



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114611844 A

(43) 申请公布日 2022. 06. 10

(21) 申请号 202210507582.7

(22) 申请日 2022.05.11

(71) 申请人 北京科技大学
地址 100083 北京市海淀区学院路30号

(72) 发明人 包燕平 郑瑞轩

(74) 专利代理机构 深圳峰诚志合知识产权代理
有限公司 44525
专利代理师 张腾

(51) Int. Cl.

- G06Q 10/04 (2012.01)
- G06Q 50/04 (2012.01)
- G21C 5/28 (2006.01)
- G06N 3/04 (2006.01)
- G06N 3/08 (2006.01)

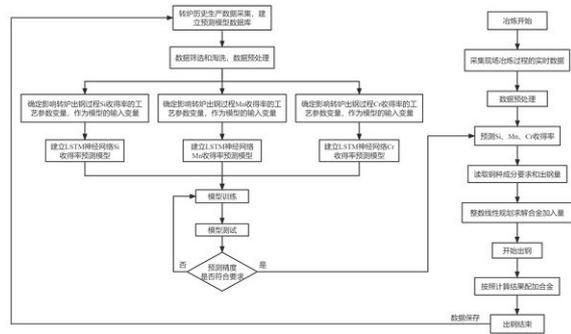
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统

(57) 摘要

本发明属于钢铁冶金技术领域,具体为一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统,考虑到LSTM神经网络对非线性关系有很强的捕捉能力,本发明构建基于LSTM神经网络的合金元素收得率预测模型,不同合金元素由于影响其收得率的因素不同,即模型输入变量不同,因此不同合金元素建立不同的LSTM模型进行训练。另外,本发明结合收得率预测结果通过整数线性规划求解得到合金加入量,该方法不仅能够快速找到合金配料的最优方案,同时提高了转炉炼钢过程成分命中率 and 钢产品稳定性,且获得的总成本最低,有效降低合金化成本,具有良好的应用前景。



1. 一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1. 采集转炉生产数据集,建立预测模型数据库;

S2. 对采集的转炉生产数据集进行数据筛选和淘洗,对筛选和淘洗后的数据进行预处理;

S3. 确定影响转炉出钢过程Si收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Si收得率预测模型;

S4. 确定影响转炉出钢过程Mn收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Mn收得率预测模型;

S5. 确定影响转炉出钢过程Cr收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Cr收得率预测模型;

S6. 预测模型训练和测试;

S7. 采集现场冶炼过程的实时数据,预测Si、Mn和Cr元素收得率;

S8. 通过整数线性规划求解合金加入量;

S9. 按照求解的合金加入量结果配加合金,出钢结束,数据存入预测模型数据库。

2. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,其特征在于,所述步骤S1中,所述转炉生产数据集包括:

生产日期、炉次号、吹炼周期、铁水成分、铁水装入量、废钢装入量、渣料加入量、合金加入量、副枪信息、终点化验成分、吹氧信息、出钢温度、出钢量和合金化后包样化验成分。

3. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,其特征在于,所述步骤S2中,所述对采集的转炉生产数据集进行数据筛选和淘洗,具体包括:

删除重复数据,删除异常点和极端异常点,异常数据的评判如式(1):

$$\begin{cases} x_i > U + 1.5IQR \mid x_i < L + 1.5IQR & \text{异常点} \\ IQR = U - L & \\ x_i > U + 3IQR \mid x_i < L + 3IQR & \text{极端异常点} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_i 表示待测数据按照从小到大排序后的第 i 个数据, U 为上四分位数, L 为下四分位数, IQR 表示四分位距。

4. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,其特征在于,所述步骤S2中,所述对筛选和淘洗后的数据进行预处理,具体包括:

将数据集归一化到 $[-1, 1]$, 具体处理方式如式(2)所示:

$$x'_j = \frac{x_j - \text{mean}(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (2)$$

其中, x_{ij} 为生产数据样本的原始数据; x'_{ij} 为经过归一化处理的数据; i 表示第 i 个样本点; j 表示第 j 个输入变量; $\min(x_j)$ 、 $\max(x_j)$ 、 $\text{mean}(x_j)$ 分别为原始数据样本中的最小值、最大值和平均值。

5. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,其特征在于,所述步骤S3中,所述Si收得率预测模型输入变量包括:钢包状态、吹损、碱度、总氧量、终点C、终

