

Unidad 3: Exploración, diagnóstico y limpieza de datos

[Descargar este documento en PDF](#)

En el ámbito de los proyectos de análisis de datos, el preprocesamiento, también conocido como preparación de datos, es una etapa crucial que precede al análisis propiamente dicho. Esta fase esencial tiene como objetivo acondicionar los datos para su posterior análisis, garantizando su confiabilidad e integridad.

Las tareas de preprocesamiento son específicas para cada conjunto de datos y dependen de los objetivos del proyecto y las técnicas de análisis que se emplearán. Sin embargo, existen tareas comunes que son aplicables a la mayoría de los casos, entre las que se encuentran el diagnóstico y la limpieza de datos.

Exploración y diagnóstico de datos

La etapa de diagnóstico de datos es fundamental para comprender la estructura y características del conjunto de datos que se va a analizar. Esta fase involucra una serie de tareas esenciales, como:

Análisis de la estructura de la tabla de datos: Esta tarea implica comprender la organización de los datos, identificando las variables, sus tipos de datos y la distribución de los registros. Es relevante vincular este proceso con el “diccionario de datos” de la tabla o base, ya sea de fuente secundaria o creada por nosotros mismos.

Verificación del tipo de dato de cada variable de interés: Es crucial determinar el tipo de dato de cada variable (numérica, categórica, fecha-hora, etc.) para aplicar las técnicas de análisis adecuadas.

Detección de valores faltantes: La presencia de valores faltantes puede afectar significativamente los resultados del análisis. Es importante identificar estos valores y determinar la mejor manera de manejarlos (eliminación, imputación, etc.).

Identificación de las categorías de las variables cualitativas: En el caso de variables categóricas, es necesario identificar las categorías existentes y evaluar su distribución.

Análisis de los mínimos y máximos de valores de cada variable cuantitativa: Para variables numéricas, es importante determinar los valores mínimos y máximos para detectar posibles valores atípicos o errores de entrada.

Exploración de datos

El primer paso en la exploración de un conjunto de datos es conocer su estructura y tamaño.

El tamaño está definido por la cantidad de observaciones (filas) y la cantidad de variables (columnas).

Llamamos estructura a la forma en se organizan sus variables, sus tipos de datos y sus categorías/valores.

Vamos a utilizar un dataframe de ejemplo con variedad en sus tipos de datos. Para ver su estructura en R base tenemos la función `str()`

```
str(datos)
```

```
'data.frame':  74 obs. of  7 variables:
 $ id      : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ sexo    : chr  "M" "M" "M" "M" ...
 $ edad    : num  76 68 50 49 51 68 70 64 60 57 ...
 $ peso    : num  71 71 79 71 87 75 80 83 69 73 ...
 $ talla   : num  167 164 164 164 168 ...
 $ trabaja: logi  FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE ...
 $ fecha   : Date, format: "2020-10-20" "2020-10-20" ...
```

Nos informa que la tabla tiene 74 observaciones y 7 variables con su tipo de dato al lado.

En R base los tipos de datos son:

- **int** (integer): números enteros
- **num** (numeric): números reales
- **chr** (character): caracteres (texto)
- **logi** (logical): valores lógicos
- **Date**: fechas
- **fct** (factor): factores

En tidyverse, la función que reemplaza a `str()` es `glimpse()`:

```
glimpse(datos)
```

```
Rows: 74
Columns: 7
 $ id      <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18,~
 $ sexo    <chr> "M", "M", "M", "M", "M", "M", "M", "M", "M", NA, "F", "F", "M", "F"~
 $ edad    <dbl> 76, 68, 50, 49, 51, 68, 70, 64, 60, 57, 83, 76, 27, 34, 17, 45~
 $ peso    <dbl> 71.0, 71.0, 79.0, 71.0, 87.0, 75.0, 80.0, 83.0, 69.0, 73.0, 60~
```

```
$ talla    <dbl> 167.0, 164.0, 164.0, 164.0, 167.5, 170.0, 166.0, 160.0, 160.0, ~
$ trabaja <lgl> FALSE, FALSE, FALSE, TRUE, TRUE, FALSE, NA, TRUE, TRUE, TRUE, ~
$ fecha    <date> 2020-10-20, 2020-10-20, 2020-10-20, 2020-11-
05, 2020-11-05, 2~
```

Parece idéntica pero tiene una ventaja cuando la tabla de datos tiene muchas variables. La lista de respuesta de `str()` se trunca y no nos deja visualizar la totalidad de columnas, cosa que si hace `glimpse()`.

Por otra parte vamos a encontrar distintas definiciones para los tipos de datos, del modo tidyverse:

- num para a ser **dbl** (double): números reales
- logi para a ser **lgl** (logical): valores lógicos

Y se incluyen un tipo nuevo:

- **dtm** (date-time): fechas y horas

Esta exploración inicial de la estructura generalmente viene acompañada por el “diccionario de datos” (codebook) asociado a la tabla de datos, ya sea que esta tabla provenga de un proyecto de investigación propio (fuente primaria), producto de una fuente secundaria o de un sistema de vigilancia epidemiológica.

Comprobación y coerción de tipos de datos

La mayoría de las funciones producen un error cuando el tipo de datos que esperan no coincide con los que pasamos como argumentos. En esta situación seguiremos el siguiente camino:

- Comprobar el tipo de datos utilizando las funciones `is.*()`, que nos responden con un valor lógico (TRUE si el tipo de dato coincide y FALSE si no lo hace). Si el tipo de dato coincide con el formato esperado por el argumento de la función, entonces podemos aplicarla, de lo contrario necesitaremos continuar:
- Forzar el tipo de datos deseado coercionando con funciones de la familia `as.*()`, que fuerzan el tipo de datos, siempre y cuando esto devuelva valores correctos. Por ejemplo, no podremos obtener valores correctos si intento coercionar caracteres a tipos numéricos.

```
# Ejemplo coercionando la variable sexo de caracter a factor
```

```
as.factor(datos$sexo) # llamamos a la variable con el formato <dataframe>$<variable>
```

```
[1] M    M    M    M    M    M    M    M    <NA> F    F    M    F    F    F
[16] F    F    M    M    M    M    M    M    F    M    F    <NA> M    F    M
[31] F    F    M    F    F    F    M    M    M    M    M    F    M    F    M
[46] M    F    M    F    <NA> M    M    M    F    M    M    M    M    M    F
[61] F    M    F    F    M    M    F    F    F    M    M    M    M    M    M
Levels: F M
```

```
# detecta que hay dos niveles o categorías posibles (F y M)

is.factor(as.factor(datos$sexo))
```

```
[1] TRUE
```

```
# nos confirma que los datos se coercionaron a factor
```

- Transformar el tipo de dato a partir de aplicar funciones específicas incluidas en paquetes que gestionan datos especiales, como por ejemplo las fechas (el paquete *lubridate* del tidyverse, que conoceremos más adelante, se ocupa de esto)

A continuación se muestra una lista con los tipos más importantes que se pueden comprobar o forzar a partir de funciones de R base:

Tipo	Comprobación	Coerción
character	<code>is.character()</code>	<code>as.character()</code>
numeric	<code>is.numeric()</code>	<code>as.numeric()</code>
integer	<code>is.integer()</code>	<code>as.integer()</code>
double	<code>is.double()</code>	<code>as.double()</code>
factor	<code>is.factor()</code>	<code>as.factor()</code>
logical	<code>is.logical()</code>	<code>as.logical()</code>
NA	<code>is.na()</code>	<code>as.na()</code>

Skimr



Existen diversas herramientas y funciones que facilitan la etapa de diagnóstico de datos, es el caso de skimr.

