

Data Handling

데이터의 정제와 가공: 전처리

with dplyr

데이터 전처리

- ▶ 주어진 데이터를 그대로 사용하는 경우보다 분석에 적합하게 데이터를 가공하여 사용하는 것이 유리
- ▶ 데이터 전처리 : **Data Preprocessing**
 - ▶ 데이터의 일부를 추출
 - ▶ 데이터를 종류별로 분류
 - ▶ 여러 데이터를 합치는 작업 등

데이터 전처리를 위한 준비

: dplyr 패키지

▶ dplyr 패키지

- ▶ Hardley Wickham 교수가 만든 패키지로 **data.frame** 객체의 데이터를 쉽게 다룰 수 있도록 도와주는 패키지
- ▶ 데이터 전처리 작업에 가장 많이 사용되는 패키지
- ▶ Data Visualizaion을 위한 **ggplot2** 패키지와 궁합이 잘 맞고 다루기 쉬워 널리 애용하는 패키지

▶ dplyr 패키지의 설치와 사용

- > **install.packages("dplyr")**
- > **library(dplyr)**

데이터 전처리를 위한 준비

: dplyr 패키지

▶ dplyr의 주요 함수

함수	기능
filter()	행 추출
select()	열(변수) 추출
arrange()	정렬
mutate()	변수 추가
summarise()	통계치 산출
group_by()	그룹으로 나누기
left_join()	데이터 합치기(열)
bind_rows()	데이터 합치기(행)

데이터 전처리를 위한 준비

: 데이터의 준비

▶ 데이터의 준비

```
> scores <- read.csv("class_scores.csv")  
> scores
```

▶ 데이터의 확인 : head, tail, str, summary 등으로 데이터를 확인해 봅시다

```
> summary(scores)
```

Stu_ID	grade	class	gender	Math
Min. :10101	Min. :1	A:120	F:286	Min. : 25.00
1st Qu.:10431	1st Qu.:1	B:120	M:314	1st Qu.: 45.75
Median :20321	Median :2	C:120		Median : 64.00
Mean :20321	Mean :2	D:120		Mean : 63.66
3rd Qu.:30210	3rd Qu.:3	E:120		3rd Qu.: 83.00
Max. :30540	Max. :3			Max. :100.00

...

데이터 전처리

: filter - 조건에 맞는 데이터 추출

Subset Observations (Rows)



filter()

▶ filter 함수의 사용

```
filter({데이터}, {필터링 조건})
```

```
> filter(scores, grade == 1) # scores 데이터프레임에서 grade가 1인 데이터만 추출  
> filter(scores, gender == 'F') # scores 데이터프레임에서 gender가 F인 데이터만 추출  
> head(filter(scores, Writing > 60)) # 타 함수와의 조합
```

▶ 여러 조건을 부여하고자 할 때는 논리 연산자를 이용하여 조합

```
> filter(scores, grade == 1 & class == 'B') # grade가 1이고 class가 B인 학급의 데이터  
> filter(scores, English >= 80 | Writing >= 80) # 영어 점수가 80점 이상이거나 Writing  
점수가 80점 이상인 데이터
```

데이터 전처리

: filter - 조건에 맞는 데이터 추출

- ▶ %in% 연산자를 사용하면 조건 목록을 부여할 수 있음

```
> filter(scores, grade == 3 & class %in% c("A", "C", "E"))
```

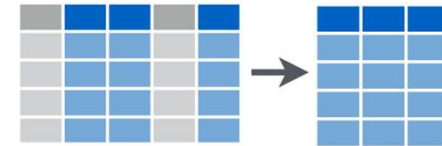
- ▶ 정제된 데이터를 새 변수에 저장하기

```
> scores.grade1 <- filter(scores, grade == 1)
> scores.grade2 <- filter(scores, grade == 2)
> scores.grade3 <- filter(scores, grade == 3)
```

데이터 전처리

: select - 필요한 변수 추출

Subset Variables (Columns)



select()

