多元统计分析作业 3

辛柏嬴 2020111753

2023-04-21

1) 在例 6.3.3 和例 6.4.2 中，不进行标准化处理，用同样的方法进行聚类分析，并比较结果。

```
library(readxl)
library(tidyverse)
# ex 6.5
setwd("D:/Sufe/Multivariate-Stat-Analysis/Hw&Proj/hw3")

  ## Clustering for e.g.6.3.3
  dat1 <- read_xlsx("examp6.3.3.xlsx") %>% select(-region) #load data

  dist <- dist(dat1, method="euclidean", diag = TRUE) #compute distance
  dist_std <- dist(scale(dat1), method = "euclidean", diag=TRUE)
#compute std distance

  ### WARD.Distance
  hc_ward <-  hclust(dist, "ward.D")  #ward clustering
  hc_ward_std <- hclust(dist_std,"ward.D") #ward clustering on std
distance


  par(mfrow=c(2,1)) #show cluster fig
  plot(hc_ward, hang =-1) #plot cluster
  rect.hclust(hc_ward, k=3))#plot frame to show cluster
  plot(hc_ward_std, hang =-1)#plot cluster std
  rect.hclust(hc_ward_std, k=3)  #plot frame to show cluster std

  cutree(hc_ward,k=3) #show cluster result
  cutree(hc_ward_std,k=3)#show cluster result std

  ### Longest Distance
  long_dist <-  hclust(dist, "complete")  #longest dist clustering
  long_dist_std <- hclust(dist_std,"complete") #longest dist clustering
on std distance


  par(mfrow=c(2,1)) #show cluster fig
  plot(long_dist, hang =-1) #plot cluster
  rect.hclust(long_dist, k=3)#plot frame to show cluster
  plot(long_dist_std, hang =-1)#plot cluster std
  rect.hclust(long_dist_std, k=3)  #plot frame to show cluster std

  cutree(long_dist,k=3) #show cluster result
  cutree(long_dist_std,k=3)
```

```
### Centroid
center_dist <-  hclust(dist, "centroid")  #centroid dist clustering
center_dist_std <- hclust(dist_std,"centroid") #centroid dist
clustering on std distance


par(mfrow=c(2,1)) #show cluster fig
plot(center_dist, hang =-1) #plot cluster
rect.hclust(center_dist, k=3)#plot frame to show cluster
plot(center_dist_std, hang =-1) #plot cluster std
rect.hclust(center_dist_std, k=3)  #plot frame to show cluster std

cutree(center_dist,k=3) #show cluster result
cutree(center_dist_std,k=3) #show cluster result std

## Clustering for e.g.6.4.2
kmean <- kmeans(dat1,5) #kmeans for original data
sort(kmean$cluster)    #show result in order
kmean_std <- kmeans(scale(dat1),5)  #kmeans for std data
sort(kmean_std$cluster)  #show result in order
```

