清洗数据集输入预置的长短时记忆网络进行短期波动特征提取,得到初始特征集;

通过t-分布随机邻域嵌入算法对所述初始特征集进行降维处理,得到所述关键特征集。

3. 根据权利要求1所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述将所述关键特征集输入预置的初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型,包括:

对所述遗传编程算法进行参数初始化,其中,初始化参数包括:算法交叉概率、变异概率以及停止标准值;

对所述关键特征集进行编码处理,得到所述关键特征集对应的编码特征集;

将所述编码特征集输入初始化后的初始遗传编程算法进行数据演化,得到目标程序解;

通过预置的适应度函数对所述目标程序解进行性能评价,得到所述目标程序解的性能评价价值;

当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,根据所述目标程序解对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型。

4. 根据权利要求3所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,根据所述目标程序解对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型,包括:

当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,对所述目标程序解进行相关特征提取,得到所述目标程序解的相关特征集;

根据所述相关特征集,生成所述目标程序解的表达式结构、所述目标程序解的参数信息以及所述目标程序解的运算逻辑;

根据所述目标程序解的表达式结构、所述目标程序解的参数信息以及所述目标程序解的运算逻辑构建碳足迹映射关系,得到目标映射关系;

根据所述目标映射关系对所述初始遗传编程算法进行算法优化参数分析,得到算法优化参数集;

基于所述算法优化参数集,对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到所述目标碳足迹预测模型。

5. 根据权利要求1所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量,包括:

将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行L1正则化处理,得到正则化数据;

对所述正则化数据进行非线性特征映射,得到非线性特征;

根据所述非线性特征,对所述原始生产数据集进行演变趋势分析,得到演变趋势数据;

根据所述演变趋势数据对所述原始生产数据集进行数据增强处理,得到增强数据集;

将所述增强数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行堆叠参数分析,得到多个堆叠参数集;

分别对每个所述堆叠参数集进行堆叠参数特征识别,得到堆叠特征集;

根据所述堆叠特征集进行碳足迹量分布分析,得到碳足迹量分布数据;

根据所述碳足迹量分布数据进行碳足迹量预测,得到所述预测碳足迹量。

6. 根据权利要求1所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理,包括:

将所述预测碳足迹量输入所述自适应共振理论模型进行足迹量波动点识别,得到多个足迹量波动点;

分别对每个所述足迹量波动点进行足迹量波动幅度识别,得到每个所述足迹量波动点的波动幅度数据;

基于每个所述足迹量波动点的波动幅度数据,分别对每个所述足迹量波动点进行波动类别识别,得到每个所述足迹量波动点的波动类别;

基于每个所述足迹量波动点的波动类别,对所述预测碳足迹量进行波动区域分割,得到多个波动区域;

基于预置的减排波动标准类型集,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

7. 根据权利要求6所述的钢铁生产的碳足迹管理方法,其特征在于,所述基于预置的减排波动标准类型集,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理,包括:

对所述减排波动标准类型集进行波动模式识别,得到波动模式集;

基于所述波动模式集,对每个所述波动区域进行波动模式匹配,得到每个所述波动区域的目标波动模式;

通过每个所述波动区域的目标波动模式,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个初始减排潜力区域;

分别对每个所述初始减排潜力区域进行减排量分析,得到每个所述初始减排潜力区域的减排量;

通过每个所述初始减排潜力区域的减排量,对多个所述初始减排潜力区域进行区域筛选,得到多个所述减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

8.一种钢铁生产的碳足迹管理系统,其特征在于,所述钢铁生产的碳足迹管理系统包括:

采集模块,用于对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

提取模块,用于对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

构建模块,用于将所述关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

预测模块,用于将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

识别模块,用于将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

9.一种钢铁生产的碳足迹管理设备,其特征在于,所述钢铁生产的碳足迹管理设备包括:存储器和至少一个处理器,所述存储器中存储有指令;

所述至少一个处理器调用所述存储器中的所述指令,以使得所述钢铁生产的碳足迹管理设备执行如权利要求1-7中任一项所述的钢铁生产的碳足迹管理方法。

10.一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有指令,其特征在于,所述指令被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的钢铁生产的碳足迹管理方法。

钢铁生产的碳足迹管理方法及系统

技术领域

[0001] 本申请涉及碳排放领域,尤其涉及一种钢铁生产的碳足迹管理方法及系统。

背景技术

[0002] 随着全球对于环境保护和气候变化的日益重视,钢铁产业作为全球最大的二氧化碳碳排放源之一,其碳足迹管理逐渐成为行业关注的焦点。现有技术通过监测和记录钢铁生产过程中的能耗数据、温室气体排放量及生产线状态等信息,以评估和管理碳排放。这些方法往往依赖于传统的统计分析技术,通过后处理收集到的数据,计算出整体的碳排放量,以及基于经验的减排措施,来尝试降低碳足迹。

[0003] 然而,现有技术面临着几个显著的不足。由于缺乏高度精细化的碳排放监测和实时数据分析能力,现有方法很难精确识别出生产过程中的高碳排放区域和时间,从而限制了减排措施的针对性和有效性。其次,传统方法在处理复杂的生产数据时,往往无法充分挖掘数据中隐含的碳减排潜力,缺乏对生产过程中碳排放波动模式的深入理解,导致碳足迹管理策略不够智能化和自适应。现有的碳足迹管理策略缺乏系统性的优化和实时反馈调整机制,难以适应生产过程的动态变化和环境条件的波动。

