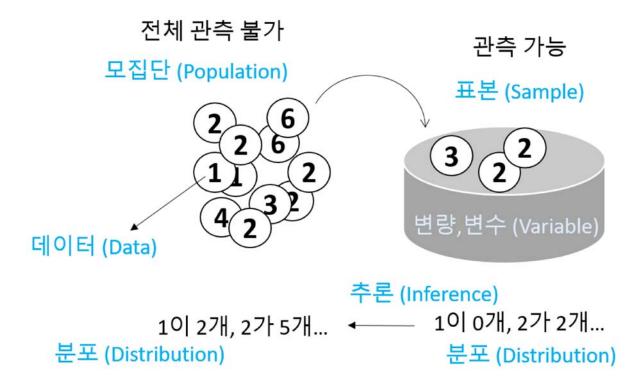
Chapter 3 Basic Statistics

3.1 Univariat data

• Statistics: 데이터 분석을 통한 예측. 즉, 데이터를 수집, 정리하여 이로부터 미지의 사실에 대한 신빙성 있는 추론을 수행하는 과정



• Univariate (단변량): Single variable

$$x_1, x_2, \ldots, x_n$$

x <- c(1, 2, 3, 4, 5)

length(x)

- 데이터의 속성에 따른 구분
- 범주형 질적 데이터, 숫자로 나타낼 수 있으나 의미 없음
 - 。 명목형 (Nominal) 사람 이름
 - 。 순서형 (Ordinal) 달리기 도착 순서
- 수치형 숫자로 나타내며 데이터 속성을 그대로 지님님
 - ∘ 구간형 (Interval) 선수1, 선수2 종점통과 시간
 - 。 비율형 (Ratio) 출발시간 기준 종점 통과 시간

이름	등수	도착	걸린시간	
둘리	1	13:12	1:12	
희동	5	14:30	2:30	
길동	2	13:30	1:30	
철수	철수 4		2:00	
영희 3		13:50	1:50	

- · Data type in R
 - ∘ Numeric data types (수치형)
 - Discrete (이산형) data 카운트, 횟수
 - Continuous (연속형) data 키, 몸무게, Cannot be shared
 - o Factors data 혈액형, 지역 (범주형)
 - o Character data ID, 이름 (범주형)
 - o Logical data 참, 거짓 (논리형)

3.1.1 Vectors for univariate data

· Using combine function

```
#The number of whale beachings in Texas during the 1990s
whale <- c(74, 122, 235, 111, 292, 111, 211, 133, 156, 79)
#Object `whale` is a data vector == (univariate) data set

# The size
length(whale)
sum(whale)
sum(whale)/length(whale)
mean(whale)</pre>
• Vectorization
```

whale^2 - mean(whale)

whale - mean(whale)

sqrt(whale)

• Adding values to a vector variable

```
x <- 1
x \leftarrow c(x, 2)
x \leftarrow c(x, 3, 3, 3, 4)
• Missing/NULL values

    NA: Not available, The value is missing

    o NULL: a reserved value
    • NaN: Not a number (0/0)
    o Inf: (1/0)
hip_cost <- c(10500, 45000, 74100, NA, 83500)
sum(hip_cost)
sum(hip_cost, na.rm=TRUE)
?sum
· Attributes: names in data vectors
head(precip)
class(precip)
length(precip)
names(precip)
order(names(precip))
test_scores <- c(100, 90, 80)
names(test_scores) <- c("Alice", "Bob", "Shirley")</pre>

    Indexing

head(precip)
precip[1]
precip[2:10]
precip[c(1,3,5)]
precip[-1]
precip["Seattle Tacoma"]
precip[c("Seattle Tacoma", "Portland")]
precip[2] <- 10
```

3.1.2 Storage data type

Numeric data

```
class(1)
  class(pi)
  x \leftarrow seq(1,5,by=1)
  class(x)
  seq(0, 100, by=10)
  seq(0, 100, length.out=11)
  ?seq
  rep(5, times10)
  rep(1:3, times=4)
Character data
  ch <- c("Lincoln", "said", "and")</pre>
  class(ch)
3.1.2.1 Exercise
  • "a", "a", "a", "a", "a"
```

```
• seq 또는 rep 함수를 사용해서 다음 서열들을 만들고 x 변수에 저장하시오
```

- 1, 3, 5, 7, ..., 99
- 1, 1, 1, 2, 2, 2, 3, 3, 3
- 1, 2, 3, 4, 5, 4, 3, 2, 1

Combining strings - paste function

```
paste("X", 1:10)
paste("X", 1:10, sep="")
paste("The", "quick", "brown", "fox")
paste(c("The", "quick", "brown", "fox"))
paste(c("The", "quick", "brown", "fox"), collapse=" ")
x <- 1:10
paste(x)
paste(x, collapse=":")
```

