特征缩减技术(shrinkage): lasso和岭回归

作者: 刘伟杰 日期: 2015-12-01

参考:

[1]《机器学习实战》 Peter Harrington

[2] scikit-learn官方手册

1. 理论

1. 概述:

通过对损失函数(即优化目标)加入惩罚项,使得训练求解参数过程中会考虑到系数的大小,通过设置缩减系数(惩罚系数),会使得影响较小的特征的系数衰减到0,只保留重要的特征。常用的缩减系数方法有lasso(L1正则化),岭回归(L2正则化)。

2. 缩减系数的目的

2.1 消除噪声特征:

如果模型考虑了一些不必要的特征,那么这些特征就算是噪声。噪声是没必要的,使得模型复杂,降低

2.2 消除关联的特征:

如果模型的特征空间中存在关联的特征,这会使得模型不适定,即模型参数会有多解。训练得到的只是

3. 正则化:

什么是正则化:

对损失函数(目标函数)加入一个惩罚项,使得模型由多解变为更倾向其中一个解。

在最小二乘法中,可以这样理解。XTX可能是不可逆的,通过加上正则项,迫使弱的特征的系数缩减为(

$$W = (X^T X +)^{-1} X^T Y$$

3.1 lasso(L1正则化):

与普通的线性回归相同,只是把损失函数换成:

$$\min_{w} \frac{1}{2n_{samples}} ||Xw - y||_{2}^{2} + \alpha ||w||_{1}$$

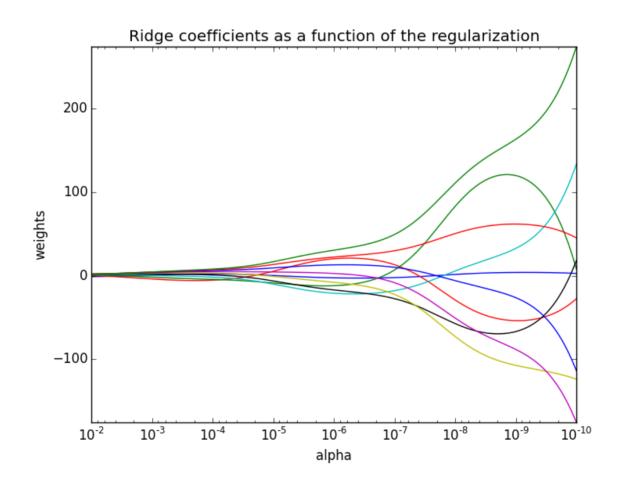
这样,最优化求解参数过程,就会倾向选择系数比较小的解。当alpha增大,哪些无关的系数会率先缩减为0。但是L1正则化对相关特征的消除无能为力,仍然是不稳定的。

3.2 岭回归(L2正则化):

与普通的线性回归相同,只是把损失函数换成:

$$\min_{w} ||Xw - y||_2^2 + \alpha ||w||_2^2$$

与lasso相比,这里的惩罚项加上了平方,这样就对于相关的两个特征,倾向与一个特别大,另一个接近0,起到了消除相关特征的效果。下图为随着alpha变化,系数的缩减效果。



2. 实现

1. 我的实现:

包含L1与L2:

https://github.com/autoliuweijie/MachineLearning/blob/master/regression/regressior

2. scikit-learn:

岭回归:

通过交叉验证寻找最优的alpha:

lasso:

```
>>> from sklearn import linear_model
>>> clf = linear_model.Lasso(alpha = 0.1)
>>> clf.fit([[0, 0], [1, 1]], [0, 1])
Lasso(alpha=0.1, copy_X=True, fit_intercept=True, max_iter=1000,
    normalize=False, positive=False, precompute=False, random_state=None,
    selection='cyclic', tol=0.0001, warm_start=False)
>>> clf.predict([[1, 1]])
array([ 0.8])
```

扩展:

更多关于特征选择: http://dataunion.org/14072.html (http://dataunion.org/14072.html)

scikit-learn: http://scikit-learn.org/stable/modules/linear-model.html#lars-lasso (http://scikit-learn.org/stable/modules/linear-model.html#lars-lasso)