

# Apostila: introdução ao pacote dplyr

*Me. Elisângela C. Biazatti Douglas Vinícius Jossivana Macedo*

*22 de outubro de 2019*



**Title**

**Subtitle**



# AnotherTitle

Subtitle



# Contents

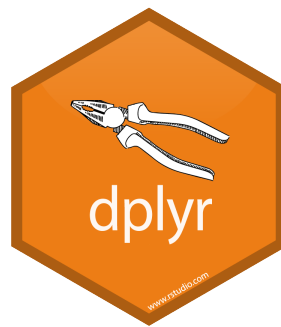
<b>1</b>	<b>Prefácio</b>	<b>5</b>
1.1	Público-alvo . . . . .	5
1.2	Conteúdo: . . . . .	6
1.3	Pré-requisitos . . . . .	6
<b>2</b>	<b>Introdução</b>	<b>7</b>
2.1	Universo <code>tidyverse</code> . . . . .	8
2.2	Porque devo aprender R e RStudio? . . . . .	9
2.3	Objetos R . . . . .	12
2.4	<i>swirl</i> . . . . .	13
<b>3</b>	<b>Tibbles x Data frames</b>	<b>15</b>
3.1	O que é Dados organizados? . . . . .	16
3.2	Operador <i>pipe</i> <code>%&gt;%</code> . . . . .	18
3.3	Breve Introdução ao <code>tidyr</code> . . . . .	19
<b>4</b>	<b>Função <code>spread()</code></b>	<b>21</b>
<b>5</b>	<b>Manipulando Data Frames com <code>dplyr</code></b>	<b>23</b>
5.1	O Pacote <code>dplyr</code> . . . . .	23
5.2	Gramática do <code>dplyr</code> . . . . .	23
5.3	Propriedades das funções do <code>dplyr</code> . . . . .	24
5.4	Instalando o Pacote <code>dplyr</code> . . . . .	24
5.5	<code>select()</code> . . . . .	25
5.6	<code>rename()</code> . . . . .	30
5.7	<code>mutate()</code> . . . . .	31
5.8	<code>filter()</code> . . . . .	32
5.9	<code>arrange()</code> . . . . .	33
5.10	<code>group_by()</code> . . . . .	33
<b>6</b>	<b>Vôos em Nova York de 2013</b>	<b>35</b>
6.1	<code>nycflights13</code> . . . . .	35
6.2	Formato . . . . .	36
6.3	<code>filter()</code> . . . . .	37

<b>7 Conclusão</b>	<b>39</b>
<b>Apêndice A: Respostas dos Exercícios</b>	<b>41</b>



# Chapter 1

## Prefácio



Este material foi elaborado com o propósito de um minicurso, que tem como objetivo apresentar algumas ideias das funções básicas do pacote `dplyr`. Este material baseou-se em vários livros, podemos usar um computador e um pouco de criatividade para explorar essas idéias em uma variedade de situações. Usamos R com o RStudio para fazer todo o nosso trabalho.

O livro *R for data science* é o mais indicado para aprender sobre o universo `tidyverse`. Foi usado o livro do Roger D. Peng *R Programming for Data Science* essencial para compreender as noções básicas do R. Nesse minicurso abordamos mais sobre a gramática das funções básicas do `dplyr` alguns exemplos e exercícios abordados.

### 1.1 Público-alvo

- Estudantes de estatística que desejam ganhar tempo nos trabalhos da faculdade;
- Acadêmicos com interesse em aprender análises e códigos mais legíveis em R.

## 1.2 Conteúdo:

- Primeiro dia (22/10): Breve introdução ao R, Tibbles e Data frames, tidyr, exercícios;
- Segundo dia (23/10): `select()`, `rename()`, `arrange()`, `mutate()`, `summarise()`, exercícios;
- Terceiro dia (24/10): agrupar dados, combinar conjuntos de dados.

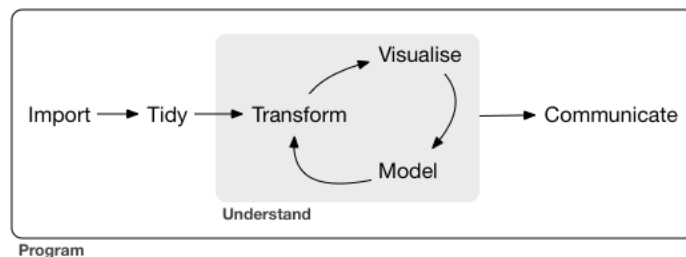
## 1.3 Pré-requisitos

## Chapter 2

# Introdução

“Existem apenas dois tipos de idiomas: os que as pessoas reclamam e os que ninguém usa”. - Bjarne Stroustrup

O modelo típico de análise de dados é similar:



Primeiramente, você deve **importar** seus dados para o R. Significa que você pega os dados armazenados em um arquivo, banco de dados ou API da Web e carrega-os em um data frames no R.

Logo após, a ideia é **organizá**-los. Significa armazená-los de forma consistente.

Depois de arrumar os dados, o próximo passo é **transformá**-los. Significa restringir observações de interesse, criar novas variáveis

Depois de organizar os dados com as variáveis necessárias, existem dois mecanismos principais de geração de conhecimento: visualização e modelagem. Eles têm pontos fortes e fracos complementares, portanto qualquer análise real se repetirá entre eles várias vezes.

A **visualização** é uma atividade fundamentalmente humana. Uma boa visualização mostrará coisas que você não esperava, ou fará novas perguntas sobre os dados.

**Modelos** são ferramentas complementares para visualização. Depois de fazer

O último passo da ciência de dados é a **comunicação**, uma parte absolutamente crítica de qualquer projeto de análise de dados. Não importa o quão bem seus modelos e visualização levaram você a entender os dados, a menos que você também possa comunicar seus resultados a outras pessoas.

Ao redor de todas essas ferramentas está a programação. A programação é uma ferramenta transversal que você usa em todas as partes do projeto. Você não precisa ser um programador especialista para ser um cientista de dados, mas aprender mais sobre programação compensa, porque se tornar um programador melhor permite automatizar tarefas comuns e resolver novos problemas com maior facilidade.

