

5장 데이터 가공

02.

1 gapminder 데이터 셋의 관측 기간 내 (1952~2007) 대한민국 인구의 최대치와 해당 연도를 출력하라. (4장에서 배운 max 함수를 사용하라.)

```
> gapminder %>% filter(country=="Korea, Rep.") %>% select(pop) %>% max()
[1] 49044790
> gapminder %>% filter(country=="Korea, Rep.") %>% filter(pop==49044790)
# A tibble: 1 x 6
  country    continent  year lifeExp      pop gdpPercap
  <fct>      <fct>      <int> <dbl>    <int>    <dbl>
1 Korea, Rep. Asia      2007  78.6 49044790  23348.
```

2 2007년도 아시아 대륙의 인구 총합을 구하라.

```
> gapminder %>% filter(year==2007 & continent=="Asia") %>%
select(pop) %>% sum()
[1] 3811953827
```

03.

1 대한민국, 중국, 일본 세 나라의 1인당 국내총생산과 기대 수명을 전체 관측 기간에 걸쳐 나란히 출력하라.

```
> gapminder %>% filter(country == "Korea, Rep.") %>% select( year, country,
gdpPercap, lifeExp)
```

```
# A tibble: 12 x 4
```

| | year | country | gdpPercap | lifeExp |
|----|-------|-------------|-----------|---------|
| | <int> | <fct> | <dbl> | <dbl> |
| 1 | 1952 | Korea, Rep. | 1031. | 47.5 |
| 2 | 1957 | Korea, Rep. | 1488. | 52.7 |
| 3 | 1962 | Korea, Rep. | 1536. | 55.3 |
| 4 | 1967 | Korea, Rep. | 2029. | 57.7 |
| 5 | 1972 | Korea, Rep. | 3031. | 62.6 |
| 6 | 1977 | Korea, Rep. | 4657. | 64.8 |
| 7 | 1982 | Korea, Rep. | 5623. | 67.1 |
| 8 | 1987 | Korea, Rep. | 8533. | 69.8 |
| 9 | 1992 | Korea, Rep. | 12104. | 72.2 |
| 10 | 1997 | Korea, Rep. | 15994. | 74.6 |
| 11 | 2002 | Korea, Rep. | 19234. | 77.0 |
| 12 | 2007 | Korea, Rep. | 23348. | 78.6 |

```
> gapminder %>% filter(country == "China") %>% select( year, country,
gdpPercap, lifeExp)
```

```
# A tibble: 12 x 4
```

| | year | country | gdpPercap | lifeExp |
|---|-------|---------|-----------|---------|
| | <int> | <fct> | <dbl> | <dbl> |
| 1 | 1952 | China | 400. | 44 |
| 2 | 1957 | China | 576. | 50.5 |

| | | | | |
|----|------|-------|-------|------|
| 3 | 1962 | China | 488. | 44.5 |
| 4 | 1967 | China | 613. | 58.4 |
| 5 | 1972 | China | 677. | 63.1 |
| 6 | 1977 | China | 741. | 64.0 |
| 7 | 1982 | China | 962. | 65.5 |
| 8 | 1987 | China | 1379. | 67.3 |
| 9 | 1992 | China | 1656. | 68.7 |
| 10 | 1997 | China | 2289. | 70.4 |
| 11 | 2002 | China | 3119. | 72.0 |
| 12 | 2007 | China | 4959. | 73.0 |

```
> gapminder %>% filter(country == "Japan") %>% select( year, country,
gdpPercap, lifeExp)
```

```
# A tibble: 12 x 4
```

| | year | country | gdpPercap | lifeExp |
|----|-------|---------|-----------|---------|
| | <int> | <fct> | <dbl> | <dbl> |
| 1 | 1952 | Japan | 3217. | 63.0 |
| 2 | 1957 | Japan | 4318. | 65.5 |
| 3 | 1962 | Japan | 6577. | 68.7 |
| 4 | 1967 | Japan | 9848. | 71.4 |
| 5 | 1972 | Japan | 14779. | 73.4 |
| 6 | 1977 | Japan | 16610. | 75.4 |
| 7 | 1982 | Japan | 19384. | 77.1 |
| 8 | 1987 | Japan | 22376. | 78.7 |
| 9 | 1992 | Japan | 26825. | 79.4 |
| 10 | 1997 | Japan | 28817. | 80.7 |
| 11 | 2002 | Japan | 28605. | 82 |
| 12 | 2007 | Japan | 31656. | 82.6 |

2 아프리카 대륙의 총인구가 유럽의 총인구보다 많았던 해를 모두 구하라.

```
> gapminder %>% filter(continent == "Africa") %>% group_by(year) %>%
summarize(s=sum(pop)) -> s1
> gapminder %>% filter(continent == "Europe") %>% group_by(year) %>%
summarize(s=sum(pop)) -> s2
> s1$s > s2$s
[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE
> s1[s1$s > s2$s, "year"]
# A tibble: 5 x 1
  year
  <int>
1  1987
2  1992
3  1997
4  2002
5  2007
```

3 gapminder 라이브러리에는 gapminder로 가공되기 전의 gapminder_unfiltered라는 데이터 셋이 포함되어 있다. gapminder의 관측 횟수(12회) 이상의 샘플이 기록된 국가 country를 샘플 개수가 많은 순서대로 추출하라.

```
> gapminder_unfiltered %>% group_by(country) %>% summarize(n=n()) %>%
filter(n>12) %>% arrange(desc(n))
# A tibble: 45 x 2
  country      n
  <fct>      <int>
```

| | |
|-------------------|----|
| 1 Czech Republic | 58 |
| 2 Denmark | 58 |
| 3 Finland | 58 |
| 4 Iceland | 58 |
| 5 Japan | 58 |
| 6 Netherlands | 58 |
| 7 Norway | 58 |
| 8 Portugal | 58 |
| 9 Slovak Republic | 58 |
| 10 Spain | 58 |
| 11 Sweden | 58 |
| 12 Switzerland | 58 |
| 13 Taiwan | 58 |
| 14 Austria | 57 |
| 15 Belgium | 57 |
| 16 Bulgaria | 57 |
| 17 Canada | 57 |
| 18 France | 57 |
| 19 Hungary | 57 |
| 20 United States | 57 |
| 21 Australia | 56 |
| 22 Italy | 56 |
| 23 New Zealand | 55 |
| 24 Poland | 52 |
| 25 Luxembourg | 49 |
| 26 Latvia | 42 |
| 27 China | 36 |
| 28 Slovenia | 32 |
| 29 Germany | 26 |

| | | |
|----|----------------|----|
| 30 | Russia | 20 |
| 31 | Ukraine | 20 |
| 32 | Belarus | 18 |
| 33 | Estonia | 18 |
| 34 | Lithuania | 18 |
| 35 | Costa Rica | 13 |
| 36 | Cuba | 13 |
| 37 | Greece | 13 |
| 38 | Ireland | 13 |
| 39 | Libya | 13 |
| 40 | Mexico | 13 |
| 41 | Puerto Rico | 13 |
| 42 | Sri Lanka | 13 |
| 43 | Thailand | 13 |
| 44 | Uganda | 13 |
| 45 | United Kingdom | 13 |

04.