发明内容

[0004] 本申请提供了一种钢铁生产的碳足迹管理方法及系统,用于钢铁生产的碳足迹管理的准确率以及效率。

[0005] 第一方面,本申请提供了一种钢铁生产的碳足迹管理方法,所述钢铁生产的碳足迹管理方法包括:对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

[0006] 对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

[0007] 将所述关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

[0008] 将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

[0009] 将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0010] 结合第一方面,在本申请第一方面的第一种实现方式中,所述对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集,包括:

[0011] 对所述原始生产数据集进行数据清洗,得到清洗数据集;

[0012] 对所述清洗数据集进行时序分析,得到时序分析结果;

[0013] 基于所述时序分析结果,对所述清洗数据集进行频域特征提取,得到频域特征集;

[0014] 将所述频域特征集以及所述清洗数据集输入预置的长短时记忆网络进行短期波动特征提取,得到初始特征集;

- [0015] 通过t-分布随机邻域嵌入算法对所述初始特征集进行降维处理,得到所述关键特征集。
- [0016] 结合第一方面,在本申请第一方面的第二种实现方式中,所述将所述关键特征集输入预置的初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型,包括:
- [0017] 对所述遗传编程算法进行参数初始化,其中,初始化参数包括:算法交叉概率、变异概率以及停止标准值;
- [0018] 对所述关键特征集进行编码处理,得到所述关键特征集对应的编码特征集;
- [0019] 将所述编码特征集输入初始化后的初始遗传编程算法进行数据演化,得到目标程序解;
- [0020] 通过预置的适应度函数对所述目标程序解进行性能评价,得到所述目标程序解的性能评价价值;
- [0021] 当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,根据所述目标程序解对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型。
- [0022] 结合第一方面,在本申请第一方面的第三种实现方式中,所述当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,根据所述目标程序解对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型,包括:
- [0023] 当所述性能评价价值满足所述停止标准值时,对所述目标程序解进行相关特征提取,得到所述目标程序解的相关特征集;
- [0024] 根据所述相关特征集,生成所述目标程序解的表达式结构、所述目标程序解的参数信息以及所述目标程序解的运算逻辑;
- [0025] 根据所述目标程序解的表达式结构、所述目标程序解的参数信息以及所述目标程序解的运算逻辑构建碳足迹映射关系,得到目标映射关系;
- [0026] 根据所述目标映射关系对所述初始遗传编程算法进行算法优化参数分析,得到算法优化参数集;
- [0027] 基于所述算法优化参数集,对所述初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到所述目标碳足迹预测模型。
- [0028] 结合第一方面,在本申请第一方面的第四种实现方式中,所述将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量,包括:
- [0029] 将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行L1正则化处理,得到正则化数据;
- [0030] 对所述正则化数据进行非线性特征映射,得到非线性特征;
- [0031] 根据所述非线性特征,对所述原始生产数据集进行演变趋势分析,得到演变趋势数据;
- [0032] 根据所述演变趋势数据对所述原始生产数据集进行数据增强处理,得到增强数据集;
- [0033] 将所述增强数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行堆叠参数分析,得到多个堆叠参数集;
- [0034] 分别对每个所述堆叠参数集进行堆叠参数特征识别,得到堆叠特征集;
- [0035] 根据所述堆叠特征集进行碳足迹量分布分析,得到碳足迹量分布数据;

[0036] 根据所述碳足迹量分布数据进行碳足迹量预测,得到所述预测碳足迹量。

[0037] 结合第一方面,在本申请第一方面的第五种实现方式中,所述将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理,包括:

[0038] 将所述预测碳足迹量输入所述自适应共振理论模型进行足迹量波动点识别,得到多个足迹量波动点;

[0039] 分别对每个所述足迹量波动点进行足迹量波动幅度识别,得到每个所述足迹量波动点的波动幅度数据;

[0040] 基于每个所述足迹量波动点的波动幅度数据,分别对每个所述足迹量波动点进行波动类别识别,得到每个所述足迹量波动点的波动类别;

[0041] 基于每个所述足迹量波动点的波动类别,对所述预测碳足迹量进行波动区域分割,得到多个波动区域;

[0042] 基于预置的减排波动标准类型集,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0043] 结合第一方面,在本申请第一方面的第六种实现方式中,所述基于预置的减排波动标准类型集,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理,包括:

[0044] 对所述减排波动标准类型集进行波动模式识别,得到波动模式集;

[0045] 基于所述波动模式集,对每个所述波动区域进行波动模式匹配,得到每个所述波动区域的目标波动模式;

[0046] 通过每个所述波动区域的目标波动模式,对多个所述波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个初始减排潜力区域;

[0047] 分别对每个所述初始减排潜力区域进行减排量分析,得到每个所述初始减排潜力区域的减排量;

[0048] 通过每个所述初始减排潜力区域的减排量,对多个所述初始减排潜力区域进行区域筛选,得到多个所述减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0049] 第二方面,本申请提供了一种钢铁生产的碳足迹管理系统,所述钢铁生产的碳足迹管理系统包括:

[0050] 采集模块,用于对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

[0051] 提取模块,用于对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

[0052] 构建模块,用于将所述关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

[0053] 预测模块,用于将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

[0054] 识别模块,用于将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进

行碳足迹管理。

[0055] 本申请第三方面提供了一种钢铁生产的碳足迹管理设备,包括:存储器和至少一个处理器,所述存储器中存储有指令;所述至少一个处理器调用所述存储器中的所述指令,以使得所述钢铁生产的碳足迹管理设备执行上述的钢铁生产的碳足迹管理方法。