Este paquete tiene funciones diseñadas para obtener un resumen rápido de la estructura de tablas de datos y son compatibles con el ecosistema tidyverse.

La función principal del paquete es `skim` y puede ser aplicada a todo el dataframe o bien a una variable o a un grupo de ellas.

- Proporciona un conjunto más amplio de estadísticas que `summary()`, incluyendo valores faltantes, completos, número total (n) y desvío estándar (sd).
- Informa de cada tipo de dato por separado.
- Maneja fechas, valores lógicos y otros tipos.

Trabajemos con **skimr** sobre un conjunto de datos provenientes de la vigilancia del SNVS.

```
library(skimr)

skim(datos)
```

Table 2: Data summary

Name	datos
Number of rows	200
Number of columns	56
Column type frequency:	
character	47
Date	7
logical	1
numeric	1
Group variables	None

Variable type: character

skim_variable	n_miss- ing	com- plete_rate	min	max	empty	n_unique	whites- pace
SEXO	0	1.00	1	1	0	3	0
GRUPEDAD	0	1.00	3	5	0	18	0
PROVIN- CIA_RESIDEN- CIA	0	1.00	4	16	0	18	0
ID_PROV_IN- DEC_RESIDEN- CIA	0	1.00	2	2	0	18	0
DEPARTA- MENTO_RESI- DENCIA	9	0.96	4	26	0	81	0
ID_DEPTO_IN- DEC_RESIDEN- CIA	0	1.00	2	5	0	89	0
LOCALI- DAD_RESIDEN- CIA	0	1.00	4	57	0	106	0
ESTABLEC- IMIENTO_SALUD	0	1.00	11	82	0	125	0

skim_variable	n_miss- ing	com- plete_rate	min	max	empty	n_unique	whites- pace
ESTABLEC- IMIENTO_CARGA	0	1.00	5	82	0	117	0
PROVIN- CIA_CARGA	0	1.00	4	16	0	17	0
DEPTO_CARGA	0	1.00	4	22	0	70	0
ESTAB_CLINICA	20	0.90	11	76	0	112	0
DEPTO_CLINICA	20	0.90	4	23	0	73	0
PPL	0	1.00	2	2	0	2	0
SERVICIO_PENI- TENCIARIO	0	1.00	2	19	0	7	0
MOTIVO_CON- SULTA	181	0.09	8	24	0	3	0
CLASIFICA- CION_MANUAL	0	1.00	10	67	0	9	0
CLASIF_INI- CIO_TRAT	0	1.00	5	34	0	6	0
ID_PULMONAR	0	1.00	2	15	0	3	0
ID_EXTRAPUL- MONAR	0	1.00	5	31	0	13	0
RESULTADO_RX	0	1.00	9	28	0	8	0
Bacteriologia	0	1.00	8	15	0	3	0
Baciloscopia	0	1.00	8	15	0	6	0
Cultivo	0	1.00	8	26	0	7	0
PRUEBA_RE- SISTENCIA	0	1.00	2	15	0	2	0
RESISTENCIA	0	1.00	15	25	0	4	0
Droga	0	1.00	2	26	0	6	0
Tipo_Resistencia	0	1.00	2	10	0	4	0
ESTABLEC- IMIENTO_MUES- TRA	72	0.64	5	102	0	73	0
DEPARTA- MENTO_MUES- TRA	72	0.64	5	32	0	46	0
ESTABLEC- IMIENTO_DIAG	76	0.62	5	160	0	62	0
DEPARTA- MENTO_DIAG	76	0.62	5	37	0	39	0
Prueba_VIH	0	1.00	2	15	0	2	0
VIH	0	1.00	8	15	0	3	0
TRATAMIENTO_AN- TIRRETROVIRAL	199	0.01	2	2	0	1	0
Diag_rapido	0	1.00	2	2	0	2	0

skim_variable	n_miss- ing	com- plete_rate	min	max	empty	n_unique	whites- pace
Resul- tado_diag_rapido	0	1.00	15	62	0	9	0
EMBARAZO	0	1.00	2	15	0	3	0
DIABETES	0	1.00	2	2	0	2	0
CON- SUMO_PROB_DRO- GAS	0	1.00	2	15	0	2	0
ENF_RESP_CRON- ICA	0	1.00	2	15	0	2	0
COVID	199	0.01	2	2	0	1	0
SE_DECLARA_PUEBLO_IN- DIGENA		1.00	2	15	0	2	0
TABAQUISMO	0	1.00	2	15	0	2	0
ALCOHOLISMO	0	1.00	2	15	0	2	0
ESTAB_TTO	35	0.82	11	76	0	102	0
RESUL- TADO_TRATAMIENTO	0	1.00	6	22	0	7	0

Variable type: Date

skim_variable	n_miss- ing	com- plete_rate	min	max	median	n_unique
FECHA_NACIMIENTO	0	1.00	1934-12-13	2023-05-05	1989-07-27	198
FECHA_APERTURA	0	1.00	2021-09-20	2024-04-18	2023-07-16	151
FECHA_NOTIFICACION	0	1.00	2023-01-03	2023-12-27	2023-07-03	147
FIS	48	0.76	2020-12-20	2023-12-21	2023-05-12	116
FECHA_INICIO_SINTOMA	44	0.78	2022-08-15	2023-12-26	2023-05-17	116
FECHA_INICIO_TRATAMIENTO	43	0.78	2023-01-03	2024-01-08	2023-07-02	119
FECHA_FIN_TRATAMIENTO	142	0.29	2023-03-09	2024-04-05	2023-10-23	52

Variable type: logical

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	count
ETNIA	200	0	NaN	:

Variable type: numeric

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100	hist
EDAD_DIAGNOSTICO	0	1	37.02	18.63	0	23	33	49	88	

La salida completa de `skim()` separa los resultados por partes. Un resumen de datos inicial, donde vemos la cantidad de filas y columnas con la frecuencia de tipo de variable. Luego le siguen tablas con información descriptiva univariada, donde podemos ver que dependiendo del tipo de variable nos muestra diferentes estadísticos y hasta un mini histograma en el caso de las numéricas.

dlookr



El paquete se define como una “colección de herramientas que permiten el diagnóstico, la exploración y la transformación de datos”.

El diagnóstico de datos proporciona información y visualización de valores faltantes, valores atípicos y valores únicos y negativos para ayudarle a comprender la distribución y la calidad de sus datos.