1 앞의 예에서 연도 속성에 포함된 X 문자를 제거하는 과정에서 `names(elec_gen)=substr (names(elec_gen), 2, nchar(names(elec_gen)))` 명령어는 약간의 의도치 않은 문제를 야기하였다. 결과에서 이 문제를 찾아보고 해결 방안을 생각해 보라.

p. 172 의 코드 예에서 `names(elec_gen) = substr(names(elec_gen), 2, nchar(names(elec_gen)))` 명령에 의해 첫번째 열 이름인 "country" 가 "ountry" 가 되는 문제가 발생하였다.

`names(elec_gen)` 대신 첫번째 원소를 제외한 `names(elec_gen)[2:length(names(elec_gen))]` 를 사용하면 이런 문제를 방지할 수 있고, 여기서 열 이름의 개수는 `length(names(elec_gen))` 을 사용하여 알 수 있다.

2 gapminder 웹 사이트에서 [Education]-[Literacy] 메뉴에 있는 6종류의 관측 데이터 셋을 다운로드한 다음, 결측값을 제거한 후 173~174쪽 예와 같은 방법으로(각 항목을 열 에 할당한 형태로) 병합하라.

```
> laf =  
read.csv("literacy_rate_adult_female_percent_of_females_ages_15_above.csv",  
header=TRUE, sep=",")  
> lam =  
read.csv("literacy_rate_adult_male_percent_of_males_ages_15_and_above.csv",  
header=TRUE, sep=",")  
> lat =  
read.csv("literacy_rate_adult_total_percent_of_people_ages_15_and_above.csv",  
header=TRUE, sep=",")  
> lyf = read.csv("literacy_rate_youth_female_percent_of_females_ages_15_24.csv",  
header=TRUE, sep=",")
```

```
> lym = read.csv("literacy_rate_youth_male_percent_of_males_ages_15_24.csv",
header=TRUE, sep=",")
> lyt = read.csv("literacy_rate_youth_total_percent_of_people_ages_15_24.csv",
header=TRUE, sep=",")

> laf_tidy=gather(laf, -country, key="year", value="adult_female")
> lam_tidy=gather(lam, -country, key="year", value="adult_male")
> lat_tidy=gather(lat, -country, key="year", value="adult_total")
> lyf_tidy=gather(lyf, -country, key="year", value="youth_female")
> lym_tidy=gather(lym, -country, key="year", value="youth_male")
> lyt_tidy=gather(lyt, -country, key="year", value="youth_total")

> literacy = merge(laf_tidy, lam_tidy)
> literacy = merge(literacy, lam_tidy)
> literacy = merge(literacy, lat_tidy)
> literacy = merge(literacy, lyf_tidy)
> literacy = merge(literacy, lym_tidy)
> literacy = merge(literacy, lyt_tidy)
> literacy = na.omit(literacy)
```

주의할 점: 일반적인 데이터프레임의 형태에서는 na.omit 을 사용하여 결측값을 제거한 후 가공을 하는 것이 보통이지만, 이 경우에는 데이터의 구조를 변경한 이후에 na.omit 을 사용해야 한다.

6장 데이터 시각화

01.

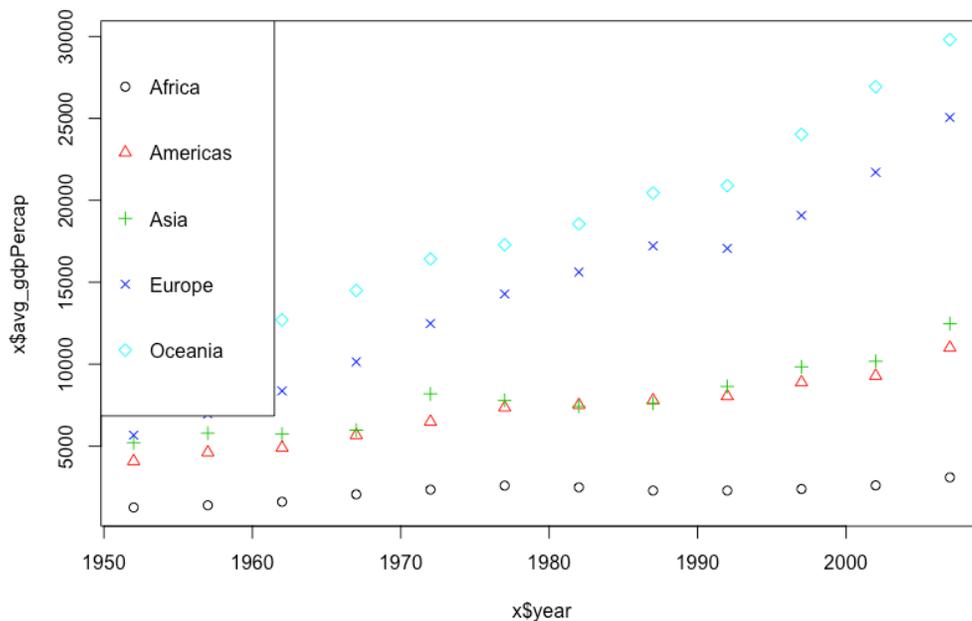
1 gapminder 데이터에서 각 대륙의 gdpPercap 의 평균치를 플롯하고 범례를 추가하라.

먼저 데이터 가공을 통해 각 대륙의 연도별 gdpPercap 의 평균치를 구하여 x 라는 변수에 저장한다.

```
> gapminder %>% group_by(year, continent) %>% summarize(avg_gdpPercap = mean(gdpPercap)) -> x
```

plot 와 legend 함수를 이용해 연도별 변화를 플롯한다.

```
> plot(x$year, x$avg_gdpPercap, col=x$continent,
pch=c(1:length(levels(x$continent))))
> legend("topleft", legend=levels(x$continent),
col=c(1:length(levels(x$continent))), pch=c(1:length(levels(x$continent))))
```



2 gapminder 데이터에서 1952년의 gdpPercap과 lifeExp의 대륙별 평균을 추출한 후, 가로축에는 gdpPercap, 세로축에는 lifeExp를 나타낸 그래프로 시각화하라.