点Mn、出钢温度；

所述步骤S4中，所述Mn收得率预测模型输入变量包括：吹损、碱度、废钢比、总氧量、终点Mn；

所述步骤S5中，所述Cr收得率模型输入变量包括：吹损、废钢比、终点Mn、终点P。

6. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法，其特征在于，所述步骤S6中，所述模型训练采用预热重启随机梯度下降法动态调整学习率：

重启的含义即使用余弦函数作为周期函数，并在每个周期最大值时重新开始学习速率，

预热的含义即学习率重新开始时并不是从头开始的，而是由模型在最后一步收敛的参数决定，学习率调整如式(3)所示：

$$\eta_t = \eta_{min}^i + \frac{1}{2}(\eta_{max}^i - \eta_{min}^i)(1 + \cos(\frac{T_{clr}}{T_i} \pi)) \quad (3)$$

其中， η_{min}^i 和 η_{max}^i 是学习率的范围； T_{clr} 表示每次重启开始到结束这一区间训练轮数的变化次数； T_i 表示重启周期。

7. 根据权利要求1所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法，其特征在于，所述步骤S8中，所述通过整数线性规划求解合金加入量，具体包括：

以合金加入总成本Z最低为目标函数：

$$\min Z = \sum_{i=1}^n x_i \cdot r_i = x_1 \cdot r_1 + x_2 \cdot r_2 + \dots + x_n \cdot r_n \quad (4)$$

其中： r_i 表示第*i*种合金料的单价； x_i 表示第*i*种合金加入量；

同时需满足以下约束条件：

$$s.t. \begin{cases} \min(g_1) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{1j} \eta_i}{P} + b_1 \leq \max(g_1) \\ \vdots \\ \min(g_i) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{ij} \eta_i}{P} + b_i \leq \max(g_i) \\ \vdots \\ \min(g_m) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{mj} \eta_i}{P} + b_m \leq \max(g_m) \end{cases} \quad (5)$$

其中： P 为钢液总重量； x_j 为第*j*种合金的加入量； g_i 为元素*i*含量； min 表示下限值； max 表示上限值； b_i 表示元素*i*合金化前的含量； c_{ij} 表示第*j*种合金中元素*i*的含量； η_i 表示元素*i*收得率；

合金加入量必须满足以下非负条件：

$$\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n)^T, x_j \geq 0 \quad (6)$$

合金加入量小于可加入合金量的最大值：

$$x_j \leq L_j \quad (7)$$

其中： L_j 代表实际生产中第 j 种合金的最大加入量，

元素收得率除Si、Mn、Cr元素按步骤S7进行预测以外，其他元素，如C、P、S、B和Ti等收得率按照100%参与计算。

8. 一种实施权利要求1~7任意一项所述的转炉出钢过程合金加入量的确定方法的转炉出钢过程合金加入量的确定系统。

9. 一种实现权利要求1~7任意一项所述的转炉出钢过程合金加入量的确定方法的信息数据处理终端。

10. 一种计算机可读存储介质，包括指令，当其在计算机上运行时，使得计算机执行如权利要求1~7任意一项所述的转炉出钢过程合金加入量的确定方法。

一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及钢铁冶金技术领域,具体为一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统。

[0002]

背景技术

[0003] 合金钢因其具有较高的强度、良好的韧性和塑性而广泛应用于制造各种轴类部件和车辆制造业中,非常适合制造承受高速、重载、冲击和摩擦的轴类和齿轮等零部件。合金钢合金物料需求量大,种类多,传统的转炉炼钢出钢过程的合金加入量确定方法主要依靠人工经验,操作人员大多根据冶炼钢种的工艺要求选择加入的合金种类,再使用计算器或者计算表根据成分要求粗略计算合金重量,这种方法准确度低且经济效益差,常常出现因加入量估算不准导致的合金多次补加或浪费,严重时甚至造成成分超标。

[0004] 随着科学技术的飞速发展,钢铁冶金领域进入智能制造时代,转炉炼钢控制技术逐渐由经验公式、静态控制向大数据智能化控制方向发展。预测准确的合金元素收得率和合金配料方案的确定是转炉出钢过程合金加入量精确估算的关键。

[0005] 目前,预测合金元素收得率的方法主要有BP神经网络和SVM支持向量机等。其中,BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BP)通过信号正向传播和误差反向传播实现预测,但收敛速度慢,泛化能力差,难以保证预测准确率;支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一类按监督学习方式,对数据进行二元分类的广义线性分类器,不但算法简单,而且具有较好的“鲁棒”性,但大规模训练样本难以实施,且难以解决多分类问题,难以完整考虑转炉炼钢过程的特点。

