

Prácticas de Tecnologías de Gestión y Manipulación de Datos

Guillermo López Taboada (guillermo.lopez.taboada@udc.es) y Rubén F. Casal (ruben.fcasal@udc.es)

2020-11-11

Índice general

Prólogo	5
1 Introducción a las Tecnologías de Gestión y Manipulación de Datos	7
1.1 Contenidos	7
1.2 Planificación (tentativa)	8
1.3 Fuentes de información:	9
2 Manipulación de datos con R	11
2.1 Lectura, importación y exportación de datos	11
2.2 Manipulación de datos	16
2.3 Ejemplo WoS data	27
3 Introducción al lenguaje SQL	31
3.1 Bases de Datos Relacionales	31
3.2 Sintaxis SQL	35
3.3 Conexión con bases de datos desde R	38
3.4 Ejemplo Scopus data	41
3.5 Ejercicios SQL con RSQLite	41
3.6 Práctica 1: SQL	43
4 Manipulación de datos con dplyr	45
4.1 El paquete dplyr	45
4.2 Operaciones con variables (columnas)	46
4.3 Operaciones con casos (filas)	48
4.4 Resumir valores con summarise()	48
4.5 Agrupar casos con group_by()	49
4.6 Operador <i>pipe %>%</i> (tubería, redirección)	49
4.7 Operaciones con tablas de datos	50
4.8 Bases de datos con dplyr	51
5 Introducción a Tecnologías NoSQL	61
5.1 Conceptos y tipos de bases de datos NoSQL (documental, columnar, clave/valor y de grafos)	61

5.2 Conexión de R a MongoDB	69
5.3 Ejercicios prácticos con MongoDB	70
6 Tecnologías para el Tratamiento de Datos Masivos	71
6.1 Tecnologías Big Data (Hadoop, Spark, Hive, Rspark, Sparklyr)	78
6.2 Visualización y Generación de Cuadros de Mando	79
6.3 Introducción al Análisis de Datos Masivos	80
A Enlaces	81
A.1 RStudio	83
A.2 Bibliometría	84
B El paquete scimetr	85
B.1 Instalación	85
B.2 Carga de datos	86
B.3 Sumarios	88
B.4 Gráficos	91
B.5 Filtrado	100
B.6 Índices de autores	105
C El paquete CITAN	107
C.1 Creación de la base de datos	107
C.2 Extraer información de la BD	109
C.3 Cerrar conexión	116
D Introducción al Aprendizaje Estadístico	117
D.1 Data Science	117
D.2 Métodos de aprendizaje estadístico	118
D.3 Árboles de decisión	121
D.4 Bagging y Boosting	123
D.5 Support vector machines (SVM)	124
D.6 Modelos lineales (generalizados)	125
D.7 Métodos de regularización	126
D.8 Regresión no paramétrica	131
D.9 Redes neuronales	133
D.10 Bibliografía	134

Prólogo

Este libro contiene algunas de las prácticas de la asignatura de Tecnologías de Gestión de Datos del Máster interuniversitario en Técnicas Estadísticas).

Este libro ha sido escrito en R-Markdown empleando el paquete `bookdown` y está disponible en el repositorio Github: [gltaboada/tgdbook](https://gltaboada.github.io/tgdbook). Se puede acceder a la versión en línea a través del siguiente enlace:

<https://gltaboada.github.io/tgdbook>.

donde puede descargarse en formato pdf.

Para ejecutar los ejemplos mostrados en el libro será necesario tener instalados los siguientes paquetes: `dplyr` (colección `tidyverse`), `tidyr`, `stringr`, `readxl`, `openxlsx`, `RODBC`, `sqldf`, `RSQLite`, `foreign`, `SparkR`, `magrittr`, `knitr` Por ejemplo mediante los comandos:

```
pkgs <- c('dplyr', 'tidyr', 'stringr', 'readxl', 'openxlsx', 'magrittr',
          'RODBC', 'sqldf', 'RSQLite', 'foreign', 'SparkR', 'knitr')
# install.packages(pkgs, dependencies=TRUE)
install.packages(setdiff(pkgs, installed.packages()[, 'Package']), dependencies = TRUE)
```

Para generar el libro (compilar) se recomendaría consultar el libro de “Escritura de libros con bookdown” en castellano.



Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional (esperamos poder liberarlo bajo una licencia menos restrictiva más adelante...).

