2018. 3. 22. Lab10 PCA(2)

Lab10_PCA(2)

Lab10 PCA(2)

```
01. 주성분 분석 배경
02. 주성분이란?
03. 주성분분석(principal component analysis)란?
04. 주성분 분석 예제
05. 실습과제 1
```

01. 주성분 분석 배경

```
통계 자료를 분석 시에 주요 관심사 중의 하나는
(1) 자료가 가지는 변이의 크기와 속성을 파악하고 해석하는 것.
변이 -
변수가 하나(일변량): 분산으로 크기 표현
변수가 두개이상(다변량): 개별 분산 및 변수들간의 공분산(혹은 상관계수)가 포함.
```

02. 주성분이란?

```
주성분이란? 다변량 자료가 가지고 있는 총 변이의 주요 부분을 함유하고 있는 성분 예를 들어, n명에 대한 p과목의 성적 X1, X2, ..., Xn를 관찰했다.

X1 X2 X3 X4 ... Xn

stu1 90 100 . 80 .
stu2 80 100 . 80 .
stu3 70 90 . 80 .
..

stuN ...

각 학생을 대표하는 특성을 측정하고 싶다면, 우리는 3가지 방법을 생각해 볼 수 있다.
(가) 각 과목의 평균성적
(나) 가중 평균 성적 Xa = a1X1 + a2X2 + a3X3 + .. + anXn
(다) f를 이용한 Xf = f(X1, X2, ..., Xp)

대표한다는 의미는 주성분의 의미와 연계될 수 있다.
```

03. 주성분분석(principal component analysis)란?

```
서로 연관되어 있는 변수들(X1, X2,...,Xp)을 관측시에,
이 변수들이 전체적으로 가지고 있는 정보를 최대한 확보하는 작은 수의
새로운 변수(주성분)를 생성하는 방법.
```

그렇지만 이 변수들은 선형 독립을 가지는 변수들이면 좋겠다.

04. 주성분 분석 예제

(1) 자료 가져오기 및 요약 통계량

```
# install.packages("HSAUR")
library(HSAUR)

## Warning: package 'HSAUR' was built under R version 3.4.4
```

2018. 3. 22. Lab10 PCA(2)

```
## Loading required package: tools

data(heptathlon)
head(heptathlon)

## hurdles highjump shot run200m longjump javelin
## lovner-Kersee (USA) 12.60 1.86 15.80 22.56 7.27 45.66
```

```
## Joyner-Kersee (USA)
                      12.69 1.86 15.80 22.56
                                                           45 66
## John (GDR)
                       12.85
                               1.80 16.23 23.65
                                                     6.71
                                                           42.56
## Behmer (GDR)
                       13.20 1.83 14.20 23.10
                                                     6.68
                                                           44.54
## Sablovskaite (URS)
                      13.61 1.80 15.23 23.92
                                                     6.25
                                                           42.78
## Choubenkova (URS)
                      13 51
                               1.74 14.76 23.93
                                                     6.32 47.46
## Schulz (GDR)
                      13.75
                               1.83 13.50 24.65
                                                     6.33 42.82
##
                    run800m score
## Joyner-Kersee (USA) 128.51 7291
## John (GDR)
                      126.12 6897
## Behmer (GDR)
                      124.20 6858
## Sablovskaite (URS) 132.24 6540
## Choubenkova (URS)
                     127.90 6540
## Schulz (GDR)
                     125.79 6411
```

http://cran.r-project.org/web/packages/HSAUR/HSAUR.pdf (http://cran.r-project.org/web/packages/HSAUR/HSAUR.pdf)

```
1988년 서울 올림픽 육상 여성 7종 경기에 대한 결과
hurdles(110m 허들)
highjump(높이뛰기)
shot(포환 던지기)
run200m(200m 달리기)
longjump(멀리뛰기)
javelin(창던지기)
run800m(800m 달리기)
```