[0006]

发明内容

[0007] 本发明的主要目的是提出一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统,旨在解决目前在转炉出钢过程合金加入量确定时存在准确度低且经济效益差、难以解决多分类问题,难以完整考虑转炉炼钢过程的问题。

[0008] 为解决上述技术问题,根据本发明的一个方面,本发明提供了如下技术方案:

一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法,包括以下步骤:

S1. 采集转炉生产数据集,建立预测模型数据库;

S2. 对采集的转炉生产数据集进行数据筛选和淘洗,对筛选和淘洗后的数据进行预处理;

S3. 确定影响转炉出钢过程Si收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Si收得率预测模型;

S4. 确定影响转炉出钢过程Mn收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Mn收得率预测模型;

S5. 确定影响转炉出钢过程Cr收得率的工艺参数变量,作为模型的输入变量,建立LSTM神经网络Cr收得率预测模型;

S6. 预测模型训练和测试;

S7. 采集现场冶炼过程的实时数据,预测Si、Mn和Cr元素收得率;

S8. 通过整数线性规划求解合金加入量;

S9. 按照求解的合金加入量结果配加合金,出钢结束,数据存入预测模型数据库。

[0009] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S1中,所述转炉生产数据集包括:

生产日期、炉次号、吹炼周期、铁水成分、铁水装入量、废钢装入量、渣料加入量、合金加入量、副枪信息、终点化验成分、吹氧信息、出钢温度、出钢量和合金化后包样化验成分。

[0010] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S2中,所述对采集的转炉生产数据集进行数据筛选和淘洗,具体包括:

删除重复数据,删除异常点和极端异常点,异常数据的评判如式(1):

$$\begin{cases} x_i > U + 1.5IQR \mid x_i < L + 1.5IQR & \text{异常点} \\ IQR = U - L & \\ x_i > U + 3IQR \mid x_i < L + 3IQR & \text{极端异常点} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_i 表示待测数据按照从小到大排序后的第 i 个数据, U 为上四分位数, L 为下四分位数, IQR 表示四分位距。

[0011] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S2中,所述对筛选和淘洗后的数据进行预处理,具体包括:

将数据集归一化到 $[-1, 1]$, 具体处理方式如式(2)所示:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \text{mean}(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})} \quad (2)$$

其中, x_{ij} 为生产数据样本的原始数据; x'_{ij} 为经过归一化处理的数据; i 表示第 i 个样本点; j 表示第 j 个输入变量; $\min(x_{ij})$ 、 $\max(x_{ij})$ 、 $\text{mean}(x_{ij})$ 分别为原始数据样本中的最小值、最大值和平均值。

[0012] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S3、S4和S5中,所述的LSTM神经网络包含两个神经网络层、一个丢弃层、一个全连接层以及一个回归层,回归层为输出层,神经网络参数包括:训练轮数、隐含层单元数和学习率。

[0013] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S3、S4和S5中,采用Pearson相关性分析确定影响转炉出钢过程合金元素收得率的工艺参数变量。

[0014] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:

所述步骤S3中,所述Si收得率预测模型输入变量包括:钢包状态、吹损、碱度、总氧量、终点C、终点Mn、出钢温度。

[0015] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S4中,所述Mn收得率预测模型输入变量包括:吹损、碱度、废钢比、总氧量、终点Mn。

[0016] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S5中,所述Cr收得率模型输入变量包括:吹损、废钢比、终点Mn、终点P。

[0017] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S6中,所述模型训练采用预热重启(Warm Restarts)随机梯度下降法动态调整学习率:

重启的含义即使用余弦函数作为周期函数,并在每个周期最大值时重新开始学习速率。预热的含义即学习率重新开始并不是从头开始的,而是由模型在最后一步收敛的参数决定,学习率调整如式(3)所示:

$$\eta_t = \eta_{min}^i + \frac{1}{2}(\eta_{max}^i - \eta_{min}^i)(1 + \cos(\frac{T_{citr}}{T_i} \pi)) \quad (3)$$

其中, η_{min}^i 和 η_{max}^i 是学习率的范围; T_{citr} 表示每次重启开始到结束这一区间训练轮数的变化次数; T_i 表示重启周期。

[0018] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S6中,在LSTM神经网络中,遗忘门、输入门和输出门使用Sigmoid函数作为激活函数;在生成候选记忆时,使用双曲正切函数tanh作为激活函数。

