



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115301552 B

(45) 授权公告日 2022. 12. 20

(21) 申请号 202211194583.7

(22) 申请日 2022.09.29

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115301552 A

(43) 申请公布日 2022.11.08

(73) 专利权人 河南亿卓机械设备有限公司
地址 453000 河南省新乡市新乡经济开发区
西区

(72) 发明人 孙立 程志红 王宁 解满锋
田艳玲 李利风 金前进 徐帅
湛燕 王建波 张五臣 杨江晓
王景港 李先瑞

(74) 专利代理机构 郑州知倍通知识产权代理事
务所(普通合伙) 41191
专利代理师 邱珍珍

(51) Int.Cl.

B07B 9/00 (2006.01)

B07B 11/04 (2006.01)

B07B 11/06 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109272987 A, 2019.01.25

CN 111366321 A, 2020.07.03

CN 113941515 A, 2022.01.18

CN 114993416 A, 2022.09.02

CA 2440771 A1, 2002.10.10

WO 2022061394 A1, 2022.03.31

审查员 范晓慧

权利要求书2页 说明书8页 附图1页

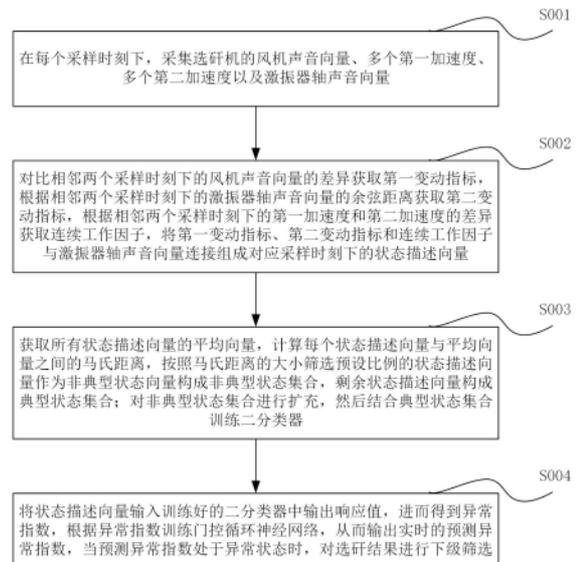
(54) 发明名称

一种智能分级选矸机智能控制方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及智能控制技术领域,具体涉及一种智能分级选矸机智能控制方法及系统,该方法在每个采样时刻下,采集选矸机的风机声音向量、多个第一加速度、多个第二加速度以及激振器轴声音向量;获取第一变动指标、第二变动指标和连续工作因子,并与激振器轴声音向量连接组成状态描述向量;构建非典型状态集合和典型状态集合;对非典型状态集合进行扩充,然后结合典型状态集合训练二分类器;将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,进而得到异常指数,获取实时的预测异常指数,当预测异常指数处于异常状态时,对选矸结果进行下级筛选。本发明提高了煤矸石识别的准确率,并且能够及时确定完成选矸的时刻,使选矸机达到节能效果。

CN 115301552 B



1. 一种智能分级选研机智能控制方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

在每个采样时刻下,采集选研机的风机声音向量、多个第一加速度、多个第二加速度以及激振器轴声音向量;所述风机声音向量为风机的声音波形的向量形式;所述第一加速度为选研床上的检测点处的加速度标量;所述第二加速度为激振器轴的加速度标量;所述激振器轴声音向量为激振器轴的声音波形的向量形式;

对比相邻两个采样时刻下的风机声音向量的差异获取第一变动指标,根据相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离获取第二变动指标,根据相邻两个采样时刻下的第一加速度和第二加速度的差异获取连续工作因子,将第一变动指标、第二变动指标和连续工作因子与所述激振器轴声音向量连接组成对应采样时刻下的状态描述向量;

获取所有状态描述向量的平均向量,计算每个状态描述向量与平均向量之间的马氏距离,按照马氏距离的大小筛选预设比例的状态描述向量作为非典型状态向量构成非典型状态集合,剩余状态描述向量构成典型状态集合;对所述非典型状态集合进行扩充,然后结合所述典型状态集合训练二分类器;

将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,进而得到异常指数,根据异常指数训练门控循环神经网络,从而输出实时的预测异常指数,当所述预测异常指数处于异常状态时,对选研结果进行下级筛选;

所述第一变动指标的获取方法为:

