

Unidad 2: Procesamiento de datos

[Descargar este documento en PDF](#)

Gestión de datos con el Paquete dplyr

El paquete **dplyr** es parte del universo tidyverse que fue desarrollado por *Hadley Wickham* a partir de optimizar una versión del paquete plyr.

La contribución significativa del paquete es proporcionar una “gramática” (funciones-verbos) para la manipulación y operaciones de datos que lo hace más fácil de entender.

Las funciones clave del paquete, responden a las siguientes acciones (verbos):

- **select()**: devuelve un conjunto de columnas (variables)
- **rename()**: renombra variables en una conjunto de datos
- **filter()**: devuelve un conjunto de filas (observaciones) según una o varias condiciones lógicas
- **arrange()**: reordena filas de un conjunto de datos
- **mutate()**: añade nuevas variables/columnas o transforma variables existentes
- **summarise() / summarise()**: genera resúmenes estadísticos de diferentes variables en el conjunto de datos.
- **group_by()**: agrupa un conjunto de filas seleccionado, en un conjunto de filas de resumen de acuerdo con los valores de una o más columnas o expresiones.
- **count()**: contabiliza valores que se repiten, es decir genera tabla de frecuencias.

Argumentos comunes en las funciones dplyr

Todas las funciones, básicamente, tienen en común una serie de argumentos.

1. El primer argumento es el nombre del conjunto de datos (objeto donde esta nuestra tabla de datos)
2. Los otros argumentos describen que hacer con el conjunto de datos especificado en el primer argumento, podemos referirnos a las columnas en el objeto directamente sin utilizar el operador \$, es decir sólo con el nombre de la columna/variable.

3. El valor de retorno es un nuevo conjunto de datos.
4. Los conjunto de datos deben estar bien organizados/estructurados, es decir debe existir una observación por columna y, cada columna representar una variable, medida o característica de esa observación. Es decir, debe cumplir con *tidy data*.

Activación del paquete

dplyr está incluído en el paquete **tidyverse**, por lo que se encuentra disponible si tenemos activado a este último.

También se puede activar en forma independiente, aunque no es necesario si ya activamos tidyverse:

```
library(dplyr)
```

Conjunto de datos para ejemplo

Visualizar y entender el funcionamiento de estos “verbos” de manipulación es posible si ejemplificamos su aplicación. Por este motivo vamos a leer un conjunto de datos que servirá para ejercitarnos las funciones del paquete.

```
datos <- read_csv("datos/noti-vih.csv") # asignamos la lectura a datos

head(datos) # mostramos las 6 primeras observaciones

# A tibble: 6 x 4
  jurisdiccion     año    casos      pob
  <chr>        <dbl>   <dbl>     <dbl>
1 Buenos Aires  2015  1513  16626374
2 Buenos Aires  2016   957  16789474
3 CABA         2015   901  3054237
4 CABA         2016   427  3050000
5 Catamarca    2015    69  396552
6 Catamarca    2016    51  401575
```

La tabla de datos “noti-vih.csv” contiene datos de notificación de vih por jurisdicción de Argentina para los años 2015 y 2016.

Función select()

Esta función selecciona las variables que especificamos devolviendo un conjunto de datos “recortado por columna”.

select() utiliza un minilenguaje conciso que facilita hacer referencia a las variables según su nombre, ubicación, condición o tipo.

Alguno de sus operadores son:

- : para seleccionar un rango de variables consecutivas.
- - para evitar seleccionar la variable que sigue al signo
- ! para tomar el complemento de un conjunto de variables.

Veamos algunas aplicaciones de estas “ayudas” para hacer selecciones.

Todas las variables menos *pob*

```
datos |>
  select(-pob)
```

```
# A tibble: 48 x 3
  jurisdiccion     año   casos
  <chr>           <dbl> <dbl>
1 Buenos Aires    2015  1513
2 Buenos Aires    2016   957
3 CABA            2015   901
4 CABA            2016   427
5 Catamarca       2015    69
6 Catamarca       2016    51
7 Chaco           2015    15
8 Chaco           2016     9
9 Chubut          2015   110
10 Chubut         2016    89
# i 38 more rows
```

Otra forma para el mismo resultado anterior (mediante el operador rango :)

```
datos |>
  select(jurisdiccion:casos)
```

```
# A tibble: 48 x 3
  jurisdiccion     año   casos
  <chr>           <dbl> <dbl>
1 Buenos Aires    2015  1513
2 Buenos Aires    2016   957
3 CABA            2015   901
4 CABA            2016   427
5 Catamarca       2015    69
6 Catamarca       2016    51
7 Chaco           2015    15
8 Chaco           2016     9
9 Chubut          2015   110
10 Chubut         2016    89
# i 38 more rows
```

Las variables *jurisdiccion* y *casos*

```

datos |>
  select(jurisdiccion, casos)

# A tibble: 48 x 2
  jurisdiccion   casos
  <chr>        <dbl>
1 Buenos Aires    1513
2 Buenos Aires     957
3 CABA            901
4 CABA            427
5 Catamarca       69
6 Catamarca       51
7 Chaco           15
8 Chaco            9
9 Chubut          110
10 Chubut         89
# i 38 more rows

```

Otra forma para el mismo resultado anterior (mediante números de columna):

```

datos |>
  select(1, 3)

# A tibble: 48 x 2
  jurisdiccion   casos
  <chr>        <dbl>
1 Buenos Aires    1513
2 Buenos Aires     957
3 CABA            901
4 CABA            427
5 Catamarca       69
6 Catamarca       51
7 Chaco           15
8 Chaco            9
9 Chubut          110
10 Chubut         89
# i 38 more rows

```

Todas las variables pasando *año* a la primera columna

```

datos |>
  select("año", everything())

# A tibble: 48 x 4
  año jurisdiccion   casos      pob
  <dbl> <chr>        <dbl>    <dbl>
1 2015 Buenos Aires    1513 16626374
2 2016 Buenos Aires     957 16789474

```

```

3 2015 CABA          901 3054237
4 2016 CABA          427 3050000
5 2015 Catamarca     69 396552
6 2016 Catamarca     51 401575
7 2015 Chaco          15 1153846
8 2016 Chaco           9 1125000
9 2015 Chubut         110 567010
10 2016 Chubut        89 577922
# i 38 more rows

```

Esta última función `everything()`, pasada como argumento, es una de las posibles funciones llamadas “**ayudantes de selección**”, entre las cuales se encuentran:

- `starts_with()`: selecciona todas las columnas que comiencen con el patrón indicado.
- `ends_with()`: selecciona todas las columnas que terminen con el patrón indicado.
- `contains()`: selecciona las columnas que posean el patrón indicado.
- `matches()`: similar a `contains()`, pero permite poner una expresión regular.
- `all_of()`: selecciona las variables pasadas en un vector (todos los nombres deben estar presentes o devuelve un error)
- `any_of()`: idem anterior excepto que no se genera ningún error para los nombres que no existen.
- `num_range()`: selecciona variables con nombre combinados con caracteres y números (ejemplo: `num_range("x", 1:3)` selecciona las variables x1, x2 y x3).
- `where()`: aplica una función a todas las variables y selecciona aquellas para las cuales la función regresa TRUE (por ejemplo: `is.numeric()` para seleccionar todas las variables numéricas)
- `group_cols()`: selecciona todas las columnas de agrupación.

