# 分类算法总结

## k近邻算法

### 原理

近朱者赤近墨者黑，如果一个待分类样本在特征空间的k个最相似（即特征空间中K近邻）的样本中的大多数属于某一个类别，则这样本也属于这个类别

### 输入

**数据集**：样本中数据集中每个样本是有标签的

**样本间距离的计算方法**：欧式距离、余弦距离、汉明距离、曼哈顿距离

**K值得选取：**K值太大，分类偏差大（极端方法，K值是所有样本数）

K值太小，方差大容易过拟合

K值一般在3~10之间，或者是k等于训练数据的平方根

### 输出

预测样本的分类结果

### 优点

1、简单，易于理解，易于实现，无需参数估计，无需训练

2、对异常值不敏感（个别噪音数据对结果的影响不是很大）

3、适合对稀有事件进行分类

4、适合于多分类问题（对象具有多个类别标签），KNN要比SVM表现要好

### 缺点

1、对测试样本分类时的计算量大，内存开销大（需要保存全部的数据集），因为对每一个待分类的文本都要计算它到全体已知样本的距离，才能求得它的K个最近邻点（耗时）。

2、可解释性差，无法告诉你哪个变量更加重要，无法给出决策树那样的规则/

3、K值得选择：样本不均衡时，容易偏向样本中类别多的那个类别/

4、KNN是一种消极学习方法、懒惰算法

**积极学习法**：先根据训练集构造出分类模型，根据分类模型对测试集分类。

**消极学习法**（基于实例的学习法）：推迟建模，当给定训练元组时，简单地存储训练数据，一直等到给定一个测试样本。

### 性能问题

使用KNN，可以很容易的构造模型，但在对待分类样本进行分类时，为了获得K近邻，必须采用暴力搜素的方式，扫描全部训练样本并计算其与待分类样本之间的距离，系统开销很大

### 应用KNN常见的问题

K值设定

**经验规则：k一般低于训练样本数的平方根**

类别如何判定最合适？

投票法没有考虑近邻的距离的远近，距离更近的近邻也许更应该决定最终的分类，所以加权投票法更恰当一些。

如何选择合适的距离衡量？

高维度对距离衡量的影响：众所周知当变量数越多，欧式距离的区分能力就越差

训练样本是否要一视同仁？

在训练集中，有些样本可能是更值得依赖的。 可以给不同的样本施加不同的权重，加强依赖样本的权重，降低不可信赖样本的影响

### KNN算法的应用领域

推荐系统、字符识别、文本分类、图像识别、改进约会网站、手写识别系统、电影分类

### 代码

dataSetSize = dataSet.shape[0]

a = array([4,3])

diffMat = tile(intX,(dataSetSize,1))-dataSet

sqDiffMat = diffMat \*\*2

sqDistances = sqDiffMat.sum(axis=1)

distances = sqDistances\*\*0.5

sortedDistIndicies = distances.argsort()

classCount={}

for i in range(k):

voteIlabel = labels[sortedDistIndicies[i]]

classCount[voteIlabel]=classCount.get(voteIlabel,0) + 1

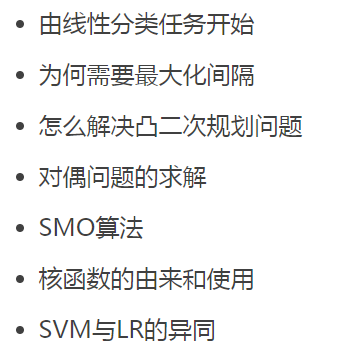
print classCount

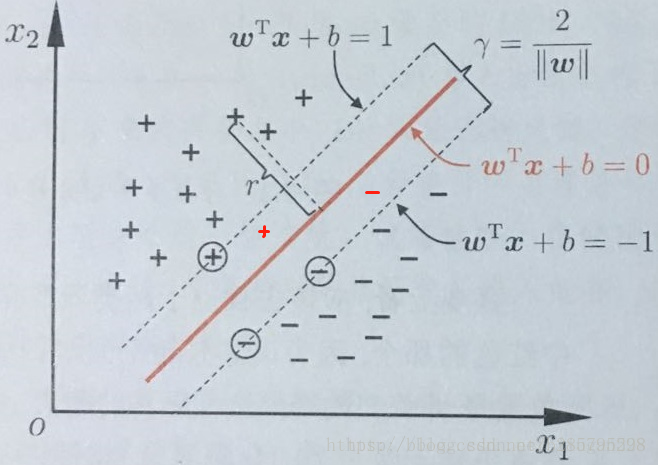
sortedClassCount = sorted(classCount.iteritems(),key = operator.itemgetter(1),reverse =True)

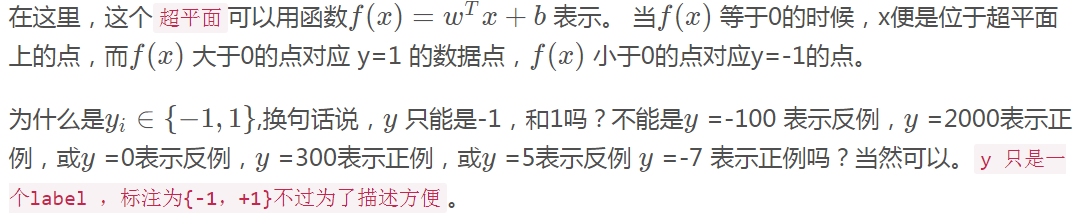
return sortedClassCount[0][0]