## 2.1 Universo tidyverse



Os princípios fundamentais do `tidyverse` são:

- 1.Reutilizar estruturas de dados existentes;
- 2.Organizar funções simples usando o pipe;
- 3.Aderir à programação funcional;
- 4.Projetado para ser usado por seres humanos.

Assim como o processo típico do passo a passo apresentando anteriormente para análise de dados, o **tidyverse** é a ferramenta que o ajuda eficientemente a executar este processo.

```
library(tidyverse) #Carregar o pacote.
tidyverse_logo() #Logo
```

```
## * _ _ . O *
```

```
## / /_( )_/_/_ _ _
```

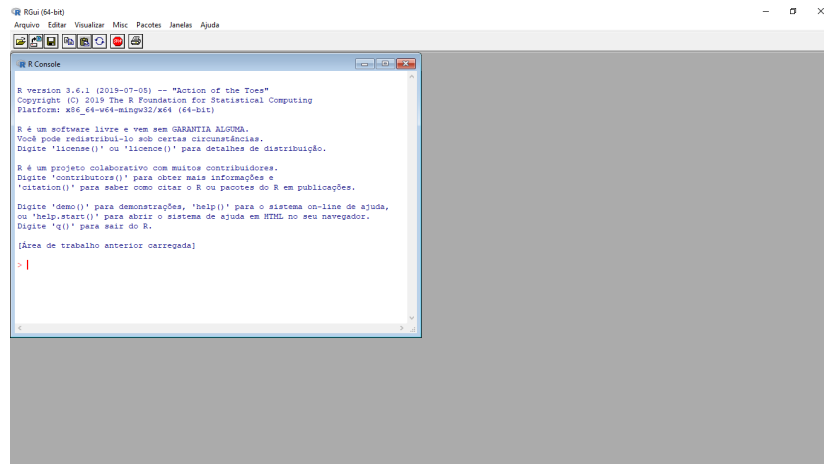
```
## / _/_/_/_/_/_/_/_(_</_)
```



Você pode ver como instalar o R e o RStudio aqui:

- Instalando o RStudio.

Após instalado, o R tem uma interface assim, com apenas o console para digitar comandos:

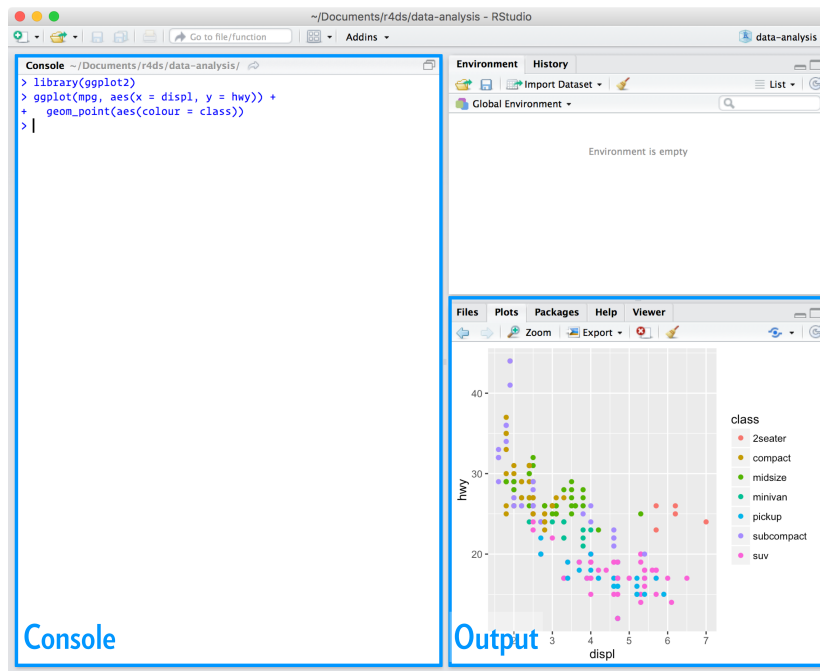


Experimente um comando:  $2+2$ , cujo output é 4:

```
2 + 2
```

```
## [1] 4
```

E a interface do RStudio é dividida, inicialmente, em 3 partes:



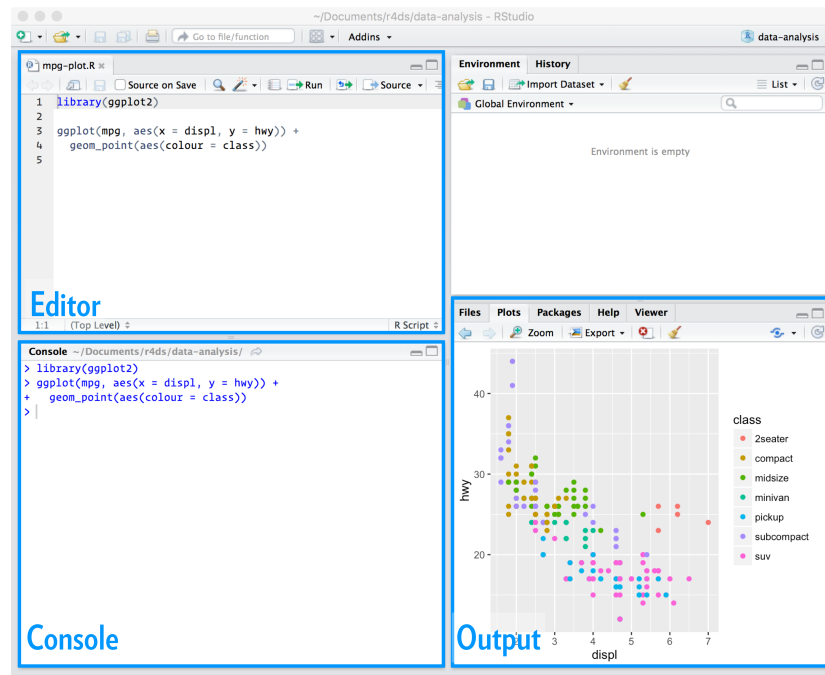
Do lado esquerdo fica o console, onde os comandos podem ser digitados e onde ficam os *outputs*.

No lado superior direito há duas abas:

-i) *Environment*, que é onde ficam armazenados os objetos criados, bases de dados importadas, etc; e

-ii) *History*, onde ficam o histórico dos comandos executados.