Todas estas funciones son muy útiles a la hora de seleccionar el conjunto de variables necesarias no solo para un `select()` básico sino también cuando necesitemos aplicar operaciones simultáneas y/o pivotear tablas de datos que necesiten garantizar formato ordenado (tidy-data).

Función `rename()`

Esta función es una extensión de `select()`, dado que esta última permite cambiar el nombre de variables pero no es muy útil porque descarta todas las

variables que no se mencionan explícitamente. En cambio `rename()` renombra variables mientras que mantiene las demás no mencionadas.

Por ejemplo, cambiamos el nombre de la variable `pob` por `población`.

```
datos |>  
  rename("población" = pob)
```

```
# A tibble: 48 x 4  
  jurisdicción     año casos población  
  <chr>        <dbl> <dbl>      <dbl>  
1 Buenos Aires    2015   1513  16626374  
2 Buenos Aires    2016    957  16789474  
3 CABA           2015   901  3054237  
4 CABA           2016   427  3050000  
5 Catamarca      2015    69  396552  
6 Catamarca      2016    51  401575  
7 Chaco          2015    15  1153846  
8 Chaco          2016     9  1125000  
9 Chubut         2015   110  567010  
10 Chubut        2016    89  577922  
# i 38 more rows
```

Función filter()

Así como la función `select()` es utilizada para seleccionar columnas, la función `filter()` hace lo propio con las filas del conjunto de datos, produciendo un subconjunto de observaciones.

Veamos un ejemplo sencillo sobre nuestros datos:

```
datos |>  
  filter(jurisdicción == "Tucuman")  
  
# A tibble: 2 x 4  
  jurisdicción     año casos     pob  
  <chr>        <dbl> <dbl>    <dbl>  
1 Tucuman        2015   258 1592593  
2 Tucuman        2016   246 1618421
```

Utiliza los mismos operadores de comparación propios del lenguaje R

| Comparación | |
|-------------|-----------------|
| < | menor a |
| > | mayor a |
| == | igual a |
| <= | menor o igual a |
| >= | mayor o igual a |

Comparación

| | |
|--------|-------------|
| != | no igual a |
| %in% | es parte de |
| is.na | es NA |
| !is.na | no es NA |

Lo mismo con los operadores lógicos que se utilizan como conectores entre las expresiones.

Lógicos

| | |
|-----|----------------|
| & | AND booleano |
| | OR booleano |
| xor | OR exclusivo |
| ! | NOT |
| any | cualquier TRUE |
| all | todos TRUE |

Cuando usamos múltiples argumentos separados por coma dentro de `filter()` se combinan con un conector **AND**, es decir cada expresión debe ser verdadera para que una fila sea incluida en la salida.

Por ejemplo:

Filtramos a las observaciones que cumplan con la condición que casos sea mayor a 100 y población sea menor a 1000000

```
datos |>
  filter(casos > 100, pob < 1000000)
```

```
# A tibble: 7 x 4
  jurisdiccion     año   casos    pob
  <chr>        <dbl>   <dbl>   <dbl>
1 Chubut          2015     110 567010
2 Jujuy           2015     160 727273
3 Jujuy           2016     133 734807
4 Neuquen         2015     109 619318
5 Neuquen         2016     101 627329
6 Rio Negro       2015     112 700000
7 Rio Negro       2016     105 709459
```

Para combinaciones dentro de una misma variable debemos utilizar el conector OR (!) o más útil el operador `%in%`.

Filtramos a las jurisdicciones “Buenos Aires” y “La Pampa”

```

datos |>
  filter(jurisdiccion == "Buenos Aires" | jurisdiccion == "La Pampa")

# A tibble: 4 x 4
  jurisdiccion     año   casos      pob
  <chr>           <dbl> <dbl>      <dbl>
1 Buenos Aires    2015   1513 16626374
2 Buenos Aires    2016    957 16789474
3 La Pampa        2015     57 343373
4 La Pampa        2016     67 345361

datos |>
  filter(jurisdiccion %in% c("Buenos Aires", "La Pampa"))

# A tibble: 4 x 4
  jurisdiccion     año   casos      pob
  <chr>           <dbl> <dbl>      <dbl>
1 Buenos Aires    2015   1513 16626374
2 Buenos Aires    2016    957 16789474
3 La Pampa        2015     57 343373
4 La Pampa        2016     67 345361

```

Filtramos las observaciones de 2016 con casos mayores a 200 utilizando el conector AND (&). Es el mismo resultado que si utilizamos una coma.

```

datos |>
  filter(año == "2016" & casos > 200)

# A tibble: 6 x 4
  jurisdiccion     año   casos      pob
  <chr>           <dbl> <dbl>      <dbl>
1 Buenos Aires    2016    957 16789474
2 CABA            2016    427 3050000
3 Cordoba         2016    368 3607843
4 Mendoza         2016    254 1909774
5 Salta           2016    230 1352941
6 Tucuman         2016    246 1618421

```

Filtramos las observaciones inversas a la anterior mediante xor(), que selecciona los valores de año y casos exclusivos (es decir que no se den ambos en TRUE).

```

datos |>
  filter(xor(año == "2016", casos > 200))

# A tibble: 25 x 4
  jurisdiccion     año   casos      pob
  <chr>           <dbl> <dbl>      <dbl>
1 Buenos Aires    2015   1513 16626374
2 CABA            2015    901 3054237

```

```

3 Catamarca      2016     51   401575
4 Chaco          2016      9   1125000
5 Chubut         2016     89   577922
6 Cordoba        2015    468   3572519
7 Corrientes     2016     99   1076087
8 Entre Rios     2016    109   1329268
9 Formosa         2016     60   582524
10 Jujuy         2016    133   734807
# i 15 more rows

```

Función arrange()

La función `arrange()` se utiliza para ordenar las filas de un conjunto de datos de acuerdo a una o varias columnas/variables. Por defecto, el ordenamiento es ascendente alfanumérico.

