



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105734189 A

(43)申请公布日 2016.07.06

(21)申请号 201610224256.X

(22)申请日 2016.04.12

(71)申请人 燕山大学

地址 066004 河北省秦皇岛市海港区河北  
大街西段438号

(72)发明人 华长春 胡海洋 李军朋 李祥龙  
赵彦兵 关新平

(74)专利代理机构 秦皇岛一诚知识产权事务所  
(普通合伙) 13116

代理人 李合印

(51)Int.Cl.

C21B 5/00(2006.01)

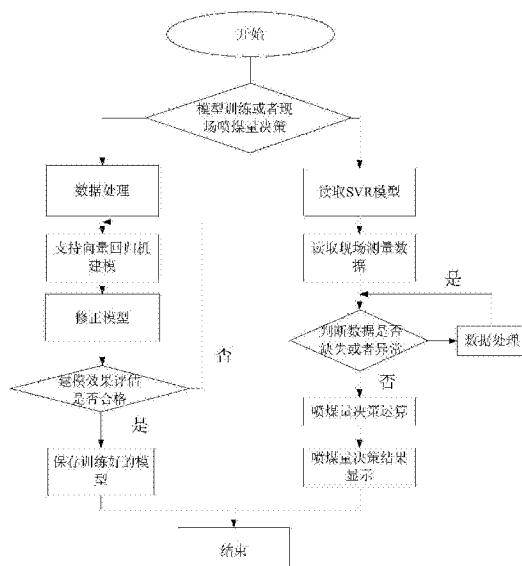
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

### (54)发明名称

一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法

### (57)摘要

一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法，所述方法包括：读取数据，对历史数据异常点的处理；对于已经处理好的数据，使用支持向量回归的办法对数据进行建模；利用已经建立的模型，使用交叉验证的办法确定模型的最优参数值；选择好参数的模型进行效果评估，认为建模误差在符合的阈值内则结束模型的训练；训练好的模型进行现场实际运行，确定当前时刻的喷煤量。采用本发明实施例提供的方案，能够弥补高炉喷煤过程中人工决策存在主观性的缺陷，更准确的确定高炉实时喷煤量。



1.一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法,其特征在于:利用现场采集的传感器数据信息建立统计模型对高炉运行过程中的喷煤量实时进行决策;读取高炉运行的历史数据,对历史数据异常点进行处理;对已经处理好的历史数据,使用支持向量回归的方法对数据进行建模;使用交叉验证的方法确定模型的最优参数值;对选择最优参数值的模型进行效果评估,建模误差在符合的阈值内则结束建模训练,否则重新确定最优参数值;对训练好的模型进行现场实际运行,确定高炉运行的当前时刻的喷煤量。

2.根据权利要求1所述的一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法,其特征在于,所述方法的具体步骤如下:

步骤1,对高炉现场数据进行整理计算,从历史数据库中读取稳定炉况下的数据,作为模型训练样本集;使用 $3\sigma$ 拉依达准则处理异常值,对数据中有偏差大于 $3\sigma$ 的数值认为其为异常数据;再使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据;

步骤2,支持向量回归机训练建模;基于训练样本集作相关参数的设定,并对喷煤量决策模型进行训练;支持向量回归问题是找到适当的实值函数来拟合训练数据点;

步骤3,将步骤2所得到的喷煤量决策模型与实际运行数据进行比较,求解采用交叉验证的办法以选取模型最优参数值;

步骤4,如果建模误差在符合的阈值内,则结束当前模型的训练,以此模型作为喷煤量决策模型;如果得出的模型训练结果超出误差阈值,则重新训练;

步骤5,保存训练好的SVR模型;将该次训练模型用于现场实时喷煤量决策模型;

步骤6,读取SVR模型;

步骤7,读取现场测量数据;

步骤8,判断数据是否异常或者缺失;判断输入数据是否大于 $3\sigma$ 的数值,若输入数据存在缺失或异常,再次使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据,重新进行数据处理;若输入数据不存在缺失或异常,则读取现场数据,进行喷煤量实时决策运算;