Contiene funciones, compatibles con tidyverse, que nos facilitan ver la calidad de nuestros datos, además de otras que tienen por objetivo la exploración y su transformación.

Entre estas funciones encontramos:

diagnose()

Permite diagnosticar variables del dataframe y devuelve como resultado: el tipo de dato de la variable, la cantidad de valores faltantes, su porcentaje, la cantidad de valores únicos y su tasa (valores únicos/observaciones). Lo observamos en forma de tabla interactiva:


```
library(dlookr)
```

```
diagnose(datos)
```

```
# A tibble: 56 x 6
```

	variables	types	missing_count	missing_percent	unique_count	unique_rate
	<chr>	<chr>	<int>	<dbl>	<int>	<dbl>
1	SEXO	char~	0	0	3	0.01
2	FECHA_NACIMIENTO	Date	0	0	198	0.99
3	EDAD_DIAGNOSTICO	nume~	0	0	71	0.36
4	GRUPEDAD	char~	0	0	18	0.09
5	PROVINCIA_RESID~	char~	0	0	18	0.09
6	ID_PROV_INDEC_R~	char~	0	0	18	0.09
7	DEPARTAMENTO_RE~	char~	9	4.5	82	0.41
8	ID_DEPTO_INDEC_~	char~	0	0	89	0.44
9	LOCALIDAD_RESID~	char~	0	0	106	0.53
10	ESTABLECIMIENTO~	char~	0	0	125	0.62

```
# i 46 more rows
```

Al ser compatible con tidyverse se puede editar antes o después de la función, por ejemplo si quisiéramos filtrar variables con valores faltantes (de mayor a menor):

```
diagnose(datos) |>
  select(!starts_with("unique")) |>
  filter(missing_count > 0) |>
  arrange(desc(missing_count))
```

```
# A tibble: 16 x 4
```

	variables	types	missing_count	missing_percent
	<chr>	<chr>	<int>	<dbl>
1	ETNIA	logical	200	100
2	TRATAMIENTO_ANTIRRETROVIRAL	character	199	99.5
3	COVID	character	199	99.5
4	MOTIVO_CONSULTA	character	181	90.5
5	FECHA_FIN_TRAT	Date	142	71
6	ESTABLECIMIENTO_DIAG	character	76	38
7	DEPARTAMENTO_DIAG	character	76	38
8	ESTABLECIMIENTO_MUESTRA	character	72	36
9	DEPARTAMENTO_MUESTRA	character	72	36
10	FIS	Date	48	24
11	FECHA_INICIO_SINTOMA	Date	44	22
12	FECHA_INICIO_TRAT	Date	43	21.5
13	ESTAB_TTO	character	35	17.5
14	ESTAB_CLINICA	character	20	10
15	DEPTO_CLINICA	character	20	10

diagnose_category()

Así como existe `diagnose()` como una función general, también hay funciones que sirven para el diagnóstico específico por tipo de dato.

`diagnose_category()` lo hace con las variables categóricas, es decir de `character`, de `factor` y de `factor ordenado`, mostrando información de cada categoría de cada variable (N, frecuencia, proporción y ranking).

```
datos|>
  diagnose_category()

# A tibble: 296 x 6
  variables levels      N freq ratio rank
  <chr>      <chr> <int> <int> <dbl> <int>
1 SEXO      M      200   131  65.5     1
2 SEXO      F      200    68   34      2
3 SEXO      A      200     1    0.5     3
4 GRUPEDAD  20-24    200    26   13      1
5 GRUPEDAD  30-34    200    26   13      1
6 GRUPEDAD  25-29    200    23  11.5     3
7 GRUPEDAD  40-44    200    16    8      4
8 GRUPEDAD  45-49    200    16    8      4
9 GRUPEDAD  15-19    200    15   7.5     6
10 GRUPEDAD 35-39    200    15   7.5     6
# i 286 more rows
```

diagnose_numeric()

Para variables numéricas tenemos a `diagnose_numeric()` que nos brinda estadísticos resumen descriptivos univariados.

```
datos|>
  diagnose_numeric()

# A tibble: 1 x 10
  variables      min    Q1 mean median    Q3   max zero minus outlier
  <chr>      <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <int> <int> <int>
1 EDAD_DIAGNOSTICO      0    23  37.0    33    49    88     3     0     0
```

Observamos que sobre la única variable numérica de datos nos calcula el mínimo, primer cuartil, media, mediana, tercer cuartil, máximo, la cantidad de ceros, la cantidad de números negativos y la cantidad de datos atípicos.

diagnose_outlier()

Sobre los datos atípicos `diagnose_outlier()` nos amplía la información:

```
datos|>
  diagnose_outlier()
```

```
# A tibble: 1 x 6
  variables      outliers_cnt outliers_ratio outliers_mean with_mean without_mean
  <chr>          <int>          <dbl>          <dbl>    <dbl>    <dbl>
1 EDAD_DIAGNOS~      0            0            NaN      37.0      37.0
```

Aquí la variable EDAD_DIAGNOSTICO no tiene datos atípicos por lo que el conteo y proporción es de cero, la media de los outlier no existe y la media contando y no contando estos outlier da lo mismo (37,02)

plot__outlier()

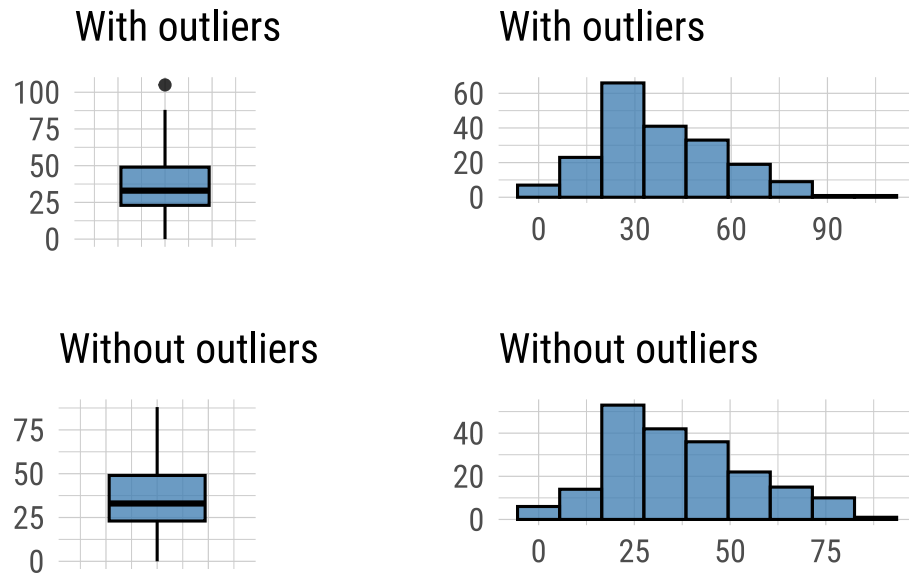
Agreguemos algún dato atípico a EDAD_DIAGNOSTICO para poder mostrar este gráfico.

```
datos[10, "EDAD_DIAGNOSTICO"] <- 105 # cambiamos la edad de la observación 10
```

```
datos |>
  plot_outlier(EDAD_DIAGNOSTICO)
```

Warning: The `size` argument of `element_line()` is deprecated as of ggplot2 3.4.0.
i Please use the `linewidth` argument instead.
i The deprecated feature was likely used in the dlookr package.
Please report the issue at <<https://github.com/choonghyunryu/dlookr/issues>>.