Factors

```
x <- c("Red", "Blue", "Yellow", "Green", "Blue", "Green")</pre>
y <- factor(x)</pre>
У
```

Adding a level

```
levels(y)
y[1] <- "Gold"
```

```
levels(y) <- c(levels(y), "Gold")</pre>
  levels(y)
  y[1] <- "Gold"
  У
Logical data * TRUE and FALSE * "is" functions * Comparison by < , <= , == , != , >= , > *
Combination by !, &, |
  is.na(1)
  is.numeric(1)
  is.logical(TRUE)
  pi < 3
  precip < 30
  which(precip < 30)</pre>
  any(precip < 30)</pre>
  all(precip < 30)</pre>
  any(39 == precip)
  which(39 == precip)
  sum(precip < 30)</pre>
  sum(c(TRUE, TRUE))
  x <- 1:100
  x < 10
  x > 90
  x < 10 | x >90
  which(x < 10 \mid x > 90)
  i <- which(x < 10 | x >90)
  x[i]
  x[x < 10 | x > 90]
```

3.1.2.2 Exercise

다음은 신생아들의 키를 나타내는 dataset 이다. 오류 값을 찾아내고 이들 값을 NA 로 바꾼 후 평균 값을 구하시오 (babies 데이터셋은 UsingR 패키지에 있으며 오류값은 999 입니다)

```
x <- babies$dwt
x</pre>
```

3.1.2.3 Exercise

특정 숫자가 짝수인지를 검사하는 방법은 해당 숫자를 2로 나누어 나머지가 0인지 확인하는 방법이다. 2 % 2 == 0 위와 같은 코드로 이를 구현할 수 있다. 다음 변수의 값들 중 짝수의 개수를 구하는 코드를 작성하시오 (1줄 코드임).

```
x <- c(12, 3, 4, 2, 28, 11, 8, 9, 51, 89)
```

3.1.3 Use of functions

```
Function 정의
```

```
my_sine <- function(x){</pre>
          y <- sin(x)
          return(y)
  }
사용법
  my_sine(pi)
  • 용어
      o function name: my_sine
      o parameter: x
      o argument: pi
      o return value: y
평균 계산하는 함수 my_mean
  head(rivers)
  my_mean <- function(x){</pre>
          total <- sum(x)
          n <- length(x)</pre>
          return(total/n)
  my_mean(rivers)
```

3.1.3.1 Exercise

평균과의 거리를 계산하는 get_dist 함수를 작성하고 rivers 데이터에 사용하시오

```
get_dist <- function(x){
    return()
}
get_dist(rivers)</pre>
```

3.1.3.2 Exercise

강수량 데이터 precip 에서 연평균 강수량이 50 이상인 도시를 뽑고 해당 도시들의 강수량에 따라서 순서 대로 나열하시오

3.1.4 Numeric summaries

Q. 대한민국 5살 아이들의 키는?



Sampling



Boys: Girls

Population의 분포를 가장 잘 나타내는 sample

→ Random sampling



height

108, 92, 118, 101, 101, 111, 88, 98, 101, 112

gender

- 대푯값 (요약값)
- Center commonly known as "average" or "mean" but not the only one.
 - o median, mode, etc
- Spread Variability of a data set.

- No variability mean is everything
- Large variability mean informs much less
- o confidence of interpretation from knowing center
- Distance from center
- Shape Degree of interpretation from knowing center and spread.
 - eg. bell shape two sides are equally likely, large values are rather unlikely and values tend to cluster near the center.

3.1.5 Center for a univariat variable

Center

3.1.5.1 Sample mean

$$ar{x}=rac{1}{n}(x_1+x_2+\ldots+x_n)=rac{1}{n}\sum_i x_i$$

```
length(rivers)
plot(rivers)
mean(rivers)
devs <- rivers - mean(rivers)
plot(devs)
mean(devs)</pre>
```

Robustness

```
mean(devs)
median(devs)
plot(devs)
abline(h=mean(devs), col="red")
abline(h=median(devs), col="blue")
devs <- devs[devs<1500]
abline(h=mean(devs), col="red", lty=2)
abline(h=median(devs), col="blue", lty=2)</pre>
```

3.1.6 Spread for a univariat variable

Spread

- Range the distance between the smallest and largest values
- Sample variance

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_i (x_i - \bar{x})^2$$

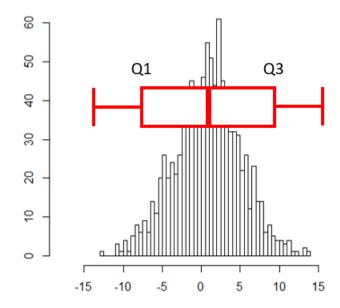
- · Sample standard deviation
 - 。 측정값들이 평균에서 떨어진 정도

$$\sqrt{s^2} = \sqrt{rac{1}{n-1}\sum_i (x_i-ar{x})^2}$$

```
library(UsingR)
wts <- kid.weights$weight
var(wts)
sd(wts)

plot(wts)
boxplot(wts)
hist(wts)
hist(wts, breaks = 50)
hist(wts, 50)
abline(v=mean(wts), col="red")</pre>
```