- ▶ select 함수의 사용

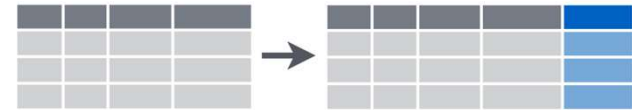
```
select({데이터}, {추출 변수 목록})
```

- > `select(scores, Math)` # scores 데이터프레임에서 Math 변수 항목만 추출
- ▶ 여러 변수의 추출
 - > `select(scores, Math, English, Writing)` # 필요한 변수 항목만 추출
- ▶ 특정 변수의 배제 : -를 이용
 - > `select(scores, -Stu_ID, -gender)`
- ▶ :을 이용한 범위 변수 출력(인접 변수 선택)
 - > `select(scores, Math:Writing)`

데이터 전처리

: mutate - 파생변수의 추가

Make New Variables



mutate()

- ▶ mutate 함수의 사용

```
mutate({데이터}, 파생변수명 = {공식})
```

```
> mutate(scores, Total = Math + English + Science + Marketing + Writing)
```

- ▶ 여러 파생변수를 동시에 생성

- ▶ 파생변수 생성 공식을 ,로 나열

```
> mutate(scores, Total = Math + English + Science + Marketing + Writing,  
+      Avg = (Math + English + Science + Marketing + Writing) / 5)
```

데이터 전처리

: dplyr 함수의 조합

- ▶ [연습] 다음과 같이 처리해 봅시다
 - ▶ `scores` 데이터프레임에서 `grade == 1`, `gender == F`인 데이터를 추출하고
 - ▶ 합계(**Total**)와 평균(**Avg**) 파생변수를 만들고
 - ▶ `Math`, `English`, `Science`, `Marketing`, `Writing` 변수를 제외한 나머지 변수만 추출하여
 - ▶ `scores.refined` 변수에 담아봅시다

데이터 전처리

: dplyr 함수의 조합

▶ [Solution 1]

```
> temp.filtered <- filter(scores, gender == 'F' & grade == 1)
> temp.mutated <- mutate(temp.filtered,
+                         Total = Math + English + Science + Marketing + Writing,
+                         Avg = (Math + English + Science + Marketing + Writing) / 5)
> temp.selected <- select(temp.mutated,
+                         -Math, -English, -Science, -Marketing, -Writing)
> head(temp.selected)
...
```

데이터 전처리

: dplyr 함수의 조합

▶ [Solution 2]

```
> scores.refined <- select(  
+   mutate(  
+     filter(scores, gender == 'F' & grade == 1),  
+     Total = Math + English + Science + Marketing + Writing,  
+     Avg = (Math + English + Science + Marketing + Writing) / 5  
+   ), -Math, -English, -Science, -Marketing, -Writing  
+ )
```

▶ 뭔가 매우 불편

- ▶ 생각의 순서와 함수의 작성 방향이 반대
- ▶ 내포가 많아져 코드가 복잡해짐

데이터 전처리

: dplyr 함수의 조합 : with Chain Operator (%>%)

▶ Chain Operator : %>%

- ▶ 각 단계별로 중간 결과를 보관하기 위한 임시 변수를 만들 필요가 없고
- ▶ 앞 단계의 결과를 뒤 함수의 입력 값으로 활용하는 방식으로 논리의 흐름에 따른 코드 작성 가능
- ▶ 간결하고 가독성 높은 코드를 작성할 수 있음

```
> scores.refined <- scores %>%  
+   filter(gender == 'F' & grade == 1) %>%  
+   mutate(Total = Math + English + Science + Marketing + Writing) %>%  
+   mutate(Avg = Total / 5) %>%  
+   select(-Math, -English, -Science, -Marketing, -Writing)
```