Capítulo 1

Introducción a las Tecnologías de Gestión y Manipulación de Datos

La información relevante de la materia está disponible en la guía docente y la ficha de la asignatura

En particular, los resultados de aprendizaje son:

- Manejar de forma autónoma y solvente el software necesario para acceder a conjuntos de datos en entornos profesionales y/o en la nube.
- Saber gestionar conjuntos de datos masivos en un entorno multidisciplinar que permita la participación en proyectos profesionales complejos que requieran el uso de técnicas estadísticas.
- Saber relacionar el software de diseño y gestión de bases de datos con el específicamente implementado para el análisis de datos.

1.1 Contenidos

1. Introducción al lenguaje SQL
 - Bases de datos relacionales
 - Sintaxis SQL
 - Conexión con bases de datos desde R
2. Introducción a tecnologías NoSQL
 - Conceptos y tipos de bases de datos NoSQL (documental, columnar, clave/valor y de grafos)
 - Conexión de R a NoSQL
3. Tecnologías para el tratamiento de datos masivos

8CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN A LAS TECNOLOGÍAS DE GESTIÓN Y MANIPULACIÓN DE DATOS

- Tecnologías Big Data
- Visualización y generación de cuadros de mando
- Introducción al análisis de datos masivos.

1.2 Planificación (tentativa)

La impartición de los contenidos durante el curso dependerá de los conocimientos de partida y la asimilación de los conceptos. Para completar nuestra visión de los conocimientos previos os requerimos completar este formulario en la primera sesión de clase: <https://forms.gle/9HR5iFHXoLowrCHLA>

- Clase 1 (14/9): Presentación e introducción a Tema 1.
- Clase 2 (17/9): Tema 1: Introducción a SQL
- Clase 3 (21/9-RFC): Seminario Manipulación de datos con R
- Clase 4 (24/9-RFC): Seminario Manipulación de datos con dplyr
- Clase 5 (28/9-RFC): Seminario Manipulación de datos con dplyr (continuación)
- Clase 6 (1/10): Tema 1: Ejercicios SQL
- Clase 7 (5/10): Tema 1: Ejercicios SQL
- Clase 8 (8/10): Tema 1: Ejercicios SQL
- Clase 9 (19/10): Tema 2: Seminario tratamiento de texto (CSV, excel, Json) y open data
- Clase 10 (26/10): Tema 2: Introducción a NoSQL
- Clase 11 (2/11): Tema 2: Introducción a NoSQL (base de datos MongoDB y columnar) (sin clase el 5/11)
- Clase 12 (9/11): Tema 2: Introducción a NoSQL (base de datos de grafos)
- Clase 13 (12/11): Tema 3: Seminario Rapidminer
- Clase 14-21 (16/11 al 10/12): Tema 3: Ecosistema Big Data (teoría, práctica) + Seminario de aprendizaje estadístico (2 sesiones con RFC)
- Clases 22-23 (14 y 17/12): Tema 3: Aplicaciones Big Data y Seminario Visualización

1.2.1 Evaluación

- **Examen** (60%): El examen de la materia evaluará los siguientes aspectos: Conceptos de la materia: Dominio de los conocimientos teóricos y operativos de la materia. Asimilación práctica de materia: Asimilación y comprensión de los conocimientos teóricos y operativos de la materia.

- **Prácticas de laboratorio** (30%): Evaluación de las prácticas de laboratorio desarrolladas por los estudiantes.
- **Trabajos tutelados** (10%): Evaluación de los trabajos tutelados desarrollados por los estudiantes.

1.2.1.1 Observaciones sobre la evaluación:

- Las prácticas de laboratorio se realizarán de forma individual, así como el trabajo tutelado que es opcional. En caso de no realizar el trabajo tutelado los estudiantes tendrán un 67% de nota del examen y un 33% de prácticas de laboratorio. El plazo para realizar las 3 prácticas será indicado en la presentación de la práctica. El plazo para la entrega de los trabajos tutelados es el último día de clase de la asignatura.
- El estudiante que quiera realizar un trabajo tutelado ha de hablar (o mediante correo electrónico) con los profesores para validar y confirmar el tema y alcance del trabajo tutelado.
- Para poder aprobar la asignatura en la primera oportunidad será necesario obtener como mínimo el 30% de la nota máxima de la suma de las prácticas de laboratorio y trabajos tutelados e, igualmente, el 30% de la nota máxima final de la Prueba mixta (examen), y tener una nota total (prácticas más trabajos tutelados más prueba mixta) igual o superior al 50% de la nota máxima.
- En la segunda oportunidad solamente se podrá recuperar la nota del examen. Las notas de prácticas y de trabajos tutelados serán las obtenidas durante el curso. Para los alumnos que utilicen la oportunidad adelantada de diciembre se utilizarán las notas de prácticas y trabajos tutelados que obtuvieran en su último curso. En esta oportunidad solo será necesario para aprobar obtener una nota total igual o superior al 50% de la nota máxima.
- Una vez que un estudiante es evaluado en una práctica de laboratorio o en un trabajo tutelado implica que será calificado. Por tanto, la calificación “No Presentado” no es posible una vez que una práctica/trabajo ha sido evaluada.