- Interquartile range (IQR)
 - Middle 50% of the data
 - o Difference between Q3 and Q1



3.1.7 Shape for a univariat variable

Shape

· Symmetry and skew

$$ext{sample skewness} = \sqrt{n} rac{\sum (x_i - ar{x})^2}{(\sum (x_i - ar{x})^2)^{3/2}} = rac{1}{n} \sum z_i^3$$

```
myskew <- function(x){
    n <- length(x)
    z <- (x-mean(x))/sd(x)
    return(sum(z^3)/n)
}
wts <- kid.weights$weight
hist(wts, 50)
myskew(wts)

z <- rnorm(length(wts))
hist(z, br=50)
myskew(z)</pre>
```

- Sample excess kurtosis
 - Measure of tails

$$\text{sample excess kurtosis} = n \frac{\sum (x_i - \bar{x})^4}{(\sum (x_i - \bar{x})^2)^2} - 3 = \frac{1}{n} \sum z_i^4 - 3$$

```
mykurtosis <- function(x){
    n <- length(x)
    z <- (x-mean(x))/sd(x)
    return(sum(z^4)/n - 3)
}
wts <- kid.weights$weight
hist(wts, 50)
mykurtosis(wts)

z <- rnorm(length(wts))
hist(z, br=50)
mykurtosis(z)</pre>
```

3.1.8 Viewing the shape

3.1.8.1 Histogram

도수분포표를 나타낸 그림으로 데이터를 특정 범위의 그룹으로 짝짓고 해당 범위와 그룹의 크기에 해당하는 막대를 그린 그래프입니다.

```
library(UsingR)

x <- faithful$waiting
hist(x)
hist(x, breaks = 1000)
hist(x, breaks = 20, freq=FALSE)
hist(x, breaks = 20, freq=FALSE, main="Histogram")
hist(x, breaks = 20, freq=FALSE, main="Histogram", xlim=c(0, 100))
hist(x, breaks = 20, freq=FALSE, main="Histogram", xlim=c(0, 100), ylim=c(0, 0.1))</pre>
```

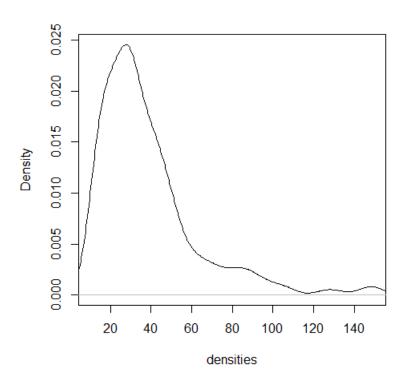
히스토그램은 center (mean, median), spread (Variance, IQR), shape (tail)을 모두 볼 수 있는 그래프입니다. 그리는 방법은 전체 범위의 데이터가 포함되도록 범위를 정하고 동일 같격으로 구분되는 계급의 개수를 정한 후 해당 계급에 속하는 데이터의 개수를 세어 도수를 구합니다. 다음은 도수 분포표를 만드는 코드 입니다.

```
x <- faithful$waiting
bins <- seq(40, 100, by=5)
out <- cut(x, breaks=bins)
table(out)
plot(table(out))</pre>
```

3.1.8.2 Density plots

히스토그램을 갖는 하나의 단변량 변수가 있을 때 특정 값이 선택될 확률은 히스토그램의 해당 계급의 도수 값을 전체로 나눈 값이라고 할 수 있습니다. 그런나 연속적인 구간이나 시간의 경우에는 히스토그램보다는 density plot이 요약값을 보기에 더 적합합니다.

```
wts <- kid.weights$weight
xrange <- range(wts)
den <- density(wts)
plot(den, xlim=xrange, xlab="densities", main="")</pre>
```

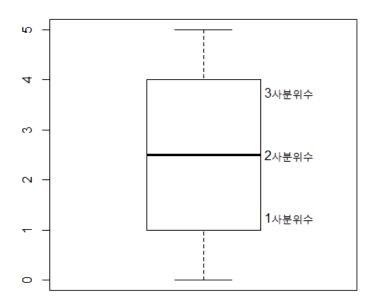


3.1.8.3 Boxplots

상자그림 또는 상자 수염 그림으로 불리는 boxplot은 다섯개의 주요 요약값을 (min, max, Q1, Q3, and median) 보여주며 대규모 데이터를 한 눈에 비교할 수 있는 좋은 방법 입니다.