A forma mais eficiente e prática de usar o R ou o RStudio é através de um *script*. No RStudio, vá em *File* → *New File* → *R Script*. A interface agora fica dividida em 4 partes:



No *script* você pode digitar comandos a serem executados e também comentários.

## 2.3 Objetos R

R possui cinco classes básicas ou “atômicas” de objetos:

- character
- numeric (real numbers)
- integer
- complex
- logical (True/False)

O tipo mais básico de objeto R é um vetor. Vetores vazios podem ser criados com a função `vector()`. Existe apenas uma regra sobre vetores em R, que um vetor pode conter apenas objetos da mesma classe.

Mas há uma exceção, que é uma lista. Uma lista é representada como um vetor, mas pode conter objetos de diferentes classes. De fato, geralmente é por isso que os usamos.



## 2.4 *swirl*

O *swirl* é um pacote do R construído para transformar o console em uma ferramenta interativa para aprender R. *swirl* ensina programação de R e ciência de dados interativamente, no seu próprio ritmo e diretamente no console do R. Para entender melhor o projeto, veja <http://swirlstats.com/> e <http://swirlstats.com/students>. Nestes endereços são dados os detalhes sobre como usar o *swirl*. Uma vez instalado e carregado o pacote, você é levado a efetuar tarefas:

```
> library(swirl)

| Hi! I see that you have some variables saved in your workspace. To keep things running smoothly, I
| recommend you clean up before starting swirl.

| Type ls() to see a list of the variables in your workspace. Then, type rm(list=ls()) to clear your
| workspace.

| Type swirl() when you are ready to begin.

> rm(list = ls())
> swirl()

| welcome to swirl! Please sign in. If you've been here before, use the same name as you did then. If
| you are new, call yourself something unique.

What shall I call you? Veronica

| Thanks, Veronica. Let's cover a couple of quick housekeeping items before we begin our first
| lesson. First of all, you should know that when you see '...', that means you should press Enter
| when you are done reading and ready to continue.

... <-- That's your cue to press Enter to continue
```

O *swirl* dá acesso às tarefas de cursos de R que estão disponíveis também no Coursera, como o *R Programming: The basics of programming in R*, em <https://pt.coursera.org/learn/r-programming>. Além deste, estão disponíveis no *swirl*: *Regression Models: The basics of regression modeling in R*, *Statistical Inference: The basics of statistical inference in R*, e *Exploratory Data Analysis: The basics of exploring data in R*.



## Chapter 3

# Tibbles x Data frames

“Famílias felizes são todas iguais; toda família infeliz é infeliz à sua maneira.” – Leo Tolstoi

O que é um *tibble*? *Tibbles* são similares aos *data frames*, porém diferentes em dois aspectos: **impressão** e **indexação**

Na impressão no console, os *tibbles* apresentam apenas as dez primeiras linhas e todas as colunas que cabem na tela, tornando mais fácil o trabalho com grandes volumes de dados. Além disso, cada coluna apresenta o seu tipo, algo semelhante ao apresentado quando utilizamos a função `str()`. A segunda diferença, não menos importante, é a forma de indexação. Para indexar um *tibble* devemos utilizar o nome completo da variável que desejamos. Caso contrário, ocorrerá um erro.

Ainda sobre a indexação, sempre que indexarmos um *tibble* usando `[`, o resultado será outro *tibble*. Usando `[[` o resultados será um vetor.

Em síntese, *data frames* são tabelas de dados. Em seu formato, são bem parecidos com as matrizes, no entanto, possuem algumas diferenças significativas. Podemos idealizar os *data frames* como sendo matrizes em que cada coluna pode armazenar um tipo de dado diferente. Logo, estamos lidando com um objeto bem mais versátil do que as matrizes e os vetores.

Uma das funções básicas mais importantes para começarmos a trabalhar com *data frames* é a `str()`. Essa função dá uma visão clara da estrutura do nosso objeto, bem como informa os tipos de dados existentes.

A função `View()` chama um visualizador de dados no estilo de planilhas em um objeto R. Semelhante a planilha do excel.

```
View(x, title)
```

Os argumentos da função são: `x` um objeto do R que pode ser coagido a um

quadro de dados. E `title`, título para a janela do visualizador. O padrão é o nome de `x` prefixado.

### 3.1 O que é Dados organizados?

“Os conjuntos de dados organizados são todos iguais, mas todos os conjuntos de dados confusos são confusos à sua maneira.” – Hadley Wickham

Costuma-se dizer que 80% da análise de dados é gasta no processo de limpeza e preparação os dados (Dasu e Johnson 2003). A preparação de dados não é apenas um primeiro passo, mas deve ser repetidos muitos ao longo da análise, à medida que novos problemas surgem ou novos dados são coletados. Você vai precisar instalar os pacotes `tidyr`, `devtools` e `DSR`. Para instalar `tidyr` e `devtools`, abra o RStudio e execute o comando:

```
install.packages(c("tidyr", "devtools"))
```

`DSR` é uma coleção de conjuntos de dados. Para instalar `DSR`, execute o comando:

```
devtools::install_github("garrettgman/DSR")
```

Os dados tabulares podem ser organizados de várias maneiras. Os conjuntos de dados abaixo mostram os mesmos dados organizados de quatro maneiras diferentes, sendo que possuem as mesmas variáveis: país, ano, população e casos. Mas cada conjunto organiza os valores em forma de layout diferente. Vejamos essas tabelas de dados seguintes:

```
library(DSR)
```

```
# Primeiro conjunto de dados.
```

```
table1
```

```
## # A tibble: 6 x 4
```

```
##   country      year cases population
##   <fct>      <int> <int>      <int>
## 1 Afghanistan 1999    745   19987071
## 2 Afghanistan 2000   2666   20595360
## 3 Brazil      1999  37737   172006362
## 4 Brazil      2000  80488   174504898
## 5 China       1999 212258  1272915272
## 6 China       2000 213766  1280428583
```

```
# Segundo conjunto de dados.
```

```
table2
```

