

Sesión II: Manipulando datos

Guillermo de Anda-Jáuregui y Cristóbal Fresno

2019

¿Qué es tener datos limpios?

| A | B | C | D |
|---------------------------|-------------|-------------------|----------------------|
| trabajo | puesto | nombre | inicio y fin |
| administracion_limpieza | limpieza | sanchez perez sa | Nov/2015 – Ene/2020 |
| jurídico_legal | practicante | lopez dominguez l | Ene/2016 – Feb/2017 |
| jurídico_legal | practicante | romero madero a | Ene/2015 – Jun/2017 |
| operativo_ventas | ventas | jimenez ordoñez l | Ene/2016 – Jun/2018 |
| administracion_transporte | chofer | Perez rubio Diana | Feb/2011 – Abr/2019 |
| administracion_finanzas | analista | garcía moreno Da | Feb/2010 – Feb/ 2020 |
| operativo_compras | compras | cabrera Miguel | Ene/2009 – Ene/ 2020 |

Los datos limpios

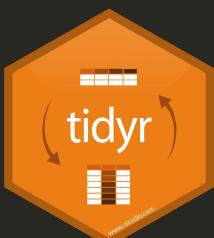
- Cada columna es una variable
- Cada renglón es una observación

| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|----|----------------|--------------|-------------|------------------|------------------|----------|--------------|-----------|---------|
| ID | direccion | subdireccion | puesto | apellido_paterno | apellido_materno | nombre | fecha_inicio | fecha_fin | interno |
| 1 | administracion | limpieza | limpieza | Sanchez | Pérez | Santiago | Nov/2015 | Ene/2020 | si |
| 2 | jurídico | legal | practicante | Lopez | Domínguez | Luisa | Ene/2016 | Feb/2017 | no |
| 3 | jurídico | legal | practicante | Romero | Madero | Agustín | Ene/2015 | Jun/2017 | no |
| 4 | operativo | ventas | ventas | Jimenez | Ordoñez | Luis | Ene/2016 | Jun/2018 | no |
| 5 | administracion | transporte | chofer | Perez | Rubio | Diana | Feb/2011 | Abr/2019 | si |
| 6 | administracion | finanzas | analista | García | Moreno | Daniela | Feb/2010 | Feb/2020 | si |
| 7 | operativo | compras | compras | Cabrera | NA | Miguel | Ene/2009 | Ene/2020 | si |

my_data

```
## # A tibble: 7 x 10
##   ID dirección subdirección puesto apellido_paterno apellido_materno
##   <dbl> <chr>     <chr>       <chr>    <chr>      <chr>
## 1 1 administrativo limpieza    limpi... Sanchez    Pérez
## 2 2 jurídico legal          pract... Lopez     Domínguez
## 3 3 jurídico legal          pract... Romero   Madero
## 4 4 operativo ventas        ventas Jimenez  Ordoñez
## 5 5 administrativo transporte chofer Perez    Rubio
## 6 6 administrativo finanzas anali... García   Moreno
## 7 7 operativo compras       compr... Cabrera NA
## # ... with 4 more variables: nombre <chr>, fecha_inicio <chr>,
## #   fecha_fin <chr>, interno <chr>
```

El paquete tidyR



Datos limpios, código limpio

- Si tenemos datos limpios, podemos pensar en usar código parecido para diferentes problemas.
- Código limpio: más legible.
- Más tiempo para pensar en nuestros análisis.

El paquete magrittR



Funciones anidadas

```
x <- 1:10  
(exp(sqrt(log(x))))
```

```
## [1] 1.000000 2.299185 2.852361 3.245956 3.556000 3.813572 4.034808  
## [8] 4.229259 4.403078 4.560477
```

Objetos intermedios

```
x <- 1:10  
y <- log(x)  
z <- sqrt(y)  
w <- exp(z)  
w
```

```
## [1] 1.000000 2.299185 2.852361 3.245956 3.556000 3.813572 4.034808  
## [8] 4.229259 4.403078 4.560477
```

Sobreescibir mi objeto

```
x <- 1:10  
x <- log(x)  
x <- sqrt(x)  
x <- exp(x)  
x
```

```
## [1] 1.000000 2.299185 2.852361 3.245956 3.556000 3.813572 4.034808  
## [8] 4.229259 4.403078 4.560477
```

El pipe

%>%

El pipe %>%

```
x <- 1:10  
  
my_result <-  
  
  x %>%  
  log() %>%  
  sqrt() %>%  
  exp  
  
my_result
```

```
## [1] 1.000000 2.299185 2.852361 3.245956 3.556000 3.813572 4.034808  
## [8] 4.229259 4.403078 4.560477
```

Otros pipes

la TE

```
rnorm(100) %>%
matrix(ncol = 2) %T>%
  plot() %>%
    str()
```

Otros pipes

la EXPLOSIÓN

```
mtcars %$%  
cor(disp, mpg)
```

```
## [1] -0.8475514
```

¿Qué queremos manipular?

En un set de datos rectangulares...

- Queremos modificar variables completas.
- Queremos hacer operaciones y sacar nuevas variables.
- Queremos seleccionar observaciones que cumplan características.
- Queremos agrupar.
- Queremos sacar descripciones de los datos.
- Queremos reordenar variables.

Dataset: nycflights13



Filtrados

El paquete dplyr



Una gramática para la manipulación de datos

Tidyverse => Verbos

`mutate`

`select`

`filter`

`group_by`

`summarise`

`arrange`

Analicemos flights

```
flights <- vroom::vroom(file = "data/flights.txt")  
  
## Observations: 336,776  
## Variables: 19  
## chr [ 4]: carrier, tailnum, origin, dest  
## dbl [14]: year, month, day, dep_time, sched_dep_time, dep_delay, arr_time, sched_  
## dttm [ 1]: time_hour  
##  
## Call `spec()` for a copy-pastable column specification  
## Specify the column types with `col_types` to quiet this message
```

flights

```
## # A tibble: 336,776 x 19
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>      <dbl>      <dbl>
## 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 <dbl>,
## #   arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>,
## #   origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>,
## #   minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Filtrados

Buscamos observaciones (renglones) que cumplan una condición lógica

Verbo filter

filter