먼저 데이터 가공을 통해 1952년의 gdpPercap과 lifeExp의 대륙별 평균을 추출한 후 x 라는 변수에 저장한다.

```
> gapminder %>% filter(year==1952) %>% group_by(continent) %>%  
summarise(m=mean(gdpPercap)) -> x
```

```
> x
```

```
# A tibble: 5 x 2
```

```
  continent      m  
  <fct>         <dbl>
```

```
1 Africa      1253.
```

```
2 Americas   4079.
```

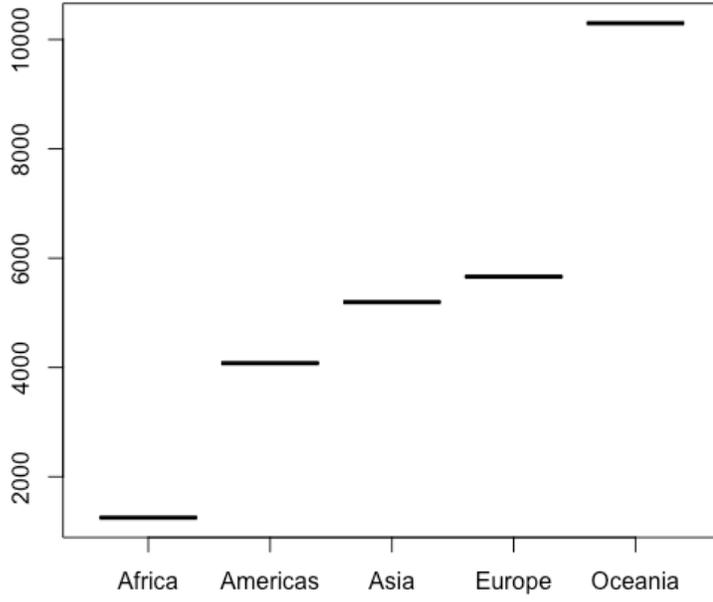
```
3 Asia       5195.
```

```
4 Europe     5661.
```

```
5 Oceania   10298.
```

plot 함수를 이용해 시각화한다.

```
> plot(x$continent, x$m)
```



02.

1 다음 명령어로 시각화한 결과를 [그림 6-13]과 비교하고 차이가 발생하는 이유를 설명하라.

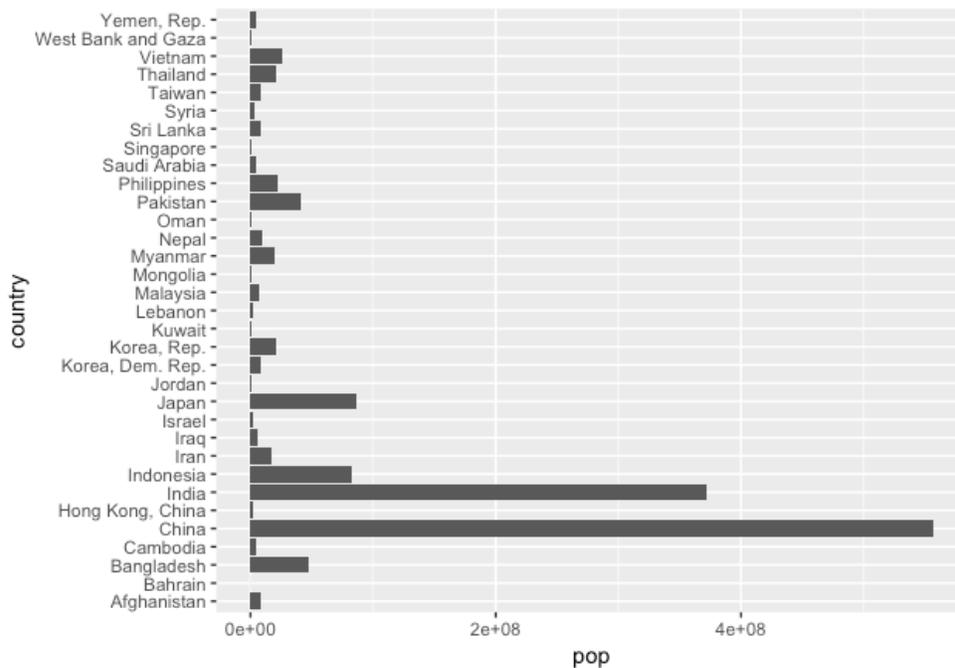
그림 6-13 은 다음 명령어에 의한 시각화이다.

```
> gapminder %>% filter(year == 1952 & continent == "Asia") %>% ggplot(aes(reorder(country, pop), pop)) + geom_bar(stat = "identity") + coord_flip()
```

여기서 `reorder(country, pop)` 은 `country` 를 `pop` 의 크기에 따라 재배열하라는 의미이므로, 그림 6-13 과 같이 그래프의 x 축에 `pop` 의 크기 순으로 정렬된 `country` 가 지정되게 된다.

그에 비해, 주어진 명령어는 `country` 를 재배열하지 않는 시각화이므로 다음과 같은 시각화 결과를 얻게 된다.

```
> gapminder %>% filter(year == 1952 & continent == "Asia") %>% ggplot(aes(country, pop)) + geom_bar(stat = "identity") + coord_flip()
```