Outlier Diagnosis Plot (EDAD_DIAGNOSTICO)

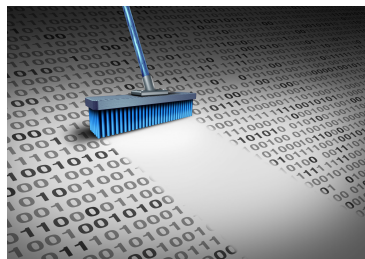


El gráfico siempre se va a producir si al menos tenemos un dato atípico en la variable. Grafica un boxplot e histograma contando los valores outlier que la variable tenga y otro quitándolos.

Otras funciones del paquete

dlookr tiene muchas otras funciones, para la conversión de datos y/o la imputación de datos ausentes, que no trabajaremos en el curso pero pueden encontrarse en el sitio del desarrollador <https://choonghyunryu.github.io/dlookr/index.html>

Depuración de datos



Una vez finalizado el diagnóstico de datos, se procede a la etapa de depuración, donde se corrigen los errores identificados y se prepara el conjunto de datos para

su análisis. La depuración involucra técnicas como la eliminación de valores faltantes, la corrección de errores de entrada, la transformación de variables y el manejo de valores atípicos.

Un flujo de trabajo modelo partiendo de datos crudos y terminando en datos limpios es el siguiente:



Durante este proceso puede haber múltiples situaciones dependiendo de la calidad original de los datos crudos, desde carecer de encabezados o contener tipos de datos incorrectos, pasando por tener que corregir etiquetas de categorías incorrectas, etc.

Las herramientas de **dplyr** en tidyverse nos van a facilitar esta tarea que suele ocupar entre un 70 y 80% del tiempo de trabajo cuando analizamos datos.

Gestión de duplicados

Un caso habitual con el que debemos lidiar es el tener observaciones duplicadas, total o parcialmente. Por este motivo, debemos conocer las características de la o las tablas con las que estamos trabajando, es decir, si las observaciones tienen claves unívocas, si estas observaciones se pueden repetir, si la relación es uno a uno o uno a varios cuando hay más de una tabla relacionada, etc.

Entonces, el primer paso será asegurarnos que los datos cumplen con el criterio que conocemos haciendo una detección de observaciones y/o partes de observaciones (variables clave) que se encuentran duplicadas.

Luego, hay diferentes tareas que se pueden realizar para gestionar estos datos duplicados, cuando su existencia no es la esperada:

- Eliminación de duplicados a partir de observaciones únicas.
- Recortar tabla de datos para eliminar duplicados
- Marcar duplicados (conservando duplicados en la tabla)

La función `get_dupes()` del paquete **janitor** es muy útil porque identifica estas repeticiones.

```
library(janitor)

datos |>
  get_dupes(everything())
```

```
# A tibble: 0 x 57
```

```
# i 57 variables: SEXO <chr>, FECHA_NACIMIENTO <date>, EDAD_DIAGNOSTICO <dbl>,
# GRUPEDAD <chr>, PROVINCIA_RESIDENCIA <chr>, ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
# DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
# LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
# ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
# ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
# SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>, ...
```

Aplicada sobre el dataframe entero detecta aquellas observaciones que sean iguales en todas sus observaciones. Esto es difícil que pase pero puede suceder cuando por alguna falla técnica el sistema desde donde se obtienen los datos duplica registros completos.

Otra posibilidad es utilizar la variable que es clave en la tabla de datos o las variables que constituyen una clave combinada.

Por ejemplo, en este caso, usemos una serie de variables como SEXO, FECHA_NACIMIENTO, ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA e ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA para ver si hay observaciones donde estos datos se repitan.

```
datos |>
  get_dupes(SEXO, FECHA_NACIMIENTO,
            ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA)
```

```
# A tibble: 2 x 57
  SEXO FECHA_NACIMIENTO ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA
  <chr> <date>          <chr>          <chr>
1 M    1947-06-29        90              90063
2 M    1947-06-29        90              90063
# i 53 more variables: dupe_count <int>, EDAD_DIAGNOSTICO <dbl>,
# GRUPEDAD <chr>, PROVINCIA_RESIDENCIA <chr>, DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>,
# LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
# ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
# ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
# SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>,
# FECHA_NOTIFICACION <date>, MOTIVO_CONSULTA <chr>, ...
```

Encontramos dos observaciones que tienen los mismo valores en esta combinación de variables. Un hombre nacido el 29/06/1947 en la provincia de Tucumán, en el departamento Lules.

Supongamos que no puede existir dos veces la misma persona en la tabla (sería deseable confirmar esto teniendo alguna variable univoca cómo el DNI, por ejemplo), procederíamos a solucionar este duplicado.

Eliminación de duplicados por observaciones únicas

Para eliminar filas duplicadas en una tabla de datos podemos utilizar la función `distinct()` de `dplyr`.

La función tiene un argumento denominado `.keep_all` que permite valores *TRUE* o *FALSE*. Si se iguala a *TRUE* se mantienen en el resultado todas las variables que son parte de la tabla, aunque estas no estén declaradas dentro del `distinct()`.

Por defecto, este argumento se encuentra igualado a *FALSE*.

```
nrow(datos)
```

```
[1] 200
```

```
datos |>
  distinct(SEXO, FECHA_NACIMIENTO, ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA,
           ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA,
           .keep_all = T)
```

```
# A tibble: 199 x 56
```

	SEXO	FECHA_NACIMIENTO	EDAD_DIAGNOSTICO	GRUPEDAD	PROVINCIA_RESIDENCIA
	<chr>	<date>	<dbl>	<chr>	<chr>
1	M	1948-06-22	74	70-74	Tierra del Fuego
2	F	1981-06-20	41	40-44	Buenos Aires
3	F	1989-03-30	33	30-34	Buenos Aires
4	M	2006-11-17	16	15-19	Chaco
5	M	1993-06-02	29	25-29	Jujuy
6	M	1989-04-08	33	30-34	Buenos Aires
7	F	1977-07-30	45	45-49	Buenos Aires
8	M	1968-04-09	54	50-54	Misiones
9	F	2008-01-10	15	15-19	Chaco
10	M	1987-11-27	105	35-39	Buenos Aires

```
# i 189 more rows
```

```
# i 51 more variables: ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
# DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
# LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
# ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
# ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
# SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>, ...
```

Observamos que las 200 observaciones `distinct()` nos devuelve 199. Eliminó una de las dos que tenían duplicadas esa serie de variables definidas (no podemos controlar cuál de ellas elimina).

Eliminación de duplicados por recorte de observaciones

Recortar es similar a filtrar, la diferencia está en que se filtra por condiciones y recortamos por posiciones.

