

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.j1702510

炉口火焰光谱驱动的炼钢终点控制^{*}

张彩军¹ 韩 阳² 何世宇³ 杨爱民² 常锦才²

(1. 华北理工大学冶金与能源学院 唐山 063210; 2. 华北理工大学理学院 唐山 063210;
3. 华北理工大学 以升创新教育基地 唐山 063210)

摘 要: 为自动炼钢过程中炉口火焰光谱数据的有效特征提取提供一种快速算法, 实现自动炼钢过程的碳含量和温度值的动态预报, 以推动智能炼钢进程。本研究采用分波段最小二乘拟合算法对炉口火焰光谱信息的稳定特征进行提取, 采用小波分析方法对炉口火焰光谱信息的不稳定特征进行提取, 构建了时间、光谱数据主特征、累计耗氧量、碳含量、温度值等一一对应的样本集, 借助极限学习机拟合算法构建了不同条件下的自动炼钢过程的碳含量和温度动态预报模型, 通过预测误差矩阵、炼钢初始条件实现了基于支持向量机的动态预报模型分类, 为不同条件下的样本提供最优的动态预报模型。研究结果表明: 应用分波段最小二乘拟合算法和小波分析算法提取的炉口火焰光谱信息的稳定特征和不稳定特征, 可以很好地反映全光谱信息; 基于绝对误差设计交叉实验, 得到的样本类别、预测模型类别和样本初始条件之间呈现出了一致性; 光谱信息数据挖掘可以为自动炼钢过程中碳含量和温度值的动态预报进行修正标定, 为炼钢终点的控制提供支持。

关键词: 转炉炼钢; 光谱特征; 小波分析; 超限学习机; 支持向量机

中图分类号: TH741 TF711 TP39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035450.3520

Furnace mouse flame spectrum driven steelmaking end control

Zhang Caijun¹, Han Yang², He Shiyu³, Yang Aimin², Chang Jincai²

(1. College of Metallurgy and Energy Source, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;
2. College of Science, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;
3. Yisheng College, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: In the process of automatic steelmaking, in order to provide a fast algorithm for effective feature extraction of furnace mouse flame spectrum data, realize the dynamic prediction of carbon content and temperature value and promote the intelligent steelmaking process, in this study, the sub-band least squares fitting algorithm is used to extract the stable characteristics of the furnace mouse flame spectrum information, the wavelet analysis method is used to extract the unstable characteristics of the furnace mouse flame spectrum information. Then, the one by one corresponding sample sets of time, the main characteristics of spectral data, cumulative oxygen consumption, carbon content and temperature value are constructed; with the help of extreme learning machine fitting algorithm, the dynamic prediction models of carbon content and temperature value under different conditions are constructed; through the prediction error matrix and the initial conditions of steelmaking, the dynamic forecasting model classification based on support vector machine is realized, and the optimal dynamic prediction models are provided for the samples under different conditions. The study results show that the stable characteristics and unstable characteristics of the furnace mouse flame spectrum information extracted with the sub-band least squares fitting algorithm and wavelet analysis algorithm can reflect the full spectrum information nicely. Cross experiment was designed based on the absolute error, the consistency among the sample category, predicted model category and initial condition of the samples is shown; Spectral information data mining can be used to carry out the modified calibration for the dynamic prediction of carbon content and temperature value in the automatic steelmaking process, and provide support for the steelmaking endpoint control.

Keywords: converter steelmaking; spectral characteristic; wavelet analysis; extreme learning machine; support vector machine(SVM)

收稿日期: 2017-09 Received Date: 2017-09

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(51674121, 51474089)、河北省硕士研究生创新(CXZZSS2017071)项目资助

0 引言

转炉炼钢是当前国际上的最主要的炼钢方法,应用该方法炼钢的关键是控制终点钢水的碳含量和温度值,以保证产品质量^[1-8]。目前,转炉炼钢终点控制的方法有**人工经验控制**、**静态模型控制**和**动态模型控制**^[9-12]。其中人工经验控制的依据经验工人对炉口火焰变化的一种模糊推理,通常需要借助一些常规的监测技术,多采用拉碳法(一次拉碳和高拉补吹)和增碳法进行终点控制,转炉炼钢过程复杂多变以及经验工人状态、技术水平、习惯等各种因素,仅靠经验控制根本无法达到理想的精度^[13-15];静态模型控制的依据是转炉冶炼机理,即根据炼钢初始条件、期望终点、冶金热力学数学模型和物理化学经验公式等构建的一种精确的静态模型,这种模型在一定程度上提高了炼钢终点的命中率,由于机理模型设计的参数不易于实现自动控制,且控制起点距离控制终点较远,炼钢过程中的扰动因素致使控制终点与期望有一定的偏差,因此,单纯的使用静态模型效果并不理想,大多中小型转炉采用静态模型和经验控制结合的方案炼钢,将终点命中率提高到了60%以上,研究静态模型的改进模型仍具深远意义^[16-20];动态模型控制的基础是静态模型控制,借助炼钢过程的监测技术和装置获取炼钢过程参数的动态信息,将过程中的动态信息传输到静态模型中,实现静态模型的实时修正,达到终点命中率提高的目的^[21]。炼钢过程的监测技术和装置大多应用副枪技术和烟气分析仪,其中副枪技术用于不倒炉的情况下快速监测转炉熔池钢水温度、碳含量、氧含量以及液面高度,是一种成熟的过程监测技术^[22-23],有效地修正了静态模型,实现了炼钢终点高达90%以上的命中率;烟气分析仪装置时通过仪器连续检测炉口溢出的炉气成分数据,推算熔池瞬时脱氧速度,并对熔池物料平衡和能量平衡进行计算,求出熔池的瞬时升温速率,可以依据前一时刻的检测值,预报下一时刻的成分和温度变化,同时比较每一时刻的计算值和检测值之间的误差,不断对结果进行校正,从而提高炼钢终点的命中率,这种技术在国际上应用较多且成熟,但在中国应用还不普遍^[24-25]。自动炼钢采用的控制方法有经验控制、静态控制和动态控制,就效果而言静态控制控制与动态控制相结合的控制方案最佳,但是动态控制依赖的监测技术和装置费用昂贵,应用于大型转炉尚可盈利,应用于中小型转炉成本过高^[26]。