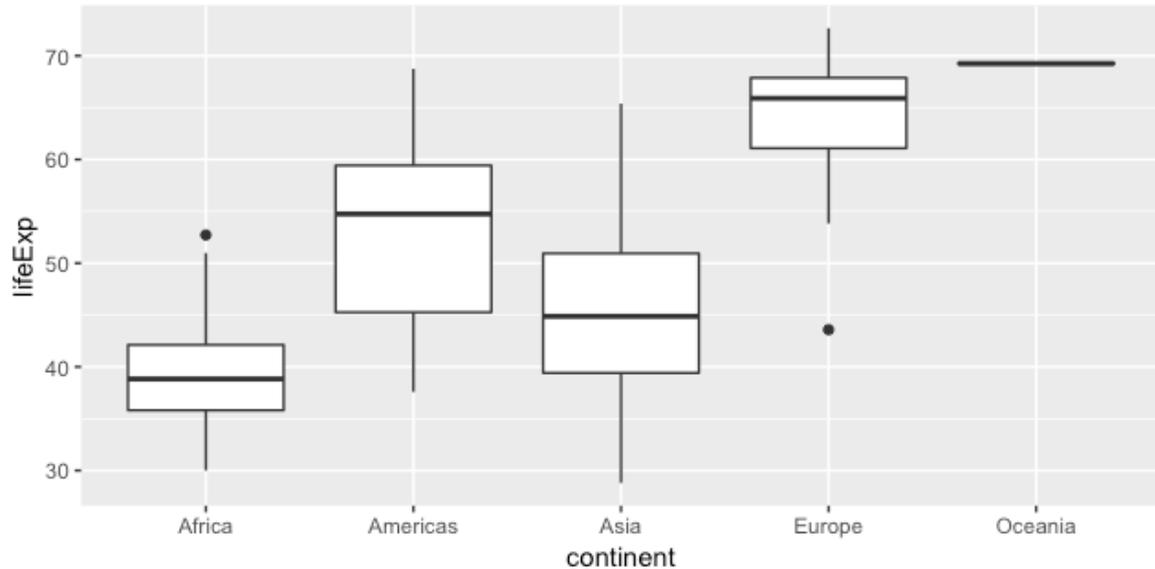


2 다음 명령어로 시각화한 결과를 [그림 6-19]와 비교하라.

그림 6-19 는 다음 명령어에 의한 시각화이다 .

```
x = filter(gapminder, year == 1952)
```

```
x %>% ggplot(aes(continent, lifeExp)) + geom_boxplot()
```



주어진 명령어와 시각화 결과는 아래와 같다.

```
ggplot(gapminder, aes(continent, lifeExp)) + geom_point(alpha=0.2, size= 1.0,  
position="jitter")
```

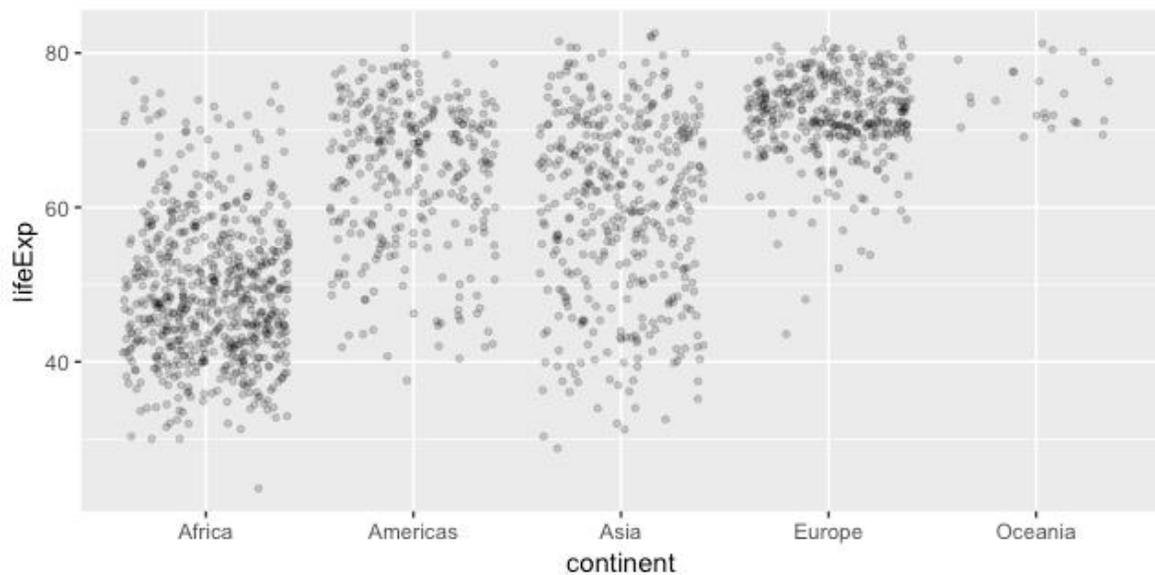
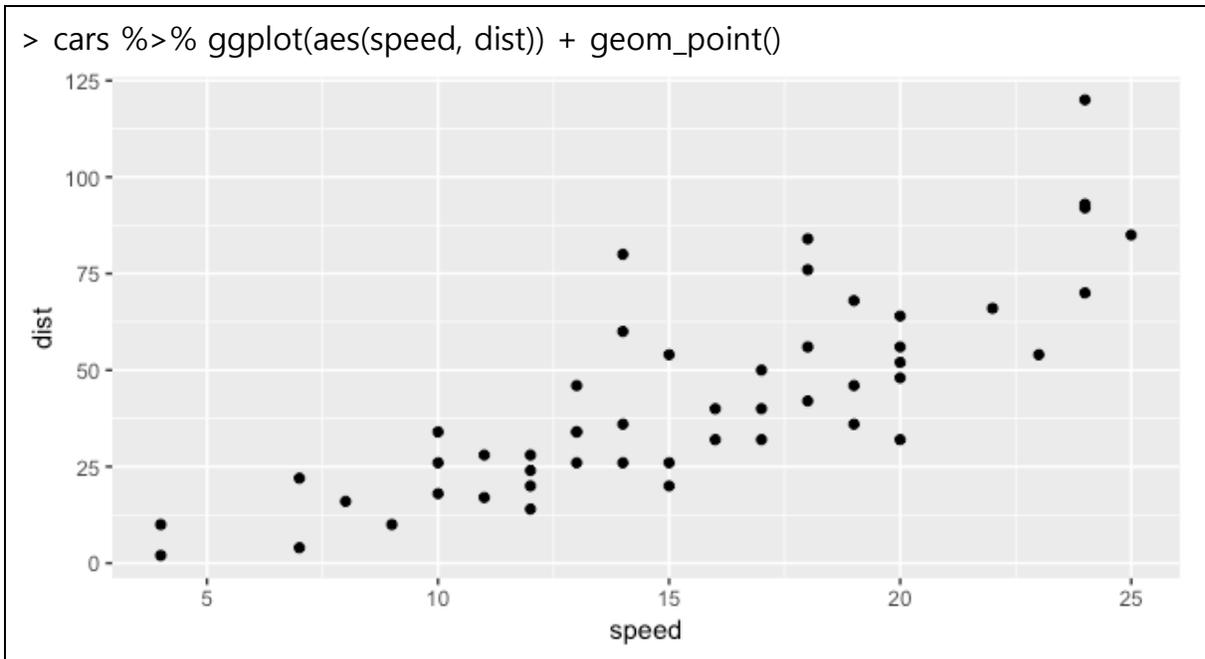


그림 6-19 가 1952년도의 대륙별 기대수명 데이터를 통계적으로 요약한 관점에서 시각화한 결과라면, 주어진 명령어는 같은 데이터를 시각화하되, 개별 데이터의 분포를 사실적으로 확인할 수 있도록 보여준 결과라고 할 수 있다.