Boxplot

```
x <- 0:5
quantile(x)
boxplot(x)
text(x=1.3, y=quantile(x, 0.25), labels = "1사분위수")
text(x=1.3, y=quantile(x, 0.5), labels = "2사분위수")
text(x=1.3, y=quantile(x, 0.75), labels = "3사분위수")
```



```
boxplot(kid.weights$weight)

#install.packages("vioplot")
library(vioplot)
vioplot(kid.weights)
vioplot(kid.weights, col=c("#3CAEA3", "#F6D55C", "#ED553B"), rectCol=c("gray"), main="Kids")
?vioplot

#console
par(mfrow=c(1,2))
plot(density(kid.weights$weight))
vioplot(kid.weights$weight)
```

3.1.8.4 Exercise

다음 데이터를 age 변수에 저장하고 mean, median, variance 를 구하시오. 또한 age의 boxplot 을 그리고 중간값을 출력하시오

```
{7, 9, 2, 64, 41, 60, 82, 31, 38, 25, 52, 68, 67}
```

3.2 Bivariate data

두 변수를 동시에 고려할 경우 각 변수가 가지고 있는 데이터를 비교하여 변수간의 유사성이나 관계 (상관, 독립)에 대한 설명하는 방법을 소개하며 짝데이터 (Paired data)나 범주형 데이터의 경우에 두 변수의 관계를 어떻게 설명하는지 알아봅니다. 또한 그래프를 이용하여 두 변수의 관계를 가시화 하는 방법에 대해 알아보겠습니다.

3.2.1 Independence samples

두 변수간의 관계를 설명할 때 가장 일반적인 경우의 데이터 형태는 코흐트 데이터 입니다. 처리군과 대조군으로 이루어진 데이터를 말하며 플라시보 (Placebo effect) 효과를 방지하기 위해서 실제 효과는 없지만 대조군에 처리한 조건과 동일한 조건의 처리를 수행합니다.

```
beets <- c(41, 40, 41, 42, 44, 35, 41, 36, 47, 45)
no_beets <- c(51, 51, 50, 42, 40, 31, 43, 45)
```

위 데이터는 비트의 효과를 검증하기 위해 각 실험자의 달리는 시간을 측정하고 비교한 데이터 입니다. 이데이터를 보고 알 수 있는 사실은 무엇입니까?

3.2.2 Data comparison with plots

두 변수에 대한 관계를 가장 먼저 그리고 가장 직관적으로 설명하는 방법은 그래프 입니다. boxplot 에서는 앞에서 배운바와 같이 다섯 가지 요약값을 볼 수 있습니다. 1사분위수, 2사분위수(중간값), 3사분위수, 그리고 최대, 최소값입니다. 여기서 최대 최소는 3사분위수 또는 1사분위수에서 IQR 1.5배에 해당하는 하위 또는 상위 값으로 그 범위를 벗어나는 값들은 outlier로 취급합니다.

```
boxplot(beets, no_beets)
boxplot(beets, no_beets, names=c("beets", "no_beets"))
```

Density plot 은 histogram과 비슷하게 데이터의 center, spread, 그리고 shape를 모두 보여주는 높은 활용도 때문에 많이 사용되는 그래프 입니다. density 함수는 밀도함수를 추정하고 주어진 범위의 x값과 그에 대한 y값을 반환해주며 plot 함수를 이용하여 x와 y위치에 점이나 선을 그려주어 그래프를 완성합니다.

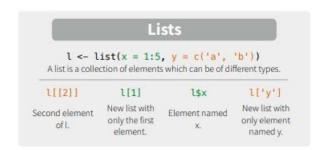
```
library(UsingR)
head(michelson)
?michelson
str(michelson)
speed <- michelson$Speed</pre>
expt <- michelson$Expt</pre>
fourth <- speed[expt == 4]
fifth <- speed[expt == 5]</pre>
d4 <- density(fourth)</pre>
d5 <- density(fifth)</pre>
xrange <- range(c(d4$x, d5$x))</pre>
yrange <- range(c(d4\$y, d5\$y))
plot(d4, xlim=xrange, ylim=yrange, main="")
lines(d5, lty=2)
legend(650, 0.008, legend=c("Fourth", "Fifth"), lty=c(1,2))
plot(fourth, fifth)
```

3.2.3 Data manipulation

3.2.3.1 List

R언어에서 두 변수를 담을 수 있는 데이터 타입은 list 와 data frame 두 종류가 있습니다. list 변수 타입은 vector 형태의 여러개의 element를 가질 수 있으며 각 element의 데이터는 문자나 숫자 어떤 데이터 타입도 가능하며 각 element vector의 길이가 모두 달라도 됩니다. list의 인덱싱에서 [] 는 리스트를 반환하고 [[]]는 vector element들을 반환합니다.

```
b <- list(beets = beets, "no beets"=no_beets)
b$beets
b[1]
b[[1]]
class(b[1])
class(b[[1]])
boxplot(b)</pre>
```



