# 20150906

想法：

分离热风炉换风扰动，分别进行PCA；

从波形中提取信息，要求：假设原始信号x服从正态分布，提取出的波形信息f(x)也服从正态分布。

# 20150908

**RBM基础：**

二值分布的能量函数



连续值高斯分布



将v通过参数a/b/w压缩成h

符合统计意义的v，压缩成h后再重构会比较精确；而不符合统计意义的v，压缩成h后，其重构很可能不精确。

# 20150909

想法：估计变量概率分布密度，对输入进行非线性变换，使之符合正态分布，

可能方向：压缩感知。

想法：通过矩阵分解得到反映系统状态的特征，包括线性变换（矩阵相乘）和非线性变换（非线性回归）

# 20150914

想法：通过分析主元的时序变化曲线来预测和诊断故障。

Deep的奇淫技巧：dropout、autocode、最后一次参数改为相乘

# 20150916

想法：考虑样本在得分区间T上的动态变化过程，即考虑考察在多维空间T上的曲线变化趋势。必须要考虑时间相似性和空间相似性以及变化趋势的相似性。

想法：由于变量值会随时间产生漂移，每次对当前输入u(t)减去前m时刻的输入均值（更多的考虑其变化，而不是状态）。

想法：既然分布只是发生了漂移，那把之前的估计的分布加上漂移的位移不就行啦？

# 20150918

如何分清一个变量随时间的变化是因为工作点发生了变化还是因为该变量本身就不稳定。

# 20150920

目标：跟踪高炉的动态变化过程

设：

训练集D1，测试集D2

两个数据集的均值和标准差分别为：m1、m2、s1、s2

D1经过PCA得到P1，T1

D2经过PCA得到P2，T2

即：

假设（待验证）：在无故障状态下，尽管高炉的工作的发生了迁移（m1/s1与m2/s2不等），但T1和T2同分布。

用训练集的P1计算：

则有：

的绝对值如下图所示



目标：跟踪统计量T的独立性

# 20150921

想法：

多PCA模型：

进行迭代PCA时，对于每个样本点x，若对于每个PCA模型的T方统计量或者SPE都超过了阈值，则新建一个PCA 模型；否则，选择SPE最小的PCA模型加入该样本点。

维护的模型样本点数为50~20000个

想法：

对数据进行类PCA的autoencoder，当一个节点的输出大于阈值时，则对其进行分裂。

模仿CNN里面的卷积，对时间序列进行卷积，最后池化。

# 20150922

通过小实验证明了改写的rbm的准确性，但是参数的调整对结果的影响较大，特别是隐层神经元的个数。

# 20150923

终于把sparse autoencoder改对了，程序在求梯度时w2忘了更新；

问题：

高炉的状态漂移比较严重（收到矿物种类、设定产量等影响）

富氧量等指标受到人工操作，与其他传感器变量不同。

# 20150925

经过一系列测试检验了模型性能，下一步用于正常状态的高炉

# 20151013

想法：将高炉的输入看做图像，用于cnn；为了避免工作点随时间的漂移，考虑先进行sfa，再作为cnn的输入。

想法：用dnn来做高炉的stage分段。

# 20151016

解决工作点漂移的必然可行性：

将工作点的漂移可以类比为图像的明暗变化，从而必然可以用cnn得到较好的压缩和诊断效果。

# 20151017

设计cnn结构：

输入大小：720\*26

卷积层：26\*26

池化层：10\*1

# 20151018

受到手写字体识别文献的启发，认识到故障的检测和分离也有同样的区别：

故障检测更倾向于估计输入的概率分布，根据概率分布来判断是否发生了故障；而故障分离则不需要知道输入的分布，而是需要给出不同输入下输出的概率分布。

印象里有篇论文讲到：如果数据集足够大，有监督的深度学习是不需要autoencoder作为pretraining也同样可以自动学习特征的，并避免陷入局部最优解。但是，在故障诊断领域，要提供足够多的故障样本是显然不可能的，因此使用autoencoder的pretraining就很重要。此外，由于样本不足，也容易导致过拟合，因此dropout、denoise等抑制过拟合的方法也是必须的。

