

Jeidsan A. da C. Pereira

R para Data Science

Solução dos exercícios

To Shao Yong (邵雍),
for sharing a secret joy with simple words;

月到天心处，风来水面时。
一般清意味，料得少人知。

and

To Hongzhi Zhengjue (宏智禅师),
for sharing the peace of an ending life with simple words.

梦幻空华，六十七年；
白鸟淹没，秋水连天。

Conteúdo

Prefácio	xi
Prefácio	xi
Pendências	xi
I Explorar	1
1 Visualização de dados com <code>ggplot2</code>	3
1.1 Introdução	3
1.2 Primeiros passos	3
1.3 Mapeamentos estéticos	8
1.4 Problemas comuns	15
1.5 Facetas	15
1.6 Objetos geométricos	21
1.7 Transformações estatísticas	27
1.8 Ajustes de posição	33
1.9 Sistemas de coordenadas	37
1.10 A gramática em camadas de gráficos	39
2 Fluxo de trabalho: o básico	41
2.1 O básico de programação	41
2.2 O que há em um nome?	41
2.3 Chamando funções	41

3 Transformação de dados com dplyr	45
3.1 Introdução	45
3.2 Filtrar linhas com filter()	45
3.3 Comparações	45
3.4 Ordenar linhas com arrange()	52
3.5 Selecionar colunas com select()	56
3.6 Adicionar novas variáveis com mutate()	58
3.7 Resumos agrupados com summarize()	62
3.8 Mudanças agrupadas (e filtros)	70
4 Fluxo de trabalho: scripts	81
4.1 Executando códigos	81
4.2 Diagnósticos Rstudio	81
5 Análise exploratória de dados	83
5.1 Introdução	83
5.2 Perguntas	83
5.3 Variação	83
5.4 Valores faltantes	89
5.5 Covariação	92
5.6 Padrões e modelos	134
5.7 Chamadas ggplot2	134
5.8 Aprendendo mais	135
6 Fluxo de trabalho: projetos	137
6.1 O que é real?	137
6.2 Onde sua análise vive?	137
6.3 Caminhos e diretórios	137
6.4 Projetos RStudio	137
6.5 Resumo	137
II Wrangle	139

7 Tibbles com <code>tibble</code>	141
7.1 Introdução	141
7.2 Criando tibbles	141
7.3 Tibbles <i>versus</i> <code>data.frame</code>	141
7.4 Interagindo com códigos mais antigos	141
8 Importando dados com <code>readr</code>	151
8.1 Introdução	151
8.2 Começando	151
8.3 Analisando um vetor	155
8.4 Analisando um arquivo	159
8.5 Escrevendo em um arquivo	159
8.6 Outros tipos de dados	159
9 Arrumando dados com <code>tidyverse</code>	161
9.1 Introdução	161
9.2 Dados arrumados (Tidy Data)	161
9.3 Espalhando e reunindo	161
9.4 Separando e unindo	161
9.5 Valores faltantes	161
9.6 Estudo de caso	161
9.7 Dados desarrumados (não tidy)	161
10 Dados relacionais com <code>dplyr</code>	163
10.1 Introdução	163
10.2 <code>nycflights13</code>	163
10.3 Chaves (<code>keys</code>)	163
10.4 Mutating joins	163
10.5 Filtering joins	163
10.6 Problemas de joins	163
10.7 Operações de conjuntos	163

11 Strings com <code>stringr</code>	165
11.1 Introdução	165
11.2 O básico de <code>string</code>	165
11.3 Combinando padrões com expressões regulares	165
11.4 Ferramentas	165
11.5 Outros tipos de padrões	165
11.6 Outros usos para expressões regulares	165
11.7 <code>string</code>	165
12 Fatores com <code>forcats</code>	167
12.1 Introdução	167
12.2 Criando fatores	167
12.3 General Social Survey	167
12.4 Modificando a ordem dos fatores	167
12.5 Modificando níveis de fatores	167
13 Datas e horas com <code>lubridate</code>	169
13.1 Introdução	169
13.2 Criando data/horas	169
13.3 Componentes de data-hora	169
13.4 Intervalos de tempo	169
13.5 Fusos horários	169
III Programar	171
14 Pipes com <code>magrittr</code>	173
14.1 Introdução	173
14.2 Alternativas ao piping	173
14.3 Quando não usar o pipe	173
14.4 Outras ferramentas do <code>magrittr</code>	173

<i>Contents</i>	vii
15 Funções	175
15.1 Introdução	175
15.2 Quando você deveria escrever uma função?	175
15.3 Funções são para humanos e computadores	175
15.4 Execução condicional	175
15.5 Argumentos de funções	175
15.6 Retorno de valores	175
15.7 Ambiente	175
16 Vetores	177
16.1 Introdução	177
16.2 O Básico de vetores	177
16.3 Tipos importantes de vetores atômicos	177
16.4 Usando vetores atômicos	177
16.5 Vetores recursivos (listas)	177
16.6 Atributos	177
16.7 Vetores aumentados	177
17 Iteração com <code>purrr</code>	179
17.1 Introdução	179
17.2 Loops <code>for</code>	179
17.3 Variações do loop <code>for</code>	179
17.4 Loops <code>for</code> versus funcionais	179
17.5 As funções <code>map</code>	179
17.6 Lidando com falhas	179
17.7 Fazendo <code>map</code> com vários argumentos	179
17.8 Walk	179
17.9 Outros padrões para loops <code>for</code>	179
18 (PART) Modelar	181

19 O básico de modelos com <code>modelr</code>	183
19.1 Introdução	183
19.2 Um modelo simples	183
19.3 Visualizando modelos fórmulas e famílias de modelos	183
19.4 Valores faltantes	183
19.5 Outras famílias de modelos	183
20 Construção de modelos	185
20.1 Introdução	185
20.2 Por que diamantes de baixa qualidade são mais caros?	185
20.3 O que afeta o número de voos diários?	185
20.4 Aprendendo mais sobre modelos	185
21 Muitos modelos com <code>purrr</code> e <code>broom</code>	187
21.1 Introdução	187
21.2 gapminder	187
21.3 List-columns	187
21.4 Criando list-columns	187
21.5 Simplificando list-columns	187
21.6 Criando dados tidy com <code>broom</code>	187
IV Comunicar	189
22 R Markdown	191
22.1 Introdução	191
22.2 O Básico de R Markdown	191
22.3 Formatação de texto com <code>markdown</code>	191
22.4 Trechos de código	191
22.5 Resolução de problemas	191
22.6 Header YAML	191
22.7 Aprendendo mais	191

<i>Contents</i>	ix
23 Gráficos para comunicação com <code>ggplot2</code>	193
23.1 Introdução	193
23.2 Rótulo	193
23.3 Anotações	193
23.4 Escalas	193
23.5 Dando zoom	193
23.6 Temas	193
23.7 Salvando seus gráficos	193
23.8 Aprendendo mais	193
24 Formatos R Markdown	195
24.1 Introdução	196
24.2 Opções de saída	196
24.3 Documentos	196
24.4 Notebooks	196
24.5 Apresentações	196
24.6 Dashboards	196
24.7 Interatividade	196
24.8 Sites	196
24.9 Outros formatos	196
24.10 Aprendendo mais	196
25 Fluxo de trabalho de R Markdown	197



Prefácio

Esta página serviu para estudo e prática com o pacote R Bookdown e contém a solução encontrada por mim para os exercícios propostos no livro R para Data Sciente, de Hadley Wickham e Garret Grolemund, publicado no Brasil em 2019 pela Alta Books Editora [Wickham and Grolemund, 2019].

Por se tratar de um produto construído durante o processo de aprendizagem, o conteúdo pode conter erros, tanto no texto em si, como na lógica utilizada para solução dos exercícios.

Dúvidas ou sugestões de melhoria podem ser encaminhadas para o e-mail *jeidsan.pereira@gmail.com*¹.

Pendências

- No PDF, o prefácio está sendo exibido duas vezes no sumário;
- Exercício 1.7.4;
- Exercício 2.3.3;
- Exercício 3.5.1;
- Exercício 3.7.1;
- Exercício 3.8.1;
- Exercício 4.2.1;
- Exercício 4.2.2;
- Exercício 5.5.4;
- Exercício 5.5.8;
- Exercício 5.5.9;
- Exercício 5.5.12;
- Exercício 8.2.3;
- Exercício 8.3.6;
-

¹<mailto:jeidsan.pereira@gmail.com>



Parte I

Explorar



1

Visualização de dados com ggplot2

Para a correta execução dos códigos desse capítulo, utilizaremos algumas configurações específicas.

Inicialmente, precisaremos carregar o pacote `nycflights13`, que contém os dados de todos os voos da cidade de Nova York em 2013.

```
library(nycflights13)
library(gridExtra)

## 
## Attaching package: 'gridExtra'

## The following object is masked from 'package:dplyr':
##     combine
```

1.1 Introdução

Não temos exercícios nesta seção.

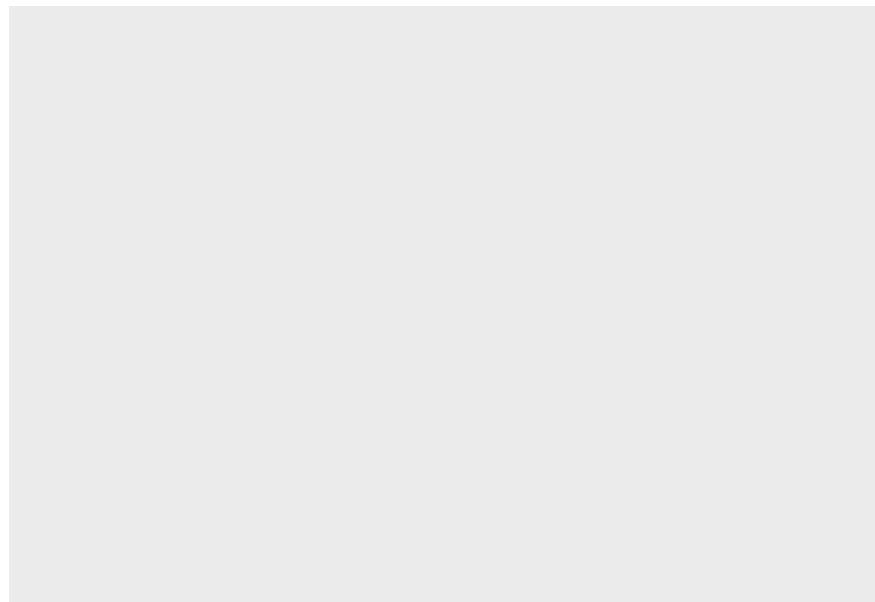
1.2 Primeiros passos

Exercício 1.2.1

Execute `ggplot(data=mpg);.` O que você vê?

Solução.

```
ggplot(data=mpg) +  
  tema
```



É exibido um quadro em branco. Este quadro contém o sistema de coordenadas sobre o qual serão desenhados os gráficos que pretendemos exibir.

Exercício 1.2.2

Quantas linhas existem em `mtcars`? Quantas colunas?

Solução.

```
dim(mtcars)
```

```
## [1] 32 11
```

R.: Existem 32 linhas e 11 colunas.

Exercício 1.2.3

O que a variável `drv` descreve?

Solução. Executamos o comando `?mpg` no console no R e a página de ajuda foi aberta. Nela encontramos o significado de cada variável do conjunto de dados.

A variável descreve o tipo de tração dos carros analisados, onde `f` significa tração dianteira, `r` significa tração traseira e `4` significa tração nas quatro rodas.

Exercício 1.2.4

Faça um gráfico de dispersão de `hwy` versus `cyl`.

Solução.

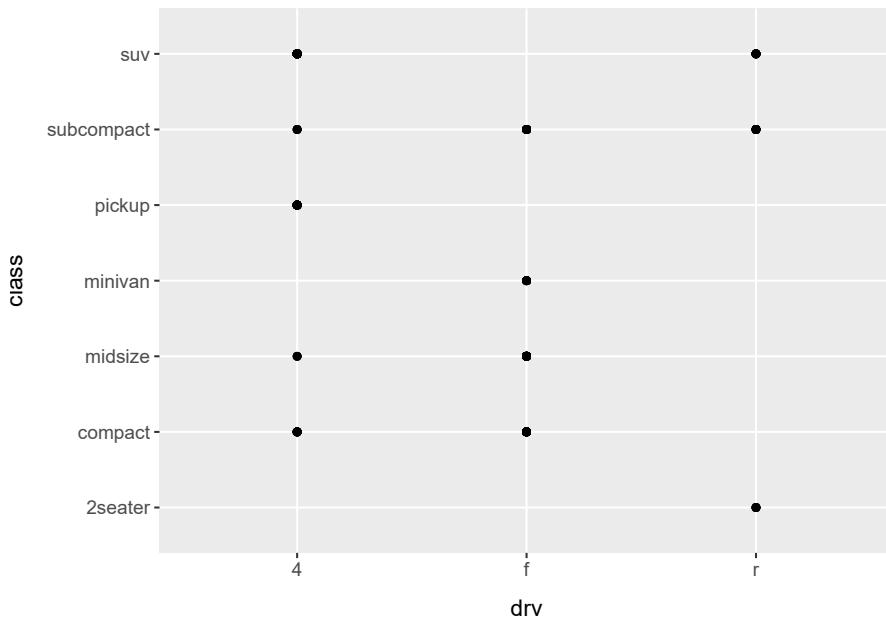
```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = hwy, y = cyl)) +  
  tema
```

**Exercício 1.2.5**

O que acontece se você fizer um gráfico de dispersão de `class` versus `drv`? Por que esse gráfico não é útil?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = drv, y = class)) +
  tema
```

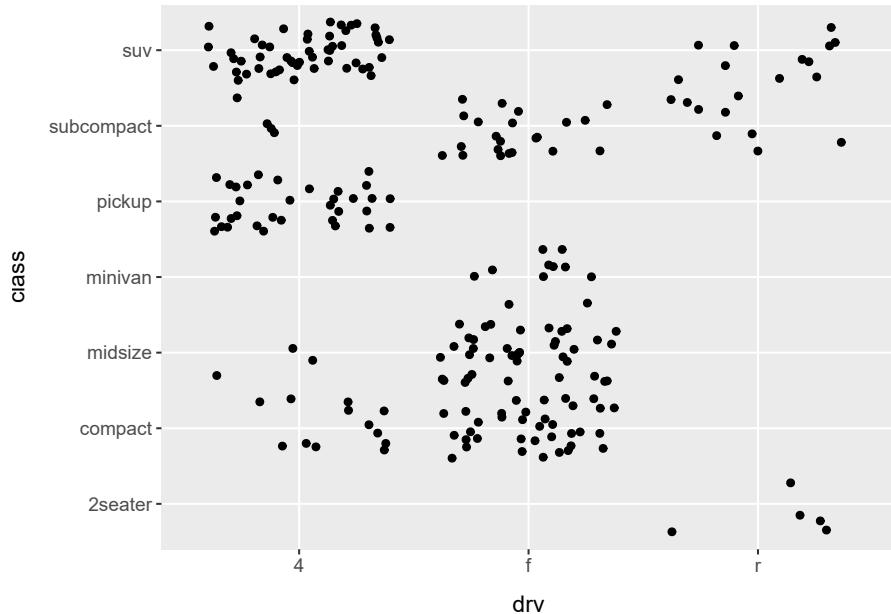


Apesar de serem exibidos dados no gráfico, nenhuma informação substancial é extraída, uma vez que o tipo de tração não está (a princípio) relacionado com a categoria do carro. Outro fator que torno o gráfico pouco informativo é que há, por exemplo, diversas SUVs com tração nas 4 rodas, contudo os valores ficam sobrepostos no gráfico, não dando dimensão do quanto de dados temos.

Abaixo seguem duas opções de como trazer mais informação ao gráfico:

- a primeira opção adiciona um ruído aos dados (`position = jitter` ou `geom_jitter()`) de modo que não haja sobreposição;

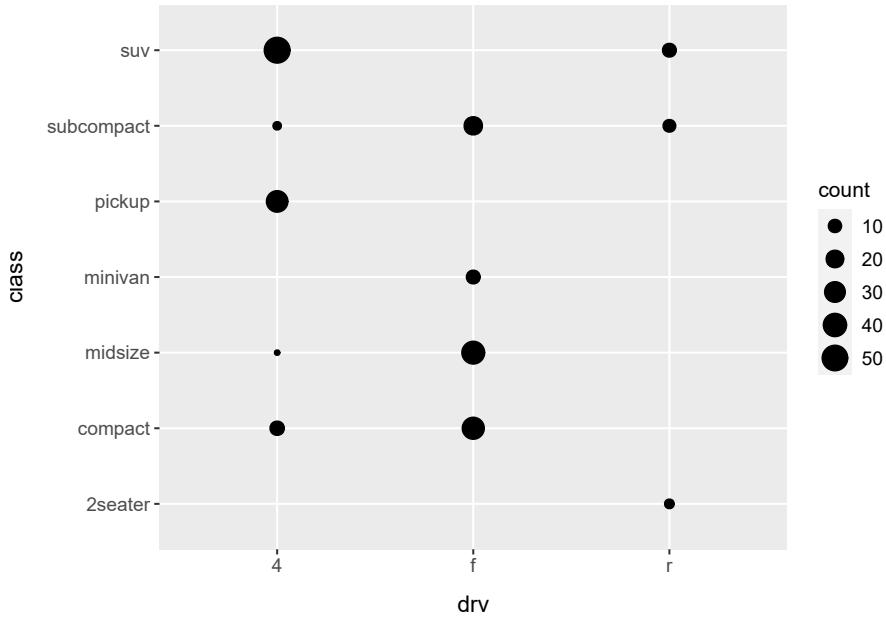
```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = drv, y = class), position = "jitter") +
  tema
```



- a segunda opção, bem mais avançada, adiciona uma estética de `size` considerando a quantidade de registros.

```
mpg %>%
  group_by(class, drv) %>%
  summarise(count = n()) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = drv, y = class, size = count)) +
  geom_point() +
  tema
```

```
## `summarise()` has grouped output by 'class'. You can override using the
## `.` argument.
```

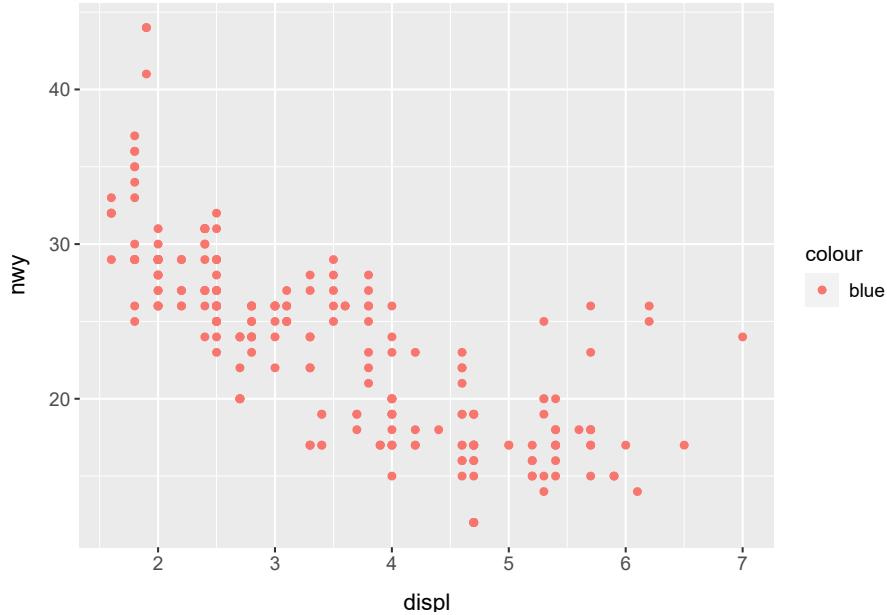


1.3 Mapeamentos estéticos

Exercício 1.3.1

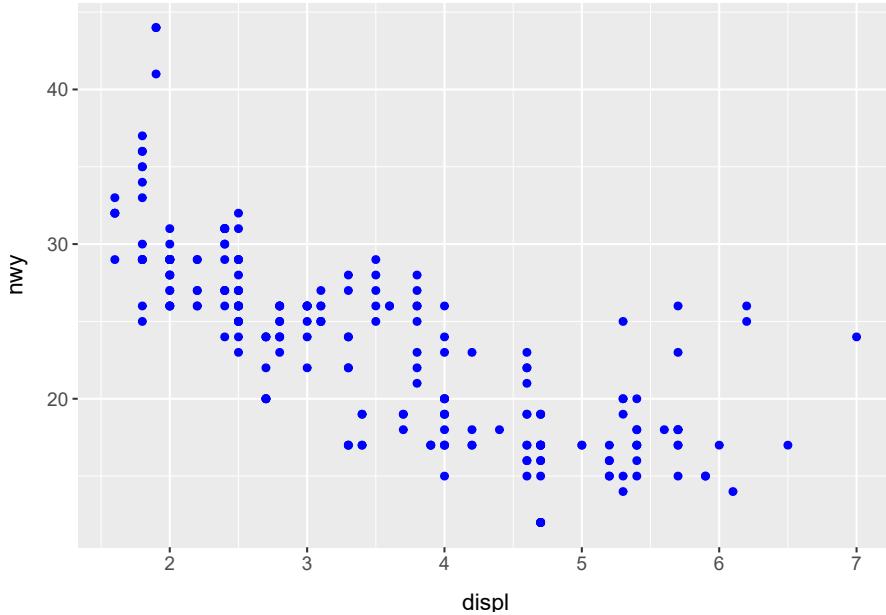
O que há de errado com este código? Por que os pontos não estão azuis?

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = "blue")) +  
  tema
```



Solução. Ao invés de atribuir uma cor aos elementos de `geom_point`, o atributo `color` foi passado como uma estética. O gráfico deveria ser construído da seguinte maneira:

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy), color = "blue") +  
  tema
```



Exercício 1.3.2

Quais variáveis em `mpg` são categóricas? Quais variáveis são contínuas? Como você pode ver essa informação quando executa `mpg`?

Solução. Usando `?mpg` vemos que as variáveis categóricas são: `manufacturer`, `model`, `trans`, `drv`, `fl` e `class`. As variáveis contínuas são: `displ`, `cty`, `hwy`.

Exercício 1.3.3

Mapeie uma variável contínua para `color`, `size` e `shape`. Como essas estéticas se comportam de maneira diferente para variáveis categóricas e contínuas?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = displ)) +  
  tema
```



```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, size = displ)) +  
  tema
```



```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, shape = displ)) +  
  tema
```

```
## Error in `geom_point()`:  
## ! Problem while computing aesthetics.  
## i Error occurred in the 1st layer.  
## Caused by error in `scale_f()`:  
## ! A continuous variable cannot be mapped to the shape aesthetic  
## i choose a different aesthetic or use `scale_shape_binned()`
```

Quando possível, a biblioteca *ggplot* apresenta a estética em um gradiente, como em `color` e `size`. Porém, nem sempre isso é possível, como vemos em `shape`, que só pode ser utilizada com variáveis discretas ou categóricas.

Exercício 1.3.4

O que acontece se você mapear a mesma variável a várias estéticas?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, size = class, color = class, shape = class)) +  
  tema
```

```
## Warning: Using size for a discrete variable is not advised.
```

```
## Warning: The shape palette can deal with a maximum of 6 discrete values because  
## more than 6 becomes difficult to discriminate; you have 7. Consider  
## specifying shapes manually if you must have them.
```

```
## Warning: Removed 62 rows containing missing values (`geom_point()`).
```



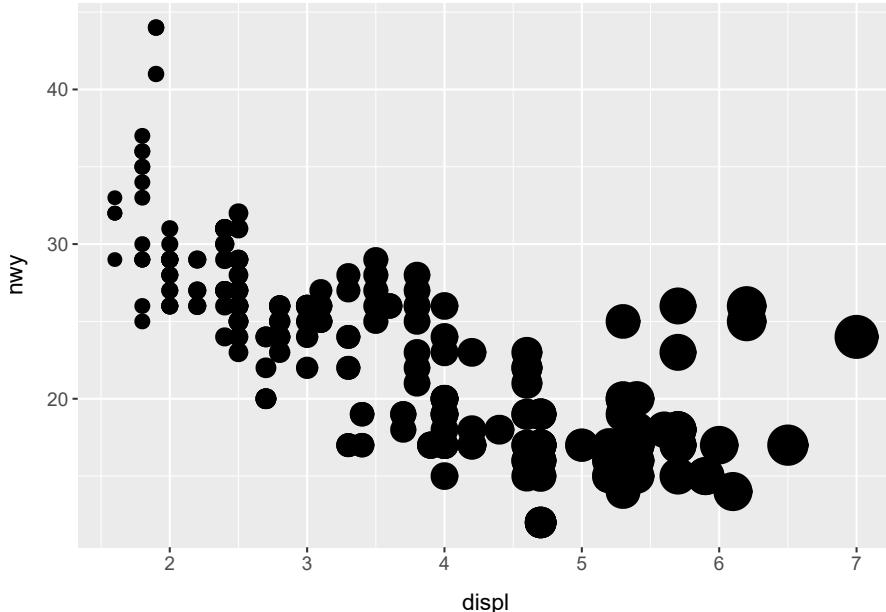
Os valores da variável serão representados de modo a atender todas as estéticas simultaneamente, por exemplo, no gráfico acima é dada uma cor, um formato e um tamanho específicos para cada classe de veículo. Os veículos de dois lugares são exibidos como um disco rosa pequeno.

Exercício 1.3.5

O que a estética `stroke` faz? com que formas ela trabalha?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, stroke = displ)) +
  tema
```



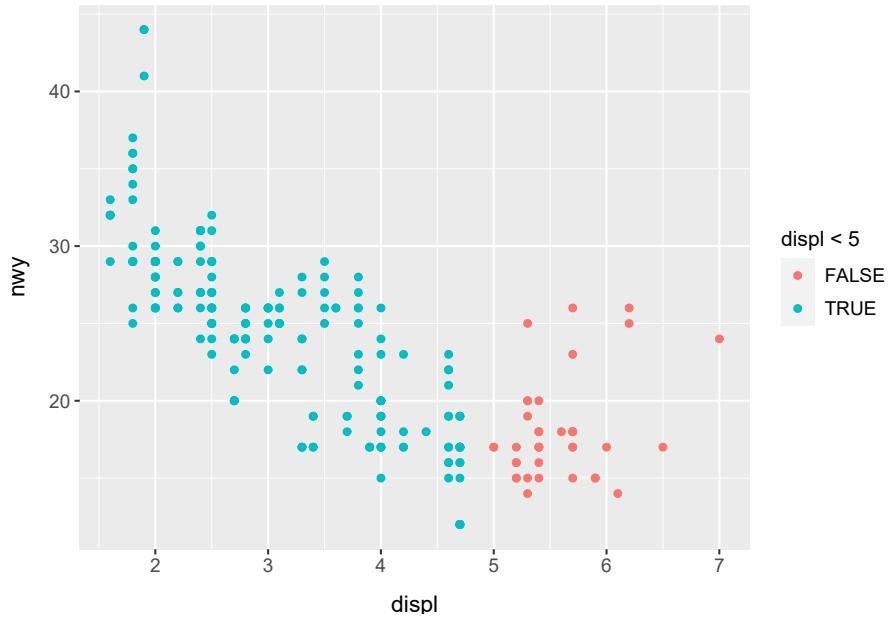
A estética `stroke` controla a espessura do ponto ou elemento a ser representado.

Exercício 1.3.6

O que acontece se você mapear uma estética a algo diferente de um nome de variável, como `aes(color = displ < 5)`?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = displ < 5)) +  
  tema
```



A expressão é avaliada para cada um dos valores da variável e o resultado é utilizado para plotagem da estética no gráfico.

1.4 Problemas comuns

Não temos exercícios nessa seção.

1.5 Facetas

Exercício 1.5.1

O que acontece se você criar facetas em uma variável contínua?

Solução.

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_wrap(~ displ) +
  tema
```

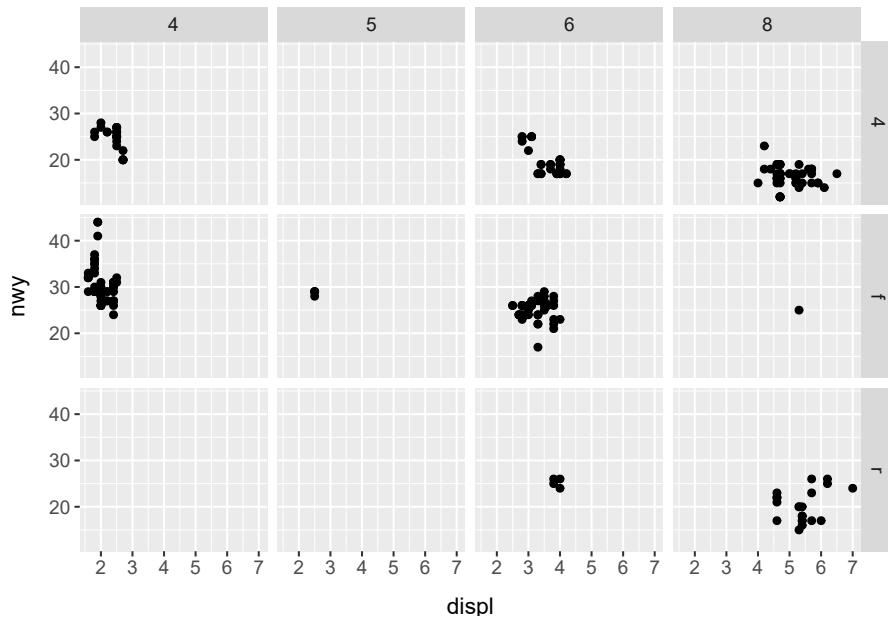


O *ggplot* se encarrega de dividir o conjunto em classes e toma o ponto médio de cada classe para realizar a quebra em facetas.

Exercício 1.5.2

O que significam as células em branco em um gráfico com `facet_grid(drv ~ cyl)`? Como elas se relacionam a este gráfico?