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

```
##   country      year key          value
```

```
##      <fct>      <int> <fct>      <int>
##  1 Afghanistan  1999 cases          745
##  2 Afghanistan  1999 population 19987071
##  3 Afghanistan  2000 cases          2666
##  4 Afghanistan  2000 population 20595360
##  5 Brazil       1999 cases          37737
##  6 Brazil       1999 population 172006362
##  7 Brazil       2000 cases          80488
##  8 Brazil       2000 population 174504898
##  9 China        1999 cases          212258
## 10 China        1999 population 1272915272
## 11 China        2000 cases          213766
## 12 China        2000 population 1280428583
```

```
# Terceiro conjunto de dados.
```

```
table3
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##   country      year rate
##   <fct>      <int> <chr>
## 1 Afghanistan  1999 745/19987071
## 2 Afghanistan  2000 2666/20595360
## 3 Brazil       1999 37737/172006362
## 4 Brazil       2000 80488/174504898
## 5 China        1999 212258/1272915272
## 6 China        2000 213766/1280428583
```

O último conjunto de dados é uma coleção de duas tabelas.

```
# Quarto conjunto de dados.
```

```
table4 # cases
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   country      `1999` `2000`
##   <fct>      <int> <int>
## 1 Afghanistan    745    2666
## 2 Brazil        37737  80488
## 3 China         212258 213766
```

```
table5 # population
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   country      `1999`      `2000`
##   <fct>      <int>      <int>
## 1 Afghanistan 19987071 20595360
## 2 Brazil     172006362 174504898
## 3 China      1272915272 1280428583
```

R segue um conjunto de convenções que tornam um layout de dados tabulares

muito mais fácil de trabalhar do que outros. Seus dados serão mais fáceis de trabalhar no R se seguirem três regras:

- 1.Cada variável no conjunto de dados é colocada em sua própria coluna;
- 2.Cada observação é colocada em sua própria linha;
- 3.Cada valor é colocado em sua própria célula.

Os dados que satisfazem essas regras são conhecidos como dados organizados. Observe que `table1` são dados organizados.

country	year	cases	population
Afghanistan	2000	181	15000000
Afghanistan	2000	1866	20000000
Brazil	1999	31737	172000000
Brazil	2000	84488	174000000
China	1999	211258	127200000
China	2000	211266	128000000

Em `table1`, cada variável é colocada em sua própria coluna, cada observação em sua própria linha e cada valor em sua própria célula.

## 3.2 Operador *pipe* %>%



O pacote `magrittr` oferece um conjunto de operadores que promovem semânticas que melhorara seu código que deixa mais claro a compreensão:

- estruturar seqüências de operações de dados da esquerda para a direita (em oposição a de dentro e de fora);
- evitando chamadas de função aninhadas;
- minimizar a necessidade de variáveis locais e definições de função, e facilitando a adição de etapas em qualquer lugar da seqüência de operações.

### 3.2.1 Recursos

Tubulação básica:

- $x \%>\% f$  é equivalente a  $f(x)$ ;
- $x \%>\% f(y)$  é equivalente a  $f(x, y)$ ;
- $x \%>\% f \%>\% g \%>\% h$  é equivalente a  $h(g(f(x)))$ .

O operador do **pipeline** `%>%` é muito útil para reunir várias funções em uma sequência de operações. Os tubos são uma ferramenta poderosa para expressar claramente as operações. O **pipe**, `%>%` vem do pacote **magrittr** de Stefan Milton Bache. Pacotes no **tidyverse** carregam `%>%` automaticamente, para que normalmente não carregue o **magrittr** explicitamente.

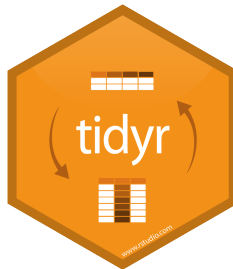
```
third(second(first(x)))
```

Para começar a utilizar o *pipe*, instale e carregue o pacote **magrittr**.

```
install.packages("magrittr")
library(magrittr)
```

Para mais informações sobre o *pipe*, outros operadores relacionados e exemplos de utilização, visite a página Ceci n'est pas un pipe. Ou consulte a vinheta do pacote `vignette("magrittr")`.

### 3.3 Breve Introdução ao tidyr



O pacote **tidyr** tem como principal objetivo transformar um data frame para o formato tidy, ou limpo.

De acordo com as regras ditas anteriormente, um dado limpo/organizado é aquele com formato *long*, ou seja, com mais linhas. O outro formato é chamado de *wide*, com mais colunas. No caso deste exemplo, ano é uma variável, logo é necessário existir uma coluna com os valores de ano. O valor relacionado a UF naqueles anos também é outra variável, então precisa de uma coluna pra representá-lo. Além disso, a própria UF precisa de uma coluna.

O **tidyr** possui duas funções principais:

**gather**: Transforma um **tibble** *wide* em *long*, ou seja, transforma os dados no formato *tidy*.

**spread**: Transforma um **tibble** *long* em *wide*, ou seja, transforma dados que estão no formato *tidy* em formato não *tidy*.

Além disso, existem duas funções que podem ser importantes na nossa análise: **separate** e **unite**, que separa uma coluna em duas e vice versa.

### 3.3.1 Função **gather()**

Vamos criar um **tibble** no formato *wide* e transformá-lo em um dado *tidy*:

```
library(tibble)
dados_wide <- tibble(uf = c("RJ", "SP"), `2017` = c(10, 11), `2018` = c(11, 10))
dados_wide

## # A tibble: 2 x 3
##   uf      `2017` `2018`
##   <chr>   <dbl>   <dbl>
## 1 RJ         10      11
## 2 SP         11      10
```

a função **gather()** retorna um **tibble** com duas colunas, por padrão, isso se não inserirmos nenhum parâmetro além do **tibble**.



## Chapter 4

# Função spread()

### 4.0.1 Exercícios

- 1. Qual a diferença entre uma matriz e um data frame no R?
- 2. Os data frames podem ser indexados com a mesma sintaxe utilizada para matrizes?
- 3. Qual função básica que utilizamos para verificar a estrutura dos dados de um data frame?