```
filter(.data = flights,  
       dest == "SBN")
```

```
## # A tibble: 10 × 19  
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time  
##   <dbl> <dbl> <dbl>    <dbl>          <dbl>      <dbl>      <dbl>  
## 1 2013     10     18    1820            1745        35     2030  
## 2 2013     11      1    2012            1905        67     2221  
## 3 2013     11     22    2013            1905        68     2224  
## 4 2013     12      1    1241            1215        26     1431  
## 5 2013      8     30    1909            1910       -1     2117  
## 6 2013      9      1    833             840        -7     1030  
## 7 2013      9      8    847             840         7     1043  
## 8 2013      9     20    1948            1950       -2     2207  
## 9 2013      9     22    837             840       -3     1025  
## 10 2013     9     27   2011            1950        21     2209  
## # ... with 12 more variables: sched_arr_time <dbl>, arr_delay <dbl>,  
## #   carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>,  
## #   air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>, minute <dbl>,  
## #   time_hour <dttm>
```

filter

```
flights %>%  
  filter(dest == "HND")
```

```
## # A tibble: 15 x 19  
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time  
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>       <dbl>       <dbl>  
## 1 2013     1     5      829            830        -1       1047  
## 2 2013     1    12      827            830        -3       1112  
## 3 2013     1    19      843            830        13       1123  
## 4 2013     1    26      828            830        -2       1114  
## 5 2013    12    21      916            830        46       1149  
## 6 2013    12    28      913            829        44       1128  
## 7 2013     2     2      858            830        28       1124  
## 8 2013     2     9       NA            830        NA       NA  
## 9 2013     2    16      834            830         4       1114  
## 10 2013    2    23      826            830        -4       1050  
## 11 2013     3     2      854            830        24       1104  
## 12 2013     3     9      838            830         8       1107  
## 13 2013     3    16      845            830        15       1154  
## 14 2013     3    23      835            830         5       1104  
## 15 2013     3    30      825            830        -5       1045  
## # ... with 12 more variables: sched_arr_time <dbl>, arr_delay <dbl>,  
## #   carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>,
```

filter

```
flights %>%  
  filter(dest == "HND",  
         !is.na(dep_time)  
         )
```

```
## # A tibble: 14 x 19  
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time  
##   <dbl> <dbl> <dbl>    <dbl>          <dbl>      <dbl>       <dbl>  
## 1 2013     1     5      829            830        -1        1047  
## 2 2013     1    12      827            830        -3        1112  
## 3 2013     1    19      843            830        13        1123  
## 4 2013     1    26      828            830        -2        1114  
## 5 2013    12    21      916            830        46        1149  
## 6 2013    12    28      913            829        44        1128  
## 7 2013     2     2      858            830        28        1124  
## 8 2013     2    16      834            830         4        1114  
## 9 2013     2    23      826            830        -4        1050  
## 10 2013    3     2      854            830        24        1104  
## 11 2013    3     9      838            830         8        1107  
## 12 2013    3    16      845            830        15        1154  
## 13 2013    3    23      835            830         5        1104  
## 14 2013    3    30      825            830        -5        1045  
## # ... with 12 more variables: sched_arr_time <dbl>, arr_delay <dbl>,
```

slice

Nos deja seleccionar renglones por posición

```
flights %>%  
  slice(14:17)
```

```
## # A tibble: 4 x 19  
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time  
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>       <dbl>      <dbl>  
## 1  2013     1     1       558            600        -2       923  
## 2  2013     1     1       559            600        -1       941  
## 3  2013     1     1       559            559         0       702  
## 4  2013     1     1       559            600        -1       854  
## # ... with 12 more variables: sched_arr_time <dbl>, arr_delay <dbl>,  
## #   carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>,  
## #   air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>, minute <dbl>,  
## #   time_hour <dttm>
```

select

Permite escoger algunas variables (columnas)

Select

```
flights %>%  
  select(flight, carrier, origin, dest, distance)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5  
##   flight carrier origin dest  distance  
##   <dbl> <chr>   <chr>  <chr>    <dbl>  
## 1     1545 UA      EWR    IAH     1400  
## 2     1714 UA      LGA    IAH     1416  
## 3     1141 AA      JFK    MIA     1089  
## 4      725 B6      JFK    BQN     1576  
## 5      461 DL      LGA    ATL      762  
## 6     1696 UA      EWR    ORD      719  
## 7      507 B6      EWR    FLL     1065  
## 8     5708 EV      LGA    IAD      229  
## 9       79 B6      JFK    MCO     944  
## 10    301  AA      LGA    ORD      733  
## # ... with 336,766 more rows
```

```
flights %>%  
  select(contains("time"))
```

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

```
flights %>%  
  select_if(is_character)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 4  
##   carrier tailnum origin dest  
##   <chr>    <chr>   <chr>  <chr>  
## 1 UA       N14228  EWR    IAH  
## 2 UA       N24211  LGA    IAH  
## 3 AA       N619AA  JFK    MIA  
## 4 B6       N804JB  JFK    BQN  
## 5 DL       N668DN  LGA    ATL  
## 6 UA       N39463  EWR    ORD  
## 7 B6       N516JB  EWR    FLL  
## 8 EV       N829AS  LGA    IAD  
## 9 B6       N593JB  JFK    MCO  
## 10 AA      N3ALAA  LGA    ORD  
## # ... with 336,766 more rows
```

Podemos concatenar verbos usando el pipe

```
flights %>%  
  select("dest", contains("time")) %>%  
  filter(dest == "HDN") %>%  
  tidyverse::drop_na() %>%  
  slice(1:7)
```

```
## # A tibble: 7 x 7  
##   dest  dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time  
##   <chr>    <dbl>        <dbl>     <dbl>        <dbl>      <dbl>  
## 1 HDN      829          830      1047       1111       243  
## 2 HDN      827          830      1112       1111       259  
## 3 HDN      843          830      1123       1111       260  
## 4 HDN      828          830      1114       1111       265  
## 5 HDN      916          830      1149       1117       254  
## 6 HDN      913          829      1128       1116       239  
## 7 HDN      858          830      1124       1111       246  
## # ... with 1 more variable: time_hour <dttm>
```

pull

Permite sacar una variable como vector

```
flights %>%
  pull("dest") %>%
  head
```

```
## [1] "IAH" "IAH" "MIA" "BQN" "ATL" "ORD"
```

Agrupamientos

`group_by` me permite agregar por variables categóricas (o coercible a variables categóricas).

Esto me servirá para hacer resúmenes después.

Agrupamientos

```
flights %>%
  group_by(dest)

## # A tibble: 336,776 x 19
## # Groups:   dest [105]
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>      <dbl>      <dbl>
## 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 <dbl>,
## #   arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>,
## #   origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>,
## #   minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Agrupamientos

```
flights %>%  
  group_by(dest, origin)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 19  
## # Groups: dest, origin [224]  
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time  
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>       <dbl>      <dbl>  
## 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 <dbl>,  
## #   arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>,  
## #   origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>,  
## #   minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Funciones de resumen

Nos van a dar descripciones de nuestro conjunto de datos

Funcionan en el conjunto original, filtrado, agrupado, o manipulado

