关于PCA的建议

原创 吕琼 珠江肿瘤 2020-09-17

收录于话题

#StatQuest

主要内容

- 1. 确保变量拥有相同的变化尺度
- 2. 确保数据中心化
- 3. 应该从数据中期待得到多少个主成分

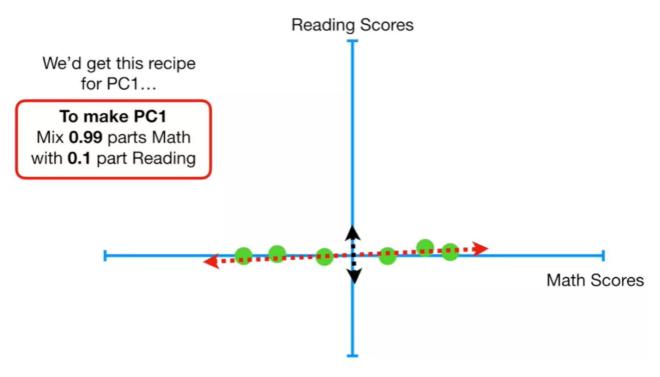
1. 确保变量有相同的变化尺度

确保原始数据中的变量具有相同的变化尺度。如果没有,则需要调整变量尺度。

例如:有2个不同计量尺度(scale)的变量数据,其中数学得分的取值范围是0-100,而阅读得分的取值范围是0-10。在2-D图中绘制该组数据,得到如下:在数学得分的轴中,数据的变化范围广,而在阅读得分的轴上,数据几乎无变化。



将这样的一组数据进行PCA分析,得到PC1 由0.99部分math和0.1部分reading组成。这提示在解释数据的变异情况方面,math所解释的数据变异程度比reading的10倍还要大。但这仅仅是因为原始数据中,math scores的scale是reading scores的10倍。



将数学得分和阅读得分的取值范围缩放到同一尺度,将数学得分对应的值除以**10**,对尺度转换后的数据再次进行绘图。



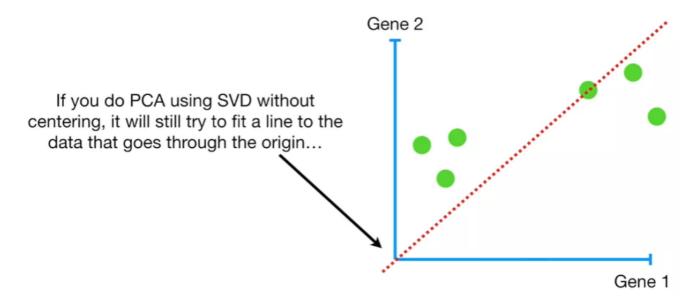
重新进行PCA分析,得出PC1有0.77部分math和0.77部分reading组成。这提示数学得分和阅读得分在描述数据的变异程度时同等重要。

以上案例提示,在做PCA分析时应确保数据中变量的尺度范围(scale)是大致相等,否则结果将偏向其中的一些变量。标准的scale做法是除以该变量数据的标准差,如果变量有较大的变化范围,那么其对应标准差较大,变量的尺度变换作用显著。相反,如果该变量的变化范围较窄,它对应的标准差较小,尺度变换的作用也将较小。

2. 确保数据中心化

并不是所有的PCA程序都会默认进行数据中心化,确保你的数据在进行PCA时经过了中心化。

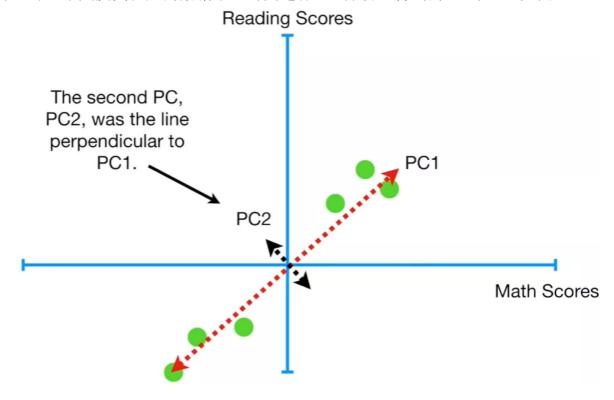
如果你使用SVD进行PCA,但是没有第一步进行中心化,那么将拟合一条经过原点和数据的直线,最终得到的PCA plot将不是正确的PCA plot。故在使用PCA 程序时,确保该项目执行中心化步骤或者自己提前进行数据化。



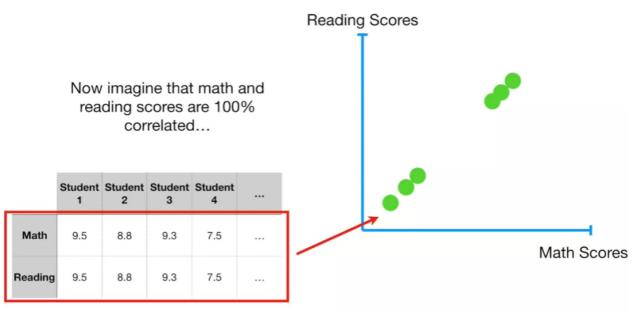
3. 应该期待获得多少个主成分(PC)

