

#### Capacitación en R y herramientas de productividad

Proyecto Estratégico Servicios Compartidos para la Producción Estadística

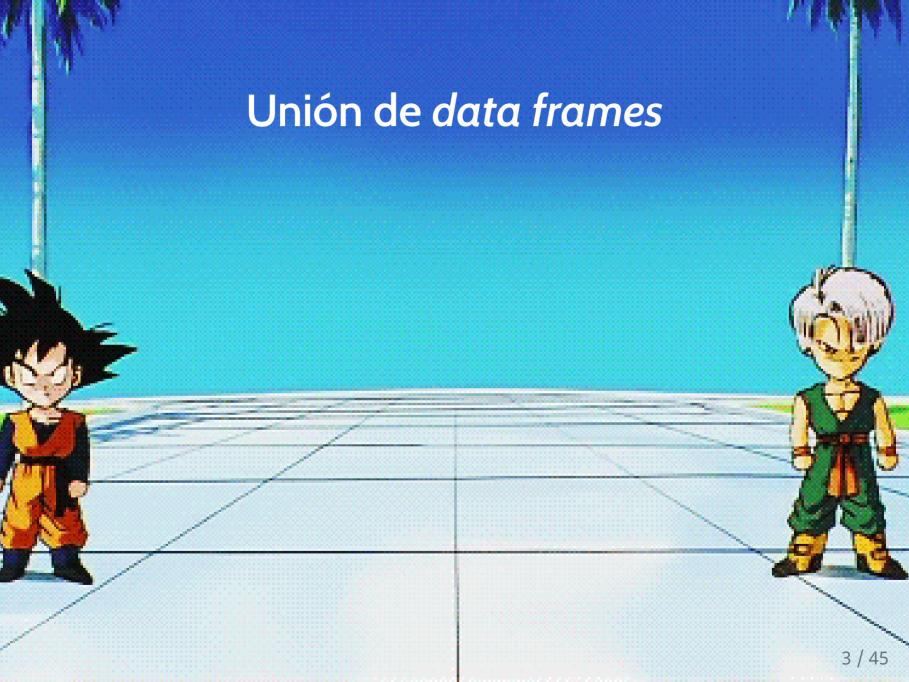
Procesamiento de bases de datos (3)

**Abril 2021** 

#### Sesión 3: Procesamiento de BBDD (3)



- Unión de bases de datos (joins, binds)
- Manejo de variables de tiempo (fechas) 🛐





¿Para qué tareas creen que es útil conocer sobre uniones de bases de datos?





# ¿Alguna vez han tenido que unir bases de datos?

¿O en su vida cotidiana, han notado que en diversas situaciones ocurren uniones de bases de datos?





La mayoría de las funciones para análisis y transformación de datos que utilizaremos en este curso están diseñadas para operar sobre una tabla o *data frame*.

R incluye en sus paquetes base una función multipropósito para unir datos llamada merge().

Vamos a ignorar merge() en esta ocasión y enfocarnos en algunas funciones de dplyr que tienen el mismo objetivo.

#### ¿Por qué?

- Los joins de dplyr ofrecen más control sobre el proceso, dado que existen distintas funciones para generar uniones *ad hoc* a nuestros requerimientos.
- Los joins mantienen el orden de las filas (no así necesariamente merge())



No queremos que nos vaya a pasar...



O esto...



Los joins son un set de funciones que son parte de dplyr.

Y al igual que las funciones de dplyr que aprendimos previamente, comparten su gramática y simpleza.

#### Familia Join



Como intuición básica, los joins **COM**binan dos data frames agregando columnas de uno al otro.

Si bien existen **6 tipos de joins básicos**, nos concentraremos acá en los **2 que más se utilizan**.

- left\_join()
- inner\_join()

Que son 2 de los 4 joins denominados como *mutating* joins.

Y también veremos 2 funciones muy sencillas de ensamblaje de *data frames* con dplyr.

- bind\_rows() (su simil en lenguaje R base es rbind())
- bind\_cols() (su simil en lenguaje R base es cbind())

#### Familia Join



Entonces, a modo de contexto, veamos los tipos de joins que existen.