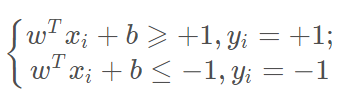
## 支持向量机

### 原理



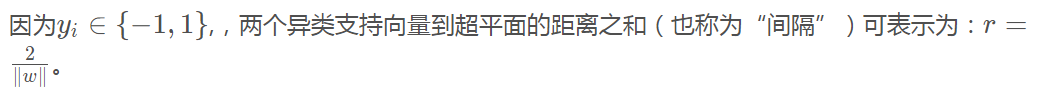


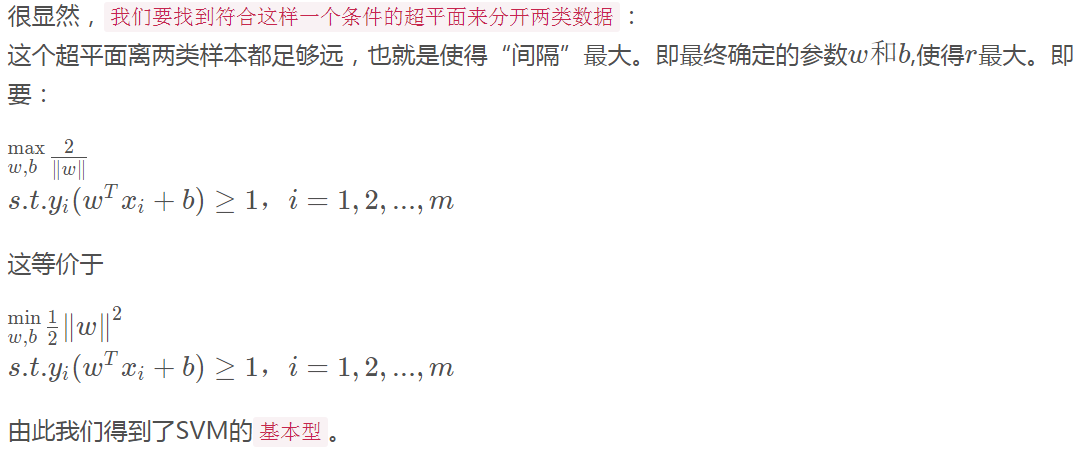


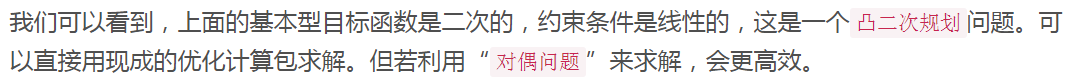


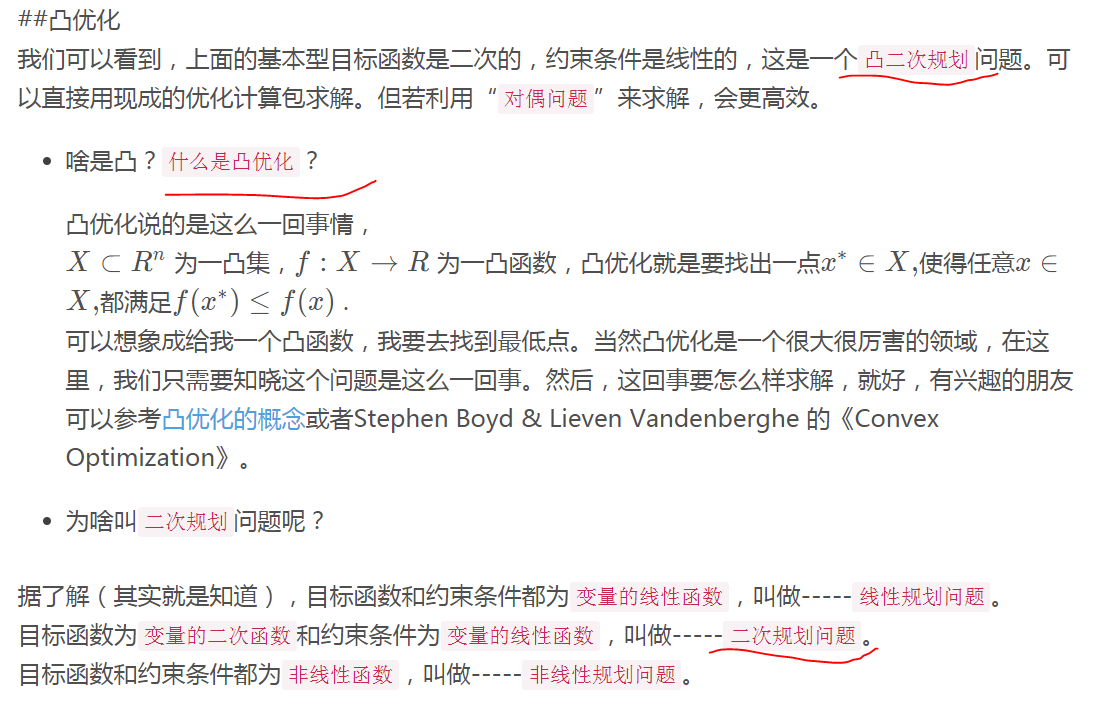
点到直线的距离为：

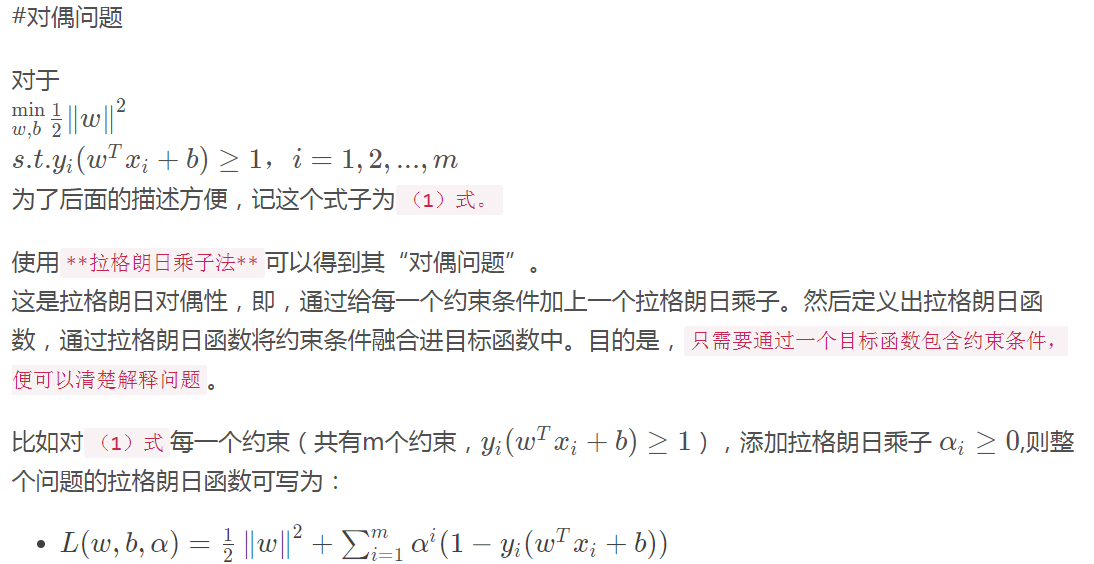


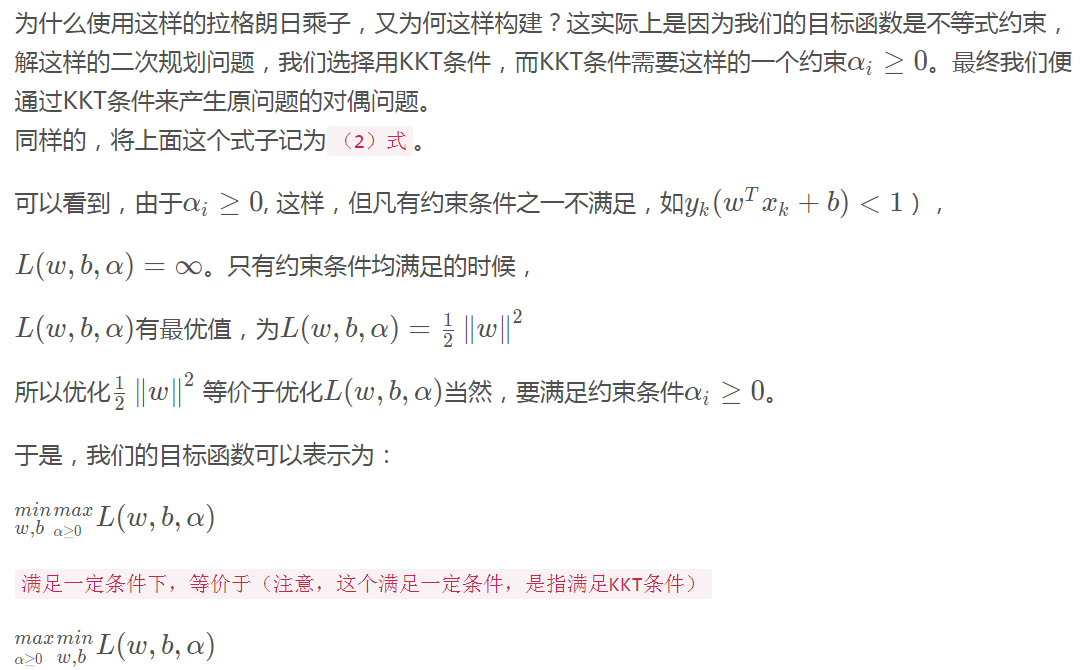


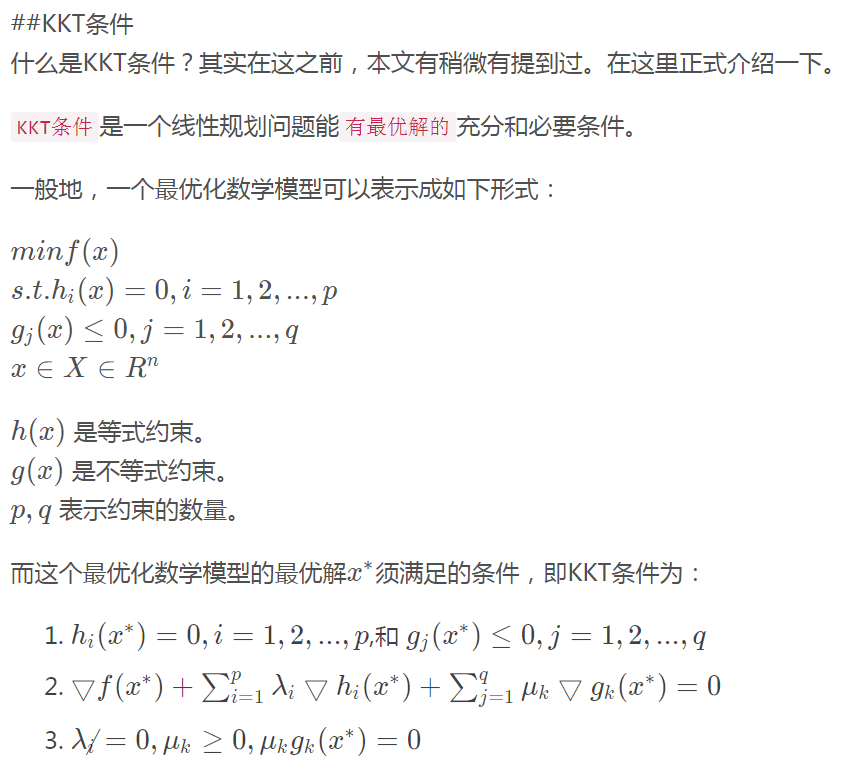


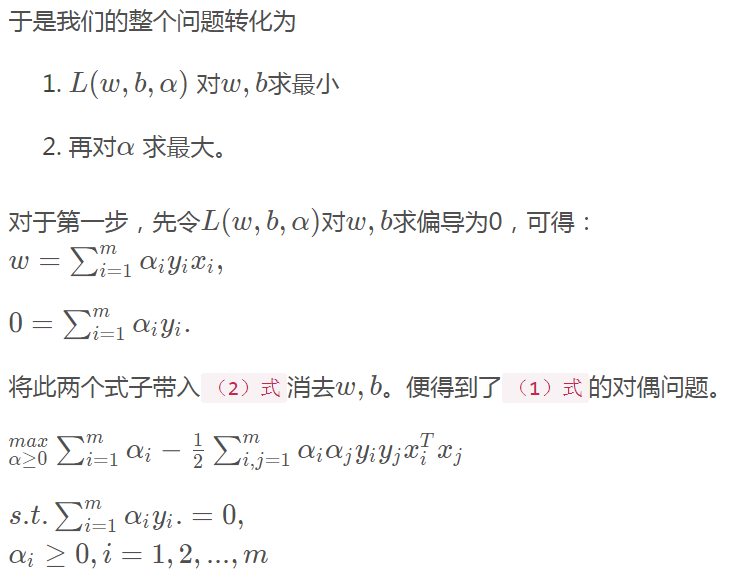


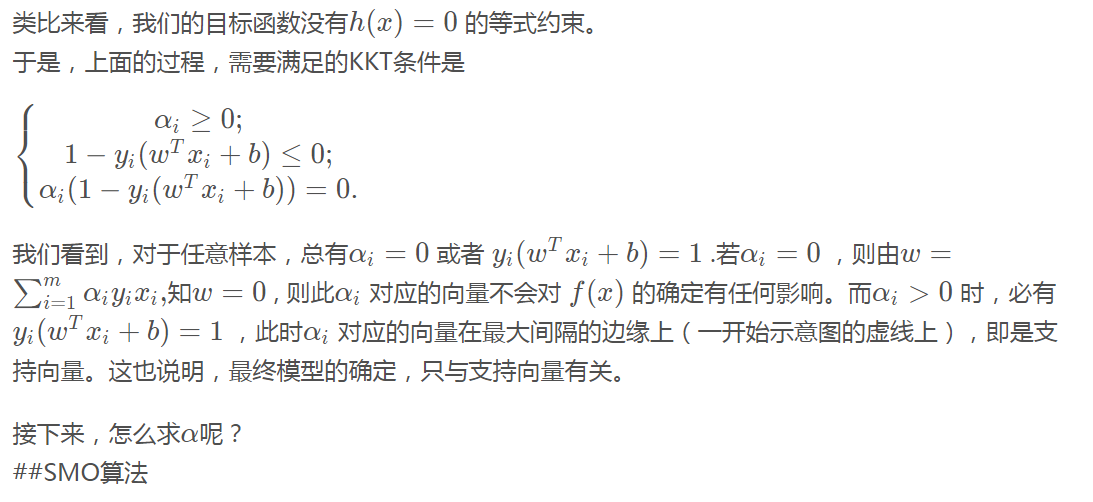








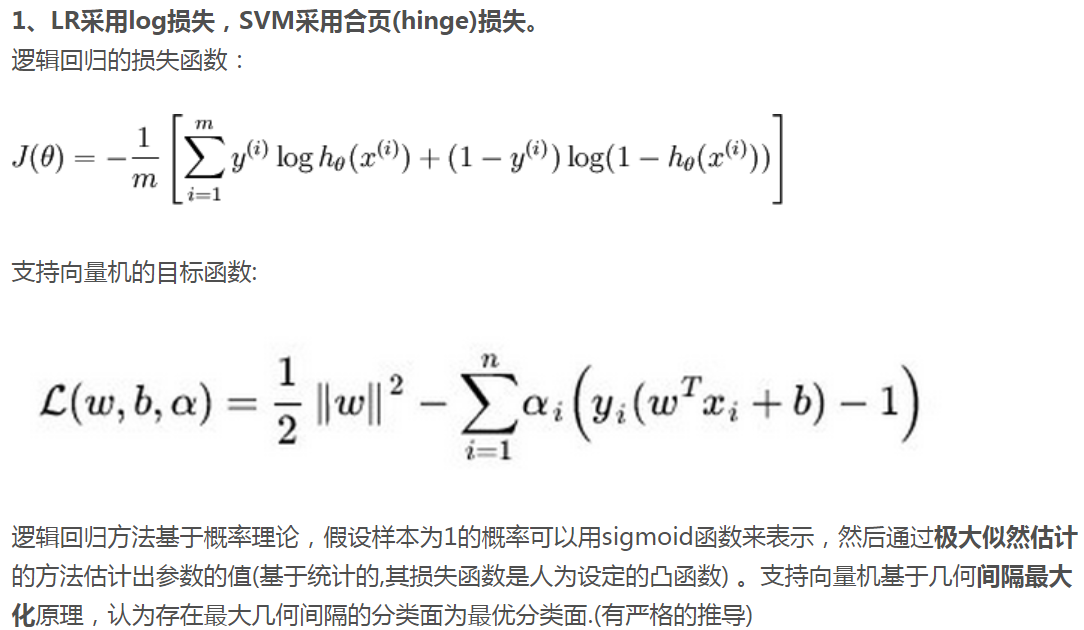




<https://blog.csdn.net/b285795298/article/details/81977271>