```
flights %>%
  summarise(mean_distance = mean(distance))
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##   mean_distance
##       <dbl>
## 1     1040.
```

```
flights %>%
  select(contains("time")) %>%
  summarise(mean_deptime = mean(dep_time),
            mean_sched_deptime = mean(sched_dep_time),
            mean_arr_time = mean(arr_time),
            mean_sched_arr_time = mean(sched_arr_time),
            mean_air_time = mean(air_time),
            mean_time_hour = mean(time_hour)
          )

## # A tibble: 1 x 6
##   mean_deptime mean_sched_dept... mean_arr_time mean_sched_arr...
##       <dbl>           <dbl>        <dbl>           <dbl>
## 1           NA           1344.         NA           1536.
## # ... with 2 more variables: mean_air_time <dbl>, mean_time_hour <dttm>
```

```
flights %>%
  select(contains("time")) %>%
  summarise_all(mean, na.rm=TRUE)
```

```
## # A tibble: 1 x 6
##   dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time
##   <dbl>          <dbl>      <dbl>          <dbl>      <dbl>
## 1 1349.        1344.      1502.        1536.      151.
## # ... with 1 more variable: time_hour <dttm>
```

Puedo usarlas sobre datos agrupados

```
flights %>%  
  group_by(dest) %>%  
  select(contains("time")) %>%  
  summarise_all(mean, na.rm=TRUE)
```

```
## Adding missing grouping variables: `dest`  
  
## # A tibble: 105 x 7  
##   dest    dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time  
##   <chr>     <dbl>        <dbl>      <dbl>        <dbl>      <dbl>  
## 1 ABQ     2006.       2001.      2049.       2278.      249.  
## 2 ACK     1033.       1033.      1145.       1139.      42.1  
## 3 ALB     1627.       1610.      1702.       1718.      31.8  
## 4 ANC     1635.       1618.      1968.       1966.      413.  
## 5 ATL     1293.       1287.      1513.       1529.      113.  
## 6 AUS     1521.       1506.      1614.       1816.      213.  
## 7 AVL     1175.       1169.      1373.       1362.      89.9  
## 8 BDL     1490.       1506.      1549.       1610.      25.5  
## 9 BGR     1690.       1673.      1715.       1836.      54.1  
## 10 BHM    1944.       1909.      2028.       2078.      123.  
## # ... with 95 more rows, and 1 more variable: time_hour <dttm>
```

Puedo usarlas sobre datos agrupados

```
flights %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  select(contains("time")) %>%
  summarise_all(list(med = median,
                     avg = mean
                     ),
                na.rm = TRUE
                )
```

```
## Adding missing grouping variables: `origin`, `dest`  
  
## # A tibble: 224 x 14  
## # Groups:   origin [3]  
#>   origin dest  dep_time_med sched_dep_time... arr_time_med sched_arr_time...
#>   <chr>   <chr>     <dbl>           <dbl>       <dbl>           <dbl>
#> 1 EWR     ALB      1738            1721       1832            1822
#> 2 EWR     ANC      1618            1615       1957            1953
#> 3 EWR     ATL      1257            1300       1513            1519
#> 4 EWR     AUS      1503            1459       1746            1805
#> 5 EWR     AVL      1156            1200       1339            1350
#> 6 EWR     BDL      1328.           1327       1414.           1422
#> 7 EWR     BNA      1306.           1300       1421            1425
#> 8 EWR     BOS      1400            1400       1458            1511
```

Contar: n, count, tally

n

```
flights %>%
  group_by(month, origin, dest) %>%
  summarize(cuantos = n())
```

```
## # A tibble: 2,313 x 4
## # Groups:   month, origin [36]
##       month origin dest   cuantos
##       <dbl>  <chr>  <chr>  <int>
## 1       1    EWR    ALB      64
## 2       1    EWR    ATL     362
## 3       1    EWR    AUS      51
## 4       1    EWR    AVL       2
## 5       1    EWR    BDL      37
## 6       1    EWR    BNA     111
## 7       1    EWR    BOS     430
## 8       1    EWR    BQN      31
## 9       1    EWR    BTV     100
## 10      1    EWR    BUF     119
## # ... with 2,303 more rows
```

count

```
flights %>%  
  count()
```

```
## # A tibble: 1 × 1  
##   n  
##   <int>  
## 1 336776
```

count

```
flights %>%  
  count(origin)
```

```
## # A tibble: 3 x 2  
##   origin     n  
##   <chr>    <int>  
## 1 EWR      120835  
## 2 JFK      111279  
## 3 LGA      104662
```

count - datos agrupados

```
flights %>%  
  group_by(month) %>%  
    count(origin)
```

```
## # A tibble: 36 x 3  
## # Groups:   month [12]  
##       month origin     n  
##       <dbl> <chr>   <int>  
## 1       1   EWR     9893  
## 2       1   JFK     9161  
## 3       1   LGA     7950  
## 4       2   EWR     9107  
## 5       2   JFK     8421  
## 6       2   LGA     7423  
## 7       3   EWR    10420  
## 8       3   JFK     9697  
## 9       3   LGA     8717  
## 10      4   EWR    10531  
## # ... with 26 more rows
```

tally