1.3 Fuentes de información:

1.3.1 Básica

- Daroczi, G. (2015). Mastering Data Analysis with R. Packt Publishing
- Grolemund, G. y Wickham, H. (2016). R for Data Science. <https://r4ds.had.co.nz/> & O'Reilly

10 CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN A LAS TECNOLOGÍAS DE GESTIÓN Y MANIPULACIÓN DE DATOS

- Silberschatz, A., Korth, H. y Sudarshan, S. (2014). Fundamentos de Bases de Datos. Mc Graw Hill
- Rubén Fernández Casal (R Machinery):
 - Introducción al Análisis de Datos con R (con Javier Roca y Julián Costa)
 - Ayuda y Recursos para el Aprendizaje de R
 - Escritura de libros con el paquete bookdown (con Tomás Cotos)
 - Apéndice introducción a Rmarkdown
 - Presentación análisis de datos con R

1.3.2 Complementaria:

- Wes McKinney (2017). Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython. O'Reilly (2^a ed.)
- Tom White (2015). Hadoop: The Definitive Guide. O'Reilly (4^a ed.)
- Alex Holmes (2014). Hadoop in practice. Manning (2^a ed.)
- Centro de Supercomputación de Galicia (2019). Servicio de Big Data del CESGA. <https://bigdata.cesga.es/>

Capítulo 2

Manipulación de datos con R

En el proceso de análisis de datos, al margen de su obtención y organización, una de las primeras etapas es el acceso y la manipulación de los datos (ver Figura 2.1). En este capítulo se repasarán brevemente las principales herramientas disponibles en el paquete base de R para ello. Posteriormente en el Capítulo 4 se mostrará como alternativa el uso del paquete `dplyr`.

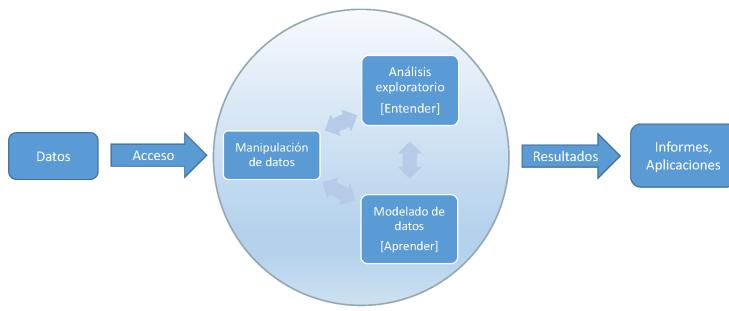


Figura 2.1: Etapas del proceso

2.1 Lectura, importación y exportación de datos

Además de la introducción directa, R es capaz de importar datos externos en múltiples formatos:

- bases de datos disponibles en librerías de R
- archivos de texto en formato ASCII

- archivos en otros formatos: Excel, SPSS, ...
- bases de datos relacionales: MySQL, Oracle, ...
- formatos web: HTML, XML, JSON, ...
-

2.1.1 Formato de datos de R

El formato de archivo en el que habitualmente se almacena objetos (datos) R es binario y está comprimido (en formato "gzip" por defecto). Para cargar un fichero de datos se emplea normalmente `load()`:

```
res <- load("data/empleados.RData")
res

## [1] "empleados"
ls()

## [1] "citeref"    "citeref2"   "empleados" "fig.path"   "inline"     "inline2"
## [7] "is_html"     "is_latex"   "latexfig"   "latexfig2"  "res"

y para guardar save():
# Guardar
save(empleados, file = "data/empleados_new.RData")
```

Aunque, como indica este comando en la ayuda (`?save`):

For saving single R objects, `saveRDS()` is mostly preferable to `save()`, notably because of the functional nature of `readRDS()`, as opposed to `load()`.

```
saveRDS(empleados, file = "data/empleados_new.rds")
## restore it under a different name
empleados2 <- readRDS("data/empleados_new.rds")
# identical(empleados, empleados2)
```

El objeto empleado normalmente en R para almacenar datos en memoria es el `data.frame`.