### 损失函数

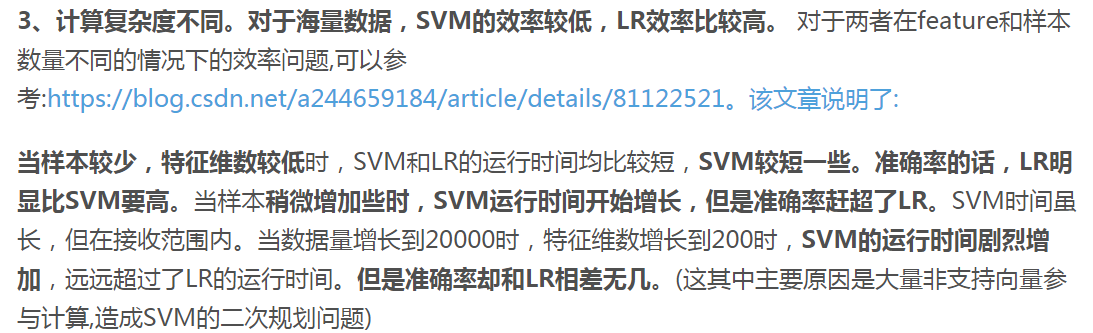
### SVM与LR的不同点

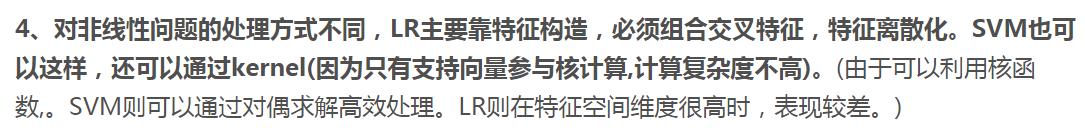


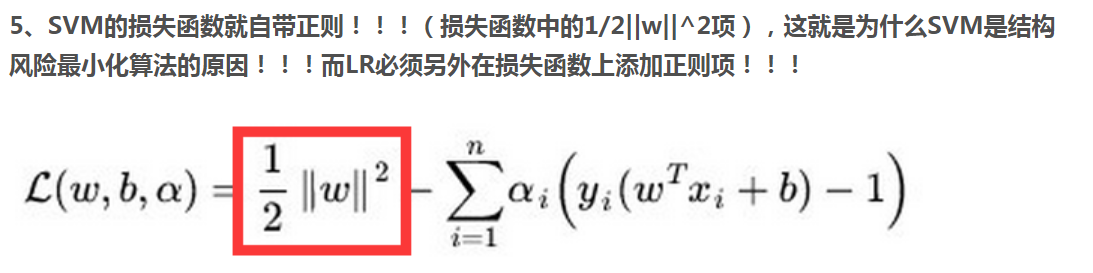


支持向量机改变非支持向量样本并不会引起决策面的变化

逻辑回归中任何样本都会引起决策面的变化







### 优点

1、对于线性不可分的情况可以通过核函数，映射到高维特征空间实现线性可分。

2、SVM学习问题可以表示为凸优化问题，因此可以利用已知的有效算法发现目标函数的全局最小值。而其他分类方法（如基于规则的分类器和人工神经网络）都采用一种基于贪心学习的策略来搜索假设空间，这种方法一般只能获得局部最优解。

3、小集群分类效果好

### 缺点

1、SVM仅仅只限于一个二类分类问题，对于多分类问题解决效果并不好。

2、仅局限于小集样本，对于观测样本太多时，效率较低；由于SVM是借助二次规划来求解支持向量，而求解二次规划将涉及m阶矩阵的计算（m为样本个数），当m数组很大时该矩阵的存储和计算将耗费大量的内存和运算时间

