

6 - Data tidying

Introdução à ciência de dados

Daniel Brito dos Santos

6.1 Introdução

Todas as famílias felizes são iguais. Cada família infeliz é infeliz do seu próprio jeito.

– Leo Tolstoy

. . .

Datasets tidys são todos iguais, mas datasets bagunçados são bagunçados cada um à sua maneira.

– Hadley Wickham

Neste capítulo vamos

- Aprender sobre **Tidy data**
 - Forma **consistente** de organizar os dados em R
 - Mais rápidos e fluidos de se trabalhar no **tidyverse**
 - Você pode se focar em **responder as perguntas** ao invés de brigar com os dados em diferentes representações

Neste capítulo vamos

- Seguir o seguinte **Plano de voo**
 - Vamos começar com a **definição** de tidy data
 - **Aplicar** a definição em um dataset simples como exemplo
 - Concentrar na principal ferramenta de “tidying”: **pivotagem**
 - * Pivotagem permite alterar a forma dos dados sem alterar os valores
 - Finalizaremos falando sobre “**untidy data**” que pode ser útil e como criá-la

Prerequisitos:

```
library(tidyverse)
```

```
-- Attaching packages ----- tidyverse 1.3.2 --
v ggplot2 3.4.0          v purrr   1.0.1
v tibble  3.1.8          v dplyr   1.0.10
v tidyr   1.2.1.9001     v stringr 1.5.0
v readr   2.1.3          v forcats 0.5.2
-- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag()     masks stats::lag()
```

6.2 Tidy data

Tabelas de tuberculose

- Podemos representar o mesmo conjunto de dados de múltiplas maneiras.
- As tabelas a seguir mostram os mesmos dados de quatro formas
- Cada dataset tem as mesmas quatro variáveis:
 - country
 - year
 - population
 - cases
- Uma delas é muito mais fácil de utilizar no tidyverse

```
table1
#> # A tibble: 6 × 4
#>   country      year cases population
#>   <chr>      <dbl> <dbl>      <dbl>
#> 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
```

...

```
table2
#> # A tibble: 12 × 4
#>   country      year type      count
#>   <chr>      <dbl> <chr>      <dbl>
#> 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
#> # ... with 6 more rows
```

```
table3
#> # A tibble: 6 × 3
#>   country      year rate
#>   <chr>      <dbl> <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
```

...

```

table4a # cases
#> # A tibble: 3 × 3
#>   country    `1999` `2000`
#>   <chr>      <dbl> <dbl>
#> 1 Afghanistan    745   2666
#> 2 Brazil        37737  80488
#> 3 China         212258 213766
table4b # population
#> # A tibble: 3 × 3
#>   country    `1999`    `2000`
#>   <chr>      <dbl>      <dbl>
#> 1 Afghanistan 19987071 20595360
#> 2 Brazil      172006362 174504898
#> 3 China       1272915272 1280428583

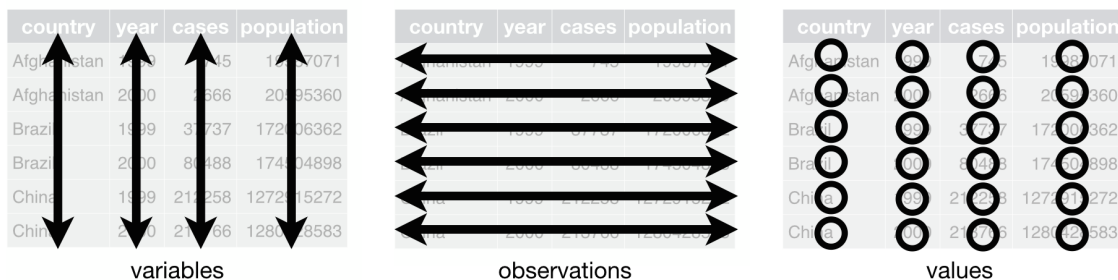
```

3 regras de datasets tidy

1. Cada variável é uma coluna; cada coluna é uma variável.
2. Cada observação é uma linha; cada linha é uma observação
3. Cada valor é uma célula; cada célula é um único valor.

...

Representação visual das regras:



Por que deixar os dados tidy?

1. Se você tem uma **estrutura consistente** é mais **fácil** aprender e utilizar as **ferramentas** para mexer com essa estrutura por ser **uniforme**

2. Colocar variáveis nas **colunas** é vantajoso em R porque a maior parte das suas funções trabalha com **vetores de valores** (colunas), então esse formato é bem natural

Facilidade de trabalhar com a `table1`

- Vamos calcular a taxa de tuberculose por 10,000 habitantes em cada país e chamar de `rate`

...

```
table1 |>
  mutate(
    rate = cases / population * 10000
  )
#> # A tibble: 6 × 5
#>   country      year  cases population    rate
#>   <chr>      <dbl> <dbl>      <dbl> <dbl>
#> 1 Afghanistan 1999     745   19987071 0.373
#> 2 Afghanistan 2000    2666  20595360 1.29
#> 3 Brazil       1999   37737  172006362 2.19
#> 4 Brazil       2000   80488  174504898 4.61
#> 5 China        1999  212258  1272915272 1.67
#> 6 China        2000  213766  1280428583 1.67
```