03.

1 베이스 R의 plot 함수를 이용한 [그림 6-21]의 그래프를 ggplot2 라이브러리를 이용해 그려라.



2 베이스 R의 matplot 함수를 이용한 [그림 6-27]의 그래프를 ggplot2 라이브러리를 이용해 그려라.

주의할 점: 데이터의 구조 변경이 먼저 이루어져야 ggplot 에 의해 그래프를 그릴 수 있다. (ggplot 에서 멀티플롯을 그리기는 의외로 번거롭다)
우선 그림 6-27 과 같이 가로축에 iris 샘플을 지정하기 위해 id 라는 열을 새로 추가한다.

```
> id = 1:150
```

```
> iris1 = cbind(id, iris1)
```

그 다음 샘플 1개당 존재하는 4개의 관측 변수를 하나의 행으로 분리하여 데이터의 구조를 변경한다.

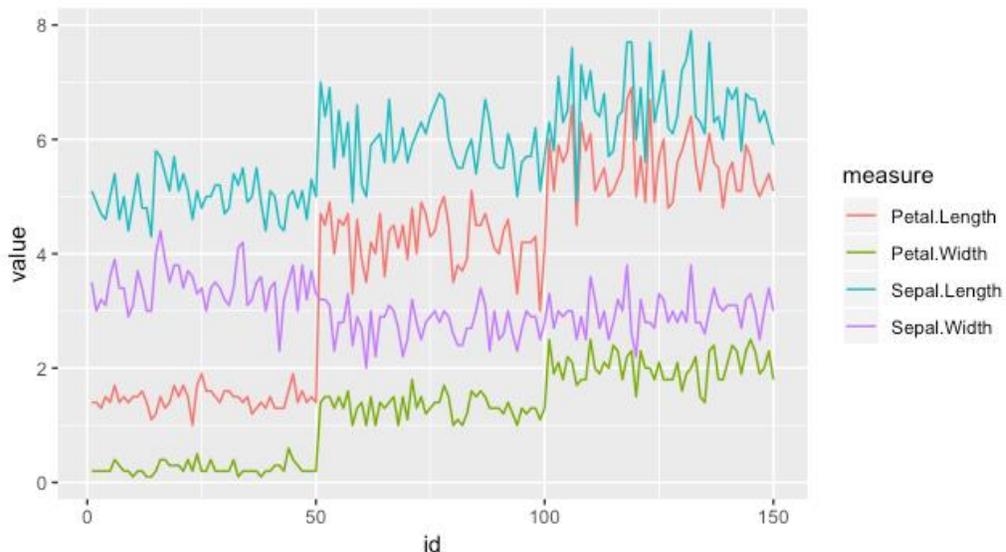
```
> iris_tidy = gather(iris1, -id, -Species, key="measure", value="value")
```

| Species | measure | value |
|---------|---------------------|-------|
| 1 | setosa Sepal.Length | 5.1 |
| 2 | setosa Sepal.Length | 4.9 |
| 3 | setosa Sepal.Length | 4.7 |
| 4 | setosa Sepal.Length | 4.6 |
| 5 | setosa Sepal.Length | 5.0 |
| 6 | setosa Sepal.Length | 5.4 |

.....

이제 ggplot 을 이용하여 x축에 id 를, y축에 관측치를 지정하고, 4개의 변수를 col 로 구분하여 별도의 선그래프로 그린다.

```
> iris_tidy %>% ggplot(aes(id, value, col=measure)) + geom_line()
```



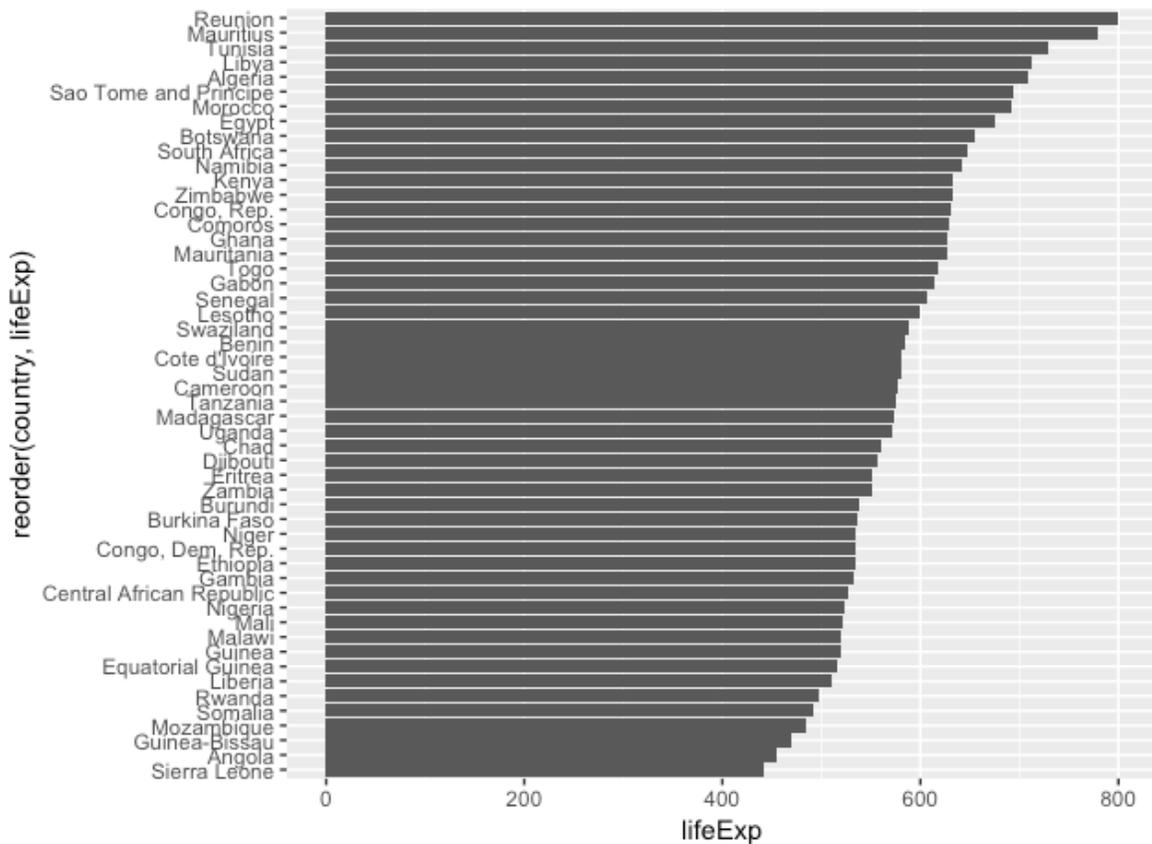
3 [그림 6-35(b)]의 막대그래프를 lifeExp가 큰 순서대로(내림차순으로) 정렬하여 그려라.

