清 华 大 学

研究生毕业论文开题报告

题目：基于数据驱动的高炉异常炉况诊断研究

系 别：自动化系

专 业：控制科学与工程

姓 名：庞人铭

指导教师：叶 昊 教授

2015年11月9日

基于数据驱动的深度学习方法的高炉异常炉况诊断研究

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

目录

[第一章 选题背景 1](#_Toc434846829)

[1.1 研究背景与意义 1](#_Toc434846830)

[1.2 研究目的 3](#_Toc434846831)

[第二章 文献综述 5](#_Toc434846832)

[2.1 故障诊断方法综述 5](#_Toc434846834)

[2.2 深度学习方法综述 5](#_Toc434846835)

[2.2.1 Auto-encoder 5](#_Toc434846836)

[2.2.2 SOFTMAX 6](#_Toc434846837)

[2.2.3 LSTM综述 6](#_Toc434846838)

[第三章 研究内容与研究方法 7](#_Toc434846839)

[第四章 技术难点 8](#_Toc434846840)

[第五章 研究计划 8](#_Toc434846841)

# 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。

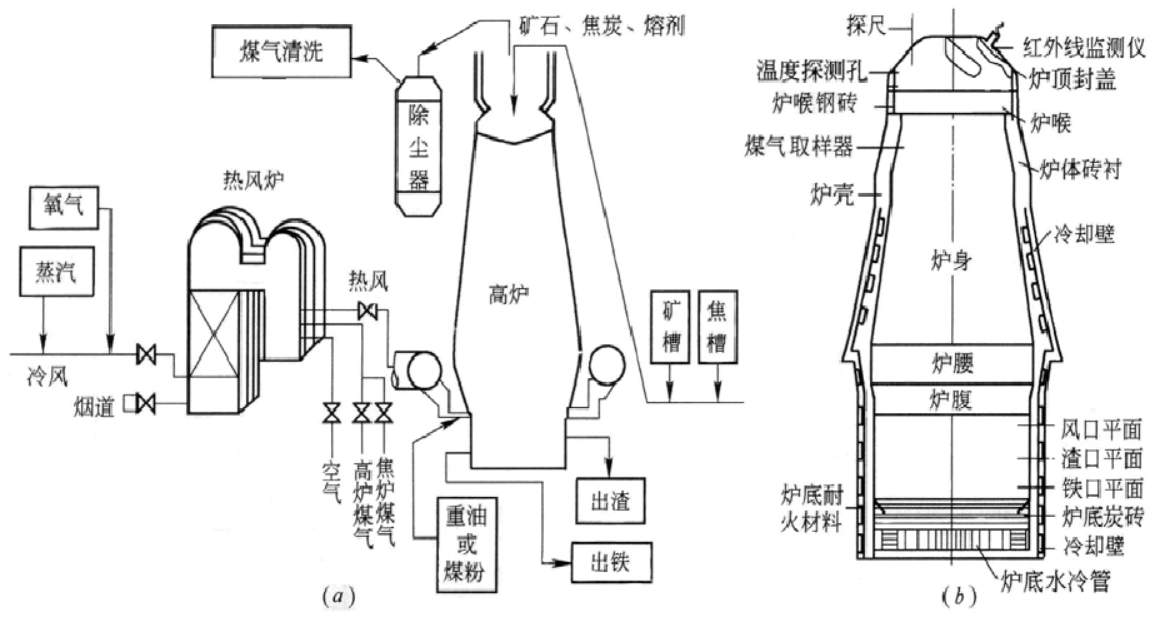


图 1 高炉炼铁工艺[4]