Como pueden ver, **son bastantes** (y no están todos ahí 🚱 😌 ). Esto es porque son muy específicos.

Poder usar cada uno de forma precisa es todo un arte �� 🗸 .

#### Tipos de uniones (no solo joins)



Hay diferentes tipos de uniones de data frames:

*Mutating joins:* para agregar columnas.

- left\_join()
- right\_join()
- inner\_join()
- full\_join()

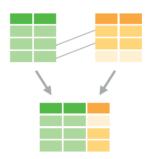
*Joins de filtrado:* para extraer o filtrar filas.

- semi\_join()
- anti\_join()

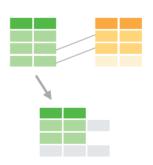
*funciones de ensamblaje:* para "pegar" *data frames* 

- bind\_rows()
- bind\_cols()

#### Mutating joins



#### Filtering joins



### dplyr::left\_join()



Es la función de unión más básica y más utilizada entre los joins.

```
¿Qué hace left_join()?
```

(En adelante, llamaremos al primer data frame X y al segundo Y)

- Retorna todas las filas de X y todas las columnas de X e Y.
- Las filas de X que no tienen *match* en Y, tendrán NAs en las nuevas variables.
- Las filas de Y que no tienen *match* en X, **son ignoradas por completo**.



right\_join() hace exactamente lo mismo pero al revés.

Veamos un ejemplo...

### dplyr::left\_join()



```
library(dplyr)
                                          band_instruments
band members
                                          ## # A tibble: 3 x 2
## # A tibble: 3 x 2
                                              name plays
                                         ##
                                            <chr> <chr>
##
   name band
   <chr> <chr>
                                         ## 1 John guitar
## 1 Mick Stones
                                         ## 2 Paul bass
## 2 John Beatles
                                         ## 3 Keith guitar
## 3 Paul Beatles
left_join(band_members, band_instruments, by = "name")
## # A tibble: 3 x 3
##
   name
          band plays
   <chr> <chr> <chr>
## 1 Mick Stones <NA>
## 2 John Beatles guitar
## 3 Paul Beatles bass
```

Se puede hacer lo mismo con pipes.

```
band_members %>% left_join(band_instruments, by = "name")
```

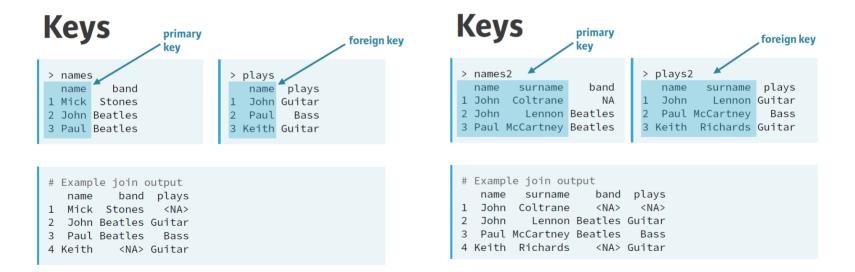
### Sobre las llaves (keys)



Aunque en problemas de pocas variables no es necesario indicarla (podríamos no haber escrito by = "name").

La llave en general es muy importante, y sirve para individualizar sin ambiguedades a cada observación.

Es por eso que puede estar compuesta por una, dos, o más variables si es necesario.



**base X:** *primary key* / **base Y:** *foreign key*.



## Retorna **SOLO las filas de X donde hay** *match* **con Y** y todas las columnas de X e Y.

Las filas de X que no tienen *match* en Y, son ignoradas por completo.

Las filas de Y que no tienen *match* en X, son ignoradas por completo.

Esta función generalmente reduce filas de un *data frame*.



Veamos un ejemplo...



Tomemos este código y creemos songs y albums.

#### ¿Cuál es la posible llave entre estos dos data frames?



¿Qué pasará si hacemos un inner\_join() sin especificar una llave?