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_grid(drv ~ cyl) +
  tema
```



Solução. Significa que para aquela combinação de variáveis, não há nenhum valor observado. Por exemplo, não há nenhum veículo com 5 cilindros e tração nas quatro rodas.

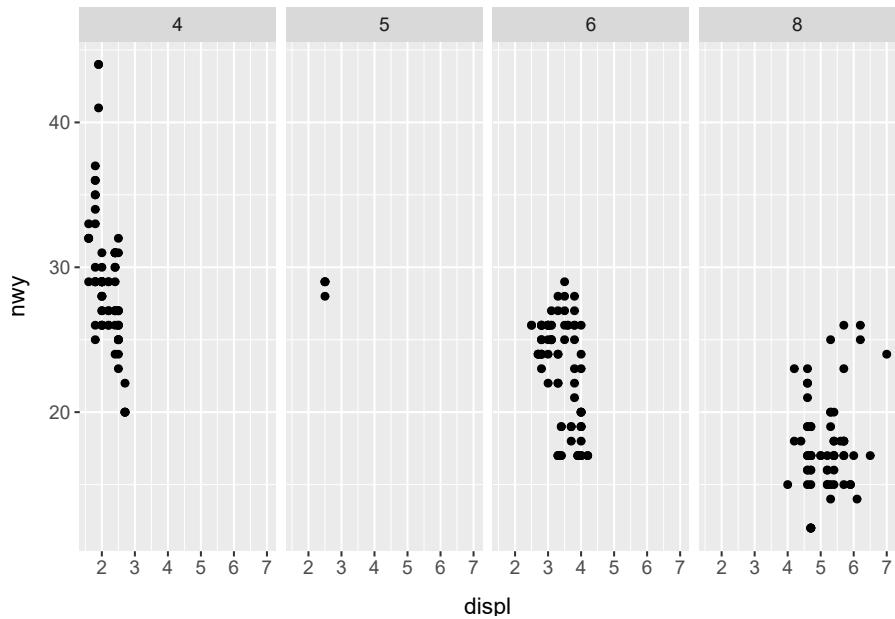
Exercício 1.5.3

Que gráficos o código a seguir faz? O que . faz?

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  facet_grid(drv ~ .) +  
  tema
```



```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  facet_grid(. ~ cyl) +  
  tema
```

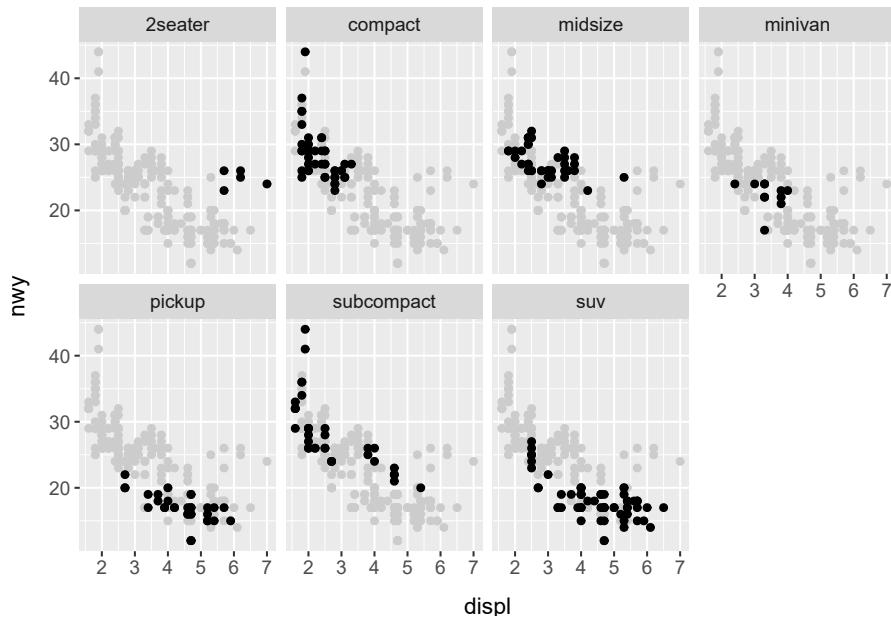


Solução. São gerados os gráficos de dispersão segregados pelas variáveis `drv` e `cyl`, respectivamente. O `.` indica que não queremos considerar nenhuma segregação naquela dimensão do `grid` (linha ou coluna).

Exercício 1.5.4

Pegue o primeiro gráfico em facetas dessa seção.

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(data = transform(mpg, class = NULL), mapping = aes(x = displ, y = hwy), color = "gray80") +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_wrap(~ class, nrow = 2) +
  tema
```



Quais são as vantagens de usar facetas, em vez de estética de cor? Quais são as desvantagens? Como o equilíbrio poderia mudar se você tivesse um conjunto de dados maior?

Solução. A principal vantagem no uso de facetas é que fica mais fácil analisar os dados quando eles estão separados em seu próprio contexto, contudo visualizá-los assim dificulta a comparação entre grupos.

Exercício 1.5.5

Leia `?facet_wrap`. O que `nrow` faz? o que `ncol` faz? Quais outras opções controlam o layout de painéis individuais? Por que `facet_grid()` não tem variáveis `nrow` e `ncol`?

Solução.

```
?facet_wrap
```

Os atributos `ncol` e `nrow` são utilizados pelo `facet_wrap` para determinar o número de colunas ou linhas (respectivamente) nas quais serão distribuídos os gráficos segregados. Esses atributos não figuram em `facet_grid()` pelo fato deste já organizar as facetas retangularmente.

Exercício 1.5.6

Ao usar `facet_grid()` você normalmente deveria colocar a variável com níveis mais singulares nas colunas. Por quê?

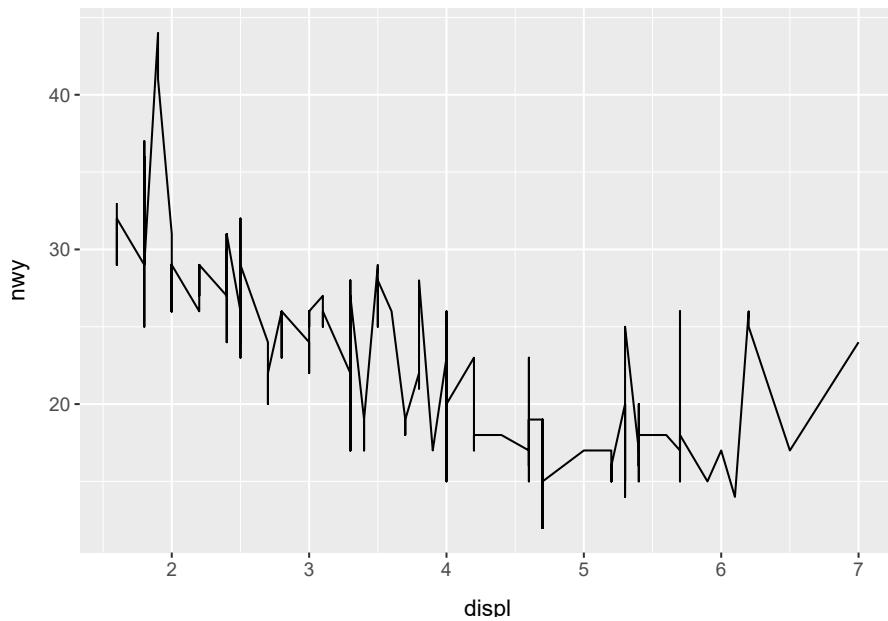
Solução. Para melhor aproveitamento do espaço em tela.

1.6 Objetos geométricos**Exercício 1.6.1**

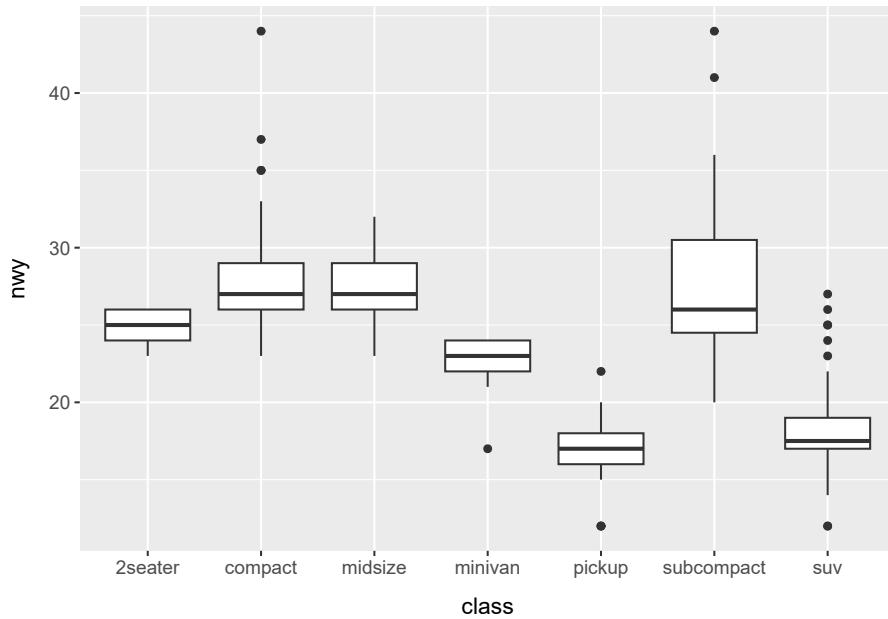
Que *geom* você usaria para desenhar um gráfico de linha? Um diagrama de caixas (*boxplot*)? Um histograma? Um gráfico de área?

Solução.

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  geom_line() +  
  tema
```

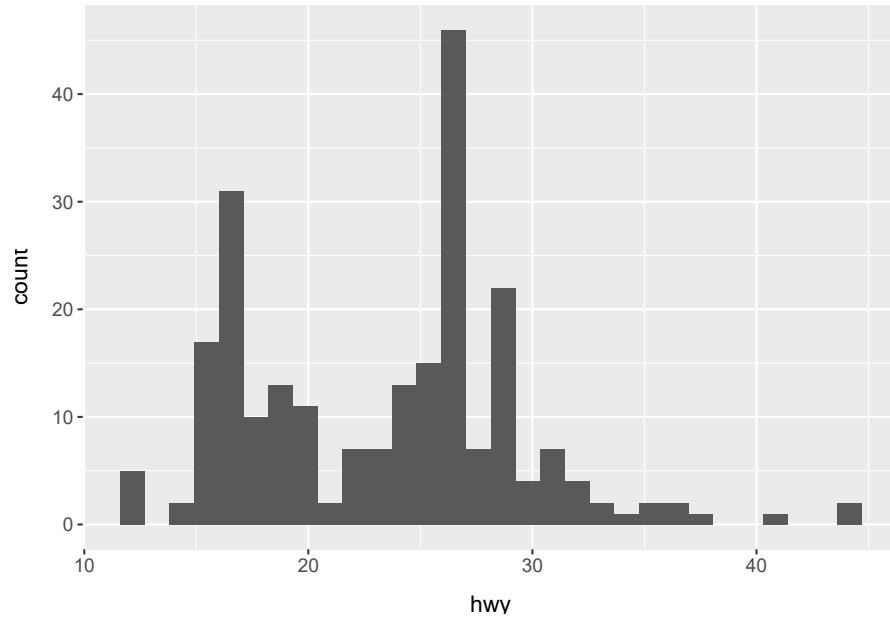


```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_boxplot(mapping = aes(y = hwy, x = class)) +  
  tema
```

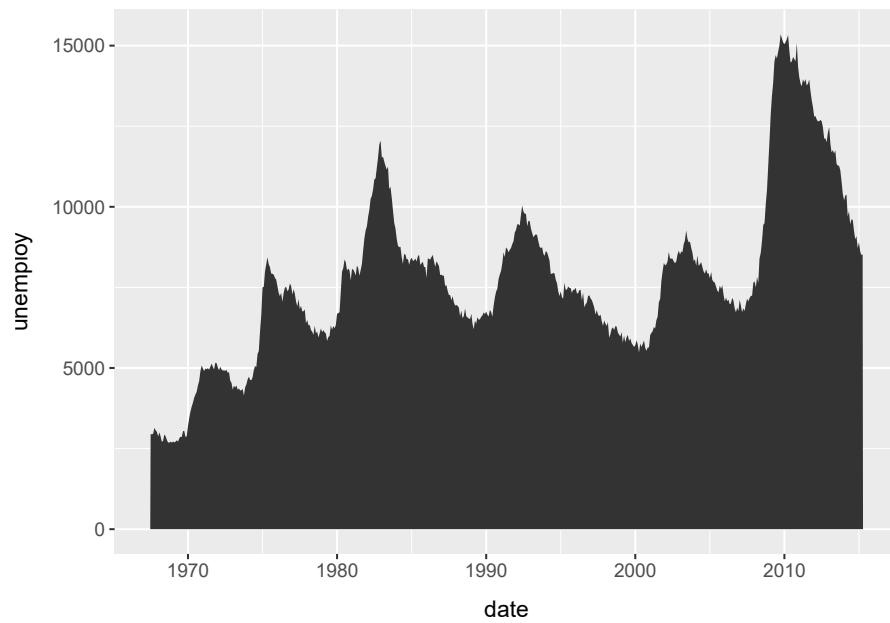


```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = hwy)) +  
  geom_histogram() +  
  tema
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



```
ggplot(data = economics, mapping = aes(x = date, y = unemploy)) +  
  geom_area() +  
  tema
```



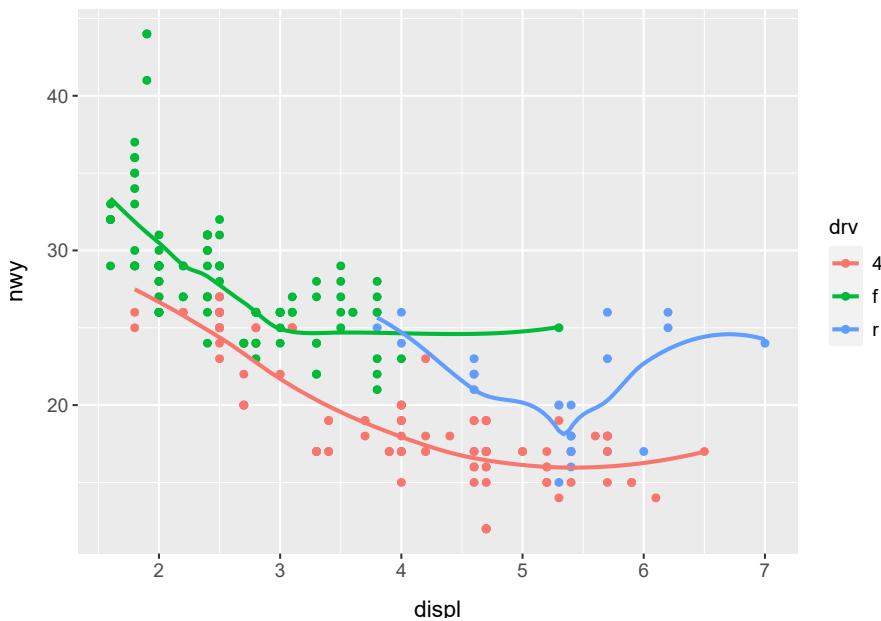
Podem ser utilizados, respectivamente as *geoms*: *line*, *boxplot*, *histogram* e *area*.

Exercício 1.6.2

Execute este código em sua cabeça e preveja como será o resultado. Depois execute o código no R e confira suas previsões:

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = drv)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE) +
  tema
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```



Solução. O gráfico bateu com a expectativa.

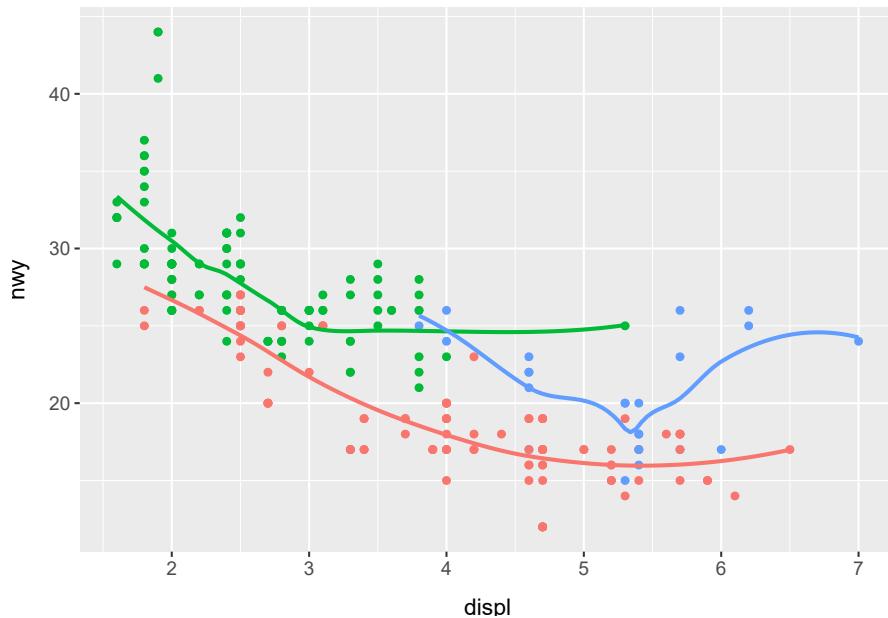
Exercício 1.6.3

O que o `show.legend = FALSE` faz? O que acontece se você removê-lo? Por que você acha que usei isso anteriormente no capítulo?

Solução.

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = drv)) +
  geom_point(show.legend = FALSE) +
  geom_smooth(se = FALSE, show.legend = FALSE) +
  tema
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```



Ele indica que, para a camada à qual se aplica, não serão geradas as legendas de identificação.

Exercício 1.6.4

O que o argumento `se` para `geom_smooth` faz?

Solução.

```
?geom_smooth
```

Esse argumento indica se o intervalo de confiança utilizado no processo de suavização da linha deve ou não ser exibido no gráfico.

Exercício 1.6.5

Esses dois gráficos serão diferentes? Por quê/por que não?

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  geom_smooth() +
  tema

ggplot() +
  geom_point(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_smooth(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  tema
```

Solução. Os gráficos serão iguais. Ao informar os parâmetros `data` e `mapping` na função `ggplot` essas atributos serão considerados como globais, sendo utilizado em todos as camadas do gráfico, a menos que alguma das camadas os sobrecreva. No segundo gráfico, não são definidos parâmetros globais, porém, o mesmo parâmetro é passado para ambas as camadas, sendo assim, a única diferença é o código estar duplicado.

Exercício 1.6.6

Recrie o código R necessário para gerar os seguintes gráficos:



Solução.

```
a <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(se = FALSE) +  
  tema  
  
b <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(mapping = aes(group = drv), se = FALSE) +  
  tema  
  
c <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = drv)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(se = FALSE) +  
  tema  
  
d <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  geom_point(mapping = aes(color = drv)) +  
  geom_smooth(se = FALSE) +  
  tema  
  
e <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  geom_point(mapping = aes(color = drv)) +  
  geom_smooth(mapping = aes(linetype = drv), se = FALSE) +  
  tema  
  
f <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, fill = drv)) +  
  geom_point(color = "white", shape = 21, size = 3, stroke = 2) +  
  tema
```

1.7 Transformações estatísticas

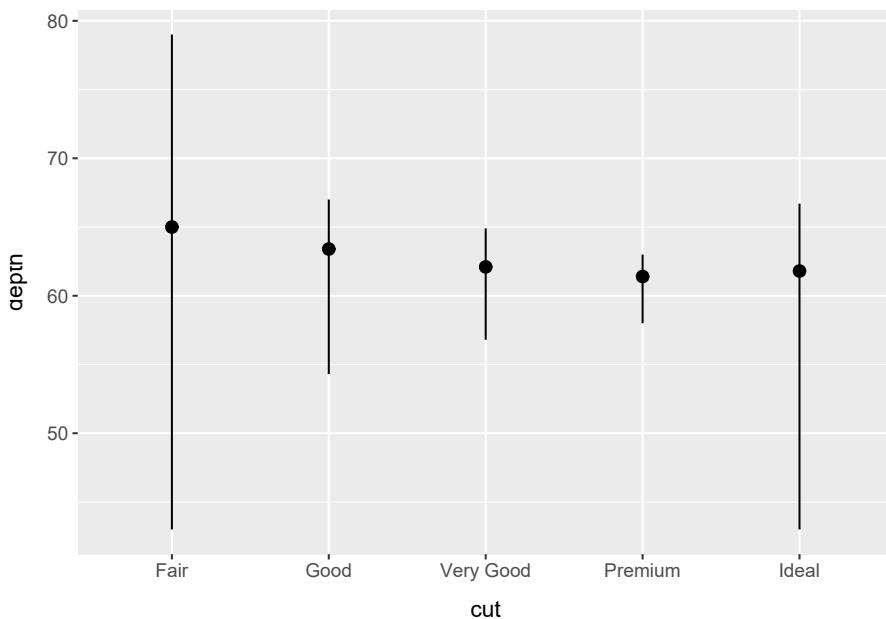
Exercício 1.7.1

Qual é o `geom` padrão associado ao `stat_summary()`? Como você poderia reescrever o gráfico anterior usando essa função `geom`, em vez da função `stat`?

Solução.

```
?stat_summary
```

```
ggplot(data = diamonds) +
  stat_summary(
    mapping = aes(x = cut, y = depth),
    fun.min = min,
    fun.max = max,
    fun = median
  ) +
  tema
```



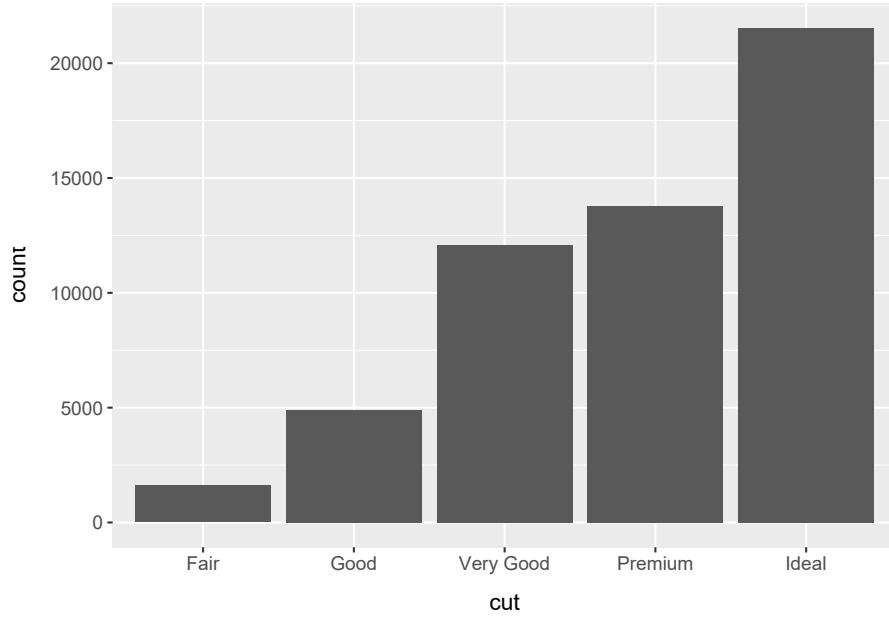
A geom associada é a `geom_pointrange` e o gráfico poderia ser reescrito da seguinte maneira.

Exercício 1.7.2

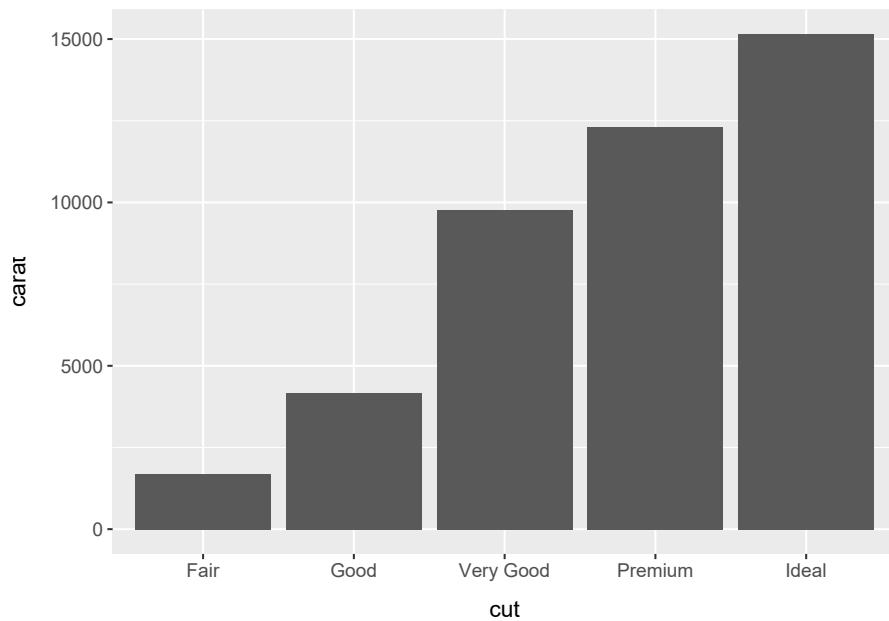
O que `geom_col()` faz? Qual é a diferença entre ele e `geom_bar()`?

Solução.

```
ggplot(data = diamonds, mapping = aes(x = cut)) +
  geom_bar() +
  tema
```



```
ggplot(data = diamonds, mapping = aes(x = cut, y = carat)) +  
  geom_col() +  
  tema
```



Enquanto no `geom_bar` a altura das barras representa uma transformação estatística relacionada às observações (como `count`, por exemplo), no `geom_col` podemos exibir o acumulado (soma) de uma variável para cada categoria exibida.

Exercício 1.7.3

A maioria dos `geoms` e `stats` vem em pares, que são quase sempre usados juntos. Leia a documentação e faça uma lista de todos os pares. O que eles têm em comum?

Solução.

#	Geom	Stat
01	Blank	Identity
02	Curve	Identity
03	Segment	Identity
04	Path	Identity
05	Line	Identity
06	Step	Identity
07	Poligon	Identity
08	Raster	Identity
09	Rect	Identity
10	Tile	Identity
11	Ribbon	Identity
12	Area	Identity
13	Align	?
14	ABLine	?
15	HLine	?
16	Density	Density
17	DotPlot	?
18	Freqpoly	Bin
19	Histogram	Bin
20	Col	Identity
21	Bar	Count
22	Label	Identity
23	Text	Identity
24	Jitter	Identity
25	Point	Identity
26	Quantile	Quantile
27	Rug	Identity
28	Boxplot	Boxplot
29	Violin	YDensity
30	Count	Sum
31	Bin 2D	Bin 2D
32	Density 2D	Density 2D

#	Geom	Stat
33	Hex	Bin Hex
34	Cross Bar	Identity
35	Error Bar	Identity
36	Line Range	Identity
37	Point Range	Identity
38	Map	Identity
39	Contour	Contour
40	Contour Filled	Contour Filled

Exercício 1.7.4

Quais variáveis `stat_smooth()` calcula? Quais parâmetros controlam seu comportamento?

Solução.

```
?stat_smooth
```

Exercício 1.7.5

Em nosso gráfico de barra de *proportion*, precisamos configurar `group = 1`. Por quê?
Em outras palavras, qual é o problema com esses dois gráficos?

```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, y = after_stat(prop), group = 1)) +  
  tema
```



Solução.

```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(  
    x = cut,  
    fill = color,  
    y = after_stat(prop),  
    group = color  
  )) +  
  tema
```



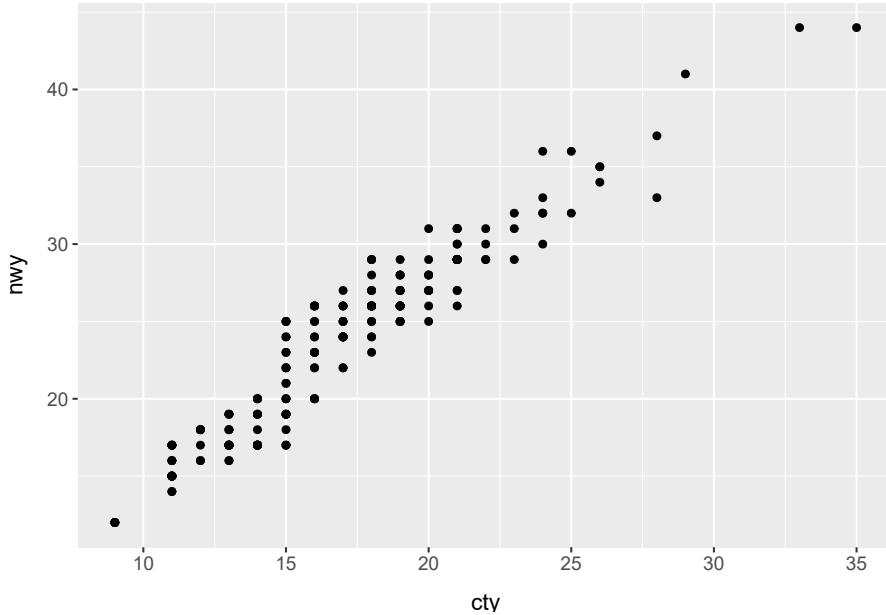
Quando estamos trabalhando com proporções (ou estatísticas em geral), é importante destacar para o `ggplot` qual agrupamento ele deve considerar, caso contrário ele irá considerar um único grupo e dará uma impressão incorreta ao gráfico. No primeiro exemplo, foi utilizado `group = 1` (e, na verdade, poderia ser qualquer valor) apenas para indicar que deveria ser realizado um agrupamento.