对于每相邻两个采样时刻下的风机声音向量,计算对应位置相减得到的差值的平方和,再开方,得到所述第一变动指标;

所述第二变动指标的获取方法为:

计算相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离的一半,由1减去所述余弦距离的一半得到所述第二变动指标;

所述连续工作因子的获取方法为:

获取每个采样时刻下同一秒的第一加速度和第二加速度的差值绝对值,将该采样时刻下所有差值绝对值求和得到求和结果;计算该采样时刻下所有差值绝对值的极差,根据所述求和结果和所述极差得到连续工作因子;所述求和结果和所述极差均与连续工作因子呈正相关关系;

所述对所述非典型状态集合进行扩充,包括:

基于相邻两个非典型状态向量对应的风机声音向量的余弦距离和时间间隔获取状态间隔,基于状态间隔构建每个状态描述向量的近邻集合,通过对每个近邻集合进行穷举组合得到新的非典型状态向量,完成对所述非典型状态集合的扩充。

2. 根据权利要求1所述的一种智能分级选研机智能控制方法,其特征在于,所述非典型状态集合的构成方法为:

将得到的所有马氏距离按照从大到小的顺序排列,从最大的马氏距离开始按照排列顺序选取所述预设比例的马氏距离对应的状态描述向量作为非典型状态向量,所有非典型状态向量构成所述非典型状态集合。

3. 根据权利要求1所述的一种智能分级选研机智能控制方法,其特征在于,所述状态间隔的获取方法为:

获取相邻两个非典型状态向量之间的时间间隔;计算对应的风机声音向量的余弦距离

的一半, 乘上所述时间间隔得到所述状态间隔。

4. 根据权利要求1所述的一种智能分级选研机智能控制方法, 其特征在于, 所述基于状态间隔构建每个状态描述向量的近邻集合, 包括:

设置近邻集合的数量 K , K 为正整数, 对于每个状态描述向量, 按照与该状态描述向量的状态间隔从小到大的顺序选取前 K 个其他状态描述向量组成近邻集合。

5. 根据权利要求1所述的一种智能分级选研机智能控制方法, 其特征在于, 所述异常指数的获取方法为: 以1减去所述响应值得到的值作为对应状态描述向量的所述异常指数。

6. 一种智能分级选研机智能控制系统, 包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1~5任意一项所述一种智能分级选研机智能控制方法的步骤。

一种智能分级选矸机智能控制方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及智能控制技术领域,具体涉及一种智能分级选矸机智能控制方法及系统。

背景技术

[0002] 矸石是煤炭中的固体废弃物,在煤炭处理过程中需要筛选出去,在煤炭选矸的过程中,一般采用机械选矸设备进行选矸,比如跳汰机、分选机等,其中跳汰机的选矸过程为:选矸床上的原煤依靠床面底部鼓风机吹出的脉动性上升气流,结合机械振动床体的高频激振器,通过两方面动力,使得原煤在床面逐渐分离,更大的矸石逐渐进入床底部,更轻的精煤粉末便随着动力的带动作用逐渐分离到上层,最终通过卸料装置卸出,而煤矸石则在选矸床的动力作用下继续运动,直至达到跳汰机尾部卸出。

[0003] 现有的新兴技术中,为了提高对原煤的识别结果,通常使用X光结合深度学习算法来通过高压吹气、弹射等方式选矸,此种方法虽然针对性强,精度高,但吞吐量低,且精煤粉末容易散布到传感器上、执行机构瞬时功率很大,从而造成机器维护难度较大。或者是通过图像处理识别矸石,但是煤矸和原煤表面都存在煤泥,表面差异较小,纹理差异不明显,采用图像处理的方式识别煤矸准确率较低。

发明内容

[0004] 为了解决上述技术问题,本发明提供一种智能分级选矸机智能控制方法及系统,所采用的技术方案具体如下:

[0005] 第一方面,本发明一个实施例提供了一种智能分级选矸机智能控制方法,该方法包括以下步骤:

[0006] 在每个采样时刻下,采集选矸机的风机声音向量、多个第一加速度、多个第二加速度以及激振器轴声音向量;所述风机声音向量为风机的声音波形的向量形式;所述第一加速度为选矸床上的检测点处的加速度标量;所述第二加速度为激振器轴的加速度标量;所述激振器轴声音向量为激振器轴的声音波形的向量形式;