Vamos a ver...



```
songs %>% inner_join(albums)
## Joining, by = "album"
## # A tibble: 3 x 6
                 album
                                     first last
                                                     band
##
    song
                                                                  vear
    <chr>
                                     <chr> <chr>
                                                                 <dbl>
##
                 <chr>
                                                    <chr>
## 1 Come Together Abbey Road
                                     John Lennon The Beatles 1969
                 Aerosmith
## 2 Dream On
                                     Steven Tyler Aerosmith 1973
## 3 Hello, Goodbye Magical Mystery Tour Paul McCartney The Beatles 1967
```

En este caso **no hay ambigüedad**, por lo que R entiende cuál es la llave.

Puedo restringir la cantidad de columnas que quiero unir de cualquiera de los dos *data frames*.

```
songs[c(1,2)] \%\% inner_join(albums[-3], by = "album")
## # A tibble: 3 x 3
                                        band
##
    song
                  album
    <chr>
                  <chr>
                                       <chr>
##
## 1 Come Together Abbey Road
                                  The Beatles
                  Aerosmith
## 2 Dream On
                                      Aerosmith
## 3 Hello, Goodbye Magical Mystery Tour The Beatles
```



Como pueden notar, la dificultad de los joins no está en el código.

Se encuentra en decidir cómo, cuándo y cuál usar.

#### Ejercicio express 1



#### Ahora ustedes...

Creemos estas dos tibbles de artists y bands.

```
artists <- tibble(first = c("Jimmy", "George", "Mick", "Tom", "Davy",</pre>
                            "John", "Paul", "Jimmy", "Joe", "Elvis", "Keith",
                            "Paul", "Ringo", "Joe", "Brian", "Nancy"),
                  last = c("Buffett", "Harrison", "Jagger", "Jones", "Jones",
                            "Lennon", "McCartney", "Page", "Perry", "Presley",
                           "Richards", "Simon", "Starr", "Walsh", "Wilson", "Wils
                  instrument = c("Guitar", "Guitar", "Vocals", "Vocals", "Vocals"
                                 "Guitar", "Bass", "Guitar", "Guitar", "Vocals",
                                   "Guitar", "Guitar", "Drums", "Guitar", "Vocals'
bands <- tibble(first = c("John", "John Paul", "Jimmy", "Robert", "George", "John</pre>
                          "Paul", "Ringo", "Jimmy", "Mick", "Keith", "Charlie",
                last = c("Bonham", "Jones", "Page", "Plant", "Harrison", "Lennon"
                         "Starr", "Buffett", "Jagger", "Richards", "Watts", "Wood
                band = c("Led Zeppelin", "Led Zeppelin", "Led Zeppelin", "Led Zep
                         "The Beatles", "The Beatles", "The Beatles", "The Beatle
                         "The Coral Reefers", "The Rolling Stones", "The Rolling
                         "The Rolling Stones", "The Rolling Stones"))
```

### Ejercicio express 1



Utilizando las bases artists y bands.

1- Generar una base de datos que contenga *first* (nombre), *last* (apellido) y la banda (*band*), para **todos** los artistas presentes en la base artists.

#### ¿Qué pueden observar sobre la base resultante?

2- Generar una base de datos, a partir *artist* y *bands*, que contenga las variables *first* (nombre), *last* (apellido), la banda (*band*) e instrumento (*instrument*), que incluya solo a los artistas que tienen información en las 4 variables.

#### ¿Cuántas observaciones tiene la base creada?

#### Ejercicio express 1: solución



#### **Ejercicio 1:**

```
artists %>% left_join(bands, by = c("first", "last")) %>% head()
## # A tibble: 6 x 4
##
  first last
                   instrument band
##
   <chr> <chr> <chr> <chr>
                         The Coral Reefers
## 1 Jimmy Buffett Guitar
## 2 George Harrison Guitar
                         The Beatles
## 3 Mick
          Jagger Vocals
                             The Rolling Stones
          Jones Vocals
## 4 Tom
                             <NA>
## 5 Davy Jones Vocals
                           <NA>
## 6 John
         Lennon Guitar
                            The Beatles
```