Ordenamos la tabla `datos` por la variable `pob` (forma ascendente predeterminada):

```
datos |>
  arrange(pob)
```

```

# A tibble: 48 x 4
  jurisdiccion     año casos     pob
  <chr>           <dbl> <dbl>   <dbl>
1 Tierra del Fuego 2015    36 152542
2 Tierra del Fuego 2016    34 156682
3 Santa Cruz        2015    65 320197
4 Santa Cruz        2016    59 329609
5 La Pampa          2015    57 343373
6 La Pampa          2016    67 345361
7 La Rioja          2015    41 369369
8 La Rioja          2016     6 375000
9 Catamarca         2015    69 396552
10 Catamarca        2016    51 401575
# i 38 more rows

```

Para ordenar en forma descendente podemos utilizar `desc()` dentro de los argumentos de `arrange()`:

```
datos |>
  arrange(desc(pob))
```

```

# A tibble: 48 x 4
  jurisdiccion     año casos     pob
  <chr>           <dbl> <dbl>   <dbl>
1 Buenos Aires     2016    957 16789474
2 Buenos Aires     2015   1513 16626374
3 Cordoba          2016    368 3607843

```

```

4 Cordoba      2015   468  3572519
5 Santa Fe     2016   170  3400000
6 Santa Fe     2015   301  3382022
7 CABA         2015   901  3054237
8 CABA         2016   427  3050000
9 Mendoza      2016   254  1909774
10 Mendoza     2015   316  1880952
# i 38 more rows

```

Podemos combinar ordenamientos. Por ejemplo, en forma alfabética ascendente para *jurisdiccion* y luego numérica descendente para *casos*.

```

datos |>
  arrange(jurisdiccion, desc(casos))

# A tibble: 48 x 4
  jurisdiccion   año casos      pob
  <chr>        <dbl> <dbl>    <dbl>
1 Buenos Aires  2015   1513 16626374
2 Buenos Aires  2016   957  16789474
3 CABA         2015   901  3054237
4 CABA         2016   427  3050000
5 Catamarca    2015   69   396552
6 Catamarca    2016   51   401575
7 Chaco        2015   15   1153846
8 Chaco        2016    9   1125000
9 Chubut       2015   110  567010
10 Chubut      2016   89   577922
# i 38 more rows

```

Función `mutate()`

Esta función nos proporciona computar transformaciones de variables en un conjunto de datos. A menudo, tendremos la necesidad de modificar variables existentes o crear nuevas variables que se calculan a partir de las que tenemos, `mutate()` nos ofrece una interface clara para realizar este tipo de operaciones.

Por ejemplo, nos puede interesar calcular tasas crudas para cada jurisdicción y año, en función de los casos y el total de población.

```

datos |>
  mutate(tasa = casos/pob*100000)

# A tibble: 48 x 5
  jurisdiccion   año casos      pob  tasa
  <chr>        <dbl> <dbl>    <dbl> <dbl>
1 Buenos Aires  2015   1513 16626374  9.10
2 Buenos Aires  2016   957  16789474  5.70

```

```

3 CABA      2015   901  3054237 29.5
4 CABA      2016   427  3050000 14
5 Catamarca 2015   69   396552 17.4
6 Catamarca 2016   51   401575 12.7
7 Chaco     2015   15   1153846 1.30
8 Chaco     2016    9   1125000 0.8
9 Chubut    2015   110  567010 19.4
10 Chubut   2016   89   577922 15.4
# i 38 more rows

```

Observemos que la función realiza el cálculo (en este caso tasas crudas por 100000 habitantes) e incorpora una nueva variable por cada observación con el resultado.

También se pueden construir múltiples variables en la misma expresión, solamente separadas por comas.

```

datos |>
  mutate(tasaxcien_mil = casos/pob*100000,
         tasaxdiez_mil = casos/pob*10000)

```

```

# A tibble: 48 x 6
  jurisdiccion   año casos      pob tasaxcien_mil tasaxdiez_mil
  <chr>        <dbl> <dbl>      <dbl>        <dbl>        <dbl>
1 Buenos Aires  2015  1513 16626374       9.10       0.910
2 Buenos Aires  2016   957 16789474       5.70       0.570
3 CABA         2015   901  3054237      29.5       2.95
4 CABA         2016   427  3050000       14         1.4
5 Catamarca    2015   69   396552       17.4       1.74
6 Catamarca    2016   51   401575       12.7       1.27
7 Chaco        2015   15   1153846       1.30      0.130
8 Chaco        2016    9   1125000       0.8        0.08
9 Chubut       2015   110  567010       19.4       1.94
10 Chubut      2016   89   577922       15.4       1.54
# i 38 more rows

```

Si necesitemos que estas dos nuevas variables queden dentro de la tabla de datos y no solo mostrarla en consola como hasta ahora, debemos utilizar el operador de asignación:

```

datos <- datos |>
  mutate(tasaxcien_mil = casos/pob*100000,
         tasaxdiez_mil = casos/pob*10000)

```

La propiedad imprescindible es que la función debe poder vectorizar: debe tomar un vector de valores como entrada, y devolver un vector con el mismo número de valores que la salida.

No hay forma de enumerar todas las funciones posibles que se podría usar, pero mencionaremos algunas que pueden ser útiles:

- Operadores aritméticos: $+$, $-$, $*$, $/$, $\hat{}$.
- Aritmética modular: $\%/\%$ (división entera) y $\% \%$ (resto), donde $x == y * (x \% / \% y) + (x \% \% y)$. La aritmética modular es una herramienta útil porque te permite dividir números enteros en porciones.
- Funciones matemáticas: `log()`, `log2()`, `log10()`, `exp()`, `sqrt()`, `abs()`, etc
- Valores acumulados: R proporciona funciones para ejecutar sumas, productos, mínimos y máximos acumulados: `cumsum()`, `cumprod()`, `cummin()`, `cummax()`; y `dplyr` proporciona `cummean()` para promedios acumulados.
- Clasificaciones (ranking): hay una serie de funciones de clasificación, por ejemplo `min_rank()`. Genera el tipo de clasificación habitual (1^o, 2^o, etc). El valor predeterminado relaciona los valores más pequeños a rangos pequeños; podemos usar `desc(x)` para invertir la relación (valores más grandes a rangos más pequeños)

Si utilizamos el mismo nombre de una variable incluída dentro de la tabla de datos, estaremos sobre escribiéndola (se usa cuando transformamos una variable, por ejemplo: le cambiamos su tipo de `character` a `factor`). Para que la variable sea nueva debe nombrarse con un nombre que no exista previamente dentro de la tabla de datos.

Funciones condicionales

Dentro un `mutate()`, algunas veces vamos a necesitar agrupar, agregar o discretizar variables continuas donde generemos variables dicotómicas o politómicas.

Estas funciones que llamaremos “condicionales”, dado que utilizan condiciones para decidir que valor tomar, no se limitan a la tarea de construir agrupamientos de variables cuantitativas sino que sirven para cualquier situación donde a partir de una o más condiciones se produzcan una o más valores como respuesta.

Condicional simple - función `if_else()`

Para salidas dicotómicas tenemos la función condicional `if_else()` derivada de la simplificación del **IF condicional** que existe en todos los lenguajes de programación.

Supongamos que creamos una nueva variable dentro del dataframe `datos` que se llama `variable_nueva` de tipo cualitativa y queremos que la misma tome valores a partir del cumplimiento de una condición de una variable cuantitativa existente denominada `var1`.