(2) 자료 변형하기

```
변수들 중 hurdles, run200m, run800m는 작은 값일수록 좋은 점수이기 때문에
자료를 변형시켜 준다.
즉, 높은 점수가 되도록 최대값에서 빼줌으로써 자료를 역변환한다.
```

```
dat <- heptathlon
dat$hurdles = max(dat$hurdles) - dat$hurdles
dat$run200m = max(dat$run200m) - dat$run200m
dat$run800m = max(dat$run800m) - dat$run800m</pre>
```

(3) 주성분 분석 실행하기

```
A. stats 패키지를 불러온다.
B. score를 뺀(8열빼기) 나머지 변수로 주성분 분석 수행
cor=T 상관계수행렬 지정, cor= 공분산 행렬 의미
scores = T, 주 성분의 점수를 출력 옵션
아래에서는 변수의 단위가 상이하므로 상관계수행렬을 이용하여 주성분분석을
실행하였다.
names(dat.pca)는 princomp() 결과의 개체 이름을 보여준다.
```

```
library(stats)
hep.data = dat[,-8]
dat.pca = princomp(hep.data, cor=T, scores=T)
names(dat.pca)
```

2018. 3. 22. Lab10_PCA(2)

```
## [1] "sdev" "loadings" "center" "scale" "n.obs" "scores" ## [7] "call"
```

(4) 주성분 분석 결과

```
총 7개의 주성분(변수의 수가 7개이므로)가능한 주성분 수도 7개이다.
표준편차를 보여준다.
```

```
summary(dat.pca)
```

```
## Importance of components:
                             Comp.1
                                      Comp.2
                                                 Comp.3
                                                             Comp.4
## Standard deviation
                         2.1119364 1.0928497 0.72181309 0.67614113
## Proportion of Variance 0.6371822 0.1706172 0.07443059 0.06530955
## Cumulative Proportion 0.6371822 0.8077994 0.88222998 0.94753952
                             Comp.5
                                        Comp.6
                                                    Comp.7
## Standard deviation
                         0.49524412 0.27010291 0.221361710
## Proportion of Variance 0.03503811 0.01042223 0.007000144
## Cumulative Proportion 0.98257763 0.99299986 1.000000000
```

(5) 각 주성분의 표준편차, 분산 비율

```
첫 번째 주성분이 63.72%, 두번째 주성분이 17.06% 분산 비율.
2개의 주성분이 80.8%의 정보를 갖는다.
각 주성분의 표준편차를 제곱하여 고유값을 얻을 수 있다.
제 1성분의 분산이 4.46, 제 2주성분 1.19, 제 3주성분 0.52
```

```
eig.val = dat.pca$sdev^2
eig.val
```

```
## Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5 Comp.6
## 4.46027516 1.19432056 0.52101413 0.45716683 0.24526674 0.07295558
## Comp.7
## 0.04900101
```

(6) PC1~PC7의 분산의 합과 상관계수의 대각 부분의 합은 같다.

```
sum(eig.val)
## [1] 7
```

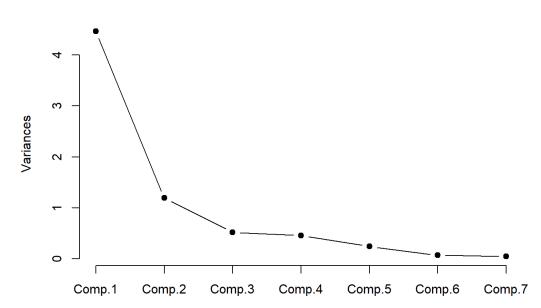
```
cor(dat[,1:7])
```

```
highjump
               hurdles
                                        shot run200m
## hurdles 1.000000000 0.811402536 0.6513347 0.7737205 0.91213362
## highjump 0.811402536 1.000000000 0.4407861 0.4876637 0.78244227
           0.651334688 0.440786140 1.0000000 0.6826704 0.74307300
## run200m 0.773720543 0.487663685 0.6826704 1.0000000 0.81720530
## longjump 0.912133617 0.782442273 0.7430730 0.8172053 1.00000000
## javelin 0.007762549 0.002153016 0.2689888 0.3330427 0.06710841
## run800m 0.779257110 0.591162823 0.4196196 0.6168101 0.69951116
                javelin
                            run800m
## hurdles
            0.007762549 0.77925711
## highjump 0.002153016 0.59116282
            0.268988837 0.41961957
## shot
## run200m 0.333042722 0.61681006
## longjump 0.067108409 0.69951116
## javelin 1.000000000 -0.02004909
## run800m -0.020049088 1.00000000
```