[0007] 对比相邻两个采样时刻下的风机声音向量的差异获取第一变动指标,根据相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离获取第二变动指标,根据相邻两个采样时刻下的第一加速度和第二加速度的差异获取连续工作因子,将第一变动指标、第二变动指标和连续工作因子与所述激振器轴声音向量连接组成对应采样时刻下的状态描述向量;

[0008] 获取所有状态描述向量的平均向量,计算每个状态描述向量与平均向量之间的马氏距离,按照马氏距离的大小筛选预设比例的状态描述向量作为非典型状态向量构成非典型状态集合,剩余状态描述向量构成典型状态集合;对所述非典型状态集合进行扩充,然后结合所述典型状态集合训练二分类器;

[0009] 将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,进而得到异常指数,根据异常指数训练门控循环神经网络,从而输出实时的预测异常指数,当所述预测异常指数处

于异常状态时,对选矸结果进行下级筛选。

[0010] 优选的,所述第一变动指标的获取方法为:

[0011] 对于每相邻两个采样时刻下的风机声音向量,计算对应位置相减得到的差值的平方和,再开方,得到所述第一变动指标。

[0012] 优选的,所述第二变动指标的获取方法为:

[0013] 计算相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离的一半,由1减去所述余弦距离的一半得到所述第二变动指标。

[0014] 优选的,所述连续工作因子的获取方法为:

[0015] 获取每个采样时刻下同一秒的第一加速度和第二加速度的差值绝对值,将该采样时刻下所有差值绝对值求和得到求和结果;计算该采样时刻下所有差值绝对值的极差,根据所述求和结果和所述极差得到连续工作因子;所述求和结果和所述极差均与连续工作因子呈正相关关系。

[0016] 优选的,所述非典型状态集合的构成方法为:

[0017] 将得到的所有马氏距离按照从大到小的顺序排列,从最大的马氏距离开始按照排列顺序选取所述预设比例的马氏距离对应的状态描述向量作为非典型状态向量,所有非典型状态向量构成所述非典型状态集合。

[0018] 优选的,所述对所述非典型状态集合进行扩充,包括:

[0019] 基于相邻两个非典型状态向量对应的风机声音向量的余弦距离和时间间隔获取状态间隔,基于状态间隔构建每个状态描述向量的近邻集合,通过对每个近邻集合进行穷举组合得到新的非典型状态向量,完成对所述非典型状态集合的扩充。

[0020] 优选的,所述状态间隔的获取方法为:

[0021] 获取相邻两个非典型状态向量之间的时间间隔;计算对应的风机声音向量的余弦距离的一半,乘上所述时间间隔得到所述状态间隔。

[0022] 优选的,所述基于状态间隔构建每个状态描述向量的近邻集合,包括:

[0023] 设置近邻集合的数量K,K为正整数,对于每个状态描述向量,按照与该状态描述向量的状态间隔从小到大的顺序选取前K个其他状态描述向量组成近邻集合。

[0024] 优选的,所述异常指数的获取方法为:以1减去所述响应值得到的值作为对应状态描述向量的所述异常指数。

[0025] 第二方面,本发明另一个实施例提供了一种智能分级选矸机智能控制系统,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述一种智能分级选矸机智能控制方法的步骤。

[0026] 本发明实施例至少具有如下有益效果:

[0027] 通过分析每个采样时刻下选矸机的数据获取状态描述向量,将每个采样时刻下的工作状态进行量化,能够直观体现出选矸机的工作状态;然后基于状态描述向量训练二分类器,确定对应的响应值,通过响应值判断选矸机是否处于异常状态,进而通过网络训练获取预测异常指数,判断是否需要下级筛选,通过分级级联的方式,进行自动控制。本发明可以判断任意一级的选矸机的内部状态,以确定选矸是否需要进入下一级筛选,来进一步筛选没有筛选掉的煤矸石碎块,分级控制,提高了煤矸石识别的准确率,并且能够及时确定完成选矸的时刻,使选矸机达到节能效果,从而让传统跳汰设备在工厂中达到节能、长寿

命、高质量的特点。

附图说明

[0028] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案和优点,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单的介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅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,还可以根据这些附图获得其它附图。