[0019] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S7中,所述采集现场冶炼过程的实时数据,预测Si、Mn和Cr元素收得率,具体包括:

采集现场冶炼过程的实时数据,数据通过ODBC连接从检化验系统的Oracle数据库进行抓取,数据经过预处理后输入LSTM神经网络模型得到收得率预测值。

[0020] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案,其中:所述步骤S8中,所述通过整数线性规划求解合金加入量,具体包括:

以合金加入总成本Z最低为目标函数:

$$\min Z = \sum_{i=1}^n x_i \cdot r_i = x_1 \cdot r_1 + x_2 \cdot r_2 + \dots + x_n \cdot r_n \quad (4)$$

其中: r_i 表示第i种合金料的单价; x_i 表示第i种合金加入量;

同时需满足以下约束条件:

$$s.t. \begin{cases} \min(g_1) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{1j} \eta_i}{P} + b_1 \leq \max(g_1) \\ \vdots \\ \min(g_i) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{ij} \eta_i}{P} + b_i \leq \max(g_i) \\ \vdots \\ \min(g_m) \leq \frac{\sum_{j=1}^n x_j c_{mj} \eta_i}{P} + b_m \leq \max(g_m) \end{cases} \quad (5)$$

其中： P 为钢液总重量； x_j 为第 j 种合金的加入量； g_i 为元素 i 含量； \min 表示下限值； \max 表示上限值； b_i 表示元素 i 合金化前的含量； c_{ij} 表示第 j 种合金中元素 i 的含量； η_i 表示元素 i 收得率；

合金加入量必须满足以下非负条件：

$$\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n)^T, x_j \geq 0 \quad (6)$$

合金加入量小于可加入合金量的最大值：

$$x_j \leq L_j \quad (7)$$

其中： L_j 代表实际生产中第 j 种合金的最大加入量。

[0021] 作为本发明所述的一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法的优选方案，其中：元素收得率除Si、Mn、Cr元素按步骤S7进行预测以外，其他元素，如C、P、S、B和Ti等收得率按照100%参与计算。

[0022] 本发明的另一目的在于提供一种实施上述转炉出钢过程合金加入量的确定方法的转炉出钢过程合金加入量的确定系统。

[0023] 本发明的另一目的在于提供一种实现上述转炉出钢过程合金加入量的确定方法的信息数据处理终端。

[0024] 本发明的另一目的在于提供一种计算机可读存储介质，包括指令，当其在计算机上运行时，使得计算机执行上述转炉出钢过程合金加入量的确定方法。

[0025] 本发明的有益效果如下：

本发明将LSTM神经网络与整数线性规划算法结合，克服了常规神经网络模型预测时间序列问题存在的局限性，克服了合金配料方案人为估算准确度低、经济效益差的问题。考虑到LSTM神经网络对非线性关系有很强的捕捉能力，本发明构建基于LSTM神经网络的合金元素收得率预测模型，不同合金元素由于影响其收得率的因素不同，即模型输入变量不同，因此不同合金元素建立不同的LSTM模型进行训练。另外，本发明结合收得率预测结果通过整数线性规划求解得到合金加入量，该方法不仅能够快速找到合金配料的最优方案，同

时提高了转炉炼钢过程成分命中率和钢产品稳定性,且获得的总成本最低,有效降低合金化成本,具有良好的应用前景。

附图说明

[0026] 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,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地介绍,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示出的结构获得其他的附图。

[0027] 图1为本发明方法的流程示意图;

图2为采用丢弃层正则化提高模型的泛化性原理图;

图3为预测模型训练过程学习率随训练轮数的变化趋势图。

[0028] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0029] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0030] 本发明提供一种转炉出钢过程合金加入量的确定方法和系统,将LSTM神经网络与整数线性规划算法结合,克服了常规神经网络模型预测时间序列问题存在的局限性,克服了合金配料方案人为估算准确度低、经济效益差的问题。考虑到LSTM神经网络对非线性关系有很强的捕捉能力,本发明构建基于LSTM神经网络的合金元素收得率预测模型,不同合金元素由于影响其收得率的因素不同,即模型输入变量不同,因此不同合金元素建立不同的LSTM模型进行训练。另外,本发明结合收得率预测结果通过整数线性规划求解得到合金加入量,该方法不仅能够快速找到合金配料的最优方案,同时提高了转炉炼钢过程成分命中率和钢产品稳定性,且获得的总成本最低,有效降低合金化成本,具有良好的应用前景。