### 4.0.2 Exercícios

- 1. Reescreva a expressão abaixo utilizando o %>%.

```
round(mean(sum(1:10)/3), digits = 1)
```

**Dica:** utilize a função `magrittr::divide_by()`. Veja o help da função para mais informações.

- 2. Reescreva o código abaixo utilizando o %>%.

```
x <- rnorm(100) x.pos <- x[x>0] media <- mean(x.pos) saida <-  
round(media, 1)
```

- 3. Sem rodar, diga qual a saída do código abaixo. Consulte o **help** das funções caso precise.

```
2 %>% add(2) %>% c(6, NA) %>% mean(na.rm = T) %>%  
equals(5)
```



## Chapter 5

# Manipulando Data Frames com dplyr

Entendamos a manipulação de dados como o ato de transformar, reestruturar, limpar, agregar e juntar os dados. Para se ter uma noção da importância dessa fase, alguns estudiosos da área de Ciência de Dados costumam afirmar que 80% do trabalho é encontrar uma boa fonte de dados, limpar e preparar os dados, sendo que os 20% restantes seriam o trabalho de aplicar modelos e realizar alguma análise propriamente dita.

### 5.1 O Pacote dplyr

O pacote `dplyr` foi desenvolvido por Hadley Wickham, cientista chefe do RStudio. É uma versão otimizada do pacote `plyr`. O pacote `dplyr` não fornece nenhuma funcionalidade “nova” ao R, pois já é feito com base no R, mas simplifica **bastante** a funcionalidade no R.

Uma contribuição importante do `dplyr` é que ele fornece uma “gramática” (em particular, verbos) para manipulação

### 5.2 Gramática do dplyr

Alguns dos principais “verbos” básicos de tabela única fornecidos pelo `dplyr` são:

**-select:** retorna um subconjunto das colunas de um `data.frames`, usando uma notação flexível;

- `pull()`: retire uma única variável;
- `filter`: extrair um subconjunto de linhas(observações) de um `data.frames` com base em condições lógicas;
- `arrange`: reordenar linhas de um `data.frames`;
- `rename`: renomear variáveis em um `data.frames`;
- `mutate`: adiciona novas variáveis/colunas ou transforme variáveis existentes;
- `summarise/summarize`: gera estatísticas resumidas de diferentes variáveis no `data.frames`, possivelmente dentro dos estratos.

### 5.3 Propriedades das funções do dplyr

As funções têm algumas características comuns:

- 1.O primeiro argumento é um `data.frames`;
- 2.Os argumentos subsequentes descrevem o que fazer com o `data.frames` especificado no primeiro argumento;
- 3.O resultado de retorno de uma função é um novo `data.frames`;
- 4.Os `data.frames` devem devidamente formatados e anotados para que tudo isso seja útil. Em particular, os dados devem estar *organizados*.

### 5.4 Instalando o Pacote dplyr

O pacote pode ser instalado a partir do CRAN ou do GitHub usando o pacote `devtools` com a função `install_github()`. O repositório GitHub normalmente contém as versões mais atualizadas dos pacotes.

Para instalar a partir do CRAN, basta executar:

```
install.packages("dplyr")
```

Para instalar a partir do GitHub, execute:

```
library(devtools) #carregar o pacote 'devtools' antes.  
devtools::install_github("hadley/dplyr")
```

Após a instalação do pacote, carregá-lo com a função `library()`:

```
library(dplyr)
```

Ao carregar o pacote você pode receber alguns avisos, porque há funções no `dplyr` que têm o mesmo nome que as funções em outros pacotes. Por enquanto pode ignorar os avisos.

## 5.5 `select()`

Para melhor apresentar as funcionalidades da função, usaremos um conjunto de dados diários sobre poluição do ar e taxa de mortalidade da cidade de Chicago, nos EUA.

Você pode carregar os dados no R usando a função `readRDS()`:

```
chicago <- readRDS("data/chicago.rds")
```

Este banco de dados encontra no seguinte endereço: [http://www.biostat.jhsph.edu/~rpeng/leanpub/rprog/chicago\\_data.zip](http://www.biostat.jhsph.edu/~rpeng/leanpub/rprog/chicago_data.zip) e está em um arquivo zipado. Uma das formas para facilitar o processo de descompactação do arquivo pelo R é:

```
# objeto caracter, endereço do arquivo.
fileURL <- "http://www.biostat.jhsph.edu/~rpeng/leanpub/rprog/chicago_data.zip"

#Esta função pode ser usada para baixar um arquivo da Internet.
download.file(fileURL, destfile = "data/chicago.rds", method = "curl", extra='-L')
```

Descrição do banco: tem 8 colunas e 6940 linhas. Cada linha refere-se a um dia. As colunas são:

- city:
  - cidade, neste campo tem apenas “chic” referenciando a cidade de Chicago.
- tmpd:
  - temperatura em Fahrenheit.
- dptp:
  - temperatura do ponto de orvalho.
- date:
  - tempo em dias.
- pm25tmean2:
  - partículas médias < 2,5mg por m cúbico (mais perigoso).
- pm10tmean2:
  - partículas médias em 2,5<sup>-10</sup> por m cúbico.
- o3tmean2:
  - Ozônio em partes por bilhão.
- no2tmean2:
  - Medição mediana de dióxido de sulfato.

Uma das formas de ter informações do seu banco de dados é utilizar as seguintes funções `dim()` e `str()`. A primeira especifica a dimensão do seu banco e a segunda a estrutura do seu banco de dados.

```
dim(chicago)
```

```
## [1] 6940      8
```

```
str(chicago)
```

```
## 'data.frame':    6940 obs. of  8 variables:
## $ city      : chr  "chic" "chic" "chic" "chic" ...
## $ tmpd      : num  31.5 33 33 29 32 40 34.5 29 26.5 32.5 ...
## $ dptp      : num  31.5 29.9 27.4 28.6 28.9 ...
## $ date      : Date, format: "1987-01-01" "1987-01-02" ...
## $ pm25tmean2: num  NA NA NA NA NA NA NA NA NA NA ...
## $ pm10tmean2: num  34 NA 34.2 47 NA ...
## $ o3tmean2  : num  4.25 3.3 3.33 4.38 4.75 ...
## $ no2tmean2 : num  20 23.2 23.8 30.4 30.3 ...
```

Muitas vezes teremos um `data.frame` contendo um grande número de dados. Com isso, a função `select()` permite obter as poucas colunas que você pode precisar.