[0056] 本申请的第四方面提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述的钢铁生产的碳足迹管理方法。

[0057] 本申请提供的技术方案中,通过实时采集钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据,结合遗传编程算法和自适应共振理论模型,该方法能够实现
对钢铁生产过程中碳足迹的精确监测和实时预测,大大提高了碳足迹管理的精准度和时效性。其次,该方法通过对原始生产数据集进行深度分析和关键特征提取,不仅能够识别出碳排放的关键影响因素,还能够智能识别出具有显著减排潜力的区域,为钢铁企业制定针对性的减排措施提供了科学依据。此外,基于预置的减排波动标准类型集,该方法能够对生产过程中的碳排放波动进行有效管理,通过对波动区域的精准识别和分类,进一步细化了碳足迹管理的策略,使得减排措施更加有的放矢。不仅可以有效降低钢铁生产过程中的碳排放量,还能优化生产效率和能源使用结构,促进生产过程的绿色化和可持续发展。该方法通过引入动态模型调整和反馈优化机制,能够根据实时监测和预测结果不断调整和优化碳足迹管理策略,保证碳减排措施的实施效果与生产过程的动态变化保持同步。

附图说明

[0058] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以基于这些附图获得其他的附图。

[0059] 图1为本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理方法的一个实施例示意图;

[0060] 图2为本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理系统的一个实施例示意图。

具体实施方式

[0061] 本申请实施例提供了一种钢铁生产的碳足迹管理方法及系统。本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的实施例能够以除了在这里图示或描述的内容以外的顺序实施。此外,术语“包括”或“具有”及其任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0062] 为便于理解,下面对本申请实施例的具体流程进行描述,请参阅图1,本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理方法的一个实施例包括:

[0063] 步骤S101、对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

[0064] 可以理解的是,本申请的执行主体可以为钢铁生产的碳足迹管理系统,还可以是终端或者服务器,具体此处不做限定。本申请实施例以服务器为执行主体为例进行说明。

[0065] 具体的,部署多个传感器和数据采集设备于生产线的关键位置,监测和记录能耗情况、温室气体排放量以及生产线的运行状态,其中能耗监测设备可用于记录电力、燃气和水的消耗量,温室气体排放传感器则专门用于测量二氧化碳、甲烷等关键温室气体的排放水平,而生产线状态监测设备则能实时跟踪生产线的运行效率、设备运行状态和生产过程中的异常情况。通过建立一个集成的数据采集系统,收集传感器和监测设备所获取的数据,并将这些数据实时传输到中央数据处理中心。在数据处理中心,对收集到的原始数据进行初步处理和存储,以形成原始生产数据集。

[0066] 步骤S102、对原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

[0067] 具体的,对原始数据进行数据清洗,去除数据中的噪声和无关信息,比如错误的录入、重复的记录以及缺失的值等,确保后续分析的准确性和可靠性。数据清洗完成后,得到清洗数据集。对清洗数据集进行时序分析,通过分析数据随时间变化的规律和趋势,帮助理解生产过程中能耗和排放量的动态变化特征。时序分析的结果能够揭示出数据的周期性、趋势性等时间相关的特征,为后续的特征提取提供重要的时间维度信息。基于时序分析的结果对清洗数据集进行频域特征提取。通过转换数据到频域,分析数据在不同频率上的表现,识别出数据中的主要频率成分和频域特征。频域特征反映了数据集中的周期性和波动性,有助于理解生产过程中能耗和排放量的波动模式。将频域特征集及清洗数据集输入预置的长短时记忆网络(LSTM),该网络适合处理和预测时间序列数据中的长期依赖和短期波动。通过LSTM网络的处理,提取出数据中的短期波动特征,得到初始特征集。采用t-分布随机邻域嵌入算法(t-SNE)对初始特征集进行降维处理。t-分布随机邻域嵌入算法是一种有效的降维技术,通过保持原始数据点之间的相对距离,将高维数据映射到低维空间,同时尽可能保持数据点之间的局部和全局结构。通过t-SNE算法的降维处理,最终得到关键特征集。

[0068] 步骤S103、将关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

[0069] 具体的,对遗传编程算法进行参数初始化,初始化参数包括算法交叉概率、变异概率以及停止标准值。交叉概率和变异概率是控制算法演化过程中基因交叉和变异发生的概率,它们对算法的搜索效率和解的多样性有着直接影响。停止标准值则用于确定算法何时终止运行,这通常是基于解的性能评价或者是迭代次数。对关键特征集进行编码处理,将实际的特征集转换为算法可以处理的编码特征集。将编码后的特征集输入到已初始化的遗传编程算法中进行数据演化。通过模拟自然选择和遗传机制,算法不断地在编码特征集上执行交叉和变异操作,生成新的程序解。演化过程是动态的,通过不断的迭代,逐渐优化解的质量,寻找到最佳或者接近最佳的程序解。通过预置的适应度函数对每一个生成的目标程序解进行性能评价。适应度函数是衡量程序解好坏的标准,根据程序解对碳足迹预测的准确性和效率给出一个性能评价。判断算法是否找到高质量解,性能评价越高,说明程序解的质量越好,预测模型的性能越优。当找到的目标程序解的性能评价满足了预先设定的停止标准值时,算法终止运行,根据该目标程序解构建最终的碳足迹预测模型。模型综合了通过遗传编程算法演化得到的数据处理和分析能力,能够准确预测钢铁生产过程中的碳足迹量。