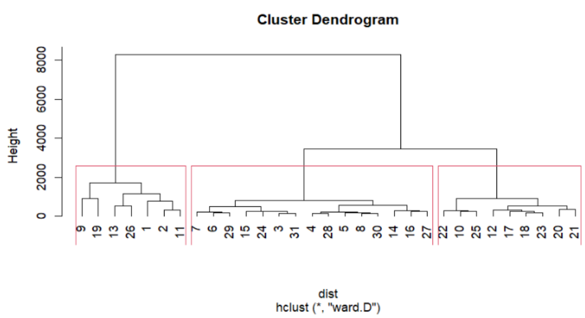
Ward 聚类结果对比：

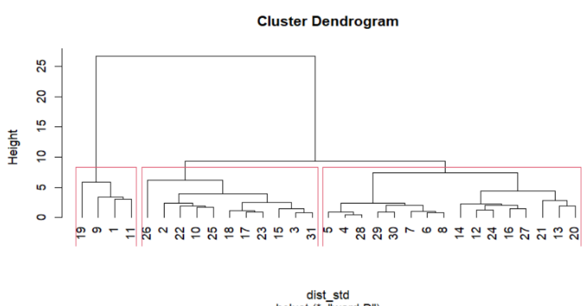
> 非标准化数据

[1] 1 1 2 2 2 2 2 2 1 3 1 3 1 2 2 2 3 3 1 3 3 3 3 2 3 1 2 2 2 2 2

> 标准化数据

[1] 1 2 2 3 3 3 3 3 1 2 1 3 3 3 2 3 2 2 1 3 3 2 2 3 2 2 3 3 3 3 2





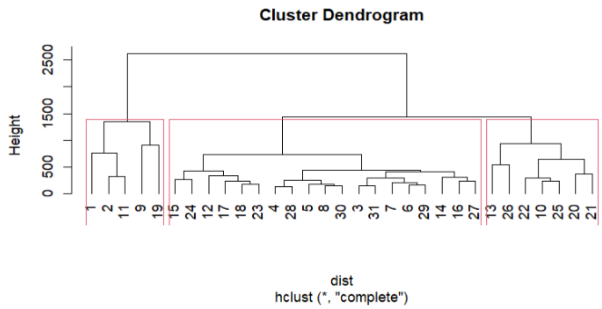
最长距离法聚类结果对比：

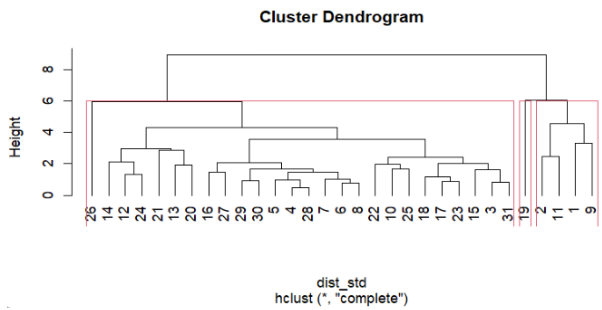
> 非标准化数据

[1] 1 1 2 2 2 2 2 2 1 3 1 2 3 2 2 2 2 2 1 3 3 3 2 2 3 3 2 2 2 2 2

> 标准化数据

[1] 1 1 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2





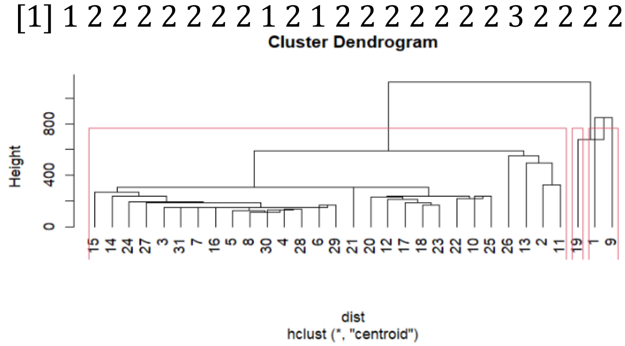
重心法聚类结果对比：

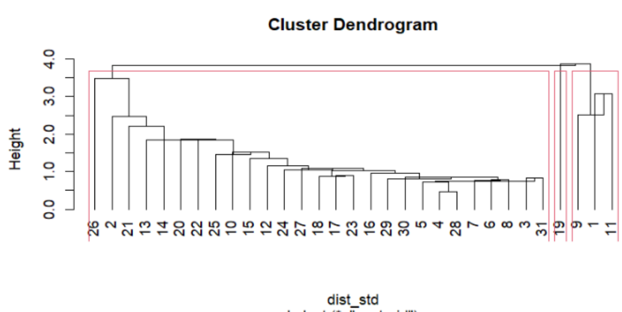
> 非标准化数据

[1] 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2

> 标准化数据

[1] 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2





K-means 聚类结果对比：

> 非标准化数据

[1] 1 1 1 2 2 2 2 2 2 3 3 3 3 3 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 5 5 5 5 5 5 5

> 标准化数据

[1] 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 3 3 3 3 4 4 4 4 4 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5

综合上述输出结果，标准化数据之间的聚类结果较为接近，而非标准化与标准化数据的聚类结果之间相差较大。这说明标准化与否会在很多时候显著影响最终的聚类效果，尤其在数据的差异性较大的情况下，更应该考虑对数据进行标准化处理后再进行聚类，以得到更为有效的聚类结果。