```
flights %>%  
  group_by(month, origin, dest) %>%  
    tally()
```

```
## # A tibble: 2,313 x 4  
## # Groups:   month, origin [36]  
##       month origin dest     n  
##       <dbl>  <chr>  <chr> <int>  
## 1       1     EWR    ALB     64  
## 2       1     EWR    ATL    362  
## 3       1     EWR    AUS     51  
## 4       1     EWR    AVL      2  
## 5       1     EWR    BDL     37  
## 6       1     EWR    BNA    111  
## 7       1     EWR    BOS    430  
## 8       1     EWR    BQN     31  
## 9       1     EWR    BTV    100  
## 10      1     EWR    BUF    119  
## # ... with 2,303 more rows
```

Rangos y dispersiones

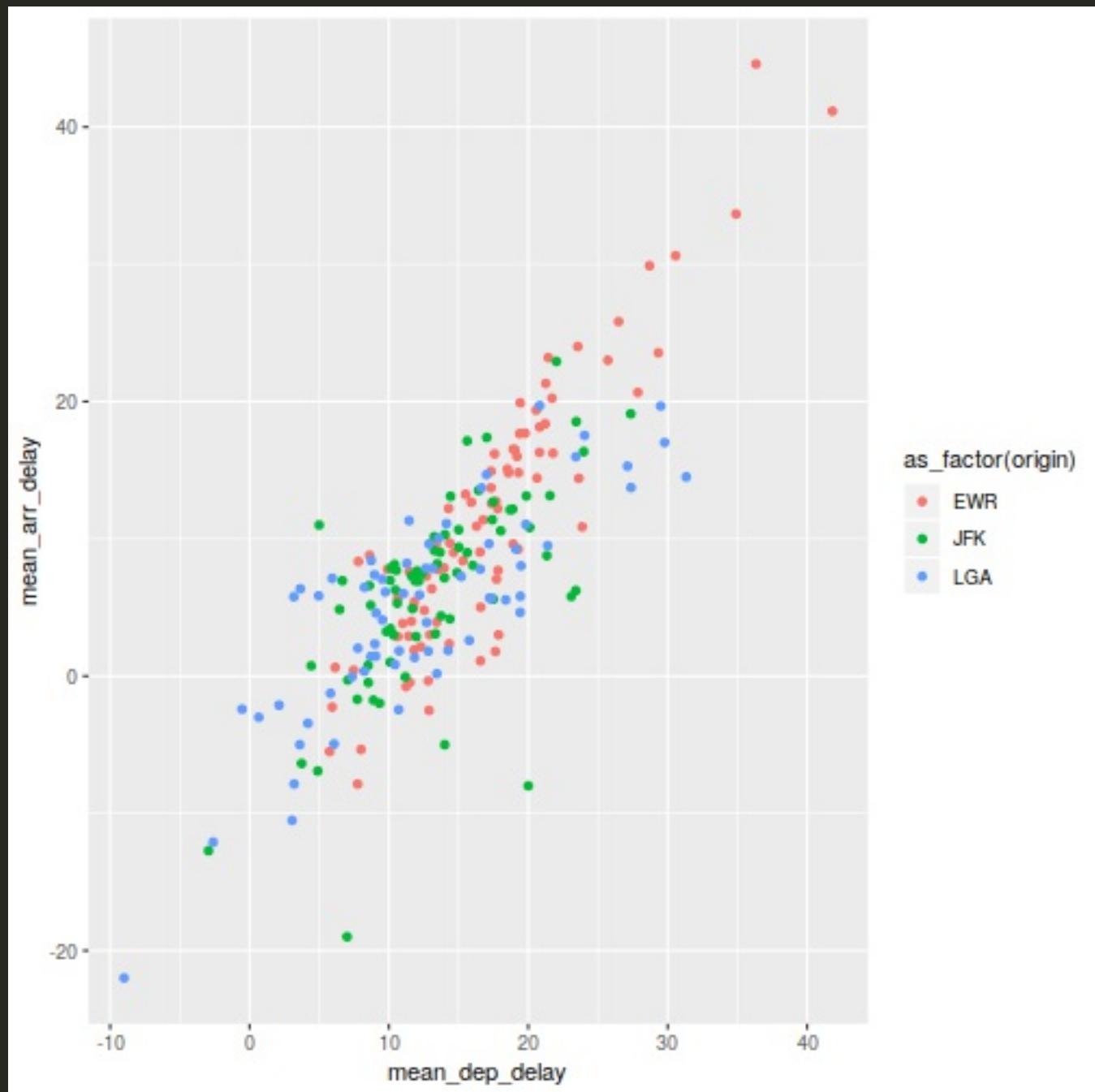
```
flights %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  summarise(min_airtime = min(air_time, na.rm = TRUE),
            max_airtime = max(air_time, na.rm = TRUE),
            std_dev_airtime = sd(air_time, na.rm = TRUE),
            cuantos = n()
  )
```

```
## # A tibble: 224 x 6
## # Groups:   origin [3]
##   origin dest  min_airtime max_airtime std_dev_airtime cuantos
##   <chr>  <chr>     <dbl>       <dbl>          <dbl>        <int>
## 1 EWR    ALB      24          50          3.08        439
## 2 EWR    ANC     388         434         14.7         8
## 3 EWR    ATL      88          176         9.99       5022
## 4 EWR    AUS     174         301         17.9        968
## 5 EWR    AVL      76          119         7.45        265
## 6 EWR    BDL      20          56          3.29        443
## 7 EWR    BNA      70          176         10.9       2336
## 8 EWR    BOS      30          112         4.92       5327
## 9 EWR    BQN     173         231         8.88        297
## 10 EWR   BTV      34          69          3.67       931
## # ... with 214 more rows
```

dplyr + pipe + ggplot2

```
flights %>%
  group_by(origin, dest) %>%
  summarise(mean_dep_delay = mean(dep_delay, na.rm = TRUE),
            mean_arr_delay = mean(arr_delay, na.rm = TRUE)
            ) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = mean_dep_delay,
                        y = mean_arr_delay,
                        colour = as_factor(origin)
                        )
        ) +
  geom_point()
```

dplyr + pipe + ggplot2



!!!Nota!!!

dplyr + %>% + ggplot2 != Tidyverse !!!!

¡Hay muchas otros paquetes!

Lo importante es la filosofía: datos limpios, usar verbos...

Ejercicio:

Queremos saber como se comportaron las aerolíneas a lo largo del año 2013, mes a mes, en términos del tiempo promedio de vuelo.

Genere un gráfico de puntos que le permita contestar:

¿Qué aerolínea tiene el tiempo de viaje más largo? ¿Es la misma todo el año?

¿Qué aerolínea tiene el tiempo de viaje más corto? ¿Es la misma todo el año?

Si el gráfico no es suficiente, apóyese en resúmenes de su análisis de datos.

Mutate

Transformaciones de variables

Mutate

Quiero saber el tiempo que estaba esperado para los vuelos

```
flights %>%
  select(carrier, flight, air_time, dep_delay, arr_delay)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5
##   carrier flight air_time dep_delay arr_delay
##   <chr>     <dbl>     <dbl>      <dbl>      <dbl>
## 1 UA        1545      227       2         11
## 2 UA        1714      227       4         20
## 3 AA        1141      160       2         33
## 4 B6        725       183      -1        -18
## 5 DL        461       116      -6        -25
## 6 UA        1696      150      -4         12
## 7 B6        507       158      -5         19
## 8 EV        5708      53       -3        -14
## 9 B6        79        140      -3         -8
## 10 AA       301       138      -2          8
## # ... with 336,766 more rows
```

```
flights %>%
  select(carrier, flight, air_time, dep_delay, arr_delay) %>%
  mutate(expected_airtime = air_time - dep_delay - arr_delay)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 6
##   carrier flight air_time dep_delay arr_delay expected_airtime
##   <chr>     <dbl>     <dbl>      <dbl>      <dbl>            <dbl>
## 1 UA        1545      227       2         11          214
## 2 UA        1714      227       4         20          203
## 3 AA        1141      160       2         33          125
## 4 B6        725       183      -1        -18          202
## 5 DL        461       116      -6        -25          147
## 6 UA        1696      150      -4         12          142
## 7 B6        507       158      -5         19          144
## 8 EV        5708      53       -3        -14          70
## 9 B6        79        140      -3         -8          151
## 10 AA       301       138      -2          8          132
## # ... with 336,766 more rows
```

Tambien puedo hacer variables intermedias