[0031] LSTM神经网络是循环神经网络(RecurrentNeuralNetwork, RNN)的变种,是深度学习重要的网络框架之一,它是一类以序列数据为输入、在序列的前进方向进行递归,所有节点按链式连接的递归神经网络。不同于BP神经网络模型,LSTM神经网络在时间序列问题上可以考虑数据在时序前后的依存关系,对于转炉炼钢过程这类不同时序节点处数据存在关联的问题预测效果更好;线性规划是最优化问题中的重要领域之一,很多运筹学中的实际问题都可以用线性规划来解决。整数线性规划指全部决策变量都必须取整数值的整数线性规划,本文涉及一种合金钢的转炉出钢过程合金加入量确定方法,由于合金物料称重系统精度原因,决策变量即合金加入量需为整数,因此整数线性规划可以很好地解决此类问题。

[0032] 实施例1

某炼钢厂生产40Cr系列钢种在出钢过程中需要加入硅锰、锰铁合金、铬铁合金以满足成品钢元素含量的需求。40Cr国标成分如表1所示,在实际生产中,合金加入量都是由操作人员凭借经验估算,合金种类选择不固定,部分炉次使用硅锰、高碳锰铁、高碳铬铁;部

分炉次使用硅锰、中碳锰铁、高碳铬铁。且人工估算合金加入量准确率低,常常会导致转炉出钢液成分波动大,不仅造成原料成本浪费,而且影响生产节奏。为解决这一问题,采用本发明方法建立了合金元素收得率预测模型,再通过整数规划求解计算合金加入量。

[0033] 表1 40Cr国标化学成分含量 (wt%)

牌号	C	Si	Mn	Cr	Ni	P	S	Cu
40Cr	0.37-0.44%	0.17-0.37%	0.5-0.8%	0.8-1.0%	≤0.030%	≤0.035%	≤0.035%	≤0.030%

采集了该厂120t转炉共24282组生产数据,删除重复数据,删除异常点和极端异常点,异常数据的评判公式为:

$$\begin{cases} x_i > U + 1.5IQR \text{ 或 } x_i < L - 1.5IQR & \text{异常点} \\ IQR = U - L \\ x_i > U + 3IQR \text{ 或 } x_i < L - 3IQR & \text{极端异常点} \end{cases}$$

其中, x_i 表示待测数据按照从小到大排序后的第 i 个数据, U 为上四分位数, L 为下四分位数, IQR 表示四分位距。

[0034] 处理后得到19668组有效数据。为使不同变量具有相同的度量尺度,对数据进行归一化处理,全部映射到 $[-1, 1]$ 范围内:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \text{mean}(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}$$

其中, x_{ij} 为生产数据样本的原始数据; x'_{ij} 为经过归一化处理的数据; i 表示第 i 个样本点; j 表示第 j 个输入变量; $\min(x_{ij})$ 、 $\max(x_{ij})$ 、 $\text{mean}(x_{ij})$ 分别为原始数据样本中的最小值、最大值和平均值。

[0035] 根据转炉炼钢反应机理与Pearson相关性分析,确定了以下对Si、Mn、Cr元素收得率有较显著影响的工艺参数作为模型的输入变量:

表2 Si收得率预测模型输入变量及其单位

输入变量	单位	输入变量	单位
吹损	%	碱度	-
总氧量	m ³	终点C	%
终点Mn	%	出钢温度	°C

表3 Mn收得率预测模型输入变量及其单位

输入变量	单位	输入变量	单位
吹损	%	碱度	-
总氧量	m ³	废钢比	%
终点Mn	%		

表4 Cr收得率预测模型输入变量及其单位

输入变量	单位	输入变量	单位
吹损	%	终点Mn	%
终点P	%	废钢比	%

将以上参数作为LSTM神经网络的输入变量,建立转炉出钢合金化过程合金收得率预测模型,采用丢弃层正则化提高模型的泛化性,丢弃层正则化原理如图2所示;训练采用预热重启随机梯度下降法动态调整学习率,训练过程学习率随训练轮数的变化趋势如图3所示;LSTM神经网络中,遗忘门、输入门和输出门使用Sigmoid函数作为激活函数;在生成候选记忆时,使用双曲正切函数tanh作为激活函数;