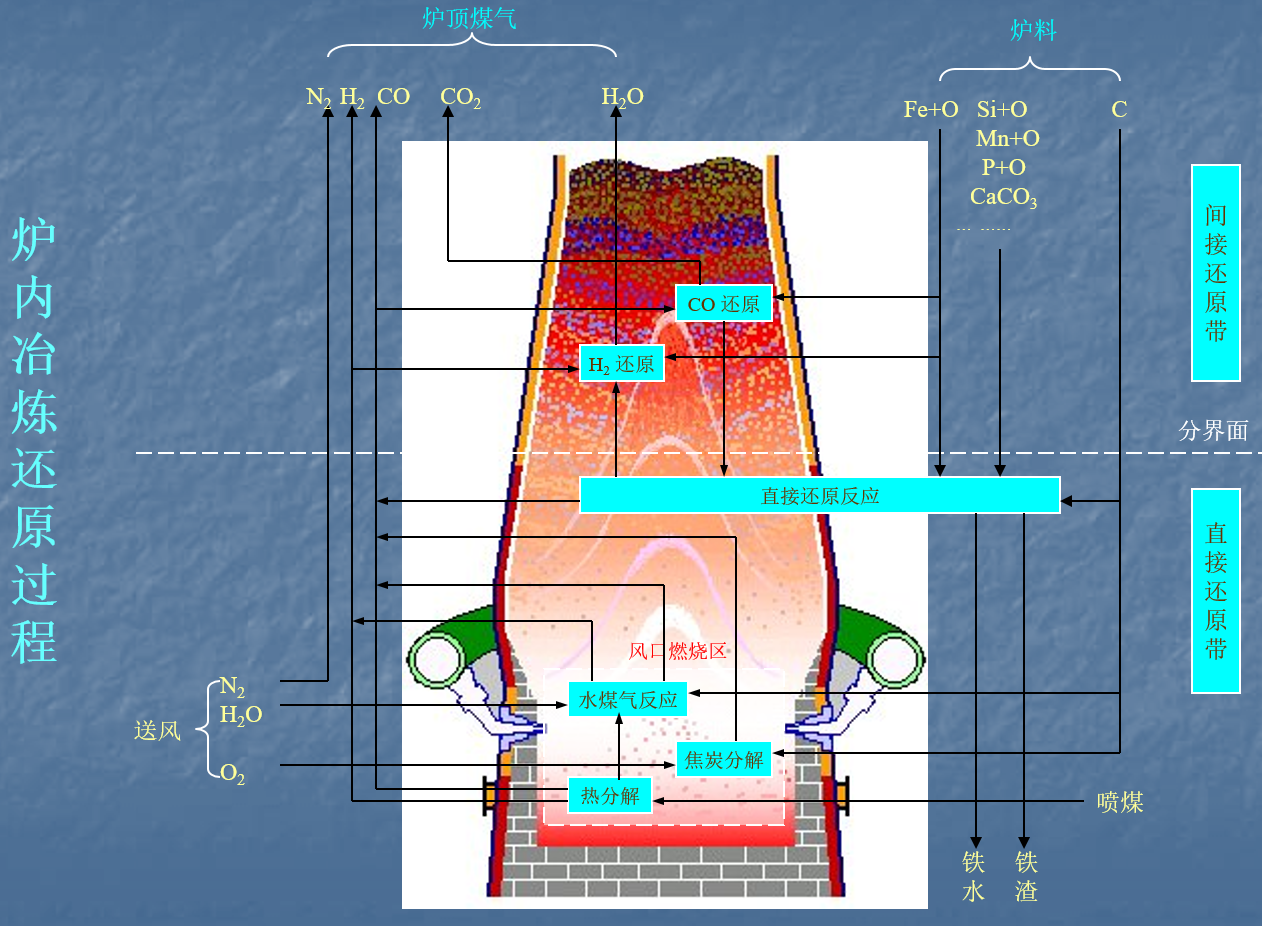
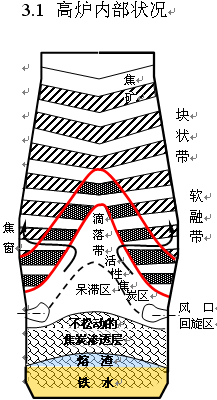
 

图 2 炉内冶炼还原过程

## 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，并可以基于现场历史数据的离线测试对诊断方法给出客观的效果检验。表 1是柳钢炼铁厂运行变量列表。

表 1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 变量 | 序号 | 变量 |
| 1 | 富氧率(%) | **2** | 透气性指数 |
| 3 | CO含量(%) | **4** | H2含量(%) |
| 5 | CO2含量(%) | **6** | 标准风速(m/s) |
| 7 | 富氧流量(m3/s) | **8** | 冷风流量(104m3/s) |
| 9 | 鼓风动能(KJ) | **10** | 炉腹煤气量(m3) |
| 11 | 炉腹煤气指数 | **12** | 理论燃烧温度(℃) |
| 13 | 顶压(KPa) | **14** | 顶压2(KPa) |
| 15 | 顶压3(KPa) | **16** | 顶压4(KPa) |
| 17 | 富氧压力(MPa) | **18** | 冷风压力(MPa) |
| 19 | 冷风压力2(MPa) | **20** | 全压茶(KPa) |
| 21 | 热风压力(MPa) | **22** | 热风压力2(MPa) |
| 23 | 实际风速(m/s) | **24** | 冷风温度(℃) |
| 25 | 热风温度(℃) | **26** | 顶温东北(℃) |
| 27 | 顶温西南(℃) | **28** | 顶温西北(℃) |
| 29 | 顶温东南(℃) | **30** | 顶温下降管(℃) |
| 31 | 阻力系数 | **32** | 本小时喷煤量(T/h) |