2) 下表中列出各个国家和地区男子比赛的数据，分别用类平均法、离差平方和法和 kmeans 法进行聚类，在聚类之前先对数据进行标准化处理。

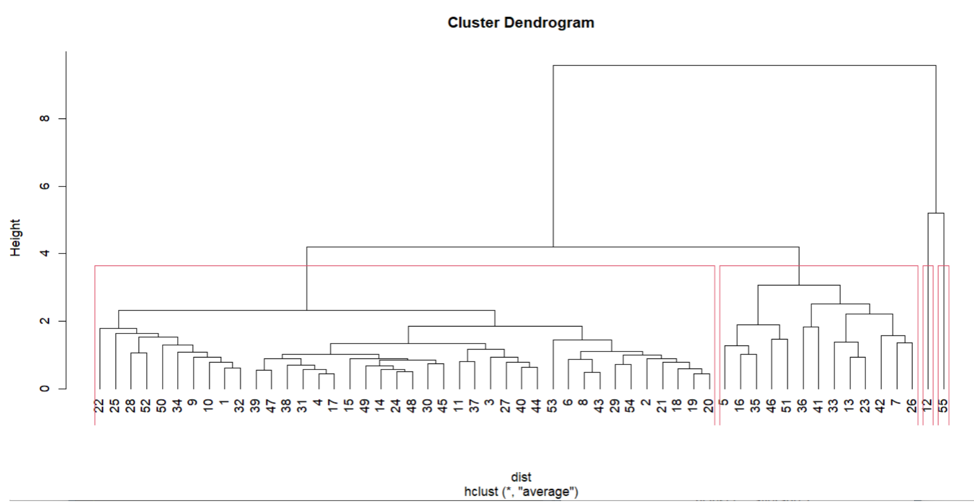
```
# ex.6.6
dat2 <- scale(read_excel("exec6.6.xlsx")%>%select(-nation)) # load data
dist <- dist(dat2, diag=TRUE) # compute distance

  # Average Linkage Method
  hc_avg <- hclust(dist, method = "average")#clustering
  par(mfrow=c(1,1))
  plot(hc_avg, hang=-1) #plot cluster result
  rect.hclust(hc_avg, k=4) #frame out clusters
  cutree(hc_avg, k=4) #show results

  # Ward Method
  hc_wrd <- hclust(dist, method = "ward.D")#clustering
  plot(hc_wrd, hang=-1) #plot cluster result
  rect.hclust(hc_wrd, k=4) #frame out clusters
  cutree(hc_wrd, k=4) #show results

  # kmeans
  kmeans <- kmeans(dat2,4)
  kmeans$cluster
```

类平均法：

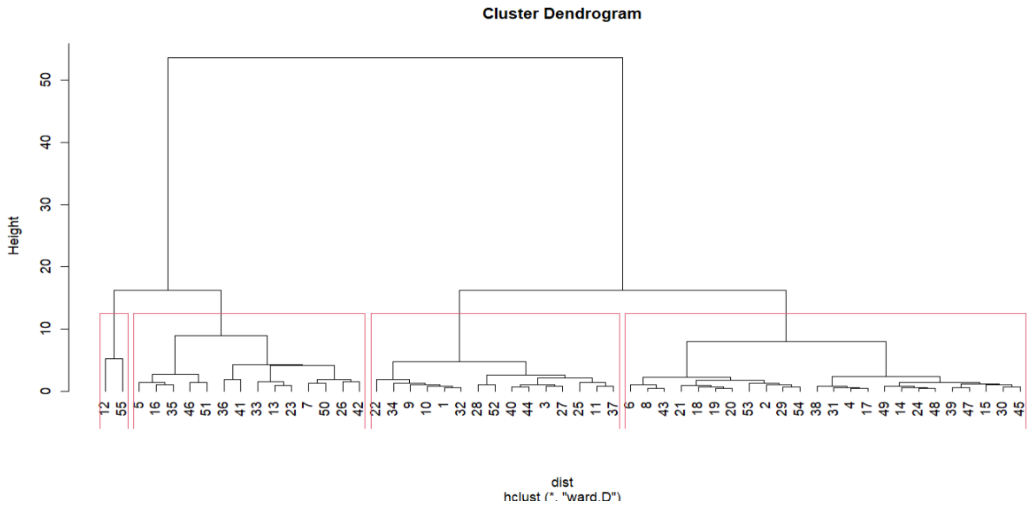


分类结果：

1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 3 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1

2 1 2 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 4

离差平方和法：



分类结果：

1 2 1 2 3 2 3 2 1 1 1 4 3 2 2 3 2 2 2 2 2 1 3 2 1 3 1 1 2 2 2 1

3 1 3 3 1 2 2 1 3 3 2 1 2 3 2 2 2 3 3 1 2 2 4

k-means 法：

分类结果：

2 4 2 4 3 4 3 4 2 2 2 1 3 4 2 3 4 4 4 4 4 2 3 2 2 3 2 2 4 2 4 2

3 2 3 3 2 4 2 2 3 3 4 2 2 3 2 4 4 3 3 2 4 4 1

3) 对例 6.3.7 进行 PCA

```
# ex.7.5
dat3 <- as.matrix(read_excel("examp6.3.7.xlsx")%>%select(-1)) #load data
eign <- eigen(dat3) #calculate eign value and eign vector
eign.value <- eign$values
eign.vector <- eign$vectors

contribution <- eign.value/sum(eign.value) #calculate contribution rate
accumulative.contribution <- cumsum(contribution)#cal accu.contribution
rate
```

```
par(mfrow=c(2,1)) #plot contribution of each PC
plot(contribution,type='o', main='Contribution of each PC',
     xlab = "Principal Components",ylab="Percentage")
plot(accumulative.contribution, type='o',
     main="Accumulative Contribution of PC",
     xlab = "Principal Components",
     ylab="Percentage")
par(mfrow=c(1,1))
print(round(eign.vector,3))
```