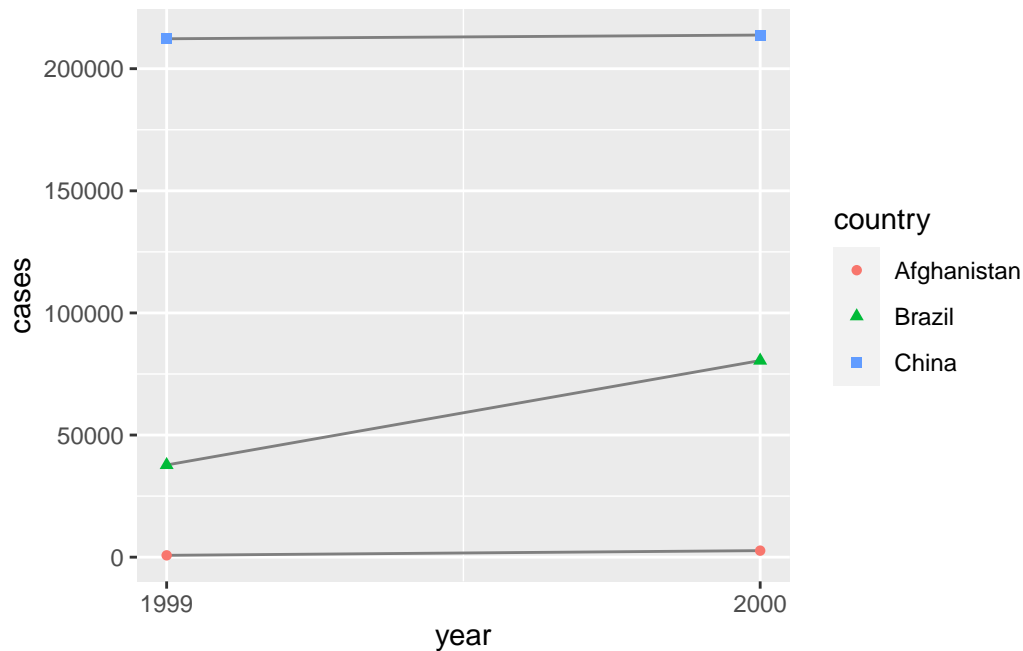
- Se quisermos os casos por ano:

...

```
table1 |>
  count(year, wt = cases)
#> # A tibble: 2 × 2
#>   year      n
#>   <dbl> <dbl>
#> 1 1999 250740
#> 2 2000 296920
```

E se quisermos visualizar a mudança ao longo do tempo:

```
ggplot(table1, aes(x = year, y = cases)) +
  geom_line(aes(group = country), color = "grey50") +
  geom_point(aes(color = country, shape = country)) +
  scale_x_continuous(breaks = c(1999, 2000))
```



6.3 Pivotagem

-
- Os princípios da tidy data parecem tão óbvios, será que na vida real você vai encontrar algum dataset que **não** seja **tidy**?
 - Infelizmente a maior parte dos dados no mundo real é **untidy** por duas razões:
 1. Dados normalmente são organizados para facilitar **outros objetivos** ao invés de análises. Entrada de dados por exemplo, funcionamento de um sistema.
 2. A maioria das pessoas não está **familiarizada** com esse princípio, e é difícil chegar nele sozinho sem passar muito tempo trabalhando com dados.
-

- Portanto, a maior parte das análises reais vão envolver pelo menos um pouco de **tidying**
- Iniciamos **descobrimos** quais são as **variáveis** e **observações**

- As vezes isso é fácil
- outras, só perguntando pros autores dos dados
- Em seguida vamos **pivotar** os dados no formato tidy

tidyr oferece duas funções para pivotar os dados:

- `pivot_longer()` que aumenta as linhas e reduz as colunas
- `pivot_wider()` que aumenta as colunas e reduz as linhas
- Vamos ver uma série de exemplos para pegar o jeito!

6.3.1 Dados nos nomes de colunas

- O dataset `billboard` registra a classificação das músicas 100 músicas mais ouvidas na billboard no ano 2000

...

```
billboard
#> # A tibble: 317 × 79
#>   artist      track date.ent...1  wk1  wk2  wk3  wk4  wk5  wk6  wk7  wk8
#>   <chr>      <chr> <date>      <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
#> 1 2 Pac      Baby... 2000-02-26    87   82   72   77   87   94   99   NA
#> 2 2Ge+her    The ... 2000-09-02    91   87   92   NA   NA   NA   NA   NA
#> 3 3 Doors D... Kryp... 2000-04-08    81   70   68   67   66   57   54   53
#> 4 3 Doors D... Loser 2000-10-21    76   76   72   69   67   65   55   59
#> 5 504 Boyz    Wobb... 2000-04-15    57   34   25   17   17   31   36   49
#> 6 98^0       Give... 2000-08-19    51   39   34   26   26   19    2    2
#> # ... with 311 more rows, 68 more variables: wk9 <dbl>, wk10 <dbl>,
#> #   wk11 <dbl>, wk12 <dbl>, wk13 <dbl>, wk14 <dbl>, wk15 <dbl>, wk16 <dbl>,
#> #   wk17 <dbl>, wk18 <dbl>, wk19 <dbl>, wk20 <dbl>, wk21 <dbl>, wk22 <dbl>,
#> #   wk23 <dbl>, wk24 <dbl>, wk25 <dbl>, wk26 <dbl>, wk27 <dbl>, wk28 <dbl>,
#> #   wk29 <dbl>, wk30 <dbl>, wk31 <dbl>, wk32 <dbl>, wk33 <dbl>, wk34 <dbl>,
#> #   wk35 <dbl>, wk36 <dbl>, wk37 <dbl>, wk38 <dbl>, wk39 <dbl>, wk40 <dbl>,
#> #   wk41 <dbl>, wk42 <dbl>, wk43 <dbl>, wk44 <dbl>, wk45 <dbl>, ...
```

-
- No `billboard`, cada observação é uma música

- As primeiras três colunas descrevem a música:
 - `artist`, `track`, `date.entered`
- As próximas 76 (`wk1-wk76`) descrevem a posição daquela música no rank em cada semana
 - Aqui o nome das colunas é uma variável (a semana) e o valor da célula é outro valor (posição no ranking)

-
- Para pivotar o `billboard` vamos usar o `pivot_longer()` com três argumentos:
 - `cols` especifica quais colunas vão ser pivotadas
 - * selecionamos as colunas que não são variáveis
 - * podemos usar `starts_with()` e `!c(tal, tal, tal)`
 - `names_to` nomeia as variáveis que estavam nas colunas
 - * nesse caso é `"week"`
 - `values_to` nomeia a variável armazenada nas células
 - * `"rank"`
-

- Na prática temos a seguinte chamada. O que podem observar no resultado?