1.8 Ajustes de posição

Exercício 1.8.1

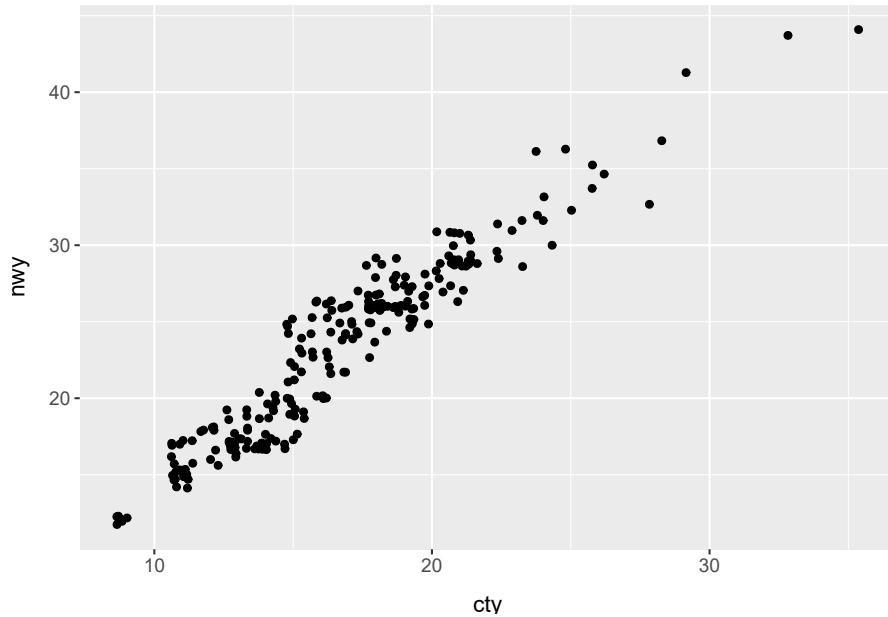
Qual é o problema com este gráfico? Como você poderia melhorá-lo?

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy)) +  
  geom_point() +  
  tema
```



Solução. Há pontos sobrepostos. Uma melhoria poderia ser usar `geom_jitter` em lugar de `geom_point`.

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy)) +  
  geom_jitter() +  
  tema
```



Exercício 1.8.2

Quais parâmetros para `geom_jitter` controlam a quantidade de oscilação?

Solução. Conforme a documentação disposta em `?geom_jitter`, são utilizados os parâmetros `width` e `height`.

Exercício 1.8.3

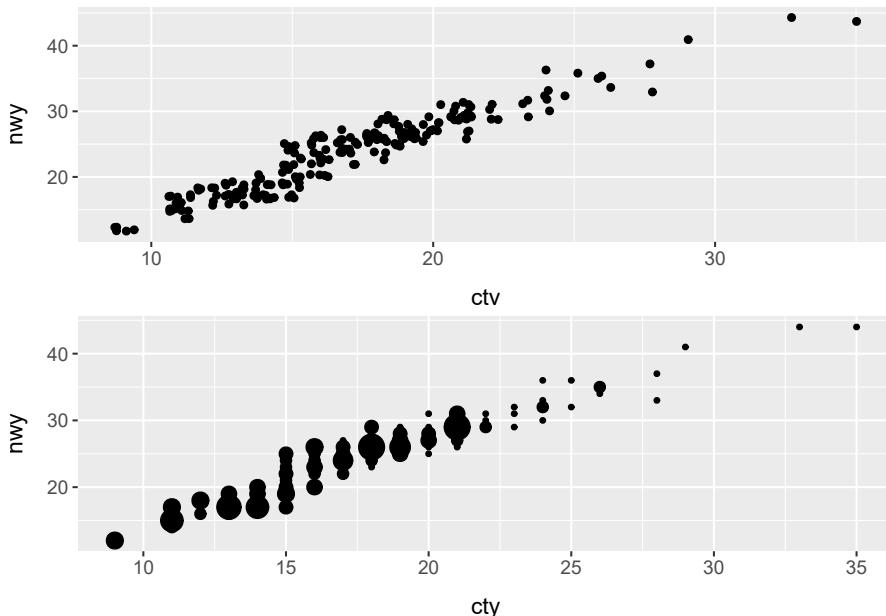
Compare o contraste entre `geom_jitter` e `geom_count`.

Solução.

```
a <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy)) +
  geom_jitter() +
  tema

b <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy)) +
  geom_count(show.legend = FALSE) +
  tema

grid.arrange(a, b, nrow = 2)
```



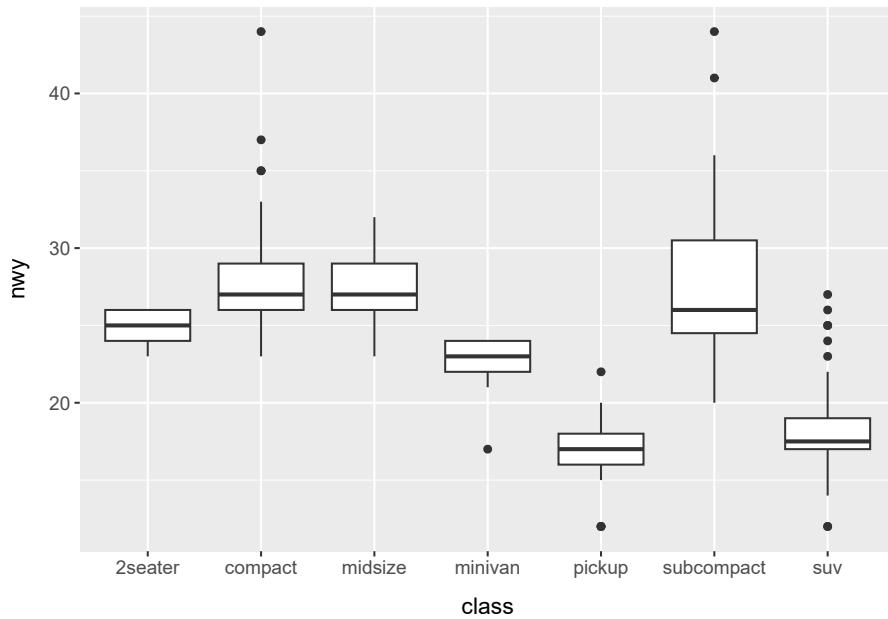
Para contornar o problema da sobreposição de pontos, `geom_jitter` adiciona um pequeno ruído aleatório aos dados, enquanto o `geom_count` contabiliza os pontos sobrepostos e altera o tamanho dos pontos conforme a quantidade.

Exercício 1.8.4

Qual é o ajuste de posição padrão para `geom_boxplot()`? Crie uma visualização do conjunto de dados `mpg` que demonstre isso.

Solução. Conforme pode ser visto em `?geom_boxplot`, a `position` padrão é a `dodge2`.

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = class, y = hwy)) +  
  geom_boxplot() +  
  tema
```



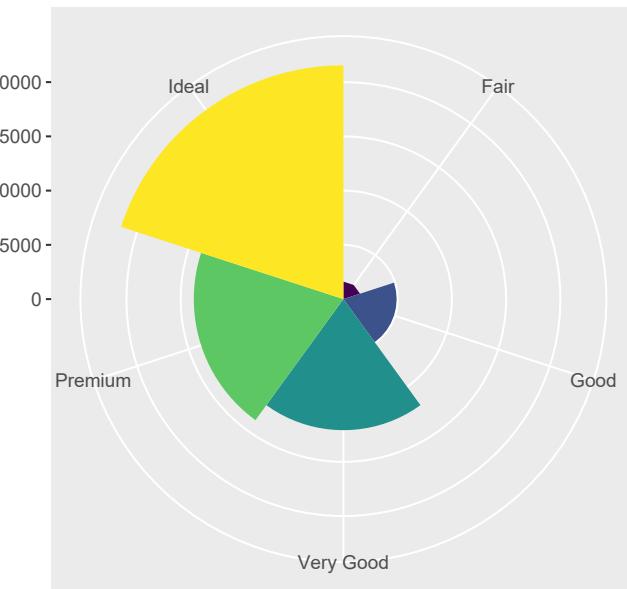
1.9 Sistemas de coordenadas

Exercício 1.9.1

Transforme um gráfico de barras empilhadas em um gráfico de pizza usando `coord_polar()`.

Solução.

```
ggplot(data = diamonds, mapping = aes(x = cut, fill = cut)) +
  geom_bar(show.legend = FALSE, width = 1) +
  coord_polar() +
  labs(x = NULL, y = NULL) +
  theme(aspect.ratio = 1) +
  tema
```



Exercício 1.9.2

O que `labs()` faz? Leia a documentação.

Solução. Usando o comando `?labs`, vimos que esta função é utilizada para definir labels do gráfico, como título, subtítulo, títulos de eixos, etc.

Exercício 1.9.3

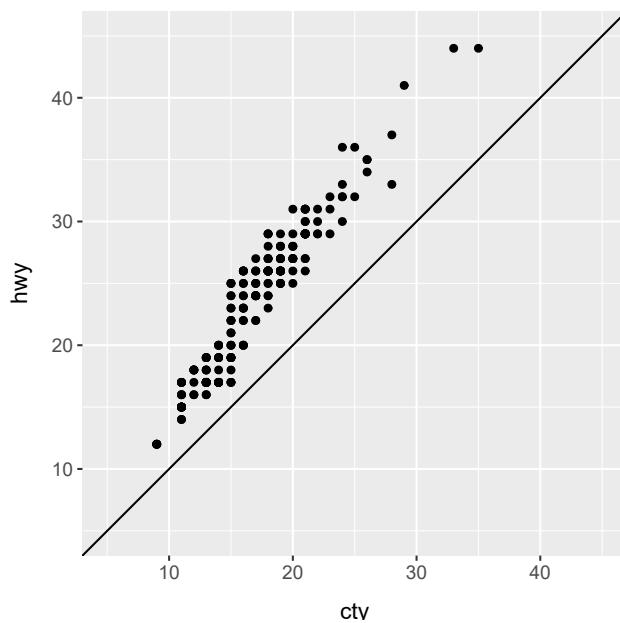
Qual é a diferença entre `coord_quickmap()` e `coord_map()`?

Solução. Usando o comando `?coord_map`, notamos que a diferença é que enquanto `coord_map()` não preserva linhas retas, sendo assim, mais custoso computacionalmente, o `coord_quickmap()` o faz.

Exercício 1.9.4

O que o gráfico a seguir lhe diz sobre a relação entre `mpg` de cidade e estrada? Por que `coord_fixed()` é importante? O que `geom_abline()` faz?

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy)) +  
  geom_point() +  
  geom_abline() +  
  coord_fixed(ratio = 1, xlim = c(5, 45), ylim = c(5, 45)) +  
  tema
```



Solução. O gráfico mostra a relação entre a eficiência na cidade e na estrada. O `coord_fixed()` força que seja mantida uma proporção entre os eixos x e y, isto é, garante que uma unidade no eixo y corresponda a um número determinado de unidades no eixo x. A razão padrão é 1. Já o `geom_abline()` define uma linha de referência diagonal ao gráfico, no nosso caso, a linha é a reta dada por $y - x = 0$.

1.10 A gramática em camadas de gráficos

Não temos exercícios nesta seção.



2

Fluxo de trabalho: o básico

2.1 O básico de programação

Não temos exercícios nesta seção.

2.2 O que há em um nome?

Não temos exercícios nesta seção.

2.3 Chamando funções

Exercício 2.3.1

Por que esse código não funciona?

```
my_variable <- 10  
my_varIable
```

Solução. Foi atribuído um valor à variável `my_variable`, contudo depois tentou-se utilizar essa variável, porém a escrita está incorreta e o R não reconheceu a variável. O R diferencia letras maiúsculas e minúsculas, isto é, as variáveis `my_variable` e `my_varIable` são distintas.

Exercício 2.3.2

Ajuste cada um dos seguintes comandos de R para que executem corretamente.

```
library(tidyverse)

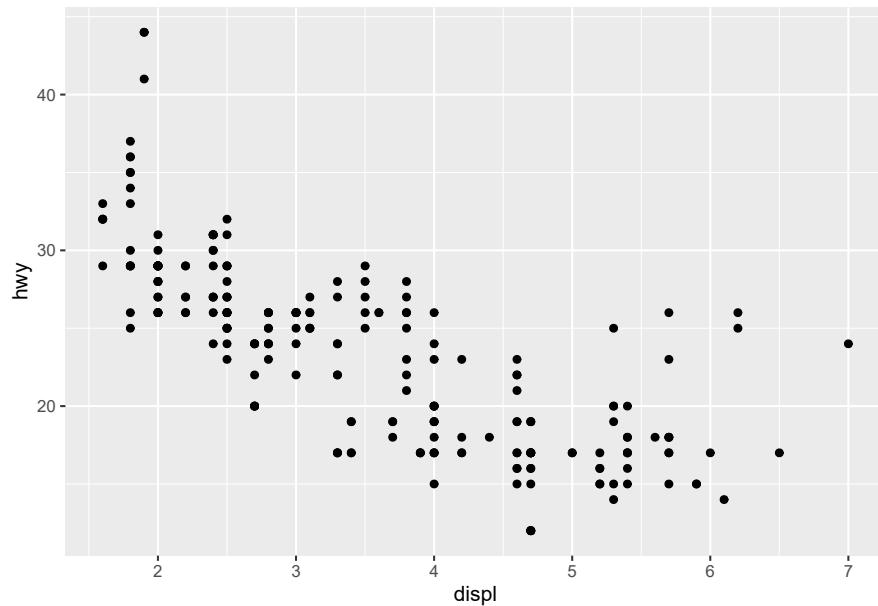
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy))

filter(mpg, cyl = 8)
filter(diamond, carat > 3)
```

Solução.

```
library(tidyverse)

ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy))
```



```
filter(mpg, cyl == 8)
```

```
## # A tibble: 70 x 11
##   manufacturer model      displ  year  cyl trans drv   cty   hwy fl class
##   <chr>        <chr>     <dbl> <int> <int> <chr> <chr> <int> <int> <chr> <chr>
## 1 audi         a6 quattro  4.2   2008     8 auto~ 4       16    23 p   mids~
## 2 chevrolet    c1500 sub~  5.3   2008     8 auto~ r       14    20 r   suv
```

```
## 3 chevrolet c1500 sub~ 5.3 2008 8 auto~ r 11 15 e suv
## 4 chevrolet c1500 sub~ 5.3 2008 8 auto~ r 14 20 r suv
## 5 chevrolet c1500 sub~ 5.7 1999 8 auto~ r 13 17 r suv
## 6 chevrolet corvette 5.7 1999 8 manu~ r 16 26 p 2sea~
## 7 chevrolet corvette 5.7 1999 8 auto~ r 15 23 p 2sea~
## 8 chevrolet corvette 6.2 2008 8 manu~ r 16 26 p 2sea~
## 9 chevrolet corvette 6.2 2008 8 auto~ r 15 25 p 2sea~
## 10 chevrolet corvette 6.2 2008 8 auto~ r 15 25 p 2sea~
## # i 60 more rows
```

```
filter(diamonds, carat > 3)
```

```
## # A tibble: 32 x 10
##   carat cut     color clarity depth table price     x     y     z
##   <dbl> <ord>   <ord> <ord>   <dbl> <dbl> <int> <dbl> <dbl>
## 1 3.01 Premium I     I1    62.7   58 8040  9.1   8.97  5.67
## 2 3.11 Fair      J     I1    65.9   57 9823  9.15  9.02  5.98
## 3 3.01 Premium F     I1    62.2   56 9925  9.24  9.13  5.73
## 4 3.05 Premium E     I1    60.9   58 10453  9.26  9.25  5.66
## 5 3.02 Fair      I     I1    65.2   56 10577  9.11  9.02  5.91
## 6 3.01 Fair      H     I1    56.1   62 10761  9.54  9.38  5.31
## 7 3.65 Fair      H     I1    67.1   53 11668  9.53  9.48  6.38
## 8 3.24 Premium H     I1    62.1   58 12300  9.44  9.4   5.85
## 9 3.22 Ideal     I     I1    62.6   55 12545  9.49  9.42  5.92
## 10 3.5  Ideal     H     I1    62.8   57 12587  9.65  9.59  6.03
## # i 22 more rows
```

Exercício 2.3.3

Pressione Alt-Shift-K. O que acontece? Como você pode chegar ao mesmo resultado usando os menus?

Solução. x



3

Transformação de dados com dplyr

Para este capítulo, necessitaremos das seguintes configurações iniciais:

```
not_cancelled <- flights %>%
  filter(!is.na(dep_delay), !is.na(arr_delay))
```

3.1 Introdução

Não temos exercícios nesta seção.

3.2 Filtrar linhas com filter()

Não temos exercícios nesta seção.

3.3 Comparações

Exercício 3.3.1

Encontre todos os voos que:

- a. Tiveram um atraso de duas horas ou mais na chegada.
- b. Foram para Houston (IAH ou HOU).
- c. Foram operados pela United, American ou Delta.

- d. Partiram em julho, agosto e setembro.
- e. Chegaram com mais de duas horas de atraso, mas não saíram atrasados.
- f. Atrasaram pelo menos uma hora, mas compensaram mais de 30 minutos durante o trajeto.
- g. Saíram entre meia-noite e 6h (incluindo esses horários).

Solução.

- a. Tiveram um atraso de duas horas ou mais na chegada.

```
filter(flights, arr_delay >= 120)
```

```
## # A tibble: 10,200 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1  2013     1     1      811        630     101 1047        830
## 2  2013     1     1      848       1835     853 1001       1950
## 3  2013     1     1      957       733     144 1056        853
## 4  2013     1     1     1114       900     134 1447       1222
## 5  2013     1     1     1505      1310     115 1638       1431
## 6  2013     1     1     1525      1340     105 1831       1626
## 7  2013     1     1     1549      1445      64 1912       1656
## 8  2013     1     1     1558      1359     119 1718       1515
## 9  2013     1     1     1732      1630      62 2028       1825
## 10 2013     1     1     1803      1620     103 2008       1750
## # i 10,190 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

- b. Foram para Houston (IAH ou HOU).

```
filter(flights, dest %in% c("IAH", "HOU"))
```

```
## # A tibble: 9,313 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1  2013     1     1      517        515      2     830        819
## 2  2013     1     1      533        529      4     850        830
## 3  2013     1     1      623        627     -4     933        932
## 4  2013     1     1      728        732     -4    1041       1038
```

```

## 5 2013 1 1 739 739 0 1104 1038
## 6 2013 1 1 908 908 0 1228 1219
## 7 2013 1 1 1028 1026 2 1350 1339
## 8 2013 1 1 1044 1045 -1 1352 1351
## 9 2013 1 1 1114 900 134 1447 1222
## 10 2013 1 1 1205 1200 5 1503 1505
## # i 9,303 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

- c. Foram operados pela United, American ou Delta.

```
filter(flights, carrier %in% c("AA", "DL", "UA"))
```

```

## # A tibble: 139,504 x 19
##   year month day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>        <int>      <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013 1 1 517 515 2 830 819
## 2 2013 1 1 533 529 4 850 830
## 3 2013 1 1 542 540 2 923 850
## 4 2013 1 1 554 600 -6 812 837
## 5 2013 1 1 554 558 -4 740 728
## 6 2013 1 1 558 600 -2 753 745
## 7 2013 1 1 558 600 -2 924 917
## 8 2013 1 1 558 600 -2 923 937
## 9 2013 1 1 559 600 -1 941 910
## 10 2013 1 1 559 600 -1 854 902
## # i 139,494 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

- d. Partiram em julho, agosto e setembro.

```
filter(flights, month %in% c(7, 8, 9))
```

```

## # A tibble: 86,326 x 19
##   year month day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>        <int>      <dbl>    <int>        <int>

```

```

## 1 2013    7   1     1      2029    212    236    2359
## 2 2013    7   1     2      2359     3    344    344
## 3 2013    7   1    29     2245    104    151      1
## 4 2013    7   1    43     2130    193    322     14
## 5 2013    7   1    44     2150    174    300    100
## 6 2013    7   1    46     2051    235    304    2358
## 7 2013    7   1    48     2001    287    308    2305
## 8 2013    7   1    58     2155    183    335     43
## 9 2013    7   1   100     2146    194    327     30
## 10 2013   7   1   100     2245    135    337    135
## # i 86,316 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

e. Chegaram com mais de duas horas de atraso, mas não saíram atrasados.

```
filter(flights, dep_delay <= 0, arr_delay > 120)
```

```

## # A tibble: 29 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013    1    27    1419       1420      -1    1754       1550
## 2 2013    10    7    1350       1350      0    1736       1526
## 3 2013    10    7    1357       1359      -2    1858       1654
## 4 2013    10    16    657        700      -3    1258       1056
## 5 2013    11    1    658        700      -2    1329       1015
## 6 2013     3    18    1844       1847      -3      39       2219
## 7 2013     4    17    1635       1640      -5    2049       1845
## 8 2013     4    18    558        600      -2    1149       850
## 9 2013     4    18    655        700      -5    1213       950
## 10 2013    5    22    1827       1830      -3    2217       2010
## # i 19 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

f. Atrasaram pelo menos uma hora, mas compensaram mais de 30 minutos durante o trajeto.

```
filter(flights, dep_delay >= 60 & dep_delay - arr_delay >= 30)
```

```
## # A tibble: 2,074 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>       <int>     <dbl>    <int>       <int>
## 1 2013     1     1     1716        1545      91    2140       2039
## 2 2013     1     1     2205        1720      285      46    2040
## 3 2013     1     1     2326        2130     116     131       18
## 4 2013     1     3     1503        1221     162    1803       1555
## 5 2013     1     3     1821        1530     171    2131       1910
## 6 2013     1     3     1839        1700      99    2056       1950
## 7 2013     1     3     1850        1745      65    2148       2120
## 8 2013     1     3     1923        1815      68    2036       1958
## 9 2013     1     3     1941        1759     102    2246       2139
## 10 2013    1     3     1950        1845      65    2228       2227
## # i 2,064 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

g. Saíram entre meia-noite e 6h (incluindo esses horários).

```
filter(flights, dep_time >= 0, dep_time <= 600)
```

```
## # A tibble: 9,344 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>       <int>     <dbl>    <int>       <int>
## 1 2013     1     1      517        515      2     830       819
## 2 2013     1     1      533        529      4     850       830
## 3 2013     1     1      542        540      2     923       850
## 4 2013     1     1      544        545     -1    1004      1022
## 5 2013     1     1      554        600     -6     812       837
## 6 2013     1     1      554        558     -4     740       728
## 7 2013     1     1      555        600     -5     913       854
## 8 2013     1     1      557        600     -3     709       723
## 9 2013     1     1      557        600     -3     838       846
## 10 2013    1     1      558        600     -2     753       745
## # i 9,334 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Exercício 3.3.2

Outro ajudante da filtragem do **dplyr** é `between()`. O que ele faz? Você consegue utilizá-lo para simplificar o código necessário para responder os desafios anteriores?

Solução. O `between` recebe três parâmetros e verifica se o primeiro está entre o segundo e o terceiro.

```
filter(flights, between(dep_time, 0, 600))
```

```
## # A tibble: 9,344 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <dbl>        <dbl>      <dbl>     <dbl>        <dbl>
## 1 2013     1     1      517         515        2       830        819
## 2 2013     1     1      533         529        4       850        830
## 3 2013     1     1      542         540        2       923        850
## 4 2013     1     1      544         545       -1      1004       1022
## 5 2013     1     1      554         600       -6      812        837
## 6 2013     1     1      554         558       -4      740        728
## 7 2013     1     1      555         600       -5      913        854
## 8 2013     1     1      557         600       -3      709        723
## 9 2013     1     1      557         600       -3      838        846
## 10 2013    1     1      558         600      -2      753        745
## # i 9,334 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Exercício 3.3.3

Quantos voos têm um `dep_time` faltante? Que outras variáveis estão faltando? O que essas linhas podem representar?

Solução.

```
count(flights, is.na(dep_time))
```

```
## # A tibble: 2 x 2
##   `is.na(dep_time)`     n
##   <lgl>                  <int>
## 1 FALSE                 328521
## 2 TRUE                  8255
```

```
summary(is.na(flights))
```

```
##      year       month       day     dep_time
##  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical
##  FALSE:336776  FALSE:336776  FALSE:336776  FALSE:328521
##                                 TRUE :8255
##      sched_dep_time   dep_delay     arr_time   sched_arr_time
##  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical
##  FALSE:336776  FALSE:328521  FALSE:328063  FALSE:336776
##                                 TRUE :8255  TRUE :8713
##      arr_delay     carrier      flight     tailnum
##  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical
##  FALSE:327346  FALSE:336776  FALSE:336776  FALSE:334264
##                                 TRUE :9430  TRUE :2512
##      origin       dest      air_time     distance
##  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical
##  FALSE:336776  FALSE:336776  FALSE:327346  FALSE:336776
##                                 TRUE :9430
##      hour        minute    time_hour
##  Mode :logical  Mode :logical  Mode :logical
##  FALSE:336776  FALSE:336776  FALSE:336776
##
```

São 8255 voos com `dep_time` faltante, o que pode indicar voos cancelados. As seguintes colunas também possuem dados faltantes: `dep_delay`, `arr_time`, `arr_delay`, `tailnum` e `air_time`.

Exercício 3.3.4

Por que `NA ^ 0` não é um valor faltante? Por que `NA | TRUE` não é um valor faltante? Por que `FALSE & NA` não é um valor faltante? Você consegue descobrir a regra geral? (`NA * 0` é um contraexemplo complicado!)

Solução. `NA ^ 0` resulta em um, pois qualquer número real satisfaz essa mesma condição. A regra geral parece ser que, ao avaliar a expressão, sempre que o valor que `NA` representaria for indiferente para o resultado da expressão, então será retornado um valor diferente de `NA`.

3.4 Ordenar linhas com `arrange()`

Exercício 3.4.1

Como você poderia usar `arrange()` para classificar todos os valores faltantes no começo? (dica: use `is.na()`.)

Solução.

```
arrange(
  flights,
  !is.na(year),
  !is.na(month),
  !is.na(day),
  !is.na(dep_time),
  !is.na(sched_dep_time),
  !is.na(dep_delay),
  !is.na(arr_time),
  !is.na(sched_arr_time),
  !is.na(arr_delay),
  !is.na(carrier),
  !is.na(flight),
  !is.na(tailnum),
  !is.na(origin),
  !is.na(dest),
  !is.na(air_time),
  !is.na(distance),
  !is.na(hour),
  !is.na(minute),
  !is.na(time_hour)
)

## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>          <int>     <dbl>    <int>          <int>
## 1  2013     1     2       NA        1545      NA      NA        1910
## 2  2013     1     2       NA        1601      NA      NA        1735
## 3  2013     1     3       NA        857       NA      NA        1209
## 4  2013     1     3       NA        645       NA      NA        952
## 5  2013     1     4       NA        845       NA      NA        1015
## 6  2013     1     4       NA       1830      NA      NA        2044
## 7  2013     1     5       NA        840      NA      NA        1001
```

```
## 8 2013 1 7 NA 820 NA NA 958
## 9 2013 1 8 NA 1645 NA NA 1838
## 10 2013 1 9 NA 755 NA NA 1012
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Observação. Deve haver uma solução muito mais elegante para este problema.

Exercício 3.4.2

Ordene `flights` para encontrar os voos mais atrasados. Encontre os voos que saíram mais cedo.

Solução. Voos mais atrasados:

```
arrange(flights, desc(dep_delay))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>     <int>        <int>      <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013     1     9       641         900     1301     1242        1530
## 2 2013     6    15      1432        1935     1137     1607        2120
## 3 2013     1    10      1121        1635     1126     1239        1810
## 4 2013     9    20      1139        1845     1014     1457        2210
## 5 2013     7    22       845        1600     1005     1044        1815
## 6 2013     4    10      1100        1900      960     1342        2211
## 7 2013     3    17      2321        810      911      135         1020
## 8 2013     6    27       959        1900      899     1236        2226
## 9 2013     7    22      2257        759      898      121         1026
## 10 2013    12     5       756        1700      896     1058        2020
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Voos que saíram mais cedo:

```
arrange(flights, dep_time)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>      <int>     <dbl>    <int>      <int>
## 1 2013     1     13       1        2249      72     108      2357
## 2 2013     1     31       1        2100     181     124      2225
## 3 2013    11     13       1        2359      2     442      440
## 4 2013    12     16       1        2359      2     447      437
## 5 2013    12     20       1        2359      2     430      440
## 6 2013    12     26       1        2359      2     437      440
## 7 2013    12     30       1        2359      2     441      437
## 8 2013     2     11       1        2100     181     111      2225
## 9 2013     2     24       1        2245      76     121      2354
## 10 2013    3      8       1        2355      6     431      440
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Exercício 3.4.3

Ordene `flights` para encontrar os voos mais rápidos.

Solução.

```
arrange(flights, air_time)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>      <int>     <dbl>    <int>      <int>
## 1 2013     1     16      1355      1315      40     1442      1411
## 2 2013     4     13      537       527      10     622       628
## 3 2013    12      6      922       851      31     1021      954
## 4 2013     2      3      2153      2129      24     2247      2224
## 5 2013     2      5      1303      1315     -12     1342      1411
## 6 2013     2     12      2123      2130      -7     2211      2225
## 7 2013     3      2      1450      1500     -10     1547      1608
## 8 2013     3      8      2026      1935      51     2131      2056
## 9 2013     3     18      1456      1329      87     1533      1426
## 10 2013    3     19      2226      2145      41     2305      2246
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Exercício 3.4.4

Quais voos viajaram por mais tempo? Quais viajaram por menos tempo?

Solução. Voos que viajaram por mais tempo:

```
arrange(flights, desc(air_time))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013     3     17    1337        1335      2.00  1937        1836
## 2 2013     2      6     853        900     -7.00  1542        1540
## 3 2013     3     15    1001       1000      1.00  1551        1530
## 4 2013     3     17    1006       1000      6.00  1607        1530
## 5 2013     3     16    1001       1000      1.00  1544        1530
## 6 2013     2      5     900        900      0.00  1555        1540
## 7 2013    11     12     936       930      6.00  1630        1530
## 8 2013     3     14     958       1000     -2.00  1542        1530
## 9 2013    11     20    1006       1000      6.00  1639        1555
## 10 2013    3     15    1342       1335      7.00  1924        1836
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Voos que viajaram por menos tempo:

```
arrange(flights, air_time)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013     1     16    1355       1315     40.0  1442        1411
## 2 2013     4     13     537        527     10.0   622         628
## 3 2013    12      6     922       851     31.0  1021         954
## 4 2013     2      3    2153      2129     24.0  2247        2224
## 5 2013     2      5    1303      1315    -12.0  1342        1411
## 6 2013     2     12    2123      2130     -7.0  2211        2225
## 7 2013     3      2    1450      1500    -10.0  1547        1608
## 8 2013     3      8    2026      1935      51.0  2131        2056
## 9 2013     3     18    1456      1329     87.0  1533        1426
```

```
## 10 2013     3   19    2226          2145      41    2305      2246
## # i 336,766 more rows
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

3.5 Selecionar colunas com `select()`

Exercício 3.5.1

Faça um *brainstorm* da maior quantidade possível de maneiras de selecionar `dep_time`, `dep_delay`, `arr_time` e `air_delay` de `flights`.

