데이터과학을 위한 R프로그래밍

12주차. 군집분석

이혜선 교수
포항공과대학교 산업경영공학과

목차

12주차. 군집분석

12주차

1차시

군집분석과 유사성척도

POSTECH

군집분석

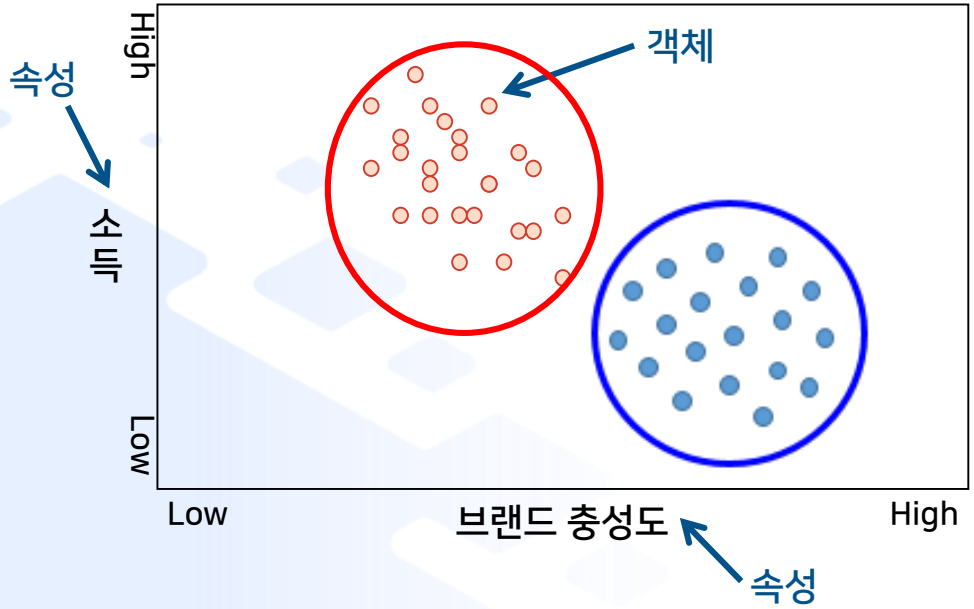
☑ 비지도 학습(Unsupervised Learning)이며, 속성변수들의 특징으로 그룹화하는 기법

모형화	특징	내용	적용기법
예측	✠ 타겟변수 값이 주어지는 경우 (supervised learning) ✠ 변수간의 관계	주어진 데이터를 기반으로 모델을 만든 후, y값을 예측 (y=continuous value)	✠ 다중회귀분석 ✠ 주성분 회귀분석 ✠ 부분최소자승법 ✠ 신경망
분류		학습표본을 기반으로 분류규칙을 생성. 분류규칙의 성능을 검증하기 위해 실제범주와 추정된 범주를 비교 (y=0/1 혹은 다범주)	✠ 로지스틱 회귀모형 ✠ 의사결정나무 ✠ 선형판별분석 ✠ 서포트벡터머신
군집	✠ 타겟변수 값이 없는 경우 (unsupervised learning) ✠ 개체간의 관계	주어진 데이터(X변수들)의 속성으로 군집화	✠ 계층형 군집 분석 ✠ K-MEANS
연관규칙		연관성 있는 변수 관계 도출(동시 발생 빈도 분석)	✠ 연관규칙 분석

POSTECH

군집분석

☑ 군집분석(cluster analysis)이란, 유사한 속성을 가진 객체들을 군집(cluster)으로 나누는(묶어주는) 데이터마이닝 기법



예 고객들의 구매 패턴을 반영하는 속성들에 대한 데이터가 수집된다고 할 때

→ 군집분석을 통해 유사한 구매 패턴을 보이는 고객들을 군집화하고 판매전략을 도출

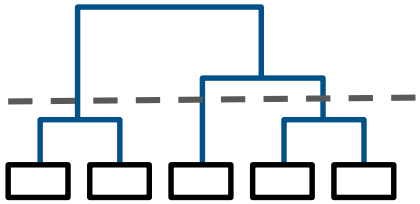
군집분석과 유사성척도

군집분석 종류

☑ 군집분석의 방법은 계층적 방법과 비계층적 방법으로 구분

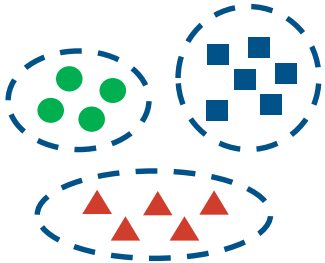
계층적 군집 (Hierarchical Clustering)

사전에 군집 수 k를 정하지 않고 단계적으로 군집 트리를 제공



비계층적 군집 (Non-hierarchical Clustering)