本文基于经验控制中人工观测炉口火焰颜色和变化的原理,将实时动态的炉口火焰光谱信息引入到静态控制模型中,应用光谱数据特征与静态模型中的氧气消耗指标构建炼钢过程的碳含量和温度值动态预测模型,用以实时修正静态模型,提高中小型转炉炼钢终点命中率。

1 炼钢过程中光谱数据的产生

转炉炼钢是入炉原料在高温状态下与氧气发生化学反应的过程,通过化学反应将固态杂质以气态的形式排除,实现钢水提纯。实际的转炉吹炼过程,借助高压氧枪从转炉炉顶吹入氧气,通过调节氧气的吹入的瞬时流量与累计流量来控制钢水碳含量和温度值,最终产出质量合格的钢水。由于中小型转炉采用人工经验炼钢,判定炼钢终点的依据是炉口火焰的颜色变化,即光的强度的变化情况。为了精细化炉口火焰颜色变化情况,引入USB4000光谱仪对炉口火焰的全光谱信息进行采集。转炉炼钢过程中炉口火焰光谱信息实时检测系统如图1所示。

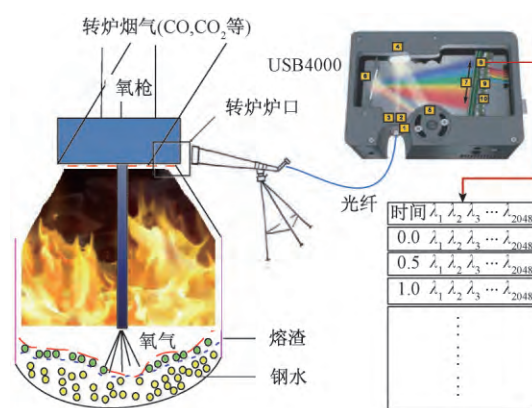


图1 基于USB4000的炉口火焰光谱信息检测过程示意图

Fig. 1 The sketch diagram of the furnace mouse flame spectrum information detection process based on USB4000

在实际的光谱数据采集过程中,选择USB4000光谱仪的有效波段300~1100 nm,对炉口火焰的光谱信息进行采集。**一次采集数据的维数为2048,每0.5 s采集一次数据**,数据内容分别是对应波长为340.535~1027.963 nm均匀分布下的光强,波长分割的步长为0.285 nm,即从波长340.535开始,每隔0.285 nm就检测一次光的强度。中小型转炉炼钢过程,平均15 min一个周期,即一个周期900 s,在一个周期内光谱仪采集1800次数据,每次采集2048维。在转炉炼钢过程中,一周期内产生的光谱数据量为 3.69×10^6 。

基于上述阐释,借助钢厂的PLC系统,可以基于时序产生如表1所示的数据。

转炉炼钢过程的不同阶段,炉内火焰呈现出了不同的形态。宏观视觉如图2所示,在转炉炼钢前期(见图2(a)),炉口火焰呈现暗红色,亮度较低,并出现大量浓烟。转炉炼钢中期(见图2(b)),火焰逐渐发白,亮度明显提升,出现不规则抖动以及伴有小范围喷溅出现,到转炉炼钢后期(见图2(c)),火焰呈现炙白色,亮度达到最高,火焰相对稳定,会有爆炸火花出现。

表1 基于SM软件的累计耗氧量和钢水温度的推算数据对应关系

Table 1 The corresponding relation of the calculated data for the cumulative oxygen consumption and molten steel temperature based on SM software

时间 (步长: 0.5 s)	氧气消耗		波长(范围: 339.39 ~ 1 023.589 nm; 步长: 0.334 nm)					
	累积消耗	比例/%	339.390	339.724	340.058	...	1 023.225	1 023.589
0.0	0	0.00%	434	434	434	...	938	938
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
665.0	3 680.73	99.94	373	373	373	...	917	917
665.5	3 682.90	100.00	364	364	364	...	924	924

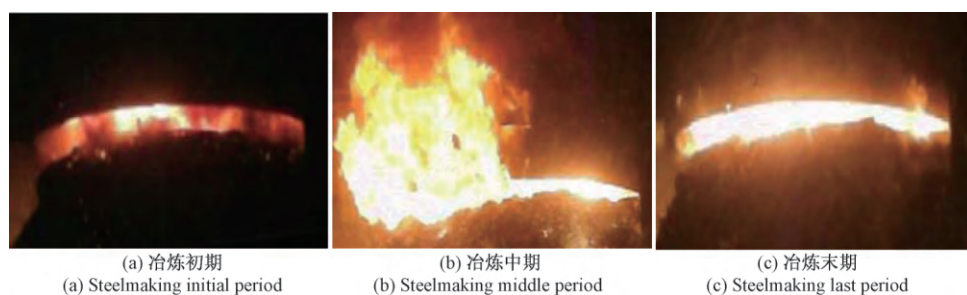


图2 炼钢过程初期、中期、末期的炉口火焰图像

Fig. 2 The furnace mouse flame images in the initial , middle and last periods of the steelmaking process

