

# 高炉料面形状双驱动模型研究

张 森<sup>†</sup>, 李 酉, 陈先中, 尹怡欣

(北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 北京科技大学 工业过程知识自动化教育部重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 高炉料面形状是指导高炉布料决策的重要依据. 本文在已开发的新型雷达检测手段的基础上将雷达检测数据和布料机理进行融合. 首先根据牛顿运动规律计算炉料颗粒从料流调节阀至料面的运动过程, 然后根据体积约束原则建立料面形状模型, 最后通过高斯过程回归模型将机理模型和摆动雷达测量得到的料面信息融合, 建立了基于雷达数据和机理模型双驱动的高炉料面形状模型. 仿真结果表明, 本文提出的数据融合的方法在结合雷达检测数据和机理模型的基础上能够更好的拟合出高炉料面形状, 可以为高炉稳定运行, 节能减排提供可靠指导.

**关键词:** 料面形状; 高炉布料; 雷达检测; 机理模型; 高斯过程回归

**引用格式:** 张森, 李酉, 陈先中, 等. 高炉料面形状双驱动模型研究. 控制理论与应用, 2020, 37(5): 978 – 986

DOI: 10.7641/CTA.2019.90208

## Research on double-driven model of blast furnace burden profile

ZHANG Sen<sup>†</sup>, LI You, CHEN Xian-zhong, YIN Yi-xin

(School of Automation and Electrical, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;  
Key Laboratory of Knowledge Automation for Industrial Processes of Ministry of Education,  
University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The burden profile plays an essential role in the decision-making for the blast furnace burden distribution. This paper combines the radar measurement data with the mechanism analysis of burden distribution process based on the developed new radar measurement. First, according to the Newtonian mechanics, this paper calculate the law of burden particles motion from the flow control gate to the burden profile. Then, the burden profile model is established under the volume constraint principle. Finally, the Gaussian process regression model is used to fuse the mechanism-based burden profile model with the swing radar measurement data. The blast furnace burden profile model based on radar data and mechanism model is established. The simulation results show that the proposed data-fusion method has better fitness to the burden profile based on the radar measurement and mechanism model. Besides, the proposed method is helpful to the stable operation, energy conservation and emission reduction for the blast furnace.

**Key words:** burden profile; blast furnace burden distribution; radar measurement; mechanism model; Gaussian process regression

**Citation:** ZHANG Sen, LI You, CHEN Xianzhong, et al. Research on double-driven model of blast furnace burden profile. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(5): 978 – 986

## 1 引言

钢铁工业是国民经济的支柱产业,也是高排放和高耗能产业.高炉生产过程伴随着复杂的物理变化和化学反应,其建模过程仍然处于“黑箱”状态.高炉布料制度决定了炉料在高炉炉喉内的分布状况,而炉料的分布状况又会直接影响高炉煤气流的分布,炉内热交换,炉内化学反应的进行,以及高炉的煤气利用率<sup>[1]</sup>.因此,高炉料面形状建模是高炉研究的重点,是实现高炉可视化的重要基础,同时可以为高炉操作提

供可靠参考,具有重要的研究价值.目前针对高炉料面形状建模的方法主要有4种:即基于数值计算的离散单元法、基于物理运动学规律的机理建模法、比例模型实验法和人工智能方法.本文首先使用机理建模法构建炉料颗粒的运动模型,然后将机理模型和雷达检测数据融合,建立了一种新的料面形状模型.

数值计算方法是求解高炉布料过程物理模型的有效方法.近年来,离散单元法在分析大规模炉料颗粒流的运动方面收到了广泛关注.该方法于1971年由

收稿日期: 2019-04-03; 录用日期: 2019-09-27.

<sup>†</sup> 通信作者. E-mail: zhangsen@ustb.edu.cn.

本文责任编辑: 吴敏.

国家自然科学基金项目(61673056, 61671055, 61671054), 北京市自然科学基金项目(4182038, 4182039)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61673056, 61671055, 61671054) and the National Natural Science Foundation of Beijing (4182038, 4182039).

Cundall提出,是研究散料体介质颗粒动力学的主要工具<sup>[2]</sup>。随着高炉数学模型的不断完善,离散单元法能够准确反映炉料在高炉内部的运动状态<sup>[3]</sup>,在冶金行业越来越受到重视。李超等人<sup>[4]</sup>建立了串罐式无钟炉顶装料系统全模型,使用离散单元法对炉料从皮带到炉喉运动的全过程进行了数值计算,阐明了高炉装料过程中炉料颗粒的偏析规律。基于数值计算的离散单元法能够揭示炉料颗粒的运动规律,但是需要对运动,接触力模型采用一些假设,会导致料面模型不准确。

基于物理学运动规律的机理法是通过力学原理研究炉料颗粒在高炉内的运动轨迹以及炉料下落后形成的料面形状。刘云彩<sup>[5]</sup>建立了高炉布料方程,定量分析了炉料在高炉内部的分布。赵国磊等人<sup>[6]</sup>研究了并罐式炉顶对炉料在溜槽落点的影响,首次提出了炉料在半圆形溜槽的落点轨迹不是一个椭圆。朱清天等人<sup>[7]</sup>通过对不同炉料在其粒径范围内的布料半径变化及煤气对其曳力大小的讨论,正确考虑料流轨迹计算时煤气曳力的影响,为准确实现合理布料奠定了基础。杜鹏宇等人<sup>[8]</sup>针对布料操作中料流宽度计算的不足,重点考虑了炉料的受力变化对料流宽度的影响,建立了无钟炉顶布料的料流宽度数学模型。Dong等人<sup>[9]</sup>提出了不均匀的料面下降速度,能够预测高炉料面形状。机理法符合炉料颗粒的运动规律,但是高炉内部工作环境复杂,影响因素多变,很难确定炉料颗粒的具体运动轨迹,很多参数采用经验法来确定,而且机理法忽略了炉料颗粒大小不均匀和炉料颗粒碰撞对炉料运动过程的影响。

比例模型实验法是以某座实际的高炉为参照搭建一个等比例或者等容积的物理模型,模拟高炉布料的全过程。Kajiwara等人<sup>[10]</sup>利用等容积的高炉模型研究了无钟高炉布料过程,发现了高炉料面混合层的存在,并且根据实验结果建立了高炉布料仿真模型。Juan等人<sup>[11]</sup>建立了1:10的三维比例模型,研究了煤气流阻力对高炉炉料分布的影响。比例模型方法直观方便,所得数据真实,但是由于比例模型实验法是在特定的高炉结构和布料条件下进行的,因此比例模型实验法的适用性受到限制,而且耗时较长,建设模型费用高。