(7) 스크리 그림과 주성분 계수

screeplot(dat.pca, type="lines", pch=19, main="Scree Plot")

Scree Plot



dat.pca\$loadings[,1:2]

```
## hurdles -0.4528710 0.15792058

## highjump -0.3771992 0.24807386

## shot -0.3630725 -0.28940743

## run200m -0.4078950 -0.26038545

## longjump -0.4562318 0.05587394

## javelin -0.0754090 -0.84169212

## run800m -0.3749594 0.22448984
```

```
hurdles -0.4528710 0.15792058
highjump -0.3771992 0.24807386
       -0.3630725 -0.28940743
run200m -0.4078950 -0.26038545
longjump -0.4562318 0.05587394
javelin -0.0754090 -0.84169212
run800m -0.3749594 0.22448984
주성분의 고유값의 크기 순으로 그린 것으로 screeplot() 함수를 이용한다.
고유값이 1보다 큰 주성분이 2개가 됨을 알 수 있다.
Var(PC1), Var(PC2)
상관계수행렬을 이용한 경우 제1, 제2주성분은 다음과 같다.
PC1 = -0.453x hurdles - 0.377xhighjump - 0.363shot ... -0.075xjavalin - 0.375 x run800m
PC2 = 0.158xhurdles + 0.248 x highjump - 0.289 x shot - 0.2603 x run200m + 0.056 x longjump
   -0.84xjavalin + 0.22xrun800m
제 2주성분은 javalin의 계수가 다른 변수에 비해 상대적으로 절대값이 큰 것으로 볼때.
창던지기와 밀접한 관련이 있는 성분으로 파악이 가능하다.
```

(8) 주성분 점수 및 행렬도(biplot)

```
각 개체에 대한 첫 번째, 두 번째 주성분점수 및 행렬도이다.

행렬도(biplot)는 각 개체의 관찰값은 주성분 점수로 한다.

각 변수와 주성분과의 관계를 나타낸다.

(가) Gabriel(1971)에 의해 제안된 방법.

다변량 자료가 가지는 정보를 기하하적으로 탐색하는 방법.

첫 번째 주성분을 X축,

두 번째 주성분을 Y축으로 하여,

각 변수(육상 7종 경기)와

각 객체(운동 선수)의 산점도를 나타내었다.

화살표는 벡터를 의미.

(나) 행렬도에서 (highjump, run800m, hurdles, longjump)가 서로 가까운 곳에 위치하고,

벡터 방향 또한 비슷하다.

(run200m, shot)이 가깝게 위치하고, javalin은 다른 변수들과 다른 방향에 위치한다.

--> 가까운 거리와 방향일수록 변수들의 상관성이 높아진다.

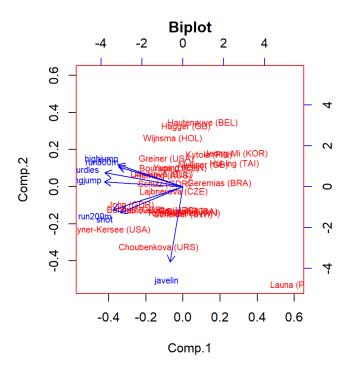
--> 각 개체가 특정 변수에 가깝게 위치할수록 그 개체는 해당 변수와 관련이 높다고 할 수 있다.
```