2.1.2 Acceso a datos en paquetes

R dispone de múltiples conjuntos de datos en distintos paquetes, especialmente en el paquete `datasets` que se carga por defecto al abrir R. Con el comando `data()` podemos obtener un listado de las bases de datos disponibles.

Para cargar una base de datos concreta se utiliza el comando `data(nombre)` (aunque en algunos casos se cargan automáticamente al emplearlos). Por ejemplo, `data(cars)` carga la base de datos llamada `cars` en el entorno de trabajo

(".GlobalEnv") y ?cars muestra la ayuda correspondiente con la descripción de la base de datos.

2.1.3 Lectura de archivos de texto

En R para leer archivos de texto se suele utilizar la función `read.table()`. Supóngase, por ejemplo, que en el directorio actual está el fichero *empleados.txt*. La lectura de este fichero vendría dada por el código:

```
# Session > Set Working Directory > To Source...?
datos <- read.table(file = "data/empleados.txt", header = TRUE)
# head(datos)
str(datos)

## 'data.frame': 474 obs. of 10 variables:
## $ id      : int 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
## $ sexo    : chr "Hombre" "Hombre" "Mujer" "Mujer" ...
## $ fechnac : chr "2/3/1952" "5/23/1958" "7/26/1929" "4/15/1947" ...
## $ educ    : int 15 16 12 8 15 15 15 12 15 12 ...
## $ catlab  : chr "Directivo" "Administrativo" "Administrativo" "Administrativo" ...
## $ salario : num 57000 40200 21450 21900 45000 ...
## $ salini  : int 27000 18750 12000 13200 21000 13500 18750 9750 12750 13500 ...
## $ tiempemp: int 98 98 98 98 98 98 98 98 98 ...
## $ expprev : int 144 36 381 190 138 67 114 0 115 244 ...
## $ minoria : chr "No" "No" "No" "No" ...
```

Si el fichero estuviese en el directorio *c:\datos* bastaría con especificar `file = "c:/datos/empleados.txt"`. Nótese también que para la lectura del fichero anterior se ha establecido el argumento `header=TRUE` para indicar que la primera línea del fichero contiene los nombres de las variables.

Los argumentos utilizados habitualmente para esta función son:

- `header`: indica si el fichero tiene cabecera (`header=TRUE`) o no (`header=FALSE`). Por defecto toma el valor `header=FALSE`.
- `sep`: carácter separador de columnas que por defecto es un espacio en blanco (`sep=""`). Otras opciones serían: `sep=","` si el separador es un `,`, `sep="*"` si el separador es un `*`, etc.
- `dec`: carácter utilizado en el fichero para los números decimales. Por defecto se establece `dec = ". "`. Si los decimales vienen dados por `,` se utiliza `dec = ","`

Resumiendo, los (principales) argumentos por defecto de la función `read.table` son los que se muestran en la siguiente línea:

```
read.table(file, header = FALSE, sep = "", dec = ".")
```

Para más detalles sobre esta función véase `help(read.table)`.

Están disponibles otras funciones con valores por defecto de los parámetros adecuados para otras situaciones. Por ejemplo, para ficheros separados por tabuladores se puede utilizar `read.delim()` o `read.delim2()`:

```
read.delim(file, header = TRUE, sep = "\t", dec = ".")
read.delim2(file, header = TRUE, sep = "\t", dec = ",")
```

2.1.4 Alternativa tidyverse

Para leer archivos de texto en distintos formatos también se puede emplear el paquete `readr` (colección `tidyverse`), para lo que se recomienda consultar el Capítulo 11 del libro *R for Data Science*.

2.1.5 Importación desde SPSS

El programa R permite lectura de ficheros de datos en formato SPSS (extensión `.sav`) sin necesidad de tener instalado dicho programa en el ordenador. Para ello se necesita:

- cargar la librería `foreign`
- utilizar la función `read.spss`

Por ejemplo:

```
library(foreign)
datos <- read.spss(file = "data/Employee data.sav", to.data.frame = TRUE)
# head(datos)
str(datos)

## 'data.frame':    474 obs. of  10 variables:
## $ id      : num  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
## $ sexo    : Factor w/ 2 levels "Hombre","Mujer": 1 1 2 2 1 1 1 2 2 2 ...
## $ fechnac : num  1.17e+10 1.19e+10 1.09e+10 1.15e+10 1.17e+10 ...
## $ educ    : Factor w/ 10 levels "8","12","14",...: 4 5 2 1 4 4 4 2 4 2 ...
## $ catlab  : Factor w/ 3 levels "Administrativo",...: 3 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## $ salario : Factor w/ 221 levels "15750","15900",...: 179 137 28 31 150 101 121 31 ...
## $ salini  : Factor w/ 90 levels "9000","9750",...: 60 42 13 21 48 23 42 2 18 23 ...
## $ tiempemp: Factor w/ 36 levels "63","64","65",...: 36 36 36 36 36 36 36 36 36 36 ...
## $ expprev : Factor w/ 208 levels "Ausente","10",...: 38 131 139 64 34 181 13 1 14 9 ...
## $ minoria : Factor w/ 2 levels "No","Sí": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## - attr(*, "variable.labels")= Named chr [1:10] "Código de empleado" "Sexo" "Fecha de ...
## ..- attr(*, "names")= chr [1:10] "id" "sexo" "fechnac" "educ" ...
## - attr(*, "codepage")= int 1252
```

Nota: Si hay fechas, puede ser recomendable emplear la función `spss.get()` del paquete `Hmisc`.

2.1.6 Importación desde Excel

Se pueden leer ficheros de Excel (con extensión `.xlsx`) utilizando por ejemplo los paquetes `openxlsx`, `readxl` (colección `tidyverse`), `XLConnect` o `RODBC` (este paquete se empleará más adelante para acceder a bases de datos), entre otros.

Por ejemplo el siguiente código implementa una función que permite leer todos los archivos en formato `.xlsx` en un directorio:

```
library(openxlsx)

read_xlsx <- function(path = '.') {
  files <- dir(path, pattern = '*.xlsx') # list.files
  # file.list <- lapply(files, readWorkbook)
  file.list <- vector(length(files), mode = 'list')
  for (i in seq_along(files))
    file.list[[i]] <- readWorkbook(files[i])
  file.names <- sub('\\\\.xlsx$', '', basename(files))
  names(file.list) <- file.names
  file.list
}
```

Para combinar los archivos (suponiendo que tienen las mismas columnas), podríamos ejecutar una llamada a `rbind()` o emplear la función `bind_rows()` del paquete `dplyr`:

```
df <- do.call('rbind', file.list)

df <- dplyr::bind_rows(file.list)
```

Como alternativa simple se pueden exportar los datos desde Excel a un archivo de texto *separado por comas* (extensión `.csv`). Por ejemplo, supongamos que queremos leer el fichero `coches.xls`:

- Desde Excel se selecciona el menú Archivo -> Guardar como -> Guardar como y en Tipo se escoge la opción de archivo CSV. De esta forma se guardarán los datos en el archivo `coches.csv`.
- El fichero `coches.csv` es un fichero de texto plano (se puede editar con Notepad), con cabecera, las columnas separadas por ";", y siendo "," el carácter decimal.
- Por lo tanto, la lectura de este fichero se puede hacer con:

```
datos <- read.table("coches.csv", header = TRUE, sep = ";", dec = ",")
```

Otra posibilidad es utilizar la función `read.csv2`, que es una adaptación de la función general `read.table` con las siguientes opciones:

```
read.csv2(file, header = TRUE, sep = ";", dec = ",")
```

Por lo tanto, la lectura del fichero *coches.csv* se puede hacer de modo más directo con:

```
datos <- read.csv2("coches.csv")
```

Esta forma de proceder, exportando a formato CSV, se puede emplear con otras hojas de cálculo o fuentes de datos. Hay que tener en cuenta que si estas fuentes emplean el formato anglosajón, el separador de campos será `sep = ","` y el de decimales `dec = ","`, las opciones por defecto en la función `read.csv()`.

2.1.7 Exportación de datos

Puede ser de interés la exportación de datos para que puedan leídos con otros programas. Para ello, se puede emplear la función `write.table()`. Esta función es similar, pero funcionando en sentido inverso, a `read.table()` (Sección 2.1.3).

Veamos un ejemplo:

```
tipo <- c("A", "B", "C")
longitud <- c(120.34, 99.45, 115.67)
datos <- data.frame(tipo, longitud)
datos

##   tipo longitud
## 1     A    120.34
## 2     B     99.45
## 3     C    115.67
```

Para guardar el `data.frame` `datos` en un fichero de texto se puede utilizar:

```
write.table(datos, file = "datos.txt")
```

Otra posibilidad es utilizar la función:

```
write.csv2(datos, file = "datos.csv")
```

que dará lugar al fichero *datos.csv* importable directamente desde Excel.

2.2 Manipulación de datos

Una vez cargada una (o varias) bases de datos hay una series de operaciones que serán de interés para el tratamiento de datos:

- Operaciones con variables:
 - crear
 - recodificar (e.g. categorizar)
 - ...
- Operaciones con casos:
 - ordenar
 - filtrar

– ...