La familia de funciones de **dplyr** que se puede utilizar para recortar es `slice_*`.

Estas funciones pueden ser muy útiles si se aplican a un dataframe agrupado

porque la operación de recorte se realiza en cada grupo por separado.

Por ejemplo, podemos usar la `FECHA_NOTIFICACION` para seleccionar la mas vieja. Esto se hace combinado `group_by()` y `slice_min()` (observación con el valor mínimo)

```
datos |>
  get_dupes(SEXO, FECHA_NACIMIENTO,
            ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA) |>
  select(SEXO, FECHA_NACIMIENTO, FECHA_NOTIFICACION)
```

```
# A tibble: 2 x 3
  SEXO FECHA_NACIMIENTO FECHA_NOTIFICACION
<chr> <date>          <date>
1 M    1947-06-29        2023-03-10
2 M    1947-06-29        2023-02-24
```

```
datos |>
  group_by(SEXO, FECHA_NACIMIENTO,
            ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA) |>
  slice_min(FECHA_NOTIFICACION) |>
  filter(SEXO == "M", FECHA_NACIMIENTO == dmy("29/06/1947")) |>
  select(SEXO, FECHA_NACIMIENTO, FECHA_NOTIFICACION) |>
  ungroup()
```

Adding missing grouping variables: `ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA`,
`ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA`

```
# A tibble: 1 x 5
  ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA SEXO FECHA_NACIMIENTO
<chr>                    <chr>                <chr> <date>
1 90                      90063                M    1947-
06-29
# i 1 more variable: FECHA_NOTIFICACION <date>
```

Marcar duplicados

Si, en cambio, lo que buscamos es mantener a todas las observaciones de la tabla pero marcar aquellos que consideramos duplicados podemos hacer:

1. Recortar el dataframe original a sólo las filas para el análisis. Guardar los ID de este dataframe reducido en un vector.
2. En el dataframe original, creamos una variable de marca usando una función condicional, basándonos si el ID está presente en el dataframe reducido (vector de ID anterior).

Primer paso, en esta tabla no existe un ID único por lo que vamos a crear una clave subrogada.


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

Ahora usaremos este ID para crear un vector con los números de las dos observaciones anteriores que están duplicadas.

```
ID_duplicados <- datos |>
  get_dupes(SEXO, FECHA_NACIMIENTO,
            ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA) |>
  pull(ID)

ID_duplicados
```

```
[1] 44 166
```

Finalmente aplicamos este vector con una función como `if_else()` para marcar con una **X** en la variable duplicado.

```
datos <- datos |>
  mutate(duplicado = if_else(ID %in% ID_duplicados, "X", NA))
```

Luego podríamos filtrar los duplicados directamente

```
datos |>
  filter(duplicado == "X")
```

```
# A tibble: 2 x 58
  SEXO FECHA_NACIMIENTO EDAD_DIAGNOSTICO GRUPEADAD PROVINCIA_RESIDENCIA
  <chr> <date>          <dbl> <chr>      <chr>
1 M    1947-06-29        75 75-79    Tucumán
2 M    1947-06-29        75 75-79    Tucumán
# i 53 more variables: ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
#   ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
#   ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
#   SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>,
#   FECHA_NOTIFICACION <date>, MOTIVO_CONSULTA <chr>, ...
```

Datos faltantes o perdidos

Cuando trabajamos con datos los valores perdidos o faltantes (conocidos en inglés como *missing*) pueden constituir un serio problema en nuestras variables por lo que deben explorarse y manejarse cuidadosamente en las etapas iniciales del análisis.

Estos datos pueden faltar por muchas razones, pero generalmente se suelen agrupar en dos categorías: valores faltantes informativos y valores faltantes

aleatorios. Los informativos implican una causa estructural, ya sea por deficiencias en la forma en que se recopilaban los datos o por anomalías en el entorno de observación. Los aleatorios son aquellos que tienen lugar independientemente del proceso de recopilación de datos.

Dependiendo de si los valores faltantes son de uno u otro tipo, se procederá de una u otra manera. A los informativos, en general, se les puede asignar un valor concreto (por ejemplo, “Ninguno” o “Sin dato”), ya que este valor puede convenir tenerlo como una categoría más de la variable. Los aleatorios, en cambio, pueden manejarse mediante la eliminación o la imputación.

Resumiendo, las tareas habituales respecto a estos valores consisten en:

- Evaluar la existencia de valores perdidos (exploración y conteo).
- Excluir los valores ausentes (si es posible y conveniente).
- Etiquetar o recodificar los valores ausentes (imputación de datos).

Respecto a la imputación existen numerosa bibliografía sobre diversos algoritmos que no vamos a incluir en este curso.

Detectar observaciones incompletas (valores missing)

El lenguaje R gestiona a los datos perdidos mediante el valor especial reservado NA de **Not Available** (No disponible),

En principio, sólo vamos a enfocarnos en como podemos utilizar algunas funciones del lenguaje para detectarlos y contabilizarlos. A partir de su identificación decidiremos que hacer con ellos, dependiendo de su cantidad y extensión, es decir, si los valores faltantes son la mayoría de una variable o la mayoría de una observación o bien si representan la falta de respuesta de una pregunta, con lo cual convenga etiquetarlos.

Una manera de abordar esta tarea con R base para una variables es hacer la sumatoria de valores NA, usando la función de identificación `is.na()`.

Para ejemplificar, tomamos una tabla de datos de vigilancia con 200 observaciones y 56 variables.

```
datos |>
  summarise(Cantidad_NA = sum(is.na(FECHA_FIN_TRAT)))
```

```
# A tibble: 1 x 1
  Cantidad_NA
      <int>
1         142
```

La consulta dice que hay 142 observaciones vacías en la variable `FECHA_FIN_TRAT`. Lo malo es que debemos hacer esta tarea variable por variable, lo que resulta muy trabajoso.

También la función `summary()` aplicada sobre el dataframe completo informa la cantidad de NA de variables cuantitativas, lógicas y fecha, pero no lo hace con las de tipo carácter.

```
summary(datos)
```

SEXO	FECHA_NACIMIENTO	EDAD_DIAGNOSTICO	GRUPEDAD
Length:200	Min. :1934-12-13	Min. : 0.00	Length:200
Class :character	1st Qu.:1973-11-06	1st Qu.: 23.00	Class :character
Mode :character	Median :1989-07-27	Median : 33.00	Mode :character
	Mean :1985-12-04	Mean : 37.37	
	3rd Qu.:1999-11-17	3rd Qu.: 49.00	
	Max. :2023-05-05	Max. :105.00	

PROVINCIA_RESIDENCIA	ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA	DEPARTAMENTO_RESIDENCIA
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA	LOCALIDAD_RESIDENCIA	ESTABLECIMIENTO_SALUD
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

ESTABLECIMIENTO_CARGA	PROVINCIA_CARGA	DEPTO_CARGA	ESTAB_CLINICA
Length:200	Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Mode :character