dat.pca\$scores[,1:2]

```
##
                          Comp. 1
                                     Comp.2
## Joyner-Kersee (USA) -4.20643487 -1.26802363
## John (GDR)
                -2.94161870 -0.53452561
## Behmer (GDR)
                     -2.70427114 -0.69275901
## Sablovskaite (URS) -1.37105209 -0.70655862
## Choubenkova (URS) -1.38704979 -1.78931718
## Schulz (GDR)
                     -1.06537236 0.08104469
                    -1.12307639 0.33042906
## Fleming (AUS)
## Greiner (USA)
                    -0.94221015 0.82345074
## Lajbnerova (CZE) -0.54118484 -0.14933917
## Bouraga (URS)
                    -0.77548704 0.53686251
## Wijnsma (HOL)
                     -0.56773896 1.42507414
## Dimitrova (BUL)
                    -1.21091937 0.36106077
## Scheider (SWI) 0.01578005 -0.82307249
## Braun (FRG)
                     0.00385205 -0.72953750
## Ruotsalainen (FIN) 0.09261899 -0.77877955
## Yuping (CHN) -0.14005513 0.54831883
## Hagger (GB)
                     0.17465745 1.77914066
## Brown (USA)
                     0.52996001 -0.74195530
## Mulliner (GB)
                     1.14869009 0.64788023
## Hautenauve (BEL)
                     1.10808552 1.88531477
## Kvtola (FIN)
                     1.47689483 0.94353198
                     2.05556037 0.09495979
## Geremias (BRA)
## Hui-Ing (TAI)
                     2.93969248 0.67514662
## Jeong-Mi (KOR)
                      3.03136461 0.97939889
## Launa (PNG)
                      6.39931438 -2.89774561
```

biplot(dat.pca, cex=0.7, col=c("red", "blue"), main="Biplot")

2018. 3. 22. Lab10_PCA(2)



(9) 변수의 상관계수 확인

행렬도에서 (highjump, run800m, hurdles, longjump)가 서로 가까운 곳에 위치하고, 벡터 방향 또한 비슷하다.

(run200m, shot)이 가깝게 위치하고, javalin은 다른 변수들과 다른 방향에 위치한다.

library(corrplot)

Warning: package 'corrplot' was built under R version 3.4.4

corrplot 0.84 loaded

CorrEu <- cor(dat)
corrplot(CorrEu, method="number")</pre>

2018. 3. 22. Lab10_PCA(2)

	hurdles	highjump	shot	run200m	longjump	javelin	run800m	score	— 1
hurdles	1	0.81	0.65	0.77	0.91	0.01	0.78	0.92	- 0.8
highjump	0.81	1	0.44	0.49	0.78		0.59	0.77	- 0.6
shot	0.65	0.44	1	0.68	0.74	0.27	0.42	0.8	- 0.4
run200m	0.77	0.49	0.68	1	0.82	0.33	0.62	0.86	0.2
longjump	0.91	0.78	0.74	0.82	1		0.7	0.95	-0.2
javelin			0.27	0.33	0.07	1		0.25	-0.4
run800m	0.78	0.59	0.42	0.62	0.7		1	0.77	0.6
score	0.92	0.77	0.8	0.86	0.95	0.25	0.77	1	-0.8

실습과제 1

http://data-mining-tutorials.blogspot.kr/2013/01/new-features-for-pca-in-tanagra.html 99명의 소비자가 맥주 구매에 중요하게 생각하는 요인에 대해 점수를 준 엑셀 자료이다. 독립변수는 7개, 케이스 수가 99개인 자료이다.

변수는 가격, 크기, 알코올, 평판, 색, 향기, 맛이 있으며, 점수는 0~100으로 되어 있다.

이 자료를 이용하여 주성분 분석을 해 보자.

[예제 분석]

- (가) read.xlsx() 함수를 이용해 자료를 읽어온다.
- (나) cor()를 이용하여 상관계수행렬을 확인해 본다.
- (다) 주성분분석 실행하기
- (라) 주성분분석 결과보기
- (마) 스크리그림 및 주성분계수확인