随着人工智能理论的发展、监督学习、无监督学习和强化学习方法得到了广泛应用<sup>[12-13]</sup>。在高炉布料过程的应用上,人工智能方法主要利用雷达、激光、机械探尺等检测手段获得料面的高度数据,通过数据驱动的方法得出高炉料面形状模型。陈先中等人<sup>[14]</sup>根据高炉的实际形状,利用6点阵列雷达的重建算法实现高炉料面虚拟3-D成像。刘德馨等人<sup>[15]</sup>对大量雷达扫描得到的料面数据进行分类,建立多模型料面模型集,并根据模型集设计布料策略实现高炉布料的闭环控制。Chen等人<sup>[16]</sup>开发设计了一种抗高温工

业内窥镜,并且提出了一种新的安装策略减少了高炉粉尘的干扰。结合内窥镜光学成像方法获得了高炉料面的实时图像。但是高炉是一个巨型的密闭反应容器,内部环境复杂,工作状况多变,雷达、内窥镜等检测设备的检测精度难以保证,单纯依靠某一种检测手段很难建立准确的高炉料面形状模型。

近年来,检测技术发展迅速,多源信息融合的方法越来越受到重视。陈致蓬等人<sup>[17]</sup>通过分析机械探尺和雷达探尺在高炉料位检测上的优缺点,建立了基于机械探尺数据的修正模型,实现了雷达探尺和机械探尺测量数据的有机融合。苗亮亮等人<sup>[18-19]</sup>同时融合了雷达高度数据,十字测温温度数据,机械探尺数据和布料机理模型数据,但是该方法需要进行多源数据的时间和空间配准同时需要将温度数据转换成高度数据,计算复杂。针对以上问题,本文结合高炉炉料运动机理模型和摆动雷达的检测数据通过高斯过程回归建立一种新的高炉料面形状模型,与传统的以一条确定的曲线来描述高炉料面形状不同,本文提出的模型在原有料线基础上,用一条概率分布的带来描述高炉料面形状,提高了整体高炉料面形状的合理性。

本文的结构如下:第2部分通过机理法研究高炉炉料的运动过程,建立高炉料面的形状模型;第3部分描述了摆动雷达的工作方式,介绍了通过摆动雷达获取高炉料面信息的方法;第4部分简要介绍了高斯过程模型,提出了基于高斯过程模型将雷达数据和机理模型融合的方法;第5部分采用真实的雷达数据,进行仿真实验,验证了模型的有效性;第6部分是文章的结论部分,总结归纳了本文的内容。

## 2 高炉料面机理建模

### 2.1 高炉料面机理建模

高炉的布料过程实质上是炉料颗粒从料流调节阀流出经布料溜槽到高炉料面的运动过程,整个过程是受力学法则支配的<sup>[5]</sup>,炉料运动过程如图1所示。整个过程分为3个阶段:炉料从料流调节阀到旋转溜槽,炉料在旋转溜槽上的运动,炉料从旋转溜槽到料面,下面将对整个过程进行力学分析,建立炉料颗粒的运动模型。

#### 步骤1 炉料出料流调节阀的速度 $v_1$ 。

料流调节阀是无钟炉顶装料系统中调节排料速度的唯一手段,起着控制高炉布料均匀合理的作用<sup>[20]</sup>。本文采用水力学的连续性方程来计算炉料出料流调节阀时的速度。

$$v_1 = \frac{Q}{\left(\pi\left(\frac{2A}{L_s} - \frac{d_0}{2}\right)^2\right)} = \frac{G}{\left(\rho\pi\left(\frac{2A}{L_s} - \frac{d_0}{2}\right)^2\right)}, \quad (1)$$

式中: $Q$ 为炉料批重流量,单位为kg/s; $G$ 为料流调节阀流量,单位为 $\text{m}^3/\text{s}$ ;  $A$ 为料流调节阀的投影面积,单

位为 $m^2$ ;  $L_s$ 为料流调节阀周长, 单位为 $m$ ;  $d_0$ 为炉料平均直径, 单位为 $m$ .

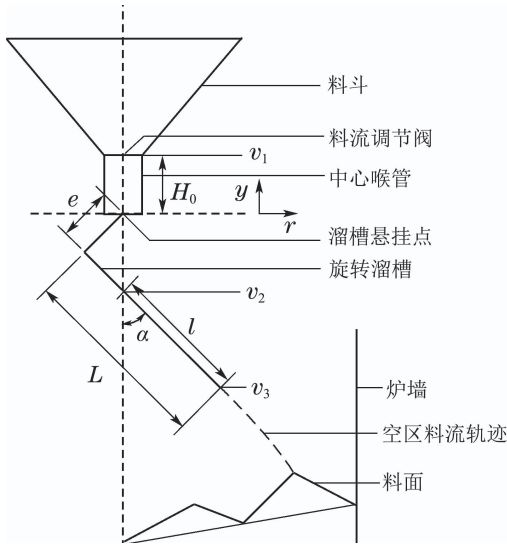


图1 炉料运动过程  
Fig. 1 Burden movement process

**步骤2** 炉料入溜槽的速度 $v_2$ .

炉料从料流调节阀流出后进入中心喉管, 在这个过程中只受重力作用, 在不考虑碰撞的情况下炉料做自由落体运动, 可以得到炉料进入旋转溜槽的速度

$$v_2 = \sqrt{(v_1^2 + 2gH)K_f} = \sqrt{(v_1^2 + 2g(H_0 + \frac{e}{\sin \alpha}))K_f} \quad (2)$$

式中:  $H$ 为料流调节阀到旋转溜槽的高度, 单位为 $m$ ;  $H_0$ 为中心喉管长度, 单位为 $m$ ;  $e$ 为溜槽倾动距, 单位为 $m$ ;  $g$ 重力加速度, 单位为 $m/s^2$ ;  $\alpha$ 为旋转溜槽倾角(旋转溜槽与竖直方向的夹角);  $K_f$ 为衰减系数, 代表炉料与旋转溜槽碰撞对炉料速度的影响.

**步骤3** 炉料出溜槽的速度 $v_3$ .

炉料在旋转溜槽上的运动较为复杂, 首先对炉料颗粒进行受力分析, 炉料颗粒所受到的力如图2所示.

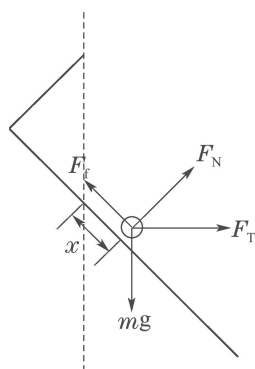


图2 炉料颗粒受力分析  
Fig. 2 Force analysis of burden particles

炉料在旋转溜槽上受到的力如下: 重力 $mg$ ; 惯性离心力 $F_T = 4\pi^2\omega^2mx \sin \alpha$ ; 溜槽对炉料的反作用力 $F_N = mg \sin \alpha - 4\pi^2\omega^2mx \sin \alpha \cos \alpha$ ; 溜槽与炉料之间的摩擦力

$$F_f = \mu(mg \sin \alpha - 4\pi^2\omega^2mx \sin \alpha \cos \alpha);$$

惯性科氏力 $F_k = 4\pi\omega vmx \sin^2 \alpha$ . 式中:  $x$ 为炉料颗粒在溜槽上的运动距离, 单位为 $m$ ;  $m$ 为炉料颗粒的质量 $kg$ ;  $\omega$ 为溜槽的旋转角速度, 单位为 $rad/min$ ;  $v$ 为炉料颗粒在旋转溜槽上的运动速度, 单位为 $m/s$ .