[0070] 其中,当性能评价满足停止标准值时,对目标程序解进行相关特征提取,得到目

标程序解的相关特征集。分析程序解中对碳足迹量预测贡献最大的变量和函数,将这些关键元素作为相关特征集进行提取。根据相关特征集,生成目标程序解的表达式结构、参数信息以及运算逻辑。表达式结构揭示了目标程序解如何通过组合不同的操作和函数来预测碳足迹,参数信息则描述了这些操作的具体数值,运算逻辑说明了各个操作间的逻辑关系和执行顺序。根据目标程序解的表达式结构、目标程序解的参数信息以及目标程序解的运算逻辑构建碳足迹映射关系。映射关系能够根据输入的生产数据预测出相应的碳足迹量。通过综合考虑表达式结构、参数信息和运算逻辑,确保模型既能精确预测碳足迹,又具有一定的泛化能力,能够应对生产过程中的变化和不确定性。根据目标映射关系对初始遗传编程算法进行算法优化参数分析,通过分析不同参数设置对预测模型性能的影响,找到最优的算法参数配置。包括调整交叉概率、变异概率等,在保证模型准确性的同时,提高其运算效率和稳定性。基于算法优化参数集,对初始遗传编程算法进行调整和优化,最终构建出目标碳足迹预测模型。

[0071] 步骤S104、将原始生产数据集输入目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

[0072] 具体的,将原始生产数据集输入目标碳足迹预测模型进行L1正则化处理,减少数据的复杂度和避免过拟合,通过对数据进行正则化处理,有效地提高模型的泛化能力,得到正则化数据。对正则化数据进行非线性特征映射。通过引入非线性变换,将数据映射到更高维度的空间中,获得原始数据中隐藏的复杂特征和模式。根据非线性特征对原始生产数据集进行演变趋势分析,帮助识别出数据随时间变化的趋势和模式。演变趋势数据反映了生产过程中碳足迹的动态变化,并为预测未来的碳足迹量提供重要依据。基于演变趋势数据对原始生产数据集进行数据增强处理。数据增强通过引入额外的信息或修改现有数据,增加数据集的多样性和丰富性。将增强后的数据集输入目标碳足迹预测模型进行堆叠参数分析,得到多个堆叠参数集。每个堆叠参数集代表了一种可能的模型配置,通过对配置进行综合分析,找到最优的模型参数组合,提高预测的准确度。对每个堆叠参数集进行特征识别,生成堆叠特征集。基于堆叠特征集进行碳足迹量分布分析,利用先前识别的关键特征,通过分析数据的分布特性预测碳足迹量。基于数据特征进行预测,并考虑碳足迹量的潜在分布规律,最终得到预测的碳足迹量。

[0073] 步骤S105、将预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个减排潜力区域对钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0074] 具体的,将预测碳足迹量输入自适应共振理论模型进行足迹量波动点识别。对碳足迹量时间序列数据进行分析,找出那些表现出显著变化的时间点,这些时间点即被识别为碳足迹量波动点。分别对每个足迹量波动点进行足迹量波动幅度识别。波动幅度数据通过比较波动点前后碳足迹量的变化来计算得出,这些数据反映了每个波动点变化的程度。然后,基于每个波动点的波动幅度数据对波动点进行波动类别识别。将波动点按照其波动特性分类,比如周期性波动、突增或突降等。模型根据识别出的波动类别,对预测的碳足迹量进行波动区域分割。将整个碳足迹量时间序列划分成多个区域,每个区域内的碳足迹量变化特性相似,这有助于明确地标识出生产过程中的关键减排潜力区域。模型基于预置的减排波动标准类型集对波动区域进行减排潜力区域识别。将每个波动区域与多个减排波动标准进行匹配,确定哪些区域具有高减排潜力。一旦识别出多个减排潜力区域,基于这些区

域对钢铁生产环境进行针对性的碳足迹管理,例如通过调整生产流程、优化能源使用或实施新的减排技术等措施来降低这些区域的碳足迹。

[0075] 进一步地,对减排波动标准类型集进行波动模式识别。分析和理解不同类型的波动模式,如周期性波动、突发性增减等,得到波动模式集。基于波动模式集对每个波动区域进行波动模式匹配。通过比较波动区域内的碳足迹波动特性与预定义的波动模式集,识别出每个区域最匹配的目标波动模式。根据每个波动区域的目标波动模式进行减排潜力区域识别,所有被识别出具有特定波动模式的区域被视为初始减排潜力区域。这些初始减排潜力区域代表了钢铁生产过程中可能通过优化或改进而实现碳减排的关键环节。对每个初始减排潜力区域进行减排量分析,估算通过采取合适的减排措施,每个区域可能实现的减排量。分析考虑多种因素,如现有的生产技术、能源效率和可行的改进措施等,量化每个区域的减排潜力。基于每个初始减排潜力区域的减排量进行区域筛选,确定那些具有最大减排潜力的区域。通过比较不同区域的减排量,挑选出减排潜力最大的几个区域,这些区域成为最终确定的减排潜力区域。基于这些区域,制定针对性的碳足迹管理措施,如调整生产流程、采用更清洁的能源或引入高效的减排技术等,从而在钢铁生产环境中实现有效的碳足迹管理。