Solução. x

Exercício 3.5.2

O que acontece se você incluir o nome de uma variável varias vezes em uma chamada `select()`?

Solução.

```
select(flights, arr_time, arr_time, arr_time)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 1
##       arr_time
##   <int>
## 1     830
## 2     850
## 3     923
## 4    1004
## 5     812
## 6     740
## 7     913
## 8     709
## 9     838
## 10    753
## # i 336,766 more rows
```

A variável em questão é selecionada apenas uma vez.

Exercício 3.5.3

O que a função `one_of()` faz? Por que poderia ser útil em conjunção com este vetor?

```
vars <- c("year", "month", "day", "dep_delay", "arr_delay")
```

Solução.

```
vars <- c("year", "month", "day", "dep_delay", "arr_delay")
select(flights, one_of(vars)) # superseded in favor of `any_of()``
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5
##   year month   day dep_delay arr_delay
##   <int> <int> <int>     <dbl>     <dbl>
## 1 2013    1     1      2       11
## 2 2013    1     1      4       20
## 3 2013    1     1      2       33
## 4 2013    1     1     -1      -18
## 5 2013    1     1     -6      -25
## 6 2013    1     1     -4       12
## 7 2013    1     1     -5       19
## 8 2013    1     1     -3      -14
## 9 2013    1     1     -3       -8
## 10 2013   1     1     -2        8
## # i 336,766 more rows
```

A função `one_of()`, substituída por `any_of()` serve para indicar que devem ser selecionadas todas as colunas cujos nomes estejam no `array`.

Exercício 3.5.4

O resultado ao executar o código a seguir lhe surpreende? Como as funções auxiliares lidam com o caso por padrão? Como você pode mudar esse padrão?

```
select(flights, contains("TIME"))
```

Solução.

```
select(flights, contains("TIME"))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 6
##   dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time time_hour
##   <int>      <int>    <int>      <int>     <dbl> <dttm>
## 1      517        515     830       819     227 2013-01-01 05:00:00
## 2      533        529     850       830     227 2013-01-01 05:00:00
## 3      542        540     923       850     160 2013-01-01 05:00:00
## 4      544        545    1004      1022     183 2013-01-01 05:00:00
## 5      554        600     812       837     116 2013-01-01 06:00:00
## 6      554        558     740       728     150 2013-01-01 05:00:00
## 7      555        600     913       854     158 2013-01-01 06:00:00
## 8      557        600     709       723      53 2013-01-01 06:00:00
## 9      557        600     838       846     140 2013-01-01 06:00:00
## 10     558        600     753       745     138 2013-01-01 06:00:00
## # ... i 336,766 more rows
```

O caso não surpreende. São retornadas todas as colunas que possuem “TIME” em seus nomes, não diferenciando maiúsculas e minúsculas. O comportamento pode ser alterado da seguinte forma:

```
select(flights, contains("TIME", ignore.case = FALSE))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 0
```

3.6 Adicionar novas variáveis com `mutate()`

Exercício 3.6.1

Atualmente, `dep_time` e `sched_dep_time` são convenientes para observar, mas difíceis de usar para calcular, porque não são realmente números contínuos. Converta-os para uma representação mais adequada do número de minutos desde a meia-noite.

Solução.

```
(flights_min <- mutate(
  flights,
  dep_time_minutes = 60 * (dep_time %/% 100) + (dep_time %% 100),
  sched_dep_time_minutes = 60 * (sched_dep_time %/% 100) + (sched_dep_time %% 100),
  arr_time_minutes = 60 * (arr_time %/% 100) + (arr_time %% 100)
))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 22
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>      <int>     <dbl>    <int>      <int>
## 1 2013     1     1      517        515       2     830       819
## 2 2013     1     1      533        529       4     850       830
## 3 2013     1     1      542        540       2     923       850
## 4 2013     1     1      544        545      -1    1004      1022
## 5 2013     1     1      554        600      -6     812       837
## 6 2013     1     1      554        558      -4     740       728
## 7 2013     1     1      555        600      -5     913       854
## 8 2013     1     1      557        600      -3     709       723
## 9 2013     1     1      557        600      -3     838       846
## 10 2013    1     1      558        600      -2     753       745
## # i 336,766 more rows
## # i 14 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, dep_time_minutes <dbl>,
## #   sched_dep_time_minutes <dbl>, arr_time_minutes <dbl>
```

Exercício 3.6.2

Compare `air_time` e `arr_time - dep_time`. O que você espera ver? O que você vê? O que você precisa fazer para corrigir isso?

Solução.

```
transmute(flights_min, air_time, arr_time_minutes - dep_time_minutes)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 2
##   air_time `arr_time_minutes - dep_time_minutes`
##   <dbl>                <dbl>
## 1     227                  193
## 2     227                  197
## 3     160                  221
## 4     183                  260
## 5     116                  138
## 6     150                  106
## 7     158                  198
## 8      53                   72
## 9     140                  161
## 10    138                  115
## # i 336,766 more rows
```

Como os valores `arr_time` e `dep_time` não são números de fato, a diferença não faz sentido e assim o cálculo gera uma diferença muito grande. Para corrigir isso, primeiro teremos que converter os valores dessas duas variáveis para o número de minutos desde a meia noite e, depois, efetuar a diferença. Ainda assim, pode haver divergência entre esse valor e `air_time`, que pode ser explicada por chegada antecipada, saída atrasada ou porque um vôo chegou ao seu destino após a meia-noite.

Exercício 3.6.3

Compare `dep_time`, `sched_dep_time` e `dep_delay`. Como você espera que esses números estejam relacionados?

Solução.

```
select(flights_min, "dep_time", "sched_dep_time", dep_delay)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 3
##   dep_time sched_dep_time dep_delay
##   <int>        <int>     <dbl>
## 1 517          515      2
## 2 533          529      4
## 3 542          540      2
## 4 544          545     -1
## 5 554          600     -6
## 6 554          558     -4
## 7 555          600     -5
## 8 557          600     -3
## 9 557          600     -3
## 10 558         600     -2
## # i 336,766 more rows
```

É esperado que `dep_time = sched_dep_time + dep_delay`.

Exercício 3.6.4

Encontre os 10 voos mais atrasados usando uma função de classificação. Como você quer lidar com empates? Leia cuidadosamente a documentação de `min_rank()`.

Solução.

```
filter(
  flights,
  between(rank(desc(flights$dep_delay), ties.method = "min"), 1, 10)
)

## # A tibble: 10 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
##   <int> <int> <int>    <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>
## 1 2013     1     9      641         900     1301     1242        1530
## 2 2013     1    10     1121        1635     1126     1239        1810
## 3 2013    12     5      756        1700      896     1058        2020
## 4 2013     3    17     2321        810      911      135         1020
## 5 2013     4    10     1100        1900      960     1342        2211
## 6 2013     6    15     1432        1935     1137     1607        2120
## 7 2013     6    27      959        1900      899     1236        2226
## 8 2013     7    22      845        1600     1005     1044        1815
## 9 2013     7    22     2257        759      898      121         1026
## 10 2013    9    20     1139        1845     1014     1457        2210
## # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
## #   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Usei a função `rank` e os empates foram tratados com o parâmetro `ties.method` setado como `min`.

Exercício 3.6.5

O que `1:3 + 1:10` retorna? Por quê?

Solução.

```
1:3 + 1:10
```

```
## Warning in 1:3 + 1:10: comprimento do objeto maior não é múltiplo do
## comprimento do objeto menor
```

```
## [1]  2  4  6  5  7  9  8 10 12 11
```

Como os vetores têm tamanhos diferentes, a soma vai ser executada entre as posições e, quando o menor dos vetores tiver sido completamente consumido, será tomado novamente o primeiro elemento (como em um movimento circular).

Exercício 3.6.6

Quais funções trigonométricas o R fornece?

Solução. Utilizamos o comando `?cos` para chegar até a documentação do pacote `trig`, um dos componentes da base do R.

O R fornece as funções `cos(x)`, `sin(x)`, `tan(x)`, `acos(x)`, `asin(x)`, `atan(x)`, `atan2(y, x)` (arco tangente entre dois vetores), `cosp(x)`, `sinp(x)` e `tanp(x)`.

3.7 Resumos agrupados com `summarize()`

Exercício 3.7.1

Faça um *brainstorming* de pelo menos cinco maneiras diferentes de avaliar as características do atraso típico de um grupo de voos. Considere os seguintes cenários:

- Um voo está 15 minutos adiantado em 50% do tempo e 15 minutos atrasado em 50% do tempo.
- Um voo está sempre 10 min atrasado.
- Um voo está 30 minutos adiantado em 50% do tempo e 30 minutos atrasado em 50% do tempo.
- Em 99% do tempo um voo está no horário. Em 1% do tempo, está 2 horas atrasado.

O que é mais importante: atrasado na chegada ou atraso na partida?

Solução. x

Exercício 3.7.2

Crie outra abordagem que lhe dará o mesmo resultado que `not_cancelled %>% count(dest) & not_cancelled %>% count(tailnum, wt = distance)` (sem usar `count()`).

Solução.

```
not_cancelled %>%
  group_by(dest) %>%
  summarise(n = n())
```

```
## # A tibble: 104 x 2
```

```
##   dest      n
##   <chr> <int>
## 1 ABQ     254
## 2 ACK     264
## 3 ALB     418
## 4 ANC      8
## 5 ATL    16837
## 6 AUS    2411
## 7 AVL     261
## 8 BDL     412
## 9 BGR     358
## 10 BHM    269
## # i 94 more rows
```

```
not_cancelled %>%
  group_by(tailnum) %>%
  summarise(n = sum(distance))
```

```
## # A tibble: 4,037 x 2
##   tailnum      n
##   <chr>     <dbl>
## 1 D942DN    3418
## 2 N0EGMQ  239143
## 3 N10156   109664
## 4 N102UW    25722
## 5 N103US    24619
## 6 N104UW    24616
## 7 N10575   139903
## 8 N105UW    23618
## 9 N107US    21677
## 10 N108UW   32070
## # i 4,027 more rows
```

Exercício 3.7.3

Nossa definição de voos cancelados (`is.na(dep_delay) | is.na(arr_delay)`) é ligeiramente insuficiente. Por quê? Qual é a coluna mais importante?

Solução. As variáveis `dep_delay` e `arr_delay` se referem ao atraso na partida ou na chegada dos voos. Caso um voo tenha saído e chegado no horário exato, esses valores podem estar `NA`, ou seja, o voo não foi cancelado, apenas partiu e chegou no horário planejado. Nesse caso, o mais correto seria considerar como cancelados os voos `dep_time` é `NA`.

Exercício 3.7.4

Veja o número de voos cancelados por dia. Existe um padrão? A proporção de voos cancelados está relacionado ao atraso médio?

Solução.

```
cancelled_by_day <- flights %>%
  group_by(year, month, day) %>%
  summarise(
    date = as.Date(paste(year, month, day, sep='-')),
    count = n(),
    count_cancelled = sum(is.na(dep_time)),
    count_not_cancelled = sum(!is.na(dep_time)),
    mean_dep_delay = mean(dep_delay, na.rm = TRUE),
    mean_arr_delay = mean(arr_delay, na.rm = TRUE),
  )
## Warning: Returning more (or less) than 1 row per `summarise()`' group was deprecated in
## dplyr 1.1.0.
## i Please use `reframe()` instead.
## i When switching from `summarise()` to `reframe()`, remember that `reframe()`'
##   always returns an ungrouped data frame and adjust accordingly.
## Call `lifecycle::last_lifecycle_warnings()` to see where this warning was
## generated.

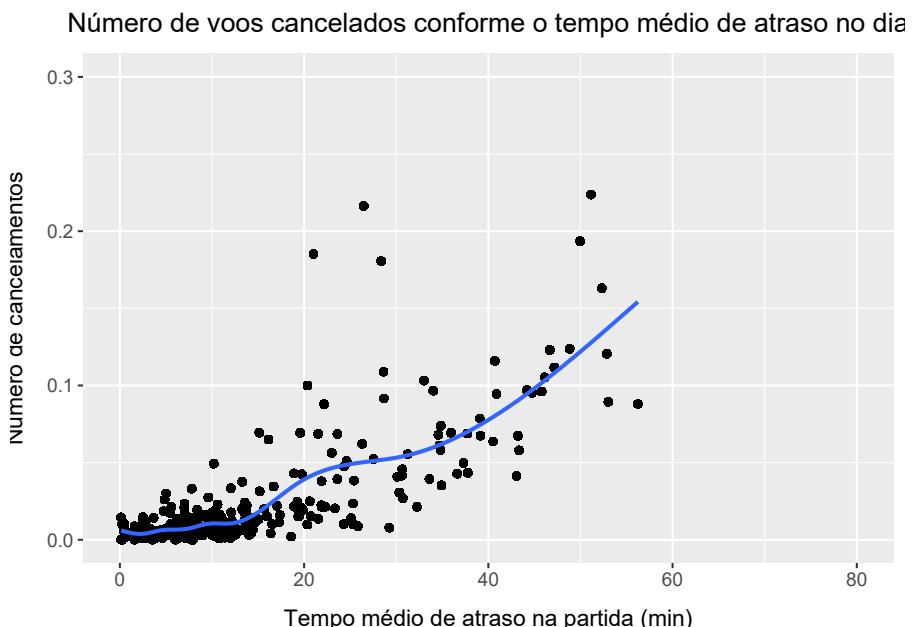
## `summarise()` has grouped output by 'year', 'month', 'day'. You can override
## using the `.`groups` argument.
```

```
cancelled_by_day %>%
  ggplot(aes(mean_dep_delay, count_cancelled / count)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE) +
  labs(
    title = "Número de voos cancelados conforme o tempo médio de atraso no dia",
    x = "Tempo médio de atraso na partida (min)",
    y = "Número de cancelamentos"
  ) +
  xlim(0, 80) +
  ylim(0, 0.3) +
  tema
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula = 'y ~ s(x, bs = "cs")'

## Warning: Removed 12409 rows containing non-finite values (`stat_smooth()`).

## Warning: Removed 12409 rows containing missing values (`geom_point()`).
```



Parece existir uma relação entre o número de voos cancelados no dia e a média de atraso nos voos desse mesmo dia. Caso haja alguma condição desfavorável (tempo ruim, problemas na pista de decolagem/pouso, etc), o intervalo entre uma decolagem/pouso e outro pode aumentar significativamente gerando atrasos que se acumulam a ponto de alguns voos terem que ser cancelados (esse comportamento é real?).

Exercício 3.7.5

Qual companhia tem os piores atrasos? Desafio: você consegue desembaralhar o efeito dos aeroportos ruins *versus* companhias ruins? Por quê/Por que não? (Dica: pense em `flights %>% group_by(cartier, dest) %>% summarize(n())`)

Solução. Para verificar qual companhia tem os piores atrasos, vamos calcular o atraso médio por companhia.

```

flights %>%
  group_by(carrier) %>%
  summarize(
    mean_delay = mean(arr_delay, na.rm = TRUE)
  ) %>%
  arrange(desc(mean_delay))

## # A tibble: 16 x 2
##   carrier mean_delay
##   <chr>     <dbl>
## 1 F9         21.9
## 2 FL         20.1
## 3 EV         15.8
## 4 YV         15.6
## 5 OO         11.9
## 6 MQ          10.8
## 7 WN          9.65
## 8 B6          9.46
## 9 9E          7.38
## 10 UA          3.56
## 11 US          2.13
## 12 VX          1.76
## 13 DL          1.64
## 14 AA          0.364
## 15 HA         -6.92
## 16 AS         -9.93

```

Podemos notar que a companhia com o maior atraso médio é a F9 (Frontier Airlines Inc).

Para tentar desembaralhar o efeito de aeroportos ruins e companhias ruins, vamos:

- filtrar apenas os voos com atraso;
- agrupar os voos conforme as rotas e companhias;
- calcular o atraso médio e o total de voos por companhia no trecho (`arr_delay` e `flights`);
- calcular o atraso médio e o total de voos do trecho de todas as companhias (`arr_delay_total` e `flights_total`);
- calcular o atraso médio por voo da companhia (`arr_delay_mean <- arr_delay / flights`);
- calcular o atraso “médio” das demais companhias (`arr_delay_others <- (arr_delay_total - arr_delay) / (flights_total - flights)`);
- calcular a diferença entre o atraso médio da companhia e o atraso médio das outras companhias juntas (`arr_delay_diff <- arr_delay_mean - arr_delay_others`);

- remover valores cuja diferença não faça sentido (`is.finite(arr_delay_diff)`);
- agrupar por companhia;
- calcular a média das diferenças de atraso da companhia (`arr_delay_diff`);

```
(atrasos <- flights %>%
  filter(!is.na(arr_delay)) %>%
  group_by(origin, dest, carrier) %>%
  summarise(
    arr_delay = sum(arr_delay),
    flights = n()
  ) %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  mutate(
    arr_delay_total = sum(arr_delay),
    flights_total = sum(flights)
  ) %>%
  ungroup() %>%
  mutate(
    arr_delay_mean = arr_delay / flights, # atraso médio da companhia
    arr_delay_others = (arr_delay_total - arr_delay) / (flights_total - flights), # atraso médio das demais
    arr_delay_diff = arr_delay_mean - arr_delay_others # diferença do atraso em relação às demais
  ) %>%
  filter(is.finite(arr_delay_diff)) %>%
  group_by(carrier) %>%
  summarise(
    arr_delay_diff = mean(arr_delay_diff)
  ) %>%
  arrange(desc(arr_delay_diff)))
```

```
## `summarise()` has grouped output by 'origin', 'dest'. You can override using
## the `groups` argument.
```

```
## # A tibble: 15 x 2
##   carrier arr_delay_diff
##   <chr>      <dbl>
## 1 00        27.3
## 2 F9        17.3
## 3 EV        11.0
## 4 B6        6.41
## 5 FL        2.57
## 6 VX       -0.202
## 7 AA       -0.970
```

```
## 8 WN          -1.27
## 9 UA          -1.86
## 10 MQ         -2.48
## 11 YV         -2.81
## 12 9E         -3.54
## 13 US         -4.14
## 14 DL        -10.2
## 15 AS        -15.8
```

Desconsiderando o efeito de trechos e aeroportos ruins, a companhia com maior atraso é a OO (SkyWest Airlines Inc.).

```
atrasos %>%
  left_join(airlines, by = "carrier") %>%
  ggplot(aes(
    arr_delay_diff,
    reorder(name, desc(arr_delay_diff)))
  )) +
  geom_col() +
  labs(
    title = "Atrasos por companhia aérea",
    y = "Companhia aérea",
    x = "Tempo médio de atraso (em min.)"
  ) +
  tema
```



Exercício 3.7.6

Para cada avião, conte o número de voos antes do primeiro atraso de mais de uma hora.

Solução. Utilizando a variável `flight` para identificar o voo e a variável `arr_delay` como parâmetro para determinar o tempo de atraso:

- ordenamos o data-frame conforme a hora agendada para decolagem;
- agrupamos pelo número do voo;
- utilizamos as funções `first()` e `which()` para buscar a posição do primeiro elemento que é `NA` ou o atraso é maior do que 60 min.

Obs.: `NA` indica que aquele voo não teve nenhum atraso superior a 60 min.

```
flights %>%
  arrange(time_hour) %>%
  group_by(flight) %>%
  summarise(
    first_delay_pos = first(which(is.na(arr_delay) | arr_delay > 60)) - 1
  )
```

```
## # A tibble: 3,844 x 2
##   flight first_delay_pos
##   <int>          <dbl>
## 1     1            47
## 2     2            NA
## 3     3             9
## 4     4            77
## 5     5            11
## 6     6            23
## 7     7            17
## 8     8            15
## 9     9            12
## 10    10           24
## # i 3,834 more rows
```

Exercício 3.7.7

O que o argumento `sort` para `count()` faz? Quando você pode usá-lo?

Solução. Utilizando o comando `?count`, identificamos que o argumento `sort` organiza a contagem em ordem decrescente.

3.8 Mudanças agrupadas (e filtros)

Exercício 3.8.1

Volte à tabela de funções de mudança e filtragem úteis. Descreva como cada operação muda quando você as combina com o agrupamento.

Solução. x

Exercício 3.8.2

Qual avião (`tailnum`) tem o pior registro de pontualidade?

Solução. Vamos inicialmente considerar que um voo é pontual se o tempo de atraso na chegada (`arr_delay`) é igual ou inferior a zero e, para considerar um avião como mais ou menos pontual, levaremos em consideração a proporção de voos pontuais que ele realizou.

```

flights %>%
  # Considerar apenas os registros que tem a informação sobre o voo,
  # hora de chegada e atraso na chegada
  filter(!is.na(tailnum), !is.na(arr_time), !is.na(arr_delay)) %>%
  # Criar uma variável booleana (0 ou 1) que indica se o voo foi pontual
  mutate(
    on_time = !is.na(arr_time) & arr_delay <= 0
  ) %>%
  # Calcular a proporção de voos pontuais e o número de voos por voo
  group_by(tailnum) %>%
  summarise(
    n = n(),
    arr_delay = mean(arr_delay),
    on_time = mean(on_time)
  ) %>%
  # Descartar aviões que voaram 20 vezes ou menos
  filter(n > 20) %>%
  # Ordenar por percentual de voos pontuais
  arrange(desc(on_time)) %>%
  head()

```

```

## # A tibble: 6 x 4
##   tailnum      n arr_delay on_time
##   <chr>     <int>     <dbl>    <dbl>
## 1 N382HA     26     -23.5    0.885
## 2 N553AA     51     -6.33    0.863
## 3 N423AS     29     -22.3    0.862
## 4 N538AA     35     -9.6     0.857
## 5 N548AA     49     -15.5    0.857
## 6 N5EJAA     21     -12.5    0.857

```

Com base na configuração acima, o avião N382HA é o mais pontual, com 88,46% dos 26 voos sendo executados com pontualidade.

Exercício 3.8.3

A que horas você deverá voar se quiser evitar atrasos ao máximo.

Solução. O problema depende de encontrar o horário em que ocorrem menos atrasos. Consideraremos a hora inteira como parâmetro para a busca (`hour`) e utilizaremos a média dos tempos de atraso dos voos.

```

flights %>%
  filter(!is.na(hour)) %>%
  group_by(hour) %>%
  summarise(
    arr_delay = mean(arr_delay, na.rm = T)
  ) %>%
  arrange(arr_delay) %>%
  head()

```

```

## # A tibble: 6 x 2
##   hour   arr_delay
##   <dbl>     <dbl>
## 1     7     -5.30
## 2     5     -4.80
## 3     6     -3.38
## 4     9     -1.45
## 5     8     -1.11
## 6    10      0.954

```

Exercício 3.8.4

Para cada destino, calcule os minutos totais de atraso. Para cada voo, calcule a proporção de atraso total par seu destino.

Solução. R.: Para calcular o atraso total (em minutos) por destino, somaremos os valores da variável `arr_delay` de todos os voos para cada destino (`group_by(dest)`). Em seguida, para calcular a proporção com a qual cada voo colabora para o atraso total do destino, utilizaremos a razão entre o atraso do voo e o total do grupo ao qual pertence.

```

flights %>%
  filter(arr_delay > 0) %>%
  group_by(dest) %>%
  mutate(
    arr_delay_total = sum(arr_delay),
    arr_delay_prop = arr_delay / arr_delay_total
  ) %>%
  select (dest, flight, dep_time, arr_delay, arr_delay_total, arr_delay_prop) %>%
  arrange(dest, desc(arr_delay_prop)) %>%
  head()

```

```

## # A tibble: 6 x 6
##   dest flight dep_time arr_delay arr_delay_total arr_delay_prop
##   <dbl>  <dbl>     <dbl>     <dbl>        <dbl>          <dbl>
## 1     1      1       10.0      1.00        1.00          1.00
## 2     1      2       10.0      1.00        1.00          1.00
## 3     1      3       10.0      1.00        1.00          1.00
## 4     1      4       10.0      1.00        1.00          1.00
## 5     1      5       10.0      1.00        1.00          1.00
## 6     1      6       10.0      1.00        1.00          1.00

```

```
## # Groups:  dest [1]
##   dest flight dep_time arr_delay arr_delay_total arr_delay_prop
##   <chr> <int>    <int>      <dbl>          <dbl>          <dbl>
## 1 ABQ    1505     2145      153        4487       0.0341
## 2 ABQ     65      2223      149        4487       0.0332
## 3 ABQ     65      2146      138        4487       0.0308
## 4 ABQ    1505     2206      137        4487       0.0305
## 5 ABQ     65      2220      136        4487       0.0303
## 6 ABQ    1505     2025      126        4487       0.0281
```

Exercício 3.8.5

Atrasos são normalmente temporariamente correlacionados: mesmo quando o problema que causou o atraso inicial foi resolvido, , voos posteriores atrasam para permitir que os voos anteriores decolem. Usando `lag()`, explore como o atraso de um voo está relacionado com o atraso imediatamente anterior.

Solução. Considerando o atraso na decolagem, vamos inicialmente ordenar os voos por aeroporto, data e hora da decolagem. Em seguida, agrupando pelo aeroporto, coletamos o atraso do voo anterior (note que o `mutate` irá atuar sobre o grupo apenas). Não faz sentido considerar o voo anterior em outro aeroporto!. Na sequência, podemos agrupar pelo tempo de atraso do voo anterior para calcular a média dos atrasos dos voos. Por fim, é exibido o gráfico.

Avaliando a imagem, podemos notar a tendência de que, quanto maior o atraso do voo imediatamente anterior, maior será o atraso do voo atual. O padrão crescente segue até atrasos de aproximadamente 435 minutos. Depois passa a decrescer, o que deve ser analisado mais aprofundadamente.

```
flights %>%
  arrange(origin, month, day, dep_time) %>%
  group_by(origin) %>%
  mutate(prev_dep_delay = lag(dep_delay)) %>%
  filter(!is.na(dep_delay), !is.na(prev_dep_delay)) %>%
  group_by(origin, prev_dep_delay) %>%
  summarise(dep_delay_mean = mean(dep_delay)) %>%
  ggplot(aes(prev_dep_delay, dep_delay_mean)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(0, 1300, by = 60)) +
  scale_y_continuous(breaks = seq(0, 450, by = 60)) +
  labs(
    title = "Atraso médio na decolagem em função do atraso na decolagem anterior.",
    x = "Atraso na decolagem anterior (min.)",
```

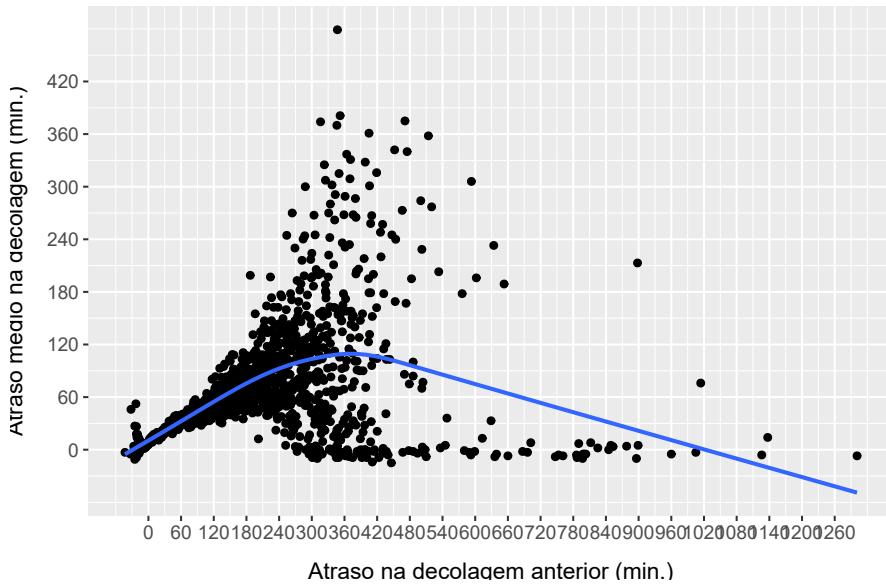
```

y = "Atraso médio na decolagem (min.)"
) +
  tema
}

## `summarise()` has grouped output by 'origin'. You can override using the
## `.groups` argument.
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula = 'y ~ s(x, bs = "cs")'

```

Atraso médio na decolagem em função do atraso na decolagem anterior



É importante notar que o padrão se repete se avaliarmos cada aeroporto individualmente.