根据受力分析可以得到炉料颗粒沿溜槽方向所受力的总和

$$\sum F = mg \cos \alpha + F_T \sin \alpha - F_f. \quad (3)$$

根据牛顿运动定律可得

$$m \frac{dv}{dt} = \sum F = mg \cos \alpha + F_T \sin \alpha - F_f. \quad (4)$$

又因为

$$m \frac{dv}{dt} = m \frac{dv}{dx} \frac{dx}{dv} = mv \frac{dv}{dx}. \quad (5)$$

根据式(4)-(5)可得

$$mv dv = m(g(\cos \alpha - \mu \sin \alpha) + 4\pi^2\omega^2mx \sin \alpha(\sin \alpha + \mu \cos \alpha))dx. \quad (6)$$

然后对式(6)两边进行积分, 即可得炉料出溜槽的速度

$$v_3 = \sqrt{2gl(\cos \alpha - \mu \sin \alpha) + H + v_2^2}, \quad (7)$$

式中:  $H = 4\pi^2\omega^2l^2 \sin \alpha(\sin \alpha + \mu \cos \alpha)$ ,  $l = L - \frac{e}{\tan \alpha}$ 为旋转溜槽的有效长度.

**步骤4** 炉料的料流轨迹.

炉料出溜槽后, 在空区中运动受到重力和煤气流阻力的作用. 忽略煤气流阻力对炉料运动的影响, 只考虑重力的作用, 那么根据牛顿运动定律可以得出料流轨迹在以溜槽悬挂点为原点的坐标系(如图1中所示)中可以由一个二次曲线方程表示, 如式(8)所示<sup>[21]</sup>. 由于高炉的尺寸参数不同, 导致炉料颗粒出溜槽速度不同, 会使料流轨迹略有差异.

$$y = -r^2 \left( \frac{g}{2v_3^2 \sin^2 \alpha} \right) - r \left( \frac{1}{\tan \alpha} - \frac{gl}{v_3^2 \sin \alpha} \right) - \left( \frac{gl}{2v_3^2} + \frac{e}{\sin \alpha} \right). \quad (8)$$

**2.2 料面形状模型**

炉料颗粒从旋转溜槽落至料面后, 会堆积形成一定的料面形状. 描述料面形状可采用两段直线<sup>[5]</sup>、三段直线<sup>[22]</sup>、两段直线和两段二次曲线<sup>[23]</sup>等方法, 为了简洁考虑本文采取两段直线法描述料面形状. 根据颗粒物质堆积特性, 当颗粒物质从上方下落时会自由堆积成圆锥体形状. 高炉炉料也是颗粒物质, 炉料下落后在炉喉内形成堆尖, 如图3所示. 为了研究高炉的料

面形状, 首先要知道炉料在炉内的内堆角和外堆角.

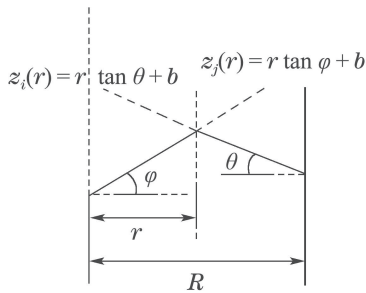


图 3 内外堆角

Fig. 3 Inner and outer pile angle

1) 内堆角  $\varphi$  的确定.

高炉料面内堆角主要受到料线深度和炉料自然堆角的影响, 本文采用内堆角

$$\tan \varphi = \tan \varphi_0 - K \frac{h'}{R}, \quad (9)$$

式中:  $h'$  为料线深度, 单位为 m;  $\varphi_0$  为炉料的自然堆角, 单位为  $^\circ$ ;  $R$  为炉喉半径, 单位为 m;  $K$  为修正系数.

2) 外堆角  $\theta$  的确定.

炉料的外堆角由于受到炉墙和炉料种类的影响, 成因复杂, 本文采用经验公式进行计算. 焦炭的外堆角  $\theta$  的计算式有

$$\theta = 73.12 - 1.97\alpha. \quad (10)$$

烧结矿的外堆角  $\theta$  的计算式有

$$\theta = 79.77 - 2.04\alpha. \quad (11)$$

根据内外堆角公式和上一节中求得的炉料落点半径可以得到基本的料面形状, 然后根据体积约束原则使得新求的料面与原始料面围成的体积  $V_c$  等于布料的体积  $V_i$  来确定新料面的高度. 主要流程如图 4 所示.

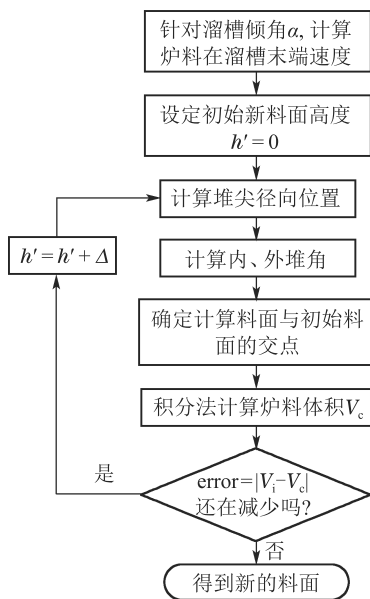


图 4 高炉料面机理建模流程

Fig. 4 Blast furnace burden profile mechanism modeling process

对于多环布料根据单环布料料面形状叠加的方法来描述其形状<sup>[20]</sup>.

3 基于雷达检测的高炉料面数据驱动模型

在高炉炼铁的过程中, 高炉料面的检测具有重要的意义. 炼铁高炉内部环境极其复杂和恶劣, 料面数据获取难度大<sup>[24]</sup>, 造成高炉生产的主观随意性, 不利于炼铁生产的优化. 精度高, 实时性好是非接触测量方法的显著优点, 因此本文选取用非接触测量方法中的机械摆动雷达测得的料面数据对料面进行研究. 摆动雷达在电机控制下摆动扫描, 得到料面径向高度, 与单点雷达相比摆动雷达安装数量少, 便于维护, 在炉顶打孔数量少, 检测到的数据更为真实.

摆动雷达系统结构如图 5 所示. 以某钢高炉实际所装机械摆动雷达为例, 雷达安装位置如图 6 所示.