...

```
billboard |>
  pivot_longer(
    cols = starts_with("wk"),
    names_to = "week",
    values_to = "rank"
  )
```

...

```
#> # A tibble: 24,092 × 5
#>   artist track          date.entered week  rank
#>   <chr>  <chr>          <date>      <chr> <dbl>
#> 1 2 Pac   Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk1     87
#> 2 2 Pac   Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk2     82
#> 3 2 Pac   Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk3     72
#> 4 2 Pac   Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk4     77
```



```
#> 5 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk5 87
#> 6 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk6 94
#> 7 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk7 99
#> 8 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk8 NA
#> 9 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk9 NA
#> 10 2 Pac Baby Don't Cry (Keep... 2000-02-26 wk10 NA
#> # ... with 24,082 more rows
```

-
- O que acontece se uma música não esteve no ranking durante as 76 semanas?
 - vemos nos resultados que essas entradas ficam com NA (Not available)
 - Mas nesse caso, nós TEMOS o dado que essa música não esteve em posição nenhuma do ranking
 - Logo, vamos remover:

...

```
billboard |>
  pivot_longer(
    cols = starts_with("wk"),
    names_to = "week",
    values_to = "rank",
    values_drop_na = TRUE
  )
```

-
- Também podemos melhorar os valores das semanas colocando apenas números:
 - wk1, wk2, ... -> 1, 2
 - Para isso vamos usar o `mutate()` e a função `readr::parse_number()`
 - essa função extrai o primeiro número de uma string

```
billboard_tidy <- billboard |>
  pivot_longer(
```

```

    cols = starts_with("wk"),
    names_to = "week",
    values_to = "rank",
    values_drop_na = TRUE
  ) |>
  mutate(
    week = parse_number(week)
  )
billboard_tidy

```

A tibble: 5,307 x 5

	artist	track	date.entered	week	rank
	<chr>	<chr>	<date>	<dbl>	<dbl>
1	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	1	87
2	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	2	82
3	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	3	72
4	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	4	77
5	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	5	87
6	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	6	94
7	2 Pac	Baby Don't Cry (Keep...	2000-02-26	7	99
8	2Ge+her	The Hardest Part Of ...	2000-09-02	1	91
9	2Ge+her	The Hardest Part Of ...	2000-09-02	2	87
10	2Ge+her	The Hardest Part Of ...	2000-09-02	3	92

... with 5,297 more rows

-
- Agora é fácil de vermos como as músicas variaram no ranking ao longo do tempo!

...

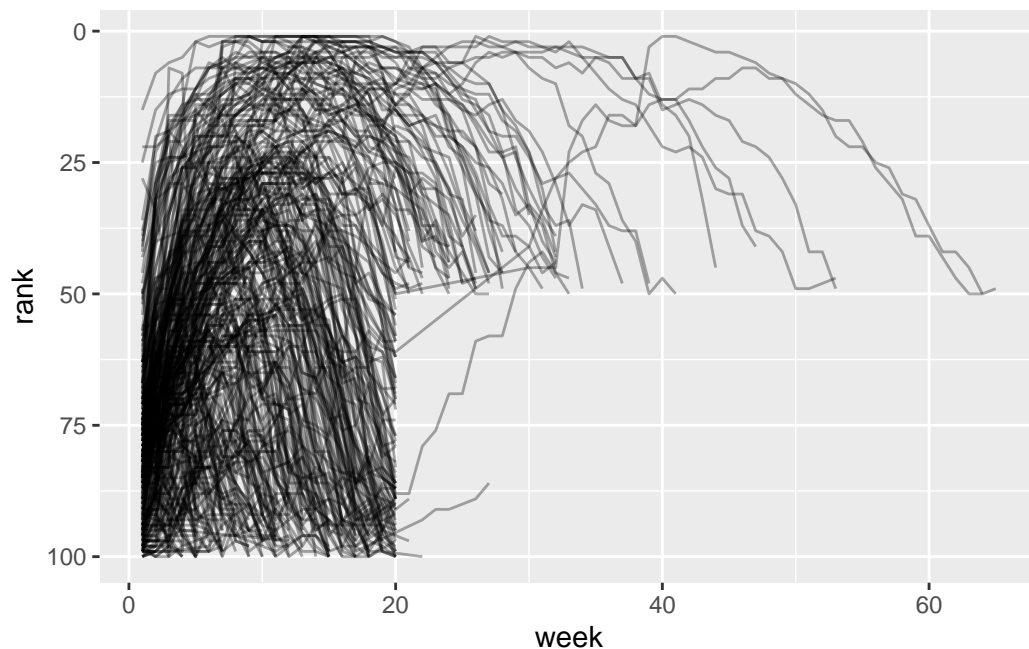
```

billboard_tidy |>
  ggplot(aes(x = week, y = rank, group = track)) +
  geom_line(alpha = 1/3) +
  scale_y_reverse()

```

- Como fica esse gráfico?
-

```
billboard_tidy |>
  ggplot(aes(x = week, y = rank, group = track)) +
  geom_line(alpha = 1/3) +
  scale_y_reverse()
```



6.3.2 Como a pivotagem funciona?

- Agora que você viu o que dá pra fazer com a pivotagem, vamos pegar a intuição do que ela faz com os dados
- Iniciando com um exemplo simples:

```
df <- tribble(
  ~var, ~col1, ~col2,
  "A",    1,    2,
  "B",    3,    4,
  "C",    5,    6
)
```