[0076] 本申请实施例中,通过实时采集钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据,结合遗传编程算法和自适应共振理论模型,该方法能够实现对钢铁生产过程中碳足迹的精确监测和实时预测,大大提高了碳足迹管理的精准度和时效性。其次,该方法通过对原始生产数据集进行深度分析和关键特征提取,不仅能够识别出碳排放的关键影响因素,还能够智能识别出具有显著减排潜力的区域,为钢铁企业制定针对性的减排措施提供了科学依据。此外,基于预置的减排波动标准类型集,该方法能够对生产过程中的碳排放波动进行有效管理,通过对波动区域的精准识别和分类,进一步细化了碳足迹管理的策略,使得减排措施更加有的放矢。不仅可以有效降低钢铁生产过程中的碳排放量,还能优化生产效率和能源使用结构,促进生产过程的绿色化和可持续发展。该方法通过引入动态模型调整和反馈优化机制,能够根据实时监测和预测结果不断调整和优化碳足迹管理策略,保证碳减排措施的实施效果与生产过程的动态变化保持同步。

[0077] 在一具体实施例中,执行步骤S102的过程可以具体包括如下步骤:

[0078] (1) 对原始生产数据集进行数据清洗,得到清洗数据集;

[0079] (2) 对清洗数据集进行时序分析,得到时序分析结果;

[0080] (3) 基于时序分析结果,对清洗数据集进行频域特征提取,得到频域特征集;

[0081] (4) 将频域特征集以及清洗数据集输入预置的长短时记忆网络进行短期波动特征提取,得到初始特征集;

[0082] (5) 通过t-分布随机邻域嵌入算法对初始特征集进行降维处理,得到关键特征集。

[0083] 具体的,对原始生产数据集进行数据清洗,包括移除无效、错误或不完整的数据记录,比如对于钢铁生产过程中记录的能耗数据、温室气体排放数据以及生产线状态数据,可能存在因设备故障或人为错误导致的异常值。清洗数据集进行时序分析,识别数据随时间变化的规律和趋势。时序分析能够揭示出生产过程中能耗和排放量的周期性变化、季节性影响以及长期趋势。例如,通过对过去一年中每日的温室气体排放量进行时序分析,可能会发现在特定季节或特定生产阶段排放量有显著的增加。基于时序分析结果,对清洗数据集

进行频域特征提取。频域分析转换了时序数据的视角,从频率的角度揭示数据的周期性和波动特征。通过应用傅里叶变换或其他频域分析方法,将时间序列数据转换为频域表示,识别出影响碳足迹量变化的主要频率成分。例如,如果发现某个频率成分的振幅特别大,这可能表明生产过程中存在与该频率相对应的周期性变化因素。将提取的频域特征集以及清洗后的数据集输入预置的长短时记忆网络中,进行短期波动特征的提取。长短时记忆网络是一种适合处理时间序列数据的深度学习模型,能够捕捉数据中的长期依赖关系及短期波动。通过训练长短时记忆网络模型,识别出影响碳足迹短期变化的关键因素和模式,得到初始特征集。使用t-分布随机邻域嵌入算法对初始特征集进行降维处理。t-分布随机邻域嵌入算法是一种高效的机器学习算法,专门用于高维数据的可视化和降维,通过保持原始高维数据点之间的相对距离来映射到低维空间,有效地揭示数据的内在结构和模式。在应用t-SNE到初始特征集后,从高维的复杂数据中提取出更加精炼和有代表性的关键特征集。

[0084] 在一具体实施例中,执行步骤S103的过程可以具体包括如下步骤:

[0085] (1) 对遗传编程算法进行参数初始化,其中,初始化参数包括:算法交叉概率、变异概率以及停止标准值;

[0086] (2) 对关键特征集进行编码处理,得到关键特征集对应的编码特征集;

[0087] (3) 将编码特征集输入初始化后的初始遗传编程算法进行数据演化,得到目标程序解;

[0088] (4) 通过预置的适应度函数对目标程序解进行性能评价,得到目标程序解的性能评价价值;

[0089] (5) 当性能评价价值满足停止标准值时,根据目标程序解对初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型。

[0090] 具体的,对遗传编程算法进行参数初始化,初始化参数主要包括算法的交叉概率、变异概率以及停止标准值。交叉概率决定了算法在每代中选择两个程序(称为父程序)进行交叉(即重组其代码)的频率,这一过程模拟生物遗传中的染色体交叉,以产生新的后代。变异概率则决定了每代中随机更改程序中的某个部分(例如,操作符或值)的频率,模拟生物遗传中的突变。停止标准值通常是一个预先定义的性能标准,例如达到一定的适应度评分或经过一定数量的迭代后算法停止执行。对钢铁生产过程中收集的关键特征集进行编码处理,得到适合遗传编程算法处理的编码特征集。每个特征被转换为算法能够理解和操作的形式,例如将温室气体排放量和能耗数据转化为一系列的符号或数字编码。将编码后的特征集输入到初始化后的遗传编程算法中,进行数据演化过程。算法模拟自然选择的过程,通过重复的交叉、变异和选择操作,逐步改进程序解,使其更好地适应环境(即更准确地预测碳足迹)。例如,算法可能开始时产生一系列随机的程序解,每个程序解尝试以不同的方式使用特征集来预测碳足迹。通过交叉和变异,这些程序解被不断地改进和优化。为了评估这些程序解的性能,通过预置的适应度函数对它们进行评价。适应度函数根据程序解的预测结果与实际碳足迹数据之间的差异来计算性能评价价值。例如,一个程序解如果能够准确预测出由特定生产活动导致的碳足迹变化,则其适应度评分较高。当性能评价价值达到或超过预定的停止标准值时,算法停止迭代,此时得到的最优程序解用于构建最终的碳足迹预测模型。这个模型基于遗传编程算法通过自然选择机制优化出的程序解,能够有效地利用钢铁生产过程中的关键数据特征来预测碳足迹。例如,如果在钢铁生产过程中,发现特定的生