```

flights %>%
  arrange(origin, month, day, dep_time) %>%
  group_by(origin) %>%
  mutate(prev_dep_delay = lag(dep_delay)) %>%
  filter(!is.na(dep_delay), !is.na(prev_dep_delay)) %>%
  group_by(origin, prev_dep_delay) %>%
  summarise(dep_delay_mean = mean(dep_delay)) %>%
  ggplot(aes(prev_dep_delay, dep_delay_mean)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE) +
  facet_wrap(~ origin, ncol = 1) +

```

```

  scale_x_continuous(breaks = seq(0, 1300, by = 60)) +
  scale_y_continuous(breaks = seq(0, 450, by = 60)) +
  labs(
    title = "Atraso médio na decolagem em função do atraso na decolagem anterior.",
    x = "Atraso na decolagem anterior (min.)",
    y = "Atraso médio na decolagem (min.)"
  ) +
  tema

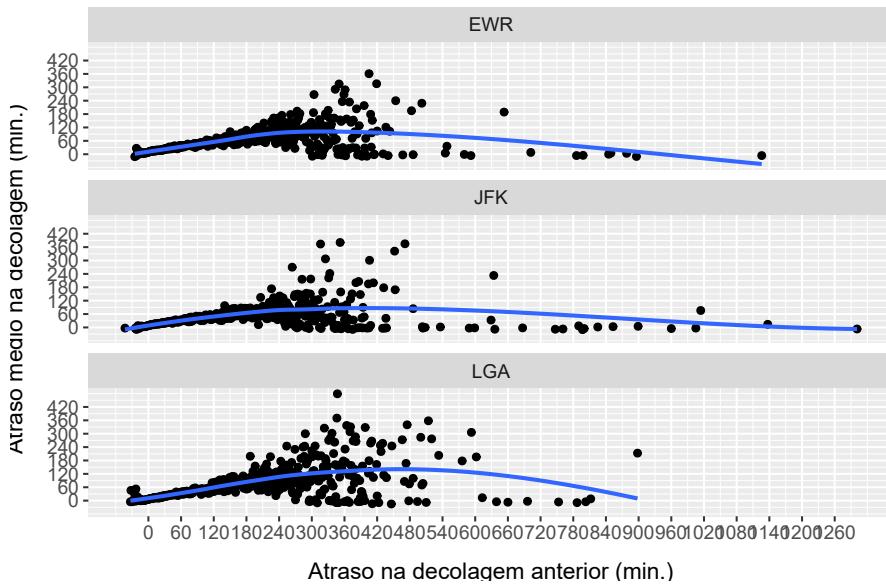
```

```

## `summarise()` has grouped output by 'origin'. You can override using the
## `.` argument.
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'

```

Atraso médio na decolagem em função do atraso na decolagem anterio



Exercício 3.8.6

Veja cada destino. Você consegue encontrar os voos que são suspeitamente rápidos? (Ou seja, voos que representam um erro de entrada de dados em potencial). Calcule o tempo de viagem de um voo relativo ao voo mais curto para aquele destino. Quais voos ficaram mais atrasados no ar?

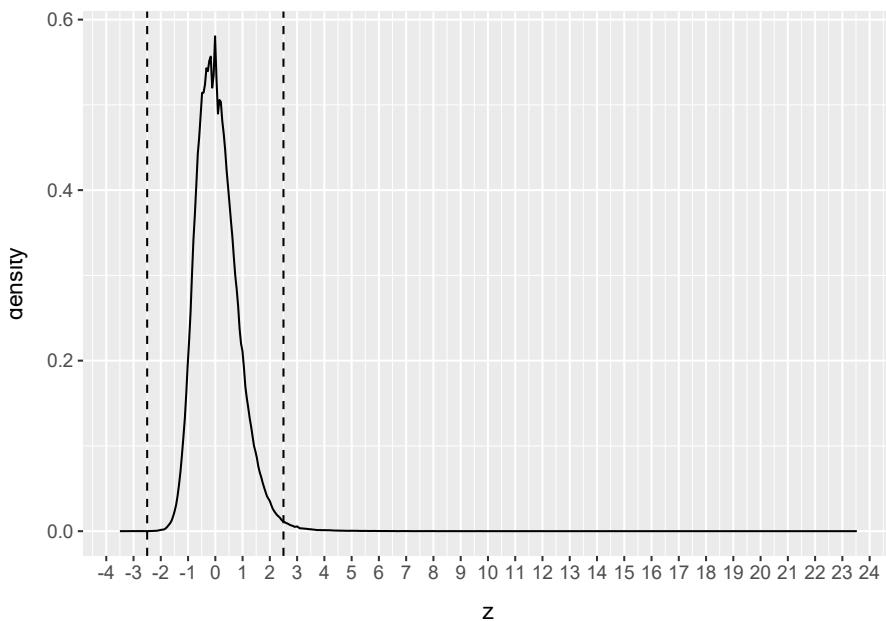
Solução. Inicialmente calcularemos a média e o desvio padrão para cada rota (`origin`, `dest`) e, na sequência, calcularemos o *z-score* para avaliar a distribuição dos tempos

de voo. Usaremos a mediana e o intervalo interquartílico para escapar do efeito de outliers.

```
standardized <- flights %>%
  filter(!is.na(air_time)) %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  mutate(
    median = median(air_time),
    iqr = IQR(air_time),
    n = n(),
    z = (air_time - median) / iqr
  ) %>%
  ungroup()

standardized %>%
  ggplot(aes(x = z)) +
  geom_density() +
  geom_vline(aes(xintercept = -2.5), linetype = "dashed") +
  geom_vline(aes(xintercept = 2.5), linetype = "dashed") +
  scale_x_continuous(breaks = seq(-10, 30, by = 1)) +
  tema
```

Warning: Removed 4 rows containing non-finite values (`stat_density()`).



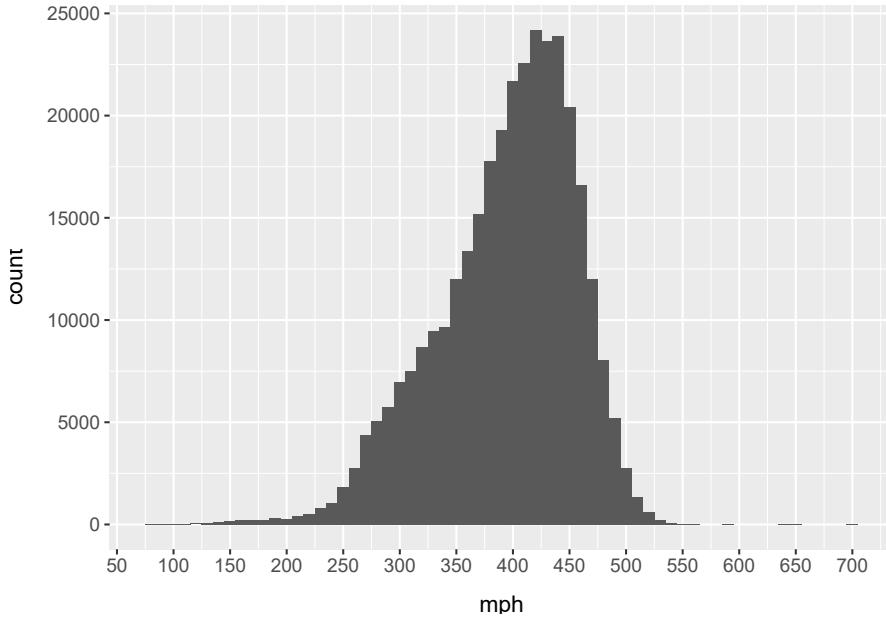
Os voos com z-score muito baixo, são aqueles cujo tempo de voo foi muito menor do que a média, ou seja, os mais rápidos.

```
standardized %>%
  arrange(z) %>%
  select(carrier, flight, origin, dest, month, day, air_time, median, iqr, z) %>%
  head(10)

## # A tibble: 10 x 10
##   carrier flight origin dest  month  day air_time median    iqr     z
##   <chr>    <int> <chr>  <chr> <int> <dbl>    <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 EV        4667 EWR    MSP      7     2     93     149     16 -3.5
## 2 DL        1499 LGA    ATL      5    25     65     112     14 -3.36
## 3 US        2132 LGA    BOS      3     2     21      37      5 -3.2
## 4 B6         30 JFK    ROC      3    25     35      51      5 -3.2
## 5 B6         2002 JFK    BUF     11    10     38      57      6 -3.17
## 6 EV        4292 EWR    GSP      5    13     55      92     12 -3.08
## 7 EV        4249 EWR    SYR      3    15     30      39      3 -3
## 8 EV        4580 EWR    BTV      6    29     34      46      4 -3
## 9 EV        3830 EWR    RIC      7     2     35      53      6 -3
## 10 EV       4687 EWR    CVG      9    29     62      95     11 -3
```

Adicionalmente, vamos considerar também a velocidade do voo (`mph <- distance / (air_time / 60)`).

```
standardized %>%
  mutate(
    mph = distance / (air_time / 60)
  ) %>%
  ggplot(aes(x = mph)) +
  geom_histogram(binwidth = 10) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(0, 700, by = 50)) +
  tema
```



```
standardized %>%
  mutate(
    mph = distance / (air_time / 60)
  ) %>%
  arrange(desc(mph)) %>%
  select(carrier, flight, origin, dest, month, day, mph) %>%
  head(10)
```

```
## # A tibble: 10 x 7
##   carrier flight origin dest month day   mph
##   <chr>    <int> <chr>  <chr> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 DL       1499 LGA    ATL     5     25  703.
## 2 EV       4667 EWR    MSP     7     2   650.
## 3 EV       4292 EWR    GSP     5     13  648
## 4 EV       3805 EWR    BNA     3     23  641.
## 5 DL       1902 LGA    PBI     1     12  591.
## 6 DL       315  JFK    SJU     11    17  564
## 7 B6       707  JFK    SJU     2     21  557.
## 8 AA       936  JFK    STT     11    17  556.
## 9 DL       347  JFK    SJU     11    16  554.
## 10 B6      1503 JFK    SJU     11    16  554.
```

Algum conhecimento prévio nos indica que a velocidade superior a 550 milhas por hora são suspeitamente altas.

Note que, em ambas as análises, coicidiram quase todos os voos. Poderíamos fazer análises mais acuradas, se tivéssemos mais conhecimento sobre o domínio de negócio, contudo já podemos concluir que aqueles são os voos suspeitos.

Exercício 3.8.7

Encontre todos os destinos que são feitos por pelo menos duas companhias. Use essa informação para classificar as companhias.

Solução.

```

flights %>%
  filter(!is.na(arr_delay)) %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  mutate(
    carrier_count = n_distinct(carrier),
    arr_delay_mean = mean(arr_delay),
    arr_delay_percent = arr_delay / arr_delay_mean
  ) %>%
  filter(carrier_count > 1) %>%
  group_by(origin, dest, carrier) %>%
  summarise(
    arr_delay = mean(arr_delay_percent)
  ) %>%
  arrange(origin, dest, desc(arr_delay)) %>%
  head(25)

## `summarise()` has grouped output by 'origin', 'dest'. You can override using
## the ` `.groups` argument.

## # A tibble: 25 x 4
##   origin dest   carrier arr_delay
##   <chr>  <chr> <chr>      <dbl>
## 1 EWR    ATL    EV        1.48 
## 2 EWR    ATL    UA        0.793
## 3 EWR    ATL    DL        0.755
## 4 EWR    ATL    9E       -0.472
## 5 EWR    AUS    WN        23.7 
## 6 EWR    AUS    UA        -9.02
## 7 EWR    BDL    UA        3.20 
## 8 EWR    BDL    EV        0.962
## 9 EWR    BNA    EV        1.39 

```

```
## 10 EWR     BNA      WN      -0.168
## # i 15 more rows
```

4

Fluxo de trabalho: scripts

4.1 Executando códigos

Não temos exercícios neste seção.

4.2 Diagnósticos Rstudio

Exercício 4.2.1

Vá para a conta RStudio Tips no Twitter, em ?, e escolha uma dica que pareça interessante. Pratique o uso dessa dica!

Solução. x

Exercício 4.2.2

Quais outros erros comuns o diagnóstico do RStudio reportará? Leia <http://bit.ly/RStudiocodediag> para descobrir.

Solução. x



5

Análise exploratória de dados

5.1 Introdução

Não temos exercícios nesta seção.

5.2 Perguntas

Não temos exercícios nesta seção.

5.3 Variação

Exercício 5.3.1

Explore a distribuição de cada variável x , y e z em `diamonds`. O que você aprende? Pense em um diamante e como você pode determinar qual dimensão é o comprimento, a largura e a profundidade.

Solução. Por se tratar de variáveis continuas, vamos utilizar um gráfico de densidade (ou histograma) para visualizar os dados.

Como x e y possuem distribuição mais parecida, acredita-se que tratam-se do comprimento e da largura do diamante, sendo z a profundidade (por ter média menor).

```
plot <- diamonds %>%
  ggplot() +
  coord_cartesian(
    xlim = c(0, 10),
```

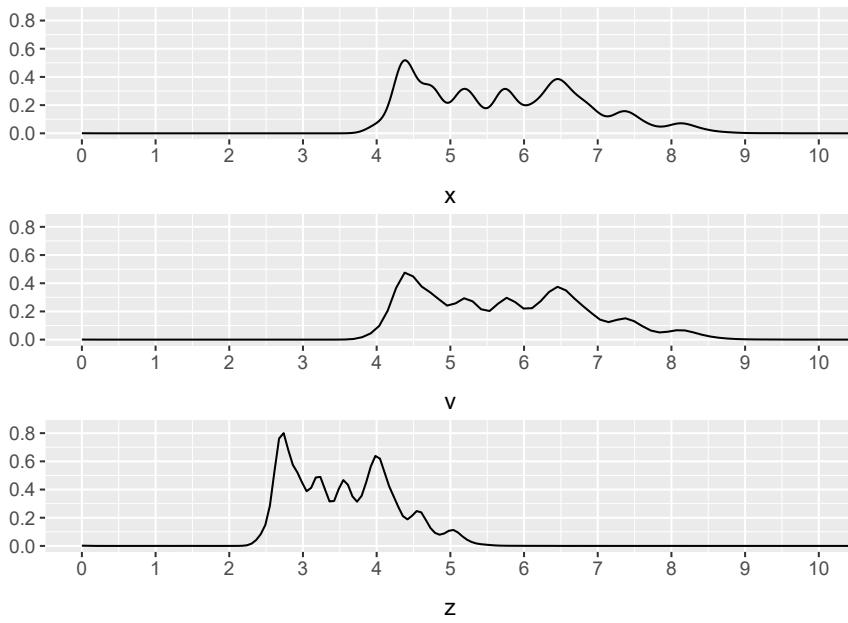
```

        ylim = c(0, .85)
    ) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(0, 10, by = 1)) +
  labs(
    y = ""
  ) +
  tema

x <- plot + geom_density(aes(x))
y <- plot + geom_density(aes(y))
z <- plot + geom_density(aes(z))

grid.arrange(x, y, z, nrow = 3)

```

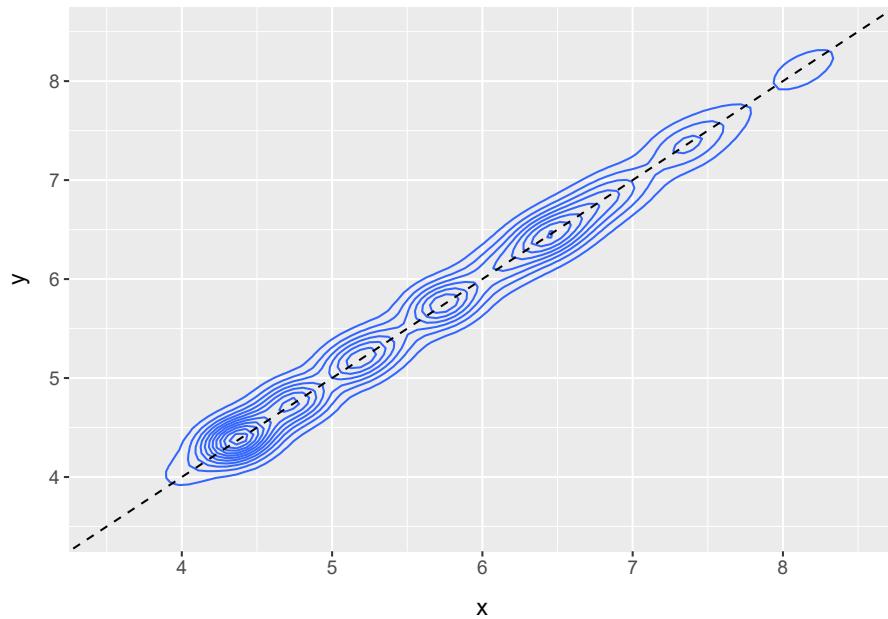


```

diamonds %>%
  # Remover os outliers
  filter(0 < x, x <= 10, 0 < y, y <= 10) %>%
  ggplot(aes(x, y)) +
    # Mostrar a densidade de x e y em conjunto
    geom_density2d() +
    # Mostrar uma linha guia para visualizar se x e Y crescem de forma
    # proporcional, isto é, se os diamantes são quadrados/redondos

```

```
geom_abline(  
  aes(intercept = 0, slope = 1),  
  linetype = "dashed"  
) +  
# Arrumar a proporção do gráfico  
coord_cartesian(  
  xlim = c(3.5, 8.5),  
  ylim = c(3.5, 8.5)  
) +  
# Aplicar o tema padrão  
tema
```



Exercício 5.3.2

Explore a distribuição de `price`. Você identifica algo incomum ou surpreendente? (Dica: pense cuidadosamente sobre `binwidth` e certifique-se de experimentar uma ampla gama de valores).

Solução.

```
summary(diamonds)
```

```
##      carat          cut      color      clarity      depth
##  Min.   :0.2000  Fair     : 1610  D: 6775  SI1    :13065  Min.   :43.00
##  1st Qu.:0.4000  Good    : 4906  E: 9797  VS2    :12258  1st Qu.:61.00
##  Median :0.7000  Very Good:12082 F: 9542  SI2    : 9194  Median :61.80
##  Mean   :0.7979  Premium  :13791 G:11292  VS1    : 8171  Mean   :61.75
##  3rd Qu.:1.0400  Ideal    :21551  H: 8304  VVS2   : 5066  3rd Qu.:62.50
##  Max.   :5.0100                    I: 5422  VVS1   : 3655  Max.   :79.00
##                               J: 2808  (Other): 2531
##      table         price          x          y
##  Min.   :43.00  Min.   : 326  Min.   : 0.000  Min.   : 0.000
##  1st Qu.:56.00  1st Qu.: 950  1st Qu.: 4.710  1st Qu.: 4.720
##  Median :57.00  Median : 2401  Median : 5.700  Median : 5.710
##  Mean   :57.46  Mean   : 3933  Mean   : 5.731  Mean   : 5.735
##  3rd Qu.:59.00  3rd Qu.: 5324  3rd Qu.: 6.540  3rd Qu.: 6.540
##  Max.   :95.00  Max.   :18823  Max.   :10.740  Max.   :58.900
##
##      z
##  Min.   : 0.000
##  1st Qu.: 2.910
##  Median : 3.530
##  Mean   : 3.539
##  3rd Qu.: 4.040
##  Max.   :31.800
##
```

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(x = price)) +
  geom_histogram(binwidth = 100) +
  tema
```



Exercício 5.3.3

Quantos diamantes têm 0,99 quilates? Quantos têm 1 quilate? Qual você acha que é a causa dessa diferença?

Solução. Existem 23 diamantes com 0,99 quilates, contra 1558 diamantes com 1 quilate. Provavelmente a concentração de diamantes de 1 quilate se deve a arredondamento.

```
## # A tibble: 2 x 2
##   carat     n
##   <dbl> <int>
## 1 0.99     23
## 2 1        1558
```

Exercício 5.3.4

Compare e contraste `coord_cartesian` versus `xlim()` ou `ylim()` ao dar zoom em um histograma. O que acontece se você não configurar `binwidth`? O que acontece se você tentar dar zoom para que apenas meia barra seja mostrada?

Solução. Ao utilizar `coord_cartesian()` a restrição nos eixos `x` e `y` ocorrem após calculados os valores do gráfico e desenhados os geoms, dessa forma, o cálculo não é afetado pelos limites, apenas é feito o zoom. Já para `xlim` e `ylim`, os filtros são aplicados antes da construção do gráfico e as restrições são levadas em consideração, dessa forma, temos pontos que serão realmente descartados, e o leiaute do gráfico acaba ficando bem diferente.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(carat)) +
  geom_histogram() +
  xlim(0,1) +
  tema

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.

## Warning: Removed 17502 rows containing non-finite values (`stat_bin()`).

## Warning: Removed 2 rows containing missing values (`geom_bar()`).
```



```
library(ggplot2)
library(dplyr)

diamonds %>%
  ggplot(aes(carat)) +
  geom_histogram() +
  coord_cartesian(xlim = c(0,1)) +
  tema

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



5.4 Valores faltantes

Exercício 5.4.1

O que acontece com valores faltantes em um histograma? O que ocorre com valores faltantes em um gráfico de barras? Por que há uma diferença?

Solução. A construção de um histograma considera valores continuos, dessa forma os valores faltantes são descartados, uma vez que não é possível dispor valores faltantes na ordenação dos valores (`NA > 0` não resulta em um valor lógico). Já para o gráfico de barras, como são considerados valores categóricos, os valores faltantes são exibidos como uma nova categoria.

```

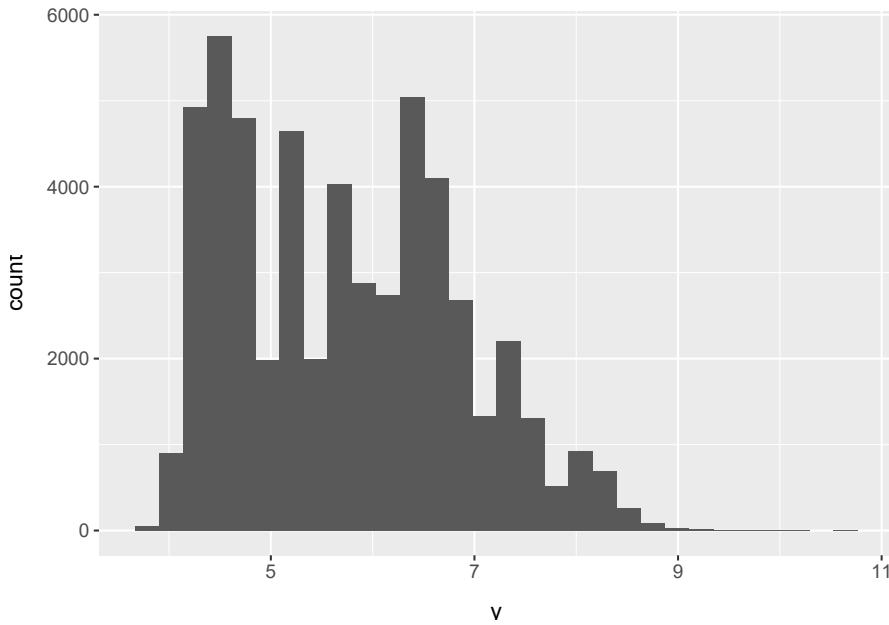
diamonds2 <- diamonds %>%
  mutate(y = ifelse(y < 3 | y > 20, NA, y))

diamonds2 %>%
  ggplot(aes(x = y)) +
  geom_histogram() +
  tema

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.

## Warning: Removed 9 rows containing non-finite values (`stat_bin()`).

```

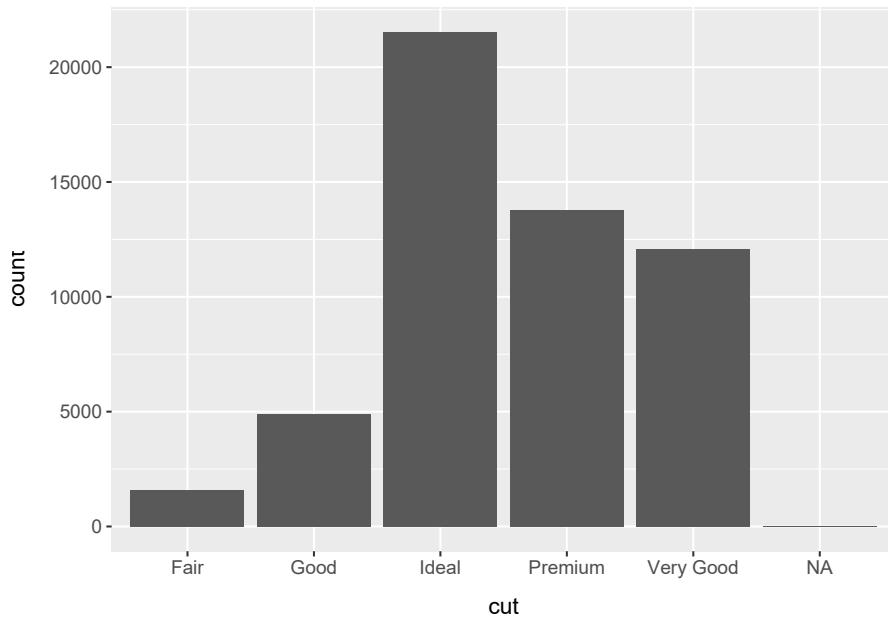


```

diamonds3 <- diamonds2 %>%
  mutate(cut = ifelse(is.na(y), NA, as.character(cut)))

diamonds3 %>%
  ggplot(aes(x = cut)) +
  geom_bar() +
  tema

```



Exercício 5.4.2

O que `na.rm = TRUE` faz em `mean()` e `sum()`?

Solução. O parâmetro `na.rm` serve para indicar que devem ser excluídos da soma ou da média os valores faltantes.

```
a <- c(1, 2, 3, 4, NA, 6, 7, 8, 9, 10)
mean(a)
```

```
## [1] NA
```

```
mean(a, na.rm = TRUE)
```

```
## [1] 5.555556
```

```
sum(a)
```

```
## [1] NA

sum(a, na.rm = TRUE)

## [1] 50
```

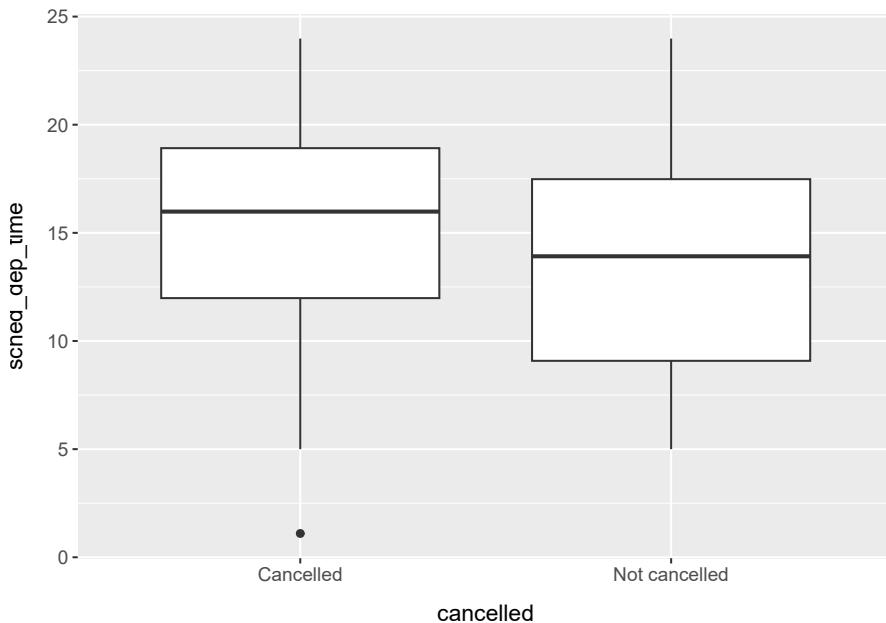
5.5 Covariação

Exercício 5.5.1

Use o que você aprendeu para melhorar a visualização dos tempos de decolagem dos voos cancelados *versus* não cancelados.