- Vamos considerar que temos três variáveis:
 - **var** os valores já na coluna var
 - **name** os nomes das colunas
 - **value** os valores da célula
 - Nesse caso, como podemos arrumar (tidy)?
-

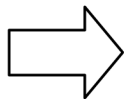
```
df |>
  pivot_longer(
    cols = col1:col2,
    names_to = "name",
    values_to = "values"
  )
#> # A tibble: 6 × 3
#>   var    name values
#>   <chr> <chr>   <dbl>
#> 1 A     col1     1
#> 2 A     col2     2
#> 3 B     col1     3
#> 4 B     col2     4
#> 5 C     col1     5
#> 6 C     col2     6
```

- Como essa transformação aconteceu? Vamos por partes!
-

- Colunas que já são variáveis (var) são repetidas para cada valor das variáveis em colunas (col1 e col2):

...

var	col1	col2
A	1	2
B	3	4
C	5	6

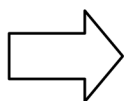


var	name	value
A	col1	1
A	col2	2
B	col1	3
B	col2	4
C	col1	5
C	col2	6

-
- Nomes de colunas (col1, col2) que viram valores de uma nova variável (name) se repetem para uma vez para cada linha do dataset original. `names_to = "name"`.

...

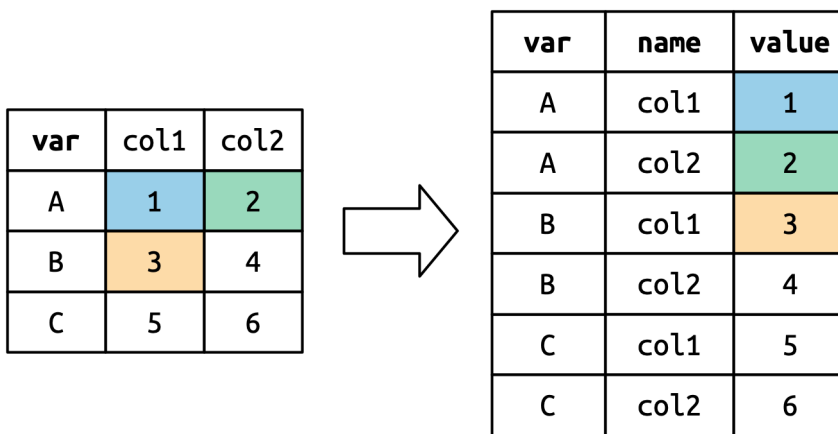
var	col1	col2
A	1	2
B	3	4
C	5	6



var	name	value
A	col1	1
A	col2	2
B	col1	3
B	col2	4
C	col1	5
C	col2	6

Os valores das colunas que viraram valores vão para uma nova variável (value). `values_to = "values"`

...



6.3.3 Muitas variáveis nos nomes de colunas

- Fica um pouco mais complicado quando temos múltiplas variáveis nos nomes de colunas

Vejamos o dataset `who2`

- Esse dataset registra os dados sobre tuberculose coletados pela WHO - World Health Organization
- Duas colunas são bem claras: `country` e `year`
- E as outras? Queria que vocês tentassem descobrir juntos:

```
glimpse(who2)
```

-
- Temos 56 colunas como `sp_m_014`, `ep_m_4554`, e `rel_m_3544`
 - Se você ficar encarando elas vai notar alguns padrões:
 - O nome de cada coluna é composto por três partes separadas por: “_”
 - A primeira parte descreve o método de diagnóstico: `sp/rel/ed`
 - A segunda parte é o gênero: `m/f`
 - A terceira parte é a faixa de idade: `014/1524/2535/3544/4542/65`
-

- Assim, temos **seis** variáveis:

- **duas** já nas colunas `country` e `year`
 - **três** contidas nos nomes de colunas
 - e mais **uma** nos valores dessas colunas
-

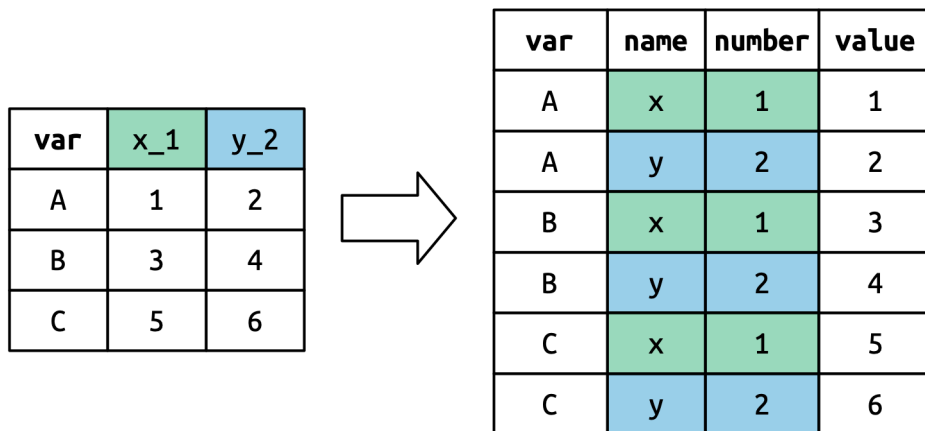
- Portanto nosso `pivot_longer()` vai ter as seguintes mudanças:
 - `names_to` vai receber um vetor com os nomes de colunas
 - `names_sep` vai informar qual o separador dos nomes das colunas
 - Poderíamos usar o `names_pattern` para usar uma expressão regular mais complexa caso alguém tenha curiosidade vale ir atrás.
-

```
who2 |>
  pivot_longer(
    cols = !(country:year),
    names_to = c("diagnosis", "gender", "age"),
    names_sep = "_",
    values_to = "count"
  )
...

#> # A tibble: 405,440 × 6
#>   country      year diagnosis gender age  count
#>   <chr>      <dbl> <chr>    <chr> <chr> <dbl>
#> 1 Afghanistan  1980 sp        m      014    NA
#> 2 Afghanistan  1980 sp        m     1524    NA
#> 3 Afghanistan  1980 sp        m     2534    NA
#> 4 Afghanistan  1980 sp        m     3544    NA
#> 5 Afghanistan  1980 sp        m     4554    NA
#> 6 Afghanistan  1980 sp        m     5564    NA
#> # ... with 405,434 more rows
```

- Pivotar com múltiplas variáveis nos nomes de coluna significa que **cada nome** agora preenche valores em **múltiplas colunas** do output:

...