3.2.3.2 Exercise

다음 데이터를 list 타입의 변수, record 에 저장하고 boxplot 을 이용해서 비교하시오

- marsha: 25, 0, 45, 90, 0, 10, 60, 25
- bill: 30, 30, 30, 30, 20, 10, 15, 20

3.2.3.3 Matrices

메트릭스는 같은 타입의 데이터로 채워진 사각형 모양을 갖는 컨테이너로 볼 수 있습니다. 인덱스는 [i, j] 형태로 i는 row, j는 column을 가리킵니다. 메트릭스의 생성은 matrix 명령어를 사용하며 다음과 같이 각 column 별로 값을 채워 나가는 것이 기본 설정이며 byrow=T를 통해 row를 다 채우고 그 다음 row를 채워 나가게 할 수도 있습니다.

```
mymat <- matrix(0, nrow=100, ncol=3) # 1
mymat[,1] <- 1:100 # 2
mymat[,2] <- seq(1,200,2) # 3
mymat[,3] <- seq(2,200,2) # 4

m <- matrix(c(1,2,3,4), nrow=2)
m
m <- matrix(c(1,2,3,4), nrow=2, byrow = T)
m</pre>
```

row와 column 이름은 rownames 와 colnames 로 설정이 가능하며 rbind 와 cbind 는 벡터를 연결하고 붙이는 역할을 할 수 있으나 데이터가 많거나 반복해서 수행할 경우 컴퓨터의 리소스를 많이 사용하는 문제로 느려질 수 있습니다.

```
m <- cbind(1:3, c(1.1, 1.2, 1.3), c(1, 1, 2)) # a 3 by 3 matrix
colnames(m) <- c("x", "y", "z") # or cbind(x=..., ...)
m
dim(m)</pre>
```

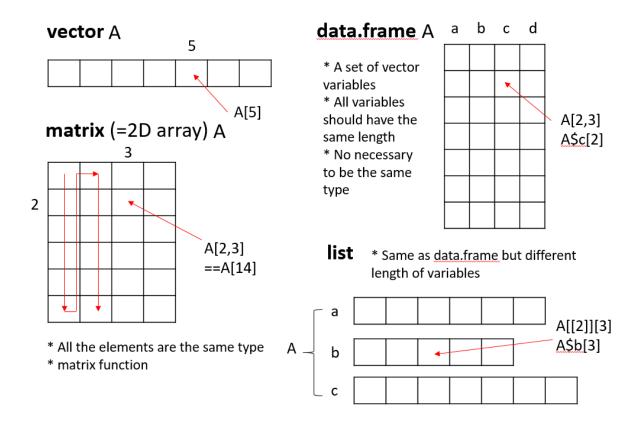
3.2.3.4 Data frame

data.frame 타입 변수는 list와 같은 기능의 타입으로 볼 수 있지만 모든 element 들이 같은 길이를 갖는다는 것이 다릅니다. 따라서 2차원 메트릭스 형태로 표현될 수 있으며 matrix와 같이 [가로, 세로] 방식으로 인덱싱 할 수 있습니다. 각 row는 샘플을 나타내고 column은 하나의 변수를 타나냅니다. R 기반의 데이터 분석에서는 가장 선호되는 데이터 타입이라고 볼 수 있습니다.

```
id <- 1:10
name <- paste("Name", id, sep="")
grade <- LETTERS[sample(1:5, size=length(id), replace=T)]
student <- data.frame(id, name, grade)
student
str(student)

student$id
student[,1]
class(student$name)

class(student[,1])
class(student*]
student <- data.frame(id, name, grade, stringsAsFactors = F)
str(student)
?data.frame</pre>
```



3.2.3.5 Model formulas

R에서는 두 개 (이상의) 변수의 관계를 수학적으로 표현하기 위한 방법을 제공하며 다양한 모형에서 공통적으로 사용될 수 있습니다.

 $response(s) \sim predictor(s)$

```
beets
no_beets
runtime <- c(beets, no_beets)
nitrate <- c(rep("beets", length(beets)), rep("nobeets", length(no_beets)))
food.sports <- data.frame(runtime, nitrate)
boxplot(runtime~nitrate, data=food.sports)

head(michelson)
boxplot(michelson$Speed ~ michelson$Expt)
boxplot(Speed ~ Expt, data=michelson)</pre>
```

R에서 plot 함수는 Generic function 으로서 입력 파라메터가 갖는 데이터 타입에 따라서 다른 기능을 수행할 수 있습니다. 예를 들어 formula type 으로 $x\sim f$ 가 들어갈 경우 그룹별로 boxplot을 나란히 그려주며 따라서 그룹별로 데이터가 얼마나 다른지 한 눈에 비교할 수 있습니다.

```
plot(Speed ~ Expt, data=michelson)
out <- summary(Speed ~ Expt, data=michelson)
plot(out)
plot(michelson$Speed)
plot(michelson$Speed, main="Speed", ylab="Speed", bty="l", pch="*", cex=2, col="red")
?pch</pre>
```