Solução.

```
flights %>%
  mutate(
    cancelled = ifelse(is.na(dep_time), "Cancelled", "Not cancelled"),
    sched_hour = sched_dep_time %% 100,
    sched_min = sched_dep_time %% 100,
    sched_dep_time = sched_hour + (sched_min / 60)
  ) %>%
  ggplot(aes(cancelled, sched_dep_time)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```



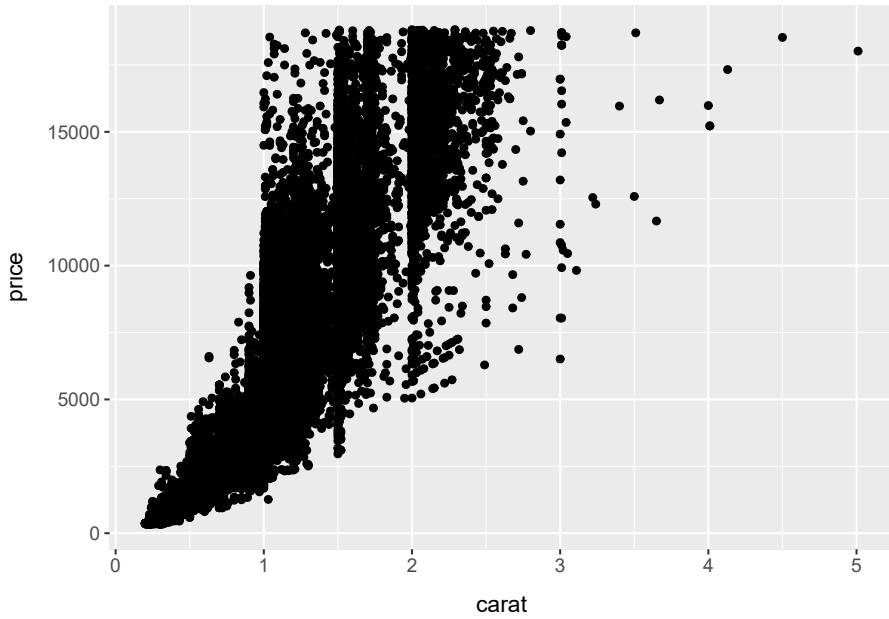
Exercício 5.5.2

Qual variável no conjunto de dados dos diamantes é mais importante para prever o preço de um diamante? Como essa variável está correlacionada ao corte (cut)? Por que a combinação desses dois relacionamentos leva a diamantes de menor qualidade serem mais caros?

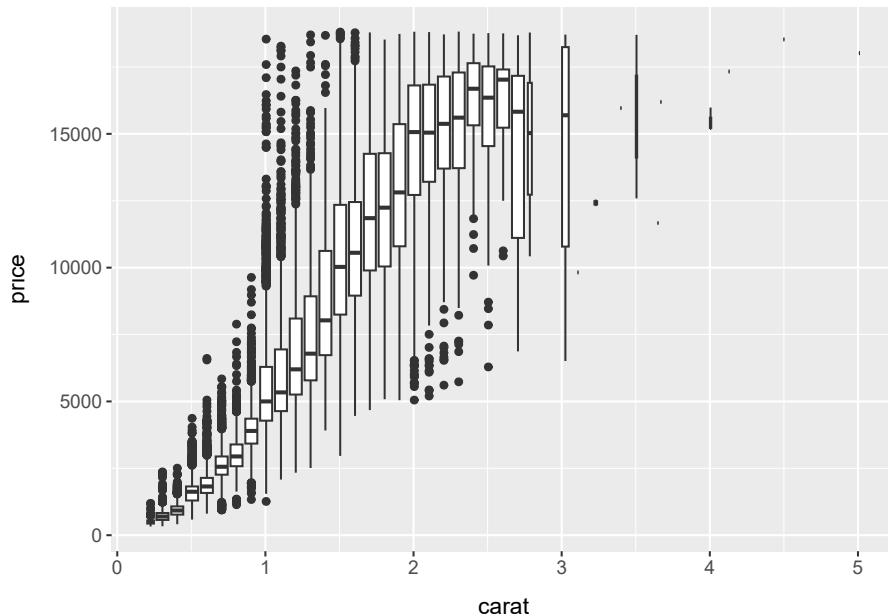
Solução. Vamos considerar na análise as seguintes variáveis: carat, cut, color e clarity.

Para avaliar a correlação entre carat e price (duas variáveis contínuas), podemos usar `geom_point()`, `geom_boxplot()` com a variável independente discretizada ou `geom_quantile()`. Vamos avaliar o melhor dos cenários:

```
iamonds %>%
  ggplot(aes(carat, price)) +
  geom_point() +
  tema
```



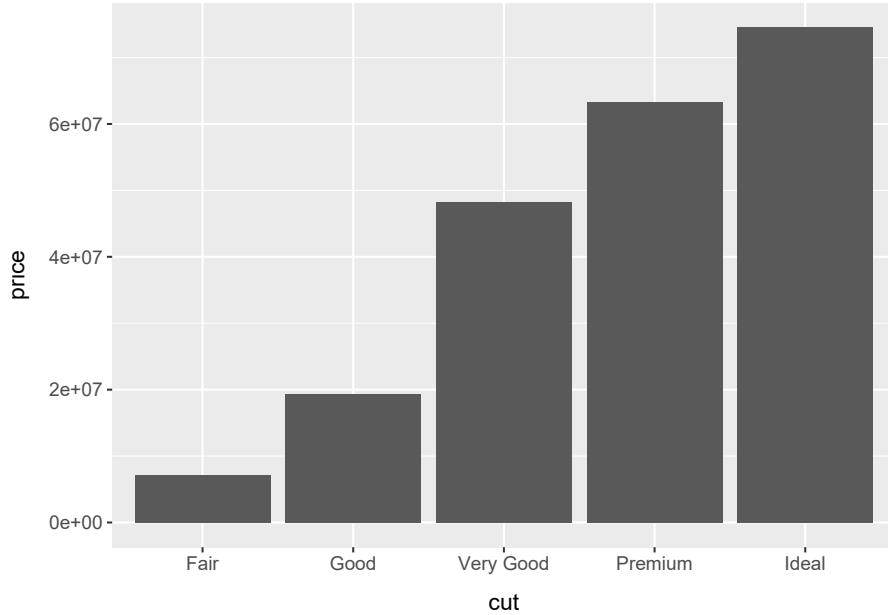
```
diamonds %>%
  ggplot(aes(carat, price)) +
  geom_boxplot(aes(group = cut_width(carat, .1))) +
  tema
```



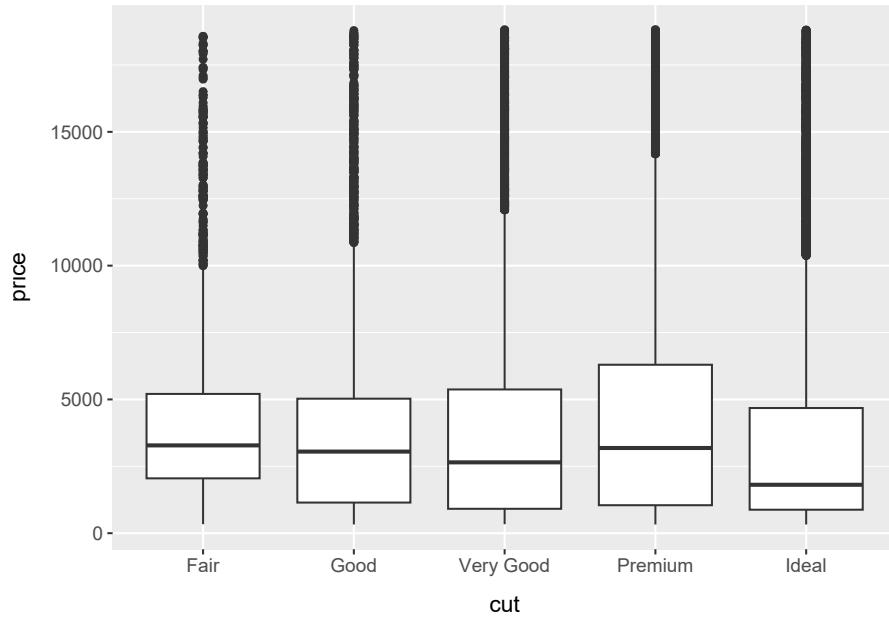
Com base nas imagens acima, podemos ver que existe uma relação positiva entre `carat` e `price`, o que indica que possivelmente essas duas variáveis estão bem correlacionadas. Note ainda que a representação via boxplot ficou um pouco melhor do que a representação por pontos.

Vamos agora avaliar a variável `cut`. Por se tratar de uma variável discreta, podemos utilizar `geom_col()`, `geom_boxplot()`, `geom_dotplot()` ou `geom_violin()`. Vamos avaliar cada um deles.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut, price)) +
  geom_col() +
  tema
```

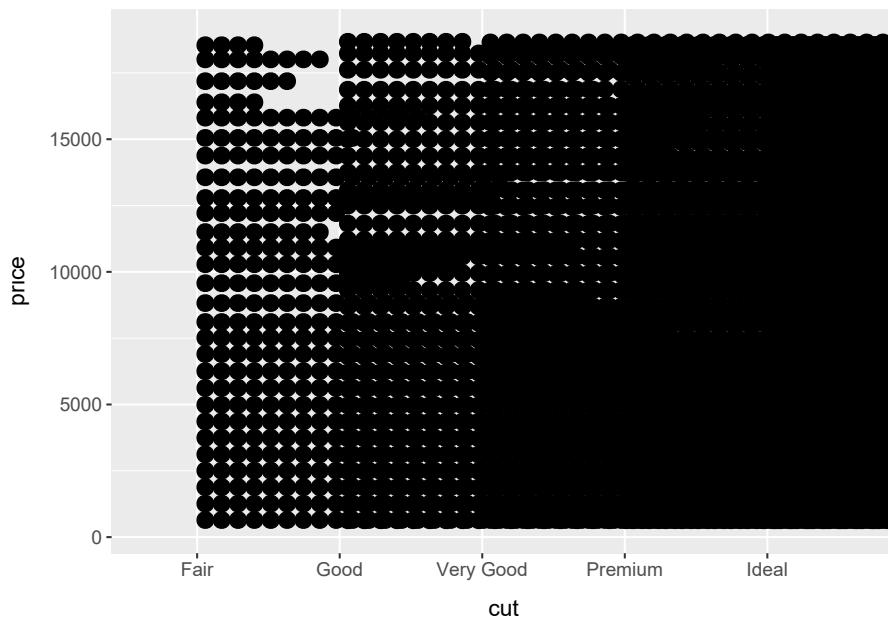


```
iamonds %>%
  ggplot(aes(cut, y = price)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```

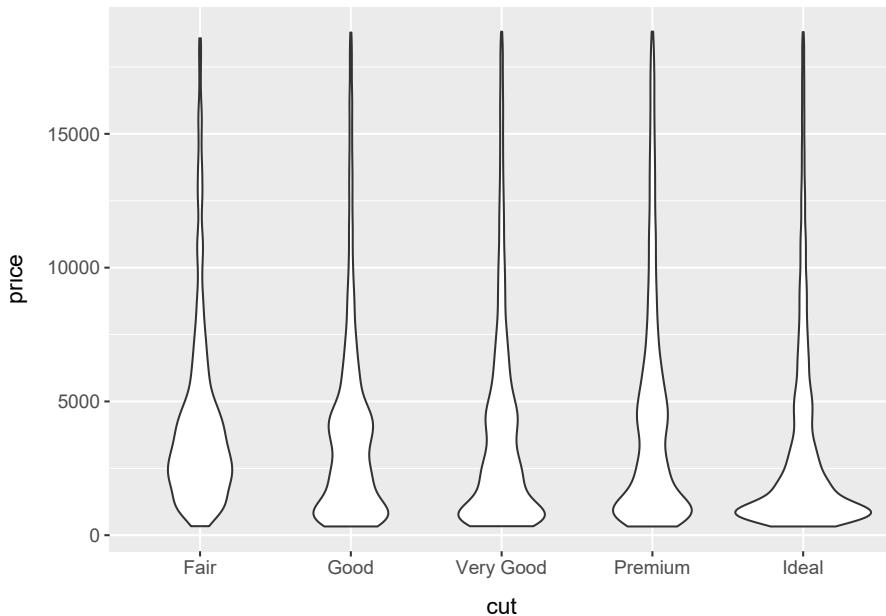


```
iamonds %>%
  ggplot(aes(cut, price)) +
  geom_dotplot(binaxis = "y") +
  tema
```

```
## Bin width defaults to 1/30 of the range of the data. Pick better value with
## `binwidth`.
```



```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut, price)) +
  geom_violin(scale = "area") +
  tema
```



Notamos que os gráficos gerados por `geom_col()` e `geom_dotplot()` não geraram nenhum resultado interessante. Este devido à poluição visual e aquele devido a mostrar uma contagem dos elementos em cada grupo, e não a associação entre as variáveis.

Tanto com `geom_boxplot()`, quanto com `geom_violin()`, podemos perceber que há uma correlação negativa muito fraca entre as variáveis e, desta forma, podemos considerar que `cut` não é interessante para predizer os preços dos diamantes.

Sigamos para a variável `color`:

```
library(ggplot2)
diamonds %>%
  ggplot(aes(color, price)) +
  geom_boxplot() +
  theme
```



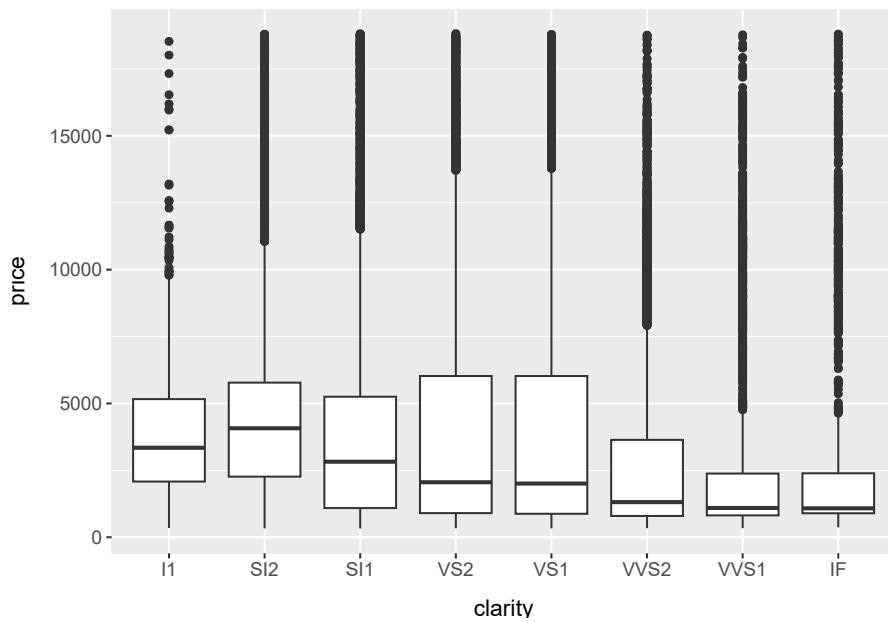
```
iamonds %>%
  ggplot(aes(color, price)) +
  geom_violin(scale = "area") +
  tema
```



Como podemos perceber, a relação entre as variáveis não é significativa, portanto, descartaremos `color`.

Seguindo em frente, precisamos avaliar a variável `clarity`:

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(clarity, price)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```



```
iamonds %>%
  ggplot(aes(color, price)) +
  geom_violin(scale = "area") +
  tema
```



Notamos também que a variável não tem correção com o preço.

Concluímos, portanto, que a melhor variável para predizer o preço do diamante é carat.

Agora, avaliaremos a relação entre carat e cut.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut, carat)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```



Há uma relação negativa muito leve entre `cut` e `carat`, mas isso não é suficiente para dizer que uma impacta na outra. Há grande variabilidade de `carat` dentro de cada tipo de corte (`cut`) e, nota-se, os diamantes de grande quilate (provavelmente pedras grandes), tem um corte apenas justo. Isso pode se dar ao fato de que, quanto menor o diamante, melhor precisa ser o corte para que se consiga um bom valor. Além disso, é presumível que é mais fácil vender um diamante pequeno do que um grande, por isso talvez o preço não seja tão alto.

Exercício 5.5.3

Instale o pacote `ggstance` e crie um boxplot horizontal. Como isso se compara a usar `coord_flip()`?

Solução.

```
library(ggstance)

## 
## Attaching package: 'ggstance'

## The following objects are masked from 'package:ggplot2':
## 
##     geom_errorbarh, GeomErrorbarh
```

```
diamonds %>%
```

```
  ggplot(aes(carat, cut)) +
```

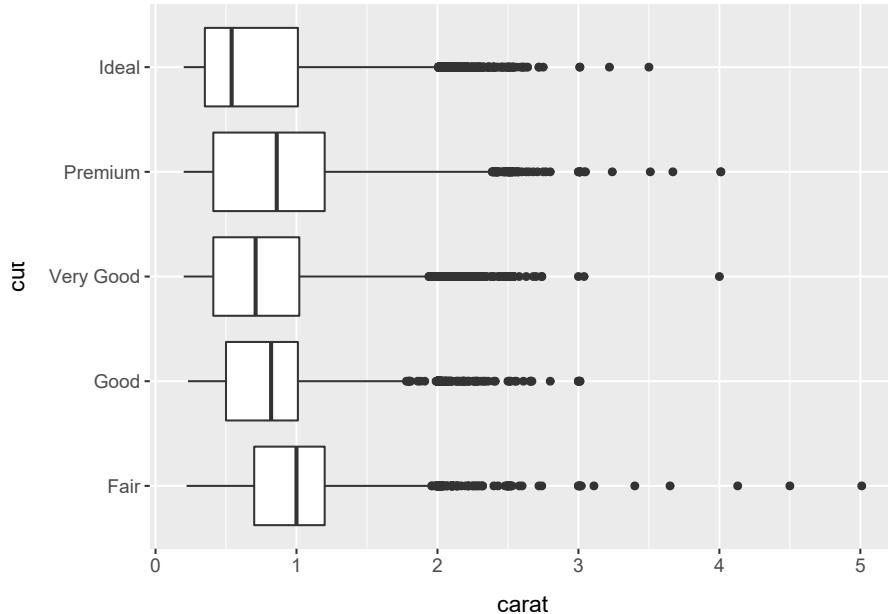
```
    geom_boxplot() +
```

```
    tema
```

```
## Warning: The following aesthetics were dropped during statistical transformation: x
## i This can happen when ggplot fails to infer the correct grouping structure in
##   the data.
## i Did you forget to specify a `group` aesthetic or to convert a numerical
##   variable into a factor?
```

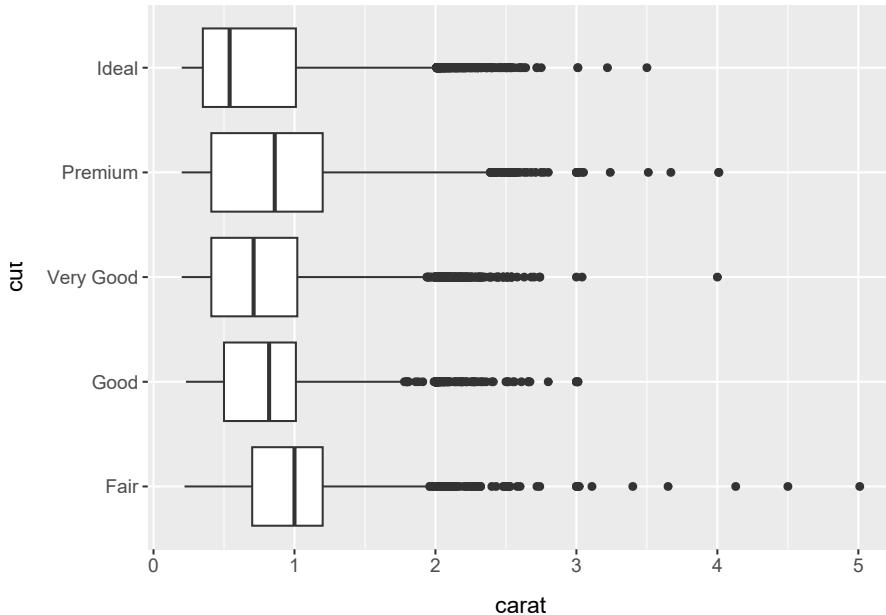
```
## Warning: Using the `size` aesthetic with geom_segment was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use the `linewidth` aesthetic instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call `lifecycle::last_lifecycle_warnings()` to see where this warning was
## generated.
```

```
## Warning: Using the `size` aesthetic with geom_polygon was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use the `linewidth` aesthetic instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call `lifecycle::last_lifecycle_warnings()` to see where this warning was
## generated.
```



```
library(ggplot2)
library(dplyr)

diamonds %>%
  ggplot(aes(cut, carat)) +
  geom_boxplot() +
  coord_flip() +
  tema
```



A diferença está apenas no mapeamento.

Exercício 5.5.4

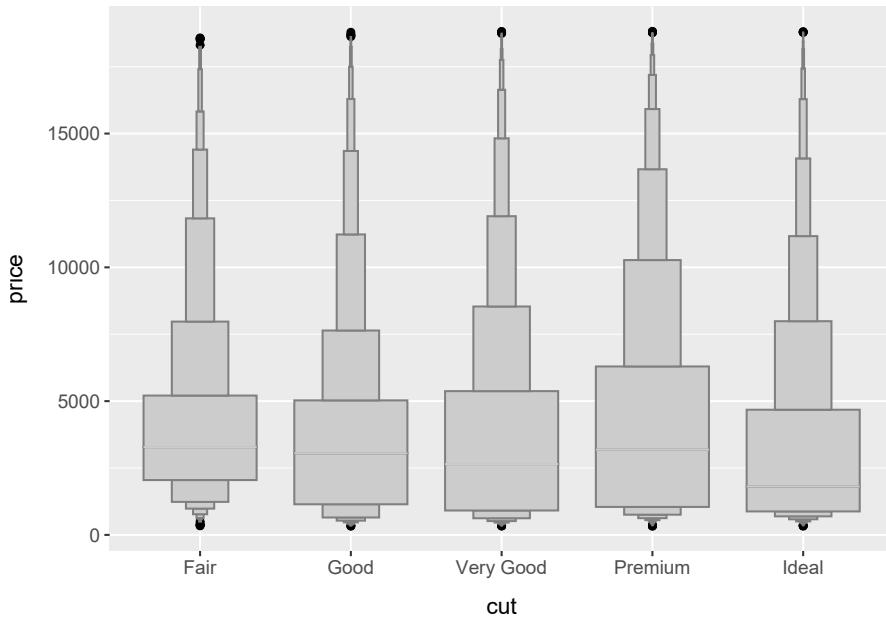
Um problema com boxplots é que eles foram desenvolvidos em uma era de conjuntos de dados muito menores e tendem a exibir um número proibitivamente grande de “valores fora da curva”. Uma abordagem para remediar esse problema é o *letter value plot*. Instale o `lvplot` e tente usar `geom_lv()` para exibir a distribuição de preço versus corte. O que você aprendeu? Como você interpreta os gráficos?

Solução. ???

```
library(lvplot)

diamonds %>%
  ggplot(aes(cut, price)) +
```

```
geom_lv(width.method = "height") +  
tema
```

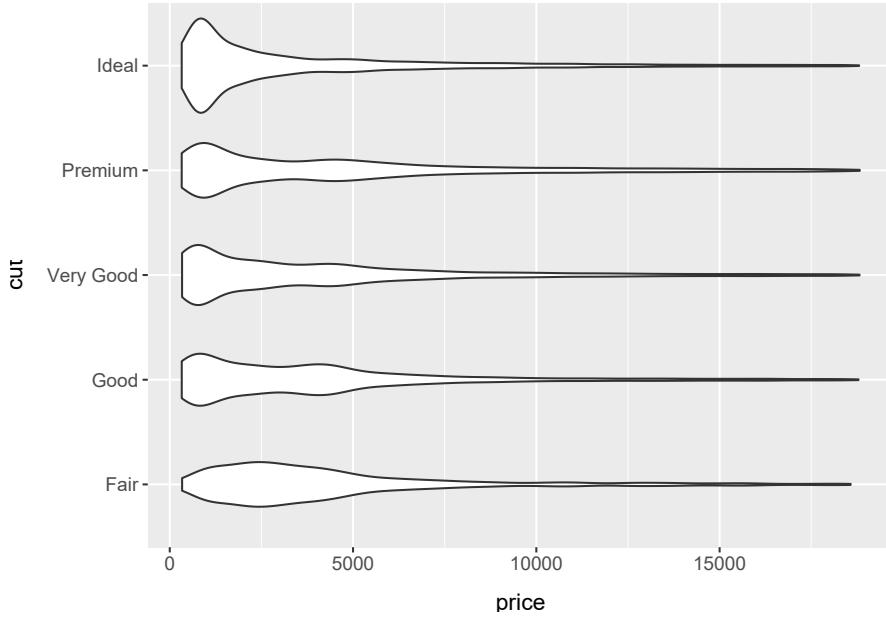


Exercício 5.5.5

Compare e contraste `geom_violin()` com `geom_histogram()` facetado, ou um `geom_freqpoly()` colorido. Quais são os prós e contras de cada método?

Solução. Com o polígono de frequência é mais fácil comparar os grupos, uma vez que as linhas são sobrepostas, contudo muitas vezes pode se tornar complicado visualizar o comportamento/variação de cada grupo individualmente. O violino e o histograma permitem visualizar a distribuição em cada grupo, contudo fica mais complicado fazer a comparação.

```
# Violin  
diamonds %>%  
  ggplot(aes(cut, price)) +  
    geom_violin() +  
    coord_flip() +  
    tema
```



```
# Histogram
diamonds %>%
  ggplot(aes(price)) +
  geom_histogram() +
  facet_wrap(~ cut, ncol = 1, scale = "free_y") +
  tema

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



```
#Frequency Polygon
diamonds %>%
  ggplot(aes(price, ..density.., color = cut)) +
  geom_freqpoly(binwidth = 500) +
  tema
```

```
## Warning: The dot-dot notation (`..density..`) was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use `after_stat(density)` instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call `lifecycle::last_lifecycle_warnings()` to see where this warning was
## generated.
```



Exercício 5.5.6

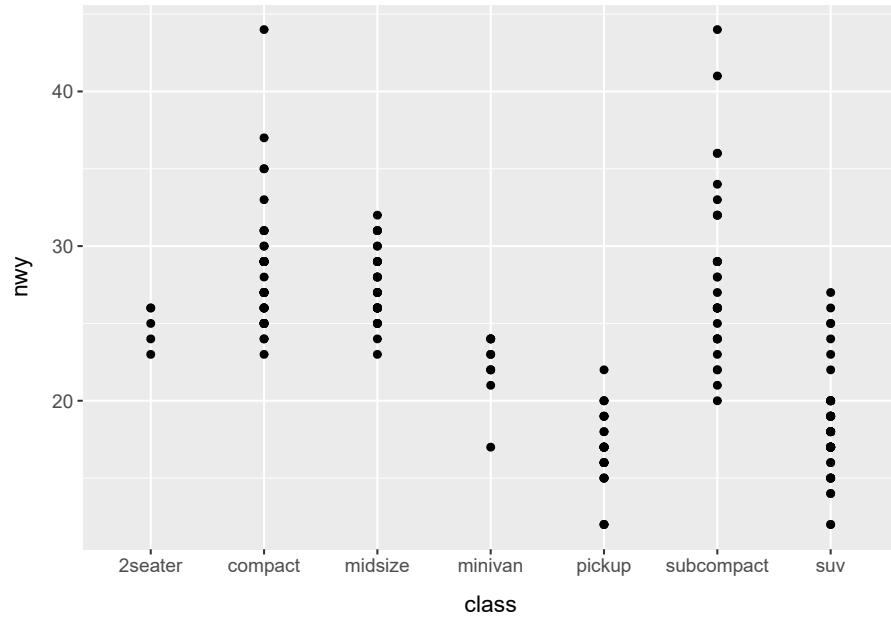
Se você tem um conjunto de dados pequeno, às vezes é útil usar `geom_jitter()` para ver a relação entre uma variável contínua e uma categórica. O pacote **ggbeeswarm** fornece alguns métodos similares a `geom_jitter()`. Liste-os e descreva brevemente o que cada um faz.

Solução. O pacote oferece duas geoms. A primeira, `geom_quasirandom()` mistura o `jitter` com a aparência do gráfico violino. A segunda, `geom_beeswarm()` produz gráficos parecidos com violinos, mas com alguma sobreposição.

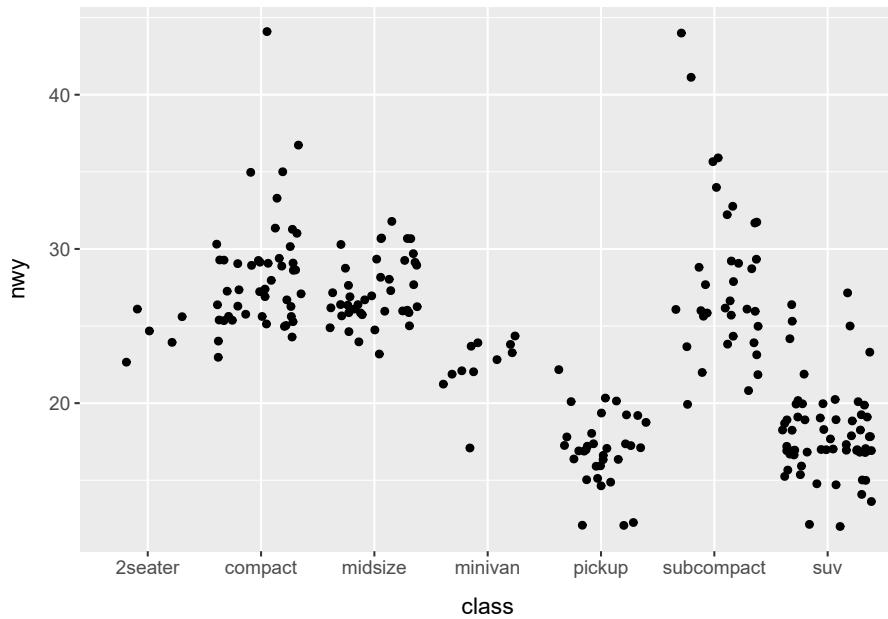
Em comparação ao `geom_jitter()`, o pacote `ggbeeswarm()` permite uma melhor visualização dos clusteres, caso existam. No nosso exemplo, os clusters seriam as próprias classes, ele evita que os pontos de uma classe se aproximem demais da classe ao lado, gerando uma melhor visualização. Também mantém mais ou menos agrupados as “alturas” no eixo y, isto é, o erro é colocado apenas em uma das direções.

```
library(ggbeeswarm)

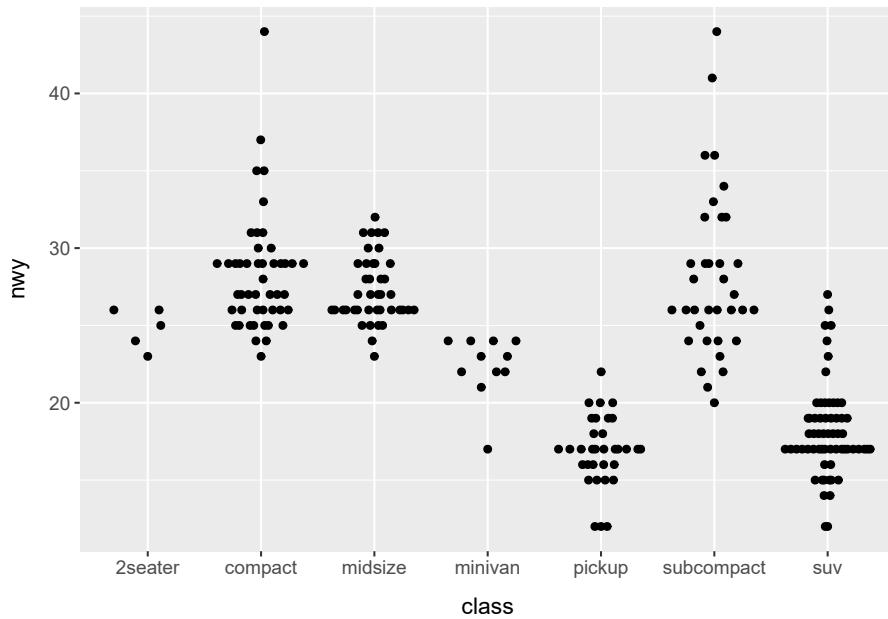
mpg %>%
  ggplot(aes(class, hwy)) +
  geom_point() +
  tema
```



```
mpg %>%
  ggplot(aes(class, hwy)) +
  geom_jitter() +
  tema
```



```
mpg %>%
  ggplot(aes(class, hwy)) +
  geom_quasirandom() +
  tema
```



```
mpg %>%
  ggplot(aes(class, hwy)) +
  geom_beeswarm() +
  tema
```

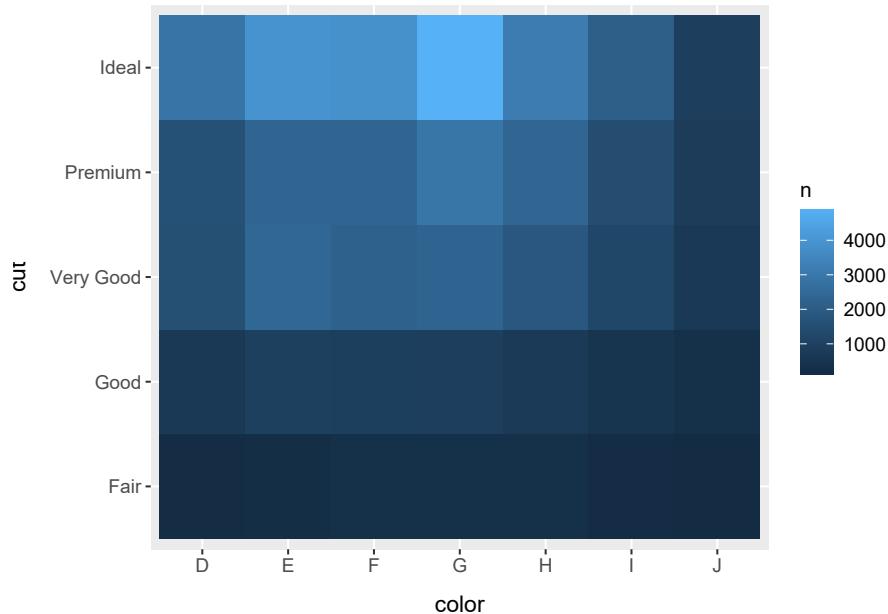


Exercício 5.5.7

Como você alteraria a escala do conjunto de dados diamonds para mostrar mais claramente a distribuição de corte dentro de cor ou cor dentro de corte?