Suponhamos que desejássemos pegar as 3 primeiras colunas. Há algumas maneiras de fazer isto. Poderíamos, por exemplo, usar o índices numéricos. Mas também podemos usar os nomes diretamente.

```
names(chicago[1:3])
```

```
## [1] "city" "tmpd" "dptp"
```

```
subset1 <- select(chicago, city:dptp)
head(subset1)
```

```
##   city tmpd  dptp
## 1 chic 31.5 31.500
## 2 chic 33.0 29.875
## 3 chic 33.0 27.375
## 4 chic 29.0 28.625
## 5 chic 32.0 28.875
## 6 chic 40.0 35.125
```

Normalmente : não pode ser usado com nomes ou sequências de caracteres, mas dentro da função `select()` pode usá-lo para especificar um intervalo de nomes de variáveis.

Pode **omitir** variáveis usando a função `select()` usando o sinal negativo.

```
subset2 <- select(chicago, -(city:dptp))
head(subset2)
```

```
##           date pm25tmean2 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1 1987-01-01      NA      34.00000 4.250000 19.98810
## 2 1987-01-02      NA           NA 3.304348 23.19099
## 3 1987-01-03      NA      34.16667 3.333333 23.81548
## 4 1987-01-04      NA      47.00000 4.375000 30.43452
## 5 1987-01-05      NA           NA 4.750000 30.33333
```

```
## 6 1987-01-06          NA    48.00000 5.833333 25.77233
```

o que indica que estamos incluindo todas as variáveis, exceto as variáveis `city` até `dptp`.

O código equivalente ao anterior sem o uso do pacote seria:

```
i <- match("city", names(chicago))
j <- match("dptp", names(chicago))
head(chicago[, -(i:j)])
```

```
##          date pm25tmean2 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1 1987-01-01          NA    34.00000 4.250000 19.98810
## 2 1987-01-02          NA          NA 3.304348 23.19099
## 3 1987-01-03          NA    34.16667 3.333333 23.81548
## 4 1987-01-04          NA    47.00000 4.375000 30.43452
## 5 1987-01-05          NA          NA 4.750000 30.33333
## 6 1987-01-06          NA    48.00000 5.833333 25.77233
```

A função de correspondência `match()` retorna um vetor das posições das (primeiras) correspondências de seu primeiro argumento no segundo. De acordo com a Documentação R, a função é equivalente ao operador `%in%` que indica se uma correspondência foi localizada para o vetor1 no vetor2. O valor do resultado será VERDADEIRO ou FALSO, mas nunca NA. Portanto, o operador `%in%` pode ser útil em condições `if`.

Exemplos:

```
#função match().
v1 <- c("a1", "b2", "c1", "d2")
v2 <- c("g1", "x2", "d2", "e2", "f1", "a1", "c2", "b2", "a2")
x <- match(v1, v2)
x
```

```
## [1] 6 8 NA 3
```

```
#com o operador %in%.
v1 <- c("a1", "b2", "c1", "d2")
v2 <- c("g1", "x2", "d2", "e2", "f1", "a1", "c2", "b2", "a2")
v1 %in% v2
```

```
## [1] TRUE TRUE FALSE TRUE
```

A função `select()` permite uma sintaxe especial que especifica nomes de variáveis com base em padrões. Por exemplo, há várias funções auxiliares que você pode usar:

- `1.starts_with("abc")`: corresponde aos nomes que começam com “abc”;

```
#Queremos manter todas as variáveis que começam com um "d".
subset3 <- select(chicago, starts_with("d"))
```

```
head(subset3)
```

```
##      dptp      date
## 1 31.500 1987-01-01
## 2 29.875 1987-01-02
## 3 27.375 1987-01-03
## 4 28.625 1987-01-04
## 5 28.875 1987-01-05
## 6 35.125 1987-01-06
```

- 2.ends\_with("xyz"): corresponde aos nomes que terminam com "xyz";

```
subset4 <- select(chicago, ends_with("2"))
head(subset4)
```

```
##      pm25tmean2 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1           NA      34.00000 4.250000  19.98810
## 2           NA           NA 3.304348  23.19099
## 3           NA      34.16667 3.333333  23.81548
## 4           NA      47.00000 4.375000  30.43452
## 5           NA           NA 4.750000  30.33333
## 6           NA      48.00000 5.833333  25.77233
```

- 3.contains("ijk"): corresponde aos nomes que contêm "ijk";

```
subset5 <- select(chicago, contains("tmean"))
head(subset5)
```

```
##      pm25tmean2 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1           NA      34.00000 4.250000  19.98810
## 2           NA           NA 3.304348  23.19099
## 3           NA      34.16667 3.333333  23.81548
## 4           NA      47.00000 4.375000  30.43452
## 5           NA           NA 4.750000  30.33333
## 6           NA      48.00000 5.833333  25.77233
```

- 4.matches("(.)\\1"): selecionar variáveis que correspondem a uma expressão regular. Esta corresponde a qualquer variável que contenha caracteres repetidos. Você aprenderá mais sobre expressões regulares no capítulo Strings do livro R for data science.

```
subset6 <- select(chicago, matches(c(".m."), names(chicago)))
head(subset6)
```

```
##      tmpd pm25tmean2 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1 31.5           NA      34.00000 4.250000  19.98810
## 2 33.0           NA           NA 3.304348  23.19099
## 3 33.0           NA      34.16667 3.333333  23.81548
## 4 29.0           NA      47.00000 4.375000  30.43452
```



```
## 5 32.0      NA      NA 4.750000 30.33333
## 6 40.0      NA 48.00000 5.833333 25.77233
```

- `5.num_range("x", 1:3)`: Corresponde `x1`, `x2` e `x3`.