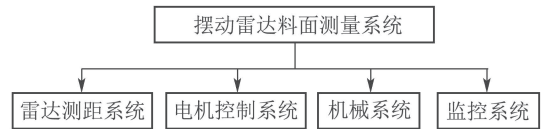


图 5 摆动雷达料面测量系统

Fig. 5 Swing radar burden profile measurement system

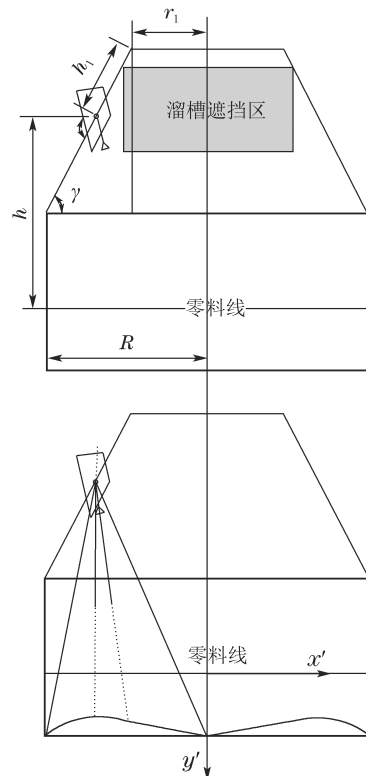


图 6 雷达安装位置及旋转角度计算模型

Fig. 6 Radar installation position and rotation angle calculation model

雷达的安装位置既要保证雷达能够实现高炉料面全覆盖, 又要减少溜槽对雷达的遮挡. 结合现场情况, 该装置安装如下: 雷达安装位置距炉顶下沿为  $h_1$ , 距

零料线高度为 $h$ , 炉喉半径为 $R$ , 炉顶倾角为 $\gamma$ , 雷达轴面与竖直方向夹角为 $7^\circ$ , 那么摆动雷达与炉心的水平距离为

$$r_2 = h_1 \times \cos \gamma + r_1. \quad (12)$$

以零料线和高炉中心轴的交点为坐标原点, 建立二维直角坐标系, 如图6中所示. 那么根据三角函数关系可以求得雷达检测点的坐标.

$$\begin{cases} x' = -(r_2 - s \sin \theta'), \\ y' = s \cos \theta' - h, \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $s$ 为雷达测量得到的直接距离, 单位为 $m$ ;  $\theta'$ 为摆动雷达的倾斜角度, 单位为 $(^\circ)$ .

某钢厂的摆动雷达的某次测量数据如表1所示, 其中雷达角度为雷达在高炉中工作时倾斜的角度, 雷达工作过程中每次倾斜的角度是工作之前设定好的; 雷达直接距离为雷达测得的料面某个点与雷达之间的直线距离; 转换后的坐标值是将雷达直接距离利用雷达角度和三角函数计算转换为二维坐标值.

表 1 转换后的坐标值

Table 1 Converted coordinate values

序号	雷达角度/ $(^\circ)$	雷达直接距离/ $m$	转换后的坐标值/ $m$	
			$x'$ 坐标	$y'$ 坐标
1	-11.43	4.31	-3.72	1.16
2	-9.35	4.32	-3.57	1.20
3	-7.22	4.42	-3.42	1.32
4	-5.04	4.45	-3.26	1.37
5	-2.81	3.87	-3.06	0.80
6	-0.55	4.41	-2.19	1.34
7	1.73	4.45	-2.73	1.38
8	4.04	3.19	-2.64	0.11
9	6.38	5.02	-2.31	1.92
10	8.71	5.19	-2.08	2.06
11	11.06	5.20	-1.87	2.04
12	13.39	5.20	-1.66	1.99
13	15.71	3.28	-1.98	0.09
14	18.00	5.99	-1.01	2.63
15	20.27	5.92	-0.81	2.49
16	22.51	6.20	-0.49	2.66
17	24.70	6.30	-0.23	2.66
18	26.84	5.92	-0.19	2.21
19	28.94	3.30	-1.27	-0.17
20	30.98	6.20	0.32	2.25

## 4 基于高斯过程的高炉料面数据融合

### 4.1 高斯过程回归模型

高斯过程回归(gaussian process regression, GPR)是使用高斯过程(gaussian process, GP)先验对数据进行回归分析的非参数概率模型<sup>[25]</sup>. 高斯过程是一系列关于连续域(时间或空间)的随机变量的联合 $\{f(x)|x \in$

$T\}$ , 并且针对每一个时间或是空间点上的随机变量都是服从高斯分布. 高斯过程由均值函数 $\mu(x)$ 和协方差函数 $k(x, x')$ 决定. 其中:

$$\begin{cases} \mu(x) = E[f(x)], \\ k(x, x') = E[(f(x) - \mu(x))(f(x') - \mu(x')))], \end{cases} \quad (14)$$

记作 $f(x) \sim GP(\mu(x), k(x, x'))$ <sup>[26-27]</sup>.

高斯过程回归在函数拟合问题上的应用可以用贝叶斯理论框架描述, 假设回归模型为

$$y = f(x) + \varepsilon, \quad (15)$$

其中:  $f(x) = x^T \omega$ ,  $x$ 是 $p$ 维的输入,  $\omega$ 是权重向量,

$$\begin{cases} x = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_p]^T, \\ \omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \cdots \ \omega_p]^T, \end{cases} \quad (16)$$

噪声 $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ . 对于满足这个模型的观测点 $D = \{(x_i, y_i)|i = 1, \dots, n\}$ , 其中 $x_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $y_i \in \mathbb{R}$ , 可以得到似然函数

$$p(y|X, \omega) = \prod_{i=1}^n p(y_i|x_i, \omega) = N(X^T \omega, \sigma_n^2 I_n). \quad (17)$$

根据贝叶斯公式,

$$p(\omega|D) = \frac{p(y|X, \omega)p(\omega)}{p(y|X)} = \frac{p(y|X, \omega)p(\omega)}{\int p(y|X, \omega)p(\omega)d\omega} \propto p(y|X, \omega)p(\omega), \quad (18)$$

可以计算出

$$p(\omega|D) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}(\omega - \mu_\omega)^T \Sigma_\omega^{-1}(\omega - \mu_\omega)\right). \quad (19)$$

说明 $p(\omega|D)$ 符合均值为 $\mu_\omega$ , 方差为 $\Sigma_\omega$ 的高斯分布.

$$p(\omega|D) \sim N(\mu_\omega, \Sigma_\omega), \quad (20)$$

其中:

$$\begin{cases} \mu_\omega = \sigma_n^{-2}(\sigma_n^{-2} X X^T + \Sigma_p^{-1})^{-1} X y, \\ \Sigma_\omega = (\sigma_n^{-2} X X^T + \Sigma_p^{-1})^{-1}. \end{cases} \quad (21)$$