[0029] 图1为本发明一个实施例提供一种智能分级选矸机智能控制方法的步骤流程图。

具体实施方式

[0030] 为了更进一步阐述本发明为达成预定发明目的所采取的技术手段及功效,以下结合附图及较佳实施例,对依据本发明提出的一种智能分级选矸机智能控制方法及系统,其具体实施方式、结构、特征及其功效,详细说明如下。在下述说明中,不同的“一个实施例”或“另一个实施例”指的不一定是同一实施例。此外,一或多个实施例中的特定特征、结构或特点可由任何合适形式组合。

[0031] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本发明的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。

[0032] 下面结合附图具体的说明本发明所提供的一种智能分级选矸机智能控制方法及系统的具体方案。

[0033] 请参阅图1,其示出了本发明一个实施例提供一种智能分级选矸机智能控制方法的步骤流程图,该方法包括以下步骤:

[0034] 步骤S001,在每个采样时刻下,采集选矸机的风机声音向量、多个第一加速度、多个第二加速度以及激振器轴声音向量;风机声音向量为风机的声音波形的向量形式;第一加速度为选矸床上的检测点处的加速度标量;第二加速度为激振器轴的加速度标量;激振器轴声音向量为激振器轴的声音波形的向量形式。

[0035] 具体的步骤包括:

[0036] 在本发明实施例中每个采样时刻为10秒,即每10秒采集一次选矸机的数据。

[0037] 对于风机声音向量来说,每10秒获取一段风机工作时的声音波形信号,转换为频谱再表示为向量形式,在本发明实施例中频谱的频带为100Hz · 2KHz,每200Hz一个频带,组成声音波形信号的向量形式,即风机声音向量,记为 S_F 。波形信号转换为频谱通过傅里叶变换实现,该过程为公知技术,在本发明实施例中不再赘述。

[0038] 选矸过程中的风阻、风路的阻尼和压强有所变化,带来的转速和风噪的特性也会产生差异,因此采用风机声音向量作为选矸机的数据之一。风机声音向量 S_F 能够在频谱级别代表风机噪声的中心频率和声压特征,从而代表不同的煤矸石导致风道产生不同阻力的情况。

[0039] 第一加速度和第二加速度均为每秒采集一次,每个采样时刻采集多个数据形成一个数据序列。在选矸床上选取检测点安装加速度标量压力传感器进行第一加速度的检测,记为 A_A ;在激振器轴上选取检测点安装加速度标量压力传感器进行第二加速度的检测,记

为 A_B 。当原煤的品质、累积量变化时,选矸床所面对的阻尼、固有频率不同,可通过加速度的差异特征而体现。

[0040] 激振器带动床体时,原煤的颗粒度及其比例不同、阻塞情况等差异会带来不同的声响,因此利用采集风机声音向量同样的方法,基于高频激振器工作时的声音波形信号,获得激振器轴声音向量,记为 S_{Ac} 。

[0041] 步骤S002,对比相邻两个采样时刻下的风机声音向量的差异获取第一变动指标,根据相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离获取第二变动指标,根据相邻两个采样时刻下的第一加速度和第二加速度的差异获取连续工作因子,将第一变动指标、第二变动指标和连续工作因子与激振器轴声音向量连接组成对应采样时刻下的状态描述向量。

[0042] 具体的步骤包括:

[0043] 对于每相邻两个采样时刻下的风机声音向量,计算对应位置相减得到的差值的平方和,再开方,得到第一变动指标。

[0044] 如果选矸床因大量矸石遮挡堵住,则风机出风效率会降低,风机负载较大且气流流动速度变小,进而影响电机主轴转速和声音特征,因此对比相邻两个采样时刻下的风机声音向量的差异获取第一变动指标 $Q_F = \sqrt{\sum (S_{F_{t-1}}(i) - S_{F_t}(i))^2}$,其中, $S_{F_{t-1}}(i)$ 表示第t-1个采样时刻下的风机声音向量中的第i个位置的元素, $S_{F_t}(i)$ 表示第t个采样时刻下的风机声音向量中的第i个位置的元素, \sum 表示求和。第一变动指标 Q_F 能够体现相邻两个采样时刻下风机声音向量的差异,差异越大,说明在这两个采样时刻下,选矸机的工作状态变动越大。

[0045] 选矸床体的声波幅值不定,但频谱的谐波分量分布特征可以代表激振器所带动的原煤的缓冲、振动效应,因此利用余弦距离判断相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的频谱特征,计算相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离的一半,由1减去余弦距离的一半得到第二变动指标 Q_{Ac} :

$$[0046] \quad Q_{Ac} = 1 - \frac{S_{Ac_{t-1}} \cdot S_{Ac_t}}{2 * |S_{Ac_{t-1}}| * |S_{Ac_t}|}$$