6.3.4 Dados e nomes de variáveis no cabeçalho de colunas

- O próximo passo de complexidade é quando os nomes de colunas incluem misturas de nomes e valores de variáveis

Vamos ver o dataset household

```
household
#> # A tibble: 5 × 5
#>   family dob_child1 dob_child2 name_child1 name_child2
#>   <int> <date>      <date>      <chr>      <chr>
#> 1     1 1998-11-26 2000-01-29 Susan      Jose
#> 2     2 1996-06-22 NA          Mark      <NA>
#> 3     3 2002-07-11 2004-04-05 Sam        Seth
#> 4     4 2004-10-10 2009-08-27 Craig      Khai
#> 5     5 2000-12-05 2005-02-28 Parker     Gracie
```

- Tem os dados de cinco famílias
- Nomes, datas de nascimento de até duas crianças
- O desafio é que os nomes das colunas contêm duas variáveis (**dob**, **name**) e o valor de outra variável (**child** com valores 1 e 2)

Para arrumar o household

- passar um vetor dos nomes de colunas para o `names_to`
- Dessa vez vamos usar o valor especial `.value` para usar o primeiro componente do nome da coluna como o nome da variável no output
- Usamos novamente o `values_drop_na = TRUE` remover as colunas com falsos NA (casais com um filho não tem um segundo ‘não disponível’)
- `parse_number` para converter `child1` em 1

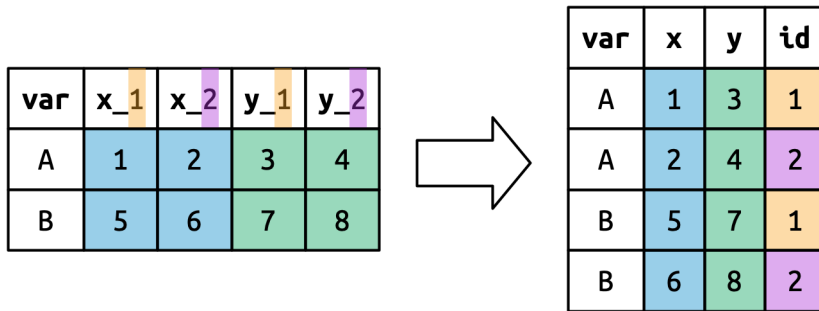
```
household |>
  pivot_longer(
    cols = !family,
    names_to = c(".value", "child"),
    names_sep = "_",
    values_drop_na = TRUE
  ) |>
  mutate(
    child = parse_number(child)
  )
```

...

```
#> # A tibble: 9 × 4
#>   family child dob      name
#>   <int> <dbl> <date>   <chr>
#> 1     1     1 1998-11-26 Susan
#> 2     1     2 2000-01-29 Jose
#> 3     2     1 1996-06-22 Mark
#> 4     3     1 2002-07-11 Sam
#> 5     3     2 2004-04-05 Seth
#> 6     4     1 2004-10-10 Craig
#> # ... with 3 more rows
```

-
- Pivotar com `names_to = c(".values", "id")` separa os nomes das colunas em dois componentes:
 - o primeiro determina o output do nome da coluna (`x` ou `y`)
 - o segundo determina o valor de `id`

...



6.3.5 Horizontalizando os dados

- vimos o `pivot_longer` para datasets com valores nas colunas
- vemos usar o `pivot_wider` quando uma observação está espalhada por múltiplas linhas
- Esses casos são mais comuns em dados governamentais

Vamos começar com o `cms_patient_experience`

- Dataset do Centers of Medicare and Medicaid sobre a experiência de pacientes

```
cms_patient_experience
#> # A tibble: 500 × 5
#>   org_pac_id org_nm          measure_cd measure_title prf_r...1
#>   <chr>      <chr>          <chr>      <chr>          <dbl>
#> 1 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_1 CAHPS for MIPS ... 63
#> 2 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_2 CAHPS for MIPS ... 87
#> 3 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_3 CAHPS for MIPS ... 86
#> 4 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_5 CAHPS for MIPS ... 57
#> 5 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_8 CAHPS for MIPS ... 85
#> 6 0446157747 USC CARE MEDICAL GROUP INC CAHPS_GRP_12 CAHPS for MIPS ... 24
#> # ... with 494 more rows, and abbreviated variable name 'prf_rate'
```

-
- Cada observação é uma organização
 - Mas cada organização está espalhada em seis linhas
 - em cada linha tem uma variável ou medida
 - Podemos ver os valores para `measure_cd` e `measure_title` usando o `distinct()`

```

cms_patient_experience |>
  distinct(measure_cd, measure_title)
#> # A tibble: 6 × 2
#>   measure_cd measure_title
#>   <chr>      <chr>
#> 1 CAHPS_GRP_1 CAHPS for MIPS SSM: Getting Timely Care, Appointments, and In...
#> 2 CAHPS_GRP_2 CAHPS for MIPS SSM: How Well Providers Communicate
#> 3 CAHPS_GRP_3 CAHPS for MIPS SSM: Patient's Rating of Provider
#> 4 CAHPS_GRP_5 CAHPS for MIPS SSM: Health Promotion and Education
#> 5 CAHPS_GRP_8 CAHPS for MIPS SSM: Courteous and Helpful Office Staff
#> 6 CAHPS_GRP_12 CAHPS for MIPS SSM: Stewardship of Patient Resources