#### **Ejercicio 2:**

```
artists %>% inner_join(bands, by = c("first", "last")) %>% head(5)
## # A tibble: 5 x 4
##
  first last
                   instrument band
    <chr> <chr>
                <chr>
                         <chr>
## 1 Jimmy Buffett Guitar The Coral Reefers
## 2 George Harrison Guitar The Beatles
          Jagger Vocals The Rolling Stones
## 3 Mick
## 4 John
                   Guitar
                             The Beatles
         Lennon
                              The Beatles
## 5 Paul
          McCartney Bass
```

#### Funciones de ensamblaje



hasta ahora no se ha mencionado la forma más sencilla de unir 2 data frames.

Si tenemos dos *data frames* que tienen la misma estructura de columnas o de filas...

**Por ejemplo:** submuestras de una encuesta, distintos años de un RRAA, etc.

Podemos simplemente ensamblarlas.

R base trae por defecto rbind() para pegar filas y cbind() para columnas.

Recomendamos usar bind\_rows() y bind\_cols() de dplyr().

Importante: cbind, pero también bind\_cols() no usan una llave, suponen que las filas están en el mismo orden.

### bind\_rows() y bind\_cols()



¿por qué preferir bind\_rows() y bind\_cols() en vez de rbind() y cbind()?

- Son más rápidas
- Siempre retornan una tibble, que es una versión mejorada de un data frame.
- Tienen una sintaxis más flexible.
- Y lo más importante: el argumento ".id" de bind\_rows(), permite identificar el origen de cada fila. Esto hace más fácil su tratamiento.

Generemos un ejemplo de juguete solo para ejemplificar el uso de bind\_rows.

```
artists_2 = artists #duplicamos este data frame solo con un fin pedagógico
ensamble <- bind_rows(original = artists, duplic = artists_2, .id= "base_datos")</pre>
```





Las **fechas y horas x**, como información, presentan una **gran versatilidad** para el análisis de diversos fenómenos.

En este módulo **solo veremos fechas** [3], pero para horas, minutos y segundos la lógica es la misma.

Sin embargo, si bien es posible trabajar variables de tiempo sin herramientas dedicadas, sería **extremadamente engorroso**, y se requerirían herramientas medianamente sofisticadas para transformar estas variables en objetos con los que podamos operar.

Para eso R ofrece herramientas dedicadas especialmente a solucionarnos la vida. Podrían separarse en 2 tipos:

- Herramientas para organizar fechas en un formato reconocible.
- Herramientas que traduzcan estas fechas de formato estandarizado a números.



Y con números se pueden hacer muchas cosas: **operaciones matemáticas**, **gráficos**, etc. Mientras  $\mathbb{R}$  por detrás trabaja con números, nosotros seguimos viendo sencillas y amigables fechas  $\bigcirc$ .

```
# Pueden reemplazar esta fecha por sus cumpleaños
mi cumple <- ("1985-06-12")
str(mi_cumple)
  chr "1985-06-12"
mi_cumple <- as.Date(mi_cumple)</pre>
str(mi cumple)
##
   Date[1:1], format: "1985-06-12"
as.numeric(mi_cumple)
## [1] 5641
```

La función as.Date() recibió una cadena de caracteres y la transformó en un objeto fecha (date), y esa fecha aloja un número. ¿Qué representa ese número?



```
as.numeric(as.Date("1970-01-01"))
## [1] 0
```

Es la distancia desde un momento **escogido de manera arbitraria**: el 1 de **enero de 1970**.

as.Date() es una función sencilla de usar, **pero no es muy robusta para el trabajo con fechas**.

```
mi_cumple <- as.Date("12-06-1985"); str(mi_cumple)
## Date[1:1], format: "0012-06-19"</pre>
```

No soluciona el problema del ordenamiento. Requiere asistentes para hacerlo.

```
library(anytime)

## Warning: package 'anytime' was built under R version 4.0.3

mi_cumple <- as.Date(anydate("12-06-1985")); str(mi_cumple)</pre>
```



Aún así, **no hay que descartarla**, es muy útil cuando el formato es la norma ISO 8661. Esta indica un formato YYYY-MM-DD y una cantidad de dígitos por parámetro (4-2-2).