[0047] 其中, $S_{Ac_{t-1}}$ 表示第t-1个采样时刻下的激振器轴声音向量, S_{Ac_t} 表示第t个采样时刻下的激振器轴声音向量, $|S_{Ac_{t-1}}|$ 表示激振器轴声音向量 $S_{Ac_{t-1}}$ 的模长, $|S_{Ac_t}|$ 表示激振器轴声音向量 S_{Ac_t} 的模长, $\frac{S_{Ac_{t-1}} \cdot S_{Ac_t}}{|S_{Ac_{t-1}}| * |S_{Ac_t}|}$ 表示 $S_{Ac_{t-1}}$ 和 S_{Ac_t} 之间的余弦距离。

[0048] 获取每个采样时刻下同一秒的第一加速度和第二加速度的差值绝对值,将该采样时刻下所有差值绝对值求和得到求和结果;计算该采样时刻下所有差值绝对值的极差;根据求和结果和极差得到连续工作因子;求和结果和极差均与连续工作因子呈正相关关系。

[0049] 每个采样时刻下有10个第一加速度和第二加速度,第一加速度和第二加速度出现波动不一致的情况时,说明当前的高频激振器因选矸床搭载的重量发生了变化,即出现加速度标量异常选矸,根据该特征,对每个采样时刻下的高频激振器进行连续工作因子的构

建：

$$[0050] \quad F_{Ac} = \sum abs(A_A^i - A_B^i) \times \left(1 - \frac{1}{1 + Range(A_A - A_B)}\right)$$

[0051] 其中, F_{Ac} 表示每个采样时刻下高频激振器的连续工作因子; A_A^i 表示第 i 秒下的第一加速度, A_B^i 表示第 i 秒下的第二加速度, $abs(A_A^i - A_B^i)$ 表示第 i 秒下的第一加速度 A_A^i 与第二加速度 A_B^i 之间的差值绝对值, $\sum abs(A_A^i - A_B^i)$ 表示采样时刻下所有差值绝对值的求和结果; $Range(A_A - A_B)$ 表示所有 $A_A - A_B$ 的值的极差, 即所有差值绝对值中的最大值减去最小值。

[0052] 数据采集时, 选矸床体加速度标量和激振器轴加速度标量成对出现, 因此分子中将两者差异实时比较, 如果出现差异, 则求和结果和极差均增大, 对应的连续工作因子升高。如果前后两个加速度标量波动不一致, 说明当前选矸床重量或密度出现非常规情况, 波动差异越大, 对应的连续工作因子越大, 异常选矸评价越高。

[0053] 对于每个采样时刻, 将第一变动指标 Q_F 、第二变动指标 Q_{Ac} 和连续工作因子 F_{Ac} 与激振器轴声音向量 S_{Ac} 连接组成对应采样时刻下的状态描述向量, 以第 t 个采样时刻为例, 状态描述向量为: $S_t = Concat(Q_{F_t}, Q_{Ac_t}, F_{Ac_t}, S_{Ac_t})$, $Concat$ 表示连接, 将第 t 个采样时刻的第一变动指标 Q_{F_t} 、第二变动指标 Q_{Ac_t} 以及连续工作因子 F_{Ac_t} 通过连接函数与激振器轴声音向量 S_{Ac_t} 组合为状态描述向量。

[0054] 状态描述向量 S_t 表示了选矸过程中前一采样时刻和当前采样时刻内, 风机的负载变化程度、激振器的振动特性变化程度, 从而引入了选矸前后状态之间的相对状态区别大小的信息。对于煤矸石而言, 一旦出现较密集或较大的煤矸石时, 上述两个变动指标会有显著的变化, 同时激振器的能量传到的床体, 床体被散碎的原煤吸收部分震动后, 加速度也会有相应的变化, 由连续工作因子表现该信息, 然后联合激振器轴声音向量共同组成反映煤矸石分布变动和当前采样时刻下的分布特征的状态描述向量。

[0055] 步骤S003, 获取所有状态描述向量的平均向量, 计算每个状态描述向量与平均向量之间的马氏距离, 按照马氏距离的大小筛选预设比例的状态描述向量作为非典型状态向量构成非典型状态集合, 剩余状态描述向量构成典型状态集合; 对非典型状态集合进行扩充, 然后结合典型状态集合训练二分类器。