通过示例的方法,展示决定主成分数量的主要因素。

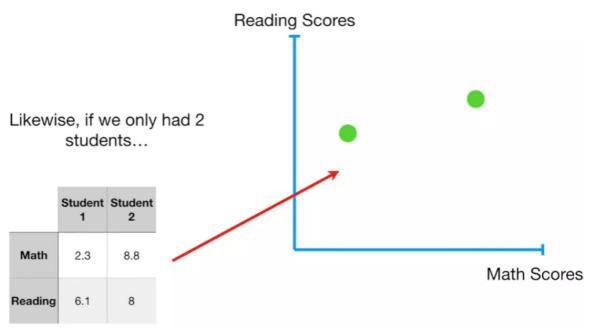
• 示例1: 在1中尺度变化后的数据中,对其进行PCA分析,得到的PC1和PC2如图:



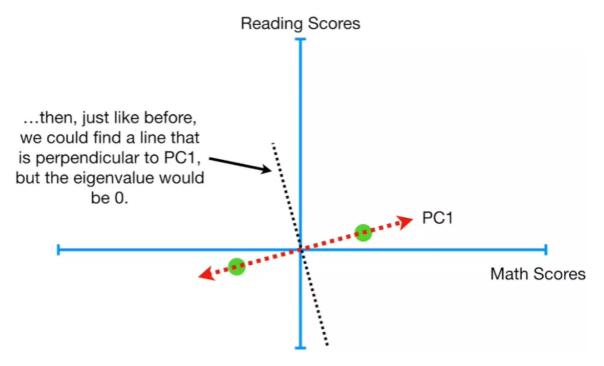
- 在此数据中继续寻找更多的主成分。但是在2维图中,不能找到同时垂直与PC1和PC2的PC3。故在该数据中,最多仅有PC1和PC2两个主成分。
- 示例2:将1中的数据进行修改,假设数学得分与阅读得分是百分之百相关。对该数据进行PCA分析,所有的样本均位于PC1上,所有样本对于PC2的投射点都位于原点,即PC2的特征值为0(投射点到原点距离的平方和)。进一步可得出PC1解释总变异的100%,该数据中只有PC1。如下:



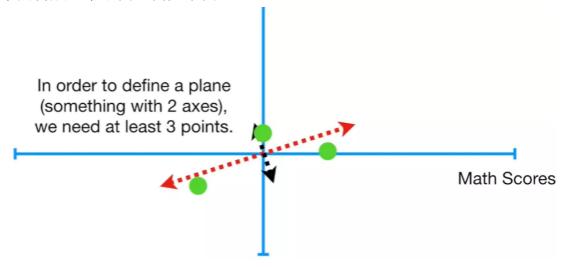
• 示例3: 2名样本和2个变量的原始数据,如下:



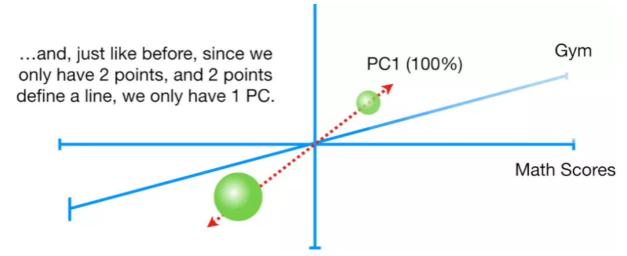
■ 对其进行PCA分析,两个样本均位于PC1上。如果绘制PC2, PC2的特征值为0。该数据中PC1所解释的变异为总变异的100%,该类数据仅有PC1。



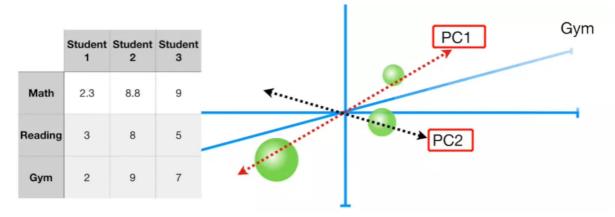
■ 如果想要从数据中获得一个平面(包含PC1和PC2),坐标轴中至少需要3个点, 因为3个点构成一个平面。例如下图:



• 示例4:3个变量和2个样本的原始数据。对其进行PCA分析,仅能得到PC1(两点决定一条直线),PC1所解释的变异占总变异的100%。



• 示例5:3个变量和3个样本的原始数据。对其进行PCA分析,仅能得到PC1和PC2(3点决定一个平面),PC1和PC2所解释的变异占总变异的100%。



总结以上,一般来说一个变量可有一个主成分。但是当样本数量低于变量个数时, 样本数量成为特征值>0的主成分数量的最大值。

参考视频: https://www.youtube.com/watch? v=oRvgq966yZg&list=PLblh5JKOoLUICTaGLRoHQDuF_7q2GfuJF&index=26

编辑: 吕琼

校审:罗鹏