利用全概率公式, 可以求得新的输入的预测分布.

$$p(y^*|z, D) = \int p(y^*|z, \omega)p(\omega|D)d\omega = N(z^T \mu_\omega, z^T \Sigma_\omega z). \quad (22)$$

考虑噪声的情况下为

$$p(y^*|z, D) = N(z^T \mu_\omega, z^T \Sigma_\omega z + \sigma_n^2 I). \quad (23)$$

此外, 高斯过程回归还可被视为对函数分布的刻画. 考虑形如式(15)的回归模型, 对于满足这个模型的观测点 $D = \{(x_i, y_i)|i = 1, \dots, n\}$ , 其中:  $x_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $y_i \in \mathbb{R}$ , 按照高斯过程的定义, 这些观测点满足一个多维高斯分布.

$$[f(x_1) \ f(x_2) \ \cdots \ f(x_n)]^T \sim N(\mu, K), \quad (24)$$

其中:  $\mu = [\mu(x_1) \ \cdots \ \mu(x_n)]^T$ ,  $K$ 为 $n \times n$ 的协方差矩阵. 为了预测新的输入 $Z = [z_1 \ \cdots \ z_m]^T$ 的分布

$y^* = f(Z)$ , 根据高斯分布的性质, 可以得到训练点和预测点的联合概率分布

$$\begin{bmatrix} y \\ y^* \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} \mu(X) \\ \mu(Z) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K(X, X) & K(Z, X)^T \\ K(Z, X) & K(Z, Z) \end{bmatrix}\right). \quad (25)$$

最后利用高斯分布的条件分布性质可以得到

$$p(y^*|Z, D) = N(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}). \quad (26)$$

考虑噪声的情况下为

$$p(y^*|Z, D) = N(\hat{\mu}, \hat{\Sigma} + \sigma_n^2 I), \quad (27)$$

其中:

$$\begin{cases} \hat{\mu} = K(X, Z)^T(K(X, X) + \sigma_n^2 I)^{-1}y, \\ \hat{\Sigma} = K(Z, Z) - K(Z, Z)^T(K(X, X) + \sigma_n^2 I)^{-1}K(X, Z). \end{cases}$$

#### 4.2 雷达数据和机理模型的融合

高炉是一个封闭的空间, 存在高温、高压、含高浓度高速煤粉和烟尘的强气流冲击的恶劣环境, 会造成雷达检测数据的传输和测量困难<sup>[28]</sup>. 单纯依靠雷达检测点数据拟合高炉料面形状精度不高, 而基于炉料运动规律的机理模型采用了一些假设, 其次由于高炉内部复杂的物理化学变化, 炉料下落时受到的煤气流阻力难以准确描述导致料线重构不准确, 基于以上两点, 本文采用高斯过程回归模型考虑机理模型对雷达数据的影响, 建立了基于雷达数据和机理模型双驱动的高炉料面形状模型.

定义一组包含 20 个高炉实际生产过程中的雷达检测数据的数据集  $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, 20\}$ , 其中  $x_i \in \mathbb{R}$ , 代表雷达检测点处高炉料面径向距离;  $y_i \in \mathbb{R}$ , 代表雷达检测点处高炉料面高度. 定义  $X = [x_1 \dots x_{20}]^T$ , 代表  $20 \times 1$  维的输入矩阵;  $y = [y_1 \dots y_{20}]^T$ , 代表  $20 \times 1$  维的输出矩阵.

**假设 1** 雷达检测数据符合高斯分布, 即

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon, \quad (28)$$

其中:  $f(x_i) \sim GP(0, K_\theta)$ , 噪声  $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ . 高炉料面形状可以认为符合高斯分布<sup>[29]</sup>, 可以使用高斯过程模型来拟合高炉料面形状. 这里将机理模型和雷达检测点数据的差值作为噪声, 协方差函数  $K_\theta$  采用应用最广的平方指数核函数

$$K_\theta(x_i, x_j) = \alpha^2 \exp\left(-\frac{1}{2l^2}(x_i - x_j)^2\right), \quad (29)$$

其中:  $\alpha$  和  $l$  是需要通过学习确定的参数, 用  $\theta$  代表这两个参数的集合. 这里采用极大似然估计的方法对  $\theta$  进行求解. 根据先验知识, 定义似然函数

$$p(y|X, \theta) = \int p(y|f, X, \theta)p(f|X, \theta)df. \quad (30)$$

利用极大似然估计使得  $p(y|X, \theta)$  最大, 即  $\max_\theta p(y|X,$

$\theta)$ . 因为  $f(x) \sim GP(0, K_\theta)$ , 那么似然函数也是符合高斯分布的, 即

$$p(y|X, \theta) = \int N(0, K_\theta)N(f, \sigma_n^2 I)df = N(0, K_\theta + \sigma_n^2 I) = N(0, \Sigma_\theta). \quad (31)$$

即

$$L(\theta) = -\ln p(y|X, \theta) = \frac{1}{2}y^T \Sigma_\theta^{-1}y + \frac{1}{2} \ln \det \Sigma_\theta + \frac{n}{2} \ln 2\pi. \quad (32)$$

因为  $L(\theta)$  是负的, 那么求解  $p(y|X, \theta)$  的最大值转变为求解  $L(\theta)$  的最小值. 接下来利用梯度下降法

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \frac{1}{2} \text{tr}(\Sigma_\theta^{-1} \frac{\partial \Sigma_\theta}{\partial \theta}) - \frac{1}{2} y^T \Sigma_\theta^{-1} \frac{\partial \Sigma_\theta}{\partial \theta} \Sigma_\theta^{-1} y. \quad (33)$$

那么可以得到梯度的表达式, 见式(34)-(35):

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_1} = \theta_1 \left| \frac{e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_1^2}}}{\theta_1^2 e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_1^2}} + \sigma_n^2 I} \right| - \frac{1}{\theta_1^3} |y^T (e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_1^2}} + \sigma_n^2 I)^{-1} y|, \quad (34)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_2} = \frac{\theta_2^2}{2} \left( \left| \frac{e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_2^2}}}{(\alpha^2 e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_2^2}} + \sigma_n^2 I)^2} \right| - |y^T \frac{e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_2^2}}}{(\alpha^2 e^{-\frac{(x_i - x_j)}{2\theta_2^2}} + \sigma_n^2 I)^2} y| \right). \quad (35)$$

根据梯度下降法, 即可得到目标函数的最优解, 从而得到协方差函数  $K_\theta$ .

