تحلیل مولفه اصلی برای داده ها فوتبال

ابتدا دادههای خود را فراخوانی میکنیم:

> football<-read.table("C:/Users/12345/Desktop/football.txt",header=T)</pre>

۵ سطر ابتدایی از دادهها را نمایش میدهیم:

```
> head(football,5)
WDIM CIRCUM FBEYE EYEHD EARHD JAW
1 13.5 57.15 19.5 12.5 14.0 11
2 15.5 58.42 21.0 12.0 16.0 12
3 14.5 55.88 19.0 10.0 13.0 12
4 15.5 58.42 20.0 13.5 15.0 12
5 14.5 58.42 20.0 13.0 15.5 12
```

تعريف متغيرها:

WDIM: عرض سر در وسیع ترین بخش

CIRCUM: دور سر

EYEHD : اندازه جلو تا پشت سر در سطح چشم

EARHD: اندازه چشم تا فرق سر

EARHD: اندازه گوش تا فرق سر

JAW: عرض فک

بردار میانگین را بدست می آوریم:

```
> colMeans(football)
    WDIM CIRCUM FBEYE EYEHD EARHD JAW
15.50000 57.57483 19.80667 10.51333 13.57500 11.87333
```

تشکیل ماتریس واریانس_کوواریانس برای دادهها(ماتریس ک

(S<-	(S<-cov(football))						
	WDIM	CIRCUM	FBEYE	EYEHD	EARHD	JAW	
WDI	0.37016949	0.6020339	0.14881356	0.04440678	0.10711864	0.20932203	
CIRC	CUM 0.60203390	2.6289847	0.80147571	0.66562938	0.10278390	0.37685989	
FBE	'E 0.14881356	0.8014757	0.45825989	0.01126554	-0.01322034	0.11984181	
EYEH	ID 0.04440678	0.6656294	0.01126554	1.47371751	0.25220339	-0.05438418	
EAR	ID 0.10711864	0.1027839	-0.01322034	0.25220339	0.48800847	-0.03559322	
JAW	0.20932203	0.3768599	0.11984181	-0.05438418	-0.03559322	0.32368362	

محاسبه مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس واریانس_کوواریانس

```
> (eigen<-eigen(S))
eigen() decomposition
$values
[1] 3.32341443 1.37430806 0.47606880 0.32468424 0.15649723 0.08785095
$vectors</pre>
```

```
[,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6] [,1] -0.20744390 0.1415256 -0.42155301 0.4425457 -0.1682617 0.7314861 [2,] -0.87284535 0.2191281 0.08433843 -0.1309809 -0.3304096 -0.2380849 [3,] -0.26126472 0.2314010 0.12087973 -0.3819134 0.7676277 0.3584302 [4,] -0.32586218 -0.8911780 0.17308617 0.1733080 0.1641025 0.1126568 [5,] -0.06563904 -0.2220298 -0.86746687 -0.3545187 0.1144323 -0.2347707 [6,] -0.12788326 0.1868463 -0.13457558 0.6967211 0.4829502 -0.4603940
```

در اینجا به راحتی میتوان مقادیر ویژه را مشاهده کرد.

کاهش بعد به کمک مقادیر ویژه:

```
> labda<-eigen$values
> which(labda>mean(labda))
[1] 1 2
```

براساس مقادیر ویژه مولفههای با مقادیر ویژه بزرگتر از میانگین مقادیر ویژه را نگه میداریم که در اینجا مولفههای اصلی ۱ و ۲ را نگه میداریم.

تحلیل مولفه اصلی به کمک ماتریس واریانس_کوواریانس:

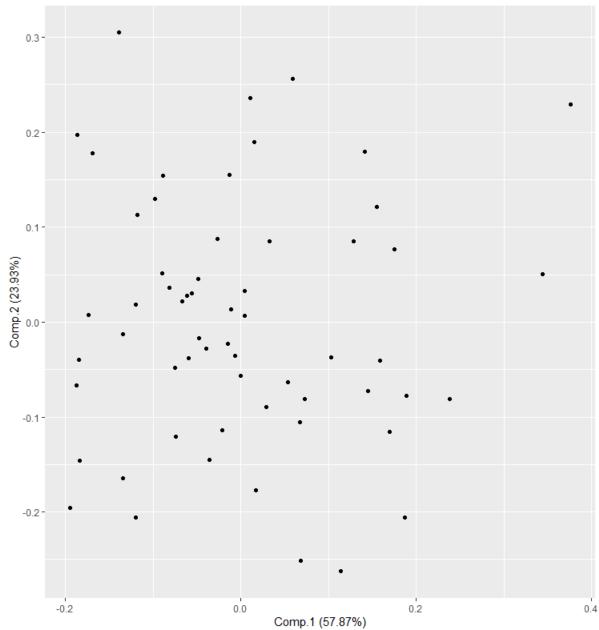
در اینجا نیز میتوانیم بردارهای ویژه را مشاهده کنیم:

```
> loadings(football.pca)
Loadings:
      Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5 Comp.6
       0.207 0.142 0.422 0.443 0.168 0.731
WDIM
CIRCUM 0.873 0.219
                           -0.131 0.330 -0.238
       0.261 0.231 -0.121 -0.382 -0.768 0.358
FBEYE
EYEHD
       0.326 -0.891 -0.173 0.173 -0.164 0.113
FARHD
             -0.222 0.867 -0.355 -0.114 -0.235
       0.128 0.187 0.135 0.697 -0.483 -0.460
JAW
              Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5 Comp.6
               1.000 1.000 1.000 1.000 1.000 1.000
SS loadings
               0.167 0.167 0.167
                                   0.167
Proportion Var
                                         0.167
                                                0.167
Cumulative Var 0.167 0.333 0.500 0.667 0.833 1.000
```

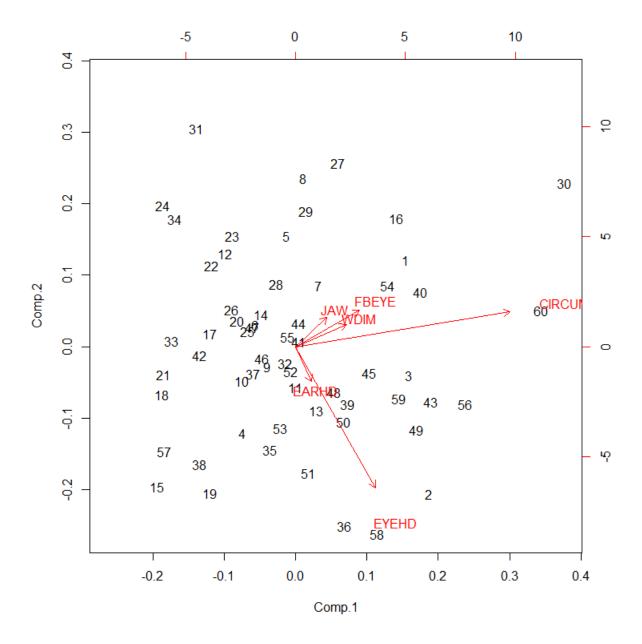
رسم نمودارها:

```
> require(ggfortify)
Loading required package: ggfortify
```

```
Loading required package: ggplot2
Warning message:
In (function (kind = NULL, normal.kind = NULL, sample.kind = NULL) :
    non-uniform 'Rounding' sampler used
> autoplot(football.pca)
```

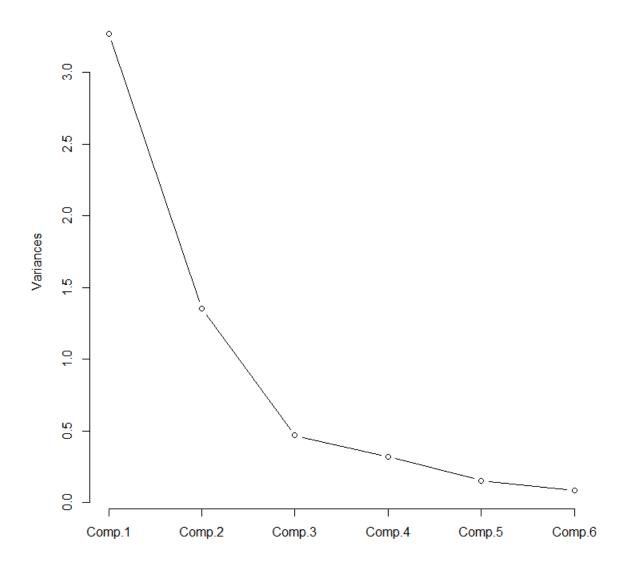


نمودار بالا اطلاعات خوبی در زمینه نرمال بودن دادهها ، نقاط دور افتاده و همچنین میزان پراکنش دادهها نسبت به PCA نمایش میدهد. طبق نمودار بالا دادهها دارای توزیع نرمال هستند و نقطه دور افتاده هم نداریم.