- Operaciones con tablas de datos:
 - unir
 - combinar
 - consultar
 - ...

A continuación se tratan algunas operaciones *básicas*.

2.2.1 Operaciones con variables

2.2.1.1 Creación (y eliminación) de variables

Consideremos de nuevo la base de datos `cars` incluida en el paquete `datasets`:

```
data(cars)
# str(cars)
head(cars)
```

```
##   speed dist
## 1     4    2
## 2     4   10
## 3     7    4
## 4     7   22
## 5     8   16
## 6     9   10
```

Utilizando el comando `help(cars)` se obtiene que `cars` es un `data.frame` con 50 observaciones y dos variables:

- `speed`: Velocidad (millas por hora)
- `dist`: tiempo hasta detenerse (pies)

Recordemos que, para acceder a la variable `speed` se puede hacer directamente con su nombre o bien utilizando notación “matricial”.

```
cars$speed
```

```
## [1]  4  4  7  7  8  9 10 10 10 11 11 12 12 12 12 13 13 13 13 13 14 14 14 14 14 15 15
## [26] 15 16 16 17 17 17 18 18 18 18 19 19 19 20 20 20 20 20 22 23 24 24 24 24 24 25
cars[, 1] # Equivalente

## [1]  4  4  7  7  8  9 10 10 10 11 11 12 12 12 12 13 13 13 13 14 14 14 14 14 15 15
## [26] 15 16 16 17 17 17 18 18 18 18 19 19 19 20 20 20 20 20 22 23 24 24 24 24 24 25
```

Supongamos ahora que queremos transformar la variable original `speed` (millas por hora) en una nueva variable `velocidad` (kilómetros por hora) y añadir esta nueva variable al `data.frame` `cars`. La transformación que permite pasar millas

a kilómetros es `kilómetros=millas/0.62137` que en R se hace directamente con:

```
cars$speed/0.62137
```

Finalmente, incluimos la nueva variable que llamaremos `velocidad` en `cars`:

```
cars$velocidad <- cars$speed / 0.62137
head(cars)
```

```
##   speed dist velocidad
## 1     4    2  6.437388
## 2     4   10  6.437388
## 3     7    4 11.265430
## 4     7   22 11.265430
## 5     8   16 12.874777
## 6     9   10 14.484124
```

También transformaremos la variable `dist` (en pies) en una nueva variable `distancia` (en metros). Ahora la transformación deseada es `metros=pies/3.2808`:

```
cars$distancia <- cars$dis / 3.2808
head(cars)
```

```
##   speed dist velocidad distancia
## 1     4    2  6.437388  0.6096074
## 2     4   10  6.437388  3.0480371
## 3     7    4 11.265430 1.2192148
## 4     7   22 11.265430  6.7056815
## 5     8   16 12.874777  4.8768593
## 6     9   10 14.484124  3.0480371
```

Ahora, eliminaremos las variables originales `speed` y `dist`, y guardaremos el `data.frame` resultante con el nombre `coches`. En primer lugar, veamos varias formas de acceder a las variables de interés:

```
cars[, c(3, 4)]
cars[, c("velocidad", "distancia")]
cars[, -c(1, 2)]
```

Utilizando alguna de las opciones anteriores se obtiene el `data.frame` deseado:

```
coches <- cars[, c("velocidad", "distancia")]
# head(coches)
str(coches)
```

```
## 'data.frame': 50 obs. of 2 variables:
## $ velocidad: num 6.44 6.44 11.27 11.27 12.87 ...
## $ distancia: num 0.61 3.05 1.22 6.71 4.88 ...
```

Finalmente los datos anteriores podrían ser guardados en un fichero exportable a Excel con el siguiente comando:

```
write.csv2(coches, file = "coches.csv")
```

2.2.1.2 Recodificación de variables

Con el comando `cut()` podemos crear variables categóricas a partir de variables numéricas. El parámetro `breaks` permite especificar los intervalos para la discretización, puede ser un vector con los extremos de los intervalos o un entero con el número de intervalos. Por ejemplo, para categorizar la variable `cars$speed` en tres intervalos equidistantes podemos emplear¹:

```
fspeed <- cut(cars$speed, 3, labels = c("Baja", "Media", "Alta"))
table(fspeed)
```

```
## fspeed
## Baja Media Alta
##   11    24    15
```