转炉炼钢过程中各波长下的光强在时序上的变化趋势如图3(a)所示。由图3(a)中可知,基于炼钢前期、中期和后期的各波长下光强分布大致与理论相符,但是各吹炼

过程呈现的特征并不稳定,且在后期存在着较大的差异,如图3(b)所示。为了进一步挖掘转炉炼钢过程中的光谱的共性特征,需要借助数据挖掘算法和科学计算理论。

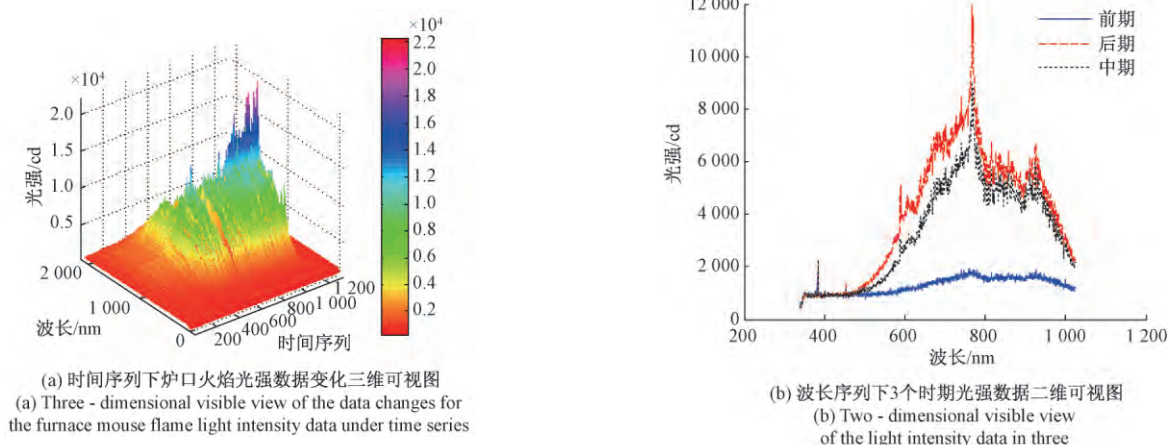


图3 整个炼钢过程火焰光强数据可视图

Fig. 3 The visible view of the flame light intensity data in entire steelmaking process

2 光谱特征提取及样本集构建

2.1 基于最小二乘拟合的光谱稳定特征提取

光谱仪每0.5 s得到一组炉口火焰的全光谱信息,即得到2 048个波长对应的光强值,这组数据是一个2 048维的向量,该向量关于波长的图像如图4所示。

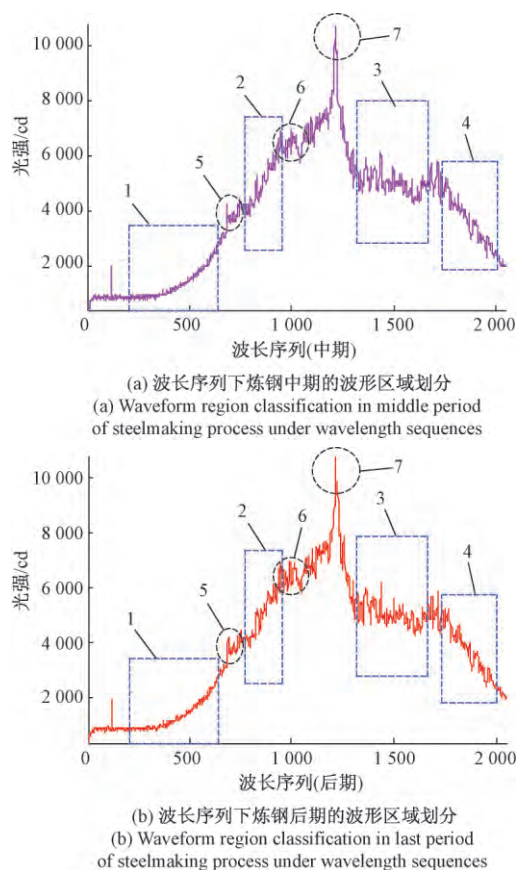


图4 波长序列下炼钢中期和末期的波形区域划分

Fig. 4 Waveform region classification in the middle and last periods of steelmaking under wavelength sequences

由图4可知光强在全光谱下的分布情况,在以波长为横坐标,以光强为纵坐标的光谱图像中,出现了4个较为平滑的区域,这四个区域的波长序列区间分别为波段1-[230 650]、波段2-[770 960]、波段3-[1 350 1 680]、波段4-[1 730 2 048],这4个区域占据了光谱图像的绝大部分,为了更好地刻画光谱图像的特征,提取这4个平稳波段光谱信息的特征是十分有必要的。采用分段最小二乘拟合的方法,对4个波段的光谱图像进行刻画,得到的拟合结果如式(1)所示。

$$f(\lambda) = \begin{cases} a_1\lambda^2 + b_1\lambda + c_1, & \lambda_{11} \leq \lambda \leq \lambda_{12} \\ a_2\lambda^2 + b_2\lambda + c_2, & \lambda_{21} \leq \lambda \leq \lambda_{22} \\ a_3\lambda^2 + b_3\lambda + c_3, & \lambda_{31} \leq \lambda \leq \lambda_{32} \\ a_4\lambda^2 + b_4\lambda + c_4, & \lambda_{41} \leq \lambda \leq \lambda_{42} \end{cases} \quad (1)$$

对3个转炉炼钢周期内的光谱进行分段拟合处理,由所得拟合优度的分布情况可知,波段3的拟合优度为0.1左右,证明波段3不能很好地用一个二次多项式表示,这一点在图4中也有较好的体现(毛刺太多,属于不稳定区域)。波段1、2、4均能较好的应用二次多项式表征对应波段的光谱信息,而表示这3个波段

二次多项式的参数仅有 $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, a_4, b_4, c_4$ 因此,将这些参数看作该时刻光谱特征信息的稳定特征是合理的。

2.2 基于小波分析的光谱不稳定特征提取

综合分析图4可知,刻画光谱信息不仅需要稳定特征,还存在3个峰值,在本文称为特征峰,属于不稳定特征,这些峰值出现在固定的波长序列区间内。通过图4可知,特征峰的峰值在时序上存在着极不稳定的特征,这些不稳定可能也是判定炼钢过程中碳含量与温度值的关键,因此将这些特征峰作为光谱特征的一种也是非常必要的。在肉眼可以识别的图像中,可以辨识的特征峰有3个,但是在整个图像中也许还存在一些不稳定的特征波段,显然这种猜想是必然存在的,为了快速定位全光谱图像中的不稳定特征,引入小波分析的方法对2 048维的光强信号进行处理。

首先,加载信号(波长序列下的2 048个光强值)。然后,用Haar小波对信号分别执行1层、2层、3层、4层、5层小波分解。最后,通过阈值限制和阈值系数分布区域,提取光谱信息的不稳定特征区域,在本文中统称特征峰区域,如图5所示。