产参数变化会导致碳足迹的显著波动,如生产速度的增加可能会导致能源消耗和温室气体排放的增加,这种关系可以通过遗传编程算法中的程序解来捕捉和模拟。通过优化这些程序解,最终构建的碳足迹预测模型能够准确预测不同生产参数设置下的碳足迹量。

[0091] 在一具体实施例中,执行根据目标程序解对初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建步骤的过程可以具体包括如下步骤:

[0092] (1) 当性能评价价值满足停止标准值时,对目标程序解进行相关特征提取,得到目标程序解的相关特征集;

[0093] (2) 根据相关特征集,生成目标程序解的表达式结构、目标程序解的参数信息以及目标程序解的运算逻辑;

[0094] (3) 根据目标程序解的表达式结构、目标程序解的参数信息以及目标程序解的运算逻辑构建碳足迹映射关系,得到目标映射关系;

[0095] (4) 根据目标映射关系对初始遗传编程算法进行算法优化参数分析,得到算法优化参数集;

[0096] (5) 基于算法优化参数集,对初始遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型。

[0097] 具体的,当性能评价价值满足停止标准值时,对目标程序解进行相关特征提取。在遗传编程过程中,目标程序解通常由一系列操作和函数组合而成,这些操作和函数直接作用于输入的数据特征以预测碳足迹。通过分析这些操作和函数的构成,识别出对预测结果影响最大的数据特征,即目标程序解的相关特征集。基于提取的相关特征集,生成目标程序解的表达式结构、参数信息以及运算逻辑。表达式结构描述了不同特征和函数是如何组织和嵌套的,参数信息则说明了每个函数的具体参数设置,而运算逻辑则说明了这些操作和函数是如何协同工作以实现碳足迹预测的。根据目标程序解的表达式结构、参数信息以及运算逻辑构建碳足迹映射关系。映射关系能够基于生产过程中的关键数据特征预测碳足迹量。基于构建的目标映射关系对初始遗传编程算法进行算法优化参数分析。通过调整遗传编程算法的参数设置(如交叉概率、变异概率等)提高算法在寻找最优碳足迹预测模型时的效率和准确度。通过测试不同的参数配置,识别出最有利于生成高性能碳足迹预测模型的算法参数集合。基于算法优化参数集,对初始遗传编程算法进行调整,重新进行碳足迹预测模型的构建过程。经过优化的遗传编程算法更加高效地搜索和优化程序解,最终得到一个精确度更高、泛化能力更强的目标碳足迹预测模型。

[0098] 在一具体实施例中,执行步骤S104的过程可以具体包括如下步骤:

[0099] (1) 将原始生产数据集输入目标碳足迹预测模型进行L1正则化处理,得到正则化数据;

[0100] (2) 对正则化数据进行非线性特征映射,得到非线性特征;

[0101] (3) 根据非线性特征,对原始生产数据集进行演变趋势分析,得到演变趋势数据;

[0102] (4) 根据演变趋势数据对原始生产数据集进行数据增强处理,得到增强数据集;

[0103] (5) 将增强数据集输入目标碳足迹预测模型进行堆叠参数分析,得到多个堆叠参数集;

[0104] (6) 分别对每个堆叠参数集进行堆叠参数特征识别,得到堆叠特征集;

[0105] (7) 根据堆叠特征集进行碳足迹量分布分析,得到碳足迹量分布数据;

[0106] (8) 根据碳足迹量分布数据进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量。

[0107] 具体的,将原始生产数据集输入目标碳足迹预测模型进行L1正则化处理。L1正则化是一种常用于优化和数据预处理的技术,减少数据的复杂度,防止模型过拟合,同时促使模型关注最重要的特征。通过对每个特征应用L1正则化,有效地去除那些对预测目标贡献较小的特征,得到一个更为精简和专注的正则化数据集。对正则化后的数据进行非线性特征映射。非线性特征映射是一个将原始特征转换成能够更好反映数据复杂结构的过程,通过引入非线性变换,使得模型能够捕捉到线性方法无法识别的复杂模式和关系。采用诸如核方法或深度学习中的激活函数来实现非线性映射,得到一个能够揭示原始数据深层次结构的非线性特征集。根据非线性特征,对原始生产数据集进行演变趋势分析,识别数据随时间变化的趋势。通过分析非线性特征随时间的变化模式,得到描述数据演变趋势的数据,例如,通过趋势分析可能会发现在特定季节生产活动导致的碳排放量明显增加的趋势。基于演变趋势数据,对原始生产数据集进行数据增强处理,提高模型的泛化能力和预测精度。数据增强可以通过引入噪声、进行数据插值或使用基于趋势分析得到的知识生成新的数据点来实现。增强数据集包含了原始数据的所有信息,并加入了额外的、通过趋势分析得到的知识,使模型在训练过程中能够学习到更多关于数据演变的信息。将增强数据集输入目标碳足迹预测模型中进行堆叠参数分析,优化模型参数,提高预测的准确性。通过分析模型在不同参数配置下的表现,得到多个堆叠参数集,每个集合代表了一组潜在的模型配置。例如,不同的堆叠层次或不同的正则化强度可能会对模型的预测性能产生影响。对每个堆叠参数集进行特征识别,找出哪些参数配置能够最有效地捕捉数据中的关键模式,形成堆叠特征集。通过分析不同参数集在处理增强数据集时的表现,识别哪些参数设置对模型性能提升最为显著。基于堆叠特征集进行碳足迹量分布分析,细化模型的预测能力。