```

- Nenhuma dessas colunas tem um bom nome de variável
 - `measure_cd` não dá nenhuma dica sobre a variável
 - `measure_title` é uma frase longa com espaços
- Vamos usar a `measure_cd` por enquanto, mas numa análise de verdade seria bom pensar num nome curto e significativo pra cada variável

-
- `pivot_wider()` é o oposto do `pivot_longer()`, nesse caso vamos passar:
 - as colunas existentes que definem valores `values_from`
 - os nomes das colunas `names_from()`

...

```

cms_patient_experience |>
  pivot_wider(
    names_from = measure_cd,
    values_from = prf_rate
  )

```

```

#> # A tibble: 500 × 9
#>   org_pac_id org_nm measu...1 CAHPS...2 CAHPS...3 CAHPS... CAHPS... CAHPS... CAHPS...
#>   <chr>      <chr>   <chr>      <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>

```

```
#> 1 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      63      NA      NA      NA      NA      NA
#> 2 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      NA      87      NA      NA      NA      NA
#> 3 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      NA      NA      86      NA      NA      NA
#> 4 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      NA      NA      NA      57      NA      NA
#> 5 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      NA      NA      NA      NA      85      NA
#> 6 0446157747 USC CAR... CAHPS ...      NA      NA      NA      NA      NA      24
#> # ... with 494 more rows, and abbreviated variable names 1measure_title,
#> #   2CAHPS_GRP_1, 3CAHPS_GRP_2, CAHPS_GRP_3, CAHPS_GRP_5, CAHPS_GRP_8,
#> #   CAHPS_GRP_12
```

- O que acham desse resultado?
- Ué, esse resultado não parece certo
 - ainda temos múltiplas linhas para cada organização

-
- Isso é porque o `pivot_wider()` vai tentar preservar todas as colunas existentes
 - `measure_title` é mantida e tem seis observações para cada organização
 - Para resolver esse problema vamos avisar quais colunas identificam cada linha

...

```
cms_patient_experience |>
  pivot_wider(
    id_cols = starts_with("org"),
    names_from = measure_cd,
    values_from = prf_rate
  )
```

```
#> # A tibble: 95 × 8
#>   org_pac_id org_nm      CAHPS...1 CAHPS...2 CAHPS...3 CAHPS... CAHPS... CAHPS...
#>   <chr>      <chr>      <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>
#> 1 0446157747 USC CARE MEDICA...      63      87      86      57      85      24
#> 2 0446162697 ASSOCIATION OF ...      59      85      83      63      88      22
#> 3 0547164295 BEAVER MEDICAL ...      49      NA      75      44      73      12
#> 4 0749333730 CAPE PHYSICIANS...      67      84      85      65      82      24
#> 5 0840104360 ALLIANCE PHYSIC...      66      87      87      64      87      28
```

```
#> 6 0840109864 REX HOSPITAL INC      73      87      84      67      91      30
#> # ... with 89 more rows, and abbreviated variable names 1CAHPS_GRP_1,
#> # 2CAHPS_GRP_2, 3CAHPS_GRP_3, CAHPS_GRP_5, CAHPS_GRP_8, CAHPS_GRP_12
```

- Agora sim!

6.3.6 Como o `pivot_wider()` funciona?

- Vamos começar com um exemplo simples

...

```
df <- tribble(
  ~id, ~name, ~value,
  "A", "x", 1,
  "B", "y", 2,
  "B", "x", 3,
  "A", "y", 4,
  "A", "z", 5,
)
```

- Vamos pegar o valor da coluna `value` e os nomes da coluna `name`

...

```
df |>
  pivot_wider(
    names_from = name,
    values_from = value
  )
```

- Como acham que vai ficar essa tabela?

```
#> # A tibble: 2 × 4
#>   id      x      y      z
#>   <chr> <dbl> <dbl> <dbl>
#> 1 A      1      4      5
```

```
#> 2 B          3      2      NA
```

- Conseguem ver o que faz o `pivot_wider()`?
-

Primeiro ele descobre quais vão ser as linhas e colunas

- Os nomes das **colunas** é fácil, são os valores de `names_from`
 - como podemos vê-los?

...

```
df |>
  distinct(name)
#> # A tibble: 3 × 1
#>   name
#>   <chr>
#> 1 x
#> 2 y
#> 3 z
```

- As **linhas** por padrão são formadas pelas variáveis que **não são** `names_from`, nem `values_from`. Chamamos essas colunas de `id_cols`

...

```
df |>
  select(-name, -value) |>
  distinct()
#> # A tibble: 2 × 1
#>   id
#>   <chr>
#> 1 A
#> 2 B
```

- O `pivot_wider()` combina as linhas e colunas para criar um dataframe vazio:

...

```
df |>
  select(-name, -value) |>
  distinct() |>
  mutate(x = NA, y = NA, z = NA)
#> # A tibble: 2 × 4
#>   id      x      y      z
#>   <chr> <lgl> <lgl> <lgl>
#> 1 A      NA     NA     NA
#> 2 B      NA     NA     NA
```

- Logo em seguida ele é preenchido com as as informações no dataset
 - Nesse caso não tem entrada para o id “B” e nome “z”, por isso essa célula continua vazia.
-

PS

(Se uma linha tiver múltiplas entradas o `pivot_wider()` vai transformar cada valor do dataset em uma lista e te sugerir analisar se você não quer sumarizar, resolver algum bug ou deixar desse jeito

...

```
tribble(
  ~id, ~name, ~value,
  "A", "x", 1,
  "A", "x", 2,
  "A", "y", 3,
  "B", "x", 4,
  "B", "y", 5,
) |>
  pivot_wider(
    names_from = name,
    values_from = value
  )
)
```