```
## # A tibble: 336,776 x 7
##   carrier flight air_time dep_delay arr_delay total_delay expected_airtime
##   <chr>     <dbl>    <dbl>      <dbl>      <dbl>      <dbl>            <dbl>
## 1 UA        1545     227       2          11         13             214
## 2 UA        1714     227       4          20         24             203
## 3 AA        1141     160       2          33         35             125
## 4 B6        725      183      -1         -18        -19            202
## 5 DL        461      116      -6         -25        -31            147
## 6 UA        1696     150      -4          12          8             142
## 7 B6        507      158      -5          19          14            144
## 8 EV        5708     53       -3         -14        -17            70
## 9 B6        79       140      -3          -8        -11            151
## 10 AA       301      138      -2           8           6            132
## # ... with 336,766 more rows
```

case_when para condicionales

Quiero una variable que diga si se adelantó o se atrasó

```
my_flights <-
  flights %>%
  mutate(total_delay = dep_delay + arr_delay,
        expected_airtime = air_time - total_delay
        ) %>%
  mutate(net_gainloss = case_when(total_delay > 0 ~ "retraso",
                                  total_delay == 0 ~ "a_tiempo",
                                  total_delay < 0 ~ "adelanto"
                                  )
  )
```

case_when para condicionales

Quiero una variable que diga si se adelantó o se atrasó

my_flights

```
## # A tibble: 336,776 x 22
##   year month   day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time
##   <dbl> <dbl> <dbl>     <dbl>          <dbl>      <dbl>      <dbl>
## 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 15 more variables: sched_arr_time <dbl>,
## #   arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <dbl>, tailnum <chr>,
## #   origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>,
## #   minute <dbl>, time_hour <dttm>, total_delay <dbl>,
## #   expected_airtime <dbl>, net_gainloss <chr>
```

case_when para condicionales

Quiero una variable que diga si se adelantó o se atrasó

```
my_flights %>%
  select(carrier, flight, air_time, expected_airtime, total_delay, net_gainloss)
```

| carrier | flight | air_time | expected_airtime | total_delay | net_gainloss |
|---------------------------------|--------|----------|------------------|-------------|--------------|
| <chr> | <dbl> | <dbl> | <dbl> | <dbl> | <chr> |
| UA | 1545 | 227 | | 214 | 13 retraso |
| UA | 1714 | 227 | | 203 | 24 retraso |
| AA | 1141 | 160 | | 125 | 35 retraso |
| B6 | 725 | 183 | | 202 | -19 adelanto |
| DL | 461 | 116 | | 147 | -31 adelanto |
| UA | 1696 | 150 | | 142 | 8 retraso |
| B6 | 507 | 158 | | 144 | 14 retraso |
| EV | 5708 | 53 | | 70 | -17 adelanto |
| B6 | 79 | 140 | | 151 | -11 adelanto |
| AA | 301 | 138 | | 132 | 6 retraso |
| ## # ... with 336,766 more rows | | | | | |

Ejercicio

calcule la velocidad promedio de cada aerolínea.

Los terribles joins

Los terribles joins

El Hombre Araña



- Tuvo dos series de películas ANTES del Marvel Cinematic Universe.
- Cada una tuvo diferentes actores.

```
spiderman_raimi <- vroom::vroom(file = "data/spiderman_raimi.csv")
```

```
## Observations: 11
## Variables: 2
## chr [2]: character, cast
##
## Call `spec()` for a copy-pastable column specification
## Specify the column types with `col_types` to quiet this message
```

```
spiderman_amazing <- vroom::vroom(file = "data/amazing_spiderman.csv")
```

```
## Observations: 8
## Variables: 2
## chr [2]: character, cast
##
## Call `spec()` for a copy-pastable column specification
## Specify the column types with `col_types` to quiet this message
```

spiderman_raimi

```
## # A tibble: 11 x 2
##   character      cast
##   <chr>          <chr>
## 1 Spider-man    Tobey Maguire
## 2 Mary Jane Watson Kirsten Dunst
## 3 Harry Osborn  James Franco
## 4 Tía May       Rosemary Harris
## 5 J. Jonah Jameson J.K. Simmons
## 6 Norman Osborn Willem Dafoe
## 7 Doctor Octopus Alfred Molina
## 8 Venom          Topher Grace
## 9 Sandman        Thomas Haden Church
## 10 Gwen Stacy    Bryce Dallas Howard
## 11 Dr. Curt Connors Dylan Baker
```

spiderman_amazing

```
## # A tibble: 8 x 2
##   character      cast
##   <chr>          <chr>
## 1 Spider-man    Andrew Garfield
## 2 Harry Osborn  Dane DeHaan
## 3 Tía May       Sally Field
## 4 Norman Osborn Chris Cooper
## 5 Electro        Jamie Foxx
## 6 Gwen Stacy     Emma Stone
## 7 Rhino          Paul Giamatti
## 8 Dr. Curt Connors Rhys Ifans
```

¿Qué actores interpretan a cada personaje?

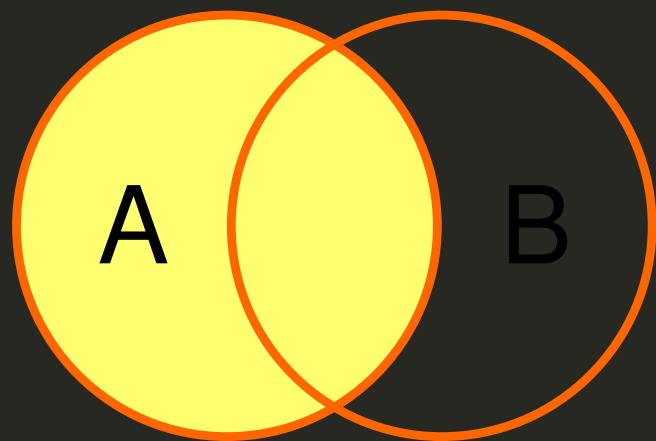
¿Qué personajes aparecen en la primera serie?

¿Qué personajes aparecen en la segunda serie?

¿Qué personajes aparecen en ambas?

El problema clásico de juntar diccionarios

Left join

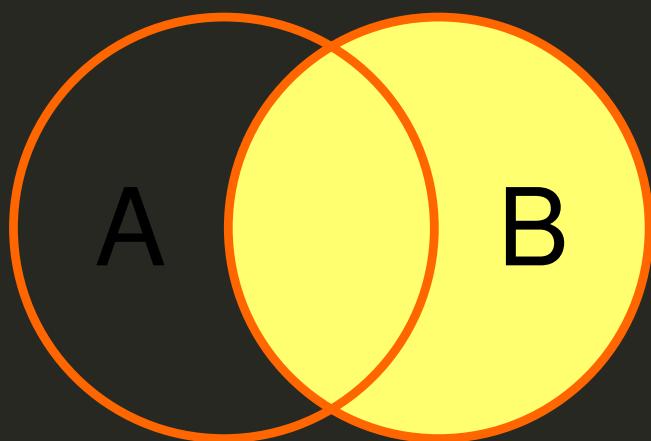


Left join