*#Criando um objeto df que é um data frame*

```
df <- as.data.frame(matrix(runif(100), nrow = 10))
df <- tbl_df(df[c(3, 4, 7, 1, 9, 8, 5, 2, 6, 10)])
select(df, V4:V6)
```

```
## # A tibble: 10 x 8
##       V4      V7      V1      V9      V8      V5      V2      V6
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 0.141 0.816 0.303 0.151 0.699 0.775 0.548 0.0866
## 2 0.252 0.962 0.215 0.927 0.213 0.943 0.0928 0.361
## 3 0.0525 0.536 0.0995 0.477 0.557 0.731 0.456 0.393
## 4 0.339 0.189 0.750 0.538 0.863 0.767 0.176 0.535
## 5 0.104 0.0244 0.198 0.465 0.286 0.592 0.640 0.126
## 6 0.737 0.994 0.243 0.844 0.286 0.271 0.691 0.963
## 7 0.794 0.0861 0.781 0.149 0.891 0.646 0.0250 0.0231
## 8 0.106 0.540 0.677 0.189 0.161 0.190 0.350 0.495
## 9 0.855 0.338 0.162 0.133 0.790 0.500 0.236 0.589
## 10 0.772 0.121 0.0717 0.774 0.832 0.805 0.277 0.873
```

```
select(df, num_range("V", 4:6))
```

```
## # A tibble: 10 x 3
##       V4      V5      V6
##   <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 0.141 0.775 0.0866
## 2 0.252 0.943 0.361
## 3 0.0525 0.731 0.393
## 4 0.339 0.767 0.535
## 5 0.104 0.592 0.126
## 6 0.737 0.271 0.963
## 7 0.794 0.646 0.0231
## 8 0.106 0.190 0.495
## 9 0.855 0.500 0.589
## 10 0.772 0.805 0.873
```

Você também pode usar expressões regulares mais gerais, se necessário. Veja a página de ajuda (`?select`) para mais detalhes.

`select()` pode ser usado para renomear variáveis, mas raramente é útil porque descarta todas as variáveis não mencionadas explicitamente. Em vez disso, use `rename()`, que é uma variante de `select()` que mantém todas as variáveis que não são mencionadas explicitamente.

Outra opção é usar `select()` em conjunto com o `everything()` auxiliar. Isso

é útil se você tiver um punhado de variáveis que deseja mover para o início do quadro de dados.

```
subset7 <- select(chicago, o3tmean2, no2tmean2, everything())
head(subset7)
```

```
##   o3tmean2 no2tmean2 city tmpd  dptp      date pm25tmean2 pm10tmean2
## 1 4.250000 19.98810 chic 31.5 31.500 1987-01-01      NA    34.00000
## 2 3.304348 23.19099 chic 33.0 29.875 1987-01-02      NA      NA
## 3 3.333333 23.81548 chic 33.0 27.375 1987-01-03      NA    34.16667
## 4 4.375000 30.43452 chic 29.0 28.625 1987-01-04      NA    47.00000
## 5 4.750000 30.33333 chic 32.0 28.875 1987-01-05      NA      NA
## 6 5.833333 25.77233 chic 40.0 35.125 1987-01-06      NA    48.00000
```

### 5.5.1 Exercícios

- 1. Obter um subconjunto com as seguintes variáveis selecionadas: `dep_time`, `dep_delay`, `arr_time`, e `arr_delay` de do banco `flights`.
- 2. O que acontece se você incluir o nome de uma variável várias vezes em uma `select()` chamada?
- 3. O que a `one_of()` função faz? Por que pode ser útil em conjunto com esse vetor?

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

## 5.6 rename()

Para renomear variáveis em uma data.frames em R não é tão prático. E a função `rename()` foi projetada para facilitar esse processo.

Os nomes das cinco primeiras variáveis do data frame `chicago`.

```
#Imprimir às 3 primeiras linhas da primeira a quinta coluna.
head(chicago[, 1:5], 3)
```

```
##   city tmpd  dptp      date pm25tmean2
## 1 chic 31.5 31.500 1987-01-01      NA
## 2 chic 33.0 29.875 1987-01-02      NA
## 3 chic 33.0 27.375 1987-01-03      NA
```

A coluna `dptp` deve representar a temperatura do ponto de orvalho e a coluna `pm25tmean2` fornece os dados do PM2.5. No entanto, esses nomes são bastante obscuros ou estranhos e provavelmente serão renomeados para algo mais sensato.

```
chicago <- rename(chicago, Temp_Orv = dptp, pm25 = pm25tmean2)
head(chicago[, 1:5], 3)
```

```
##   city tmpd Temp_Orv      date pm25
## 1 chic 31.5    31.500 1987-01-01   NA
## 2 chic 33.0    29.875 1987-01-02   NA
## 3 chic 33.0    27.375 1987-01-03   NA
```

A sintaxe dentro da `rename()` função é ter o novo nome no lado esquerdo do `=` sinal e o nome antigo no lado direito.

### 5.6.1 Exercícios

## 5.7 `mutate()`

Em certas situações é útil adicionar novas colunas/variáveis que são funções de colunas existentes no data frames, ou seja, criar novas variáveis derivadas de variáveis existentes. Esse é o trabalho de `mutate()`. Esta função adiciona novas colunas no final do seu conjunto de dados. `mutate()` fornece uma interface limpa para fazer isso. Lembre-se de que, quando você está no RStudio, a maneira mais fácil de ver todas as colunas é `View()`.

Por exemplo, com os dados de poluição do ar, subtraindo a média dos dados. Dessa forma, podemos verificar se o nível de poluição do ar de um determinado dia é maior ou menor que a média (em oposição a observar seu nível absoluto).

Aqui, criamos uma variável `pm25difmean` que subtrai a média da variável `pm25`.

```
chicago <- mutate(chicago, pm25difmean = pm25 - mean(pm25, na.rm = TRUE))
head(chicago)
```

```
##   city tmpd Temp_Orv      date pm25 pm10tmean2 o3tmean2 no2tmean2
## 1 chic 31.5    31.500 1987-01-01   NA    34.00000  4.250000  19.98810
## 2 chic 33.0    29.875 1987-01-02   NA         NA  3.304348  23.19099
## 3 chic 33.0    27.375 1987-01-03   NA    34.16667  3.333333  23.81548
## 4 chic 29.0    28.625 1987-01-04   NA    47.00000  4.375000  30.43452
## 5 chic 32.0    28.875 1987-01-05   NA         NA  4.750000  30.33333
## 6 chic 40.0    35.125 1987-01-06   NA    48.00000  5.833333  25.77233
##   pm25difmean
## 1          NA
## 2          NA
## 3          NA
## 4          NA
## 5          NA
## 6          NA
```

Há também a função relacionada `transmute()`, que faz a mesma coisa que, `mutate()`, mas elimina todas as variáveis não transformadas.