6.4 Untidy data

- O `pivot_wider()` é ocasionalmente útil para deixar dados “arrumadinhos”
 - Mas ele realmente brilha em deixar dados **desarrumados**
 - Ué?
 - Tem muitas estruturas de dados untidy que são extremamente úteis
 - Aqui vamos ver dois exemplos de `pivot_wider()` deixando datasets úteis para:
 - dados mais legíveis
 - manipular dados pragmaticamente
-

6.4.1 Apresentando dados para humanos

- Vamos contar os diamantes do dataset `diamonds` por cor e clareza

...

```
diamonds |>
  count(clarity, color)
```

```
diamonds |>
  count(clarity, color)
#> # A tibble: 56 × 3
#>   clarity color      n
#>   <ord>    <ord> <int>
#> 1 I1      D       42
#> 2 I1      E      102
#> 3 I1      F      143
#> 4 I1      G      150
#> 5 I1      H      162
#> 6 I1      I       92
#> # ... with 50 more rows
```

- `dplyr::count()` produz tidy data:

- bom para futuras manipulações, mas ruim para outros humanos lerem
- Como podemos melhorar?

```
diamonds |>
  count(clarity, color) |>
  pivot_wider(
    names_from = color,
    values_from = n
  )
#> # A tibble: 8 × 8
#>   clarity      D      E      F      G      H      I      J
#>   <ord>    <int> <int> <int> <int> <int> <int> <int>
#> 1 I1         42   102   143   150   162    92    50
#> 2 SI2       1370  1713  1609  1548  1563   912   479
#> 3 SI1       2083  2426  2131  1976  2275  1424   750
#> 4 VS2       1697  2470  2201  2347  1643  1169   731
#> 5 VS1        705  1281  1364  2148  1169   962   542
#> 6 VVS2        553   991   975  1443   608   365   131
#> # ... with 2 more rows
```

6.4.3 Computação pragmática

- As vezes é mais fácil de responder uma pergunta usando dados untidy

-
- Se quiser por exemplo o total de valores faltantes no `cms_patient_experience`
 - é mais fácil trabalhar com ele untidy:

...

```
cms_patient_experience |>
  group_by(org_pac_id) |>
  summarize(
    n_miss = sum(is.na(prf_rate)),
    n = n(),
  )
#> # A tibble: 95 × 3
```

```
#>   org_pac_id n_miss      n
#>   <chr>      <int> <int>
#> 1 0446157747      0      6
#> 2 0446162697      0      6
#> 3 0547164295      1      6
#> 4 0749333730      0      6
#> 5 0840104360      0      6
#> 6 0840109864      0      6
#> # ... with 89 more rows
```

-
- repare que definimos tidy como “uma variável por coluna” mas não definimos o que uma variável é
 - É uma boa prática ser pragmático, e dizer que a variável é o que for facilitar sua análise

-
- Se estiver travado tentando fazer uma computação, talvez seja uma boa ideia alterar a organização dos seus dados.
 - Normalmente computar um número:
 - **fixo** de valores (diferenças e proporções) é mais fácil com dados em **colunas**
 - **variável** de valores (somadas e médias) é mais fácil com dados em **linhas**
 - Não tenha medo de arrumar e desarrumar

Vamos explorar essa ideia com o `cms_patient_care`

- esse dataset tem uma estrutura similar a `cms_patient_experience`

...

```
cms_patient_care
#> # A tibble: 252 × 5
#>   ccn      facility_name  measure_abbr  score type
#>   <chr>   <chr>          <chr>        <dbl> <chr>
```

```
#> 1 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 202 denominator
#> 2 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 100 observed
#> 3 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 202 denominator
#> 4 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 88.1 observed
#> 5 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 110 denominator
#> 6 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 99.1 observed
#> # ... with 246 more rows
```

- ele contém informação de 9 medidas:
 - beliefs_addressed, composite_process, dyspnea_treatment...
- sobre 14 diferentes instalações:
 - identificadas por ccn e facility_name
- Cada medida é registrada em duas linhas da coluna score
 - quantos pacientes responderam a pergunta (denominator)
 - a porcentagem de pacientes que responderam sim (observed)

```
cms_patient_care
#> # A tibble: 252 × 5
#>   ccn      facility_name  measure_abbr      score type
#>   <chr>   <chr>          <chr>          <dbl> <chr>
#> 1 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 202 denominator
#> 2 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 100 observed
#> 3 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 202 denominator
#> 4 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 88.1 observed
#> 5 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 110 denominator
#> 6 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 99.1 observed
#> # ... with 246 more rows
```

- Se você quiser computar o **número de pacientes** que responderam **sim** para cada **pergunta**? Como você faria?
- você pode pivotar **type** para as colunas:

Dessa forma:

```

cms_patient_care |>
  pivot_wider(
    names_from = type,
    values_from = score
  ) |>
  mutate(
    numerator = round(observed / 100 * denominator)
  )

```

...

```

#> # A tibble: 126 × 6
#>   ccn    facility_name measure_abbr denominator observed numerator
#>   <chr>   <chr>         <chr>         <dbl>    <dbl>    <dbl>
#> 1 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 202      100      202
#> 2 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 202      88.1     178
#> 3 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 110      99.1     109
#> 4 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_screening 202      100      202
#> 5 011500 BAPTIST HOSPICE opioid_bowel 61      100      61
#> 6 011500 BAPTIST HOSPICE pain_assessment 107      100     107
#> # ... with 120 more rows

```

```

cms_patient_care
#> # A tibble: 252 × 5
#>   ccn    facility_name measure_abbr score type
#>   <chr>   <chr>         <chr>         <dbl> <chr>
#> 1 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 202 denominator
#> 2 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 100 observed
#> 3 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 202 denominator
#> 4 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 88.1 observed
#> 5 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 110 denominator
#> 6 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 99.1 observed
#> # ... with 246 more rows