Para categorizar esta variable en tres niveles con aproximadamente el mismo número de observaciones podríamos combinar esta función con `quantile()`:

```
breaks <- quantile(cars$speed, probs = seq(0, 1, len = 4))
fspeed <- cut(cars$speed, breaks, labels = c("Baja", "Media", "Alta"))
table(fspeed)
```

```
## fspeed
## Baja Media Alta
##   17    16    15
```

Para otro tipo de recodificaciones podríamos emplear la función `ifelse()` vectorial:

```
fspeed <- ifelse(cars$speed < 15, "Baja", "Alta")
fspeed <- factor(fspeed, levels = c("Baja", "Alta"))
table(fspeed)
```

```
## fspeed
## Baja Alta
##   23    27
```

Alternativamente en el caso de dos niveles podríamos emplear directamente la función `factor()`:

```
fspeed <- factor(cars$speed >= 15, labels = c("Baja", "Alta")) # levels = c(FALSE, TRUE)
table(fspeed)
```

¹Aunque si el objetivo es obtener las frecuencias de cada intervalo puede ser más eficiente emplear `hist()` con `plot = FALSE`.

```
## fspeed
## Baja Alta
##   23   27
```

En el caso de múltiples niveles se podría emplear `ifelse()` anidados:

```
fspeed <- ifelse(cars$speed < 10, "Baja",
                  ifelse(cars$speed < 20, "Media", "Alta"))
fspeed <- factor(fspeed, levels = c("Baja", "Media", "Alta"))
table(fspeed)

## fspeed
## Baja Media Alta
##   6    32    12
```

Otra alternativa sería emplear la función `recode()` del paquete `car`.

NOTA: Para acceder directamente a las variables de un `data.frame` podríamos emplear la función `attach()` para añadirlo a la ruta de búsqueda y `detach()` al finalizar. Sin embargo esta forma de proceder puede causar numerosos inconvenientes, especialmente al modificar la base de datos, por lo que la recomendación sería emplear `with()`. Por ejemplo, podríamos calcular el factor anterior empleando:

```
fspeed <- with(cars, ifelse(speed < 10, "Baja",
                             ifelse(speed < 20, "Media", "Alta")))
fspeed <- factor(fspeed, levels = c("Baja", "Media", "Alta"))
table(fspeed)

## fspeed
## Baja Media Alta
##   6    32    12
```

2.2.2 Operaciones con casos

2.2.2.1 Ordenación

Continuemos con el `data.frame` `cars`. Se puede comprobar que los datos disponibles están ordenados por los valores de `speed`. A continuación haremos la ordenación utilizando los valores de `dist`. Para ello utilizaremos el conocido como vector de índices de ordenación. Este vector establece el orden en que tienen que ser elegidos los elementos para obtener la ordenación deseada. Veamos un ejemplo sencillo:

```
x <- c(2.5, 4.3, 1.2, 3.1, 5.0) # valores originales
ii <- order(x)
ii      # vector de ordenación

## [1] 3 1 4 2 5
```

```
x[ii] # valores ordenados
```

```
## [1] 1.2 2.5 3.1 4.3 5.0
```

En el caso de vectores, el procedimiento anterior se podría hacer directamente con:

```
sort(x)
```

Sin embargo, para ordenar data.frames será necesario la utilización del vector de índices de ordenación. A continuación, los datos de `cars` ordenados por `dist`:

```
ii <- order(cars$dist) # Vector de índices de ordenación
cars2 <- cars[ii, ] # Datos ordenados por dist
head(cars2)
```

```
##      speed dist velocidad distancia
## 1        4    2   6.437388 0.6096074
## 3        7    4  11.265430 1.2192148
## 2        4   10   6.437388 3.0480371
## 6        9   10  14.484124 3.0480371
## 12       12   14 19.312165 4.2672519
## 5        8   16 12.874777 4.8768593
```

2.2.2.2 Filtrado

El filtrado de datos consiste en elegir una submuestra que cumpla determinadas condiciones. Para ello se puede utilizar la función `subset()` (que además permite seleccionar variables).

