Coursera Machine Learning Week8

Coursera Machine Learning Lunar's note

`MachineLearning` `Coursera`

无监督学习 Unsupervised Learning

聚类 Clustering K-means算法

1.步骤

1. 先根据簇数选出K个聚类中心(cluster centroids)
2. 进行迭代，每次迭代时将
   a) 先每个样本标签为离它最近的聚类中心。
   b) 计算有共同标签的样本的中心值作为新的聚类中心替代原来的。如果某个聚类中心在

迭代后没有依附其上的样本，那么通常会选择删除这个聚类中心，我们就得到K-1个簇。如果要保持簇集数不变，那么也可以保留它到下面的迭代。

3. 迭代终止后得到结果。

2.优化目标

假设：

c^i -第i个样本的簇标号

μ_k -第k个簇的聚类中心

μ_{c^i} 第i个样本所在簇的聚类中心

那么：

$$J = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}||x^i - \mu_{c^i}||^2$$

有点像Supervisor Learining中的cost function

优化目标就是最小化J（又称失真代价函数Distortion cost function）。。

3.初始化

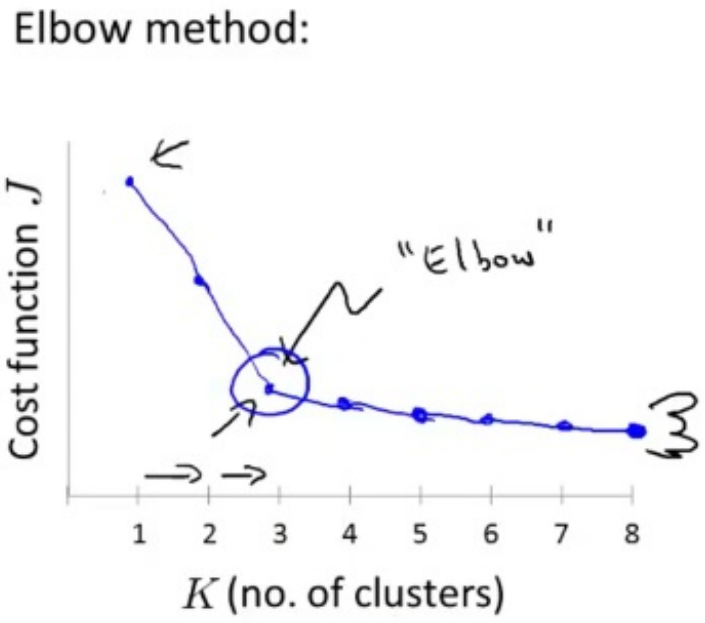
如何初始化聚类中心：较为推荐的方法是在训练集中随机挑选K个样本作为聚类中心。多次初始化并执行K-means算法来避免陷入局部最优。

4.选择K

簇聚类个数的选择往往模棱两可，这里我们可以使用下面的方法。

肘部法则((Elbow method)

选择不同的簇聚类数，计算出J，画出折线图，选择J畸变较为明显的点(Elbow)作为簇聚类数。



但是这个方法常常不管用，因为肘点往往也不清晰。(╬ﾟдﾟ)

维数约简 Dimensionlity Reduction

1.数据压缩

- 将相同的但是以不同形式(进制/单位/幂次)呈现的特征量降到一维，即取其中一个。
- 对于n个特征量，若数据能够基本上分布在一个超平面上，那么可以将数据投影到这个平面，从而从n维降到n-1维。

2.数据可视化

因为我们眼睛只能看到3维的图像，所以将数据降维才能实现数据可视化。

3.PCA算法(Principal Component Analysis)

1.简述

寻找一个超平面(低原特征空间一个维度的平面)，将数据投影上去，并调整超平面到数据投影和原数据点的距离最小。

2.步骤

1. 通常先进行均值归一(mean normalization)，特征缩放(feature scaling).。
2. 求出协方差矩阵(covariance matrix)并算出其特征向量(eigenvectors)。
   协方差矩阵 $= \frac{1}{m}\sum_{i=}^{n}(x^i)(x^i)^T$
3. 取出特征向量U的k列，称为U_{reduce},$z = U'_{reduce} * x$,则z即为降维后的数据。

3.数据还原

$x_{approx} = U' * z$ 会有数据损失。

4.如何选择K

K既是主成成分(PC)的数量。

我们要计算成分的差异性，即降维前后的差异，一般用$\frac{\sum ||x^i - x^i_approx||^2}{\sum ||x^i||^2}$表示。这个值低于某个阈值比如1%时。

从k=1开始，应用PCA算法并计算差异性，满足要求即取该值，否则增加k。

差异性除了上面的计算方法还可以用求U时的调用svd函数得到的S矩阵求解。

(svd的具体实现和原理忘了，因为线性代数已经忘得差不多了，等过一阵子复习一下线代再补。)

$$1-\frac{\sum_{i=1}^{k} S_{ii}}{\sum_{i=1}^{n} S_{ii}}$$

5.心得

PCA算法实质上只是一个降维算法，将数据从高维进行低维，并尽量保持原数据的特点。数据压缩后可以提高学习算法的处理速度。

但是在ISLR中还利用PCA来实现clustering，一般是降维到超平面，并利用超平面将数据分成若干类。