Si los valores de `var1` son mayores a 10, entonces `variable_nueva`, tomará el valor “mayor a 10”, en caso contrario, tomará el valor “menor o igual a 10”

```
datos <- datos |>
  mutate(variable_nueva = if_else(condition = var1 > 10,
```

```
    true = "mayor a 10",
    false = "menor o igual a 10"))
```

`if_else()` tiene tres argumentos obligatorios, el primero siempre es una condición, el segundo y el tercero son los valores que tomará la nueva variable si esa condición se cumple o no se cumple.

Habitualmente decimos que en este proceso dicotomizamos una variable, dado que el resultado posible consta siempre de 2 valores.

Los valores de salida de esta función pueden ser de variado tipo (caracter, numérico o lógico) aunque si estamos discretizando una variable cuantitativa generalmente construimos una variable resultado cualitativa ordinal. Es común que esta variable salida sea tipo `character` (observar que las nuevas categorías van encerradas entre comillas).

Ahora bien, al ser ordinal estas categorías de la variable _nueva deben “ordenarse” en la forma de los valores de la variable, pero el lenguaje R no sabe con qué estamos trabajando y respeta siempre el ordenamiento alfanumérico. Por lo tanto, en este ejemplo las categorías se van a estar ordenando al revés del orden numérico natural (de menor a mayor).

“*mayor a 10*” se ordena alfabéticamente antes de “*menor o igual a 10*”, porque luego del empate de las letras `m`, le siguen la `a` en el primer caso y la `e` en el segundo.

Para ordenar estas categorías debemos transformar la variable de carácter a factor. Esto se puede hacer en un solo paso dentro del `mutate`:

```
datos <- datos |>
  mutate(variable_nueva = if_else(condition = var1 > 10,
                                    true = "mayor a 10",
                                    false = "menor o igual a 10"),
         variable_nueva = factor(variable_nueva,
                                   levels = c("menor o igual a 10",
                                             "mayor a 10")))
```

Otra forma más artesanal, igualmente válido, es “forzar” el ordenamiento con las categorías así:

```
datos <- datos |>
  mutate(variable_nueva = if_else(condition = var1 > 10,
                                    true = "2.mayor a 10",
                                    false = "1.menor o igual a 10"))
```

Aquí agregamos números iniciales a las etiquetas de las categorías para darle el orden que deseamos, sin necesidad de convertir a factor.

Condicional multiple

En salidas políticas a partir de variables cuantitativas tenemos varias opciones dependiendo de si los intervalos de clase a construir son regulares o irregulares.

Función `cut_interval()`

`tidyverse` ofrece la función `cut_interval()` para la creación de intervalos regulares.

Es una adaptación de la función `cut()` de R base para tidy data y sus argumentos son similares.

```
datos <- datos |>
  mutate(grupo_var = cut_interval(x = var1,
                                    length = 10,
                                    right = T,
                                    labels = T,
                                    ordered_result = F))
```

Los argumentos obligatorios y opcionales de la función `cut()` son:

- **x:** [obligatorio] El conjunto de datos numéricos de entrada (variable cuantitativa continua)
- **length:** [obligatorio] la longitud de cada intervalo regular
- **right:** [opcional] Indica si los intervalos son cerrados a la derecha o viceversa. Por defecto vale TRUE (cerrados a derecha)
- **labels:** [opcional] Etiquetas de los intervalos automáticas o numéricas. Valor predeterminado TRUE (intervalos matemáticos)
- **ordered_result:** [opcional] - determina si el resultado es un factor ordenado. Por defecto vale FALSE (la salida es tipo carácter)

Los argumentosopcionales no son necesarios definirlos siempre y cuando los valores por defecto son los que sirven para la tarea.

Función `case_when()`

Cuando las condiciones no son simples, es decir, el resultado no es dicotómico y además los intervalos son irregulares, utilizamos la función `case_when()` que es una vectorización de la función `if_else()`.

Supongamos que no queremos agrupar la variable en dos valores, sino en 3 grupos irregulares.

Esquema básico de funcionamiento:

```
# var1 es una variable cuantitativa de números enteros

datos <- datos |>
  mutate(grupo_var = case_when(
```

```

var1 >= 0 & var1 < 25 ~ "Grupo1",
var1 > 24 & var1 < 65 ~ "Grupo 2",
var1 >= 65 ~ "Grupo 3"))

```

Existe una condición por cada grupo creado, como si fuese un `if_else()` donde el valor declarado siempre es el verdadero. Se utilizan operadores de comparación como mayor (`>`), menor (`<`) y/o igual (`=`) y conectores lógicos como `&` (AND). En cada línea va una virgullilla similar a la usada en la sintaxis formula (`~`) y luego la etiqueta que tomarán las observaciones que cumplan con esa condición en la nueva variable (`grupo_var`).

Esta evaluación es secuencial y su funcionamiento provoca que el usuario del lenguaje tenga el control de lo que esta sucediendo, por lo que cualquier mala definición de las condiciones puede provocar resultados incorrectos.

Si incorporamos el argumento `.default` podemos indicar que valor toma si no se cumple ninguna de las condiciones anteriores.

Por ejemplo, podríamos tener algún valor perdido (NA) en `var1` y queremos que la variable `grupo_var` etiquete esos valores perdidos como “Sin dato”:

```

# var1 es una variable cuantitativa de números enteros con algun valor NA

datos <- datos |>
  mutate(grupo_var = case_when(
    var1 >= 0 & var1 < 25 ~ "Grupo1",
    var1 > 24 & var1 < 65 ~ "Grupo 2",
    var1 >= 65 ~ "Grupo 3",
    .default = "Sin dato"))

```

Las salidas son de tipo *carácter* (chr) y debemos manejar el ordenamiento de las etiquetas como vimos anteriormente, por medio de factores o comenzando con caracteres ordenados alfabéticamente.

Para simplificar el trabajo de estos intervalos de clase irregulares y no provocar errores en la confección de las condiciones, tidyverse tiene a la función `between()`.

Intervalos - función `between()`

Básicamente opera como un atajo para condiciones de intervalos. Define dentro de los argumentos los límites inferior y superior de un intervalo y se utiliza dentro de una función de condición tipo `if_else()` o `case_when()`.

Aplicado sobre el ejemplo anterior se vería así:

```

# var1 es una variable cuantitativa de números enteros con algun valor NA

datos <- datos |>
  mutate(grupo_var = case_when(
    between(var1, 0, 24) ~ "Grupo1",

```

```

between(var1, 25, 64) ~ "Grupo 2",
between(var1, 65, Inf) ~ "Grupo 3",
.default = "Sin dato"))

```

Los valores declarados como límites quedan incluídos siempre dentro del intervalo (son cerrados ambos). También podemos utilizar valores reservados como `Inf` o `-Inf` cuando desconocemos con que valor máximo o mínimo nos vamos a encontrar en la variable cuantitativa original.