[0056] 具体的步骤包括:

[0057] 获取所有状态描述向量的平均向量 μ , 由于原煤大部分为正常且能够被选矸机跳汰, 构建矸状态描述向量的平均基准 μ 来表征正常状态下的状态描述向量, 通过马氏距离计算每个状态描述向量与平均基准之间的差异, 从而确定典型状态和非典型状态。

[0058] 由于马氏距离的计算为公知技术, 因此本发明实施例中不再描述马氏距离的基本公式, 只描述计算每个状态描述向量与平均向量之间的马氏距离的公式: $D(S) = \sqrt{(S - \mu)^T \Sigma^{-1} (S - \mu)}$, 其中 $D(S)$ 表示马氏距离, S 表示状态描述向量, Σ 表示所有状态描述向量的协方差矩阵。通过计算马氏距离修正了不同状态描述向量各个维度尺度不一致且相关的问题。

[0059] 将得到的所有马氏距离按照从大到小的顺序排列,从最大的马氏距离开始按照排列顺序选取预设比例的马氏距离对应的状态描述向量作为非典型状态向量,所有非典型状态向量构成非典型状态集合。

[0060] 通过在所有马氏距离中筛选Top-k的马氏距离对应的状态描述向量作为非典型状态向量,在本发明实施例中 $k = 10\% * n$,其中n表示所有状态描述向量的数量,即预设比例为10%,若煤矸石较多,则需要对预设比例适当增大,例如增加为30%。

[0061] 所有非典型状态向量构成非典型状态集合,剩余状态描述向量构成典型状态集合。

[0062] 基于马氏距离对非典型的选矸状态进行了大致的区分,基于状态描述向量所处的不同集合,进行如下操作以训练AdaBoost分类器,从而对选矸状态中的正常及异常的情况给出合适的响应:

[0063] 基于相邻两个非典型状态向量对应的风机声音向量的余弦距离和时间间隔获取状态间隔,基于状态间隔构建每个状态描述向量的近邻集合,通过对每个近邻集合进行穷举组合得到新的非典型状态向量,完成对非典型状态集合的扩充。

[0064] 获取相邻两个非典型状态向量之间的时间间隔;计算对应的风机声音向量的余弦距离的一半,乘上时间间隔得到状态间隔。

[0065] 对于一个连续的选矸过程,属于非典型的情况理论上无法完全覆盖煤矸石异常增多等现象对设备带来的状态变化的特征,因此基于非典型状态集合,对任一非典型状态向量所处的采样时刻向前查找最近的一次非典型状态向量的时间差距,记为 ΔT ,计算这两个相邻非典型状态向量对应的风机声音向量的余弦距离的一半,乘上时间间隔得到状态间隔,假设第t个采样时刻下的状态描述向量为非典型状态向量,以该采样时刻为例:

$$[0066] \quad R(t) = \Delta T * \left(\frac{S_{F_t-\Delta T} \cdot S_{F_t}}{2 * |S_{F_t-\Delta T}| * |S_{F_t}|} \right)$$

[0067] 其中, $R(t)$ 表示第t个采样时刻的状态间隔, S_{F_t} 表示第t个采样时刻的风机声音向量, $|S_{F_t}|$ 表示第t个采样时刻的风机声音向量的模长, $S_{F_t-\Delta T}$ 表示第 $t - \Delta T$ 个采样时刻的风机声音向量, $|S_{F_t-\Delta T}|$ 表示第 $t - \Delta T$ 个采样时刻的风机声音向量的模长。

[0068] 状态间隔 $R(t)$ 体现了一次非典型状态向量和与之相隔最近的上一次非典型状态向量之间的间隔大小,两个风机声音向量之间的余弦距离体现两次异常之间是否存在较为明显的风机负载模式的变化。若两个风机声音向量相似,说明选矸过程中虽然存在一定的阻塞情况,但在发生下一次非典型状态之前,选矸床能够将此状态克服;反之,说明负载模式产生了足够多的变化,即使 ΔT 较大,仍能够拉近对应的马氏距离,因为两次异常状态之间的跳汰过程可能无法克服此时的负载,从而导致风机负载模式发生变化。