步骤9,喷煤量决策结果显示——喷煤决策量系统的人机界面显示实时决策量的结果。

3.根据权利要求2所述的一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法,其特征在于,步骤8中所述的输入数据为14个,所述14个输入数据分别为本次冷风流量 $u_1(m^3)$ 、本次热风温度 $u_2(^{\circ}C)$ 、本次热风压力 $u_3(KPa)$ 、本次炉腹煤气量 $u_4(m^3)$ 、本次炉腹煤气指数 $u_5$ 、本次富氧率 $u_6$ 、上小时喷煤量 $u_7(t/h)$ 、上次冷风流量 $u_8(m^3)$ 、上次热风温度 $u_9(^{\circ}C)$ 、上次热风压力 $u_{10}(KPa)$ 、上次炉腹煤气量 $u_{11}(m^3)$ 、上次炉腹煤气指数 $u_{12}$ 、上次富氧率 $u_{13}$ 、前两小时喷煤量 $u_{14}(t/h)$ ;需要进行决策的输出量为喷煤量 $y$ 。

## 一种高炉运行过程中喷煤量决策的方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及高炉冶炼自动化控制领域,尤其是一种高炉炼铁运行过程中的实时决策喷煤量的方法。

### 背景技术

[0002] 高炉炼铁是焦炭还原铁矿石的过程。高炉喷吹煤粉是高炉冶炼过程中替代焦炭,降低冶炼成本的核心手段。同时,喷吹煤粉为提高风温、富氧喷吹提供条件。煤粉喷入在风口前燃烧,为炉缸提供热量,是高炉下部调剂的手段之一。高炉冶炼过程中,焦炭是主要的还原炉料,是由烟煤炼制而成,向高炉中喷入煤粉能够补充碳素,从而节省成本。但实际生产过程中并非喷煤量越多越好,焦炭不仅仅为高炉冶炼反应提供还原炉料,同时在料柱下降过程中能为气流提供通道。而喷吹煤粉,在煤粉上升过程会与软熔带炉料粘结,影响料柱顺行进而影响整个路况的顺行。所以,合理规划喷煤制度对实现节能降耗和稳定炉况具有重大意义。现场实际喷煤决策依靠工长决策,受主观因素的影响,针对同一种炉况往往出现多种决策方案。

[0003] 专利公布号CN102477467A公开了“一种高炉喷煤系统喷煤量的确定方法”,该方法使用点测法对高炉实际喷煤量进行测量,可减少实际喷煤过程中的喷煤量的波动,为高炉稳定顺行创造条件。

[0004] 另外,专利公布号CN103898257A公开了“一种高炉煤粉喷吹量的控制方法”,通过记录多时间段瞬时喷煤速度来计量当前时刻喷煤量,以此提高对喷煤量的控制精度。

[0005] 然而,上述专利方法以及其他相关文献相关类似方法只是对现场实际喷煤量的检测,无法将人工智能的算法应用到喷煤量的决策问题。现场实际喷煤量的决策依靠工长的经验设定,具有不确定的特性。实用性差、主观因素过强是当前现场喷煤量决策工艺的缺陷。

### 发明内容

[0006] 本发明目的在于提供一种计算简单、准确性高、应用广泛的高炉运行过程中喷煤量决策的方法。

[0007] 为实现上述目的,采用了以下技术方案:本发明所述方法是利用现场采集的传感器数据信息建立统计模型对高炉运行过程中的喷煤量实时进行决策;读取高炉运行的历史数据,对历史数据异常点进行处理;对已经处理好的历史数据,使用支持向量回归的方法对数据进行建模;使用交叉验证的方法确定模型的最优参数值;对选择最优参数值的模型进行效果评估,建模误差在符合的阈值内则结束建模训练,否则重新确定最优参数值;对训练好的模型进行现场实际运行,确定高炉运行的当前时刻的喷煤量。

[0008] 该方法的具体步骤如下:

[0009] 步骤1,对高炉现场数据进行整理计算,从历史数据库中读取稳定炉况下的数据,作为模型训练样本集;使用 $3\sigma$ 拉依达准则处理异常值,对数据中有偏差大于 $3\sigma$ 的数值认为