# 文献综述



## 故障诊断方法综述

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。

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。

## 深度学习方法综述

深度学习是一种区别于传统浅层机器学习算法，自动学习多层架构的复杂网络的特征学习方法，把原始数据通过一些简单的但是非线性的模型转变成为更高层次的、更加抽象的表达，通过足够多的转换的组合，可以学习非常复杂的函数[7]。深度学习已经被证明能够发现高维数据中的复杂结构，除了在图像识别、语音识别等领域打破了纪录，它还在另外的领域击败了其他机器学习技术，包括预测潜在的药物分子的活性、分析粒子加速器数据、重建大脑回路、预测非编码DNA突变对基因表达和疾病的影响，此外，深度学习在主题分类、情感分析、自动问答和语言翻译等自然语言理解的各项任务中也产生了非常可喜的成果[7]。

本文主要介绍将要使用的三个技术。

### Auto-encoder

自动编码器在上世纪80年代被提出，其基本思路是通过编码和解码来实现降维，实现方法是通过最小化重构误差的损失函数。当编码和解码的激活函数是线性函数时，自动编码器模型训练得到的结果是输入数据的主成分的子空间[8]；而当激活函数是非线性函数时，自动编码器能够比主成分分析检测到更多的特征[9]。

自动编码器的定义如公式所示，其中是原始输入数据，是编码输出，是解码后的重构数据，J是损失函数，最小化损失函数可以通过随机梯度下降法(Stochastic gradient descent, SGD)实现。

在深度学习中，自动编码器主要用于无监督学习和有监督学习的预训练，其目标不是降维，而是将样本非线性投影到高维空间中获得更灵活的特征表达。文献[10]通过用自动编码器逐层训练的方式初始化受限玻尔兹曼机(RBM)的神经元参数(pre-training)，再通过反向传播算法进行有监督学习(fine-tuning)，该方法可以避免深度学习网络过早陷入局部最小值的问题。

由于利用自动编码器技术将原始数据投影到高维空间来提取特征容易导致过拟合，所以衍生出了一系列正则化和约束方法来改进最初的自动编码器方法，如权重正则化、降噪自动编码器[11](denoising auto-encoders)、饱和自动编码器[12](contractive auto-encoders)。

### SOFTMAX

### 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、记录多久以及何时输出细胞储存的信息[13]，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[14]。

由于长短型记忆神经元善于利用上下文信息，并克服了长时间范围内梯度消失的问题，因此在英文手写字体识别和语音识别领域取得了最好效果[15, 16]。

一个典型的LSTM结构如图 3所示，输入序列经过LSTM神经元的处理得到输出序列y，被称为前馈过程，具体处理如下：

输入(input)

输入门(input gate)

遗忘门(forget gate)

细胞(cell)

输出门(output gate)

输出(output)

