基于数据驱动的（机器学习/深度学习/递归神经网络）方法的高炉异常炉况（诊断/分类方法）研究

# 选题背景

## 研究背景与意义

我国每年的钢铁产量世界第一，高炉炼铁是钢铁工业的上游工序，其能耗占了生产链总能耗的60%，生产成本也占了将近三分之一，因此，改进高炉炼铁的生产工艺、增大自动化技术在高炉炼铁过程中应用的比例，可以带来生产效益的明显提升[1]。此外，钢铁生产的规模和复杂度日益增大，而在高炉这样的高温高压情况下，保障安全生产就显得尤为重要。

高炉冶炼工艺如图 1所示，高炉是一种逆流式圆筒型反应容器。首先将一定配比的铁矿石、焦炭等原料从炉喉装入高炉，热风炉从高炉底部鼓入热风以及一定的煤粉和富氧，形成大量高温煤气，在高温高压下与下降的铁矿原料发生还原反应，生成的铁水会定期从炉缸中排出，剩下的炉渣从渣口排放，煤气从炉顶导出。

在高炉的具体冶炼过程中，物料自顶向下会经历加热、还原、熔融等状态，可以细分为块状带、软融带、滴落带、风口回旋区、渣铁收集区。平稳合理的状态区域分布有利于高炉炉况的稳定和生产安全。

高炉炉况的监控和异常炉况的诊断对高炉的高效安全生产有着十分重要的意义，是自动化技术应用于高炉炼铁领域的重要环节。高炉的炼铁过程是一个复杂的物料和能量交换过程，可以看作是一个复杂动态系统，具有非线性、大时滞、大噪声等特点[2]。高炉炉况的稳定顺行是使得高炉达到高产、优质、低耗的必要条件[3]。高炉异常炉况频发，会极大地影响生产效率和产品质量，并造成安全隐患。如果能尽早的诊断出异常炉况，就能让操作人员或是专家系统提前决策，做出针对性的调整并进行相应补救，可以降低事故的损失甚至避免事故的发生。

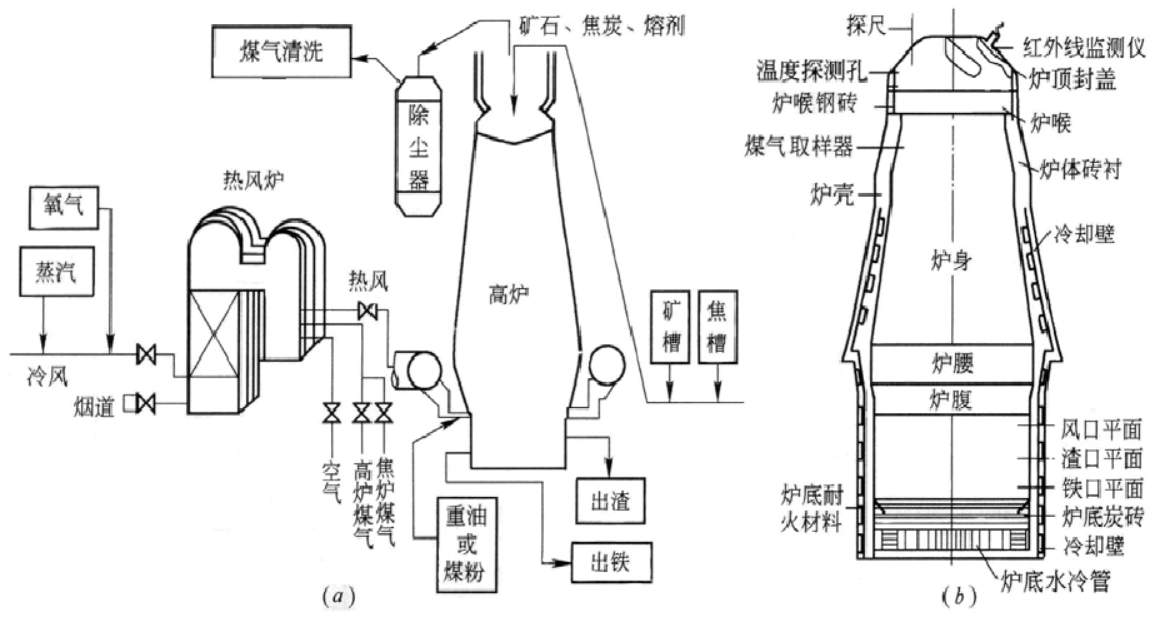


图 1 高炉炼铁工艺[4]