데이터 전처리

: mutate - 파생변수의 추가

- ▶ mutate에 ifelse() 를 적용하면 조건에 따라 다른 값을 갖는 파생변수를 만들 수 있음

- ▶ 연습) scores.refined 데이터셋에 파생변수 Result를 다음 조건에 맞게 추가해 보시다

- ▶ 평균(Avg) >= 60 : PASS

- ▶ 평균(Avg) < 60 : FAIL

```
> scores.result <- scores.refined %>%  
+   mutate(Result = ifelse(Avg >= 60, "PASS", "FAIL"))  
>  
> head(scores.result)
```

	Stu_ID	grade	class	gender	Total	Avg	Result
1	10103	1	A	F	317	63.4	PASS
2	10104	1	A	F	330	66.0	PASS
3	10105	1	A	F	311	62.2	PASS
4	10108	1	A	F	420	84.0	PASS
5	10114	1	A	F	221	44.2	FAIL
6	10115	1	A	F	305	61.0	PASS

데이터 전처리

: arrange - 데이터의 정렬

- ▶ arrange 함수의 사용

```
arrange({데이터}, 정렬기준변수)
```

- ▶ 오름차순 정렬

```
> arrange(scores.result, Avg)
> scores.result %>% arrange(Avg)
```

- ▶ 내림차순 정렬 : desc() 함수로 정렬기준변수를 감싸줌

```
> arrange(scores.result, desc(Avg))
> scores.result %>% arrange(desc(Avg))
```

- ▶ 정렬 기준이 여러 개일 때: 콤마(,)로 정렬 기준을 나열

```
> arrange(scores, desc(Writing), desc(English))
> scores %>% arrange(desc(Writing), desc(English))
```

데이터 전처리

: summary - 데이터의 요약

Summarise Data



▶ summary 함수의 사용

```
summary({데이터}, 요약함수)
```

▶ 기본 사용법

```
> summarise(scores, mean(Math)) # 수학 점수의 평균
```

```
mean(Math)
```

```
1 63.66167
```

```
> summarise(scores, mean.math = mean(Math)) # 요약 내용에 변수명을 부여
```

```
mean.math
```

```
1 63.66167
```


데이터 전처리

: summary - 데이터의 요약

▶ 여러 통계량 일괄 산출

▶ 산출할 통계량 변수를 차례로 나열

```
> summarise(scores, mean.math = mean(Math),  
+             mean.english = mean(English),  
+             mean.science = mean(Science))  
  mean.math mean.english mean.science  
1  63.66167    63.00667    63.42833
```

▶ summarise에 자주 사용하는 요약 통계량 함수

함수	기능
mean()	평균
sd()	표준편차
sum()	합계
median()	중앙값
min()	최솟값
max()	최댓값
n()	빈도

Summarise Data



데이터 전처리

: group_by - 데이터를 집단별로 구분

- ▶ 단독으로 사용하기보다는 통계량 산출을 위해 데이터를 집단적으로 구분하는 기능 제공

```
> group_by(scores, grade)
```

```
# A tibble: 600 x 9
```

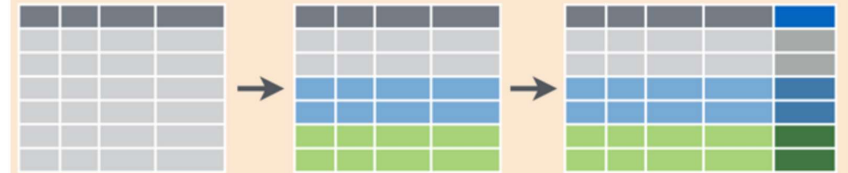
```
# Groups:   grade [3]
```

	Stu_ID	grade	class	gender	Math	English	Science	Marketing	Writing
	<int>	<int>	<fct>	<fct>	<int>	<int>	<int>	<int>	<int>
1	10101	1	A	M	55	84	50	40	59
2	10102	1	A	M	29	94	41	87	57
3	10103	1	A	F	28	80	68	41	100
4	10104	1	A	F	45	74	48	88	75
5	10105	1	A	F	28	69	57	91	66
6	10106	1	A	M	86	51	68	59	92
7	10107	1	A	M	47	52	98	81	79
8	10108	1	A	F	80	67	98	85	90
9	10109	1	A	M	30	32	74	86	52
10	10110	1	A	M	94	39	90	67	28

```
# ... with 590 more rows
```

Group Data

Compute new variables by group.