```
dplyr::left_join(x = spiderman_raimi,  
                  y = spiderman_amazing,  
                  suffix = c("_raimi", "_amazing"),  
                  by = c("character" = "character"))  
)
```

```
## # A tibble: 11 x 3  
##   character      cast_raimi    cast_amazing  
##   <chr>          <chr>        <chr>  
## 1 Spider-man     Tobey Maguire Andrew Garfield  
## 2 Mary Jane Watson Kirsten Dunst <NA>  
## 3 Harry Osborn   James Franco  Dane DeHaan  
## 4 Tía May        Rosemary Harris Sally Field  
## 5 J. Jonah Jameson J.K. Simmons <NA>  
## 6 Norman Osborn  Willem Dafoe  Chris Cooper  
## 7 Doctor Octopus Alfred Molina <NA>  
## 8 Venom           Topher Grace  <NA>  
## 9 Sandman         Thomas Haden Church <NA>  
## 10 Gwen Stacy     Bryce Dallas Howard Emma Stone  
## 11 Dr. Curt Connors Dylan Baker  Rhys Ifans
```

Right join

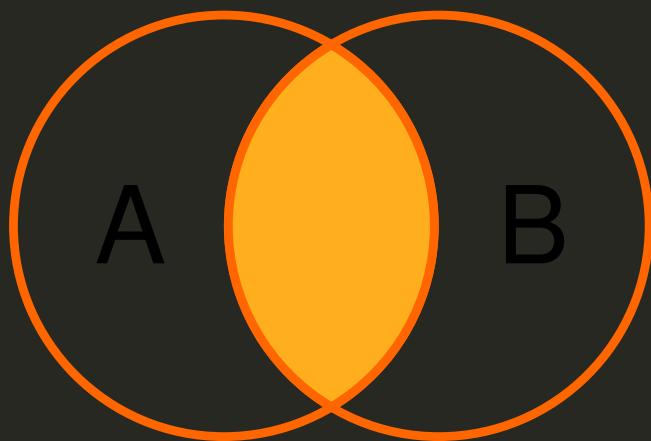


Right join

```
dplyr::right_join(x = spiderman_raimi,  
                    y = spiderman_amazing,  
                    suffix = c("_raimi", "_amazing"),  
                    by = c("character" = "character"))  
)
```

```
## # A tibble: 8 x 3  
##   character      cast_raimi    cast_amazing  
##   <chr>          <chr>        <chr>  
## 1 Spider-man    Tobey Maguire Andrew Garfield  
## 2 Harry Osborn James Franco  Dane DeHaan  
## 3 Tía May       Rosemary Harris Sally Field  
## 4 Norman Osborn Willem Dafoe  Chris Cooper  
## 5 Electro        <NA>         Jamie Foxx  
## 6 Gwen Stacy     Bryce Dallas Howard Emma Stone  
## 7 Rhino           <NA>         Paul Giamatti  
## 8 Dr. Curt Connors Dylan Baker Rhys Ifans
```

semi join

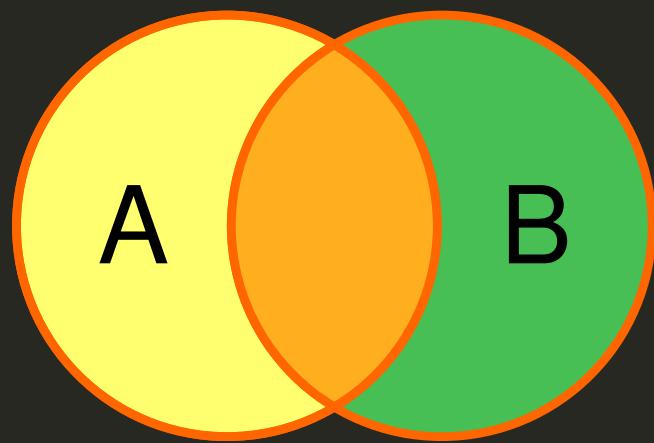


semi join

```
dplyr::semi_join(x = spiderman_raimi,  
                  y = spiderman_amazing,  
                  suffix = c("_raimi", "_amazing"),  
                  by = c("character" = "character"))  
)
```

```
## # A tibble: 6 x 2  
##   character      cast  
##   <chr>          <chr>  
## 1 Spider-man    Tobey Maguire  
## 2 Harry Osborn James Franco  
## 3 Tía May       Rosemary Harris  
## 4 Norman Osborn Willem Dafoe  
## 5 Gwen Stacy    Bryce Dallas Howard  
## 6 Dr. Curt Connors Dylan Baker
```

full join

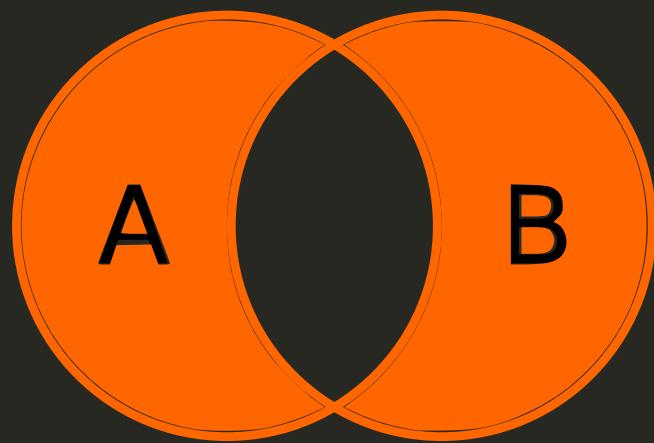


full join

```
dplyr::full_join(x = spiderman_raimi,  
                  y = spiderman_amazing,  
                  suffix = c("_raimi", "_amazing"),  
                  by = c("character" = "character"))  
)
```