采集到的24282组数据18211组用于模型的训练,6071组用于对模型进行测试,以验证其泛化能力,不断调整网络的参数,得到预测效果最好的模型。

[0036] 为了评估不同模型预测的准确性,选择了均方根误差RMSE和相关系数 R^2 作为性能评估指标,RMSE和 R^2 是最广泛使用的性能评估指标,计算方法如下所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{MSE(\hat{y}_i, y_i)}{Var(y_i)}$$

其中, N 表示真实值的数目, y_i 表示第*i*个真实值, \hat{y}_i 表示第*i*个预测值, $Var(y_i)$ 表示 y_i 的方差。

[0037] RMSE均方根误差衡量观测值与真实值之间的偏差,常作为机器学习模型预测结果衡量的标准。 R^2 是反映模型拟合优度的重要统计量,为回归平方和与总平方和之比, R^2 取值在[0,1]范围内,值的大小反映了模型拟合的优劣程度, R^2 越接近于1,拟合的回归方程越精确。得到三个模型的预测性能评估:

表5 Si收得率预测模型在测试数据集上预测性能评估

评估准则	评估值
RMSE	0.0339
R^2	0.9557

表6 Mn收得率预测模型在测试数据集上预测性能评估

评估准则	评估值
RMSE	0.0438
R^2	0.9260

表7 Cr收得率预测模型在测试数据集上预测性能评估

评估准则	评估值
RMSE	0.0379
R^2	0.9444

从评估结果结合模型在训练数据集上的拟合表现,LSTM神经网络能够很好的拟合原始数据,并在测试集上有良好的预测性能。

[0038] 得到收得率的预测值后,在此基础上计算合金的加入量,计算方法如下所示:

本实施例1选择了7种合金物料参与配料计算,合金种类及价格如表8所示;

表8 合金种类及价格对应表

种类	硅锰	高碳锰铁	中碳锰铁	高碳铬铁	中碳铬铁	低碳铬铁	镍铁
编号	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
参考价格 (元/吨)	7200	6600	8800	8100	12700	18000	7700

以合金加入总成本Z最低为目标函数：

$$\begin{aligned} \min Z &= x_1 \cdot F_1 + x_2 \cdot F_2 + \dots + x_7 \cdot F_7 \\ &= 7200x_1 + 6600x_2 + 8800x_3 + 8100x_4 + 12700x_5 + 18000x_6 + 7700x_7 \end{aligned}$$

同时需满足以下约束条件：

$$s.t. \begin{cases} \min(g_1) \leq \frac{\sum_{j=1}^7 x_j \cdot f_{1j} \cdot \eta_j}{P} + b_1 \leq \max(g_1) \\ \vdots \\ \min(g_i) \leq \frac{\sum_{j=1}^7 x_j \cdot f_{ij} \cdot \eta_j}{P} + b_i \leq \max(g_i) \\ \vdots \\ \min(g_n) \leq \frac{\sum_{j=1}^7 x_j \cdot f_{nj} \cdot \eta_j}{P} + b_n \leq \max(g_n) \end{cases}$$

其中： P 为钢液总重量； x_j 为第 j 种合金的加入量； g_i 为元素 i 含量； \min 表示下限值； \max 表示上限值； b_i 表示元素 i 合金化前的含量； c_{ij} 表示第 j 种合金中元素 i 的含量； η_i 表示元素 i 收得率；

约束条件需满足的成分上下限如表9所示：

表9 化学成分含量上下限

	C	Si	Mn	Cr	P	S
下限	0.37	0.17	0.5	0.8	0	0
上限	0.44	0.37	0.8	1.0	0.035	0.035

合金加入量还需要满足以下非负条件：

$$\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_7)^T, x_j \geq 0$$

元素收得率Si、Mn、Cr元素采用LSTM网络模型进行预测，C、P、S、B和Ti等收得率按照100%参与计算；

表10随机选取了8组利用本发明技术方案对该厂合金钢40Cr的合金加入量计算结果与不使用本发明进行对比，其中组别1为原数据实际值，组别2为根据本发明技术方案计算的合金加入量结果。

[0039] 经过验证，本发明转炉出钢过程合金加入量的确定方法的元素合格率为100%，能够精准指导实际生产。平均每炉次合金成本由原先的23055元降低至20867元，降低了2188元，而该钢厂每个转炉平均每日生产钢水35炉以上，使用本发明转炉出钢过程合金加入量的确定方法在合金钢生产成本上每年可节省1000万元以上，具有良好的经济效益，能够为现场生产提供参考。