该模型的训练一般通过基于随机梯度下降法的反向传播实现。

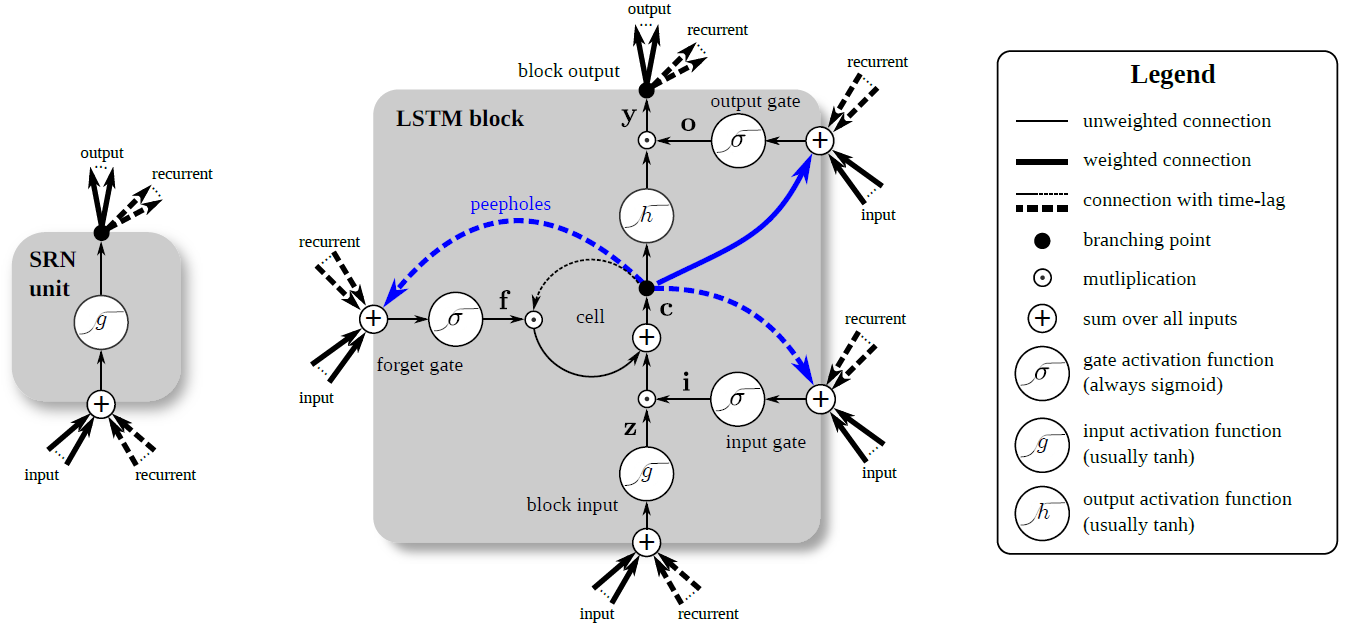


图 3 简单RNN单元与LSTM结构的对比[17]

当然，高炉异常炉况的诊断与语音识别还是有很多不同，主要有以下几点：

* 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不同的字词），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）。
* 语音信号是一维信号；而高炉是多维信号，而且信号间的相互关系比较复杂，往往存在延迟。
* 语音数据的均值和波形都比较稳定，数值准确，噪声较小；而高炉炉况数据中各个运行变量的准确度、信噪比、相对于炉况变化的延迟时间等等都各不相同，而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。

# 技术难点

## 热风炉换风扰动

高炉的热风炉主要用于加热鼓风，提升炼铁效率。

## 工作点漂移

稳态值会随着时间漂移

工况的多阶段：休风、热风炉换风

## 故障样本稀少

异常炉况样本稀少、正负样本比例严重失衡：炉况异常情况很少，细化到不同类别的异常炉况样本就更少了，导致故障样本数量严重不均，还需要警惕过拟合现象。

需要人为生成故障样本。

# 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，考虑到样本的稀少，考虑先用自动编码器预训练来提取特征，再有监督学习。

一种是传统机器学习的套路，特征工程+模型：提取对高炉工作点变化鲁棒、而对炉况变化敏感的特征。

# 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] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[8] Baldi P, Hornik K. Neural networks and principal component analysis: Learning from examples without local minima[J]. Neural networks, 1989, 2(1): 53-58.

[9] Japkowicz N, Hanson S J, Gluck M. Nonlinear autoassociation is not equivalent to PCA[J]. Neural computation, 2000, 12(3): 531-545.

[10] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. SCIENCE, 2006, 313(5786): 504-507.

[11] Vincent P, Larochelle H, Lajoie I, et al. Stacked denoising autoencoders: Learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 3371-3408.

[12] Rifai S, Vincent P, Muller X, et al. Contractive auto-encoders: Explicit invariance during feature extraction[C]. 2011.

[13] 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.

[14] 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.

[15] Graves A, Liwicki M, Fernandez S, et al. A Novel Connectionist System for Unconstrained Handwriting Recognition[J]. IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, 2009, 31(5): 855-868.

[16] Graves A, Mohamed A R, Hinton G. SPEECH RECOGNITION WITH DEEP RECURRENT NEURAL NETWORKS[M]. International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing

ICASSP, NEW YORK: IEEE, 2013, 6645-6649.

[17] 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18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