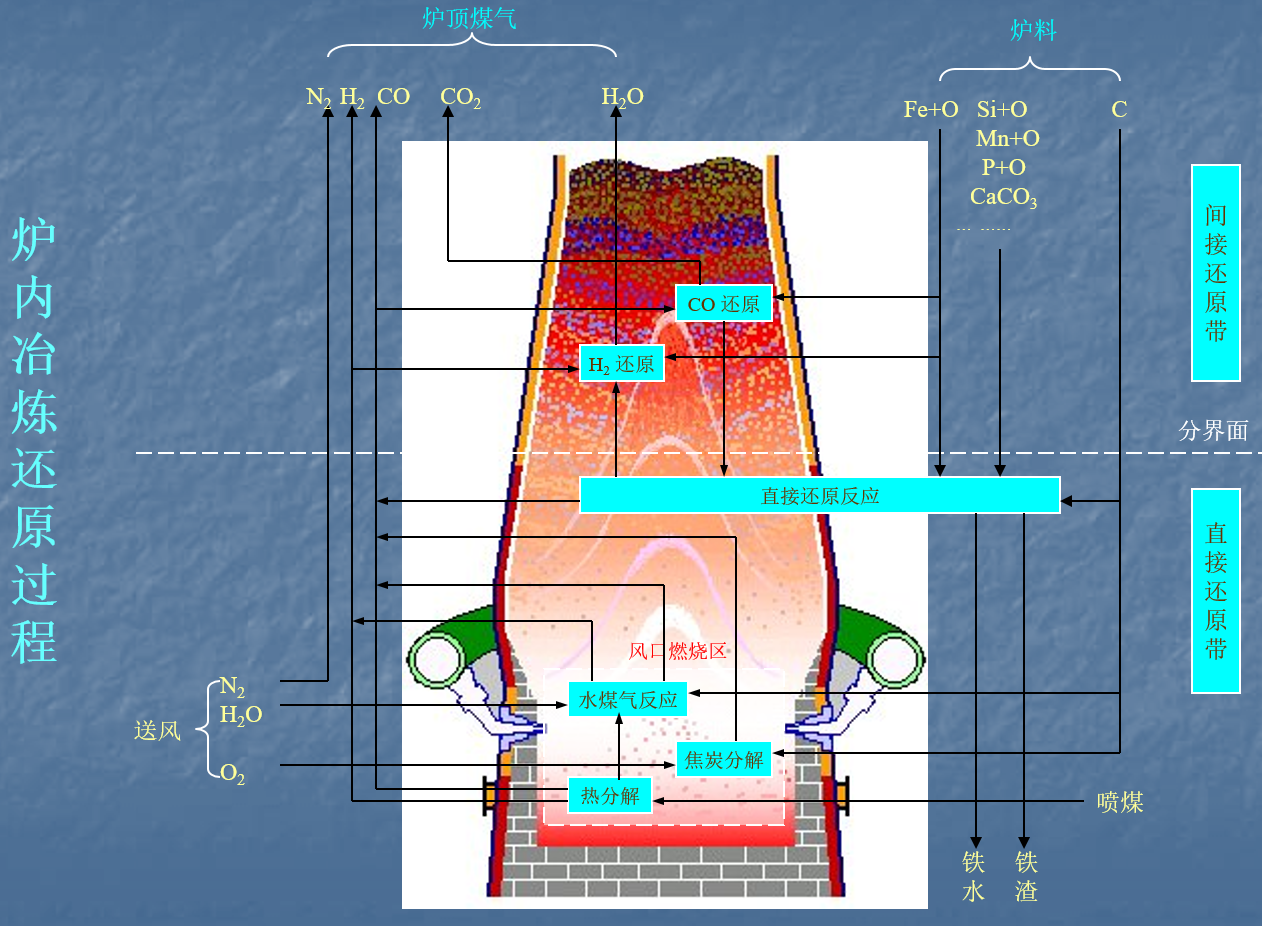
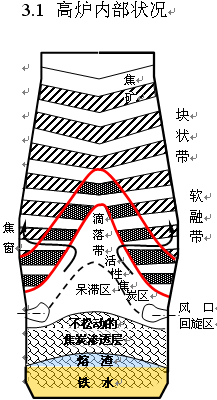
 