Solução. Pode-se melhorar usando a proporção de cut dentro de color, porém a mudança não foi tão significativa.

```
diamonds %>%
  count(color, cut) %>%
  ggplot(aes(color, cut)) +
  geom_tile(mapping = aes(fill = n)) +
  tema
```



```
library(dplyr)
library(ggplot2)

diamonds %>%
  count(color, cut) %>%
  group_by(color) %>%
  mutate(
    prop = n / sum(n)
  ) %>%
  ggplot(aes(color, cut)) +
  geom_tile(mapping = aes(fill = prop)) +
  tema
```



Exercício 5.5.8

Use `geom_tile()` junto de `dplyr` para explorar como os atrasos médios dos voos variam por destino e mês. O que dificulta a leitura do gráfico? Como você melhorá-lo?

Solução. ???

```
flights %>%
  group_by(month, dest) %>%
  summarise(
    dep_delay = mean(dep_delay, na.rm = TRUE) # Agrupar por mês e destino
  ) %>%
  group_by(dest) %>%
  filter(n() == 12) %>%
  ungroup() %>%
  ggplot(aes(factor(month), dest, fill = dep_delay)) +
  geom_tile()

## `summarise()` has grouped output by 'month'. You can override using the
## `.` argument.
```



Exercício 5.5.9

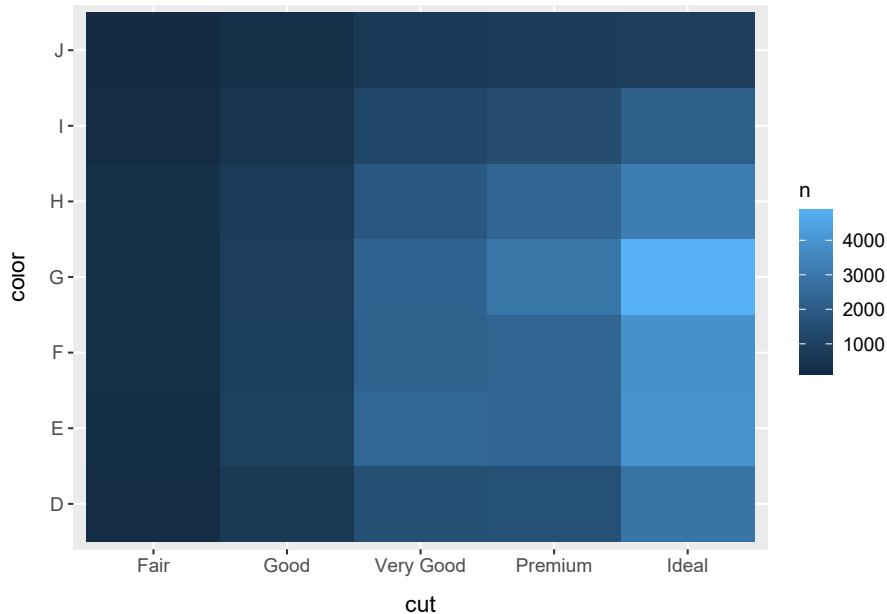
Por que é um pouco melhor usar `aes(x = color, y = cut)` em vez de `aes(c = cut, y = color)` no exemplo anterior?

Solução. ???

```
iamonds %>%
  count(color, cut) %>%
  ggplot(aes(color, cut)) +
  geom_tile(mapping = aes(fill = n)) +
  tema
```



```
iamonds %>%
  count(cut, color) %>%
  ggplot(aes(cut, color)) +
  geom_tile(mapping = aes(fill = n)) +
  tema
```



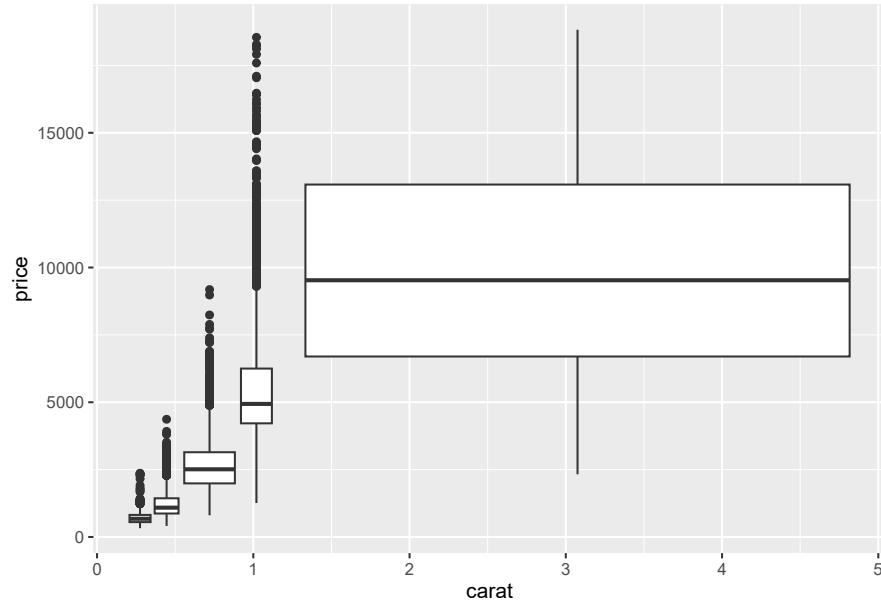
Exercício 5.5.10

Em vez de resumir a distribuição condicional com um boxplot, pode-se usar um polígono de frequência. O que você precisa considerar ao usar `cut_width()` versus `cut_number()`? Como isso impacta uma visualização da distribuição 2D de `carat` e `price`?

Solução. Utilizamos `cut_width()` quando queremos determinar o tamanho das classes que serão exibidas e `cut_number()` quando queremos determinar o número de classes.

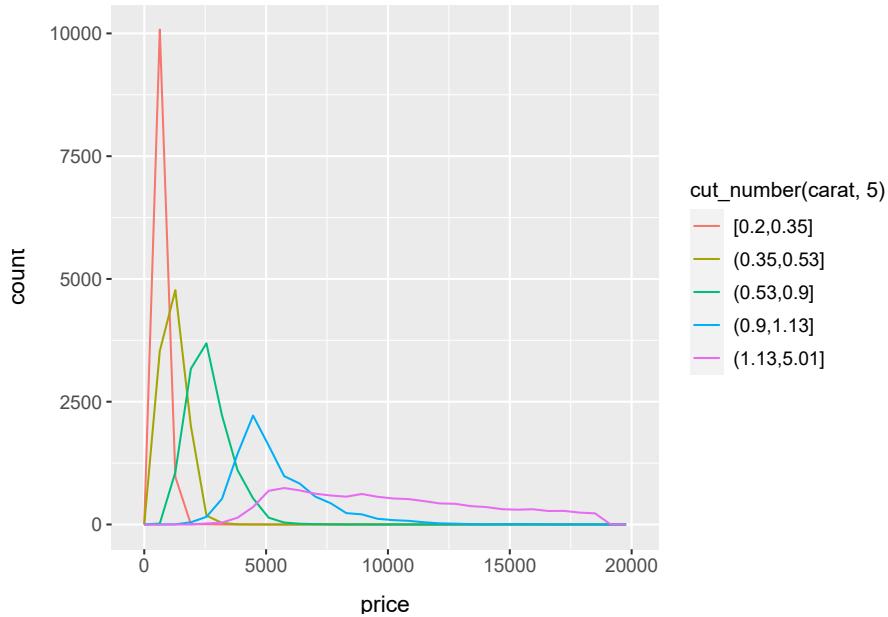
Se o número total de classes for muito grande, a visualização fica comprometida. Se for pequeno demais, não captaremos comportamentos importantes.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(carat, price)) +
  geom_boxplot(aes(group = cut_number(carat, 5)))
```



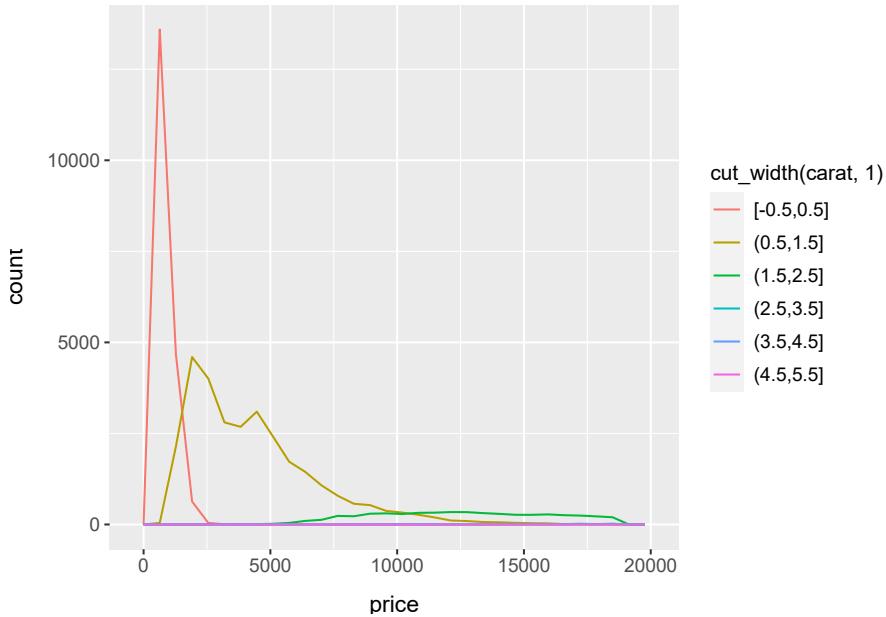
```
diamonds %>%
  ggplot(aes(price)) +
  geom_freqpoly(aes(color = cut_number(carat, 5))) +
  tema
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



```
diamonds %>%
  ggplot(aes(price)) +
  geom_freqpoly(aes(color = cut_width(carat, 1))) +
  tema
```

`stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.

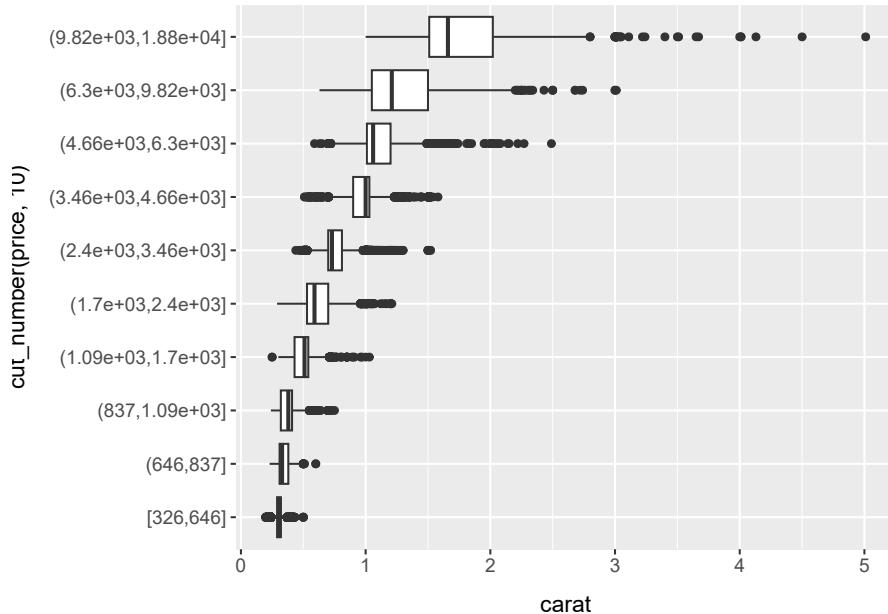


Exercício 5.5.11

Visualize a distribuição de carat, particionada por price.

Solução. Inicialmente vamos utilizar boxplot para visualizar a distribuição. Vamos dividir os preços em 10 grupos.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_number(price, 10), carat)) +
  geom_boxplot() +
  coord_flip() +
  tema
```



Note que, `cut_number()` dividiu os grupos de modo a ter a mesma quantidade de registros em cada classe e isso acaba gerando classes de larguras diferentes. É mais fácil comparar classes de mesma largura, por isso vamos refazer a visualização utilizando `cut_width()`:

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2000), carat)) +
  geom_boxplot() +
  coord_flip() +
  tema
```



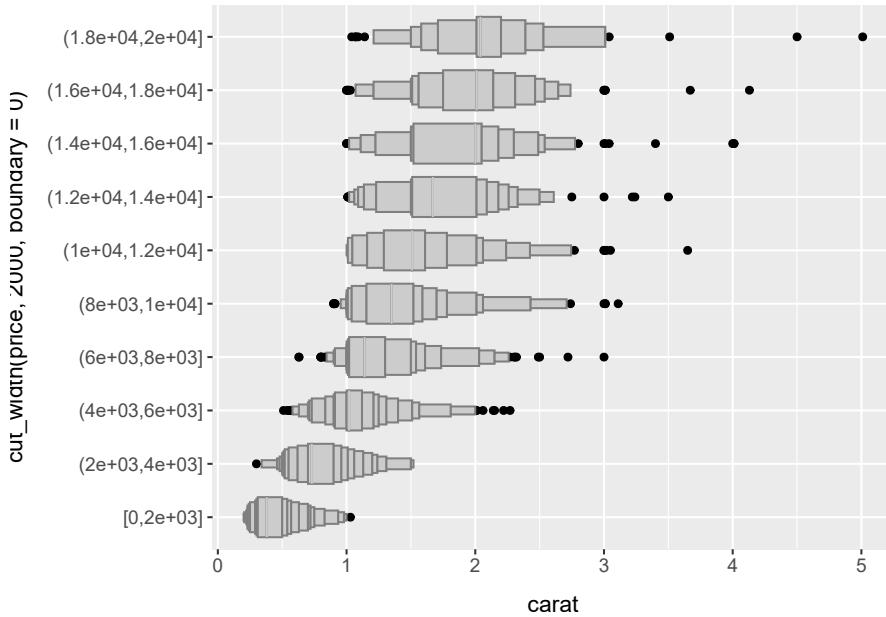
A visualização ficou um pouco melhor, porém temos uma classe que inclui valores negativos. Vamos corrigir isso utilizando o argumento `boundary`:

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2000, boundary = 0), carat)) +
  geom_boxplot() +
  coord_flip() +
  tema
```



Como existem muitos *outliers*, vamos tentar utilizar o *letter value*:

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2000, boundary = 0), carat)) +
  geom_lv() +
  coord_flip() +
  tema
```



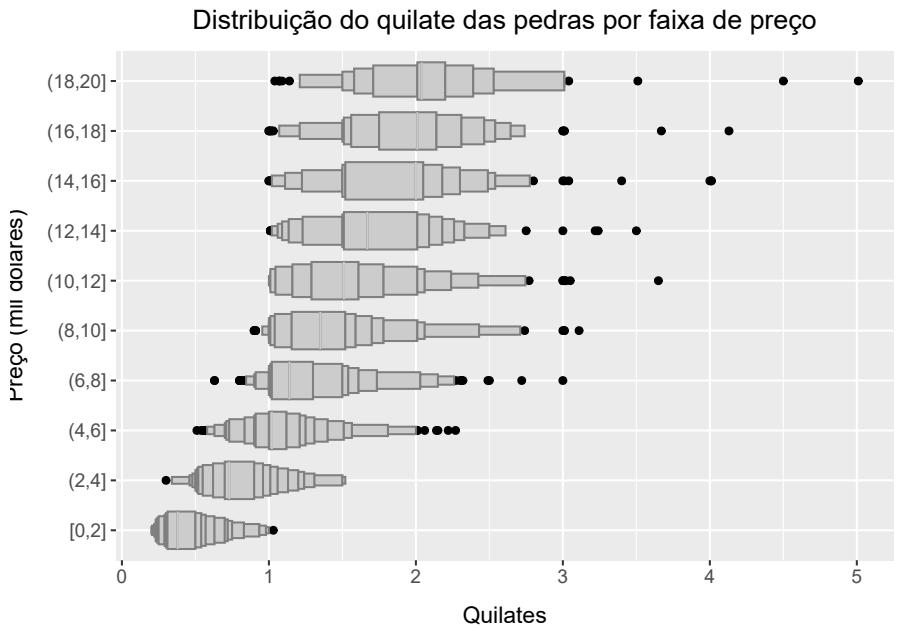
Para melhorar a visualização das classes, vamos também mudar a unidade de `price` de dólares para milhares de dólares, basta dividirmos os valores por 1000:

```
iamonds %>%
  mutate (price = price / 1000) %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2, boundary = 0), carat)) +
  geom_lv() +
  coord_flip() +
  tema
```



Agora vamos melhorar os títulos do gráfico:

```
diamonds %>%
  mutate (price = price / 1000) %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2, boundary = 0), carat)) +
  geom_lv() +
  coord_flip() +
  labs(
    title = "Distribuição do quilate das pedras por faixa de preço",
    y = "Quilates",
    x = "Preço (mil dólares)"
  ) +
  tema
```



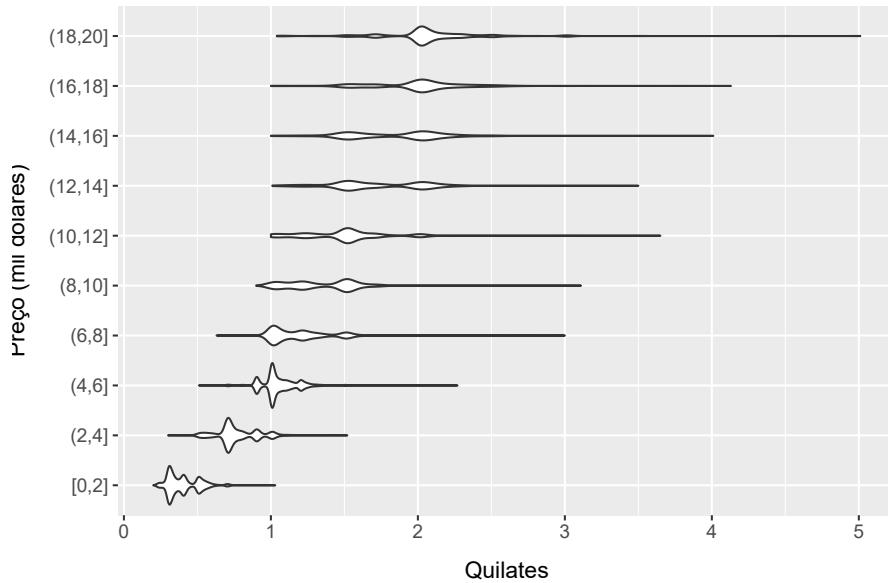
O gráfico está pronto.

Note que poderíamos ter utilizado a `geom_violin()`, porém, neste caso, não teríamos uma visão muito boa dos outliers.

```

diamonds %>%
  mutate(price = price / 1000) %>%
  ggplot(aes(cut_width(price, 2, boundary = 0), carat)) +
  geom_violin() +
  coord_flip() +
  labs(
    title = "Distribuição do quilate das pedras por faixa de preço",
    y = "Quilates",
    x = "Preço (mil dólares)"
  ) +
  tema
  
```

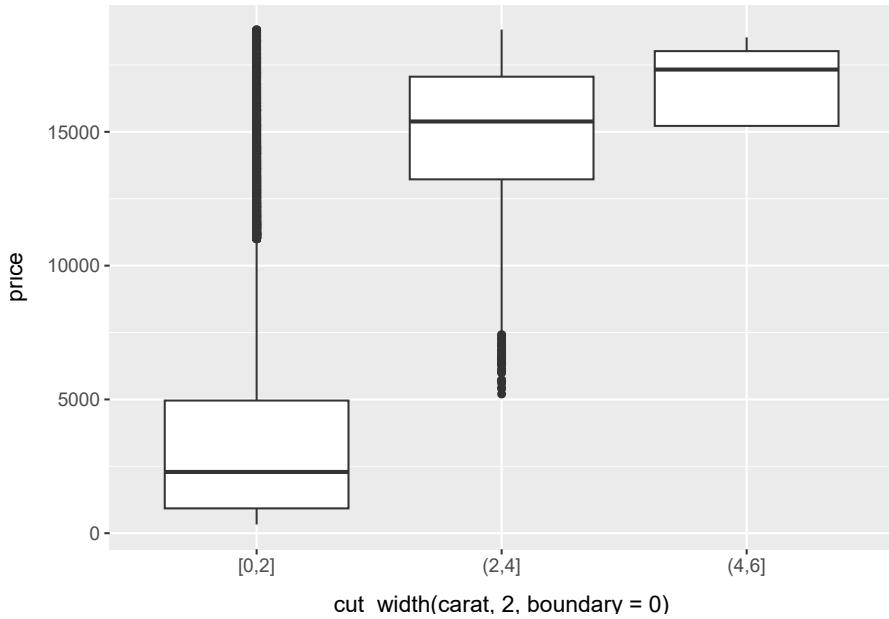
Distribuição do quilate das pedras por faixa de preço

**Exercício 5.5.12**

Como a distribuição de preços de diamantes muito grandes se compara à de diamantes pequenos? É como você esperava ou isso lhe surpreende?

Solução. ???

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_width(carat, 2, boundary = 0), price)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```



Exercício 5.5.13

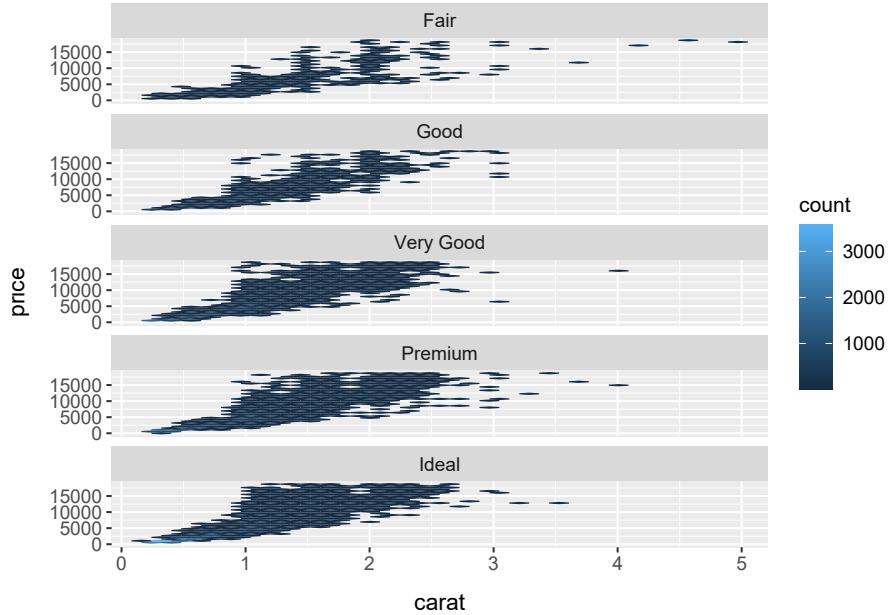
Combine duas técnicas que você aprendeu para visualizar a distribuição combinada de `cut`, `carat` e `price`.

Solução.

```
diamonds %>%
  ggplot(aes(cut_number(carat, 5), price, color = cut)) +
  geom_boxplot() +
  tema
```



```
iamonds %>%
  ggplot(aes(carat, price)) +
  geom_hex() +
  facet_wrap(~ cut, ncol = 1) +
  tema
```



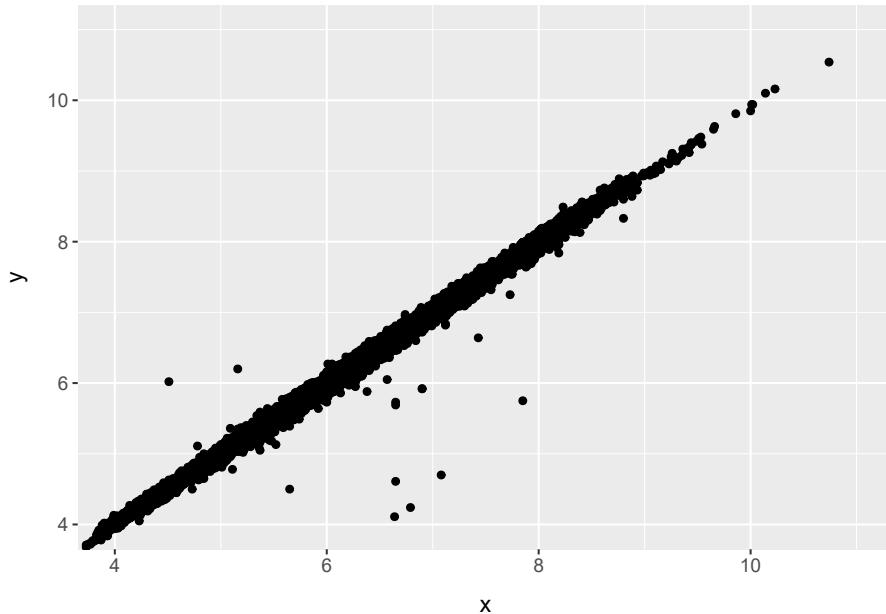
```
iamonds %>%
  ggplot(aes(cut_number(carat, 10), cut, fill = desc(price))) +
  geom_tile() +
  tema
```



Exercício 5.5.14

Gráficos bidimensionais revelam pontos fora da curva que não são visíveis em gráficos unidimensionais. Por exemplo, alguns pontos no gráfico a seguir tem uma combinação incomum de valores de x e y , que faz pontos ficarem fora da curva, mesmo embora seus valores x e y pareçam normais quando examidanos separadamente.

```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_point(mapping = aes(x = x, y = y)) +  
  coord_cartesian(xlim = c(4, 11), ylim = c(4, 11)) +  
  tema
```



Por que um diagrama de dispersão é uma exibição melhor do que um diagrama de caixa neste caso?

Solução. Como os valores de x e y são fortemente relacionados, os outliers não vão aparecer no extremo de uma ou outra coordenada, mas em proporções desiguais dos diamantes.

5.6 Padrões e modelos

Não temos exercícios nesta seção.

5.7 Chamadas ggplot2

Não temos exercícios nesta seção.

5.8 Aprendendo mais

Não temos exercícios nesta seção.



6

Fluxo de trabalho: projetos

6.1 O que é real?

Não temos exercícios nesta seção.

6.2 Onde sua análise vive?

Não temos exercícios nesta seção.

6.3 Caminhos e diretórios

Não temos exercícios nesta seção.

6.4 Projetos RStudio

Não temos exercícios nesta seção.

6.5 Resumo

Não temos exercícios nesta seção.



Parte II

Wrangle



7

Tibbles com tibble

7.1 Introdução

Não temos exercícios nesta seção.

7.2 Criando tibbles

Não temos exercícios nesta seção.

7.3 Tibbles *versus* `data.frame`

Não temos exercícios nesta seção.