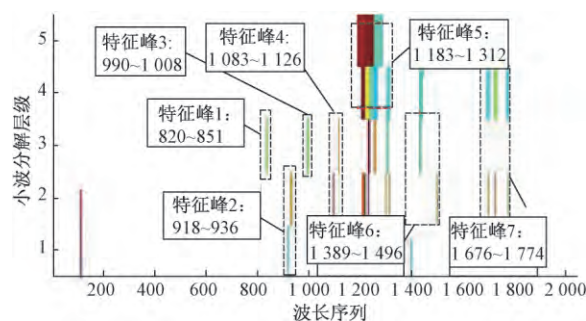


图5 基于小波分析色图的不稳定区域锁定

Fig. 5 Unstable region locking based on wavelet analysis color graph

由图5可知,光谱信息的不稳定特征(特征峰)有7个,由于炉口火焰光谱信息的采集存在较多的干扰因素,导致这7个特征峰不会再固定波长序列值下出现,但是特征峰一定会出现在一个固定的区域内。为了更为精准地提取光谱信息的不稳定特征,须设定特征峰所在的波长序列区间,区间设置情况分别为特征峰1-[820 851]、特征峰2-[918, 936]、特征峰3-[990, 1 008]、特征峰4-[1 083, 1 126]、特征峰5-[1 183, 1 312]、特征峰6-[1 389, 1 496]、特征峰7-[1 676, 1 774]。为了表征光谱信息的不稳定特征,对特征峰区域内的离散光强值进行波长序列区域的积分,以该积分值代替特征峰的特点,即用特征峰区域的离散光强值与波长序列坐标轴围成面积表示光谱信息的不稳定特征。

2.3 样本集构建

样本集的组成是由样本输入和样本输出构成,通过前面的分析可知样本输入指标分别为**累计耗氧量、累计耗氧比、光谱信息稳定特征**和**光谱信息不稳定特征**。然而,在中小频转炉炼钢过程中,为了节约成本,不采用副枪检测设备,即转炉炼钢过程中的碳含量和温度值是未知,在不经任何处理的前提下只能得到累计耗氧量、累计耗氧比、基于光强的全光谱数据和终点碳含量以及终点温度值,即炼钢过程中的样本输出是不能实时给定,也恰恰因为如此,才使得本研究更有意义。为了探索过程中的光谱信息、耗氧信息与碳含量、温度值一一对应的样本集,需要借助华北理工大学与河钢集团共同研发的 Steel Making(简写 SM)软件,该软件是基于自动炼钢静态模型设计的,借助该软件与终点检测的碳含量、温度值、耗氧量等信息反推过程中的耗氧量和温度值。由于精度限制,SM 软件反推的过程比较短,实践表明,在累计耗氧比为 70% ~ 100% 的过程中,反推结果满足绝对误差需求。因此,本研究可以构建的有效样本集也是累计耗氧比在 70% ~ 100% 过程中产生的数据。

SM 软件反推步骤如下:

- 1) 运行软件,打开 SM.exe;
- 2) 将对应炉次的原料数据(铁水量等)输入到软件界面的对应区域;
- 3) 打开调整配比按钮,以现场数据的终点碳含量为约束值,以顶吹氧量为目标值,调整热损失、炉内气氛等值,直至计算得到目标值顶吹氧量(终点累计耗氧量);
- 4) 开始反推。以 0.01 为步长,累加改变调整区域中的碳含量,得到各碳含量对应的温度值与累计耗氧量;
- 5) 将数据按照表 2 方式记录下来。

在得到表 2 中数据的基础上,采用最小二乘法,分别构建碳含量关于累计耗氧比的函数关系和温度值关于累计耗氧比的函数关系。炼钢过程中碳含量与温度值这两个量均与累计耗氧比有着非常好的二次多项式函数关

系。基于此,将炼钢过程中采集的累计耗氧量信息数据,带入到用最小二乘法得到的多项式函数模型中,可以得到炼钢进度在 70% ~ 100% 过程中的累计耗氧量、累计耗氧比、光谱信息特征值、碳含量与开尔温度值一一对应的样本集。

表 2 基于 SM 软件的炼钢过程中 T & C 推算记录表
Table 2 The calculating record table of T & C in the steelmaking process based on SM software

累计耗氧比	累计耗氧量	碳含量	温度值
100%	Q_{end}	C_{end}	T_{end}
Q_{-1}/Q_{end}	Q_{-1}	$C_{end} + 1 * 0.01$	T_{-1}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
Q_{-n-1}/Q_{end}	Q_{-n-1}	$C_{end} + (n-1) * 0.01$	T_{-n-1}
70%	Q_{-n}	$C_{end} + n * 0.01$	T_{-n}

由表 2 中记录的炼钢过程中碳含量和温度值,可以得到同步对应的样本集。其中样本输入为**累计耗氧量、累计耗氧比、9 个光谱稳定特征、7 个光谱不稳定特征**,样本输出为碳含量和温度值。

3 转炉终点碳含量与温度动态预报

3.1 样本集信息

本研究采集的样本数据来源于河北钢铁集团唐山第二炼钢厂的實際生产过程数据,共搜集了 50 个炉次,将搜集到的 50 炉次样本按照样本编号随机打散,选择编号为 3、10、13、17、21、22、23、29、36、47 的 10 炉样本为测试样本集,将其余 40 炉次的样本用于样本学习和动态预报模型构建。如表 3 所示,样本编号、炉号和钢号为样本数据的标签信息,废钢-IC1、铁水量-IC2、铁水温度-IC3、铁水碳-IC4、铁水硫-IC5、铁水磷-IC6 和铁水硅-IC7 为入炉原料的初始信息,目标 T 与目标 C 为静态控制模型的控制目标。

表 3 样本数据基本情况一览表
Table 3 Basic information table of the sample data

样本编号	炉号	钢号	IC1	IC2	IC3	IC4	IC5	IC6	IC7	目标 T	目标 C
1	6A02203	20MnKB	4.84	72.85	1348	4.30	19	124	44	1 650	6
2	6A02204	20MnKB	6.66	70.90	1335	4.27	23	131	45	1 650	6
3	6A03948	20MnKB	5.71	71.26	1310	4.15	23	108	63	1 650	6
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
49	6A03250	20MnKB	6.23	72.40	1316	4.20	29	114	51	1 670	8
50	6A03252	20MnKB	5.50	71.00	1360	4.31	33	113	49	1 670	8