[0040] 表10 合金钢40Cr合金加入量计算对比

序号	组别	锰	高碳锰铁	中碳锰铁	高碳铬铁	中碳铬铁	微碳铬铁	硅	成本
1	1		1009		2000			122	23799
	2	382	556		1829				21235
2	1		995		1950			113	23232
	2	294	691		1755				20893
3	1		995		1949			116	23247
	2	403	558		1751				20768
4	1		1002		1853			116	22516
	2	403	545		1740				20593
5	1		1005		1858			120	22607
	2	398	554		1755				20738
6	1			1080		751	1080	147	39614
	2	403	551		1751				20721
7	1	580		146	1006	734			22931
	2	398	547		1755				20691
8	1			1352		2150		150	40358
	2	395	559		1823				21300

在上述实施例中,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用全部或部分地以计算机程序产品的形式实现,所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载或执行所述计算机程序指令时,全部或部分地产生按照本发明实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输,例如,所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线(DSL)或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输)。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质,(例如,软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如,DVD)、或者半导体介质(例如固态硬盘 SolidState Disk(SSD))等。

[0041] 本发明将LSTM神经网络与整数线性规划算法结合,克服了常规神经网络模型预测时间序列问题存在的局限性,克服了合金配料方案人为估算准确度低、经济效益差的问题。考虑到LSTM神经网络对非线性关系有很强的捕捉能力,本发明构建基于LSTM神经网络的合金元素收得率预测模型,不同合金元素由于影响其收得率的因素不同,即模型输入变量不同,因此不同合金元素建立不同的LSTM模型进行训练。另外,本发明结合收得率预测结果通过整数线性规划求解得到合金加入量,该方法不仅能够快速找到合金配料的最优方案,同时提高了转炉炼钢过程成分命中率和钢产品稳定性,且获得的总成本最低,有效降低合金化成本,具有良好的应用前景。通过现场的实际生产数据对该方法进行检验,结果表明本发明有较好的准确度和经济效益,可为现场生产过程合金的加入提供有益指导。

[0042] 以上所述仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是在本发明的发明构思下,利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构变换,或直接/间接运用在其他相关的技术领域均包括在本发明的专利保护范围内。