Command	Description
main	Title to put on the graphic.
xlab	Label for the x-axis. Similarly for ylab.
xlim	Specify the x -limits, as in xlim=c(0,10), for the interval [0,10]. Similarly for ylim.
type	Type of plot to make. Use "p" for points (the default), "1" (ell not one) for lines, and "h" for vertical lines.
bty	Type of box to draw. Use "1" for "L"-shaped, default is "o", which is "O"-shaped. Details in ?par.
pch	Plot character used. This can be a number or a single character. Numbers 0 – 18 are similar to those of S, though there are more available beyond that range.
lty	When lines are plotted, specifies the type of line to be drawn. Details in ?par.
lwd	The thickness of lines. Numbers bigger than 1 increase the default.
cex	Magnification factor. Default is 1.
col	Specifies the color to use for the points or lines.

Table 3.1: Useful arguments for various plotting commands.

Function	Description
points	Add points to a graphic.
lines	Add line segments to a graphic.
abline	Add a line to a graphic.
text	Locate text in body of a graphic.
mtext	Locate text in margins of a graphic.
title	Add main title, x label or y label to a graphic.
legend	Locate legend in body of a graphic.

Table 3.2: Plotting functions to add to an existing graphic.

split 함수의 경우 data를 정의된 그룹으로 나누고 list 타입으로 반환해줍니다. 그룹은 factor 형으로 정의된 변수에 저장되어 있어야 합니다.

```
?split
speeds <- split(michelson$Speed, michelson$Expt)
names(speeds) <- paste("Expt", 1:5, sep="")
speeds

speed <- michelson$Speed
expt <- michelson$Expt
speed
expt
speed <- list(speed[expt==1], speed[expt==2], speed[expt==3], speed[expt==4], speed[expt==5])
names(speeds) <- paste("Expt", 1:5, sep="")
speeds</pre>
```

3.2.4 Paired data

paired data는 두 종류의 변수에 대한 데이터를 하나의 샘플로 부터 얻을 때의 데이터를 말합니다. 본 단원에서 두 변수의 데이터형은 연속형과 연속형, 또는 연속형과 범주형의 경우로 다음 단원에서 범주형과 범주형에 대한 경우의 두 변수간 관계를 설명하겠습니다.

예를 들어 한 학생으로부터 얻어진 키와 몸무게 데이터가 paired data가 될 수 있습니다. paired data는 보통다음과 같은 형태를 취하고 있습니다.

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \ldots, (x_{252}, y_{252})$$

걸리버 여행기라는 (1726) 소설이 나올 무렵의 사람들은 손목과 목, 허리 둘래가 항상 일정 비율로 비례하는 것을 알고 있었는데 이를 Lilliputians' hypothesis라고 합니다. 이를 fat 데이터를 통해 알아 봅니다.

Gulliver's Travels (1726) Part I: A Voyage to Lilliput

그리고 내 오른쪽 엄지 둘레도 재었는데 그게 끝이었다. 이들은 수학적인 계산을 통해, 엄지 둘레를 두 배로 곱해서 손목 둘레를 알아내고, 이런 식으로 목 둘레와 허리 둘레까지 계산해 냈다. 거기에 본을 뜨라고 입고 있던 셔츠를 바닥에 펼쳐 주었더니 재봉사들은 내 치수를 정확히 알아내었다. 그리고 본격적으로 옷을 만드는 데는 재단사 300명이 동원되었다.

걸리버 여행기Bestseller World's Classics 1



UsingR 패키지의 fat 데이터는 252명의 남성으로부터 얻어진 다른 신체 부위의 측정 값을 제공하고 있으며 fat index를 예측하기 위한 목적으로 사용될 수 있습니다. 본 강의에서는 neck과 wrist 두 변수간의 관계를 설명하기 위한 데이터로 사용됩니다.

```
library(UsingR)
class(fat)
head(fat)
names(fat)

neck_pair <- fat$neck
wrist_pair <- fat$wrist
mean(neck_pair/wrist_pair)
mean(neck_pair)/mean(wrist_pair)
plot(neck_pair, wrist_pair)</pre>
```