3、寻求合适的核函数相当难

### 应用领域

小样本分类

### 代码

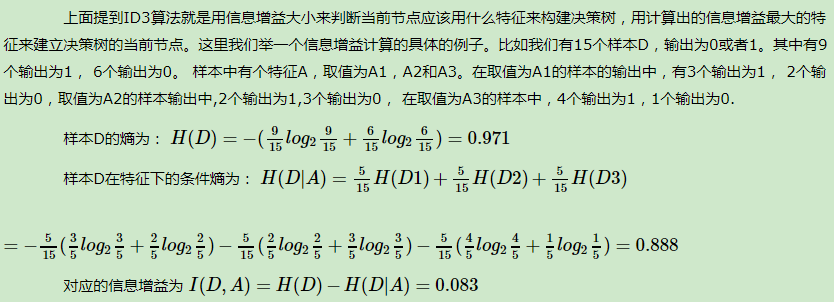
需要调试的参数，软间隔中有个惩罚错误分类因子C，还有核函数的选择，核函数里的参数也需要调整

## 决策树

### ID3原理



信息增益： ，熵越大，不确定性越大



决策树ID3正是采用这个信息增益为基础的，采用增益最大的特征作为划分特征

### 优点

简单

### 缺点

1、ID3没有考虑连续特征，比如长度，密度都是连续值，无法在ID3运用

2、ID3采用信息增益大的特征优先建立决策树节点。数据不平衡问题，会影响

3、ID3算法对缺失值得情况没有考虑

4、没有考虑过拟合问题

### 应用领域

### 代码

### C4.5原理



信息增益与特征熵之比

### 优点

1、将连续特征离散化。取相邻两样本值得平均数，分别计算以该点作为二元分类点时的信息增益。解决了ID3不能处理的连续值问题

2、信息熵增益与特征熵的比值，校正信息增益容易倾向于取值较多的特征的问题

3、解决缺失值问题。设置权重来解决

4、引入了正则化系数进行初步的剪枝

### 缺点

1. 容易过拟合
2. C4.5生成的是多叉树，即一个父节点可以有多个节点。很多时候，计算机中二叉树模型会比多叉树运算效率高。采用二叉树，可以提高效率
3. C4.5只能用于分类

4、基于信息熵，涉及到大量对数运算，比较耗时

### CART分类树原理

基尼系数：

对于给定样本D，假设有K个类别，第k个类别的数量为 ，则样本D的基尼系数表达式为：

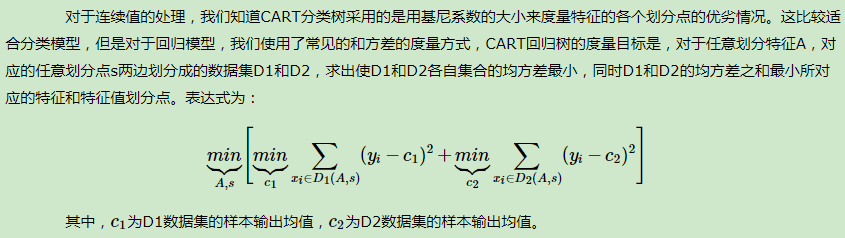
对于样本D，如果根据特征A的某个值a，把D分为D1和D2两部分，则在特征A的条件下，D的基尼系数表达式为：



基尼系数代表了模型的不纯度，基尼系数越小，则不纯度越低，特征越好。

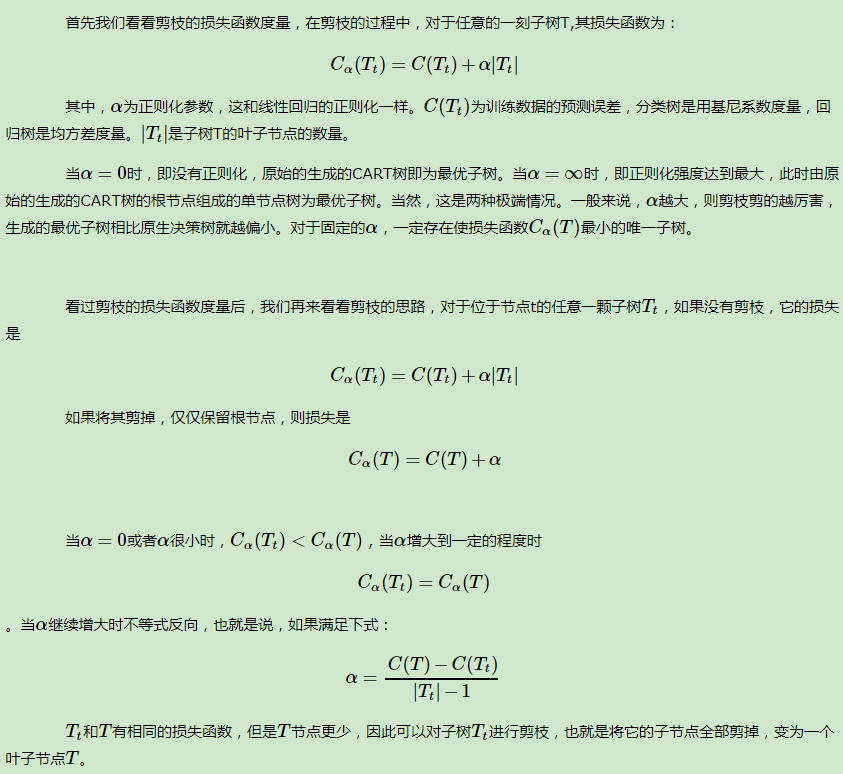
CART算法建立起来的是二叉树

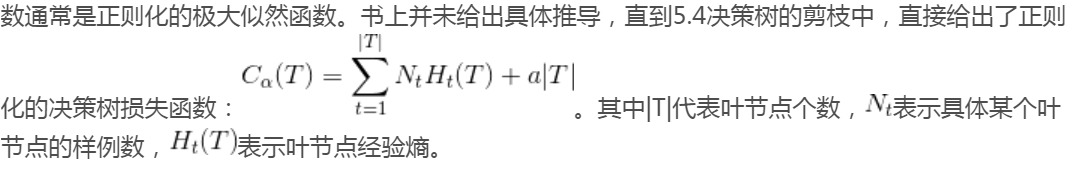
### CART回归原理

CART剪枝损失函数







剪枝过程，计算各个节点的正则化阈值，选择a最小的作为阈值，进行剪枝

### 决策树算法小结



优点

1）简单直观，生成的决策树很直观。

　　　　2）基本不需要预处理，不需要提前归一化，处理缺失值。

　　　　3）使用决策树预测的代价是O(log2m)O(log2m)。 m为样本数。

　　　　4）既可以处理离散值也可以处理连续值。很多算法只是专注于离散值或者连续值。

　　　　5）可以处理多维度输出的分类问题。

　　　　6）相比于神经网络之类的黑盒分类模型，决策树在逻辑上可以得到很好的解释

　　　　7）可以交叉验证的剪枝来选择模型，从而提高泛化能力。

　　　　8） 对于异常点的容错能力好，健壮性高。

缺点

1）决策树算法非常容易过拟合，导致泛化能力不强。可以通过设置节点最少样本数量和限制决策树深度来改进。

　　　　2）决策树会因为样本发生一点点的改动，就会导致树结构的剧烈改变。这个可以通过集成学习之类的方法解决。

　　　　3）寻找最优的决策树是一个NP难的问题，我们一般是通过启发式方法，容易陷入局部最优。可以通过集成学习之类的方法来改善。

　　　　4）有些比较复杂的关系，决策树很难学习，比如异或。这个就没有办法了，一般这种关系可以换神经网络分类方法来解决。

　　　　5）如果某些特征的样本比例过大，生成决策树容易偏向于这些特征。这个可以通过调节样本权重来改善。

## 朴素贝叶斯

### 原理



要预测当Y取哪个类别时， 概率最大，则采用上面的贝叶斯公式：目标是



由于对于所有的类别计算时，上诉的分母是一样的，因此，预测公式可以简化为：



接着利用朴素贝叶斯的独立性假设(如果特征之间非常不独立怎么办，那就尽量不要用朴素贝叶斯了)，就可以得到通常意义上的朴素贝叶斯推断公式：



### 优点

1、朴素贝叶斯模型有稳定的分类效率

2、对小规模的数据表现很好，能处理多分类任务，适合增量式训练，尤其是数据量超出内存时，可以一批批的去增量训练

3、对缺失数据不太敏感，算法也比较简单，常用于文本分类

### 缺点

1、理论上，朴素贝叶斯模型与其他分类方法相比具有最小的误差率。但是实际上并非总是如此，这是因为朴素贝叶斯模型给定输出类别的情况下,假设属性之间相互独立，这个假设在实际应用中往往是不成立的，在属性个数比较多或者属性之间相关性较大时，分类效果不好。而在属性相关性较小时，朴素贝叶斯性能最为良好。对于这一点，有半朴素贝叶斯之类的算法通过考虑部分关联性适度改进。