定义高炉料面上的非雷达检测点数据集

$$D' = \{(z_i, y_i^*) | i = 1, \dots, n\},$$

其中:  $z_i \in \mathbb{R}$  代表非雷达检测点处高炉料面径向距离;  $y_i^* \in \mathbb{R}$ , 代表非雷达检测点处高炉料面高度. 定义  $Z = [z_1 \dots z_n]^T$ , 代表了  $20 \times 1$  维输入矩阵;  $y^* = [y_1^* \dots y_{20}^*]^T$ , 代表了  $20 \times 1$  维输出矩阵, 那么根据上一节中的推导过程可以得出非雷达检测点处高炉料面形状的概率分布函数

$$p(y^*|Z, D) = N(\hat{\mu}, \hat{\Sigma} + \sigma_n^2 I), \quad (36)$$

其中:

$$\begin{cases} \hat{\mu} = K_\theta(X, Z)^T(K_\theta(X, X) + \sigma_n^2 I)^{-1}y, \\ \hat{\Sigma} = K_\theta(Z, Z) - K_\theta(Z, Z)^T \times (K_\theta(X, X) + \sigma_n^2 I)^{-1}K_\theta(X, Z). \end{cases}$$

将该分布的均值作为高炉料面形状分布的预测值, 均值中的  $\sigma_n^2$  代表机理模型对雷达数据影响, 实现了机理模型和雷达检测数据的融合; 分布的方差作为预测值的置信度, 利用置信度构造一条概率分布的带来描述高炉料面形状.

雷达数据和机理模型的融合算法主要步骤如下:

输入: 雷达检测点数据  $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots,$

20}, 非雷达检测点  $D' = \{(z_i, y_i^*) | i = 1, \dots, n\}$ , 机理模型, 协方差函数.

输出: 高炉料面形状分布函数  $p(y^* | Z, D)$ .

**步骤 1** 计算机理模型和对应雷达检测点处的差值, 作为噪声.

**步骤 2** 构造目标函数  $L(\theta)$ .

**步骤 3** 求解梯度  $\frac{\partial L}{\partial \theta_k}$ .

**步骤 4**  $\theta_{k+1} = \theta_k - \frac{\partial L}{\partial \theta_k}$ .

**步骤 5** 如果  $\|\theta_k - \theta_{k+1}\| < \varepsilon$ , 跳转步骤6, 否则  $k = k + 1$ , 跳转步骤3.

**步骤 6** 将步骤5中求得的最优解和噪声方差代入式(36)中, 输出  $p(y^* | Z, D)$ .

高斯过程回归对于给定的输入能够得到函数的分布, 泛化能力强, 而且拟合的数据有噪声时, 高斯过程回归模型能够通过指定每个点的噪声方差, 可以鲁棒地从噪声数据中恢复出一个基本函数. 本文将与雷达检测点对应的机理模型数据与雷达检测点的差值作为高斯过程回归模型的输入, 引入布料机理对雷达检测数据的影响, 得到雷达数据和机理模型共同作用下的高炉料面形状模型.

### 5 仿真实验

#### 5.1 机理仿真实验

根据第2节中的高炉料面机理模型, 对某钢2号高炉的布料过程建立机理料面形状模型. 其布料矩阵如表2所示.

表 2 布料矩阵

溜槽倾角/(°)	39.5	37.5	35	32
布料体积/m <sup>3</sup>	4	3	3	2

首先根据第2.1节中的分析可以求得炉料出旋转溜槽的速度, 从而求得炉料在空区内的料流轨迹如图7所示. 然后利用内外堆角公式和体积约束原则, 建立基于机理的料面形状模型, 如图8所示.

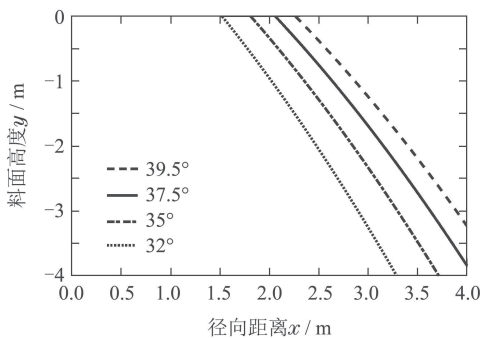


图 7 不同倾角高炉料流轨迹

Fig. 7 Blast furnace trajectory path in different inclination angles

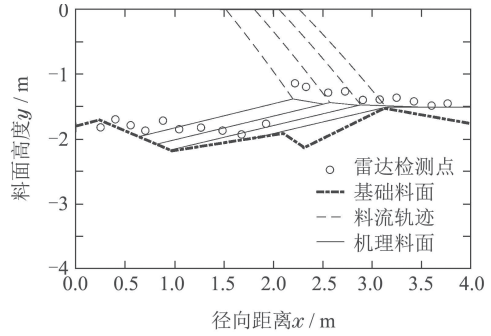


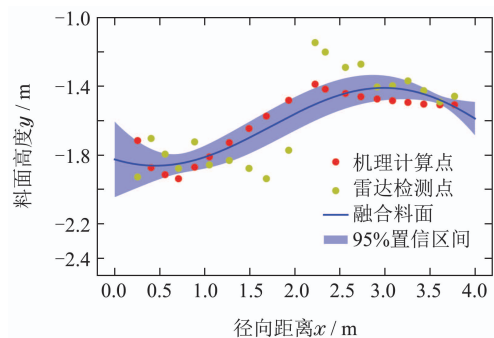
图 8 高炉料面机理建模

Fig. 8 Modeling of blast furnace burden profile mechanism

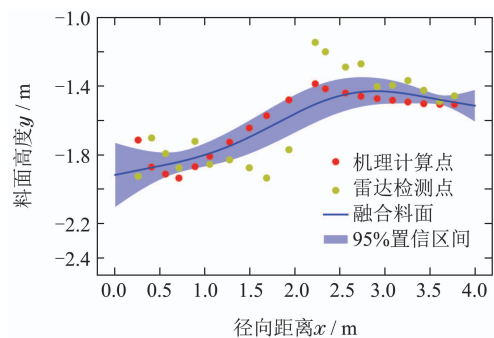
两段直线法经过许多研究人员的不断改进, 基本实现了对高炉料面形状的准确描述<sup>[30]</sup>. 使用两段直线法描述料面形状, 方法简单, 便于计算. 新旧料面围成的体积等于布料体积, 同时从图中可以看出机理料面符合雷达检测点的分布趋势, 说明了机理料面的合理性. 另外, 高炉机械探尺能够可靠的获得高炉料面高度数据, 但是机械探尺只能获得某一点的高度数据, 不能反映整体料面形状, 如何利用有限的机械探尺数据是本文下一阶段的研究目标.

#### 5.2 雷达数据和机理模型的融合仿真

采用第4节中所叙述的高斯回归模型, 利用高炉生产过程中摆动雷达的实测数据和机理模型的计算数据, 建立基于雷达数据和机理模型双驱动的高炉料面形状模型. 分别采用不同的协方差函数, 其仿真结果如图9所示. 将4个模型的拟合结果与对应的雷达检测点数据进行比较, 分别计算二者差值的均值和方差, 结果如表3所示.