DEPTO_CLINICA	PPL	SERVICIO_PENITENCIARIO
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

FECHA_APERTURA	FECHA_NOTIFICACION	MOTIVO_CONSULTA
Min. :2021-09-20	Min. :2023-01-03	Length:200
1st Qu.:2023-04-12	1st Qu.:2023-04-03	Class :character
Median :2023-07-16	Median :2023-07-03	Mode :character
Mean :2023-07-14	Mean :2023-07-01	
3rd Qu.:2023-10-18	3rd Qu.:2023-10-03	
Max. :2024-04-18	Max. :2023-12-27	

CLASIFICACION_MANUAL	CLASIF_INICIO_TRAT	ID_PULMONAR
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

FIS	ID_EXTRAPULMONAR	FECHA_INICIO_SINTOMA
Min. :2020-12-20	Length:200	Min. :2022-08-15
1st Qu.:2023-02-20	Class :character	1st Qu.:2023-03-01
Median :2023-05-12	Mode :character	Median :2023-05-17
Mean :2023-05-10		Mean :2023-05-28
3rd Qu.:2023-08-09		3rd Qu.:2023-08-09
Max. :2023-12-21		Max. :2023-12-26
NA's :48		NA's :44

RESULTADO_RX	Bacteriologia	Baciloscoopia	Cultivo
Length:200	Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Mode :character

PRUEBA_RESISTENCIA	RESISTENCIA	Droga	Tipo_Resistencia
Length:200	Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Mode :character

ESTABLECIMIENTO_MUESTRA	DEPARTAMENTO_MUESTRA	ESTABLECIMIENTO_DIAG
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

DEPARTAMENTO_DIAG	Prueba_VIH	VIH
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

TRATAMIENTO_ANTIRRETROVIRAL	Diag_rapido	Resultado_diag_rapido
Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character

EMBARAZO	DIABETES	CONSUMO_PROB_DROGAS	ENF_RESP_CRONICA
Length:200	Length:200	Length:200	Length:200
Class :character	Class :character	Class :character	Class :character
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Mode :character

COVID	SE_DECLARA_PUEBLO_INDIGENA	ETNIA
Length:200	Length:200	Mode:logical
Class :character	Class :character	NA's:200
Mode :character	Mode :character	

TABAQUISMO	ALCOHOLISMO	ESTAB_TTO	FECHA_INICIO_TRAT
Length:200	Length:200	Length:200	Min. :2023-01-03
Class :character	Class :character	Class :character	1st Qu.:2023-03-20
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Median :2023-07-02
			Mean :2023-06-28
			3rd Qu.:2023-10-05
			Max. :2024-

01-08

FECHA_FIN_TRAT	RESULTADO_TRATAMIENTO	ID	NA's :43
Min. :2023-03-09	Length:200	Min. : 1.00	duplicado
1st Qu.:2023-08-21	Class :character	1st Qu.: 50.75	Length:200
Median :2023-10-23	Mode :character	Median :100.50	Class :character
Mean :2023-10-23		Mean :100.50	Mode :character
3rd Qu.:2024-01-11		3rd Qu.:150.25	
Max. :2024-04-05		Max. :200.00	
NA's :142			

Más completo y en una sola línea la función `find_na()` del paquete **dlookr** muestra el porcentaje de valores perdidos en todas las variables de una tabla de datos y se complementa con el gráfico de barras de pareto `plot_na_pareto()`.

```
library(dlookr)
```

```
find_na(datos, rate = T) # argumento rate = T muestra % de valores NA
```

SEXO	FECHA_NACIMIENTO
0.0	0.0
EDAD_DIAGNOSTICO	GRUPEDAD
0.0	0.0
PROVINCIA_RESIDENCIA	ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA
0.0	0.0
DEPARTAMENTO_RESIDENCIA	ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA
4.5	0.0
LOCALIDAD_RESIDENCIA	ESTABLECIMIENTO_SALUD
0.0	0.0
ESTABLECIMIENTO_CARGA	PROVINCIA_CARGA
0.0	0.0
DEPTO_CARGA	ESTAB_CLINICA
0.0	10.0
DEPTO_CLINICA	PPL
10.0	0.0
SERVICIO_PENITENCIARIO	FECHA_APERTURA
0.0	0.0
FECHA_NOTIFICACION	MOTIVO_CONSULTA
0.0	90.5
CLASIFICACION_MANUAL	CLASIF_INICIO_TRAT
0.0	0.0
ID_PULMONAR	FIS
0.0	24.0
ID_EXTRAPULMONAR	FECHA_INICIO_SINTOMA
0.0	22.0
RESULTADO_RX	Bacteriologia
0.0	0.0

Baciloscopia	Cultivo
0.0	0.0
PRUEBA_RESISTENCIA	RESISTENCIA
0.0	0.0
Droga	Tipo_Resistencia
0.0	0.0
ESTABLECIMIENTO_MUESTRA	DEPARTAMENTO_MUESTRA
36.0	36.0
ESTABLECIMIENTO_DIAG	DEPARTAMENTO_DIAG
38.0	38.0
Prueba_VIH	VIH
0.0	0.0
TRATAMIENTO_ANTIRRETROVIRAL	Diag_rapido
99.5	0.0
Resultado_diag_rapido	EMBARAZO
0.0	0.0
DIABETES	CONSUMO_PROB_DROGAS
0.0	0.0
ENF_RESP_CRONICA	COVID
0.0	99.5
SE_DECLARA_PUEBLO_INDIGENA	ETNIA
0.0	100.0
TABAQUISMO	ALCOHOLISMO
0.0	0.0
ESTAB_TTO	FECHA_INICIO_TRAT
17.5	21.5
FECHA_FIN_TRAT	RESULTADO_TRATAMIENTO
71.0	0.0
ID	duplicado
0.0	99.0

```
plot_na_pareto(datos,
               only_na = T) # argumento only_na = T muestra variables solo con algún valor N
```

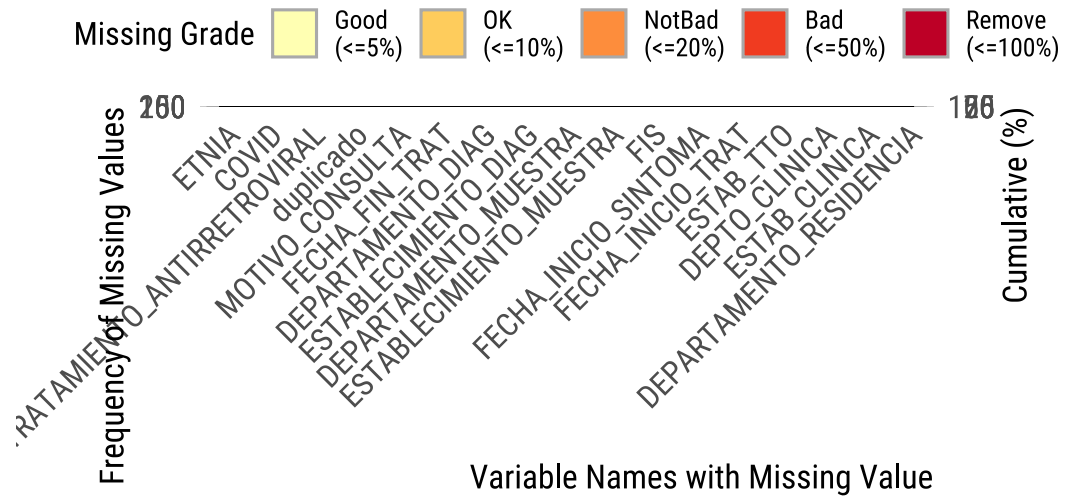
Warning: Using `size` aesthetic for lines was deprecated in ggplot2 3.4.0.

i Please use `linewidth` instead.

i The deprecated feature was likely used in the dlookr package.