# 20151024

三种思路：

1. 用正常数据建模，检验故障数据在该模型上的输出和重构误差。该模型对
2. 用正常数据和故障数据分别建模，考察不同类别数据在不同模型上的表现。
3. 用所有数据统一建模，考察不同类别数据在该模型上的输出和重构误差。

所以，首先得建立两种数据集：

1. 全部数据，可能不能一次性读取，只能分成文件储存在一个文件夹中
2. 按故障类别分的数据，储存在不同的文件夹中

只取输出量：2:5,11:15,22:26

考虑提取的特征：

最近一段时间内的均值、标准差

最近0~L、0~2L、……时间内的导数的均值、标准差

# 20151026

考虑最近的0~L、0~2L、0~4L、0~8L内的直线拟合和曲线拟合，用拟合参数和拟合误差作为特征。

想法：

以最近一段时间内的变量均值为输入，主成分分析的P为输出，训练dnn

或者输入对输出拟合。

# 20151029

想法：

有监督学习时，对于故障发生前的样本，距离发生故障越近的标签越接近于1

开题答辩：

故障样本稀少，无监督学习（自编码）的重要性

dnn：

auto-encoder：denoise、contractive

结构LSTM、RNN、CNN

信号的前期处理和特征工程：

PCA：Multy-model or multy-staged PCA

SFA：

# 20151106

LSTM的用法：直接给数据打标签，然后BP；2、将高炉的下一步输出作为标签，训练网络参数（pre-training），再将标签改为故障类别，并加上softmax层。

# 20151111

LSTM在语音识别领域的成功应用证明了其对时序数据的建模能力，其使用方法和建模过程都对LSTM在过程工业故障诊断领域的应用很有参考价值，但在进行具体的高炉异常炉况的诊断时，与语音识别还是有一些不同，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标签序列）。
* 语音信号的样本远远多于异常炉况的样本，异常炉况的训练时需要更加注意避免过拟合，这就限制了对异常炉况建模的模型复杂度。
* 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，往往存在较大的误差和时延。
* 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、相对于炉况变化的时延等等都各不相同，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。

综上所述，在研究基于深度学习的大型高炉异常炉况诊断时，既可以参考语音识别领域的诸多技术和优化方法，又需要针对过程工业和高炉的特点进行相应的调整和技术创新。

# 2015.11.15

熟练使用caffe、Theano、torch等编程框架。

# 2015.11.16

训练下一步的输入作为当前的目标值后（无监督学习），用该模型的cell作为异常炉况的特征来训练新的模型（有监督学习）

# 2015.11.23

想法1：

输出：下一时刻输出，或者下一段时间的输出分布，比如均值、方差、主方向等。

在lstm中用下一时刻的值作为目标值训练lstm，用该网络的隐层输出作为下一个网络的输入。则预测过程相当于该网络的pretraining。或者将下一时刻的输出和当前的炉况状态同时作为拟合目标，使得网络知道学习高炉的运行原理，同时又知道关注点。

想法2：

卷积层+卷积层+全连接层+tanh层：预测下一步

+全连接层+softmax：分类

# 2015.11.27

通过其他变量来预测顶温顶压是不现实的，因为其明显受到填料的影响（约每小时8批料）以及炉况的变化的影响。更现实的办法是预测整体工作点的变化，当然，首先需要确认LSTM具有拟合时间曲线的能力，可以通过简单的实现来检测。

# 2015.12.06

参考word2vec模型，形成autoencoder+lstm的autoencoder+softmax的方案：

100🡪10🡪lstm🡪softmax

同时拟合最近一段时间、预测将来一段时间内的值、并分类。

# 2015.12.12

数据清洗流程：

设置阈值，得到不稳定炉况所在时间，按日期分组，取炉况不稳定时长大于1000s的日期作为疑似异常炉况日期，最后将相邻的日期合并，并储存。

--高炉7

select dateStr,num from

(

select dateStr,count(\*) as num

from

(

SELECT CONVERT(varchar(100), [时间], 23) as dateStr

FROM [GL7].[dbo].[ZCS7]

where (热风压力<0.34

or 冷风流量<20

or 顶温东北>350

or 富氧流量<5000

)

and 时间>'2014-01-25'