3.2 基于极限学习机的动态预报模型

采用极限学习机拟合算法,以氧气消耗信息的两个指标、光谱信息稳定的 9 个特征值、光谱信息不稳定的 7 个特征值作为样本输入,以自动炼钢过程中温度值和碳含量为样本输出,构建自动炼钢过程中温度值和碳含量动态预报模型。

设计的自动炼钢过程碳含量和温度值动态预测模型的实现算法以及搜集的样本集信息,以 40 炉次的样本数据进行极限学习机学习得到 40 组动态预测模型参数 $[IW, B, LW, TF, TYPE]$ 。为了方便,将选取的 40 炉次学习样本集的初始编号按照大小排列后,进行重新编号,重新编号为 1~40。

以炉号 6A02203,钢号为 20MnKB 为例,所得碳含量、温度值动态预测结果与真实值如图 6、7 所示。由图 6、7 可知,应用极限学习机拟合算法得到的该炉次碳含量和温度值动态预测结果非常精准。

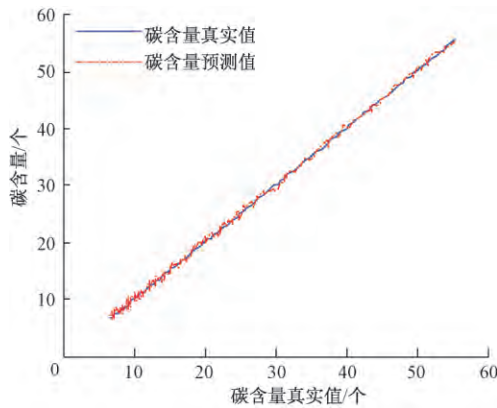


图 6 碳含量动态预测效果

Fig. 6 Carbon content dynamic prediction effect diagram

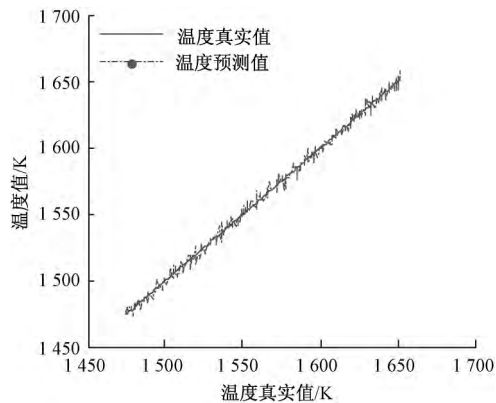


图 7 温度值动态预测效果

Fig. 7 Temperature value dynamic prediction effect diagram

按照该算法对其余 39 炉进行训练学习,分别得到对应炉次下的动态预测模型参数 $[IW, B, LW, TF, TYPE]$ 基于

交叉实验获取的平均绝对误差矩阵,可以将 40 个碳含量动态预测模型和 40 个温度值动态预测模型分为 3 类。虽然各炉次得到的碳含量和温度值动态预测模型不存在普适性,但可以基于绝对误差划分成 3 个类别。以碳含量动态预测模型类别 1 为例,编号为 3、4、11、14、15、17、18、24、26、27、28、32、33、34、35、36 的预测模型中的任意一个模型均适用于编号为 3、4、11、14、15、17、18、24、26、27、28、32、33、34、35、36 的样本集,同理碳含量动态预测模型的其他两个类别,并且温度值预测也有这样的特性。

各炉次样本集数据应用极限学习机算法得到的碳含量动态预测模型显然是适用于自身的,因此,编号相同的样本和模型在类别上保持一致。假设在同一类预测模型中有 n 个预测模型,对应的也有 n 个适用样本,基于类别下初始模型编号的先后次序对 n 个模型和样本进行对应的重新编号,编为 $1, 2, \dots, n$ 。若设第 i 样本在第 j 个模型得到的预测平均绝对误差为 ε_{ij} ,则可得到的各炉次在对应的动态预测模型下的平均绝对误差如图 8 所示。

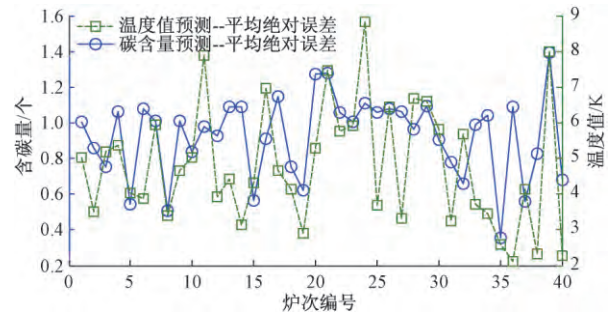


图 8 碳含量与温度值动态预测误差在 40 炉次中分布情况

Fig. 8 The distribution of C and T dynamic prediction errors in 40 furnace numbers

由图 8 可知,各炉次训练得到动态预测模型参数 $[IW, B, LW, TF, TYPE]$ 用于对应炉次的炼钢过程碳含量与温度值预测,是非常精准。但是所得的这些模型参数不一定具有普适性,即将炉次 A 得到模型参数用于炉次 B 的过程动态预测,可能会出现不理想的结果。探索一种或几种普适的动态预测模型参数,将会对自动炼钢具有指导意义。为了寻找最优的具有普适性的动态预测模型参数,本文设计了交叉实验。交叉实验即应用每一炉次得到的模型参数模拟预测除了该炉次以外的所有样本,统计其平均绝对误差,寻找具有普适效应的动态预测模型参数。得到绝对误差矩阵 E 为:

$$E = \begin{pmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \cdots & \varepsilon_{1n} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \cdots & \varepsilon_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{n1} & \varepsilon_{n2} & \cdots & \varepsilon_{nn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

为了得到该类别下一个普适的动态预测模型,须将上述 n 个模型进行基于绝对误差最小的耦合处理,本文采用线性加权耦合的方式,确定一组最优的权值向量,以完成预测模型的最佳耦合。