2、需要知道先验概率，且先验概率很多时候取决于假设，假设的模型可以有很多种，因此在某些时候会由于假设的先验模型的原因导致预测效果不佳。

3、由于我们是通过先验和数据来决定后验的概率从而决定分类，所以分类决策存在一定的错误率。

4、对输入数据的表达形式很敏感。

### 应用场景

文本分类

### 代码

对文本的统计有两种模式，词袋型和词库型

## 逻辑回归

### 原理

损失函数最小化，损失函数由最大似然法来推导



### 优点

1、形式简单，模型的可解释性非常好

2、训练速度较快。分类的时候，计算量仅仅只和特征的数目相关。并且逻辑回归的分布式优化sgd发展比较成熟，训练的速度可以通过堆机器进一步提高，这样我们可以在短时间内迭代好几个版本的模型。

3、资源占用小,尤其是内存。因为只需要存储各个维度的特征值

### 缺点

1、准确率并不是很高。因为形式非常的简单(非常类似线性模型)，很难去拟合数据的真实分布

2、很难处理数据不平衡的问题。举个例子：如果我们对于一个正负样本非常不平衡的问题比如正负样本比 10000:1.我们把所有样本都预测为正也能使损失函数的值比较小。但是作为一个分类器，它对正负样本的区分能力不会很好。

3、处理非线性数据较麻烦。逻辑回归在不引入其他方法的情况下，只能处理线性可分的数据，或者进一步说，处理二分类的问题

4、逻辑回归本身无法筛选特征。有时候，我们会用gbdt来筛选特征，然后再上逻辑回归。

### 应用场景

### 代码

损失函数一般有四种，平方损失函数，对数损失函数，HingeLoss0-1损失函数，绝对值损失函数

调参包括，正则化系数，梯度下降次数，步长

库函数使用参数调整：

正则化选择参数：penalty，是L1还是L2

优化算法选择参数：solve 对逻辑所示函数的优化方法

分类方式选择参数：multi\_class 分类方式，一对多还是一对一

类型权重参数： class\_weight 标示样本中各类型的不同权重

样本权重参数： sample\_weight 样本不平衡问题中，对样本赋予的权重

# 深度学习算法总结

## 图像

### 卷积层

### 池化层

### 全连接层

## NLP

### Tf-idf

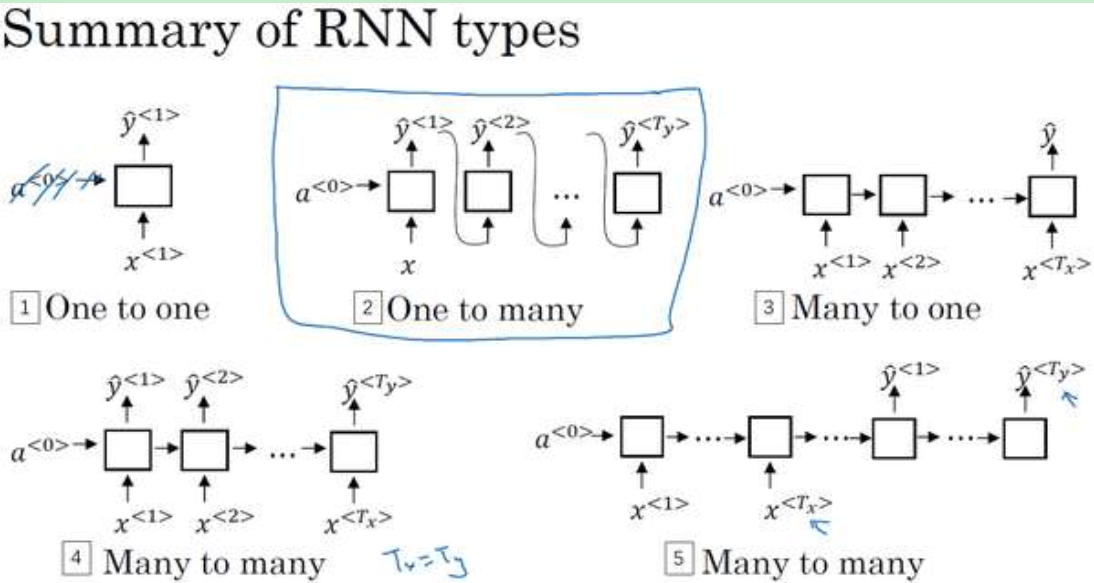
TF-IDF（Term Frequence Inverse Document Frequence）是一种统计方法，用以评估一字词对于一个文件集或一个语料库中的其中一份文件的重要程度

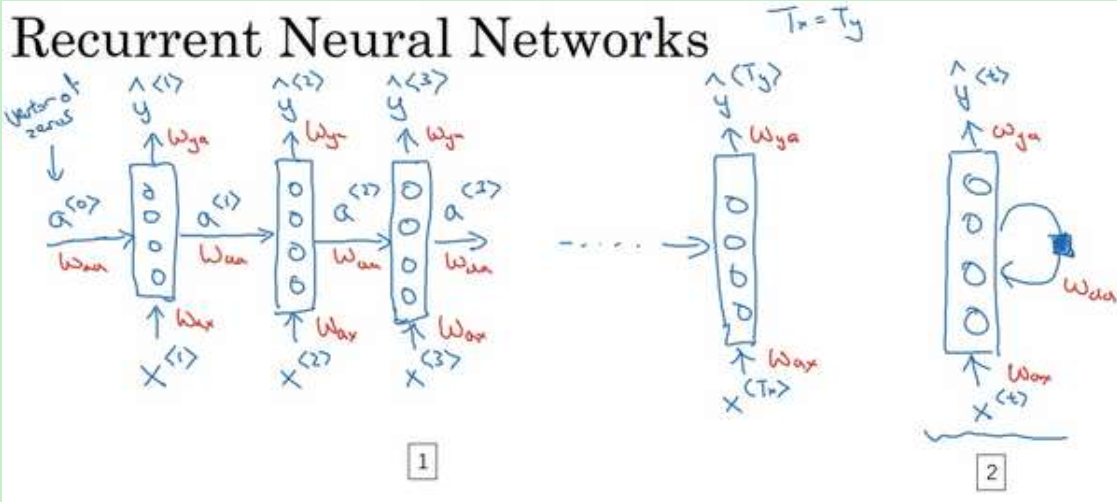
字词的重要性随着它在文件中出现的次数成正比增加。但同时会随着它在语料库中出现的频率成反比下降

如果包含词条w的文档越少，IDF越大，则说明词条具有很好的类别区分能力；某一特定词语的IDF，可以由总文件数目除以包含该词语之文件的数目，再将商取对数

该词的tfidf值为：

### RNN基本类型





RNN的每层参数是一样的，也就是相同层不同时间步之间的参数是一样的 ；

不同层之间的参数是不一样的；

# 改善网络

## 梯度下降（Gradient Descent）

### 批量梯度下降（Batch Gradient Desent）

批量梯度下降法（Batch Gradient Descent，简称BGD）是梯度下降法最原始的形式，它的具体思路是在更新每一参数时都使用所有的样本来进行更新，其数学形式如下：

从上面公式可以注意到，它得到的是一个全局最优解，但是每迭代一步，都要用到训练集**所有的数据**，如果样本数目mm很大，那么可想而知这种方法的迭代速度！所以，这就引入了另外一种方法，随机梯度下降。   
**优点**：全局最优解；易于并行实现；   
**缺点**：当样本数目很多时，训练过程会很慢

**总结：使用全部的样本进行目标参数更新，空间消耗大**

### 随机梯度下降（Stochastic Gradient Descent）

由于批量梯度下降法在更新每一个参数时，都需要所有的训练样本，所以训练过程会随着样本数量的加大而变得**异常的缓慢**(需要更多的迭代次数)。随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent，简称SGD）正是为了解决批量梯度下降法这一弊端而提出的。随机梯度下降是仅针对一个样本来进行梯度更新。

随机梯度下降是通过每个样本来迭代更新一次，如果样本量很大的情况（例如几十万），那么可能只用其中几万条或者几千条的样本，就已经将theta迭代到最优解了，对比上面的批量梯度下降，迭代一次需要用到十几万训练样本，一次迭代不可能最优，如果迭代10次的话就需要遍历训练样本10次。但是，SGD伴随的一个问题是噪音较BGD要多，使得SGD并不是每次迭代都向着整体最优化方向。