```
## # A tibble: 13 x 3  
##   character      cast_raimi    cast_amazing  
##   <chr>          <chr>        <chr>  
## 1 Spider-man     Tobey Maguire Andrew Garfield  
## 2 Mary Jane Watson Kirsten Dunst <NA>  
## 3 Harry Osborn   James Franco  Dane DeHaan  
## 4 Tía May        Rosemary Harris Sally Field  
## 5 J. Jonah Jameson J.K. Simmons <NA>  
## 6 Norman Osborn  Willem Dafoe  Chris Cooper  
## 7 Doctor Octopus Alfred Molina <NA>  
## 8 Venom           Topher Grace  <NA>  
## 9 Sandman         Thomas Haden Church <NA>  
## 10 Gwen Stacy    Bryce Dallas Howard Emma Stone  
## 11 Dr. Curt Connors Dylan Baker  Rhys Ifans  
## 12 Electro        <NA>        Jamie Foxx  
## 13 Rhino          <NA>        Paul Giamatti
```

anti join



anti join

```
dplyr::anti_join(x = spiderman_raimi,  
                  y = spiderman_amazing,  
                  suffix = c("_raimi", "_amazing"),  
                  by = c("character" = "character"))  
)
```

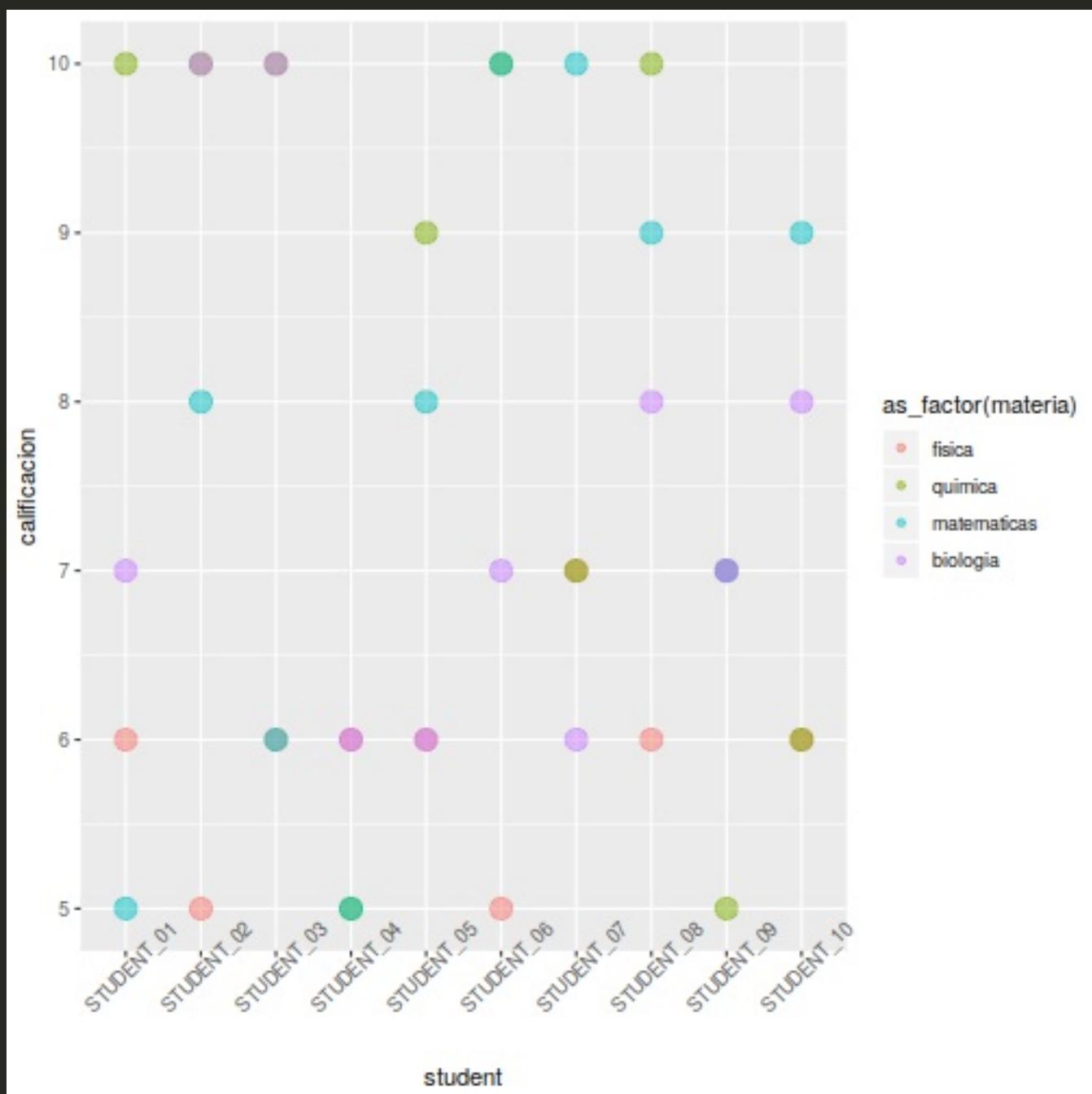
```
## # A tibble: 5 x 2  
##   character      cast  
##   <chr>          <chr>  
## 1 Mary Jane Watson Kirsten Dunst  
## 2 J. Jonah Jameson J.K. Simmons  
## 3 Doctor Octopus Alfred Molina  
## 4 Venom           Topher Grace  
## 5 Sandman         Thomas Haden Church
```

Ejercicio:

Haga el join adecuado para los datos en
data/flights.txt y data/airlines.txt

Más tidying

Veamos un plot de calificaciones



Es un plot feo... no es la mejor forma de presentar la información

... pero digamos que queremos reproducirlo

--

La próxima semana veremos como hacerlo mejor

Leamos los datos

```
my_data <- vroom::vroom("data/calificaciones_untidy.txt")  
my_data
```

```
## # A tibble: 10 x 5  
##   student    fisica quimica matematicas biologia  
##   <chr>      <dbl>   <dbl>       <dbl>      <dbl>  
## 1 STUDENT_01     6      10         5        7  
## 2 STUDENT_02     5      10         8       10  
## 3 STUDENT_03     6      10         6       10  
## 4 STUDENT_04     6       5         5        6  
## 5 STUDENT_05     6       9         8        6  
## 6 STUDENT_06     5      10        10        7  
## 7 STUDENT_07     7       7        10        6  
## 8 STUDENT_08     6      10        9        8  
## 9 STUDENT_09     7       5        7        7  
## 10 STUDENT_10    6       6        9        8
```

Hagamos el plot...