데이터 전처리

: `group_by` - 데이터를 집단별로 구분

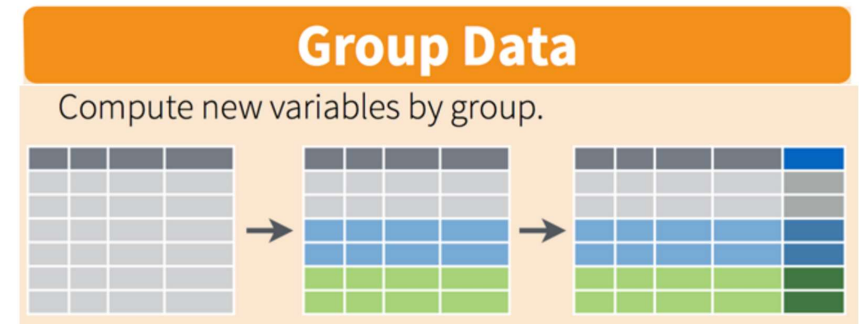
- ▶ 집단별로 나눈 데이터를 다시 소집단으로 구분

- ▶ `scores` 데이터 프레임을 `grade`로 1차 분류, `class`로 2차 분류하는 예

- > `group_by(scores, grade, class)`

- ▶ 구분된 데이터의 통계량을 확인해 봅시다 (Math, English, Writing의 평균)

```
> summarise(  
+   group_by(scores,  
+             grade,  
+             class),  
+   mean.math = mean(Math),  
+   mean.english = mean(English),  
+   mean.writing = mean(Writing)  
+ )
```



데이터 전처리

: dplyr 조합하기

- ▶ [예제] 코드를 확인하고 그 의미를 유추해 봅시다

```
scores %>%  
  filter(grade == 1) %>%  
  group_by(class) %>%  
  mutate(Total = Math + English + Science + Marketing + Writing) %>%  
  summarise(sum_tot = sum(Total), mean_tot = mean(Total)) %>%  
  arrange(desc(mean_tot)) %>%  
  head(3)
```

Data Handling

결측치와 이상치

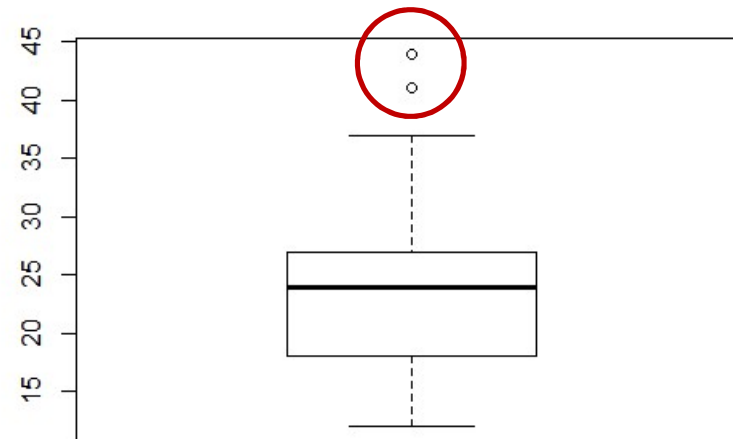
결측치와 이상치

- ▶ 결측치(Missing Value) : 누락된 값, 비어 있는 값
- ▶ 이상치(Outlier) : 측정된 값은 있으나 정상 범주에서 벗어나 극단적으로 크거나 작은 경우
 - ▶ 이상치가 포함되어 있으면 분석 결과가 왜곡되므로 분석에 앞서 이상치를 제거하는 작업이 필요
- ▶ R에서 결측치는 NA로 표기
 - ▶ 결측치를 판단하려면 `is.na()` 함수 이용
- ▶ 이상치를 제거하려면 정상 범위에 대한 명확한 규정이 필요
 - ▶ 논리적 판단
 - ▶ 통계적인 기준을 이용 : 상자 그림(Box Plot) 등을 이용