优点：训练速度快；

缺点：准确度下降，并不是全局最优；不易于并行实现。

在写代码时，一个迭代次数，指的是要把整个数据里的每个样本的梯度都要更新一遍

for j in range(numIter):

dataIndex = list(range(m))

for i in range(m):

alpha = 4/(1.0+j+i)+0.01

#降低alpha的大小，每次减小1/(j+i)。

randIndex = int(random.uniform(0,len(dataIndex)))

#随机选取样本

h=sigmoid(sum(dataMatrix[randIndex]\*weights))

#选择随机选取的一个样本，计算h

error = classLabels[randIndex] - h

#计算误差

weights = weights + alpha \* error \* dataMatrix[randIndex]

#更新回归系数

del(dataIndex[randIndex])

**总结：每次使用1个样本进行目标参数更新，需要迭代次数多**

### 小批量梯度下降（Mini-batch Gradient Descent）

有上述的两种梯度下降法可以看出，其各自均有优缺点，那么能不能在两种方法的性能之间取得一个折衷呢？即，算法的训练过程比较快，而且也要保证最终参数训练的准确率，而这正是小批量梯度下降法（Mini-batch Gradient Descent，简称MBGD）的初衷

mini-batch z在写代码时同样时一个迭代次数，将所有批次的梯度都更新一遍

总结：**MBGD：每次使用batch个数据进行目标参数更新**

## 正则化

### L1和L2正则化

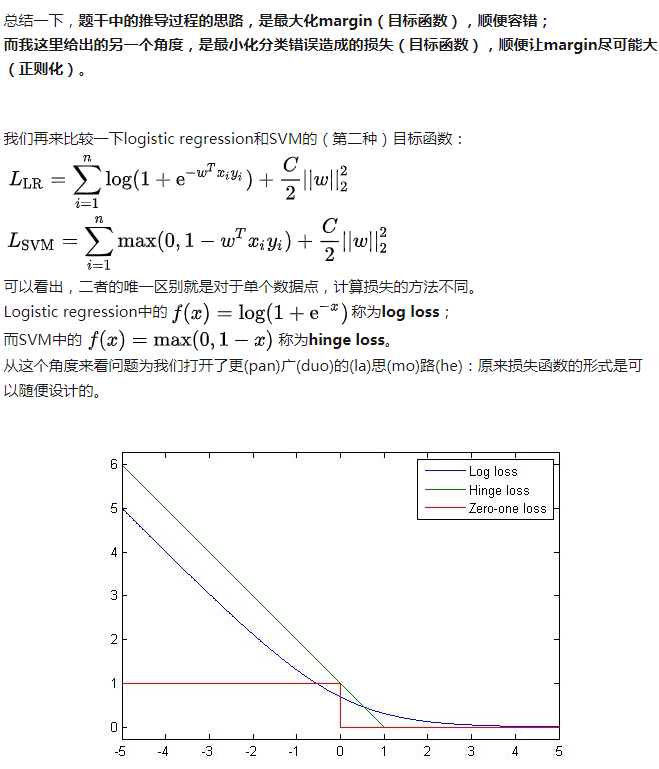
使用上面这些目标函数时，有时会发生过拟合。此时常常对模型的参数做一定的限制，使得模型偏好更简单的参数，这就叫“**正则化**”（regularization）。  
最常见的正则化方法，就是（软性地）限制参数的大小。  
设目标函数是要最小化的，所有参数组成向量w。  
如果往目标函数上加上 ，这就是L1正则化；

如果往目标函数上加上 ，这就是L2正则化；

L1正则化的优点是优化后的参数向量往往比较稀疏；L2正则化的优点是其正则化项处处可导。

L1不可导的时候该怎么办？

当损失函数不可导，梯度下降不再有效，可以使用坐标轴下降法，梯度下降是沿着当前点的负梯度方向进行参数更新，而坐标轴下降法是沿着坐标轴的方向，假设有m个特征个数，坐标轴下降法进行参数更新的时候，先固定m-1个值，然后再求另外一个的局部最优解，从而避免损失函数不可导问题。



## 优化算法

## 超参数调试、BN

### 超参数调试

### BN

1. **BN 原理本质思想**

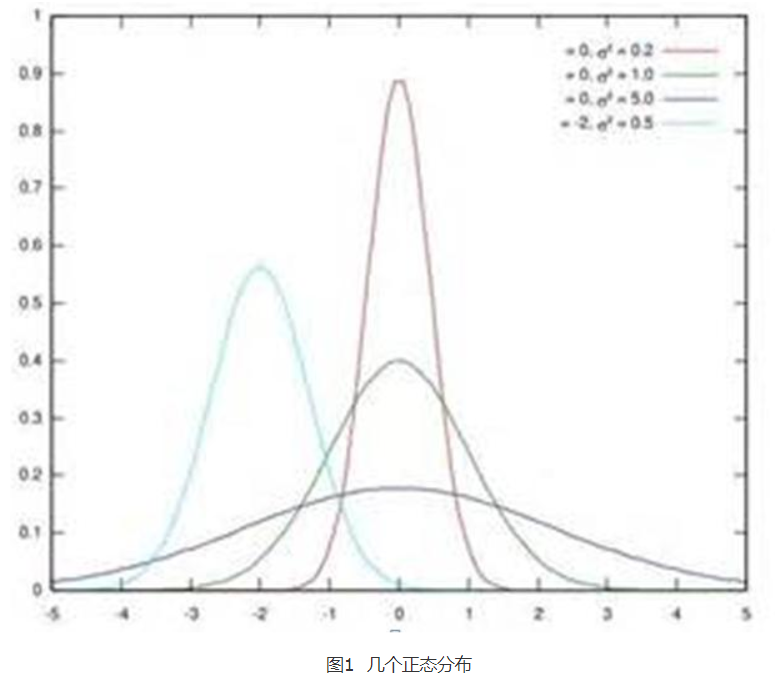
BatchNorm的基本思想：能不能**让每个隐层节点的激活输入分布固定下来呢**？

BN的基本思想其实相当直观：因为深层神经网络在做非线性变换前的激活输入值（就是那个x=WU+B，U是输入）随着网络深度加深或者在训练过程中，其分布逐渐发生偏移或者变动，之所以训练收敛慢，一般是整体分布逐渐往非线性函数的取值区间的上下限两端靠近（对于Sigmoid函数来说，意味着激活输入值WU+B是大的负值或正值），所以这导致反向传播时低层神经网络的梯度消失，这是训练深层神经网络收敛越来越慢的本质原因，而BN就是通过一定的规范化手段，把每层神经网络任意神经元这个输入值的分布强行拉回到均值为0方差为1的标准正态分布，其实就是把越来越偏的分布强制拉回比较标准的分布，这样使得激活输入值落在非线性函数对输入比较敏感的区域，这样输入的小变化就会导致损失函数较大的变化，意思是这样让梯度变大，避免梯度消失问题产生，而且梯度变大意味着学习收敛速度快，能大大加快训练速度。

其实一句话就是：对于每个隐层神经元，把逐渐向非线性函数映射后向取值区间极限

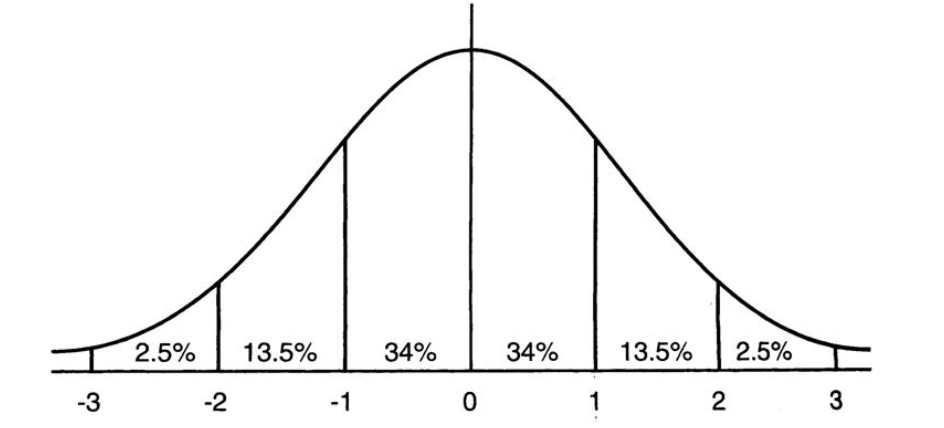
和区靠拢的输入分布强制拉回到均值为0方差为1的比较标准的正态分布，使得非线性变换函数的输入值落入对输入比较敏感的区域，以此避免梯度消失问题。因为梯度一直都能保持比较大的状态，所以很明显对神经网络的参数调整效率比较高，就是变动大，就是说向损失函数最优值迈动的步子大，也就是说收敛地快。BN说到底就是这么个机制，方法很简单，道理很深刻。