```
my_data %>%
  ggplot() %>%
  geom_point(mapping = aes(x = estudiante?????,
                           y = calificaciones?????
                           donde pongo las materias???
                           )
             )
```

--

Los datos no están organizados para esta aplicación

Tenemos que cambiar la *forma* de los datos => *pivotear*

tidyr::gather

```
my_data_gather <-
  my_data %>%
gather(-"student", key = "materia", value = "calificacion")
```

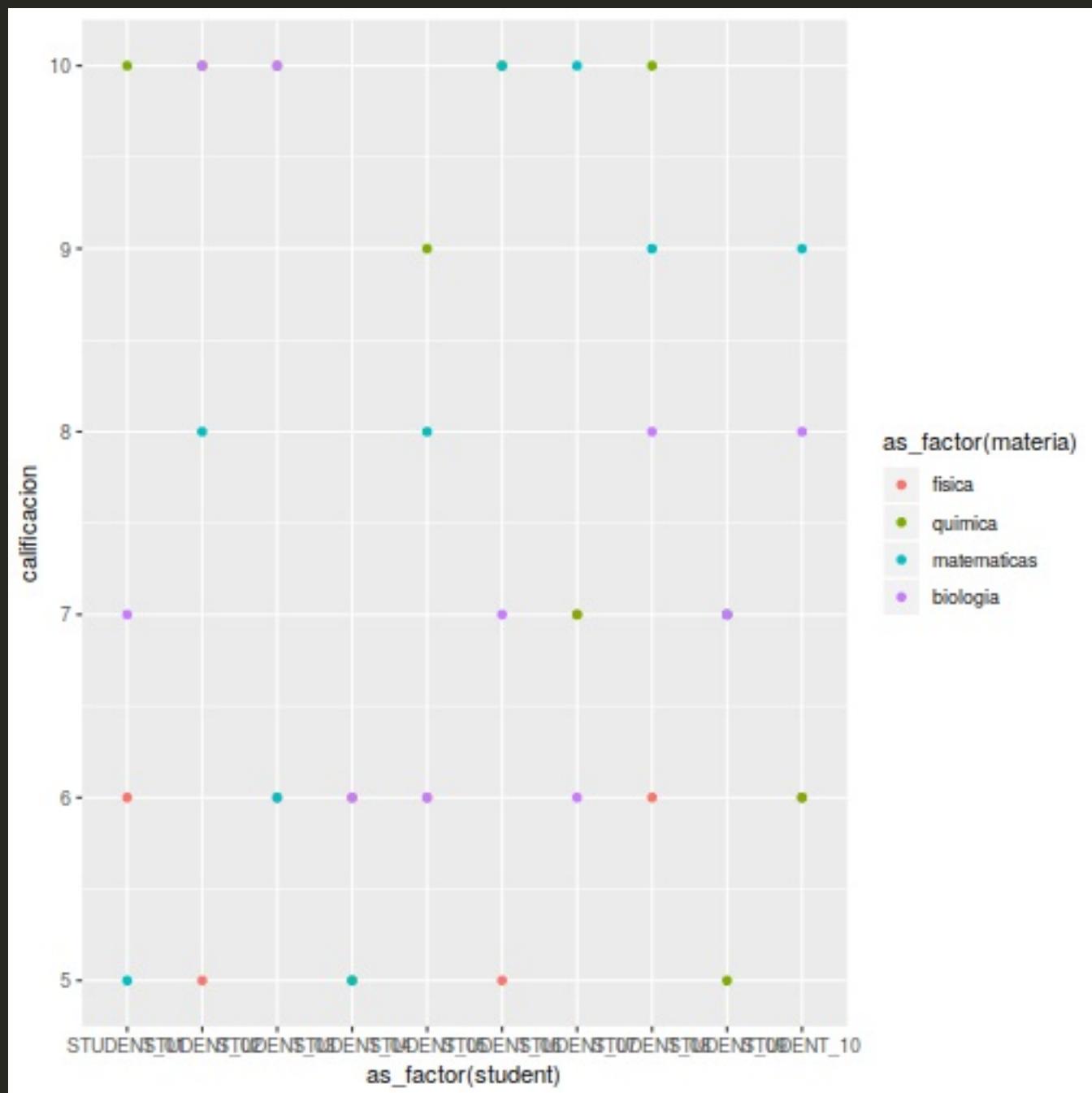
```
my_data_gather
```

```
## # A tibble: 40 x 3
##   student     materia calificacion
##   <chr>       <chr>          <dbl>
## 1 STUDENT_01 fisica           6
## 2 STUDENT_02 fisica           5
## 3 STUDENT_03 fisica           6
## 4 STUDENT_04 fisica           6
## 5 STUDENT_05 fisica           6
## 6 STUDENT_06 fisica           5
## 7 STUDENT_07 fisica           7
## 8 STUDENT_08 fisica           6
## 9 STUDENT_09 fisica           7
## 10 STUDENT_10 fisica          6
## # ... with 30 more rows
```

tidyr::gather

```
my_data_gather %>%  
  ggplot(mapping = aes(x = as_factor(student),  
                       y = calificacion,  
                       colour = as_factor(materia),  
                       ))  
    ) +  
  geom_point()
```

tidyr::gather



`tidyr::gather` no es la única manera de pivotear los datos

`reshape2::melt`

`tidyr::pivot_long` en `tidyverse` 1.0

reshape2::melt

```
my_data_melt <-
  my_data %>%
  reshape2::melt(variable.name = "materia",
                 value.name = "calificacion",
                 id.vars = "student")

head(my_data_melt)
```

```
##      student materia calificacion
## 1 STUDENT_01  fisica          6
## 2 STUDENT_02  fisica          5
## 3 STUDENT_03  fisica          6
## 4 STUDENT_04  fisica          6
## 5 STUDENT_05  fisica          6
## 6 STUDENT_06  fisica          5
```

tidyr::pivot_longer (SOLO DE LA VERSIÓN 1.0 DE TIDYR EN ADELANTE)

```
my_data_pivot_longer <-
  my_data %>%
  tidyr::pivot_longer(cols = -"student",
                      names_to = "materia",
                      values_to = "calificacion")
```

```
my_data_pivot_longer
```

```
## # A tibble: 40 x 3
##   student     materia   calificacion
##   <chr>       <chr>        <dbl>
## 1 STUDENT_01  fisica         6
## 2 STUDENT_01  quimica       10
## 3 STUDENT_01  matematicas  5
## 4 STUDENT_01  biologia       7
## 5 STUDENT_02  fisica         5
## 6 STUDENT_02  quimica       10
## 7 STUDENT_02  matematicas  8
## 8 STUDENT_02  biologia       10
## 9 STUDENT_03  fisica         6
## 10 STUDENT_03 quimica      10
## # ... with 30 more rows
```

Tareas...

- Volver a la versión original de los datos ...

Pista:

Usar `tidyr::spread`, `tidyr::pivot_wide`, `reshape2::dcast`