```

- Se você quiser apresentar a distribuição de cada métrica? Como você faria?
- Poderia deixar quieto sem pivotar, e criar um histograma facetado por `measure_abbr`

Dessa forma:

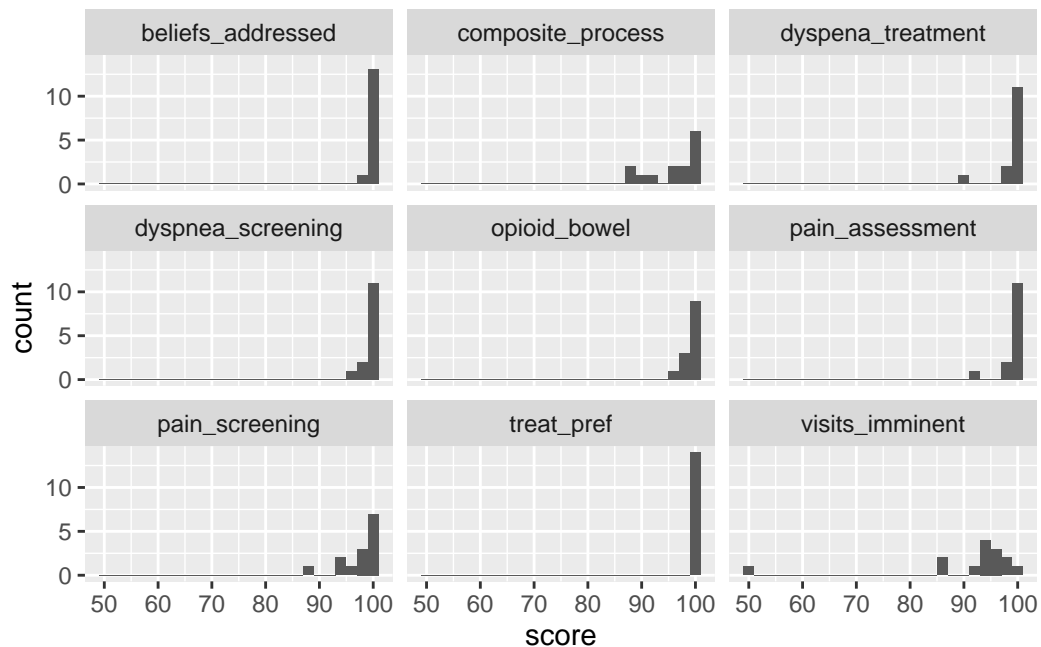
...

```
cms_patient_care |>
  filter(type == "observed") |>
  ggplot(aes(x = score)) +
  geom_histogram(binwidth = 2) +
  facet_wrap(vars(measure_abbr))
#> Warning: Removed 1 rows containing non-finite values (`stat_bin()`).
```

...

```
cms_patient_care |>
  filter(type == "observed") |>
  ggplot(aes(x = score)) +
  geom_histogram(binwidth = 2) +
  facet_wrap(vars(measure_abbr))
```

Warning: Removed 1 rows containing non-finite values (`stat_bin()`).



```
#> Warning: Removed 1 rows containing non-finite values (`stat_bin()`).
```

```

cms_patient_care
#> # A tibble: 252 × 5
#>   ccn      facility_name  measure_abbr      score type
#>   <chr>   <chr>          <chr>          <dbl> <chr>
#> 1 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 202   denominator
#> 2 011500 BAPTIST HOSPICE beliefs_addressed 100   observed
#> 3 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process 202   denominator
#> 4 011500 BAPTIST HOSPICE composite_process  88.1 observed
#> 5 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment 110   denominator
#> 6 011500 BAPTIST HOSPICE dyspnea_treatment  99.1 observed
#> # ... with 246 more rows

```

- Se você quiser explorar a relação entre diferentes métricas? Como você faria?
 - Você poderia colocar os nomes das métricas nas colunas para compará-las usando scatterplots
-

Dessa forma:

...

```

cms_patient_care |>
  filter(type == "observed") |>
  select(-type) |>
  pivot_wider(
    names_from = measure_abbr,
    values_from = score
  ) |>
  ggplot(aes(x = dyspnea_screening, y = dyspnea_treatment)) +
  geom_point() +
  coord_equal()

```

...

```

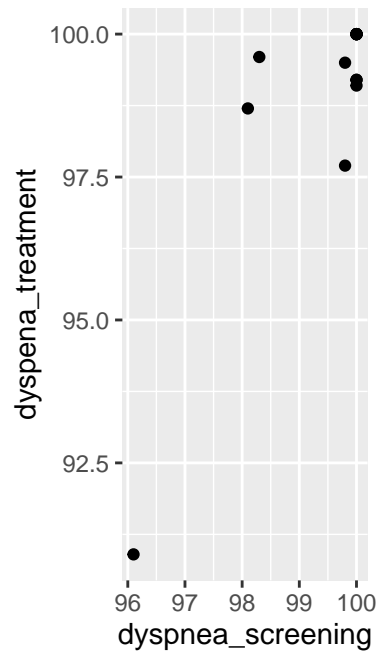
cms_patient_care |>
  filter(type == "observed") |>
  select(-type) |>
  pivot_wider(
    names_from = measure_abbr,

```

```

    values_from = score
  ) |>
  ggplot(aes(x = dyspnea_screening, y = dyspena_treatment)) +
  geom_point() +
  coord_equal()

```



6.5 Sumário

- Nesse capítulo aprendemos sobre tidy data
 - variáveis nas colunas e observações nas linhas
 - facilita o trabalho com o tidyverse
 - tem o desafio de arrumar dados em formatos diversos
 - vimos as funções `pivot_longer()` e `pivot_wider()` pra isso
 - Finalmente, vimos que arrumar não resolve todos os problemas e as vezes desarumar é preciso!

Obrigado!

Dúvidas?