손목과 목 둘레를 측정한 데이터의 대표값 (평군)을 이용하여 두 변수 사이의 비율을 계산해 보면 2.084로 거의 두 배의 비율을 보입니다. 짝 데이터가 아닌 경우의 비율은 어떻게 될지 계산해 보면 아래와 같이 2.08로 비슷한 값이 구해집니다. 그러나 plot을 사용해서 산점도를 그려보면 nopair 데이터의 경우 두 변수의 상관성이 사라지는 것을 알 수 있습니다. 이것이 의미하는 바는 같은 사람에게서 얻은 짝데이터로만 손목과 목둘래가 비례한다는 정보를 알 수 있다는 것 입니다. 즉, 아무리 평균으로 2배의 차이가 있다고 할지라도 짝데이터 없이는 손목 둘래가 큰 사람이 목 둘래도 크다라고 말할 수 없다는 것 입니다.

```
neck_nopair <-sample(fat$neck)
wrist_nopair <- sample(fat$wrist)
mean(neck_nopair)/mean(wrist_nopair)
mean(neck_nopair/wrist_nopair)
plot(neck_nopair, wrist_nopair)</pre>
```

3.2.4.1 Pearson Correlation

상관 또는 상관계수 는 두 변수의 선형적 관계를 정량적으로 나타내는 척도입니다. 상관계수의 값이 0 일경우 두 변수는 독립 (independence) 이라고 할 수 있고 선형 관계에 대해서만 사용됩니다.

```
x <- fat$wrist
y <- fat$neck
plot(x, y)
abline(v = mean(x), lty=2)
abline(h = mean(y), lty=2)
points(mean(x), mean(y), pch=16, cex=4, col="#00000055")
abline(lm(y~x))</pre>
```

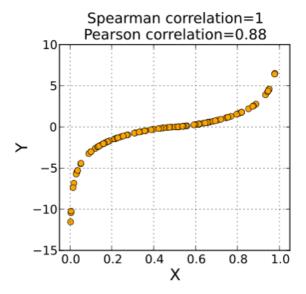
공분산 (covariance)와 상관 (correlation)은 데이터의 중앙을 기준으로 4개의 구역에 각 데이터가 흩어진 정도를 정량화 한 것이며 다음과 같이 정의됩니다.

$$cov(x,y) = rac{1}{n-1}\sum{(x_i-ar{x})(y_i-ar{y})} \ cor(x,y) = rac{1}{n-1}\sum{(rac{x_i-ar{x}}{s_x})(rac{y_i-ar{y}}{s_y})} = cov(x,y)/(s_xs_y)$$

```
cor(fat$wrist, fat$neck)
cor(fat$wrist, fat$height)
cor(fat$age, fat$ankle)
```

3.2.4.2 Spearman correlation coefficient

피어슨 상관계수는 선형적 관계에 대한 정량화만 가능한 반면 spearman 상관계수는 선형관계 뿐만 아니라 비선형 적인 관계에 대해서도 단조 증가나 감소에 대한 정보를 측정할 수 있는 measure 입니다. 이는 데이터의 값 자체를 사용하기 보다는 데이터를 rank 값으로 변환한 후 상관성을 비교하기 때문에 가능한 기능입니다.



from wiki

```
x <- Animals$body
y <- Animals$brain
cor(x, y)
plot(x, y)
Animals
cor(rank(x), rank(y))
cor(x, y, method="spearman")</pre>
```

Animals 데이터에서 correlation 값이 낮은 이유는 공룡과 같이 뇌 무게에 비해 비정상적으로 큰 몸무게 값을 갖는 개체들 때문입니다.

• Example: 공룡을 제외한 correlation을 구하시오

일반적으로 분석의 신뢰성을 높이기 위해 실험 반복을 통해 데이터를 수집합니다. 그런데 가끔은 전체 반복 데이터를 모두 사용해서 상관계수를 구하는 값보다 각 반복 데이터의 평균에 대한 상관 계수를 구랗 때 더 높은 상관 관계를 확인할 수 있습니다.

```
ToothGrowth
```

```
plot(ToothGrowth$dose, ToothGrowth$len)
cor(ToothGrowth$dose, ToothGrowth$len)
1 <- split(ToothGrowth$len, ToothGrowth$dose)
group_means <- c(mean(1[[1]]), mean(1[[2]]), mean(1[[3]]))

points(c(0.5, 1, 2), group_means, col="red", pch=17, cex=2)
cor(c(0.5, 1, 2), group_means)</pre>
```

3.2.4.3 Exercise

UsingR 패키지의 fat 에는 체지방 데이터와 BMI 스코어가 body.fat 과 BMI 에 저장되어 있다. 두 변수의 관계를 나타내는 산포도를 그리고 상관계수를 구하시오.

3.2.4.4 Exercise

batting(UsingR) 데이터는 2002년 메이저리그 통계자료이다. 스트라이크아웃 (SO)와 홈런 (HR)의 상관계수를 구하고 산점도를 그리시오.

3.2.5 Bivariate categorical data

두 종류의 짝데이터가 모두 범주형일 경우에 그 연관성을 정량화하는 방법에 대해서 알아보겠습니다.