Please report the issue at <<https://github.com/choonghyunryu/dlookr/issues>>.

Pareto chart with missing values



Gestión de NA's con naniar



El paquete **naniar** es un paquete que reúne funciones diseñadas para el manejo de valores faltantes pensado para una gestión completa.

```
library(naniar)
```

Adjuntando el paquete: 'naniar'

The following object is masked from 'package:skimr':

```
n_complete
```

Sus características generales son:

- Proporciona funciones analíticas y visuales de detección y gestión
- Es compatible con el mundo “tidy” de tidyverse
- Aborda las relaciones o estructura de la falta de datos.

- Posibilita el trabajo de imputación (no tratado en este curso)

De las muchas funciones que tiene el paquete seleccionamos algunas para mostrar que son muy útiles para una tarea básica.

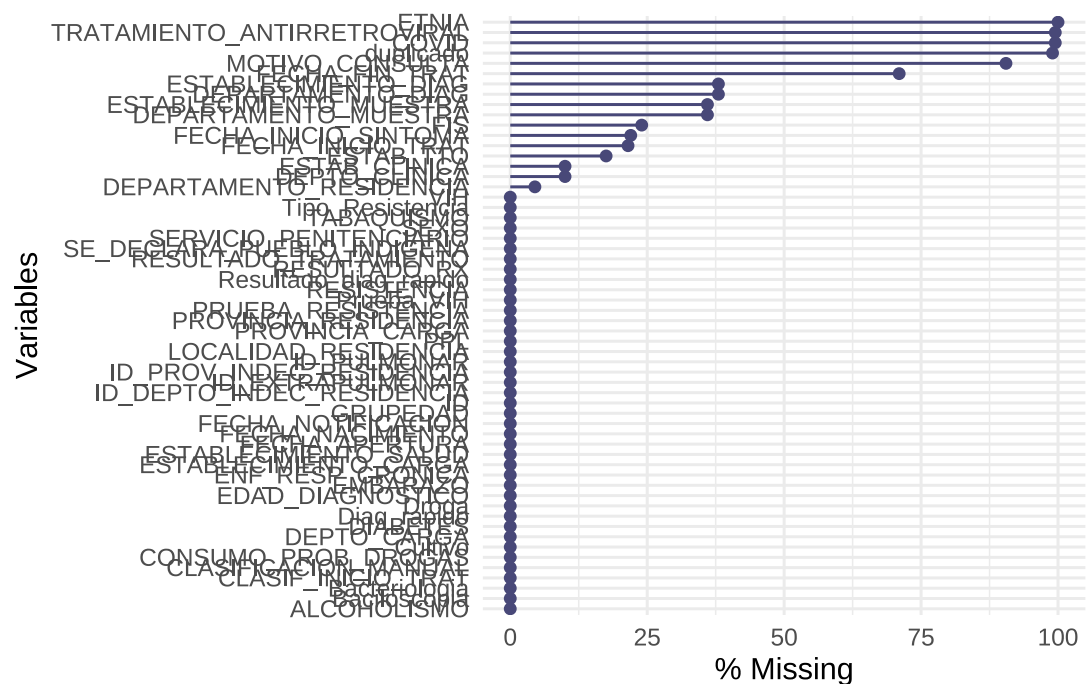
La función `miss_var_summary()` proporciona un resumen sobre los valores NA en cada variable del dataframe similar a `find_na()` que vimos anteriormente pero con una salida en forma de tabla y un recuento absoluto, además de porcentual.

```
miss_var_summary(datos)
```

```
# A tibble: 58 x 3
  variable                n_miss pct_miss
  <chr>                <int>   <num>
1 ETNIA                  200     100
2 TRATAMIENTO_ANTIRRETROVIRAL 199    99.5
3 COVID                  199    99.5
4 duplicado              198     99
5 MOTIVO_CONSULTA        181    90.5
6 FECHA_FIN_TRAT         142     71
7 ESTABLECIMIENTO_DIAG     76     38
8 DEPARTAMENTO_DIAG        76     38
9 ESTABLECIMIENTO_MUESTRA   72     36
10 DEPARTAMENTO_MUESTRA     72     36
# i 48 more rows
```

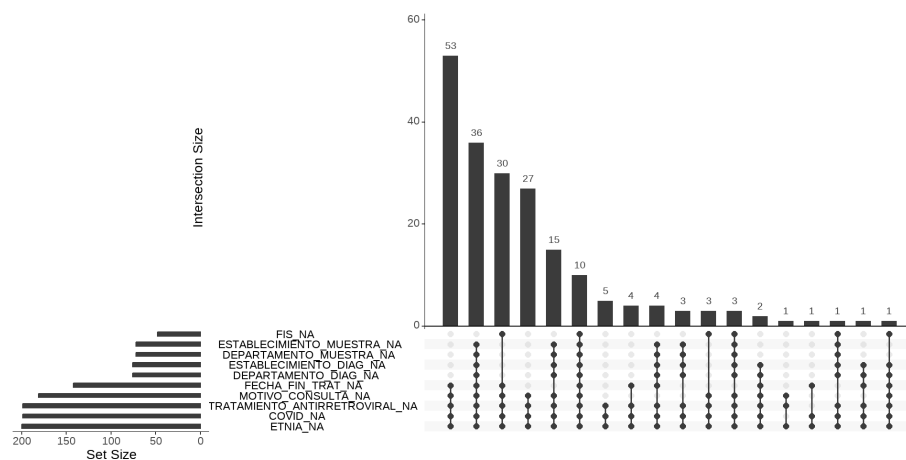
Por el lado gráfico, ofrece la función `gg_miss_var()` que representa la información de la tabla anterior pero a través de un gráfico *lollipop* horizontal de tipo **ggplot2**.

```
gg_miss_var(datos,
            show_pct = T) # muestra valores en porcentajes
```



Hay otra visualización muy interesante porque muestra las relaciones de los valores ausentes de las variables cuya función se llama `gg_miss_upset()` y genera un gráfico **Upset** en función de la existencia de valores NA.