7.4 Interagindo com códigos mais antigos

Exercício 7.4.1

Como você consegue dizer se um objeto é um tibble? (Dica: tente imprimir `mtcars`, que é um dat

Solução.

```
print(mtcars)
```

	mpg	cyl	disp	hp	drat	wt	qsec	vs	am	gear	carb
## Mazda RX4	21.0	6	160.0	110	3.90	2.620	16.46	0	1	4	4
## Mazda RX4 Wag	21.0	6	160.0	110	3.90	2.875	17.02	0	1	4	4
## Datsun 710	22.8	4	108.0	93	3.85	2.320	18.61	1	1	4	1
## Hornet 4 Drive	21.4	6	258.0	110	3.08	3.215	19.44	1	0	3	1
## Hornet Sportabout	18.7	8	360.0	175	3.15	3.440	17.02	0	0	3	2
## Valiant	18.1	6	225.0	105	2.76	3.460	20.22	1	0	3	1
## Duster 360	14.3	8	360.0	245	3.21	3.570	15.84	0	0	3	4
## Merc 240D	24.4	4	146.7	62	3.69	3.190	20.00	1	0	4	2
## Merc 230	22.8	4	140.8	95	3.92	3.150	22.90	1	0	4	2
## Merc 280	19.2	6	167.6	123	3.92	3.440	18.30	1	0	4	4
## Merc 280C	17.8	6	167.6	123	3.92	3.440	18.90	1	0	4	4
## Merc 450SE	16.4	8	275.8	180	3.07	4.070	17.40	0	0	3	3
## Merc 450SL	17.3	8	275.8	180	3.07	3.730	17.60	0	0	3	3
## Merc 450SLC	15.2	8	275.8	180	3.07	3.780	18.00	0	0	3	3
## Cadillac Fleetwood	10.4	8	472.0	205	2.93	5.250	17.98	0	0	3	4
## Lincoln Continental	10.4	8	460.0	215	3.00	5.424	17.82	0	0	3	4
## Chrysler Imperial	14.7	8	440.0	230	3.23	5.345	17.42	0	0	3	4
## Fiat 128	32.4	4	78.7	66	4.08	2.200	19.47	1	1	4	1
## Honda Civic	30.4	4	75.7	52	4.93	1.615	18.52	1	1	4	2
## Toyota Corolla	33.9	4	71.1	65	4.22	1.835	19.90	1	1	4	1
## Toyota Corona	21.5	4	120.1	97	3.70	2.465	20.01	1	0	3	1
## Dodge Challenger	15.5	8	318.0	150	2.76	3.520	16.87	0	0	3	2
## AMC Javelin	15.2	8	304.0	150	3.15	3.435	17.30	0	0	3	2
## Camaro Z28	13.3	8	350.0	245	3.73	3.840	15.41	0	0	3	4
## Pontiac Firebird	19.2	8	400.0	175	3.08	3.845	17.05	0	0	3	2
## Fiat X1-9	27.3	4	79.0	66	4.08	1.935	18.90	1	1	4	1
## Porsche 914-2	26.0	4	120.3	91	4.43	2.140	16.70	0	1	5	2
## Lotus Europa	30.4	4	95.1	113	3.77	1.513	16.90	1	1	5	2
## Ford Pantera L	15.8	8	351.0	264	4.22	3.170	14.50	0	1	5	4
## Ferrari Dino	19.7	6	145.0	175	3.62	2.770	15.50	0	1	5	6
## Maserati Bora	15.0	8	301.0	335	3.54	3.570	14.60	0	1	5	8
## Volvo 142E	21.4	4	121.0	109	4.11	2.780	18.60	1	1	4	2

```
print(as.tibble(mtcars))
```

```
## Warning: `as.tibble()` was deprecated in tibble 2.0.0.
## i Please use `as_tibble()` instead.
## i The signature and semantics have changed, see `?as_tibble`.
```

```
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call `lifecycle::last_lifecycle_warnings()` to see where this warning was
## generated.

## # A tibble: 32 x 11
##   mpg   cyl  disp    hp  drat    wt  qsec    vs    am  gear  carb
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 21      6   160   110  3.9   2.62  16.5     0     1     4     4
## 2 21      6   160   110  3.9   2.88  17.0     0     1     4     4
## 3 22.8    4   108   93   3.85  2.32  18.6     1     1     4     1
## 4 21.4    6   258   110  3.08  3.22  19.4     1     0     3     1
## 5 18.7    8   360   175  3.15  3.44  17.0     0     0     3     2
## 6 18.1    6   225   105  2.76  3.46  20.2     1     0     3     1
## 7 14.3    8   360   245  3.21  3.57  15.8     0     0     3     4
## 8 24.4    4   147.   62   3.69  3.19  20       1     0     4     2
## 9 22.8    4   141.   95   3.92  3.15  22.9     1     0     4     2
## 10 19.2   6   168.   123  3.92  3.44  18.3     1     0     4     4
## # i 22 more rows
```

```
str(mtcars)
```

```
## 'data.frame': 32 obs. of 11 variables:
## $ mpg : num 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
## $ cyl : num 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
## $ disp: num 160 160 108 258 360 ...
## $ hp : num 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
## $ drat: num 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
## $ wt : num 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
## $ qsec: num 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
## $ vs : num 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
## $ am : num 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ gear: num 4 4 4 3 3 3 4 4 4 ...
## $ carb: num 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...
```

```
str(as.tibble(mtcars))
```

```
## # tibble [32 x 11] (S3:tbl_df/tbl/data.frame)
## $ mpg : num [1:32] 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
## $ cyl : num [1:32] 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
## $ disp: num [1:32] 160 160 108 258 360 ...
```

```
## $ hp : num [1:32] 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
## $ drat: num [1:32] 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
## $ wt : num [1:32] 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
## $ qsec: num [1:32] 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
## $ vs : num [1:32] 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
## $ am : num [1:32] 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ gear: num [1:32] 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
## $ carb: num [1:32] 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...
```

```
rownames(mtcars)
```

```
## [1] "Mazda RX4"           "Mazda RX4 Wag"      "Datsun 710"
## [4] "Hornet 4 Drive"      "Hornet Sportabout" "Valiant"
## [7] "Duster 360"          "Merc 240D"        "Merc 230"
## [10] "Merc 280"            "Merc 280C"        "Merc 450SE"
## [13] "Merc 450SL"          "Merc 450SLC"      "Cadillac Fleetwood"
## [16] "Lincoln Continental" "Chrysler Imperial" "Fiat 128"
## [19] "Honda Civic"         "Toyota Corolla"   "Toyota Corona"
## [22] "Dodge Challenger"   "AMC Javelin"     "Camaro Z28"
## [25] "Pontiac Firebird"   "Fiat X1-9"       "Porsche 914-2"
## [28] "Lotus Europa"        "Ford Pantera L"  "Ferrari Dino"
## [31] "Maserati Bora"       "Volvo 142E"
```

```
row.names(as.tibble(mtcars))
```

```
## [1] "1"  "2"  "3"  "4"  "5"  "6"  "7"  "8"  "9"  "10" "11" "12" "13" "14" "15"
## [16] "16" "17" "18" "19" "20" "21" "22" "23" "24" "25" "26" "27" "28" "29" "30"
## [31] "31" "32"
```

Há várias formas que podem nos ajudar a identificar se o conjunto de dados está organizado como um data frame padrão ou como um tibble:

- Ao utilizar o comando `print()`, um data frame comum imprime todas as observações, enquanto um tibble imprime apenas as 10 primeiras;
- Ao utilizar a função `str()`, o tipo de objeto é impresso;
- Ao utilizar a função `rownames()`, um data frame exibirá os nomes das observações (se houver), enquanto um tibble exibirá sempre um sequência numérica (???).

Exercício 7.4.2

Compare e constraste as seguintes operações em `data.frame` e `tibble` equivalente. Qual é a diferença? Por que os comportamentos do data frame padrão podem lhe causar frustração?

```
df <- data.frame(abc = 1, xyz = "a")
df$x
df[, "xyz"]
df[, c("abc", "xyz")]
```

Solução. Inicialmente vamos definir um `tibble` com o mesmo conteúdo do data frame proposto.

```
tb <- tibble(abc = 1, xyz = "a")
```

A seguir, executaremos os comandos correspondentes para avaliar a saída.

```
tb$x
```

```
## Warning: Unknown or uninitialized column: `x`.
```

```
## NULL
```

```
tb[, "xyz"]
```

```
## # A tibble: 1 × 1
##   xyz
##   <chr>
## 1 a
```

```
tb[, c("abc", "xyz")]
```

```
## # A tibble: 1 × 2
##   abc   xyz
##   <dbl> <chr>
## 1     1     a
```

Concluímos que:

- Ao utilizar o operador `$`, o data frame busca exibir a primeira (?) coluna que contenha `x`, enquanto num tibble, busca-se a coluna nomeada exatamente como `x`;
- Ao utilizar o nome completo de uma única variável com o operador `[`, um data frame imprime um vetor ou um valor singular, enquanto um tibble exibe sempre outro tibble;
- ao usar o operador `[` passando um vetor de variáveis, o data frame padrão retorna outro data frame e um tibble retorna outro tibble. Neste caso o comportamento é similar.

Exercício 7.4.3

Se você tem o nome de uma variável armazenada em um objeto, por exemplo `var <- "mpg"`, como você pode extrair a variável de referência para um tibble?

Solução. Tanto para o data frame quanto para um tibble, é possível utilizar o operador `[[`.

```
var <- "mpg"
mtcars[[var]]
```

```
## [1] 21.0 21.0 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 17.8 16.4 17.3 15.2 10.4
## [16] 10.4 14.7 32.4 30.4 33.9 21.5 15.5 15.2 13.3 19.2 27.3 26.0 30.4 15.8 19.7
## [31] 15.0 21.4
```

```
as.tibble(mtcars)[[var]]
```

```
## [1] 21.0 21.0 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 17.8 16.4 17.3 15.2 10.4
## [16] 10.4 14.7 32.4 30.4 33.9 21.5 15.5 15.2 13.3 19.2 27.3 26.0 30.4 15.8 19.7
## [31] 15.0 21.4
```

Exercício 7.4.4

Pratique referir-se a nomes de variáveis não sintáticos, no data frame a seguir:

```
annoyng <- tibble(
  `1` = 1:10,
  `2` = `1` * 2 + rnorm(length(`1`))
)
```

- a. Extrair a variável chamada 1.
- b. Plotar um diagrama de dispersão de 1 versus 2.
- c. Criar uma nova coluna chamada 3 que é 2 dividido por 1.
- d. Renomear as colunas para one, two e three.

Solução.

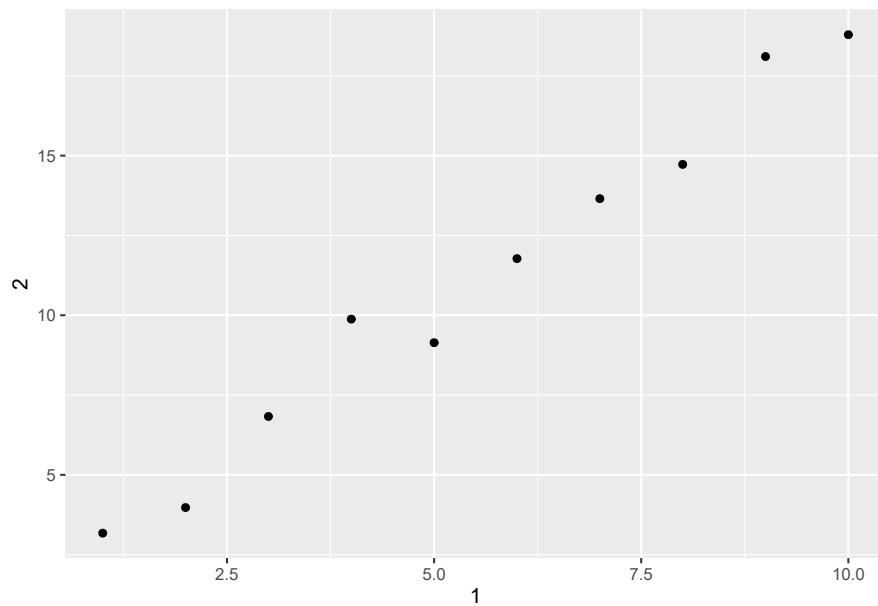
- a. Extrair a variável chamada 1.

```
annoyng$ `1`
```

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
```

- b. Plotar um diagrama de dispersão de 1 versus 2.

```
annoyng %>%
  ggplot(aes(`1`, `2`)) +
  geom_point()
```



- c. Criar uma nova coluna chamada 3 que é 2 dividido por 1.

```
annoyn$`3` <- annoyn$`2` / annoyn$`1`
```

- d. Renomear as colunas para one, two e three.

```
colnames(annoyn) <- c("one", "two", "three")
annoyn
```

```
## # A tibble: 10 x 3
##       one   two three
##   <int> <dbl> <dbl>
## 1     1   3.17  3.17
## 2     2   3.98  1.99
## 3     3   6.83  2.28
## 4     4   9.88  2.47
## 5     5   9.14  1.83
## 6     6  11.8   1.96
## 7     7  13.7   1.95
## 8     8  14.7   1.84
## 9     9  18.1   2.01
## 10    10  18.8   1.88
```

Exercício 7.4.5

O que `tibble::enframe()` faz? Quando você pode usá-lo?

Solução. Transforma um vetor de valores atômicos ou lista em um tibble de 2 colunas. É útil quando necessitarmos transformar um vetor em um dicionário ou uma lista de pares (nome, valor), por exemplo.

```
x <- letters
enframe(x)
```

```
## # A tibble: 26 x 2
##       name value
##   <int> <chr>
## 1     1 a
## 2     2 b
## 3     3 c
## 4     4 d
```

```
## 5      5 e
## 6      6 f
## 7      7 g
## 8      8 h
## 9      9 i
## 10     10 j
## # i 16 more rows
```

Exercício 7.4.6

Que opção controla quantos nomes de colunas adicionais são impressos no rodapé de um tibble?

Solução. Pode-se usar a opção `tibble.max_extra_cols`.

```
options(tibble.width = 30, tibble.max_extra_cols = 4)
print(as.tibble(mtcars))
```

```
## # A tibble: 32 x 11
##       mpg   cyl  disp    hp
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     21     6   160   110
## 2     21     6   160   110
## 3    22.8     4   108    93
## 4    21.4     6   258   110
## 5    18.7     8   360   175
## 6    18.1     6   225   105
## 7    14.3     8   360   245
## 8    24.4     4   147.    62
## 9    22.8     4   141.    95
## 10   19.2     6   168.   123
## # i 22 more rows
## # i 7 more variables:
## #   drat <dbl>, wt <dbl>,
## #   qsec <dbl>, vs <dbl>, ...
```



8

Importando dados com readr

8.1 Introdução

Não temos exercícios nesta seção.

8.2 Começando

Exercício 8.2.1

Qual função você usaria para ler um arquivo em que os campos são separados por “|”?

Solução. A melhor opção é utilizar a função `read_delim()` indicando o `|` para o argumento `delim`.

```
read_delim("a | b | c\n1 | 2 | 3", delim = " | ")
```

```
## Rows: 1 Columns: 3
## -- Column specification -----
## 
## Delimiter: " | "
## dbl (3): a, b, c
##
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.

## # A tibble: 1 x 3
##       a     b     c
##   <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     1     2     3
```

Exercício 8.2.2

Além de `file`, `skip` e `comment`, quais outros argumentos `read_csv()` e `read_tsv()` têm em comum?

Solução. Também são comuns os argumentos: `col_names`, `col_types`, `col_select`, `id`, `locale`, `na`, `quote`, `n_max`, `guess_max`, `progress`, `name_repair`, `num_threads`, `show_col_types`, `skip_empty_rows` e `lazy`.

Exercício 8.2.3

Quais são os argumentos importantes de `read_fwf()`?

Solução. ???

Eu chutaria `n`, `widths`, `start` e `end`.

Exercício 8.2.4

Às vezes, strings em um arquivo CSV contém vírgulas. Para evitar que causem problemas, elas precisam ser cercadas por um caractere de aspas, como " ou '. Por convenção, `read_csv()` supõe que as aspas serão ", e se você quiser mudá-las, precisará usar `read_delim()`. Quais argumentos você precisa especificar para ler o texto a seguir em um data frame?

"x,y\n1, 1, 'a, b'"

Solução. É possível utilizar o argumento `quote` para indicar caractere de citação.

```
read_csv("x, y\n1, 1, 'a, b'", quote = "/")
```

Exercício 8.2.5

Identifique o que há de errado com cada um dos seguintes arquivos CSV em linha. O que acontece quando você executa o código?

```
read_csv("a, b\n1, 2, 3\n4, 5, 6")
read_csv("a, b, c\n1, 2\n1, 2, 3, 4")
read_csv("a, b\n1\"1")
read_csv("a, b\n1, 2\na, b")
read_csv("a;b\n1; 3")
```

Solução. Para o primeiro caso, `read_csv("a, b\n1, 2, 3\n4, 5, 6")` o problema é que a linha de cabeçalhos tem apenas 2 colunas, enquanto as demais tem 3. O correto seria usar:

```
read_csv("a, b, c\n1, 2, 3\n4, 5, 6")  
  
## Rows: 2 Columns: 3  
## -- Column specification -----  
--  
## Delimiter: ","  
## dbl (3): a, b, c  
##  
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.  
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.  
  
## # A tibble: 2 × 3  
##       a     b     c  
##   <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1     1     2     3  
## 2     4     5     6
```

Para o segundo item, `read_csv("a, b, c\n1, 2\n1, 2, 3, 4")`, o problema é que há 4 colunas na segunda linha, 2 colunas na segunda e três na linha de cabeçalho. Uma correção possível seria:

```
read_csv("a, b, c, d\n1, 2, . , .\n1, 2, 3, 4", na = c("."))  
  
## Rows: 2 Columns: 4  
## -- Column specification -----  
--  
## Delimiter: ","  
## dbl (4): a, b, c, d  
##  
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.  
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.  
  
## # A tibble: 2 × 4  
##       a     b     c     d  
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1     1     2     NA     NA  
## 2     1     2     3     4
```

No terceiro exemplo, `read_csv("a, b\n1")`, há dois problemas: não há indicação do valor da variável `b` na segunda linha e há um caracter \ que parece estar perdido na linha. Uma solução possível é:

```
read_csv("a, b\n\"1\"", NA")  
  
## Rows: 1 Columns: 2  
## -- Column specification -----  
---  
## Delimiter: ","  
## dbl (1): a  
## lgl (1): b  
##  
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.  
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.  
  
## # A tibble: 1 × 2  
##       a     b  
##   <dbl> <lgcl>  
## 1     1    NA
```

No caso de `read_csv("a, b\n\"1\", 2\nna, b")`, não parece haver problemas. A menos que a última linha seja uma repetição do cabeçalho.

```
read_csv("a, b\n\"1\", 2\nna, b")  
  
## Rows: 2 Columns: 2  
## -- Column specification -----  
---  
## Delimiter: ","  
## chr (2): a, b  
##  
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.  
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.  
  
## # A tibble: 2 × 2  
##       a     b  
##   <chr> <chr>  
## 1     1     2  
## 2     a     b
```

Para o último exemplo, `read_csv("a;b\n1; 3")`, o erro é que o separador é ; e não ,.

```
read_csv2("a;b\n1; 3")  
  
## i Using ',',',' as decimal and ',.' as grouping mark. Use `read_delim()` for more control.  
  
## Rows: 1 Columns: 2  
## -- Column specification -----  
---  
## Delimiter: ";"  
## dbl (2): a, b  
##  
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.  
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.  
  
## # A tibble: 1 × 2  
##       a     b  
##   <dbl> <dbl>  
## 1     1     3
```

8.3 Analisando um vetor

Exercício 8.3.1

Quais são os argumentos mais importantes de `locale()`?

Solução. Os argumentos mais importantes são `encoding`, `decimal_mark`, `grouping_mark`.

Exercício 8.3.2

O que acontece se você tentar configurar `decimal_mark` e `grouping_mark` com o mesmo caractere? O que acontece com o valor padrão de `grouping_mark` quando você configura `decimal_mark` como ","? O que acontece com o valor padrão de `decimal_mark` quando você configura `grouping_mark` como "."?

Solução.

```
locale(grouping_mark = ".")
```

```
## <locale>
## Numbers: 123.456,78
## Formats: %AD / %AT
## Timezone: UTC
## Encoding: UTF-8
## <date_names>
## Days: Sunday (Sun), Monday (Mon), Tuesday (Tue), Wednesday (Wed), Thursday
##         (Thu), Friday (Fri), Saturday (Sat)
## Months: January (Jan), February (Feb), March (Mar), April (Apr), May (May),
##          June (Jun), July (Jul), August (Aug), September (Sep), October
##          (Oct), November (Nov), December (Dec)
## AM/PM: AM/PM
```

- Não é possível configurar `decimal_mark` e `grouping_mark` com o mesmo caractere. Se isto ocorrer, teremos um erro.
- Se usarmos `decimal_mark` como “,”, o valor de `grouping_mark` é automaticamente alterado para “.”;
- Se usarmos “.” para `grouping_mark`, o valor default de `decimal_mark` é alterado automaticamente para “,”;

Exercício 8.3.3

Eu não discuti as opções `date_format` e `time_format` para `locale()`. O que elas fazem? Construa um exemplo que mostre quando elas podem ser úteis.

Solução. Servem para indicar o formato padrão de data e hora, respectivamente.

```
parse_date("20-10-01", locale = locale(date_format = "%y-%m-%d", time_format = "%h:%M:%S"))
```

```
## [1] "2020-10-01"
```

Exercício 8.3.4

Se você mora fora dos Estados Unidos, crie um novo objeto de localização que englobe as configurações para os tipos de arquivo que você mais comumente lê.

Solução.

```
locale(
  decimal_mark = ",",
  grouping_mark = ".",
```

```
date_format = "%d/%m/%Y",
time_format = "%H:%M:%S",
date_names = "pt"
)

## <locale>
## Numbers: 123.456,78
## Formats: %d/%m/%Y / %H:%M:%S
## Timezone: UTC
## Encoding: UTF-8
## <date_names>
## Days: domingo (dom), segunda-feira (seg), terça-feira (ter), quarta-feira
##         (qua), quinta-feira (qui), sexta-feira (sex), sábado (sáb)
## Months: janeiro (jan), fevereiro (fev), março (mar), abril (abr), maio (mai),
##          junho (jun), julho (jul), agosto (ago), setembro (set), outubro
##          (out), novembro (nov), dezembro (dez)
## AM/PM: AM/PM
```

Exercício 8.3.5

Qual a diferença entre `read_csv()` e `read_csv2()`?

Solução. Enquanto `read_csv()` utiliza a vírgula como delimitador, o `read_csv2()` utiliza o ponto-e-vírgula.

Exercício 8.3.6

Quais são as codificações mais usadas na Europa? Quais as codificações mais usadas na Ásia? Procure no Google para descobrir.

Solução. ???

Exercício 8.3.7

Gere uma string de formatação correta para analisar cada uma das datas e horas a seguir:

```
d1 <- "January 1, 2010"
d2 <- "2015-Mar-07"
d3 <- "06-Jun-2016"
```

```
d4 <- c("August 19 (2015)", "July 1 (2015)")  
d5 <- "12/30/14" # Dec 30, 2014  
t1 <- "1705"  
t2 <- "11:15:10.12 PM"
```

Solução.

```
parse_date(d1, "%B %d, %Y")
```

```
## [1] "2010-01-01"
```

```
parse_date(d2, "%Y-%b-%d")
```

```
## [1] "2015-03-07"
```

```
parse_date(d3, "%d-%b-%Y")
```

```
## [1] "2016-06-06"
```

```
parse_date(d4, "%B %d (%Y)")
```

```
## [1] "2015-08-19" "2015-07-01"
```

```
parse_date(d5, "%m/%d/%y")
```

```
## [1] "2014-12-30"
```

```
parse_time(t1, "%H%M")
```

```
## 17:05:00
```

```
parse_time(t2, "%I:%M:%OS %p")
```

```
## 23:15:10.12
```

8.4 Analisando um arquivo

Não temos exercícios nesta seção.

8.5 Escrevendo em um arquivo

Não temos exercícios nesta seção.

8.6 Outros tipos de dados

Não temos exercícios nesta seção.



9

Arrumando dados com tidyverse

9.1 Introdução

9.2 Dados arrumados (Tidy Data)

9.3 Espalhando e reunindo

9.4 Separando e unindo

9.5 Valores faltantes

9.6 Estudo de caso

9.7 Dados desarrumados (não tidy)



10

Dados relacionais com dplyr

10.1 Introdução

10.2 nycflights13

10.3 Chaves (keys)

10.4 Mutating joins

10.5 Filtering joins

10.6 Problemas de joins

10.7 Operações de conjuntos



11

Strings com stringr

11.1 Introdução

11.2 O básico de string

11.3 Combinando padrões com expressões regulares

11.4 Ferramentas

11.5 Outros tipos de padrões

11.6 Outros usos para expressões regulares

11.7 string



12

Fatores com forcats

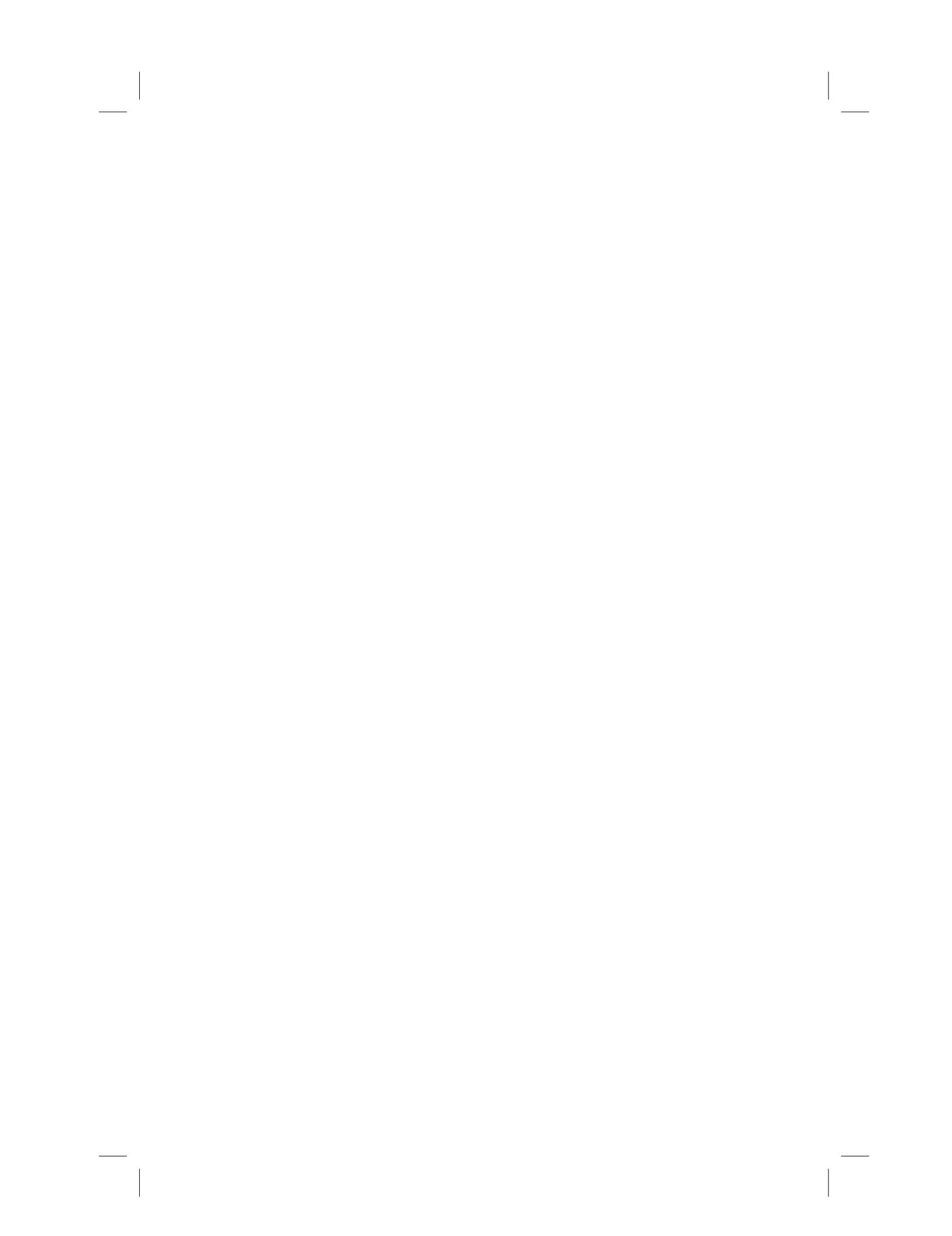
12.1 Introdução

12.2 Criando fatores

12.3 General Social Survey

12.4 Modificando a ordem dos fatores

12.5 Modificando níveis de fatores



13

Datas e horas com lubridate

13.1 Introdução

13.2 Criando data/horas

13.3 Componentes de data-hora

13.4 Intervalos de tempo

13.5 Fusos horários



Parte III

Programar



14

Pipes com magrittr

14.1 Introdução

14.2 Alternativas ao piping

14.3 Quando não usar o pipe

14.4 Outras ferramentas do magrittr



15

Funções

15.1 Introdução

15.2 Quando você deveria escrever uma função?

15.3 Funções são para humanos e computadores

15.4 Execução condicional

15.5 Argumentos de funções

15.6 Retorno de valores

15.7 Ambiente



16

Vetores

16.1 Introdução

16.2 O Básico de vetores

16.3 Tipos importantes de vetores atómicos

16.4 Usando vetores atómicos

16.5 Vetores recursivos (listas)

16.6 Atributos

16.7 Vetores aumentados



17

Iteração com purrr

17.1 Introdução

17.2 Loops `for`

17.3 Variações do loop `for`

17.4 Loops `for` versus funcionais

17.5 As funções `map`

17.6 Lidando com falhas

17.7 Fazendo `map` com vários argumentos

17.8 Walk

17.9 Outros padrões para loops `for`



18

(PART) Modelar



19

O básico de modelos com `modelr`

19.1 Introdução

19.2 Um modelo simples

19.3 Visualizando modelos fórmulas e famílias de modelos

19.4 Valores faltantes

19.5 Outras famílias de modelos



20

Construção de modelos

20.1 Introdução

20.2 Por que diamantes de baixa qualidade são mais caros?

20.3 O que afeta o número de voos diários?

20.4 Aprendendo mais sobre modelos



21

Muitos modelos com purrr e broom

21.1 Introdução

21.2 gapminder

21.3 List-columns

21.4 Criando list-columns

21.5 Simplificando list-columns

21.6 Criando dados tidy com broom



Parte IV

Comunicar



22

R Markdown

22.1 Introdução

22.2 O Básico de R Markdown

22.3 Formatação de texto com markdown

22.4 Trechos de código

22.5 Resolução de problemas

22.6 Header YAML

22.7 Aprendendo mais



23

Gráficos para comunicação com ggplot2

23.1 Introdução

23.2 Rótulo

23.3 Anotações

23.4 Escalas

23.5 Dando zoom

23.6 Temas

23.7 Salvando seus gráficos

23.8 Aprendendo mais



24

Formatos R Markdown

24.1 Introdução

24.2 Opções de saída

24.3 Documentos

24.4 Notebooks

24.5 Apresentações

24.6 Dashboards

24.7 Interatividade

24.8 Sites

24.9 Outros formatos

24.10 Aprendendo mais

25

Fluxo de trabalho de R Markdown



Bibliografia

Hadley Wickham and Garrett Grolemund. *R para Data Science*. Alta Books, Rio de Janeiro, 2019.