3.2.5.1 Contingency tables

범주형 데이터에는 summarized 된 데이터와 unsummarized 된 데이터가 있을 수 있으며 두 경우에 분석하는 전략이 다를 수 있습니다. 일반적으로 범주형 데이터는 각 샘플의 그룹 정보를 표시하여 나타내며 분석을 위해서는 이러한 그룹 정보를 기준으로 각 그룹에 해당하는 샘플의 갯수를 카운팅하여 contingency table (분할표)로 변환하여 분석을 수행하게 됩니다. 두 범주형 변수의 경우는 two-way contingency table로 나타낼 수 있습니다.

		Child		
		buckled	unbuckled	
Parent	buckled	56	8	
	unbuckled	2	16	

Table 3.3: Seatbelt usage for parent and child in California.

R에서는 다음과 같은 방법으로 테이블을 만듭니다.

```
rbind(c(56,8), c(2,16))
cbind(c(56,2), c(8,16))

seatbelts <- matrix(c(56, 2, 8, 16), nrow=2)
rownames(seatbelts) <- c("buckled","unbuckled")
colnames(seatbelts) <- c("buckled","unbuckled")
seatbelts

rownames(seatbelts) <- c("pa_buckled","pa_unbuckled")
colnames(seatbelts) <- c("ch_buckled","ch_unbuckled")
seatbelts</pre>
```

Unsummarized 데이터의 경우는 다음과 같이 table 함수를 사용하여 해당 범주에 속하는 데이터의 갯수를 카운팅하고 테이블을 만듭니다.

```
head(grades)
str(grades)
mytbl <- table(grades$prev, grades$grade)</pre>
```

3.2.5.2 Measures of association for categorical data

The chi-squared statistics 는 가장 널리 쓰이는 범주형 자료의 연관성 척도로 다음과 같이 정의됩니다. 수식의 "o"와 "e"는 각각 관측값과 예측값을 나타냅니다. 이 값이 클 경우 연관이 크다는 것입니다.

$$chi-squared\ statistic = \sum rac{(f_o-f_e)^2}{f_e}$$

```
f <- Freq ~ Survived + Class
tbl <- xtabs(f, data=titanic, subset=c(Sex=="Female"))
summary(tbl)</pre>
```

seatbelt 데이터 부모와 아이들의 안전벨트를 매는 두 사건 (변수)가 독립이라면 p(C,P) == p(C)p(P)즉, 결합확률이 각 확률을 곱한 것과 같고 기대값은 확률 x 전체 사건의 수(N) 이므로 다시 적으면 Np(C,P) == Np(C)p(P) 입니다. 여기서 Np(C,P)는 우리가 관측한 값으로 볼 수 있고 Np(C)p(P)는 독립을 가정한 상태에서 기대값이라고 볼 수 있습니다.

f_o: observed (f_e: expected)

		Children					
		buck	led	unbuc	kled		
Parents	buckled	56 ()	8 ()	64 ()
	unbuckled	2 ()	16 ()	18 ()
		58 ()	24 ()	82	

```
seatbelts <- matrix(c(56, 2, 8, 16), nrow=2)</pre>
rownames(seatbelts) <- c("pa_buckled","pa_unbuckled")</pre>
colnames(seatbelts) <- c("ch_buckled","ch_unbuckled")</pre>
seatbelts
fo <- seatbelts
## marginal probability
margin_rows <- rowSums(fo)/sum(fo)</pre>
margin_cols <- colSums(fo)/sum(fo)</pre>
fe <- matrix(0, 2, 2,)
rownames(fe) <- rownames(fo)</pre>
colnames(fe) <- rownames(fo)</pre>
## expected numbers
fe[1,1] <- sum(fo)*margin_rows[1]*margin_cols[1]</pre>
fe[1,2] <- sum(fo)*margin_rows[1]*margin_cols[2]</pre>
fe[2,1] <- sum(fo)*margin_rows[2]*margin_cols[1]</pre>
fe[2,2] <- sum(fo)*margin_rows[2]*margin_cols[2]</pre>
sum((fo-fe)^2 / fe)
## use chisq.test function
chisq.test(fo, correct=F)
```

3.2.5.3 **Exercise**

UScereal 데이터셋은 미국 식료품점의 선반에 진열된 시리얼 제품의 정보에 대한 데이터임. 시리얼 생산 브랜드와 (UScereal\$mfr) 디스플레이되는 floor 층 수 (UScereal\$shelf) 관계를 나타내는 테이블을 구해서 tbl 변수에 저장하고 출력하시오

```
library(MASS)
head(UScereal)
str(UScereal)
?UScereal

브랜드와 진열 층 수와의 관계를 barplot 으로 표현하시오
테이블의 각 cell 별 기대값을 구하고 chisqure 값을 구하시오
tbl <- as.matrix(table(UScereal$mfr, UScereal$shelf))
```



이 저작물은 크리에이티브 커먼즈 저작자표시-비영리-변경금지 4.0 국제 라이선스에 따라 이용할 수 있습니다.