Ejemplos con variable edad

Tomemos un caso clásico como la variable edad medida en años, variable que generalmente tenemos en toda tabla de datos vinculada a personas. En este ejemplo la variable tiene 106 observaciones.

Una posibilidad es dicotomizarla usando el valor de la mediana que divide 2 dos partes toda la distribución.

```

datos |>
  summarise(mediana = median(edad))

# A tibble: 1 x 1
  mediana
  <dbl>
1      56

```

Aplicando el valor 56 dentro de un `if_else` podríamos hacer:

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad1 = if_else(condition = edad > 56,
                                true = "mayor a la mediana",
                                false = "menor o igual a la mediana"))

datos |>
  count(grupo_edad1)

# A tibble: 2 x 2
  grupo_edad1          n
  <chr>                  <int>
1 mayor a la mediana     52
2 menor o igual a la mediana 54

```

Observamos en el conteo que `grupo_edad1` se construyó adecuadamente pero el orden de los niveles no es correcto si queremos que siga el ordenamiento natural de edad (de menor a mayor).

Una de las formas que vimos es convertir a factor:

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad1 = if_else(condition = edad > 56,

```

```

        true = "mayor a la mediana",
        false = "menor o igual a la mediana"),
grupo_edad1 = factor(grupo_edad1,
                      levels = c("menor o igual a la mediana",
                                "mayor a la mediana"))

datos |>
  count(grupo_edad1)

# A tibble: 2 x 2
  grupo_edad1      n
  <fct>          <int>
1 menor o igual a la mediana    54
2 mayor a la mediana       52

```

Vemos que en el conteo el formato de la variable ya no es `chr` sino `fct` y el orden de las etiquetas siguen la forma “*menor a mayor*”.

Otra forma es:

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad1 = if_else(condition = edad > 56,
                                true = "2.mayor a la mediana",
                                false = "1.menor o igual a la mediana"))

datos |>
  count(grupo_edad1)

# A tibble: 2 x 2
  grupo_edad1      n
  <chr>          <int>
1 1.menor o igual a la mediana    54
2 2.mayor a la mediana       52

Si en cambio necesitamos que los grupos sean mas de dos y que estos intervalos de clase sean regulares, podemos usar cut_interval

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad2 = cut_interval(x = edad,
                                    length = 10))

datos |>
  count(grupo_edad2)

# A tibble: 8 x 2
  grupo_edad2      n
  <fct>          <int>
1 [0,10]           3

```

```

2 (10,20]      3
3 (20,30]      2
4 (30,40]      3
5 (40,50]      13
6 (50,60]      52
7 (60,70]      27
8 (70,80]      3

```

La salida muestra 8 grupos etarios con etiquetas ordenadas con notación matemática, donde un corchete indica que el límite del intervalo es cerrado, es decir contiene el valor y un paréntesis es abierto y no lo hace. Así es que el primer grupo va de 0 a 10 años y el segundo de 11 a 20.

Estos sucede así porque en forma predeterminada el argumento **right** está en **TRUE**. Veamos que pasa si lo cambiamos a **FALSE**:

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad2 = cut_interval(x = edad,
                                      length = 10,
                                      right = F))

datos |>
  count(grupo_edad2)

# A tibble: 8 x 2
  grupo_edad2     n
  <fct>       <int>
1 [0,10)         3
2 [10,20)        3
3 [20,30)        2
4 [30,40)        3
5 [40,50)       10
6 [50,60)       48
7 [60,70)       32
8 [70,80]        5

```

En esta salida el primer grupo va de 0 a 9 y el segundo de 10 a 19.

Hasta ahora la variable **grupo_edad2** es de tipo carácter, pero si deseamos que la salida sea factor podemos incorporar el argumento **ordered_result** en **TRUE**.

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad2 = cut_interval(x = edad,
                                      length = 10,
                                      ordered_result = T))

datos |>
  count(grupo_edad2)

```

```
# A tibble: 8 x 2
  grupo_edad2     n
  <ord>        <int>
1 [0,10]         3
2 (10,20]        3
3 (20,30]        2
4 (30,40]        3
5 (40,50]       13
6 (50,60]       52
7 (60,70]       27
8 (70,80]        3
```

Construimos así una variable factor ordenada .

Por último, con el argumento **labels** en FALSE hacemos que las etiquetas de los 8 grupos sean numéricas.

```
datos <- datos |>
  mutate(grupo_edad2 = cut_interval(x = edad,
                                      length = 10,
                                      labels = F))

datos |>
  count(grupo_edad2)
```

```
# A tibble: 8 x 2
  grupo_edad2     n
  <int> <int>
1 1             3
2 2             3
3 3             2
4 4             3
5 5            13
6 6            52
7 7            27
8 8             3
```

Otro ejemplo, podría ser aplicando **case_when()** donde discretizamos la edad en 4 grupos irregulares, forzando sus etiquetas para lograr el orden adecuado.

```
datos <- datos |>
  mutate(grupo3 = case_when(
    edad < 13 ~ "1.Niño",
    edad > 12 & edad < 26 ~ "2.Adolescente",
    edad > 25 & edad < 65 ~ "3.Adulto_joven",
    edad > 64 ~ "4.Adulto_mayor"
  ))
```

```

datos |>
  count(grupo3)

# A tibble: 4 x 2
  grupo3      n
  <chr>     <int>
1 Niño         3
2 Adolescente  5
3 Adulto_joven 86
4 Adulto_mayor 12

```

Si no hubiesemos etiquetado con los numeros por delante el orden alfabético hacía que Niño fuese a parar al final del conteo.

De la misma forma pero más sencillo y controlado es:

```

datos <- datos |>
  mutate(grupo3 = case_when(
    between(edad, 0, 12) ~ "1.Niño",
    between(edad, 13, 25) ~ "2.Adolescente",
    between(edad, 26, 64) ~ "3.Adulto_joven",
    between(edad, 65, Inf) ~ "4.Adulto_mayor"
  ))

datos |>
  count(grupo3)

# A tibble: 4 x 2
  grupo3      n
  <chr>     <int>
1 Niño         3
2 Adolescente  5
3 Adulto_joven 86
4 Adulto_mayor 12

```

Función summarise()

La función `summarise()` (se puede escribir también `summarize()`) resume variables de un conjunto de datos.

```

datos |>
  summarise(promedio_casos = mean(casos),
            casos_totales = sum(casos))

# A tibble: 1 x 2
  promedio_casos casos_totales
  <dbl>           <dbl>
1        192.       9211

```

Su uso es muy interesante cuando la combinamos con `group_by()` (función que detallaremos luego). Esta situación permite estratificar los resultados por grupos específicos.

Por ejemplo, podemos agrupar el por año y simultáneamente aplicar el mismo `summarise()` anterior.