[0069] 基于此状态间隔,构建每个非典型状态向量的K近邻样本:设置近邻集合的数量K,K为正整数,对于每个状态描述向量,按照与该状态描述向量的状态间隔从小到大的顺序选取前K个其他状态描述向量组成近邻集合。依据状态间隔构建的K近邻样本能够体现出足够不同的非典型负载的模式。其中K近邻的数量由煤矸石的占比、选矸机的性能而决定,越容

易遇到阻塞情况,K越大,在本实施例中假设容易遇到阻塞情况,设置K为5。

[0070] 通过对每个近邻集合进行穷举组合得到新的非典型状态向量,完成对非典型状态集合的扩充。穷举组合是指对近邻集合中所有非典型状态向量同一位置上的数值进行穷举排列,形成新的非典型状态向量,完成扩充。

[0071] 基于扩充完成后的非典型状态向量集合和典型状态向量集合训练AdaBoost二分类器,二分类器属于对正样本响应的加性模型,输出的响应值X越大,则意味着状态越属于典型状态,当输出的响应值大于或者等于0.6时,对应的状态描述向量所处的采样时刻下选矸机的工作状态为正常状态,训练完成之后得到一种能够判断选矸机在选矸过程中对于煤矸石能否正常分离的典型-非典型状态的二分类器。

[0072] 步骤S004,将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,进而得到异常指数,根据异常指数训练门控循环神经网络,从而输出实时的预测异常指数,当预测异常指数处于异常状态时,对选矸结果进行下级筛选。

[0073] 具体的步骤包括:

[0074] 将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,以1减去响应值得到的值作为对应状态描述向量的异常指数 $Y=1-X$ 。由于实时的震动状态是高频采集且连续的,对于一个采样时刻下的震动状态,异常指数都标记为该采样时刻所属的异常指数,即对于每个采样时刻的标签,原生地进行了标签的平滑操作。

[0075] 根据异常指数训练门控循环神经网络(GRU),从而对选矸机的床体实时振动状态进行连续的学习,从而预测异常指数。

[0076] 训练门控循环神经网络的过程为:

[0077] 首先定义预测时长 ΔT_{pred} ,在本实施例中,预测时长是一个采样时刻时长的50%,即5秒。使用MSE损失来训练门控循环神经网络,从而输出实时的异常指数预测结果。

[0078] 对于选矸机,由于原煤是缓慢移动且不断发生碰撞形状变化的,对于床体吸收此时的原煤体现的震动,有时间粒度更小的上下文特征,只有通过早期的上下文分析、结合使用GRU才能对振动的特性进行异常的判别和预测。

[0079] 通过训练完成的门控循环神经网络获取预测异常指数,当预测异常指数大于0.4时,处于异常状态,此时控制选矸机的下级接收上级跳汰机尾部的筛选后的原煤,进行下级筛选;反之认为煤矸石较少,不再进行下一级的筛选,节约能源并避免下级选矸机因接受大量矸石而出现选矸状态不佳的问题。

[0080] 综上所述,本发明实施例在每个采样时刻下,采集选矸机的风机声音向量、多个第一加速度、多个第二加速度以及激振器轴声音向量;风机声音向量为风机的声音波形的向量形式;第一加速度为选矸床上的检测点处的加速度标量;第二加速度为激振器轴的加速度标量;激振器轴声音向量为激振器轴的声音波形的向量形式;对比相邻两个采样时刻下的风机声音向量的差异获取第一变动指标,根据相邻两个采样时刻下的激振器轴声音向量的余弦距离获取第二变动指标,根据相邻两个采样时刻下的第一加速度和第二加速度的差异获取连续工作因子,将第一变动指标、第二变动指标和连续工作因子与激振器轴声音向量连接组成对应采样时刻下的状态描述向量;获取所有状态描述向量的平均向量,计算每个状态描述向量与平均向量之间的马氏距离,按照马氏距离的大小筛选预设比例的状态描述向量作为非典型状态向量构成非典型状态集合,剩余状态描述向量构成典型状态集合;

对非典型状态集合进行扩充,然后结合典型状态集合训练二分类器;将状态描述向量输入训练好的二分类器中输出响应值,进而得到异常指数,根据异常指数训练门控循环神经网络,从而输出实时的预测异常指数,当预测异常指数处于异常状态时,对选矸结果进行下级筛选。本发明提高了煤矸石识别的准确率,并且能够及时确定完成选矸的时刻,使选矸机达到节能效果。