이상치의 제거

- ▶ ggplot의 데이터 mpg를 이용, 이상치를 제거해 봅시다

```
> library(ggplot2)
> bp <- boxplot(mpg$hwy)
> bp$stats
      [,1]
[1,]    12
[2,]    18
[3,]    24
[4,]    27
[5,]    37
attr(,"class")
      1
"integer"
```

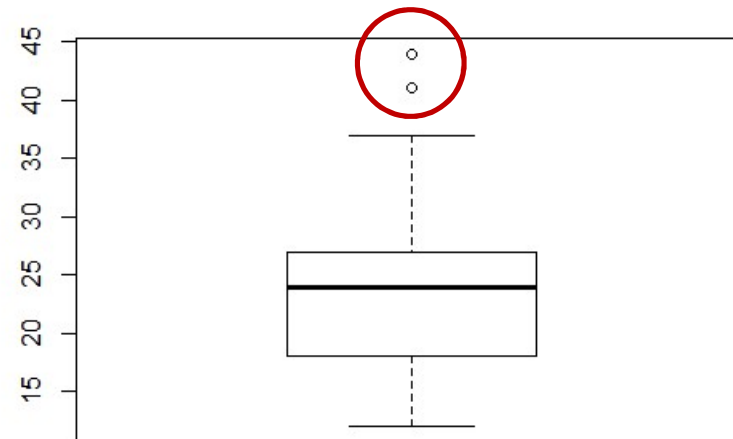


- ▶ Box Plot의 stats 값을 보고 이상치를 확인해 봅시다

이상치의 제거

- ▶ 이상치의 범위를 판단하고 해당 데이터의 값을 추출해 봅시다
 - ▶ 이 경우, 정상 범위는 12 ~ 37 사이임을 알 수 있습니다.

```
> mileage <- mpg[, c("cyl", "cty", "hwy")]  
> library(dplyr)  
> mileage %>%  
+   filter(hwy < 12 | hwy > 37)  
# A tibble: 3 x 3  
   cyl  cty  hwy  
   <int> <int> <int>  
1     4    33   44  
2     4    35   44  
3     4    29   41
```



- ▶ 이상치 데이터를 모두 결측 처리

```
> mileage$hwy <- ifelse(mileage$hwy < 12 | mileage$hwy > 37, NA, mileage$hwy)
```


결측치의 제거

- ▶ 결측치의 확인, 결측 빈도 측정

```
> is.na(mileage)
> table(is.na(mileage$hwy))
```

```
FALSE  TRUE
  231     3
```

- ▶ 결측치(NA)가 포함된 데이터는 함수에 적용하면 정상 연산되지 않고 NA를 반환

```
> sum(mileage$hwy)
[1] NA
> mean(mileage$hwy)
[1] NA
```

- ▶ 결측치를 포함하지 않고 통계 함수를 실행하려면 rm.na 옵션을 TRUE로 부여

```
> sum(mileage$hwy, na.rm = TRUE)
[1] 5356
> mean(mileage$hwy, na.rm = TRUE)
[1] 23.18615
```

결측치의 대체

- ▶ 결측치가 많은 데이터의 경우, 결측치를 무작정 제거하면 너무 많은 데이터 손실로 분석 결과가 왜곡
 - ▶ 평균, 최빈값 등 대표값을 구해 결측치를 하나의 값으로 일괄 대체
- ▶ `mileage$hwy`의 데이터 결측치를 중앙값으로 대체해 봅니다

```
> median(mileage$hwy, na.rm = TRUE)
[1] 24
> mileage$hwy <- ifelse(is.na(mileage$hwy), 24, mileage$hwy)
> mean(mileage$hwy)
[1] 23.19658
```