```
datos |>
  group_by(año) |>
  summarise(promedio_casos = mean(casos),
            casos_totales = sum(casos))

# A tibble: 2 x 3
  año   promedio_casos   casos_totales
  <dbl>        <dbl>          <dbl>
1 2015         224.          5369
2 2016         160.          3842
```

El resultado es una tabla con dos filas, una para cada grupo (año 2015 y año 2016) con los valores promedio y casos totales respectivos.

Algunas de las funciones del R base que se pueden utilizar dentro de los argumentos de esta función son:

- `min()` mínimo
- `max()` máximo
- `mean()` media
- `median()` mediana
- `var()` varianza
- `sd()` desvío
- `sum()` sumatoria

Otras funciones que se pueden incorporar las provee el mismo paquete `dplyr`, por ejemplo:

- `first()` primer valor en el vector
- `last()` último valor en el vector
- `n()` número de valores en el vector
- `n_distinct()` números de valores distintos en el vector

Desde la versión 1.4.0 de `dplyr` la función `summarise()` incorpora un nuevo argumento para agrupamientos temporales. El argumento `.by` = trabaja igual que un `group_by()` previo pero lo hace solo para realizar el calculo definido dentro del resumen evitando que el dataframe de salida mantenga el agrupamiento.

La estructura básica de la función actualizada es:

```
datos |>
  summarise(
    var_resumen = funcion(var),
```

```
    .by = var_grupo  
)
```

Aplicada en el ejemplo previo:

```
datos |>  
  summarise(promedio_casos = mean(casos),  
             casos_totales = sum(casos),  
             .by = año)
```

```
# A tibble: 2 x 3  
  año   promedio_casos   casos_totales  
  <dbl>       <dbl>        <dbl>  
1 2015         224.        5369  
2 2016         160.        3842
```

Función group_by()

Decíamos recién que la función `group_by()` es útil cuando trabaja conjuntamente con `summarise()` dado que agrupa un conjunto de filas seleccionado en un conjunto de filas de resumen de acuerdo con los valores de una o más columnas o expresiones.

Para exemplificar su trabajo asociado obtendremos una nueva tabla con el cálculo de las tasas crudas para cada jurisdicción por año (similar al ejemplo de la aplicación de `mutate()`):

```
datos |>  
  group_by(jurisdiccion, año) |>  
  summarise(tasa = casos/pob*100000)
```

```
# A tibble: 48 x 3  
# Groups:   jurisdiccion [24]  
  jurisdiccion   año   tasa  
  <chr>        <dbl> <dbl>  
1 Buenos Aires  2015  9.10  
2 Buenos Aires  2016  5.70  
3 CABA          2015 29.5  
4 CABA          2016 14  
5 Catamarca     2015 17.4  
6 Catamarca     2016 12.7  
7 Chaco          2015 1.30  
8 Chaco          2016  0.8  
9 Chubut         2015 19.4  
10 Chubut        2016 15.4  
# i 38 more rows
```

En la mayoría de estos ejemplos la salida es directa, es decir no construimos

nuevos objetos contenedores de los datos producidos y vemos los resultados en consola o en el visualizador de RStudio. Pero en muchas situaciones vamos a necesitar generar nuevos conjunto de datos con las transformaciones realizadas. Si en alguna de estas ocasiones llegamos a agrupar datos mediante `group_by()` y posteriormente necesitamos volver a tener la información desagrupada existe una función vinculada denominada `ungroup()` que vamos a necesitar aplicar o bien si no se desea tener el agrupamiento de forma fija se puede usar el argumento `.by = del summarise()` como mostramos anteriormente.

Combinaciones

En los ejemplos anteriores vimos como se van integrando alguna de las funciones mediante el uso de la tubería `%>%` o `|>`. La idea detrás de la búsqueda gramatical del paquete es poder enlazar las acciones para construir oraciones más complejas.

Un ejemplo que podría integrar gran parte de los visto sería:

Obtener una nueva tabla con las tasas crudas de casos notificados de VIH, por año y jurisdicción, mayores a 20 x 100000 habitantes ordenadas de mayor a menor.

```
datos |> # siempre partimos de los datos
       group_by(año, jurisdiccion) |> # agrupamos
       summarise(tasa = casos/pob*100000) |> # resumimos
       filter(tasa > 20) |> # filtramos
       arrange(desc(tasa)) # ordenamos

# A tibble: 5 x 3
# Groups:   año [2]
  año     jurisdiccion     tasa
  <dbl> <chr>           <dbl>
1 2015    CABA            29.5
2 2015    Tierra del Fuego 23.6
3 2015    Jujuy           22.0
4 2016    Tierra del Fuego 21.7
5 2015    Santa Cruz       20.3
```

Observemos que una buena manera de construir el código es respetar un salto de línea para cada término de la oración para una lectura más clara.

Demostramos así la potencialidad que tienen estas funciones combinadas donde en esta situación integramos las funciones `group_by()`, `summarise()` , `filter()` y `arrange()` en una misma operación.

Función `count()`

Esta última función que presentamos permite contar rápidamente los valores únicos de una o más variables.

Produce fácilmente tablas de frecuencias absolutas que luego posibilitan construir frecuencias relativas.

La aplicamos sobre la variable **jurisdicción** de *datos*

```
datos |>  
  count(jurisdicción)
```

```
# A tibble: 24 x 2  
  jurisdicción     n  
  <chr>        <int>  
1 Buenos Aires      2  
2 CABA              2  
3 Catamarca         2  
4 Chaco              2  
5 Chubut             2  
6 Córdoba            2  
7 Corrientes         2  
8 Entre Ríos          2  
9 Formosa             2  
10 Jujuy              2  
# i 14 more rows
```

Tiene un par de argumentos opcionales:

- **name**: es el nombre de la columna con el conteo. Por defecto se llama **n**
- **sort**: ordena la tabla de frecuencia de mayor a menor
- **wt**: se puede opcionalmente incorporar una variable con la ponderación (factor de expansión) para el cálculo de la frecuencia.

Uniones en datos relacionales

Existen situaciones donde debemos analizar datos que se encuentran en diferentes tablas.

Con el fin de responder a nuestras preguntas de interés en ocasiones deberemos unirlas previamente.

De manera general, se le llama **datos relacionales** a esas múltiples tablas de datos que provienen muchas veces de sistemas de bases de datos construidas bajo el modelo relacional o bien cuando las tablas de datos tienen fuentes distintas pero comparten alguna variable común que permita “conectarlas”.

Un ejemplo recurrente sucede cuando necesitamos calcular la tasa de algún evento de salud y tenemos en una tabla el conteo (dato agregado) del evento (numerador) y en otra el conteo de la población en riesgo (denominador).

Tipos de operaciones

Para trabajar con datos relacionales necesitamos de *funciones-verbos* que vinculen pares de tablas.

Las tres familias de funciones del paquete **dplyr** diseñadas para trabajar con datos relacionales son:

- **Uniones de transformación** (del inglés *mutating joins*), agregan nuevas variables a una tabla a partir de observaciones coincidentes de otra tabla.
- **Uniones de filtro** (del inglés *filtering joins*), filtran observaciones de una tabla en función de la coincidencia o no coincidencia de otra tabla.
- **Operaciones en filas y columnas**, sirven para unir tablas por columnas o por filas.

Claves

- Las variables usadas para conectar cada par de variables se llaman **claves** (del inglés *key*)
- Una clave es una variable (o un conjunto de variables) que identifican de manera **única** una observación.

Existen dos tipos de claves:

- Una **clave primaria** identifica únicamente una observación en su propia tabla.
- Una **clave foránea** únicamente identifica una observación en otra tabla.

Una vez que identificadas las claves primarias en las tablas, es una buena práctica verificar que identifican de forma **única cada observación**. Una forma de hacerlo es usar `count()` con las claves primarias y buscar las entradas con `n` mayor a uno:

```
datos |>
  count(clave_primaria) |>
  filter(n > 1)
```

La salida debería mostrar que no hay ninguna observación que cumpla la condición de `n > 1`, es decir todas las observaciones tienen una sola clave primaria unívoca.

En ocasiones podemos tener claves primarias compuestas por más de una variable. Tendremos que utilizar entonces esta combinación de variables a la vez en las uniones que realicemos.

Otra situación inversa es no tener ninguna variable como clave primaria, aunque sepamos que cada observación pertenece a una misma unidad de análisis pero de elementos (sujetos, etc) diferentes. Aquí se puede usar la función `row_number()`

que numera en orden ascendente las observaciones de la tabla y almacena esta numeración en una variable, creando una **clave subrogada**.

```
datos <- datos |>
  mutate(clave = row_number())
```

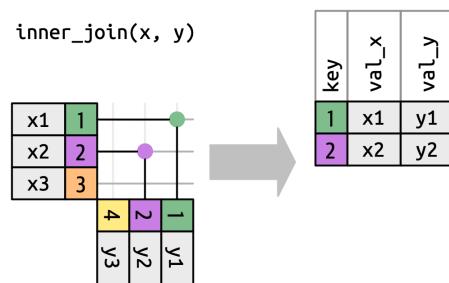
Uniones de transformación

La forma más simple de unión es la unión interior (del inglés inner join). Una unión interior une pares de observaciones siempre que sus claves sean iguales.

Unión interior

Una unión interior mantiene las observaciones que aparecen en ambas tablas. La estructura del código sirve de base para las demás uniones:

```
datos_x |>
  inner_join(datos_y, by = "variable_clave")
```

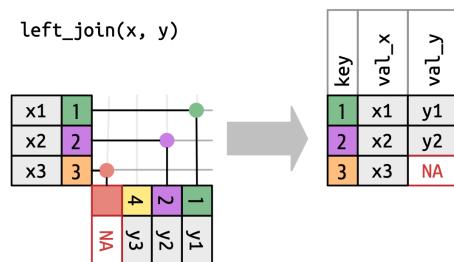


La propiedad más importante de una unión interior es que las filas no coincidentes no se incluyen en el resultado

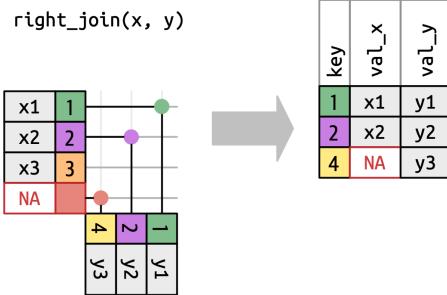
Uniones exteriores

Una unión exterior mantiene las observaciones que aparecen en al menos una de las tablas.

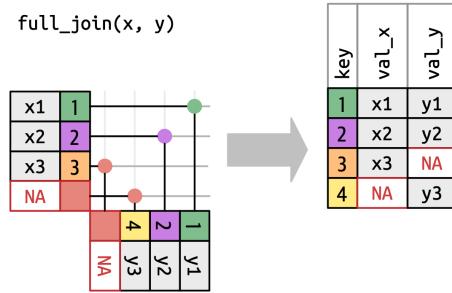
- Una unión izquierda (left join) mantiene todas las observaciones en x.



- Una unión derecha (right join) mantiene todas las observaciones en y.

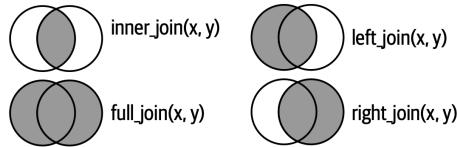


- Una unión completa (full join) mantiene todas las observaciones en x e y.



Estas uniones funcionan agregando una observación “virtual” adicional a cada tabla. Esta observación tiene una clave que siempre coincide (de no haber otras claves coincidentes) y un valor que se llena con **NA**.

Otra forma de ilustrar diferentes tipos de uniones es mediante un diagrama de Venn.



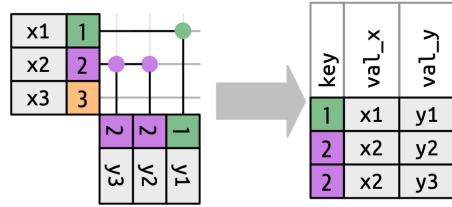
Sin embargo, tiene una limitante importante: un diagrama de Venn no puede mostrar qué ocurre con las claves que no identifican de manera única una observación.

Claves duplicadas

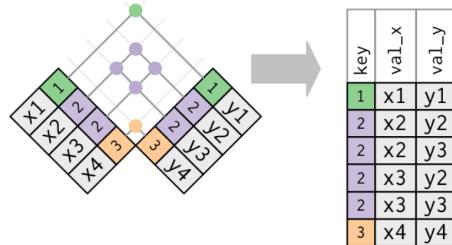
Hasta ahora todas las situaciones han asumido que las claves son únicas. Pero esto no siempre es así.

Existen dos posibilidades habituales:

- Una tabla tiene claves duplicadas producto de una relación uno a varios.



- Ambas tablas tienen claves duplicadas (producto de una relación real varios a varios o por algún “error”)



Siempre que unimos claves duplicadas, obtenemos todas las posibles combinaciones, es decir, el producto cartesiano

Variables claves

La forma común del argumento `by =` donde se define/n la/s variable/s clave/s es igualarlo al nombre la variable o variables concatenadas con `c()` que deberán tener el mismo nombre en las dos tablas a unir.

Otra maneras de conectar las tablas sería:

- Sin definir `by =` o bien `by = NULL`, que de forma predeterminada utiliza todas las variables que se llamen de la misma forma (respetando mayúsculas y minúsculas). Esta se denomina **unión natural**.
- Utilizar la función `join_by()` en el argumento `by =` que nos da la posibilidad de declarar cuales son las variables de unión cuando estas tengan nombres distintos en cada tabla.