사전에 군집 수 k를 정한 후 각 객체를 k개 중 하나의 군집에 배정



유사성 척도

☑ 객체 간의 유사성 정도를 정량적으로 나타내기 위해서 척도가 필요

- 거리(distance) 척도

  거리가 가까울수록 유사성이 큼. 거리가 멀수록 유사성이 적어짐

- 상관계수척도

  객체간 상관계수가 클수록 두 객체의 유사성이 커짐

POSTECH

거리 척도

☑ 객체 i의 p차원 공간에서의 좌표는 다음과 같은 열벡터로 표현

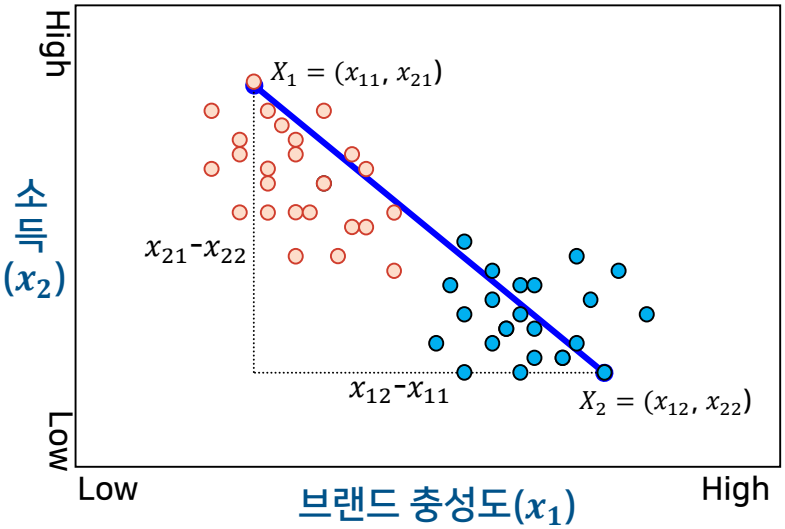
- p개의 속성을 가진 객체 i에 대하여, j번째 속성은 X_{ji} 으로 표현

$$x_i = (X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{pi})^T \quad i = 1, \cdots, n$$

☑ 유클리디안 거리

$$d_{ij} = d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{p} |X_{ki} - X_{kj}|^2}$$

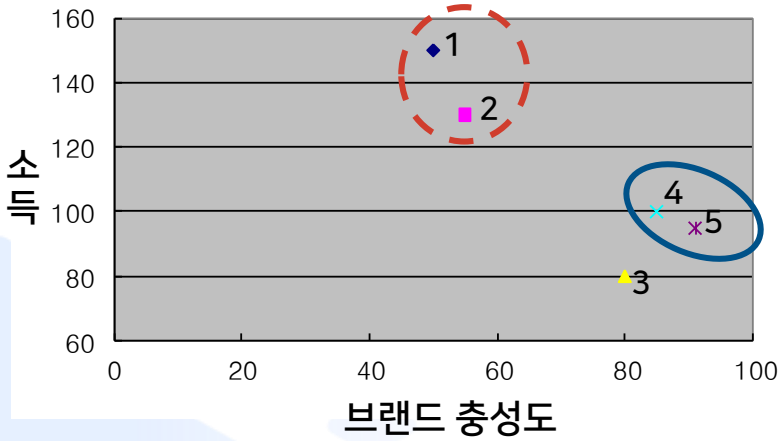
$$Distance = \sqrt{(x_{12} - x_{11})^2 + (x_{21} - x_{22})^2}$$



POSTECH

유클리디안 거리

유클리디안 거리(Euclidean distance)



$$d_{12} = d_{21} = \sqrt{(150-130)^2+(50-55)^2} = 20.6$$

데이터

ID	소득	브랜드 충성도
1	150	50
2	130	55
3	80	80
4	100	85
5	95	91

ID	1	2	3	4	5
1	0.0				
2	20.6	0.0			
3	76.2	55.9	0.0		
4	61.0	42.4	20.6	0.0	
5	68.6	50.2	18.6	7.8	0.0

- (4와 5번)이 가장 가까움
- (1과 2번)이 두번째로 가까움

POSTECH

유클리디안 거리

☑ 거리(distance)계산 함수 : dist(데이터, method= ,)

```
# lec12_1_clus.R
# Clustering
# Distance measure

# similarity measures - distance
m1 <- matrix(
  c(150, 50, 130, 55, 80, 80, 100, 85, 95, 91),
  nrow = 5,
  ncol = 2,
  byrow = TRUE)
# m1 is a matrix
m1
is.data.frame(m1)
# m1 is defined as dataframe
m1<-as.data.frame(m1)
```

데이터 생성 (m1, 5x2 행렬)

```
> m1
     [,1] [,2]
[1,]  150   50
[2,]  130   55
[3,]   80   80
[4,]  100   85
[5,]   95   91
```

m1을 data frame으로 저장

```
# 1. Euclidean distance
D1 <- dist(m1)
D1
```

```
> D1
          1        2        3        4
2 20.61553
3 76.15773 55.90170
4 61.03278 42.42641 20.61553
5 68.60029 50.20956 18.60108  7.81025
```

POSTECH

유클리디안 거리

거리계산 옵션

```
help("dist")
```

dist {stats} R Documentation

Distance Matrix Computation

Description

This function computes and returns the distance matrix computed by using the specified distance measure to compute the distances between the rows of a data matrix.