그림 6-359(b) 는 아래의 명령어에 의한 시각화 결과이다.

```
> gapminder %>% filter(continent == "Africa") %>% ggplot(aes(country, lifeExp)) + geom_bar(stat = "identity") + coord_flip()
```

x축 (coord_flip 함수에 의해 수직축으로 표시되었다) 에 지정된 country 를 lifeExp 의 크기순으로 재배열해야 하므로 다음과 같이 reorder 함수를 이용한다.

```
> gapminder %>% filter(continent == "Africa") %>%  
ggplot(aes(reorder(country, lifeExp), lifeExp)) + geom_bar(stat = "identity") +  
coord_flip()
```



04.

1 [그림 6-43(a)]에 사용된 다음 명령어는 filter 함수 내의 논리식 결합으로 다소 길다. `%in%` 연산자를 사용해 간략하게 바꿔보라.

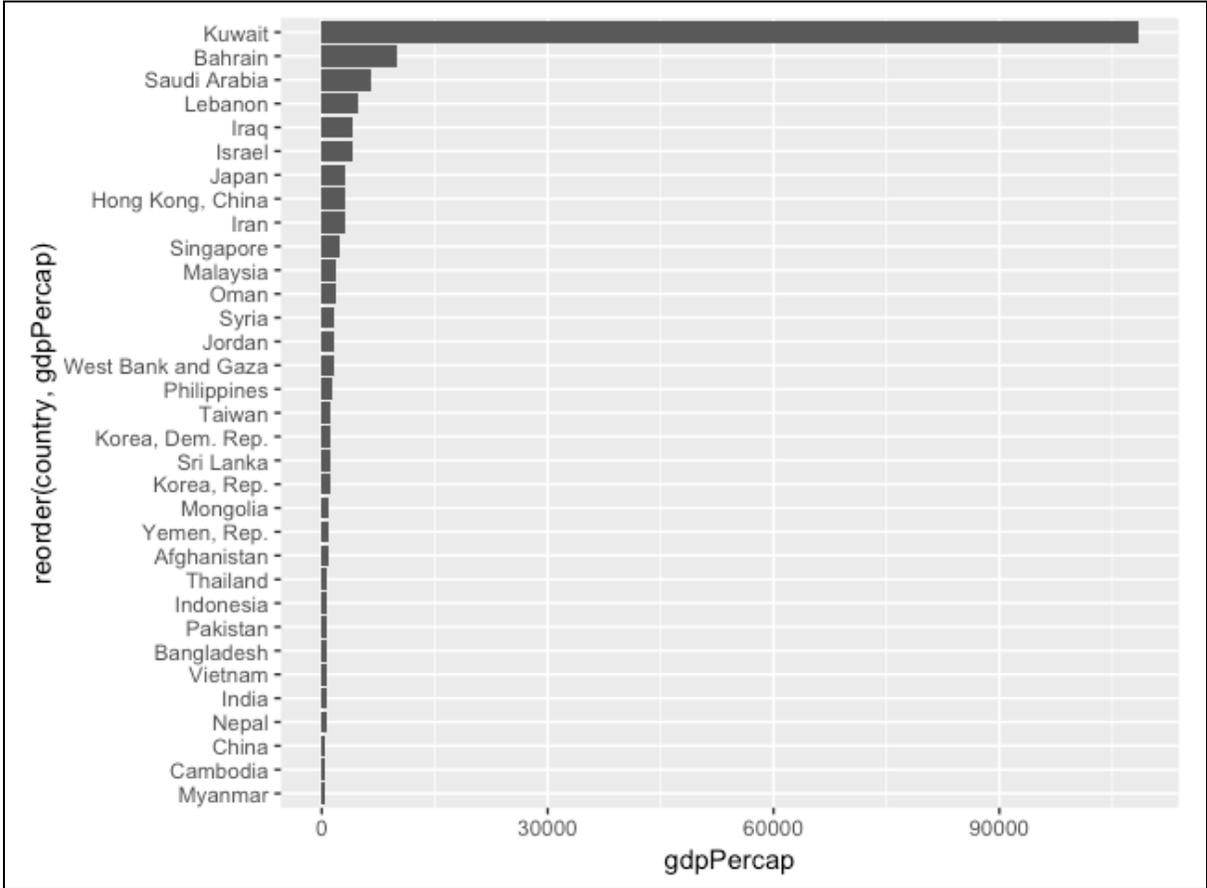
```
gapminder%>%filter(country=="Kuwait"|country=="Saudi Arabia"|country=="Iraq"|country=="Iran"|country=="Korea, Rep."|country=="China"|country=="Japan") %>% ggplot(aes(year, gdpPercap, col = country)) + geom_point() + geom_line()
```

`%in%` 는 특수연산자로 벡터 내 특정 값 포함 여부를 확인할 때 사용할 수 있는 연산자이다. `%in%` 를 이용해 위의 명령어의 논리식 부분을 간략히 표현할 수 있다.

```
gapminder%>%filter(country %in% c("Kuwait", "Saudi Arabia", "Iraq", "Iran", "Korea, Rep.", "China", "Japan")) %>% ggplot(aes(year, gdpPercap, col = country)) + geom_point() + geom_line()
```

2 [그림 6-39]의 1952년도 그래프에 나타난 데이터를 사용해 해당 연도 아시아 국가들의 gdpPercap 순위를 막대그래프로 시각화하라.

```
> gapminder %>% filter(continent=="Asia"&year==1952) %>%  
ggplot(aes(reorder(country, gdpPercap), gdpPercap)) +  
geom_bar(stat="identity") + coord_flip()
```



12장 프로젝트

02.

1 데이터 정제 과정에서 삭제한 원본 데이터의 10,473행에 어떤 문제가 있었는지 구체적으로 확인하라.