对该矩阵求特征值特征向量有（均四舍五入到小数点后三位）：

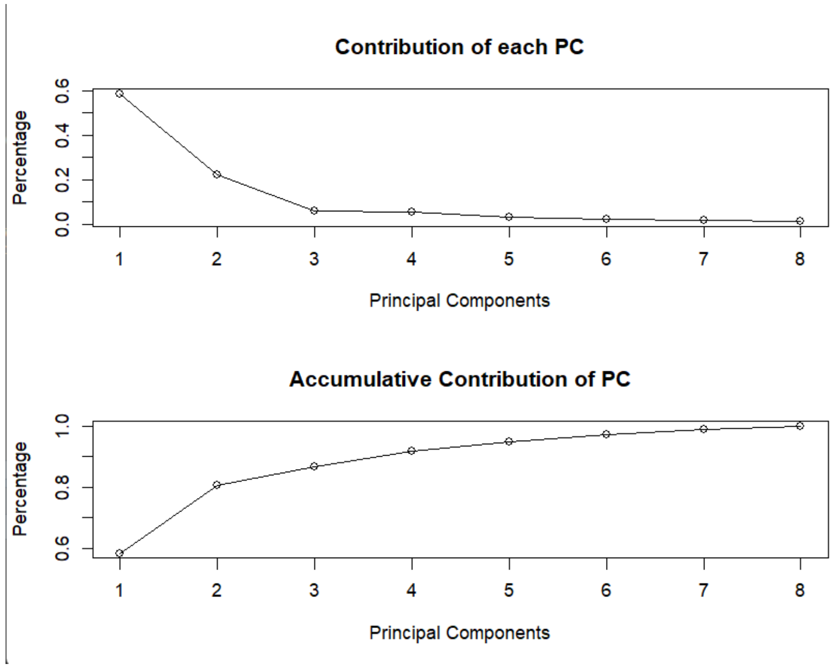
	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]
[1,]	-0.398	-0.280	-0.101	0.107	-0.408	-0.152	0.636	-0.384
[2,]	-0.389	-0.331	0.113	-0.068	0.341	-0.072	0.278	0.723
[3,]	-0.376	-0.345	0.015	0.047	0.541	0.392	-0.242	-0.482
[4,]	-0.388	-0.297	-0.145	-0.124	-0.459	-0.251	-0.662	0.112
[5,]	-0.351	0.394	-0.213	0.114	-0.296	0.720	0.026	0.237
[6,]	-0.312	0.401	-0.073	0.713	0.219	-0.410	-0.112	-0.007
[7,]	-0.286	0.436	-0.421	-0.630	0.257	-0.258	0.080	-0.125
[8,]	-0.310	0.314	0.853	-0.221	-0.110	-0.041	-0.033	-0.117