Dentro del universo de tidyverse existe una librería especializada para el tratamiento de fechas y horas.

Se llama lubridate y su objetivo es hacer más intuitiva la manipulación y análisis de este tipo de variables.

Veamos algunos operadores básicos muy útiles.

R base tiene funciones para extraer la fecha y hora en el momento de la consulta.

```
Sys.Date() # La fecha de hoy

## [1] "2021-04-09"

Sys.time() # el momento exacto, con fecha, horas, minutos y segundos

## [1] "2021-04-09 22:35:33 -04"
```

#### Manejo de fechas con lubruidate



lubridate tiene funciones que hacen lo mismo, pero con un lenguaje más intuitivo.

```
library(lubridate) # cargamos lubridate
today()

## [1] "2021-04-09"

now()

## [1] "2021-04-09 22:35:33 -04"
```

#### Hay 2 formas principales para crear una fecha.

- Desde una cadena de caracteres o numeros.
- Desde componentes date-time individuales.

#### Manejo de fechas con lubruidate



#### 1. Desde cadenas de caracteres

- La más habitual es a partir de cadenas de caracteres.
- Existen helpers en lubridate que automáticamente ordenan el formato de una variable fecha.
- Solo hay que ordenarlos de acuerdo al input.
- Se aceptan diferentes tipos de separadores.

```
ymd("1985-06-12")

## [1] "1985-06-12"

# No asimila bien el mes en español
mdy("Jun 12, 1985")

## [1] "1985-06-12"

dmy("12/jun/1985")

## [1] "1985-06-12"
```

#### Manejo de fechas con lubridate



También se pueden crear fechas a partir de variables numéricas. Siempre y cuando respeten el orden y cantidad de dígitos.

```
ymd(20190322)
## [1] "2019-03-22"

dmy(22032019)
## [1] "2019-03-22"
```

#### 2. Creación desde componentes date-time individuales

A veces las fechas nos llegan en un data frame separadas en día, mes, año.

#### Manejo de fechas con lubridate



Debemos unirlas para operarlas como objetos *date*. **Usaremos la base de nacimientos de EEVV 2017**.

Para crear un objeto date que llamaremos fecha\_nac usamos la función make\_date() de lubridate.

```
# cargamos la base
library(readxl)
library(lubridate)

nac2017 <- read_excel("data/nac_2017.xlsx")

# seleccionamos día, mes, año de nacimiento y creamos una fecha
nac2017 %>%
   select(dia_nac, mes_nac, ano_nac) %>%
   mutate(fecha_nac = make_date(ano_nac, mes_nac, dia_nac)) %>%
   head(5)
```

```
## # A tibble: 5 x 4
##
     dia_nac mes_nac ano_nac fecha_nac
       <dbl>
               <dbl>
                       <dbl> <date>
##
## 1
          27
                  11
                        2017 2017-11-27
## 2
         27
                        2017 2017-01-27
## 3
      21
                        2017 2017-03-21
## 4
         28
                   6
                        2017 2017-06-28
## 5
          10
                   4
                        2017 2017-04-10
```

### Ejercicio express 2



Utilizando la base de datos "nac2017" que acabamos de cargar en nuestro entorno de trabajo.

- 1- Generar dentro de la base de datos (en la misma o un objeto nuevo) una variable llamada "fecha\_nac" que contenga en un solo campo la fecha de nacimiento completa de cada nacido.
- 2- Generar además una variable llamada "fecha\_ins" que contenga en un solo campo la fecha de inscripción completa de cada nacido.