Usage

```
dist(x, method = "euclidean", diag = FALSE, upper = FALSE, p = 2)

as.dist(m, diag = FALSE, upper = FALSE)
## Default S3 method:
as.dist(m, diag = FALSE, upper = FALSE)

## S3 method for class 'dist'
print(x, diag = NULL, upper = NULL,
      digits = getOption("digits"), justify = "none",
      right = TRUE, ...)

## S3 method for class 'dist'
as.matrix(x, ...)
```

Arguments

x	a numeric matrix, data frame or "dist" object.
method	the distance measure to be used. This must be one of "euclidean", "maximum", "manhattan", "canberra", "binary" or "minkowski". Any unambiguous substring can be given.

POSTECH

그 외 거리 척도

민코프스키 거리(Minkowski distance)

- 유클리디안 거리의 일반화된 방법
  (m=2 일 때는 유클리디안 거리와 동일)

$$d(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^{p} |X_{ki} - X_{kj}|^m\right)^{1/m}$$

마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)

- 변수 간의 상관 관계가 존재할 때 사용

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^T S^{-1} (x_i - x_j)}$$

$$S = \begin{bmatrix} s_1^2 & s_{12} & \cdots & s_{1p} \\ s_{21} & s_2^2 & & s_{2p} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & s_{p2} & \cdots & s_p^2 \end{bmatrix}$$

$$s_{ab} = \frac{\sum_i (X_{ai} - \overline{X_a})(X_{bi} - \overline{X_b})}{n-1}$$

POSTECH

그 외 거리 척도

민코프스키 거리(Minkowski distance)

- dist(data(or matrix), method="minkowski", p=3)

```
# 2. Minkowski distance
D2<- dist(m1, method="minkowski", p=3)
D2
```

민코프스키 거리

```
> D2
          1         2         3         4
2 20.103629
3 71.790544 52.002096
4 55.164795 37.797631 20.103629
5 61.735957 44.736068 16.757812  6.986368
```

유클리디안 거리

```
> D1
          1         2         3         4
2 20.61553
3 76.15773 55.90170
4 61.03278 42.42641 20.61553
5 68.60029 50.20956 18.60108  7.81025
```

민코프스키 계산식에서 p=2이면
유클리디안 거리와 동일

상관계수를 척도로 사용

- 또 다른 유사성 척도로 객체 간의 상관계수를 사용
  - 상관계수가 클수록 두 객체의 유사성이 크다고 추정

객체 i 와 객체 j 간의 표본상관계수는 다음과 같이 정의

$$sim(x_i, x_j) = r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{p}(X_{ki} - m_i)(X_{kj} - m_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{p}(X_{ki} - m_i)^2}\sqrt{\sum_{k=1}^{p}(X_{kj} - m_j)^2}}$$

이때 m_i는 객체 i의 평균값으로 다음과 같음

$$m_i = \frac{1}{p}\sum_{k=1}^{p} X_{ki}$$

POSTECH

상관계수

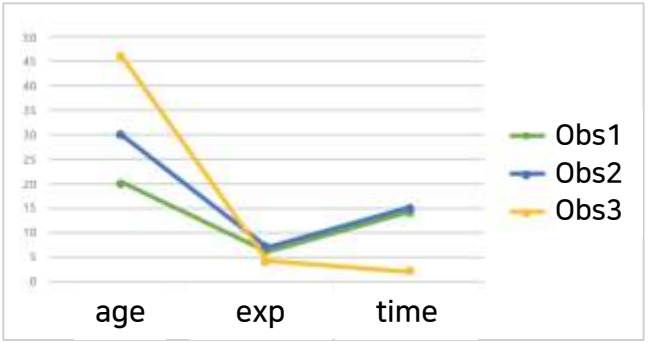
상관계수측정(cor)

```
# 3. correlation coefficient
m2 <- matrix(
  c(20, 6, 14, 30, 7, 15, 46, 4, 2),
  nrow = 3,
  ncol = 3,
  byrow = TRUE)
m2

# correlation between Obs1~Obs2
cor(m2[1,],m2[2,])
# correlation between Obs1~Obs3
cor(m2[1,],m2[3,])
```

데이터 생성(3x3 matrix)

```
> m2
     [,1] [,2] [,3]
[1,]   20    6   14
[2,]   30    7   15
[3,]   46    4    2
```



상관계수 측정

```
> # correlation between Obs1~Obs2
> cor(m2[1,],m2[2,])
[1] 0.9673518
> # correlation between Obs1~Obs3
> cor(m2[1,],m2[3,])
[1] 0.7984081
```

객체1(obs1)과 객체2의 유사성이 객체1(obs1)과 객체3간의 유사성보다 큼 (0.9674 > 0.7984)