- 其为异常数据；再使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据；
- [0010] 步骤2，支持向量回归机训练建模；基于训练样本集作相关参数的设定，并对喷煤量决策模型进行训练；支持向量回归问题是找到适当的实值函数来拟合训练数据点；
- [0011] 步骤3，将步骤2所得到的喷煤量决策模型与实际运行数据进行比较，求解采用交叉验证的办法以选取模型最优参数值；
- [0012] 步骤4，如果建模误差在符合的阈值内，则结束当前模型的训练，以此模型作为喷煤量决策模型；如果得出的模型训练结果超出误差阈值，则重新训练；
- [0013] 步骤5，保存训练好的SVR模型；将该次训练模型用于现场实时喷煤量决策模型；
- [0014] 步骤6，读取SVR模型；
- [0015] 步骤7，读取现场测量数据；
- [0016] 步骤8，判断数据是否异常或者缺失；判断输入数据是否大于 $3\sigma$ 的数值，若输入数据存在缺失或异常，再次使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据，重新进行数据处理；若输入数据不存在缺失或异常，则读取现场数据，进行喷煤量实时决策运算；
- [0017] 步骤9，喷煤量决策结果显示——喷煤决策量系统的人机界面显示实时决策量的结果。
- [0018] 其中，步骤8中所提及的输入数据为14个，14个输入数据分别为本次冷风流量 $u_1$ ( $m^3$ )、本次热风温度 $u_2$ ( $^\circ C$ )、本次热风压力 $u_3$ (KPa)、本次炉腹煤气量 $u_4$ ( $m^3$ )、本次炉腹煤气指数 $u_5$ 、本次富氧率 $u_6$ 、上小时喷煤量 $u_7$ (t/h)、上次冷风流量 $u_8$ ( $m^3$ )、上次热风温度 $u_9$ ( $^\circ C$ )、上次热风压力 $u_{10}$ (KPa)、上次炉腹煤气量 $u_{11}$ ( $m^3$ )、上次炉腹煤气指数 $u_{12}$ 、上次富氧率 $u_{13}$ 、前两小时喷煤量 $u_{14}$ (t/h)；需要进行决策的输出量为喷煤量 $y$ 。
- [0019] 与现有技术相比，本发明方法具有如下优点：与传统的人工决策办法相比，本发明方法可以快速准确的对当前炉况实时喷煤量进行决策，更具有客观性和准确性。基于数据驱动智能学习决策的方法能够挖掘数据之间的关系，抽取每一个输入参数对喷煤量影响的结果，客观的对实时炉况进行决策，避免了主观性，降低了决策难度。

## 附图说明

- [0020] 图1是本发明方法的流程框图。

## 具体实施方式

- [0021] 下面结合附图对本发明做进一步说明：
- [0022] 支持向量回归是利用一个非线性映射把样本数据集映射到高维特征空间中，然后构造一个拟合函数，并根据结构风险最小化的原则，求解一个二次凸规划的问题，求取最优解，最终得到最优拟合函数。通过支持向量回归建立数据模型，基于历史数据分析，给出当前时刻最优的喷煤决策量。
- [0023] 本发明所述方法是利用现场采集的传感器数据信息建立统计模型对高炉运行过程中的喷煤量实时进行决策；读取高炉运行的历史数据，对历史数据异常点进行处理；对已经处理好的历史数据，使用支持向量回归的方法对数据进行建模；使用交叉验证的方法确定模型的最优参数值；对选择最优参数值的模型进行效果评估，建模误差在符合的阈值内

则结束建模训练,否则重新确定最优参数值;对训练好的模型进行现场实际运行,确定高炉运行的当前时刻的喷煤量。

[0024] 如图1所示,本发明方法的具体步骤如下:

[0025] 步骤1,数据处理——对高炉现场数据进行整理计算,从历史数据库中读取稳定炉况下的数据,作为模型训练样本集;使用 $3\sigma$ 拉依达准则处理异常值,对数据中有偏差大于 $3\sigma$ 的数值认为其为异常数据;再使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据;

[0026] 步骤2,支持向量回归机建模——基于训练样本集作相关参数的设定,并对喷煤量决策模型进行训练;支持向量回归问题是找到适当的实值函数 $f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x}) + b$ 来拟合训练数据点。

[0027] 考虑最小化问题

$$[0028] E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N |y_i - f(x_i)|_\epsilon$$