در نمودار بالا میتوان میزان تاثیرگذار بودن هر متغیر را بر اساس طول بردار مشخص نمود یعنی هرچه طول بردار بلندتر اثر بیشتر.

football.pca



طبق نمودار بالا ما باید در کاهش بعد ۲ مولفه اصلی را نگه داریم.

در نمودار بالا باید نگاه به شیب خط کنیم یعنی تا جایی که شیب خط زیاده مولفه ها را نگه میداریم و از جایی که شیب خط کم شد مولفهها را حذف میکنیم.

تحلیل مولفه اصلی با استفاده از ماتریس همبستگی (R)

ماتریس R را تعریف میکنیم:

```
> (R<-cor(football))</pre>
            WDIM
                     CIRCUM
                                  FBEYE
                                              EYEHD
                                                         EARHD
                                                                       JAW
      1.00000000 0.61027644 0.36131523 0.06012317 0.25202932 0.60471992
WDIM
CIRCUM 0.61027644 1.00000000 0.73019762 0.33816708 0.09074389 0.40853148
FBEYE 0.36131523 0.73019762 1.00000000 0.01370847 -0.02795587
                                                                0.31116595
EYEHD 0.06012317 0.33816708
                            0.01370847
                                         1.00000000 0.29739257 -0.07874176
EARHD 0.25202932 0.09074389 -0.02795587
                                        0.29739257
                                                    1.00000000 -0.08955570
      0.60471992 0.40853148 0.31116595 -0.07874176 -0.08955570 1.00000000
JAW
```

مقادیر ویژه را بدست می آوریم:

```
> (eigen<-eigen(R))</pre>
eigen() decomposition
$values
[1] 2.5677926 1.3691056 0.9324399 0.6779565 0.3220909 0.1306146
$vectors
          [,1]
                     [,2]
                               [,3]
                                          [,4]
                                                     [,5]
                                                                [,6]
[1,] -0.5107369  0.008377599  0.4456068  0.03305842 -0.62058449  0.39280307
[2,] -0.5613420 -0.086752441 -0.3196668 -0.02117623 -0.22757477 -0.72314844
[3,] -0.4621079   0.146807619   -0.4753965   -0.47302264   0.31139558   0.46710208
[4,] -0.1443386 -0.663982124 -0.3135873 0.59227988 0.09531954 0.28297679
[5,] -0.1096575 -0.644048720 0.4703556 -0.48807667 0.31147128 -0.12926295
```

کاهش بعد به کمک مقادیر ویژه :

```
> labda<-eigen$values
> which(labda>1)
[1] 1 2
```

در تحلیل مولفه اصلی با استفاده از ماتریس همبستگی مولفههایی که مقادیر ویژه بزرگتر از ۱ دارند را نگه میداریم و بقیه حذف میکنیم پس در اینجا نیز به نتیجه قبل رسیدیم یعنی کاهش بعد به ۲ بعد.

تحليل مولفه اصلى:

```
> football.pca.R<-princomp(covmat=R)</pre>
> summary(football.pca.R)
Importance of components:
                          Comp.1
                                    Comp.2
                                               Comp.3
                                                         Comp.4
                                                                    Comp.5
Standard deviation
                       1.6024333 1.1700878 0.9656293 0.8233811 0.56753050 0.36140646
Proportion of Variance 0.4279654 0.2281843 0.1554066 0.1129927 0.05368181 0.02176911
Cumulative Proportion 0.4279654 0.6561497 0.8115563 0.9245491 0.97823089 1.000000000
> loadings(football.pca.R)
Loadings:
       Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5 Comp.6
WDIM
        0.511
                      0.446
                                     0.621 0.393
CIRCUM 0.561
                     -0.320
                                     0.228 -0.723
```

```
FBEYE 0.462 0.147 -0.475 -0.473 -0.311 0.467

EYEHD 0.144 -0.664 -0.314 0.592 0.283

EARHD 0.110 -0.644 0.470 -0.488 -0.311 -0.129

JAW 0.421 0.339 0.392 0.431 -0.600

Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5 Comp.6

SS loadings 1.000 1.000 1.000 1.000 1.000

Proportion Var 0.167 0.167 0.167 0.167 0.167

Cumulative Var 0.167 0.333 0.500 0.667 0.833 1.000
```

برخلاف نتایج قبل در اینجا میبینیم که تحلیل مولفه اصلی به ما میگوید در کاهش بعد باید ۳ مولفه اصلی اول را نگه داریم و ۳ مولفه اصلی اول ۸۱.۱ درصد کل واریانس را نمایش میدهند.