设权值向量为 $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \cdots \ \alpha_n]^T$,有如式(3)所示的规划模型。

$$\begin{aligned} \min \quad & \|E\alpha\| \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq 1 \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

借助 MATLAB 软件求解规划方程,可得各类别下碳含量和温度值动态预测模型的耦合系数(权值向量)。

动态预测模型耦合系数,将各类别下所有炉次样本得到的预测模型进行耦合处理,得到在类别下具有普适性的动态预测模型。应用3种类别的碳含量动态预测模型和3种类别的温度值动态预测模型对40组样本数据进行预测仿真,产生的平均绝对误差如图9、10所示。

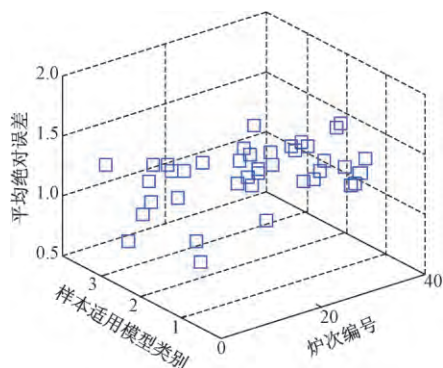


图9 碳含量动态预测平均绝对误差

Fig.9 The carbon content dynamic prediction average absolute error

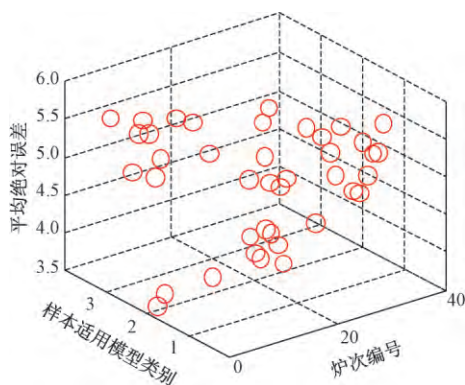


图10 温度值动态预测平均绝对误差

Fig.10 The temperature value dynamically prediction average absolute error

由图9和10可知,本研究设计的3种类别碳含量动态预测耦合模型与温度值动态预测耦合模型在类别对应的前提下具有非常好的预测效果。

3.3 动态预报模型优选分类器的构建

基于平均绝对误差进行了交叉实验,将各炉次得到碳含量预测模型和温度值预测模型分别分成了3类,基于此,对各类别下所有炉次的碳含量预测模型和温度预测模型进行加权耦合,得到最优的类别下普适的动态预测模型,并且验证了基于类别的动态预测耦合模型在类别下具有良好的预测效果。上述类别划分的参考依据是预测绝对误差,然而,在实际的生产过程中根本无法得到绝对误差参考值,因此对于一个未知样本集是无法判断其类别的,也就无法选择合适的动态预测模型,即无法得到最优的预测结果。

由于自动炼钢过程对初始条件有一定的依赖性,因此,不妨以3.2节中选取的40组训练样本对应的初始条件为依据判定其类别。即将训练样本集对应的初始条件作为输入,将其对应的动态预测耦合模型的类别标签作为输出,应用支持向量机算法探索输入与输出之间的关系,构建支持向量机分类器,为未知样本的碳含量与温度值动态精准预测提供指导。

依据自动炼钢过程碳含量与温度值动态预测模型对其初始条件的依赖性,利用支持向量机构建动态预测模型优选分类器。动态预测模型优选分类器的构建算法如下所示。

输入: 样本初始条件指标有,IC1-废钢质量、IC2-铁水质量、IC3-铁水温度、IC4-铁水碳含量、IC5-铁水硫含量、IC6-铁水磷含量、IC7-铁水硅含量、目标T、I9-目标C,共9个输入指标。

输出1: 碳含量动态预测耦合模型的类别标签(第1类为1,第2类为2,第3类为3)。

输出2: 温度值动态预测耦合模型的类别标签(第1类为1,第2类为2,第3类为3)。

导入40个炉次的样本数据,随机产生训练集和测试集,编号为7、8、32、39、48样本为测试集,其余35个样本为训练集。

将得到碳含量动态预测模型优选分类器和温度值动态预测模型优选分类器用于测试集,测试结果如图11和12所示,由测试结果可知碳含量和温度值动态预报模型优选分类器的分类准确率达到100%,可以在实际应用中推广。

3.4 动态预报模型测试及分析

上述研究的样本集为表3中选取的40炉次的训练样本,应用了极限学习机算法确定了40炉次的碳含量预测模型和温度值预测模型,应用交叉实验构建了样本和模型的绝对误差矩阵,并以绝对误差最小为依据将模型和样本

进行了编号类别划分,应用加权耦合的方法构建基于样本类别的动态预测耦合模型,应用支持向量机算法构建了基于样本初始条件的模型优选分类器,模型预测的精确度和分类器分类准确率均呈现了显著的优良效果。为了验证本文研究的自动炼钢过程碳含量和温度值的动态预测的实际应用效果,将剩余的10炉测试样本作为测试集,这10炉次的测试样本集均未确定其样本类别,也未确定其最佳的动态预测模型。

将10炉测试样本的初始条件作为输入,应用支持向量机分类器对其样本类别进行判定。确定的各样本碳含量预测模型类别和温度值预测模型类别,调用相应类别的动态预测耦合模型,对自动炼钢过程中的碳含量和温度值进行预测,并将预测值与实际值进行比较得到两个重要参数的动态预测平均绝对误差,结果如图13和14所示。由图13和14可知,本文构建的基于炉口火焰光谱信息的自动炼钢过程碳含量与温度动态预报系统是非常精准的,值得推广。