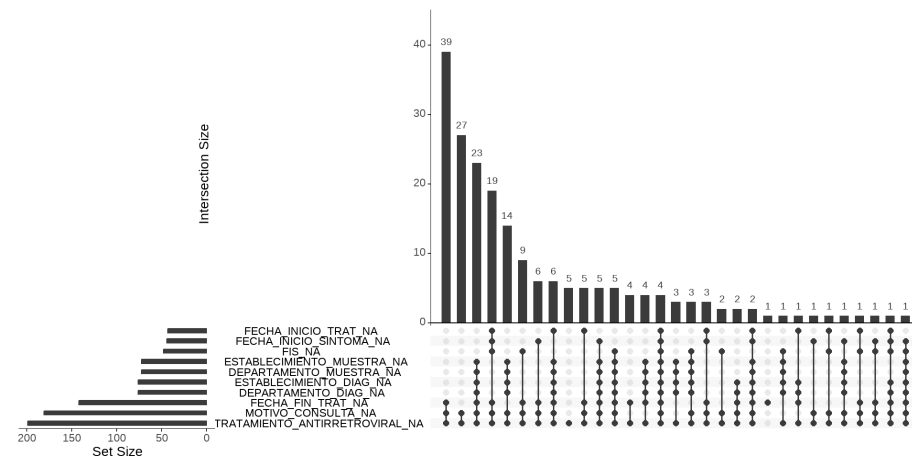
```
gg_miss_upset(datos)
```



Por defecto, construye el gráfico tomando las primeras 10 variables de la tabla de datos con valores NA de forma decreciente. Esto se puede modificar cambiando el argumento `nset =`.

Podemos eliminar del gráfico a esas dos variables con casi todos los valores NA, usando formas de tidyverse previas dado que las funciones de naniar son compatibles.

```
datos |>
  select(-ETNIA, -COVID) |>
  gg_miss_upset()
```



Si miramos los datos faltantes con estructura notamos que la combinación más frecuente de NA combinados es FECHA_FIN_TRAT, MOTIVO_CONSULTA y TRATAMIENTO_ANTIRETROVIRAL con 39 observaciones a las que le faltan valores en las tres variables simultáneamente.

El paquete tiene además dos funciones de reemplazo que funcionan como herramientas antagónicas.

`replace_with_na()` reemplaza valores o etiquetas específicas con valores NA y `replace_na_with()` hace lo contrario, reemplaza valores NA con valores

específicos, como “Sin dato” por ejemplo.

La primera función trabaja sobre el dataframe completo asignando valores NA en la categoría o valor que le indiquemos.

Por ejemplo, la variable ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA no tiene valores perdidos pero si hay una categoría/código desconocido (“00”), entonces podemos decirle que ese código sea NA.

```
datos |>
  summarise(Cantidad_NA = sum(is.na(ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA)))

# A tibble: 1 x 1
  Cantidad_NA
      <int>
1           0

datos |>
  replace_with_na(replace = list(ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA = "00")) |>
  summarise(Cantidad_NA = sum(is.na(ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA)))

# A tibble: 1 x 1
  Cantidad_NA
      <int>
1           2
```

replace_na_with() etiqueta valores faltantes con categorías definidas que serán tenidas en cuenta a la hora de hacer tablas u otras operaciones. Esta función se utiliza dentro de mutate() del tidyverse.

La variable MOTIVO_CONSULTA tiene 181 valores NA que serán etiquetados como “Sin dato” de esta forma:

```
datos |>
  count(MOTIVO_CONSULTA)

# A tibble: 4 x 2
  MOTIVO_CONSULTA      n
      <chr>      <int>
1 Contacto           2
2 Examen de Salud     1
3 Sintomático Respiratorio 16
4 <NA>              181

datos |>
  mutate(MOTIVO_CONSULTA = replace_na_with(MOTIVO_CONSULTA,
                                             "Sin dato")) |>
  count(MOTIVO_CONSULTA)

# A tibble: 4 x 2
  MOTIVO_CONSULTA      n
```

	<chr>	<int>
1	Contacto	2
2	Examen de Salud	1
3	Sin dato	181
4	Sintomático Respiratorio	16

Eliminación de valores NA

Cuando decidimos eliminar valores NA de alguna variable, salvo que se quite la variable entera, tenemos que tener en cuenta que perdemos la observación completa, incluso valores válidos que se encuentran en otras variables.

R base tiene una función llamada `na.omit()` que omita toda observación donde al menos haya un solo NA en alguna variable.

```
na.omit(datos)
```

```
# A tibble: 0 x 58
# i 58 variables: SEXO <chr>, FECHA_NACIMIENTO <date>, EDAD_DIAGNOSTICO <dbl>,
#   GRUPEDAD <chr>, PROVINCIA_RESIDENCIA <chr>, ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
#   ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
#   ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
#   SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>, ...
```

Aplicar esta función sobre el dataframe `datos` produce que no quede ninguna observación, dado que vimos que la variable `ETNIA` tenía sus doscientos valores vacíos.

Una función superadora es `drop_na()` de `tidyr` que pertenece a `tidyverse`, porque omite observaciones que tengan variables que definamos, por ejemplo:

```
datos |>
  drop_na(ETNIA)
```

```
# A tibble: 0 x 58
# i 58 variables: SEXO <chr>, FECHA_NACIMIENTO <date>, EDAD_DIAGNOSTICO <dbl>,
#   GRUPEDAD <chr>, PROVINCIA_RESIDENCIA <chr>, ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
#   ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
#   ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
#   SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>, ...
```

```
datos |>
  drop_na(FIS)
```

```
# A tibble: 152 x 58
  SEXO  FECHA_NACIMIENTO EDAD_DIAGNOSTICO GRUPEDAD PROVINCIA_RESIDENCIA
```

	<chr>	<date>	<dbl>	<chr>	<chr>
1	M	1948-06-22	74	70-74	Tierra del Fuego
2	F	1981-06-20	41	40-44	Buenos Aires
3	F	1989-03-30	33	30-34	Buenos Aires
4	M	2006-11-17	16	15-19	Chaco
5	M	1993-06-02	29	25-29	Jujuy
6	M	1989-04-08	33	30-34	Buenos Aires
7	F	1977-07-30	45	45-49	Buenos Aires
8	F	2008-01-10	15	15-19	Chaco
9	M	1987-11-27	105	35-39	Buenos Aires
10	F	2002-12-21	20	20-24	Buenos Aires

```

# i 142 more rows
# i 53 more variables: ID_PROV_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   DEPARTAMENTO_RESIDENCIA <chr>, ID_DEPTO_INDEC_RESIDENCIA <chr>,
#   LOCALIDAD_RESIDENCIA <chr>, ESTABLECIMIENTO_SALUD <chr>,
#   ESTABLECIMIENTO_CARGA <chr>, PROVINCIA_CARGA <chr>, DEPTO_CARGA <chr>,
#   ESTAB_CLINICA <chr>, DEPTO_CLINICA <chr>, PPL <chr>,
#   SERVICIO_PENITENCIARIO <chr>, FECHA_APERTURA <date>, ...

```

En el ejemplo anterior aplicamos la función sobre la variable ETNIA y FIS, en el primer caso omite todas las observaciones y en el segundo caso 48 observaciones, mostrando las 152 restantes sin NA en la variable.

Por último, debemos saber que eliminar observaciones por valores faltantes reduce la potencia de cualquier test de hipótesis o modelo que hagamos porque se reduce el tamaño de la muestra.