### Ejercicio express 2: solución



Es posible crear ambas variables en un solo paso.

```
nac2017 <- nac2017 %>%
  mutate(fecha nac = make date(ano nac, mes nac, dia nac),
          fecha_ins = make_date(ano_ins, mes_ins, dia_ins))
nac2017 %>% select(ano_nac, mes_nac, dia_nac, ano_ins, mes_ins,
                    dia_ins, fecha_nac, fecha_ins) %>%
  head()
## # A tibble: 6 x 8
##
     ano_nac mes_nac dia_nac ano_ins mes_ins dia_ins fecha nac
                                                                 fecha ins
##
       <dbl>
             <dbl>
                       <dbl>
                               <dbl>
                                       <dbl>
                                               <dbl> <date>
                                                                 <date>
## 1
        2017
                  11
                          27
                                2017
                                          11
                                                  30 2017-11-27 2017-11-30
## 2
        2017
                   1
                          27
                                2017
                                           2
                                                    2 2017-01-27 2017-02-02
## 3
       2017
                          21 2017
                                                  23 2017-03-21 2017-03-23
## 4
       2017
                   6
                          28
                                2017
                                           7
                                                   3 2017-06-28 2017-07-03
## 5
        2017
                   4
                          10
                                2017
                                           4
                                                  13 2017-04-10 2017-04-13
## 6
        2017
                  10
                          14
                                2017
                                          10
                                                  16 2017-10-14 2017-10-16
```

#### Manejo de fechas con lubridate



Así como podemos componer una fecha, también podemos descomponerla.

```
mi_cumple <- dmy("12-06-1985")
year(mi_cumple)
## [1] 1985
month(mi_cumple, label = T) # con label se pide la etiqueta
## [1] jun
## Levels: ene < feb < mar < abr < may < jun < jul < ago < sep < oct < nov < dic
mday(mi_cumple)
## [1] 12
wday(mi_cumple) # considera que el día 1 es el domingo
## [1] 4
```



Por ejemplo, pueden saber cuántos días de vida tienen.

```
today() - ymd("1985-06-12")

## Time difference of 13085 days
```

Existe un **set de funciones** que sirven para operar sobre periodos de tiempo de una manera intuitiva y versatil: se llaman periods y algunos da ellos son:

```
days(1)
weeks(1)
months(1) # esta función es de R base
years(1)
```

¿Qué podemos hacer con ellos?

```
# ¿que fecha es en un año y un mes más?
today() + years(1) + months(1)
## [1] "2022-05-09"
```



Podemos, por ejemplo, crear una variable *deadline* que indique cuándo es un mes después de un punto inicial.

```
inicio <- as.Date("2020-08-30")
inicio + months(1)
## [1] "2020-09-30"</pre>
```

Pero no es una función tan robusta. ¿Qué pasa con los meses de 31 días?

```
inicio <- ymd("2020-08-31") # esta otra función es parecida a as.Date
inicio + months(1)</pre>
```

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

No sabe qué hacer y entrega un NA. Pero lubridate() contiene operadores robustos para solucionarlo.

```
inicio %m+% months(1)
## [1] "2020-09-30"
```



%m+% también funciona con años y días. También existe %m-% para restar periodos.

```
bisiesto <- ymd("2020-02-29")
bisiesto %m+% years(1)

## [1] "2021-02-28"

bisiesto %m+% days(1)

## [1] "2020-03-01"</pre>
```

Además se pueden generar automáticamente varios periodos. Esto puede ser muy útil para validar datos

```
inicio <- ymd("2020-08-31")
inicio %m+% months(1:6)

## [1] "2020-09-30" "2020-10-31" "2020-11-30" "2020-12-31" "2021-01-31" "2021-02-28"
```



Tambien podemos calcular **intervalos de tiempo** entre dos momentos de manera consistente.

Para eso utilizamos el operador %--%.

```
siguiente_año <- today() + years(1)
 (today() %--% siguiente_año) / days(1) # diferencia en días
## [1] 365</pre>
```

Para encontrar cuántos períodos caen dentro de un intervalo, con %/% pueden obtener la división entera:

```
(today() %--% siguiente_año) / weeks(1)
## [1] 52.14286
```

Ahora con %/%.

```
(today() %--% siguiente_año) %/% weeks(1)
## [1] 52
```

### Ejercicio express 3



Vamos a utilizar la base de datos donde creamos "fecha\_nac" y "fecha\_ins".