　　上面说得还是显得抽象，下面更形象地表达下这种调整到底代表什么含义。

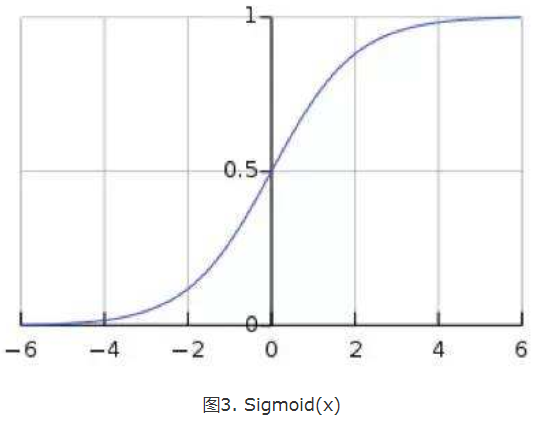


假设某个隐层神经元原先的激活输入x取值符合正态分布，正态分布均值是-2，方差是0.5，对应上图中最左端的浅蓝色曲线，通过BN后转换为均值为0，方差是1的正态分布（对应上图中的深蓝色图形），意味着什么，意味着输入x的取值正态分布整体右移2（均值的变化），图形曲线更平缓了（方差增大的变化）。这个图的意思是，BN其实就是把每个隐层神经元的激活输入分布从偏离均值为0方差为1的正态分布通过平移均值压缩或者扩大曲线尖锐程度，调整为均值为0方差为1的正态分布。

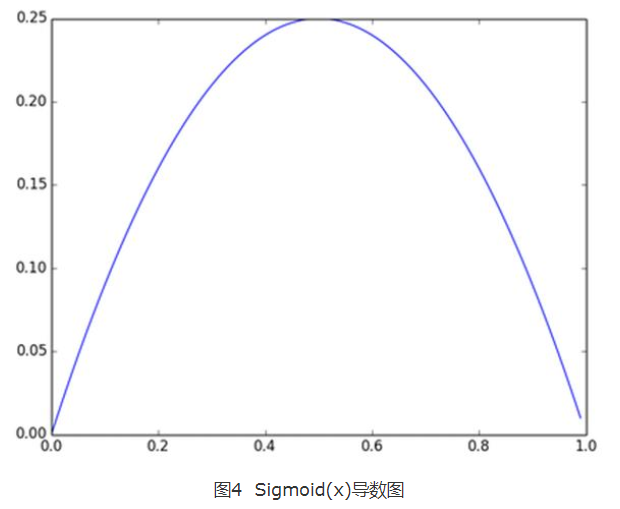
　　那么把激活输入x调整到这个正态分布有什么用？首先我们看下均值为0，方差为1的标准正态分布代表什么含义：



这意味着在一个标准差范围内，也就是说64%的概率x其值落在[-1,1]的范围内，在两个标准差范围内，也就是说95%的概率x其值落在了[-2,2]的范围内。那么这又意味着什么？我们知道，激活值x=WU+B,U是真正的输入，x是某个神经元的激活值，假设非线性函数是sigmoid，那么看下sigmoid(x)其图形：



及sigmoid(x)的导数为：G’=f(x)\*(1-f(x))，因为f(x)=sigmoid(x)在0到1之间，所以G’在0到0.25之间，其对应的图如下：



假设没有经过BN调整前x的原先正态分布均值是-6，方差是1，那么意味着95%的值落在了[-8,-4]之间，那么对应的Sigmoid（x）函数的值明显接近于0，这是典型的梯度饱和区，在这个区域里梯度变化很慢，为什么是梯度饱和区？请看下sigmoid(x)如果取值接近0或者接近于1的时候对应导数函数取值，接近于0，意味着梯度变化很小甚至消失。而假设经过BN后，均值是0，方差是1，那么意味着95%的x值落在了[-2,2]区间内，很明显这一段是sigmoid(x)函数接近于线性变换的区域，意味着x的小变化会导致非线性函数值较大的变化，也即是梯度变化较大，对应导数函数图中明显大于0的区域，就是梯度非饱和区。

　　从上面几个图应该看出来BN在干什么了吧？其实就是把隐层神经元激活输入x=WU+B从变化不拘一格的正态分布通过BN操作拉回到了均值为0，方差为1的正态分布，即原始正态分布中心左移或者右移到以0为均值，拉伸或者缩减形态形成以1为方差的图形。什么意思？就是说**经过BN后，目前大部分Activation的值落入非线性函数的线性区内，其对应的导数远离导数饱和区，这样来加速训练收敛过程。**

　　但是很明显，看到这里，稍微了解神经网络的读者一般会提出一个疑问：如果都通过BN，那么不就跟把非线性函数替换成线性函数效果相同了？这意味着什么？我们知道，如果是多层的线性函数变换其实这个深层是没有意义的，因为多层线性网络跟一层线性网络是等价的。这意味着网络的**表达能力**下降了，这也意味着深度的意义就没有了。**所以BN为了保证非线性的获得，对变换后的满足均值为0方差为1的x又进行了scale加上shift操作(y=scale\*x+shift)**，每个神经元增加了两个参数scale和shift参数，这两个参数是通过训练学习到的，意思是通过scale和shift把这个值从标准正态分布左移或者右移一点并长胖一点或者变瘦一点，每个实例挪动的程度不一样，这样等价于非线性函数的值从正中心周围的线性区往非线性区动了动。核心思想应该是想找到一个线性和非线性的较好平衡点，既能享受非线性的较强表达能力的好处，又避免太靠非线性区两头使得网络收敛速度太慢。当然，这是我的理解，论文作者并未明确这样说。但是很明显这里的scale和shift操作是会有争议的，因为按照论文作者论文里写的理想状态，就会又通过scale和shift操作把变换后的x调整回未变换的状态，那不是饶了一圈又绕回去原始的“Internal Covariate Shift”问题里去了吗，感觉论文作者并未能够清楚地解释scale和shift操作的理论原因。

**2、BN出现的背景**

“Internal Covariate Shift”问题（内部协变量变换）

从论文名字可以看出，BN是用来解决“Internal Covariate Shift”问题的，那么首先得理解什么是“Internal Covariate Shift”？

论文首先说明Mini-Batch SGD相对于One Example SGD的两个优势：梯度更新方向更准确；并行计算速度快；（为什么要说这些？因为BatchNorm是基于Mini-Batch SGD的，所以先夸下Mini-Batch SGD，当然也是大实话）；然后吐槽下SGD训练的缺点：超参数调起来很麻烦。（作者隐含意思是用BN就能解决很多SGD的缺点）

接着引入**covariate shift的概念**：**如果ML系统实例集合<X,Y>中的输入值X的分布老是变，这不符合IID假设**，网络模型很难**稳定的学规律**，这不得引入迁移学习才能搞定吗，我们的ML系统还得去学习怎么迎合这种分布变化啊。对于深度学习这种包含很多隐层的网络结构，在训练过程中，因为各层参数不停在变化，所以每个隐层都会面临covariate shift的问题，也就是**在训练过程中，隐层的输入分布老是变来变去，这就是所谓的“Internal Covariate Shift”，Internal指的是深层网络的隐层，是发生在网络内部的事情，而不是covariate shift问题只发生在输入层。**

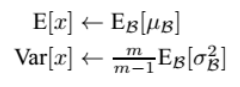
然后提出了BatchNorm的基本思想：能不能**让每个隐层节点的激活输入分布固定下来呢**？这样就避免了“Internal Covariate Shift”问题了。

BN不是凭空拍脑袋拍出来的好点子，它是有启发来源的：之前的研究表明如果在图像处理中对输入图像进行白化（Whiten）操作的话——所谓**白化**，**就是对输入数据分布变换到0均值，单位方差的正态分布**——那么神经网络会较快收敛，那么BN作者就开始推论了：图像是深度神经网络的输入层，做白化能加快收敛，那么其实对于深度网络来说，其中某个隐层的神经元是下一层的输入，意思是其实深度神经网络的每一个隐层都是输入层，不过是相对下一层来说而已，那么能不能对每个隐层都做白化呢？这就是启发BN产生的原初想法，而BN也确实就是这么做的，**可以理解为对深层神经网络每个隐层神经元的激活值做简化版本的白化操作。**