(a) 平方指数函数



(b) 立方函数

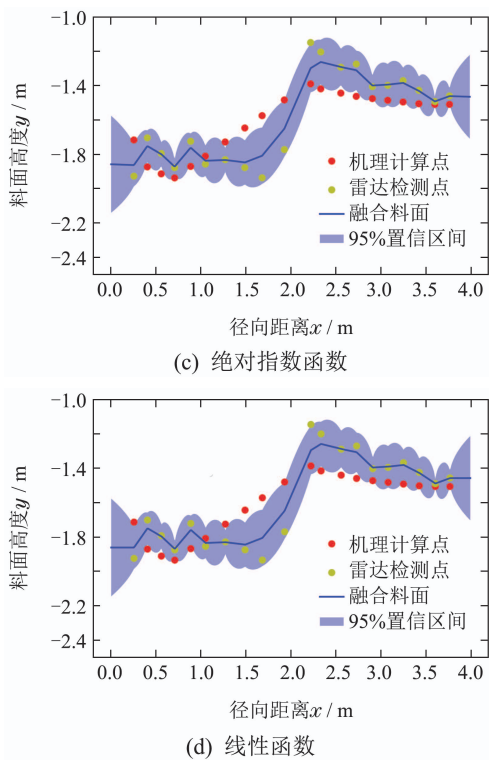


图9 不同协方差函数对融合效果的影响

Fig. 9 Influence of different covariance functions on fusion effect

表3 不同协方差函数对融合效果的影响

Table. 3 Influence of different covariance functions on fusion effect

协方差函数类别	平方指数函数	立方函数	绝对指数函数	线性函数
均值	0.015763	0.022272	-0.01585	-0.01581
方差	0.005008	0.005322	0.016354	0.016373

从图9和表3中可以看出使用平方指数函数作为协方差函数拟合曲线平滑而且方差最小. 从图9中可以看出本文提出的新的高炉料面形状模型与传统料面形状模型不同, 不是一条确定的线而是用一条概率分布的带来描述高炉料面形状, 符合机理模型和雷达数据的基本趋势, 说明高斯回归模型可以将雷达数据和机理模型有效融合, 能够更加准确的反映高炉料面形状.

与未引入机理模型作为修正的单独雷达数据相比, 如图10所示. 单独利用雷达数据进行高炉料面拟合, 检测手段单一, 易使拟合的料线形状与高炉布料实际情况不符, 与机理模型和雷达检测数据融合之后的模型相比准确性低.

与文献[18-19]中提出的基于贝叶斯的多源数据融合的方法相比, 如图11所示. 基于贝叶斯多元数据融合的方法, 首先将十字测温传感器测得的温度数据转换为料面高度数据, 然后根据机理模型计算理论料

形数据, 最后将理论料形数据, 温度数据转换后的高度数据, 机械探尺数据和雷达测量数据进行贝叶斯融合, 计算多源数据的置信距离, 剔除不支持的数据源, 最终获得单点料面高度的最佳融合值.

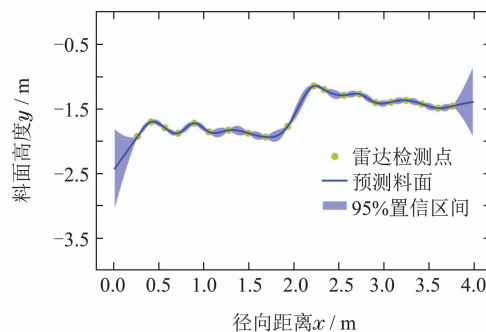


图10 单独利用雷达数据进行高炉料面拟合

Fig. 10 Using radar data alone for blast furnace burden surface fitting

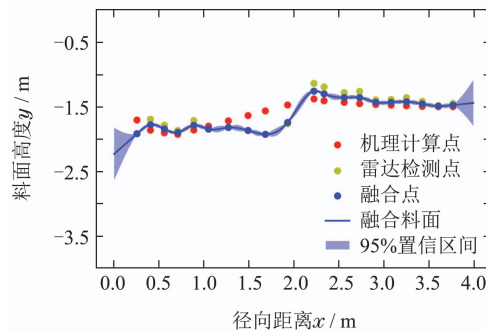


图11 基于贝叶斯的多源数据融合

Fig. 11 Bayesian-based multi-source data fusion

本文使用摆动雷达测得的料面高度数据与机理模型计算得到的料面数据进行贝叶斯融合, 使用融合后的数据进行高炉料面拟合. 由于数据源较少, 根据融合算法两种数据源在不相互支持时, 根据融合算法只能剔除其中一种数据源, 故仿真结果与单独使用雷达数据相似. 与本文提出的算法相比, 本文的算法能够很好的将机理模型和雷达检测数据融合, 证明了本文算法的有效性.

## 6 总结

本文基于高斯过程回归模型建立了基于雷达数据和机理模型双驱动的高炉料面形状模型. 首先根据高炉炉料的运动规律和体积约束原则建立高炉料面的机理模型, 然后采集雷达检测点高炉料面信息, 最后将机理模型作为雷达数据的修正, 使用高斯过程回归模型对数据进行融合. 本文在雷达检测数据的基础上引入机理模型对高炉料面形状的影响, 符合体积约束原则. 仿真结果表明, 本文提出的模型结合了雷达数据和机理模型, 用一条概率分布的带来描述高炉料面形状, 具有很好的效果, 能够反映高炉料面形状, 但是本文并没有考虑到强干扰环境下是对模型稳定性的影响, 这是接下来需要研究和接解决的问题.