```
datos_x |>
  inner_join(datos_y,
             by = join_by(var_clave_x == var_clave_y))
```

Observen que la igualdad de las variables claves de `x` e `y` es un operador de comparación `==`

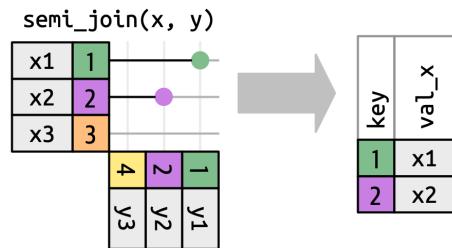
En caso que hubiese más de una variable clave de unión se puede hacer:

```
datos_x |>
  inner_join(datos_y,
```

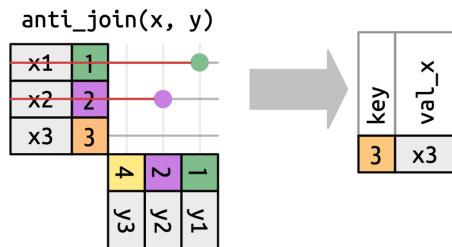
```
by = join_by(var1_clave_x == var1_clave_y,
             var2_clave_x == var2_clave_y,))
```

Uniones de filtro

La función `semi_join()` mantiene todas las observaciones de la tabla **x** donde la *clave coincide* con la clave de la tabla **y**



Para hacer lo inverso, `anti_join()` descarta todas las observaciones de la tabla **x** donde la *clave coincide* con la clave de la tabla **y**



Unión por filas y por columnas

En algunas ocasiones necesitamos unir tablas que tienen formatos particulares por medio de filas o por medio de columnas.

Las funciones de `dplyr` para esta tarea son:

- `bind_rows()` Une una tabla debajo de otra. Aplica cuando tenemos la misma estructura en tabla de datos dividida en varios archivos (por ejemplo, producto de carga simultánea de datos en diferentes computadoras con diferentes data-entry)
- `bind_cols()` Une una tabla al lado de la otra. Es peligroso su uso si la confundimos con las uniones de transformación porque perdemos integridad de datos en las observaciones. Sirve sólo si el “orden” de las observaciones pueden garantizar la misma identidad de las partes a unir.

Datos ordenados

Las tablas de datos con la que trabajamos dentro de tidyverse deben cumplir con ciertas características de los “datos ordenados” (tidy data).

Llamamos **tidy data** cuando:

- Cada variable está en una columna
- Cada observación está en una fila
- Cada celda del cruce entre una columna y una fila es un valor
- Cada tabla pertenece a una unidad de observación

| variables | observaciones | valores |
|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| Afganistán 1970 145 87071 | Afganistán 1970 145 87071 | Afganistán 1970 145 87071 |
| Afganistán 2010 566 2095360 | Afganistán 2010 566 2095360 | Afganistán 2010 566 2095360 |
| Braza 1980 4727 17706362 | Braza 1980 4727 17706362 | Braza 1980 4727 17706362 |
| Braza 2010 86468 17024898 | Braza 2010 86468 17024898 | Braza 2010 86468 17024898 |
| China 1999 21558 12725272 | China 1999 21558 12725272 | China 1999 21558 12725272 |
| China 2010 21595 128048583 | China 2010 21595 128048583 | China 2010 21595 128048583 |

A veces las tablas se parecen a esto:

| country | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Argentina | 40374224 | 40728738 | 41086927 | 41446246 |
| Brazil | 195210154 | 196935134 | 198656019 | 200361925 |
| Uruguay | 3371982 | 3383486 | 3395253 | 3407062 |

Cumple con las reglas de “datos ordenados”?

No.

No lo hace porque lo que vemos como cabecera de columnas en 2010, 2011, etc. son categorías de la variable año (**year**) y no nombres de variables.

En cambio esta tabla, aunque tenga la misma información, si cumple con el formato ordenado.

| country | year | population |
|-----------|------|------------|
| Argentina | 2010 | 40374224 |
| Argentina | 2011 | 40728738 |
| Argentina | 2012 | 41086927 |
| Argentina | 2013 | 41446246 |
| Brazil | 2010 | 195210154 |
| Brazil | 2011 | 196935134 |
| Brazil | 2012 | 198656019 |
| Brazil | 2013 | 200361925 |
| Uruguay | 2010 | 3371982 |
| Uruguay | 2011 | 3383486 |
| Uruguay | 2012 | 3395253 |
| Uruguay | 2013 | 3407062 |

Generalmente los problemas comunes en tabla “desordenadas” de datos son:

- Una variable se extiende por varias columnas.
- Una observación está dispersa entre múltiples filas

El paquete **tidyverse** resuelve estos problemas y mediante sus funciones **pivot_** nos permite pivotear las tablas a lo “ancho” o “largo”.

- Función **pivot_longer()** - Convierte nombres de columnas en valores de una nueva variable.
- Función **pivot_wider()** - Convierte valores de una variable en columnas nuevas.

Para pasar de formato ancho a largo, es decir cuando los valores de una variable se extiende por varias columnas, se utilizan como mínimo estos argumentos:

```
tabla_ancho |>
  pivot_longer(cols = -paises,           # todas las columnas -paises
                names_to = "anio",      # nombre de la columna de los nombres
                values_to = "casos")   # nombre la columna de los valores
```

| país | anio | casos | país | 1999 | 2000 |
|------------|------|--------|------------|--------|--------|
| Afganistán | 1999 | 745 | Afganistán | 745 | 2666 |
| Afganistán | 2000 | 2666 | Brasil | 37737 | 80488 |
| Brasil | 1999 | 37737 | China | 212258 | 213766 |
| Brasil | 2000 | 80488 | | | |
| China | 1999 | 212258 | | | |
| China | 2000 | 213766 | | | |

El formato inverso, cuando una observación está dispersa entre múltiples filas, sería:

```
tabla_largo |>
  pivot_wider(names_from = tipo,      # nombres de los valores de tipo
              values_from = casos) # valores de los valores de casos
```

| país | anio | tipo | casos | país | anio | casos | poblacion |
|------------|------|-----------|------------|------------|------|--------|------------|
| Afganistán | 1999 | casos | 745 | Afganistán | 1999 | 745 | 19987071 |
| Afganistán | 1999 | población | 19987071 | Afganistán | 2000 | 2666 | 20595360 |
| Afganistán | 2000 | casos | 2666 | Brasil | 1999 | 37737 | 172006362 |
| Afganistán | 2000 | población | 20595360 | Brasil | 2000 | 80488 | 17504898 |
| Brasil | 1999 | casos | 37737 | China | 1999 | 212258 | 1272915272 |
| Brasil | 1999 | población | 172006362 | China | 2000 | 213766 | 1280428583 |
| Brasil | 2000 | casos | 80488 | | | | |
| Brasil | 2000 | población | 174504898 | | | | |
| China | 1999 | casos | 212258 | | | | |
| China | 1999 | población | 1272915272 | | | | |
| China | 2000 | casos | 213766 | | | | |
| China | 2000 | población | 1280428583 | | | | |