[0108] 在一具体实施例中,执行步骤S105的过程可以具体包括如下步骤:

[0109] (1) 将预测碳足迹量输入自适应共振理论模型进行足迹量波动点识别,得到多个足迹量波动点;

[0110] (2) 分别对每个足迹量波动点进行足迹量波动幅度识别,得到每个足迹量波动点的波动幅度数据;

[0111] (3) 基于每个足迹量波动点的波动幅度数据,分别对每个足迹量波动点进行波动类别识别,得到每个足迹量波动点的波动类别;

[0112] (4) 基于每个足迹量波动点的波动类别,对预测碳足迹量进行波动区域分割,得到多个波动区域;

[0113] (5) 基于预置的减排波动标准类型集,对多个波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个减排潜力区域对钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0114] 具体的,将预测碳足迹量输入自适应共振理论模型进行足迹量波动点识别。通过分析碳足迹量随时间的变化,模型能够准确地标定出波动发生的具体位置,例如,在生产过程中突然增加的能耗导致碳足迹量的急剧上升。对每个识别出的足迹量波动点进行波动幅度识别,量化波动的强度,即波动点前后碳足迹量变化的程度。例如,如果在特定生产阶段识别出的碳足迹量波动幅度特别大,这可能表明该阶段的生产效率存在显著的优化空间。基于每个波动点的波动幅度数据,对波动点进行类别识别。通过分析波动的模式和特性,将波动点分类为不同的波动类别,如周期性波动、偶发性波动等。例如,周期性波动可能与生

产周期有关,而偶发性波动可能是由特定异常事件引起的。根据每个波动点的波动类别,对预测的碳足迹量进行波动区域分割。将碳足迹量时间序列划分为若干个区域,每个区域内的波动具有相同或相似的波动类别。分割使得对碳足迹波动的管理更加有针对性,能够根据不同波动类别制定相应的管理措施。例如,对于周期性波动区域,可以通过调整生产计划来平滑能耗和碳排放。基于预置的减排波动标准类型集,对各个波动区域进行减排潜力区域识别。将波动区域的特性与减排波动标准进行匹配,以确定哪些区域具有最大的减排潜力。通过识别出减排潜力区域,针对性地实施减排措施,比如优化生产工艺、提高能源利用效率或采用清洁能源,从而在确保生产效率的同时,最大限度地减少碳足迹。

[0115] 在一具体实施例中,执行对多个波动区域进行减排潜力区域识别步骤的过程可以具体包括如下步骤:

[0116] (1) 对减排波动标准类型集进行波动模式识别,得到波动模式集;

[0117] (2) 基于波动模式集,对每个波动区域进行波动模式匹配,得到每个波动区域的目标波动模式;

[0118] (3) 通过每个波动区域的目标波动模式,对多个波动区域进行减排潜力区域识别,得到多个初始减排潜力区域;

[0119] (4) 分别对每个初始减排潜力区域进行减排量分析,得到每个初始减排潜力区域的减排量;

[0120] (5) 通过每个初始减排潜力区域的减排量,对多个初始减排潜力区域进行区域筛选,得到多个减排潜力区域,基于多个减排潜力区域对钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0121] 具体的,对减排波动标准类型集进行波动模式识别,得到波动模式集,集合包含了所有可能影响碳排放量变化的模式,模式可能包括从周期性变化到突发事件引起的波动,每种模式都对应着特定的碳排放变化规律。例如,周期性模式可能对应于生产活动的自然波动,如季节性生产需求变化所导致的能耗增减,而突发事件模式则可能反映了设备故障或生产事故导致的异常排放。基于波动模式集,对每个已识别的波动区域进行波动模式匹配,明确区域内碳排放波动的主要原因和特性。通过比较区域内的碳排放波动数据与波动模式集中的模式,确定哪一种模式最能解释该区域内的波动情况。通过每个波动区域的目标波动模式,对多个波动区域进行减排潜力区域识别。对已匹配波动模式的波动区域进行评估,以确定哪些区域因具有特定波动模式而显示出较高的减排潜力。初始减排潜力区域代表了通过采取特定减排措施可能实现显著碳排放减少的区域。对初始减排潜力区域进行减排量分析,量化每个区域实施减排措施后可能达到的碳排放减少量。分析考虑各种减排策略的潜在效果,如采用更高效的生产技术、改善能源管理或引入清洁能源。通过减排量分析,明确每个区域的减排目标和潜力,为后续的减排措施提供定量依据。基于每个区域的减排量进行综合评估和区域筛选,确定那些具有最大减排潜力的区域,这些区域成为实施碳足迹管理的重点。本实施例中,包括评估不同生产线或工序中的减排潜力,以及考虑不同减排措施的实施成本和可行性。

[0122] 上面对本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理方法进行了描述,下面对本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理系统进行描述,请参阅图2,本申请实施例中钢铁生产的碳足迹管理系统一个实施例包括:

[0123] 采集模块201,用于对钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状

态数据进行实时采集,得到原始生产数据集;

[0124] 提取模块202,用于对所述原始生产数据集进行关键特征提取,得到关键特征集;

[0125] 构建模块203,用于将所述关键特征集输入预置的遗传编程算法进行碳足迹预测模型构建,得到目标碳足迹预测模型;

[0126] 预测模块204,用于将所述原始生产数据集输入所述目标碳足迹预测模型进行碳足迹量预测,得到预测碳足迹量;