其每一列为一个特征向量。对应的特征值为：

4.673 1.771 0.481 0.421 0.233 0.187 0.137 0.096

由 PCA 的原理可知对于这一系列从大到小排列的特征值，第i个特征值对应的特征向量即为该组数据的第i个主成分。

同时可以求解其贡献率与累计贡献率与下所示：



故大约可以选取三至四个主成分为最佳，对原始变量进行后续分析。

4) 下表是美国犯罪率数据。对该数据进行 PCA。

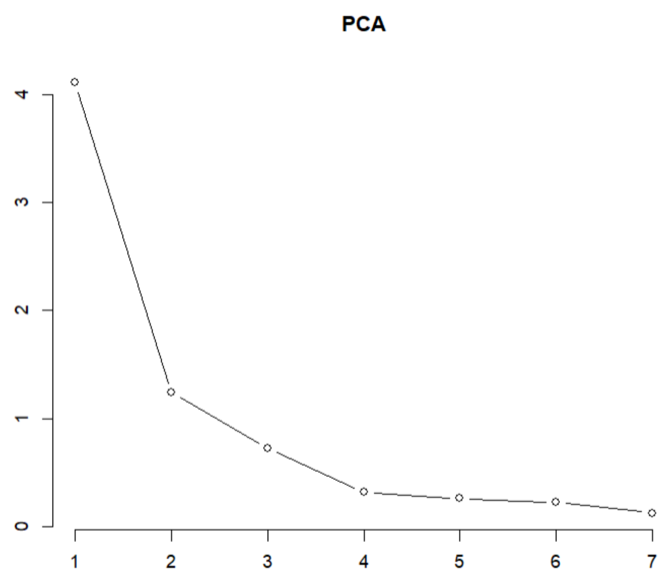
```
# ex.7.6
dat4 <- as.matrix(read_excel("exec7.6.xlsx")%>%select(-state)) #load data
dat4
PCA = prcomp(dat4, center = TRUE, scale. = TRUE) #get std. data PCA
summary(PCA) #summary pca
screeplot(PCA,type="lines")
```

通过计算可以得到各个主成分的贡献率与累计贡献率如下：

Importance of components:

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Standard deviation	2.0285	1.1130	0.8519	0.5625	0.50791	0.47121	0.35222
Proportion of Variance	0.5878	0.1770	0.1037	0.0452	0.03685	0.03172	0.01772
Cumulative Proportion	0.5878	0.7648	0.8685	0.9137	0.95056	0.98228	1.00000

通过如下碎石图可以的大致从统计学上判断可以选取 4 个主成分为宜。



其对应的前四个主成分的旋转矩阵如下所示。

	PC1	PC2	PC3	PC4
x1	-0.3002792	-0.62917444	0.17824530	-0.23211411
x2	-0.4317594	-0.16943512	-0.24419758	0.06221567
x3	-0.3968755	0.04224698	0.49586087	-0.55798926
x4	-0.3966517	-0.34352815	-0.06950972	0.62980445
x5	-0.4401572	0.20334059	-0.20989509	-0.05755491
x6	-0.3573595	0.40231912	-0.53923144	-0.23488987
x7	-0.2951768	0.50242093	0.56838373	0.41923832

进一步结合其各变量的实际含义，可以看出 PC1 约表示的是整体的犯罪水平，PC2 约表示暴力犯罪水平，PC3、PC4 的显示解释意义稍差。

5) 下表是纽约股票交易数据。对该数据进行 PCA。

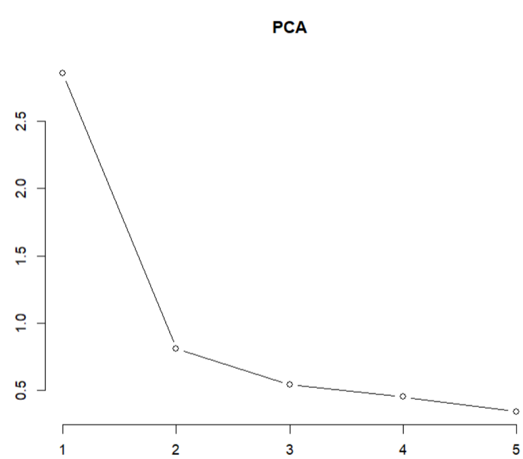
```
# ex.7.7
dat5 <- as.matrix(read_excel("exec7.7.xlsx")%>%select(-week)) #load data
dat5
PCA = prcomp(dat5, center = TRUE, scale. = TRUE) #get std. data PCA
summary(PCA) #summary pca
screeplot(PCA,type="lines")
round(PCA$rotation,3)
```

通过计算可得各主成分的相应贡献率与累计贡献率：

Importance of components:

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
Standard deviation	1.6901	0.8995	0.7349	0.67182	0.5857
Proportion of Variance	0.5713	0.1618	0.1080	0.09027	0.0686
Cumulative Proportion	0.5713	0.7331	0.8411	0.93140	1.0000

相应可以做出碎石图：



由碎石图可见，在统计意义上，约 2~3 个主成分即可较好的对数据进行归纳概括。

具体分析前三个矩阵的旋转矩阵：

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
x1	0.464	-0.241	0.613	-0.381	0.453
x2	0.457	-0.509	-0.178	-0.211	-0.675
x3	0.470	-0.261	-0.337	0.664	0.396
x4	0.422	0.525	-0.539	-0.473	0.179
x5	0.421	0.582	0.434	0.381	-0.387

PC1 约表示股票整体的回报水平，PC2 表示不同的股票类型，其中x_1, x_2, x_3是一种股票，x_4, x_5是一种股票，这也与其现实含义相对应：1、2、3 为化工类股票，4、5 为石油类股票。后续主成分的解释性较差，因此也可以主要选取前两类主成分进行后续分析。