원본 데이터를 View 명령으로 확인해보면,

| App | Category | Rating | Reviews | Size | Installs | Type | Price | Content.Rating |
|---|-----------------|--------|---------|------|-------------|------|-------|----------------|
| 10468 FI LFL | FINANCE | 5.7 | 112 | 5.9M | 10,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10469 Tassa.fi Finland | LIFESTYLE | 3.6 | 346 | 7.5M | 50,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10470 TownWiFi Wi-Fi Everywhere | COMMUNICATION | 3.9 | 2372 | 58M | 500,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10471 Jazz Wi-Fi | COMMUNICATION | 3.4 | 49 | 4.0M | 10,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10472 Xposed Wi-Fi-Pwd | PERSONALIZATION | 3.5 | 1042 | 404k | 100,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10473 Life Made Wi-Fi Touchscreen Photo Frame | | 1.9 | 19.0 | 3.0M | 1,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10474 osmino Wi-Fi: free WiFi | TOOLS | 4.2 | 134203 | 4.1M | 10,000,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10475 Sat-Fi Voice | COMMUNICATION | 3.4 | 37 | 14M | 1,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10476 Wi-Fi Visualizer | TOOLS | 3.9 | 132 | 2.6M | 50,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10477 Lennox iComfort Wi-Fi | LIFESTYLE | 3.0 | 552 | 7.6M | 50,000+ | Free | 0 | Everyone |
| 10478 Sci-Fi Sounds and Ringtones | PERSONALIZATION | 3.6 | 128 | 11M | 10,000+ | Free | 0 | Everyone |

그림과 같이 10,473 행의 데이터는 Category 데이터가 없고, 그 이후의 속성(Rating, Reviews, Size 등)이 한 칸씩 당겨져 채워져 있는 것을 볼 수 있다. 이대로 데이터를 처리하게 되면 다른 속성들의 데이터형의 일관성에 문제가 발생한다.

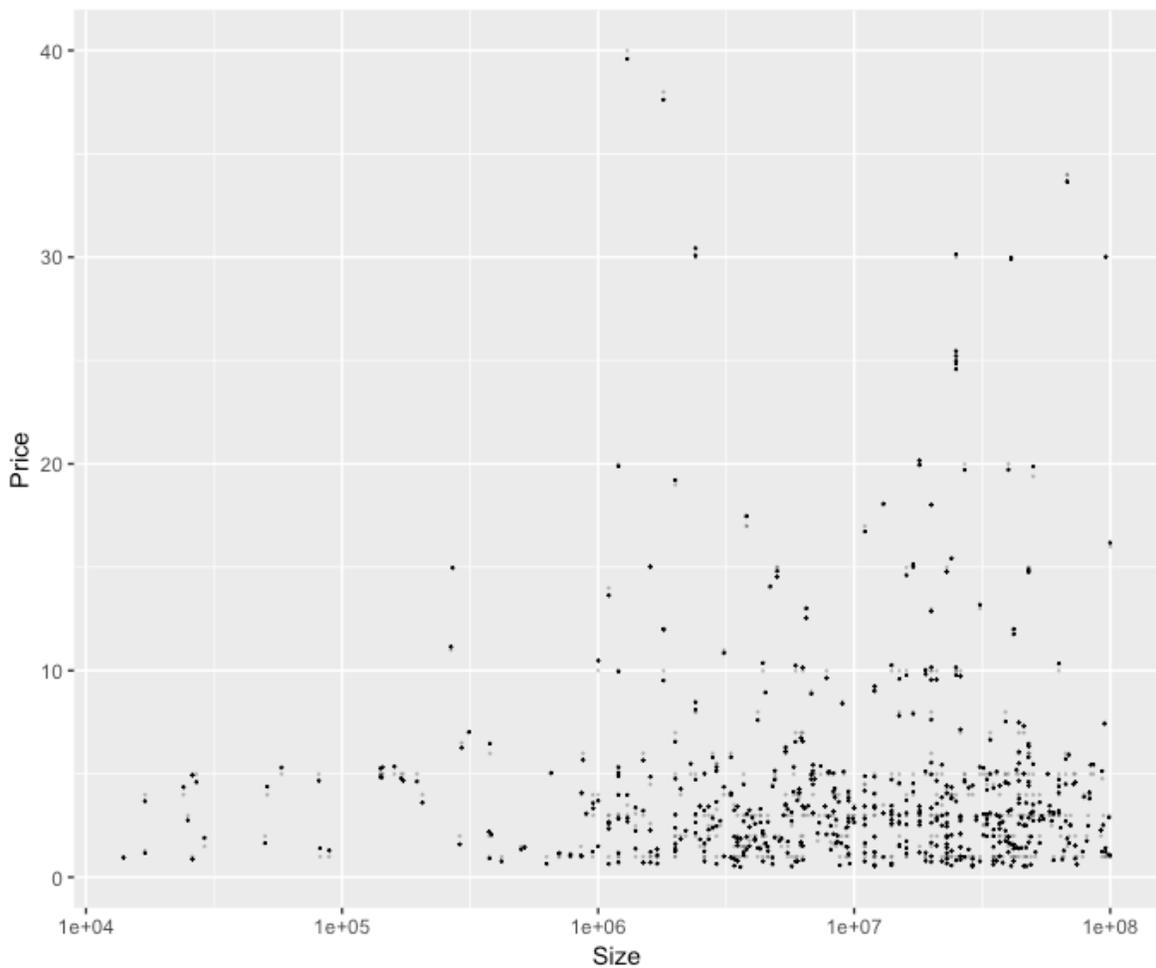
2 숫자형 데이터가 기록되어야 하는 열에 문자가 포함된 경우(Mega byte를 의미하는 M 등) 적절히 찾아 처리하지 않으면 어떤 문제가 발생하는가?

숫자형 데이터로 가정하고 그대로 처리하면 R은 이를 제대로 인식하지 못할 뿐만 아니라, Mega byte 에 해당하는 10의 6제곱 등을 처리하지 않은 상태에서는 정확한 수치로 처리할 수도 없게 된다.

03.

1 앱의 크기는 가격과 어떤 관계가 있는가?

```
> x %>% filter(Type=="Paid" & Price<60) %>% ggplot(aes(Size, Price)) +  
geom_point(alpha=0.2, size=0.1) + geom_jitter(size=0.1, height = 0.5) +  
scale_x_log10()
```



1M byte 이하의 앱은 가격이 대부분 10\$ 미만이지만, 많은 앱이 분포하고 있는 1M byte ~ 100 Mbyte 구간에서는 가격도 같이 증가하고 있는 것을 볼 수 있다. 높은 가격의 앱들의 개수도 점차로 증가하였다. 단 Size 축이 로그스케일이므로, Size의 증가에 대해 가격의 증가는 상대적으로 작게 나타난다.

2 [그림 12-16]의 그래프는 어떤 의미일지 생각해보라.