) A

group by dateStr

) B

where num>100

order by dateStr

--高炉6

select dateStr,num from

(

select dateStr,count(\*) as num

from

(

SELECT CONVERT(varchar(100), [时间], 23) as dateStr

FROM [GL6].[dbo].[ZCS6]

where 热风压力<0.28

or 冷风流量<15

or 顶温东北>400

or 富氧流量<5000

) A

group by dateStr

) B

where num>100

order by dateStr

# 2015.12.23

目前的两条明路：

1. Lstm一条路走到黑：换成condition decode and predict，预测值考虑换成对导数（变化量）的预测，只对一维数据进行处理。如果速度不行，就只能寄希望于torch了
2. 特征提取：最近一段时刻的最大最小值，方差，导数的方差，
3. 将每个时刻的数据生成auto-encoder的输出，如果误差足够大了，就继续SGD微调参数，用参数的变化来代表炉况的变化。

# 2015.12.28

1、对一段波形进行auto encoder

# 2016.01.30

开始尝试cnn：

用一段时间的高炉数据预测下一时刻的方差、均值、中位数、分位数、铁水产量等。

通过训练网络提取的特征来分析高炉状态（或者直接预测铁水含量来确定炉况）。

# 2016.01.30

动机：

* 训练集的选取很难确定，往往需要人工干预，且随着系统状态的漂移，很难选择切换训练集的时机。切换不够及时容易造成误报，切换过于频繁容易造成漏报。
* 如果模型迭代的方法，会导致统计量有较大的来自模型变动产生的噪声，且需要保留正常样本和跟随系统漂移的权衡。
* 过程噪声导致样本成特定的概率密度分布，需要针对性的设计过滤过程噪声的算法或者设计评判当前状态是否超限的策略。

优势：

* 充分利用所有历史炉况数据
* 更好的鲁棒性，因为利用了一段时间的采样点，而不是只看一个
* 不需用规则或者算法专门过滤热风炉换炉、铁矿石或焦炭进料等造成的过程噪声。由于模型只对多变量的变化方向敏感，而忽略了具体投影大小，所以不怕过程噪声的干扰。而当变量变化幅度剧烈时，不再能近似成线性系统，因此求得的方向应该也会发生变化。

改进方向：

* 将载荷矩阵聚类，提取出最多的几类，作为训练集（从类别上精简）
* 过滤掉换炉扰动（从数据上精简）、中值滤波
* 不只看均值方差，还看具体概率密度分布（参数估计）
* 用来做分类，根据载荷矩阵的相似度
* 将一个测试集样本在所有pca模型上计算t2和spe，看其分布。
* 根据一段时间内的相似度矩阵变化程度判断炉况。（基于图像？）

方法：

训练集：建立时间窗口长度为24小时、步长为1小时的PCA模型，保证足够平稳，又要反映出系统所有的动态特性。

测试集：建立时间窗口长度为5小时（比训练集短，以充分跟随系统工作点和动态特性）、步长尽量小（目前内存和计算时间允许情况下，取10分钟）的数据建立PCA模型。

通过计算测试集负荷矩阵集合{P\_train}与测试集负荷矩阵P\_test的相似度，求平均值和方差（或者概率密度分布）作为统计量。

通过计算测试集负荷矩阵集合{P\_train}与所有训练集负荷矩阵的相似度，求平均值和方差作为统计量

发现：

晚上的平均相似度普遍低于白天，原因应该是白天的炉况比较稳定，所以互相之间相似度较高；晚上的炉况较为不稳定，所以互相之间都不太相似，跟白天炉况就更不相似了。

MSI