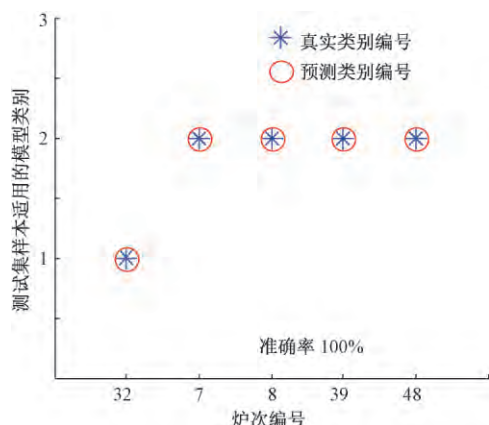


图11 碳含量动态预报模型优选结果

Fig. 11 Carbon content dynamic prediction model optimization result

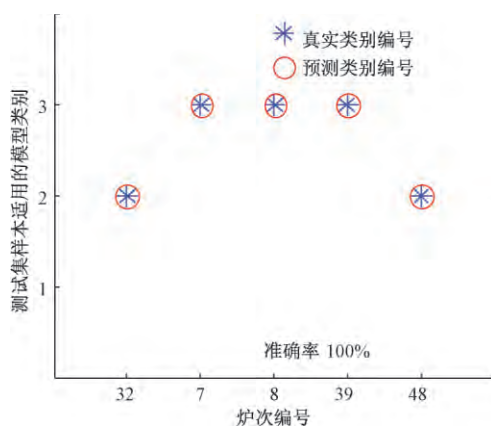


图12 温度值动态预报模型优选结果

Fig. 12 Temperature value dynamic prediction model optimization result

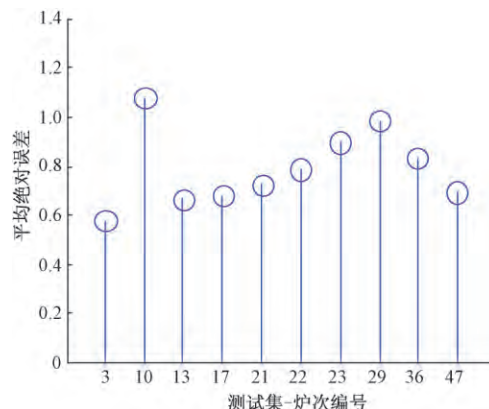


图13 碳含量动态预报平均绝对误差

Fig. 13 Carbon content dynamic prediction average absolute error

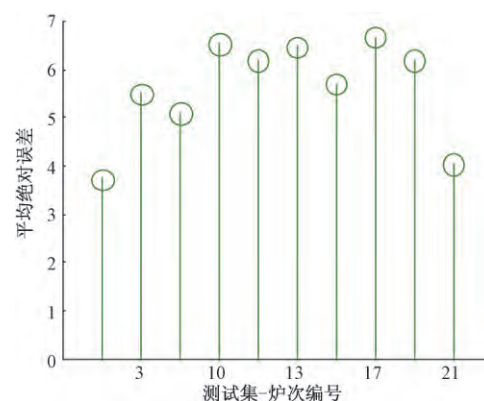


图14 温度值动态预报平均绝对误差

Fig. 14 Temperature value dynamic prediction average absolute error

4 结 论

自动炼钢过程中动态采集的炉口火焰的光谱数据特征有两类,分别是稳定特征和不稳定特征,应用分波段最小二乘拟合算法可以很好提取光谱数据的稳定特征,应用小波分析算法可以很好地提取光谱数据的不稳定特征,将稳定特征与不稳定特征进行叠加,即可完美刻画该时刻的光谱数据信息。

将光谱不稳定特征和稳定特征协同累计耗氧信息指标作为样本输入,将SM反推的过程中碳含量和温度值在时序上进行插值拟合,获取炼钢70%~100%过程中碳含量和温度值,并将过程中碳含量和温度值两个指标数据作为样本输出。应用极限学习机拟合算法,得到了基于炉次样本的高精度碳含量和温度值动态预测模型。

基于样本数据的预测平均绝对误差,借助交叉实验,

将样本数据和碳含量、温度值动态预测模型进行了类别划分,共分成了3个类别。在此基础,应用加权耦合算法,将同一类别下的所有预测模型进行误差最小耦合,得到相应类别下的普适预测模型。

自动炼钢过程中碳含量和温度值动态预测模型对冶炼初始条件有一定的依赖性,应用支持向量机算法构建了基于样本初始条件的模型优选分类器,经过分类器的仿真测试,验证了样本初始条件、模型类别和样本类别具有高度的一致性。

将本文构建样本类别分类器和基于样本类别的碳含量、温度值动态预测模型,应用于实际生产,可以有效地动态预报自动炼钢过程中碳含量和温度值,对炼钢终点的控制提供有效支持。