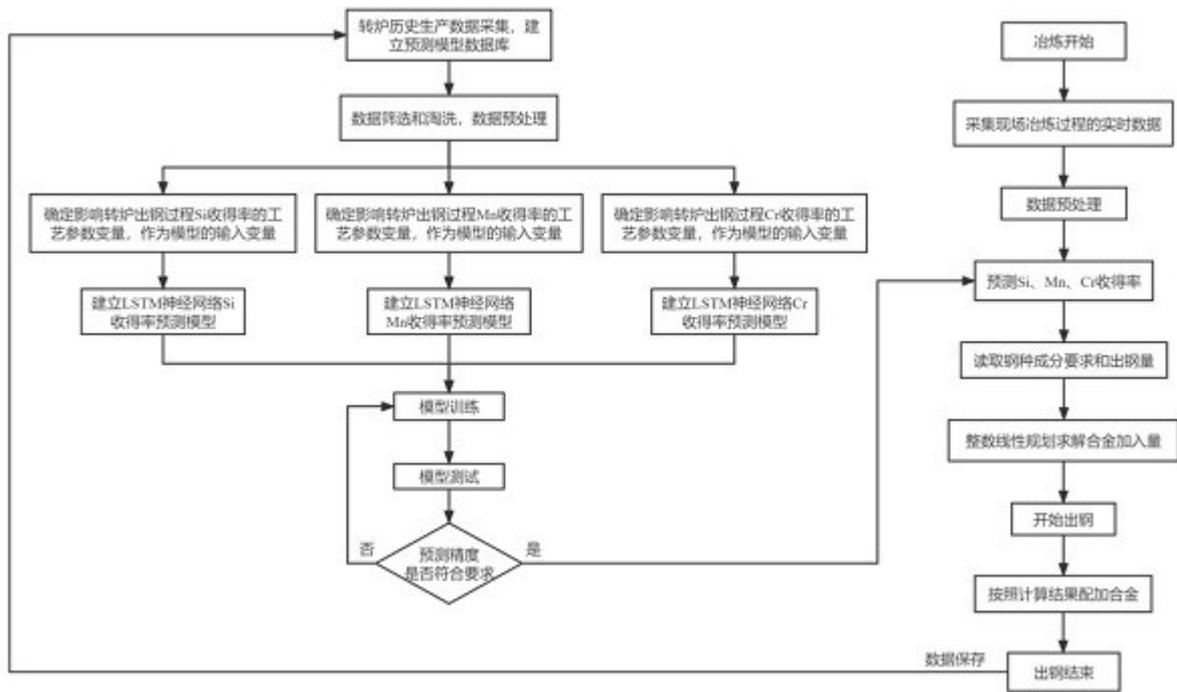


图1

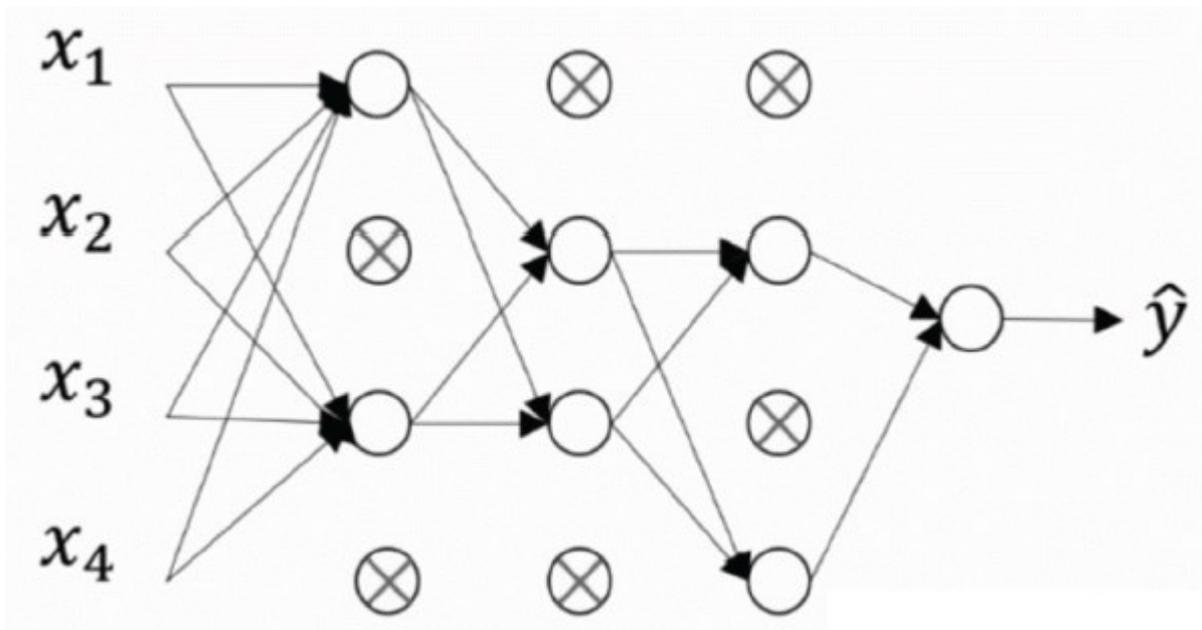


图2

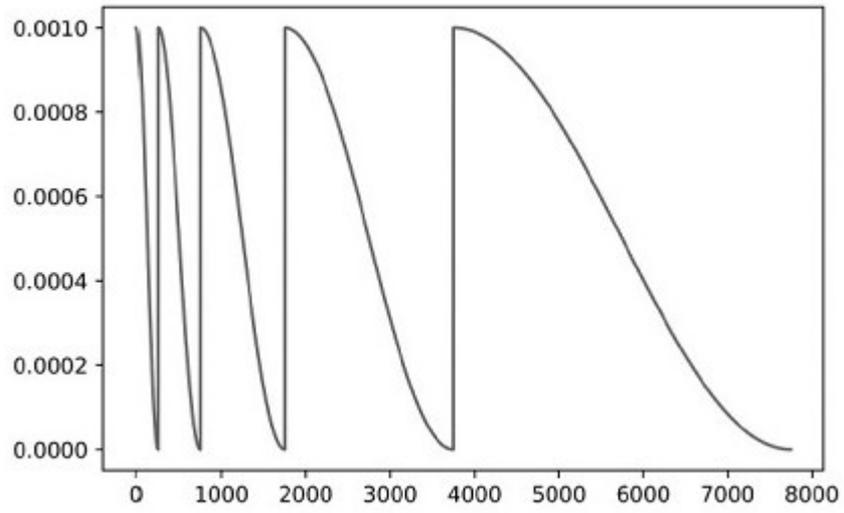


图3