Aqui, desprezamos as variáveis PM10 e ozônio (O3).

```
head(transmute(chicago,
  pm10difmean = pm10tmean2 - mean(pm10tmean2, na.rm = TRUE),
  O3difmean = o3tmean2 - mean(o3tmean2, na.rm = TRUE)))

##   pm10difmean O3difmean
## 1    0.1047939 -15.18551
## 2           NA -16.13117
## 3    0.2714605 -16.10218
## 4   13.1047939 -15.06051
## 5           NA -14.68551
## 6   14.1047939 -13.60218
```

Observe que existem apenas duas colunas no quadro de dados transformados.

Há inúmeras funções que pode ser feita, a propriedade é que a função deva ser vetorizada: ela deve pegar um vetor de valores como entrada, retornar um vetor com o mesmo número de valores que a saída. Não há como listar todas as funções possíveis que você possa usar, mas aqui está uma seleção de funções frequentemente úteis:

### 5.7.1 Exercícios

## 5.8 filter()

A função `filter()` é usada para extrair subconjuntos de linhas de um data frame.

Suponhamos que desejássemos extrair as linhas do banco `chicago` em que o níveis de PM2,5 sejam maiores que 30, poderíamos fazer

```
chic.f <- filter(chicago, pm25 > 30)
str(chic.f)

## 'data.frame':    194 obs. of  9 variables:
## $ city      : chr  "chic" "chic" "chic" "chic" ...
## $ tmpd      : num  23 28 55 59 57 57 75 61 73 78 ...
## $ Temp_Orv  : num  21.9 25.8 51.3 53.7 52 56 65.8 59 60.3 67.1 ...
## $ date      : Date, format: "1998-01-17" "1998-01-23" ...
## $ pm25      : num  38.1 34 39.4 35.4 33.3 ...
## $ pm10tmean2 : num  32.5 38.7 34 28.5 35 ...
## $ o3tmean2  : num  3.18 1.75 10.79 14.3 20.66 ...
## $ no2tmean2 : num  25.3 29.4 25.3 31.4 26.8 ...
## $ pm25difmean: num  21.9 17.7 23.2 19.2 17.1 ...
```

## 5.9 `arrange()`

## 5.10 `group_by()`



## Chapter 6

# Vôos em Nova York de 2013

Neste capítulo, vamos nos concentrar em como usar o pacote `dplyr` e o que aprendemos no capítulo anterior. Ilustraremos as ideias principais usando dados do pacote `nycflights13` e usaremos o `ggplot2` para nos ajudar a entender os dados.

```
library(nycflights13)
library(tidyverse) # ou isoladamente: library(dplyr).
```

### 6.1 nycflights13

Este quadro de dados contém todos os 336.776 vôos que partiram de Nova York em 2013. Os dados são do Bureau of Transportation Statistics dos EUA e estão documentados em `?flights`.

```
flights
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time
##   <int> <int> <int>   <int>         <int>         <dbl>   <int>
## 1  2013     1     1     517           515           2     830
## 2  2013     1     1     533           529           4     850
## 3  2013     1     1     542           540           2     923
## 4  2013     1     1     544           545          -1    1004
## 5  2013     1     1     554           600          -6     812
## 6  2013     1     1     554           558          -4     740
## 7  2013     1     1     555           600          -5     913
## 8  2013     1     1     557           600          -3     709
## 9  2013     1     1     557           600          -3     838
##10  2013     1     1     558           600          -2     753
```

```
## # ... with 336,766 more rows, and 12 more variables: sched_arr_time <int>,  
## #   arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>, tailnum <chr>,  
## #   origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>,  
## #   minute <dbl>, time_hour <dtm>
```

Para ver todo o conjunto de dados, você pode executar o `View(flights)` que abrirá o conjunto de dados no visualizador do RStudio.

As abreviações de letras sob os nomes das colunas descrevem o tipo de cada variável:

-`int` significa números inteiros;

-`dbl` significa números duplos ou reais;

-`chr` significa vetores de caracteres ou seqüências de caracteres;

-`dtm` significa data e hora (uma data + uma hora).

-`lgl` significa vetores lógicos que contêm apenas `TRUE` ou `FALSE`;

-`fctr` significa fatores, que R usa para representar variáveis categóricas com valores possíveis fixos.

-`data` significa data.

Existem outros tipos comuns de variáveis que não são usadas neste conjunto de dados.

## 6.2 Formato

Vamos entender o formato do nosso banco e suas variáveis. Fazendo alterações e modificações necessárias para melhor compreender o processo.

Colunas do quadro de dados:

- `year`, `month` e `day` referência a data de partida. Poderemos alterar os nomes para o nosso vernáculo.
- `dep_time` e `arr_time`: horários reais de partida e chegada (formato em minutos)
- `sched_dep_time`, `sched_arr_time`: horários de partida e chegada programados (formato em minutos)
- `dep_delay`, `arr_delay`: Atrasos de partida e chegada, em minutos. Tempos negativos representam partidas/chegadas antecipadas.
- `carrier`: códigos de operadoras das companhias aéreas.
- `flight`: número do voo.
- `tailnum`:



```
Voos <- flights %>%  
  rename(Ano = year, "Mês" = month, Dia = day, )
```

## 6.3 filter()

`filter()` permite agrupar observações com base em seus valores. O primeiro argumento da função é o nome do data frames. Por exemplo, podemos seleccionar todos os valores

### 6.3.1 Comparações

### 6.3.2 Operadores Lógicos

### 6.3.3 Valores Ausentes



## Chapter 7

# Conclusão

Os números...

Peng, R.D. and Welty, L.J. (2004) The NMMAPSdata package. R News 4(2).

Wood, S.N. (2006, 2017) Generalized Additive Models: An Introduction with R.

Peng, R.D., Exploratory Data Analysis with R (2016) This version was published on 2016-07-20. This book is for sale at <http://leanpub.com/exdata>

OLIVEIRA, Paulo Felipe de; GUERRA, Saulo; MCDONNELL, Robert. Ciência de Dados com R – Introdução. Brasília: Editora IBPAD, 2018.

<https://www.curso-r.com/material/pipe/>

<https://www.nytimes.com/2014/08/18/technology/for-big-data-scientists-hurdle-to-insights-is-janitor-work.html>

Dasu T, Johnson T (2003). Exploratory Data Mining and Data Cleaning. Wiley-IEEE.



## Apêndice A: Respostas dos Exercícios