图 2 炉内冶炼还原过程

## 研究目的

高炉主要异常炉况有以下几种[5, 6]：

1. 悬料：当高炉内部温度过高时，炉体的透气性变差，处于下降状态的炉料和处于上升状态的边沿气流都在运动过程中发生了停滞，引起炉内风压的急剧上升，造成了一种看似是悬空的状态。
2. 管道：管道故障的发生是由于炉内各类化学反应的不平均进行造成的，同时也与物料的不平均混合和分布是密切相关的。因为这种不平均，造成了炉料下降速度的不一致，以至于炉内物料的分布很是无规则。这样的话，就会严重打乱炉内煤气的常态分布，导致资源利用上的浪费。
3. 崩料：崩料就是炉料在下降的过程中经过短暂的停歇后，瞬间垮落的现象。这依然是由于物料反应过程中各反应进程不平均进行的后果。由于各反应的速率不一致，会造成物料在炉内的分布不均，进而形成物料高低错落的分布状况，这样就很容易造成物料的塌落。
4. 炉缸堆积：炉缸堆积通常分为两类状况。第一类是中心堆积情形，第二类是边沿堆积情形。无论是哪一种状况的炉缸堆积，都是由于炉内煤气总是沿中心或者边沿部分流动造成的。
5. 炉墙结厚和结瘤：当高炉冷却壁温度不均、各个位置化学反应程度不均时，软融态的炉料在下降过程中遇冷会黏附于炉墙上，当厚度超过正常范围时就被称为炉墙结厚。如果该现象继续持续地进行，那么就会发生炉墙结瘤。

高炉冶炼过程监控主要普遍采用专家系统，但是在我国高炉厂的实际应用中发现，受到铁矿石来源复杂、质量层次不齐、高炉设定产量的变化、人工操作误差等主客观因素的影响，不同时段高炉炉况的工作点差异较大，工作点漂移现象十分常见，导致专家系统对异常炉况的命中率并不高。这也就需要我们利用其他故障诊断技术来实现高炉异常炉况的准确诊断。

在钢铁厂实际生产制造过程中，积累了丰富的历史数据，对高炉炉况变化过程有着较为全面的刻画，而其中记录的异常炉况和重大事故的数据更是为异常炉况诊断提供了真实样本，并可以对诊断方法给出客观的效果检验。

目前的高炉异常炉况的诊断主要方法有基于多元统计的方法、高炉的异常炉况的分类

基于数据驱动的分类方法

深度学习

在高炉异常炉况的分类方法中，用的较多的是SVM。

# 文献综述

## 高炉异常炉况的诊断方法综述

动态系统故障诊断方法主要包括。。。等

异常炉况的诊断可以细分为早期检测和发现异常后的故障分类两个阶段。

## 深度学习方法综述

对应于传统机器学习的浅层机器学习算法，多层架构的复杂网络的自动学习

本文主要介绍将要使用的三个技术。

## Auto-encoder

主要用于无监督学习和有监督学习的预训练。

## LSTM综述

长短型记忆(Long-Short Term Memory, LSTM)作为循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的一种，在处理时序数据时能够捕捉变量间长时间的依赖关系。LSTM的关键在于有一个可以储存随时间变化的信息的细胞(cell)，以及输入门、遗忘门、输出门分别控制着该细胞记录哪些输入信息、记录多久和何时输出细胞储存的信息[7]，这样的结构可以避免传统的循环神经网络在反向传播训练时所面临的梯度消失问题[8]。