参考文献

- [1] WANG X F, TANG F P, LIN Y, et al. Development of novel RH degassing process with powder injection through snorkel nozzles [J]. *Ironmaking and Steelmaking*, 2014, 41(9): 694-698.
- [2] ZHU B, LIU Q, ZHAO D, et al. Effect of nozzle blockage on circulation flow rate in up snorkel during the rh degasser process [J]. *Steel Research International*, 2016, 87(2): 136-145.
- [3] ANIL K P, DASH S K. Prediction of circulation flow rate in the RH degasser using discrete phase particle modeling [J]. *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, 2009, 49(4): 495-504.
- [4] XIE S M, TAO J, CHAI T Y. BOF steelmaking endpoint control based on neural network [J]. *Control Theory and Applications*, 2003, 20(6): 903-907.
- [5] 李鹏举, 刘辉, 王彬, 等. 基于火焰动态形变特征的转炉炼钢终点判定 [J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(11): 2625-2633.
LI P J, LIU H, WANG B, et al. Endpoint determination of the basic oxygen furnace based on flame dynamic deformation characteristics [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(11): 2625-2633.
- [6] 隋越, 董明, 郑传涛, 等. 差分式中红外一氧化碳检测仪的研制 [J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10): 2282-2289.
SUI Y, DONG M, ZHENG CH T, et al. Development of a differential mid-infrared carbon monoxide detection device [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10): 2282-2289.
- [7] 王心哲, 韩敏. 基于变量选择的转炉炼钢终点预报模型 [J]. *控制与决策*, 2010, 25(10): 1589-1592.
WANG X ZH, HAN M. Variable selection based BOF endpoint prediction model [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(10): 1589-1592.
- [8] 刘美容, 曾黎, 何怡刚, 等. 基于 LMD 多尺度熵和极限学习机的模拟电路故障诊断 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(4): 530-536.
LIU M R, ZENG L, HE Y G, et al. Analog circuit fault diagnosis based on LMD multi-scale entropy and extreme learning machine [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2017, 31(4): 530-536.
- [9] XU L F, LI W S, XU S X, et al. A new spectral analysis technique used in converter steelmaking BOF endpoint control [J]. *Advanced Materials Research*, 2010, 139(141): 689-692.
- [10] HU Y, ZHENG ZH, YANG J. Application of data mining in BOF steelmaking endpoint control [J]. *Advanced Materials Research*, 2011, 402(452): 96-99.
- [11] 许刚, 雷洪波, 李惊鸿, 等. 转炉炼钢终点控制技术 [J]. *炼钢*, 2011, 27(1): 66-70.
XU G, LEI H B, LI J H, et al. End-point control techniques for converter steel-making [J]. *Steelmaking*, 2011, 27(1): 66-70.
- [12] MIN H, LIU CH. Endpoint prediction model for basic oxygen furnace steel-making based on membrane algorithm evolving extreme learning machine [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 19(1): 430-437.
- [13] WANG X N, WANG X N, HOU D X, et al. Surface crack imaging based on delayed temperature difference at symmetric points by laser spot thermography [J]. *Instrumentation*, 2014, 1(2): 30-37.
- [14] DEB P, MUKHOPADHYAY A, GHOSH A, et al. Operational experience with a mathematical model for temperature prediction in secondary steelmaking [J]. *Steel Research*, 2001, 72(5): 200-207.
- [15] 王扣准, 黄睿. 利用 EMAP 与多项式网络的高光谱影像分类 [J]. *电子测量技术*, 2016, 39(7): 100-105.
WANG K ZH, HUANG R. Hyperspectral image classification using extended multi attribute profiles and polynomial networks [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, 39(7): 100-105.
- [16] 邓勇, 于晨松. 因子分析和 ELM 在模拟电路故障诊断的应用 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(10): 1512-1519.
DENG Y, YU CH S. Application of factor analysis and ELM in analog circuit fault diagnosis [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(10): 1512-1519.
- [17] TRIKKEL A, KUUSIK R. Modeling of decomposition and sulphation of oil shale carbonates on the basis of

- natural limestone [J]. *Oil Shale*, 2003, 20(4): 491-500.
- [18] 陈雪, 周跃, 闫丰 等. 基于 LabVIEW 的紫外 ICCD 相对光谱响应测试 [J]. *国外电子测量技术*, 2014, 33(4): 68-71.
CHEN X, ZHOU Y, YAN F, et al. Measurement for relative spectral responsivity of UV ICCD based on LabVIEW [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2014, 33(4): 68-71.
- [19] 李万宏, 张洋, 王哲 等. 沙钢 45t 转炉自动炼钢系统的开发与应用 [J]. *钢铁研究*, 2016, 44(3): 38-42.
LI W H, ZHANG Y, WANG ZH, et al. Development and application of automatic steelmaking system for 45t converter in Shasteel [J]. *Research on Iron and Steel*, 2016, 2016, 44(3): 38-42.
- [20] 殷贤华, 王宁, 陈晶溪. 基于太赫兹时域光谱系统的橡胶分类识别 [J]. *国外电子测量技术*, 2016, 35(6): 19-23.
YIN X H, WANG N, CHEN J X. Rubber classification and recognition based on THz time-domain spectroscopy system [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2016, 35(6): 19-23.
- [21] 张岩, 杨友良, 马翠红 等. 基于 CCD 的转炉温度测量方法研究 [J]. *自动化与仪表*, 2014, 29(9): 70-72.
ZHANG Y, YANG Y L, MA C H, et al. Research of BOF temperature measurement method based on CCD [J]. *Automation and Instrumentation*, 2014, 29(9): 70-72.
- [22] AVERY O T, MACLEOD C M, MCCARTY M. Studies on the chemical nature of the substance inducing transformation of Pneumococcal types [J]. *Resonance*, 2007, 12(9): 83-103.
- [23] RAISHANKARA A R, PORTMANN R W. Nitrous oxide (N_2O): The dominant ozone-depleting substance emitted in the 21st century [J]. *Science*, 2009, 326(594): 123-129.
- [24] PARK J H, BEUM H T, JONFAM K A, et al. Numerical analysis on the power consumption of the PSA process for recovering CO_2 from flue gas [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2002, 41(16): 4122-4131.
- [25] SUPAP T, IDEM R, TONTIWACHWUTHIKUL P, et al. Analysis of monoethanolamine and its oxidative degradation products during CO_2 absorption from flue gases: A comparative study of GC-MS, HPLC-RID, and CE-DAD analytical techniques and possible optimum combinations [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2006, 45(8): 2437-2451.
- [26] 严良涛, 李赣平, 赵学远 等. KICR 在转炉炼钢终点温度预测中的应用 [J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(1): 153-156.
YAN L T, LI G P, ZHAO X Y, et al. Application of KICR in converter steel-making endpoint temperature prediction [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(1): 153-156.

作者简介



张彩军, 1993 年于河北理工大学获得学士学位, 分别在 1996 年和 2003 年于北京科技大学获得硕士学位和博士学位, 现为华北理工大学教授, 主要研究方向为钢中非金属夹杂物控制, 品种钢冶炼, 自动炼钢等。
E-mail: zhangcaijun@ncst.edu.cn

Zhang Caijun received his B. Sc. degree in 1993 from Hebei Polytechnic University, received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from University of Science & Technology Beijing in 1996 and 2003, respectively. Now, he is a professor in North China University of Science and Technology. His main research interest includes control of non-metallic inclusions in steel, variety steel smelting and automatic steelmaking, etc.



韩阳(通信作者), 2010 年于河北理工大学获得学士学位, 现为华北理工大学硕士研究生和助教, 主要研究方向为数值计算、钢铁大数据、智能计算等。
E-mail: hanyang_ncst@163.com

Han Yang(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei Polytechnic University in 2010. Now he is a M. Sc. candidate and teaching assistant in North China University of Science and Technology. His main research interests include Numerical computation, iron and steel big data and Intelligent computation, etc.