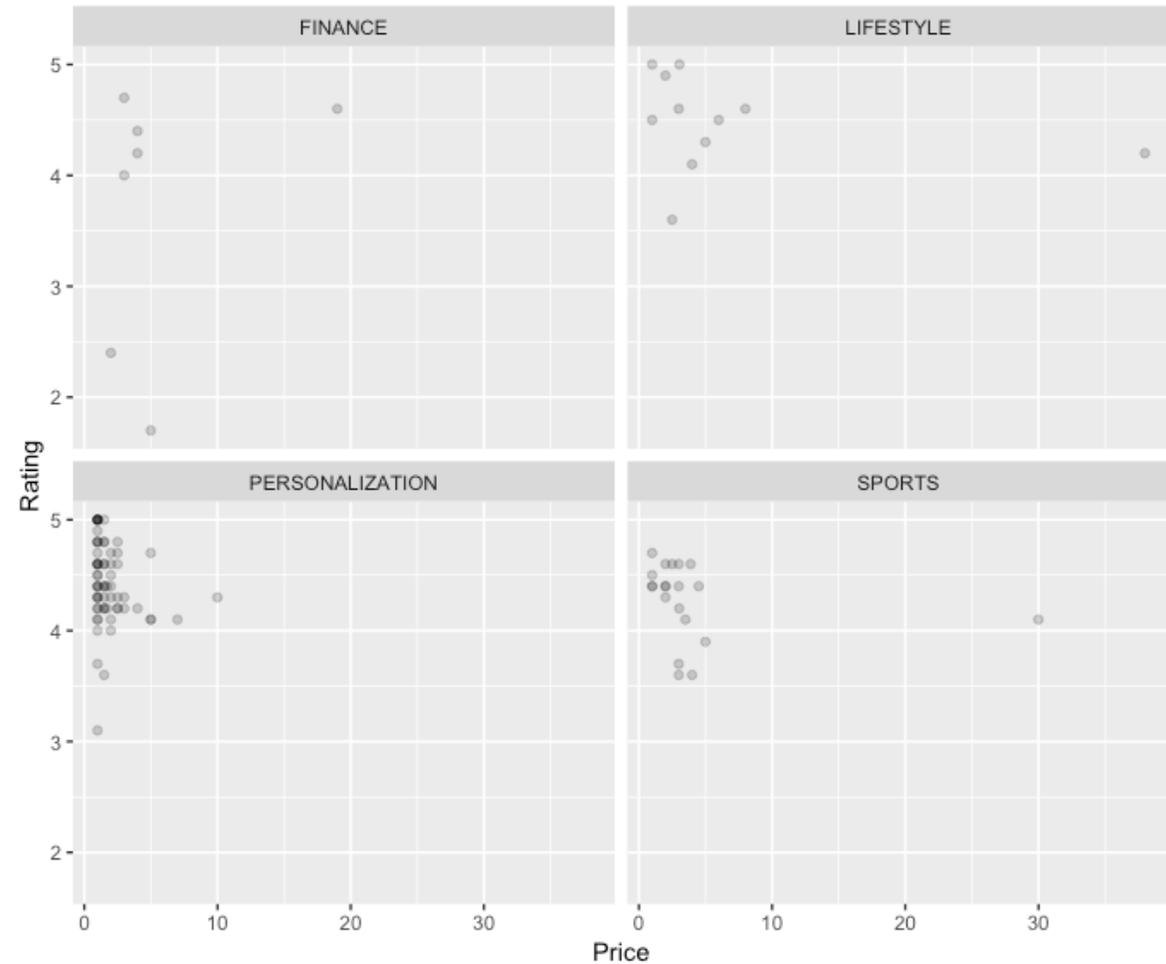
그래프의 해석은 여러가지 관점에서 가능하나, 아래와 같은 해석이 무난할 것이다.

- 많은 수의 앱이 거의 \$10 이하에 집중되어 있다.
- 평점 4.5 이상의 앱은 거의 \$20 이하에 분포한다.
- 가격이 \$20 이상인 앱은 평점이 오히려 감소한다 등.

3 앞에서 분석한 4개 카테고리를 제외한 다른 카테고리에서 평점과 가격의 분포 특성을 시각 화하라.

```
>x %>% group_by(Category) %>% summarize(n=n()) %>%  
arrange(desc(n)) %>% head(10)  
# A tibble: 10 x 2  
  Category      n  
  <fct>      <int>  
1 FAMILY      1617  
2 GAME         974  
3 TOOLS        634  
4 MEDICAL      324  
5 LIFESTYLE    280  
6 PERSONALIZATION 280  
7 FINANCE     266  
8 SPORTS      247  
9 BUSINESS    246  
10 PHOTOGRAPHY 236
```

```
> x %>% filter(Type=="Paid"&Price<50&Category %in% c("LIFESTYLE",  
"PERSONALIZATION", "FINANCE", "SPORTS")) %>% ggplot(aes(Price,  
Rating))+geom_point(alpha=0.2)+facet_wrap(~Category)
```



04.

1 선형 회귀 모델 대신 일반화 선형 회귀 모델을 사용한 교차 성능 검증 결과를 산출하라.

| 설명 변수 조합 | 모델 성능(예측값의 mse) |
|----------------------------------|-----------------|
| Category | 0.2872693 |
| Size | 0.2945681 |
| Content.Rating | 0.2956962 |
| Category + Size | 0.2865305 |
| Category + Content.Rating | 0.2862756 |
| Size + Content.Rating | 0.2936191 |
| Category + Size + Content.Rating | 0.2865483 |

선형 회귀 모델에 의한 교차 성능보다 좋은 결과를 얻을 수 있다.

2 Category + Size를 사용한 모델이 가장 성능이 좋았다. 그 이유는 무엇일까?

결정트리, 랜덤폴리스트, SVM 을 이용한 교차검증결과에서 Category + Size 를 설명변수 조합으로 사용한 모델이 가장 성능이 좋았다. 특히 랜덤폴리스트를 이용한 모델에서 가장 낮은 mse 를 보였다. 그림 12-6 의 Rating 과 Reviews 의 관계는 Reviews를 통해 (특히 높은 Reviews 의 경우에) Rating 을 일정범위에서 예측할 수 있음을 보여준다. 그러나 Reviews 는 출시 이전에 알 수 없으므로 이를 설명 변수로 사용할 수는 없음을 이미 설명한 바 있다. 그림 12-18 에 나타난 Rating 과 Size 의 관계가 그림 12-6과 유사할 뿐 아니라, 오히려 Size 에 대한 Rating의 분포가 한정되어 있어, 예측 성능은 더 좋을 수 있다. 그림 12-21 역시 Category 내에서 Rating 의 분포가 한정된 경향을 보이고 있어 예측 성능을 기대 할 수 있고, 이 두 변수의 조합된 경우 좀 더 좋은 성능이 나온 것으로 이해할 수 있다.