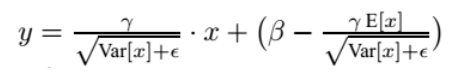
1. BN作用
2. 加快训练速度
3. 可以使用较大学习率
4. 有正则化作用（各个层之间相互独立，有类似于dropout的作用）
5. BN使得模型对网络中的参数不那么敏感，简化调参过程，使得网络学习更加稳定
6. BN的求解过程
7. 对每个minibatch进行计算均值和方差，这里要尽量保证minibatch之间的分布是相同的（可采用交叉采样方法来保证），要不各个minibatch之间的均值和方差会相差很大，网络还得学习这种分布。。。。，minibatch的参数（均值和方差）也是需要学习的，需要使用梯度下降来求解梯度
8. 然后对输入归一化

4、BN的测试过程

可能学完了上面的算法，你只是知道它的一个训练过程，一个网络一旦训练完了，就没有了min-batch这个概念了。测试阶段我们一般只输入一个测试样本，看看结果而已。因此测试样本，前向传导的时候，上面的均值u、标准差σ 要哪里来？其实网络一旦训练完毕，参数都是固定的，这个时候即使是每批训练样本进入网络，那么BN层计算的均值u、和标准差都是固定不变的。我们可以采用这些数值来作为测试样本所需要的均值、标准差，于是最后测试阶段的u和σ 计算公式如下：



上面简单理解就是：对于均值来说直接计算所有batch u值的平均值；然后对于标准偏差采用每个batch σB的无偏估计。最后测试阶段，BN的使用公式就是：



(2)根据文献说，BN可以应用于一个神经网络的任何神经元上。文献主要是把BN变换，置于网络激活函数层的前面。在没有采用BN的时候，激活函数层是这样的：

z=g(Wu+b)

也就是我们希望一个激活函数，比如s型函数s(x)的自变量x是经过BN处理后的结果。因此前向传导的计算公式就应该是：

z=g(BN(Wu+b))

其实因为偏置参数b经过BN层后其实是没有用的，最后也会被均值归一化，当然BN层后面还有个β参数作为偏置项，所以b这个参数就可以不用了。因此最后把BN层+激活函数层就变成了：

z=g(BN(Wu))

# Tensorflow使用

# 面试总结

## 平安

1、残差网络结构

2、lstm结构

3、卷积层作用

4、BN层作用

5、tf\_idf公式

6、逻辑回归的损失函数

7、大卷积核小卷积核区别

8、pooling层为什么能保存特征？会不会丢失特征？

9、BN层原理，为什么能防止过拟合

10、dropout

11、过拟合方法

12、调参调了哪些参数

编程：

1、回文检测

2、矩阵旋转90度不增加内存

## OPPO

1、python编程题：完全数、正则表达式

2、LSTM

3、你在项目中主要负责什么？

4、你的成果？

## 中信

### 技术面

1. 马尔科夫链一阶和二阶指的是什么？
2. PCA算法
3. BN作用，里面的超参数是怎么调整的？
4. BN中，每次训练是根据Mini-batch来训练的，怎么计算他的均值和方差
5. MAX POOLing 的反向传播计算梯度是怎么计算的？

### 经理面

1、你的优点是什么？

可从对这份工作的**热爱**、**兴趣**爱好入手

数学基础比较扎实，如果会有新的算法，理解掌握的会比较快

对编码敢兴趣，喜欢写代码，没事会去github上找一些源码，分析，自己也会写一下代码玩一玩

**态度方面**：对交代的任务会一定会在规定时间内完成，如果时间充裕，会完美的完成，比如代码的优化，性能优化等

2、你最近写了多少行代码？

没统计过，因为代码很多，不同模块，写了很多，具体多少行还真没统计过

3、你们组的分工

项目驱动，来了额项目，先大致分裂，就比如说是回归问题还是分类问题，然后每个人会去试试模型，分析结果然后汇总，决定模型

4、你们的部门是哪个？

人工智能开发部

5、职业规划是？

# 面试题目总结

## 笔试

## 技术

## 性格

# 牛客面试题刷题

## 简答题

1、SGD,Momentum,Adagard,Adam原理

SGD为随机梯度下降（对一个样本进行梯度更新）,每一次迭代计算数据集的mini-batch的梯度,然后对参数进行跟新。

Momentum参考了物理中动量的概念,前几次的梯度也会参与到当前的计算中,但是前几轮的梯度叠加在当前计算中会有一定的衰减。

Adagard在训练的过程中可以自动变更学习的速率,设置一个全局的学习率,而实际的学习率与以往的参数模和的开方成反比。

Adam利用梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整每个参数的学习率,在经过偏置的校正后,每一次迭代后的学习率都有个确定的范围,使得参数较为平稳

<https://blog.csdn.net/u012759136/article/details/52302426>

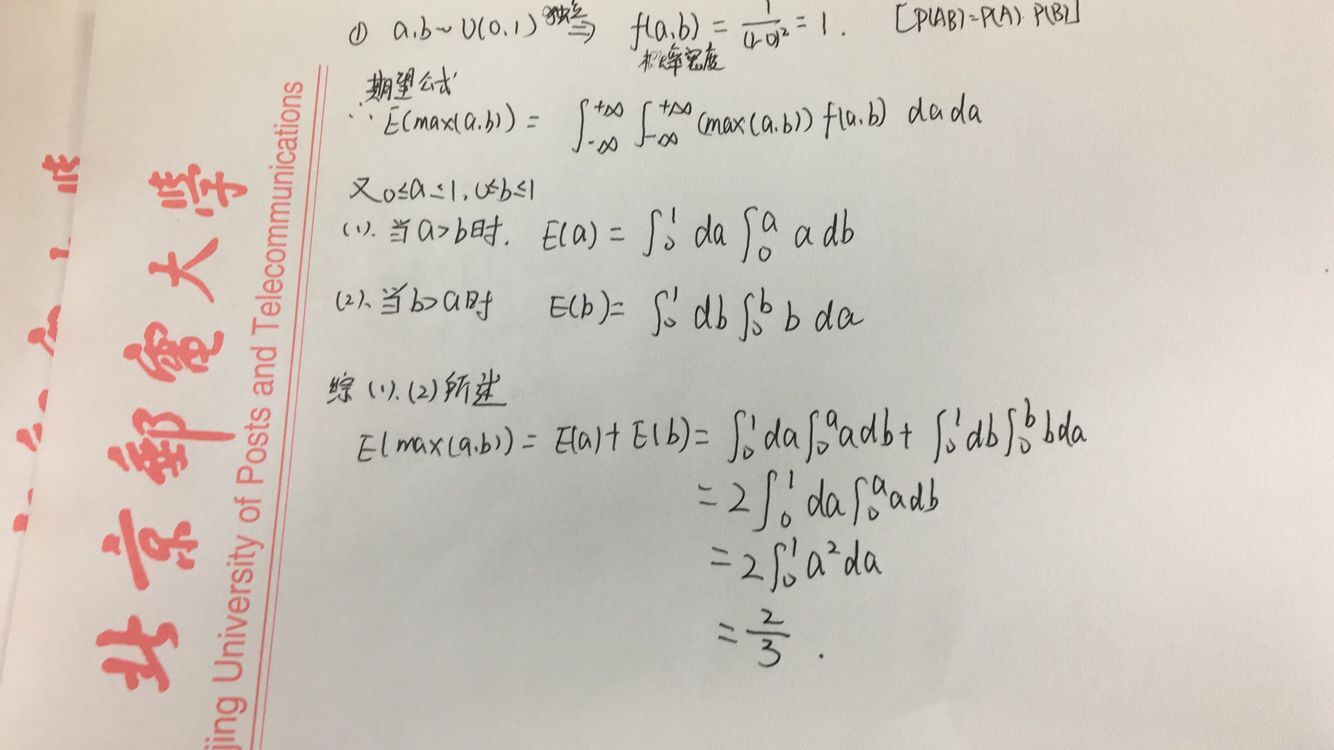
2、L1不可导的时候怎么办？

当损失函数不可导,梯度下降不再有效,可以使用坐标轴下降法,梯度下降是沿着当前点的负梯度方向进行参数更新,而坐标轴下降法是沿着坐标轴的方向,假设有m个特征个数,坐标轴下降法进参数更新的时候,先固定m-1个值,然后再求另外一个的局部最优解,从而避免损失函数不可导问题。使用Proximal Algorithm（近端梯度下降法）对L1进行求解,此方法是去优化损失函数上界结果，这里用到泰勒级数展开式

3、sigmoid函数特性

定义域为 值域为(-1,1)函数在定义域内为连续和光滑的函数处处可导,导数为

1. a,b~U[0,1]，互相独立,求Max(a,b)期望（a、b服从均匀分布）



# 项目相关

图像的项目,80万张照片,每张0.5M,640X360