[0029] 其中 $|y_i - f(x_i)|_\epsilon = \max \{0, |y_i - f(x_i)| - \epsilon\}$ 为 $\epsilon$ -不敏感损失函数,这里 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$ 是判别函数的权值,b是其中的常数项。

[0030] 利用结构风险最小化,将上述问题转化成最优化问题,即

$$[0031] \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$[0032] \text{s.t. } \begin{cases} y_i - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i, \end{cases} i = 1, 2, \dots, N$$

$$[0033] \xi_i^* \geq 0, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$$

[0034] 其中,c是惩罚因子, $\xi_i$ 与 $\xi_i^*$ 是松弛变量。构建拉格朗日函数。

$$[0035] L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} (\mathbf{w} \cdot \mathbf{w}) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - \rho\}$$

[0036] 其中, $\alpha_i$ 为引入的拉格朗日系数, $\rho$ 为常数 $\alpha_i, \rho \geq 0$ 。

$$[0037] \text{函数L在鞍点处存在最小值,因此得到 } \mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i, \quad \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^* = 0$$

[0038] 步骤3,修正模型——将步骤2所得到的喷煤量决策模型与实际运行数据进行比较,求解采用交叉验证的办法以选取模型最优参数值;让惩罚因子c、核参数的 $\sigma$ 的取值在规定范围内通过遍历所有c和 $\sigma$ 的组合来验证数据集的分类准确率,最后将分类准确率最好的做为最佳的参数。

[0039] 步骤4,建模效果评估是否合格——如果建模误差在符合的阈值内,则结束当前模型的训练,以此模型作为喷煤量决策模型;如果得出的模型训练结果超出误差阈值,则重新训练;

[0040] 步骤5,保存训练好的模型——将该次训练模型用于现场实时喷煤量决策模型;

[0041] 步骤6,读取SVR模型; $y = \mathbf{w}^* \cdot \varphi(\mathbf{x}) + b$

[0042] 步骤7,读取现场测量数据;

[0043] 步骤8,判断数据是否异常或者缺失;判断14个输入数据是否大于 $3\sigma$ 的数值,若输入数据存在缺失或异常,再次使用SPSS Missing Value Analysis统计学软件填充缺失数据,重新进行数据处理;若输入数据不存在缺失或异常,则读取现场数据,进行喷煤量实时决策运算;

[0044] 步骤9,喷煤量决策结果显示——喷煤决策量系统的人机界面显示实时决策量的结果。

[0045] 其中,辅助变量选择与模型输入变量的确定。

[0046] 需要进行决策的输出量为喷煤量y。根据工艺机理以及变量的数据分析工具的相关性分析,选择的决策模型的输入量为:冷风流量 $u_1(m^3)$ 、热风温度 $u_2(^{\circ}C)$ 、热风压力 $u_3(KPa)$ 、炉腹煤气量 $u_4(m^3)$ 、炉腹煤气指数 $u_5$ 、富氧率 $u_6$ 、上小时喷煤量 $u_7(t/h)$ 。

[0047] 根据高炉冶炼过程的性质,喷煤量的决策应与当前时刻炉况以及历史时刻的发展趋势相关,于是基于以上7个辅助变量,根据互信息相关性分析,择取如下对喷煤量影响较大的变量,作为决策量模型的输入变量。其中,步骤8中所提及的14个输入数据分别为本次冷风流量 $u_1(m^3)$ 、本次热风温度 $u_2(^{\circ}C)$ 、本次热风压力 $u_3(KPa)$ 、本次炉腹煤气量 $u_4(m^3)$ 、本次炉腹煤气指数 $u_5$ 、本次富氧率 $u_6$ 、上小时喷煤量 $u_7(t/h)$ 、上次冷风流量 $u_8(m^3)$ 、上次热风温度 $u_9(^{\circ}C)$ 、上次热风压力 $u_{10}(KPa)$ 、上次炉腹煤气量 $u_{11}(m^3)$ 、上次炉腹煤气指数 $u_{12}$ 、上次富氧率 $u_{13}$ 、前两小时喷煤量 $u_{14}(t/h)$ ;需要进行决策的输出量为喷煤量y。