La variable "fecha\_nac" refiere a la fecha de nacimiento de un nacido durante el año estadístico 2017 y "fecha\_ins" indica la fecha en que el nacido fue inscrito.

- 1- Genera una variable llamada "dif\_days" que indique la **diferencia en días** entre que los nacidos nacieron y fueron inscritos.
- 2- Genera una variable llamada "dif\_weeks" que indique la **diferencia en semanas enteras** (sin decimales) entre que los nacidos nacieron y fueron inscritos.
- 3- Escoje una de las dos variables creadas y **genera una tabla de resumen** que contenga la mínima diferencia, la máxima, diferencia media y la mediana.

Para resolver el punto 3 tendrán que googlear un poco



### Ejercicio express 3



1- Generar "dif\_days".

```
nac2017 <- nac2017 %>%
  mutate(dif_days = (fecha_nac %--% fecha_ins) / days(1))
```

2- Generar "dif\_weeks".

```
nac2017 <- nac2017 %>%
  mutate(dif_weeks = (fecha_nac %--% fecha_ins) %/% weeks(1))
```

3- Generación tabla de resumen de estadísticos.

#### Manejo de fechas con lubridate



El uso de lubridate puede generar cierta dificultad en un principio.

Esto debido a la cantidad de operadores nuevos que ofrece (%--%, %m+%, %m-%, etc.).

Pero si trabajamos habitualmente con fechas u horas, y son un aspecto importante de nuestro trabajo, vale mucho la pena estudiarlos bien.

Pues lubridate ofrece herramientas **Precisas** y **robustas** para el trabajo con datos temporales.

Que además son absolutamente compatibles con las librerías de tidyverse.

Pueden encontrar muchísima más información aquí.

### Tarea para la 🏦



En el archivo "nacimientos.rar" que se encuentra disponible en la carpeta 'data/tarea' en la sesion 4 de nuestro canal en Teams, encontrarán las siguientes bases de datos:

- nac2017\_j1.xlsx
- nac2017\_j2.xlsx
- nac2017\_j3.xlsx

Estas bases de datos fueron creadas a partir de la base de datos oficial de nacimientos del 2017.

- 1- En primer lugar, **carga estos 3 objetos en su entorno y explórelos**. ¿Qué son y cómo se relacionan estos objetos?
- 2- Genera en **nac2017\_j2** y **nac2017\_j3** las variables "fecha\_nac", "fecha\_ins" y "dif\_days", tal como lo hiciste en el ejercio anterior.
- 3- Ahora, une **nac2017\_j1** con **nac2017\_j2**, conservando todos los registros de **nac2017\_j1** y solo las variables "fecha\_nac", "fecha\_ins" y "dif\_days" de **nac2017\_j2**, que acabas de crear.

### Tarea para la 🏦



4- ¿Qué sucedió al unir **nac2017\_j1** con **nac2017\_j2**? ¿Se unieron todos los registros? Si no lo hicieron, ¿por qué pasó eso?

5- Ahora ensambla **nac2017\_j2** y **nac2017\_j3** y este nuevo objeto únelo con **nac2017\_j1**, conservando solo "fecha\_nac", "fecha\_ins" y "dif\_days" del objeto ensamblado.

6-¿Qué pasó ahora? 🙂

#### Referencias



#### Nada de esto sería posible sin:

- R for Data Science, de Hadley Wickham
- Advanced R, de Hadley Wickham
- Data wrangling, exploration, and analysis with R, de Jenny Bryan
- Introduction to R, de Data Carpentry
- Xaringan: Presentation Ninja, de Yihui Xie. Para generar esta presentación con la plantilla ninja X
- Tutorial de lubridate

# R for Data Science tiene una traducción al español realizada por la comunidad hispana de R:

R para ciencia de datos, de Hadley Wickham



#### Capacitación en R y herramientas de productividad

#### Proyecto Estratégico Servicios Compartidos para la Producción Estadística

Procesamiento de bases de datos (3)

**Abril 2021**