[0081] 本发明实施例还提出了一种智能分级选矸机智能控制系统,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述的步骤。由于一种智能分级选矸机智能控制方法在上述给出了详细描述,不再赘述。

[0082] 需要说明的是:上述本发明实施例先后顺序仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。且上述对本说明书特定实施例进行了描述。另外,在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中,多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

[0083] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述,各个实施例之间相同或相似的部分互相参见即可,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。

[0084] 以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;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,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范围,均应包含在本申请的保护范围之内。

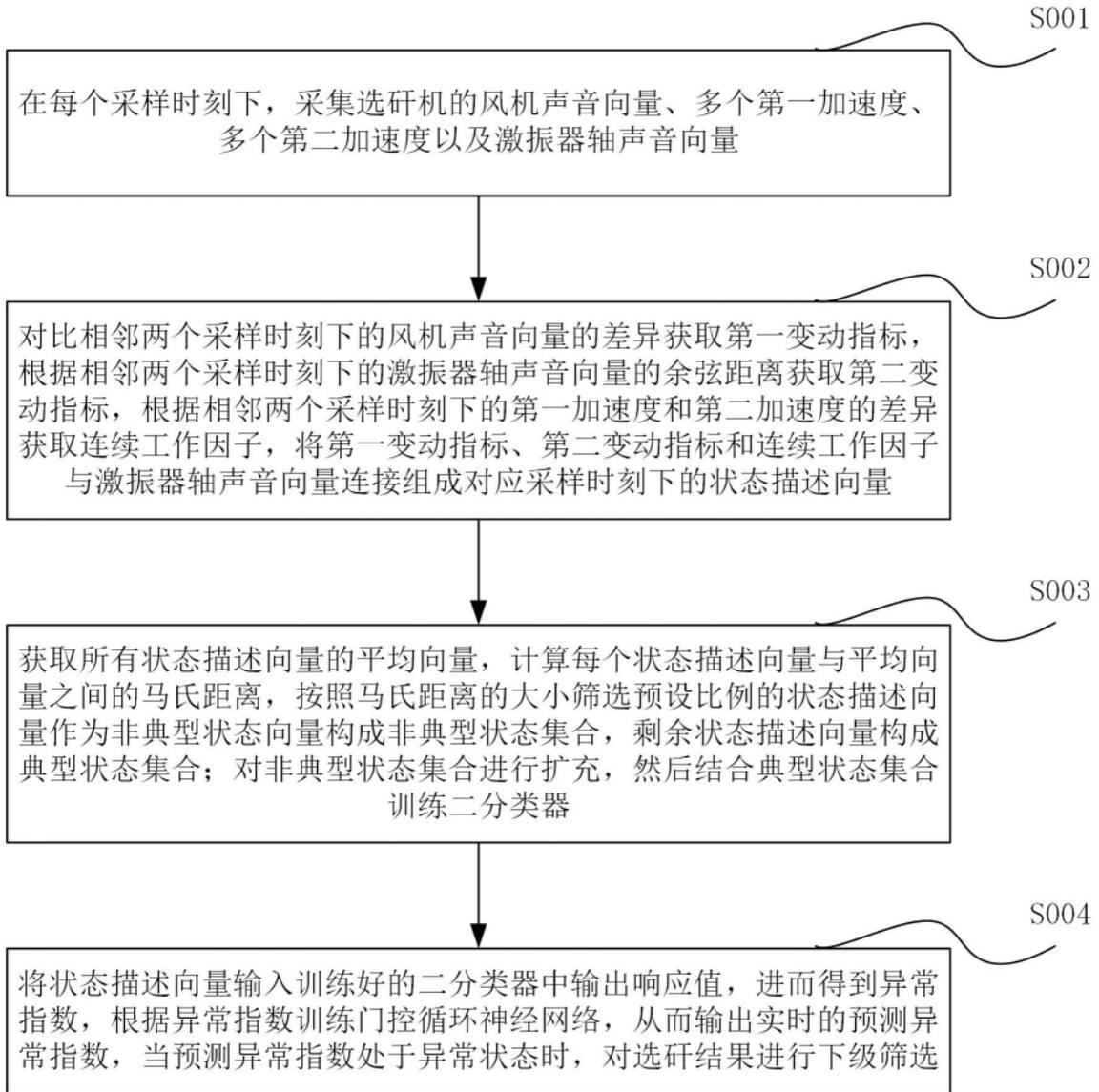


图1