[0048] 以上所述的实施例仅仅是对本发明的优选实施方式进行描述,并非对本发明的范围进行限定,在不脱离本发明设计精神的前提下,本领域普通技术人员对本发明的技术方案做出的各种变形和改进,均应落入本发明权利要求书确定的保护范围内。

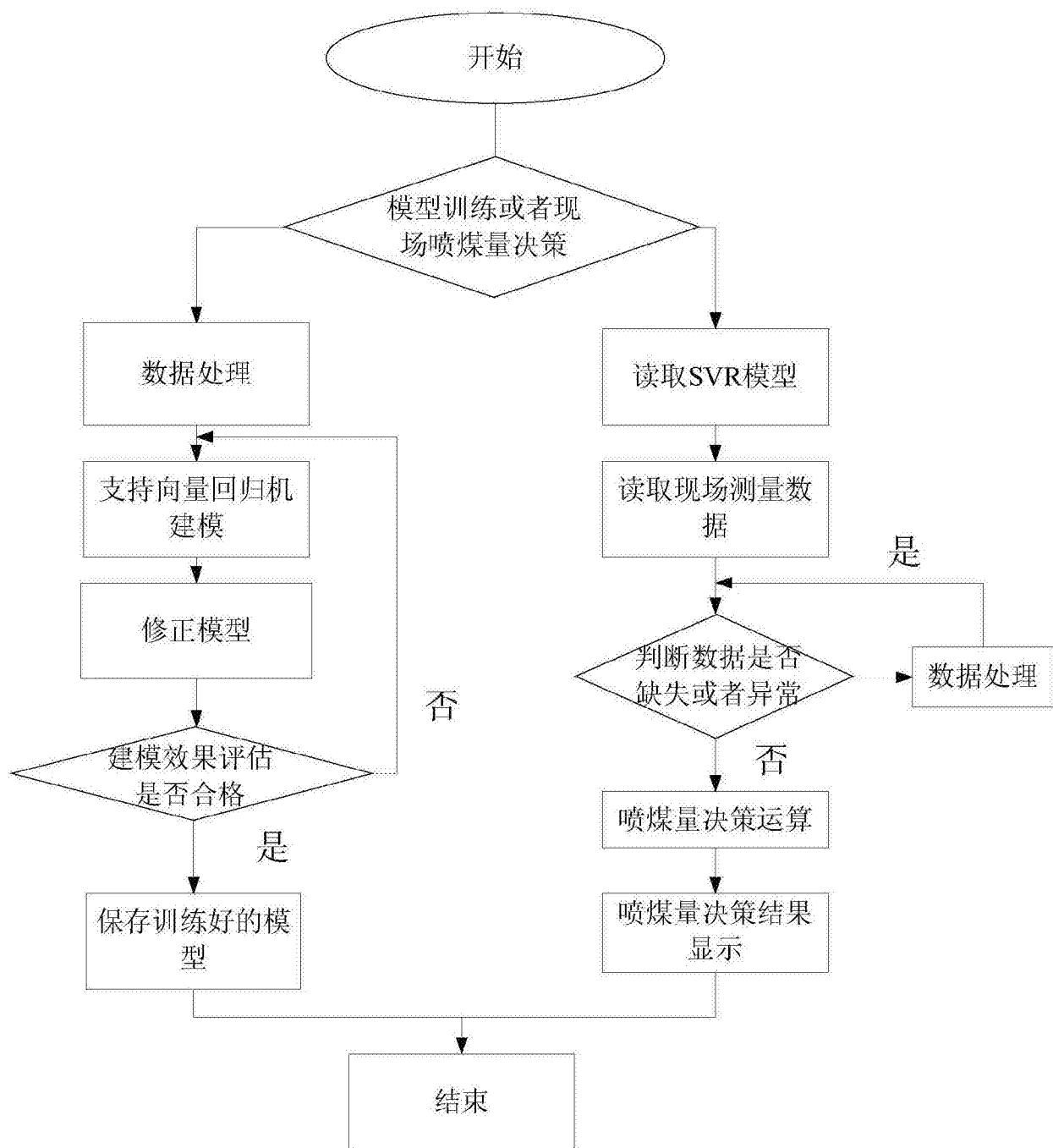


图1