[0127] 识别模块205,用于将所述预测碳足迹量输入预置的自适应共振理论模型进行减排潜力区域识别,得到多个减排潜力区域,基于多个所述减排潜力区域对所述钢铁生产环境进行碳足迹管理。

[0128] 通过上述各个组成部分的协同合作,通过实时采集钢铁生产环境中的能耗数据、温室气体排放数据和生产线状态数据,结合遗传编程算法和自适应共振理论模型,该方法能够实现对钢铁生产过程中碳足迹的精确监测和实时预测,大大提高了碳足迹管理的精准度和时效性。其次,该方法通过对原始生产数据集进行深度分析和关键特征提取,不仅能够识别出碳排放的关键影响因素,还能够智能识别出具有显著减排潜力的区域,为钢铁企业制定针对性的减排措施提供了科学依据。此外,基于预置的减排波动标准类型集,该方法能够对生产过程中的碳排放波动进行有效管理,通过对波动区域的精准识别和分类,进一步细化了碳足迹管理的策略,使得减排措施更加有的放矢。不仅可以有效降低钢铁生产过程中的碳排放量,还能优化生产效率和能源使用结构,促进生产过程的绿色化和可持续发展。该方法通过引入动态模型调整和反馈优化机制,能够根据实时监测和预测结果不断调整和优化碳足迹管理策略,保证碳减排措施的实施效果与生产过程的动态变化保持同步。

[0129] 本申请还提供一种钢铁生产的碳足迹管理设备,所述钢铁生产的碳足迹管理设备包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机可读指令,计算机可读指令被处理器执行时,使得处理器执行上述各实施例中的所述钢铁生产的碳足迹管理方法的步骤。

[0130] 本申请还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以为非易失性计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质也可以为易失性计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行所述钢铁生产的碳足迹管理方法的步骤。

[0131] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,系统和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0132] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory, ROM)、随机存取存储器(random access memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0133] 以上所述,以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前

述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

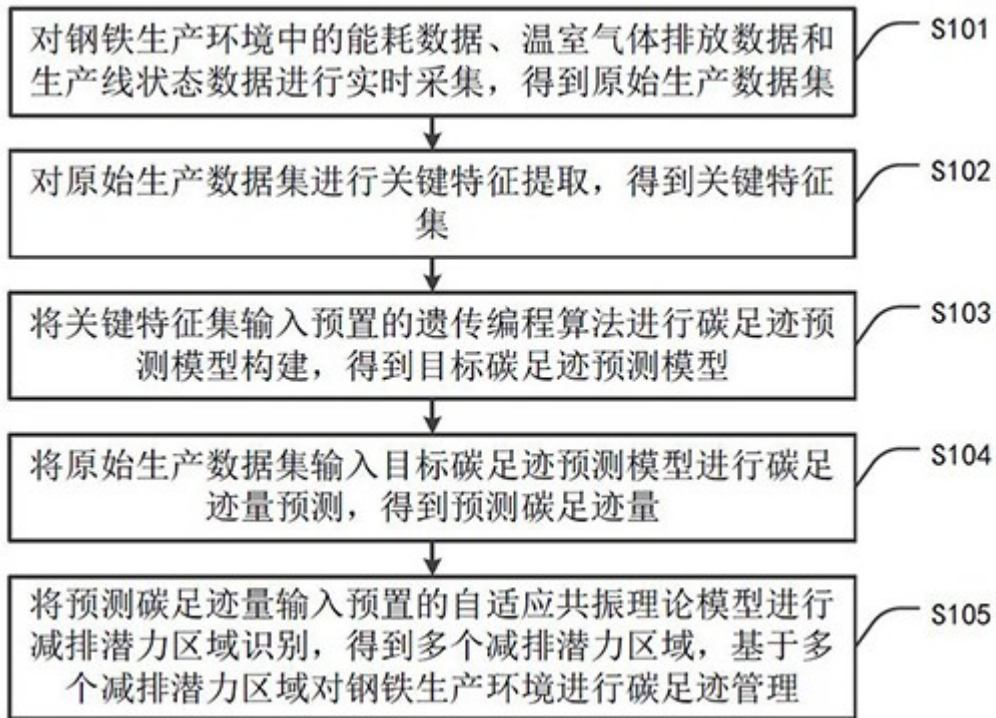


图 1

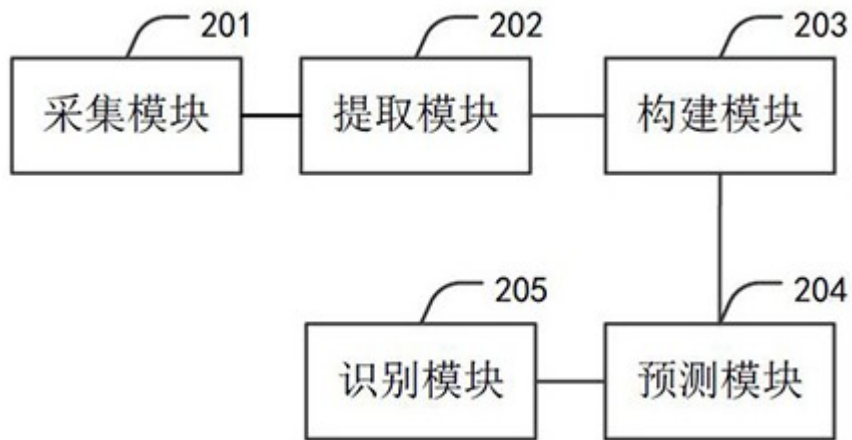


图 2