由于长短型记忆神经元善于利用上下文信息，因此在手写字体识别和语音识别领域取得了最好效果[文献1和2]。

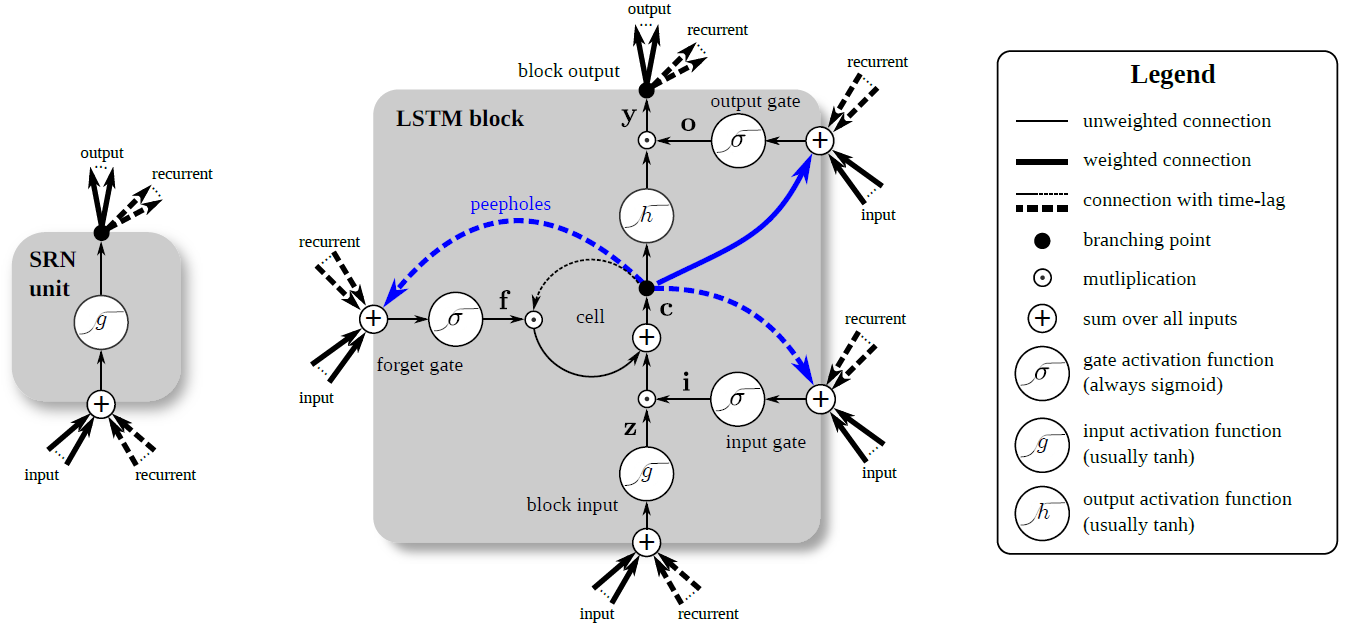


图 3 简单RNN单元与LSTM结构的对比[9]

虽然CNN在图像识别领域取得了巨大的突破，但在语音识别领域的应用效果却不太好，毕竟时间维度和数据维度的关系并不像图像上空间的两个维度那么简单。

当然，高炉异常炉况的诊断与语音识别还是有很多不同：

语音识别的一段时间序列中往往有很多不同的标签（比如一段话中有很多字词），而高炉的一段时间序列中炉况的分类则比较统一（往往只有从正常炉况到某个异常炉况的样本）

语音数据的均值和波形都比较稳定，数值准确，噪声较小，由于是一维信号，不存在延迟的问题；而高炉炉况数据中各个变量的准确度、噪声强度、相对于炉况变化的延迟时间等等都各不相同，且没有明确固定的波形变化，再加上工作点的漂移，这些都给end-to-end的训练模型方式带来了完全不同的挑战。

## SOFTMAX

# 研究内容与研究方法

一种是像语音识别领域一样，训练一种end-to-end的模型

一种是传统机器学习的套路，特征工程+模型

# 技术难点

工作点的漂移：稳态值会随着时间漂移

工况的多阶段：休风、热风炉换风

异常炉况样本稀少：炉况异常情况很少，不同类别的异常炉况就更少了，而且样本数量严重不均，还需要警惕过拟合现象。

# 研究计划

**参考文献**

[1] 曲飞，吴敏，曹卫华，等. 基于支持向量机的高炉炉况诊断方法[J]. 钢铁, 2007(10): 17-19.

[2] 李启会. 高炉冶炼过程的模糊辨识、预测及控制[D]. 浙江大学, 2005.

[3] 刘振. 基于贝叶斯网络（Bayesian Networks）方法的高炉故障诊断研究[D]. 武汉科技大学, 2015.

[4] 彭鑫. 基于稀疏矩阵的高炉故障识别研究[D]. 武汉科技大学, 2014.

[5] 张寿荣，于仲洁. 高炉失常与事故处理[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2012.

[6] 李芳. 高炉异常炉况预报专家系统研究[D]. 重庆大学, 2007.

[7] Gers F A, Schraudolph N N, Schmidhuber J. Learning precise timing with LSTM recurrent networks[J]. JOURNAL OF MACHINE LEARNING RESEARCH, 2003, 3(1): 115-143.

[8] Hochreiter S, Bengio Y, Frasconi P, et al. Gradient flow in recurrent nets: the difficulty of learning long-term dependencies[Z]. A field guide to dynamical recurrent neural networks. IEEE Press, 2001.

[9] Greff K, Srivastava R K, Koutník J. LSTM: A Search Space Odyssey[J]. arXiv preprint arXiv, 2015.

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学报 自然科学版]

当前文档包含的题录共9条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常