## 参考文献:

- [1] YANG Y L, YIN Y X, WUNSCH D C, et al. Development of blast furnace burden distribution process modeling and control. *ISIJ International*, 2017, 57(8): 1350 – 1363.
- [2] CUNDALL P A, STRACK O D L. A discrete numerical model for granular assemblies. *Geotechnique*, 1979, 29(1): 47 – 65.
- [3] PARK J I, JUNG H J, JO M K, et al. Mathematical modeling of the burden distribution in the blast furnace shaft. *Metals and Materials International*, 2011, 17(3): 485 – 496.
- [4] LI Chao, CHENG Shusen, ZHAO Guolei, et al. Analysis of particles movement in the serial-hopper bell-less top of blast furnace with discrete element method. *The Chinese Journal of Process Engineering*, 2015, 15(1): 1 – 8.  
(李超, 程树森, 赵国磊, 等. 串罐式无钟高炉炉顶炉料运动的离散元分析. *过程工程学报*, 2015, 15(1): 1 – 8.)
- [5] LIU Y C. *The Law of Blast Furnace*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2005.
- [6] ZHAO G L, CHENG S S, XU W X, et al. Comprehensive mathematical model for particle flow and circumferential burden distribution in charging process of bell-less top blast furnace with parallel hoppers. *ISIJ International*, 2015, 55(12): 2566 – 2575.
- [7] ZHU Qingtian, CHENG Shusen, WEI Zhijiang, et al. Establishment of landing point of burden in blast furnace. *China Metallurgy*, 2006, 16(9): 24 – 26.  
(朱清天, 程树森, 魏志江, 等. 高炉炉料落点的确定. *中国冶金*, 2006, 16(9): 24 – 26.)
- [8] DU Pengyu, CHENG Shusen, HU Zurui, et al. Mathematical model of burden width in a bell-less top blast furnace and modeling experimental research. *Iron and Steel*, 2010, 45(1): 14 – 18.  
(杜鹏宇, 程树森, 胡祖瑞, 等. 高炉无钟炉顶布料流宽度数学模型及试验研究. *钢铁*, 2010, 45(1): 14 – 18.)
- [9] FU D, CHEN Y, ZHOU C Q. Mathematical modeling of blast furnace burden distribution with non-uniform descending speed. *ISIJ International*, 2012, 52(11): 2048 – 2054.
- [10] KAJIWARA Y, JIMBO T, JOKO T, et al. Investigation of bell-less charging based on full scale model experiments. *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, 1984, 24(10): 799 – 807.
- [11] JIMENEZ J, MOCHON J, FORMOSO A, et al. Burden distribution analysis by digital image processing in a scale model of a blast furnace shaft. *ISIJ International*, 2000, 40(2): 114 – 120.
- [12] YANG Y L, MODARES H, WUNSCH D C, et al. Optimal containment control of unknown heterogeneous systems with active leaders. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 27(3): 1228 – 1236.
- [13] YANG Y L, WUNSCH D C, YIN Y X. Hamiltonian-driven adaptive dynamic programming for continuous nonlinear dynamical systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(8): 1929 – 1940.
- [14] CHEN X, WEI J, XU D, et al. 3-Dimension imaging system of burden surface with 6-radars array in a blast furnace. *ISIJ International*, 2012, 52(11): 2048 – 2054.
- [15] LIU Dexin, LI Xiaoli, DING Dawei, et al. Multi-model control of blast furnace burden surface based on observed data of radars. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(10): 1277 – 1283.  
(刘德馨, 李晓理, 丁大伟, 等. 基于雷达观测数据的高炉料面多模型控制. *控制理论与应用*, 2012, 29(10): 1277 – 1283.)
- [16] CHENG Z, JIANG Z, GUI W, et al. A novel device for optical imaging of blast furnace burden surface: Parallel low-light-loss backlight high-temperature industrial endoscope. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(17): 6703 – 6717.
- [17] CHENG Zhipeng, JIANG Zhaohui. Stock line detection of blast furnace based on data fusion of mechanical gauge rod and radar gauge rod. *Nonferrous Metals Engineering & Research*, 2014, 35(4): 8 – 11.  
(陈致蓬, 蒋朝辉. 基于两种探尺数据融合的高炉料位检测方法. *有色冶金设计与研究*, 2014, 35(4): 8 – 11.)
- [18] MIAO Liangliang, CHEN Xianzhong, BAI Zhenlong, et al. Blast furnace line shape measurement fusion and compensation algorithm based on radar. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2014, 36(1): 82 – 88.  
(苗亮亮, 陈先中, 白真龙, 等. 基于雷达的高炉料线形状融合测量与补偿算法. *北京科技大学学报*, 2014, 36(1): 82 – 88.)
- [19] MIAO Liangliang, CHEN Xianzhong, HOU Qingwen, et al. Multi-source data fusion in detection of blast furnace burden surface. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(9): 2407 – 2415.  
(苗亮亮, 陈先中, 侯庆文, 等. 高炉料面检测中的多源数据融合. *光学精密工程*, 2014, 22(9): 2407 – 2415.)
- [20] ZHAO G L. *Investigations on burden flow and distribution laws and particle segregation behaviors during charging process within bell-less blast furnace*. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2016.
- [21] MITRA T, SAXEN H. Model for fast evaluation of charging programs in the blast furnace. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2014, 45(6): 2382 – 2394.
- [22] KAJIWARA Y, JIMBO T, SAKAI T. Development of a simulation model for burden distribution at blast furnace top. *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, 1983, 23(12): 1045 – 1052.
- [23] WU Min, TIAN Chao, CAO Weihua. Study and application of burden distribution model for bell-less BF. *Control Engineering of China*, 2006, 13(5): 490 – 493.  
(吴敏, 田超, 曹卫华. 无料钟高炉布料模型的研究与应用. *控制工程*, 2006, 13(5): 490 – 493.)
- [24] LI Xiaoli, LIU Dexin, ZHOU Xiang, et al. Setting value optimal control for blast furnace burden distribution. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(12): 1660 – 1668.  
(李晓理, 刘德馨, 周翔, 等. 高炉布料设定值优化控制. *控制理论与应用*, 2015, 32(12): 1660 – 1668.)
- [25] RASMUSSEN C E, WILLIAMS C K I. *Gaussian Processes for Machine Learning*. London: MIT Press, 2005.
- [26] CHEN Z. *Gaussian process regression methods and extensions for stock market prediction*. Leicestershire: University of Leicester, 2017.
- [27] WILSON A G. *Covariance kernels for fast automatic pattern discovery and extrapolation with Gaussian processes*. Cambridgeshire: University of Cambridge, 2014.
- [28] ZHAO Xiaoyue, HE Shurui, CHEN Xianzhong, et al. Machine learning algorithm of blast furnace radar in strong interference environment. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(12): 1667 – 1673.  
(赵晓月, 何书睿, 陈先中, 等. 强干扰环境下高炉雷达信号机器学习算法. *控制理论与应用*, 2016, 33(12): 1667 – 1673.)
- [29] MATSUZAKI S. Estimation of stack profile of burden at peripheral zone of blast furnace top. *ISIJ International*, 2003, 43(5): 620 – 629.
- [30] SHI P Y, FU D, ZHOU P, et al. Evaluation of stock profile models for burden distribution in blast furnace. *Ironmaking & Steelmaking*, 2015, 42(10): 756 – 762.

## 作者简介:

张森 教授, 目前研究方向为复杂系统建模与控制 and 现代大型高炉布料系统, E-mail: zhangsen@ustb.edu.cn;

李酉 硕士研究生, 目前研究方向为复杂系统建模与控制、机器学习和流程工业自动化, E-mail: g20178601@xs.ustb.edu.cn;

陈先中 教授, 目前研究方向为电磁场与微波技术、工业雷达探测与成像、工业物联网与软件开发, E-mail: cxz@ustb.edu.cn;

尹怡欣 教授, 目前研究方向为复杂系统建模与控制、人工智能和流程工业自动化, E-mail: yyx@ies.ustb.edu.cn.