A continuación se muestran un par de ejemplos:

```
subset(cars, dist > 85) # datos con dis>85
```

```
##      speed dist velocidad distancia
## 47       24    92   38.62433 28.04194
## 48       24    93   38.62433 28.34674
## 49       24   120   38.62433 36.57644
```

```
subset(cars, speed > 10 & speed < 15 & dist > 45) # speed en (10,15) y dist>45
```

```
##      speed dist velocidad distancia
## 19      13    46   20.92151 14.02097
## 22      14    60   22.53086 18.28822
## 23      14    80   22.53086 24.38430
```

También se pueden hacer el filtrado empleando directamente los correspondientes vectores de índices:

```
ii <- cars$dist > 85
cars[ii, ] # dis>85
```

```

##      speed dist velocidad distancia
## 47      24   92  38.62433  28.04194
## 48      24   93  38.62433  28.34674
## 49      24  120  38.62433  36.57644
ii <- cars$speed > 10 & cars$speed < 15 & cars$dist > 45
cars[ii, ] # speed en (10,15) y dist>45

```

```

##      speed dist velocidad distancia
## 19      13   46  20.92151  14.02097
## 22      14   60  22.53086  18.28822
## 23      14   80  22.53086  24.38430

```

En este caso puede ser de utilidad la función `which()`:

```

it <- which(ii)
str(it)

```

```

##  int [1:3] 19 22 23
cars[it, 1:2]

```

```

##      speed dist
## 19      13   46
## 22      14   60
## 23      14   80
# rownames(cars[it, 1:2])
id <- which(!ii)
str(cars[id, 1:2])

```

```

## 'data.frame':    47 obs. of  2 variables:
##   $ speed: num  4 4 7 7 8 9 10 10 10 11 ...
##   $ dist : num  2 10 4 22 16 10 18 26 34 17 ...
# Equivalente:
str(cars[-it, 1:2])

```

```

## 'data.frame':    47 obs. of  2 variables:
##   $ speed: num  4 4 7 7 8 9 10 10 10 11 ...
##   $ dist : num  2 10 4 22 16 10 18 26 34 17 ...
# Se podría p.e. emplear cars[id, ] para predecir cars[it, ]$speed
# ?which.min

```

2.2.3 Funciones apply

2.2.3.1 La función apply

Una forma de evitar la utilización de bucles es utilizando la sentencia `apply` que permite evaluar una misma función en todas las filas, columnas, etc. de un array de forma simultánea.

La sintaxis de esta función es:

```
apply(X, MARGIN, FUN, ...)
```

- X: matriz (o array)
- MARGIN: Un vector indicando las dimensiones donde se aplicará la función. 1 indica filas, 2 indica columnas, y `c(1,2)` indica filas y columnas.
- FUN: función que será aplicada.
- ...: argumentos opcionales que serán usados por FUN.

Veamos la utilización de la función `apply` con un ejemplo:

```
x <- matrix(1:9, nrow = 3)
x

##      [,1] [,2] [,3]
## [1,]     1     4     7
## [2,]     2     5     8
## [3,]     3     6     9

apply(x, 1, sum)    # Suma por filas
## [1] 12 15 18
apply(x, 2, sum)    # Suma por columnas
## [1]  6 15 24
apply(x, 2, min)    # Mínimo de las columnas
## [1] 1 4 7
apply(x, 2, range)  # Rango (mínimo y máximo) de las columnas
##      [,1] [,2] [,3]
## [1,]     1     4     7
## [2,]     3     6     9
```

2.2.3.2 Variantes de la función apply

```
lapply():
# lista con las medianas de las variables
list <- lapply(cars, median)
str(list)
```

```

## List of 4
## $ speed      : num 15
## $ dist       : num 36
## $ velocidad: num 24.1
## $ distancia: num 11

sapply():
# matriz con las medias, medianas y desv. de las variables
res <- sapply(cars,
              function(x) c(mean = mean(x), median = median(x), sd = sd(x)))
# str(res)
res

##           speed      dist velocidad distancia
## mean    15.400000 42.98000 24.783945 13.100463
## median 15.000000 36.00000 24.140206 10.972933
## sd      5.287644 25.76938  8.509655  7.854602
knitr::kable(t(res), digits = 1)



|           | mean | median | sd   |
|-----------|------|--------|------|
| speed     | 15.4 | 15.0   | 5.3  |
| dist      | 43.0 | 36.0   | 25.8 |
| velocidad | 24.8 | 24.1   | 8.5  |
| distancia | 13.1 | 11.0   | 7.9  |



cfuns <- function(x, funs = c(mean, median, sd))
          sapply(funs, function(f) f(x))
x <- 1:10
cfuns(x)

## [1] 5.50000 5.50000 3.02765
sapply(cars, cfuns)

##           speed      dist velocidad distancia
## [1,] 15.400000 42.98000 24.783945 13.100463
## [2,] 15.000000 36.00000 24.140206 10.972933
## [3,] 5.287644 25.76938  8.509655  7.854602
nfuncs <- c("mean", "median", "sd")
sapply(nfuncs, function(f) eval(parse(text = paste0(f, "(x)))))

##   mean median     sd
## 5.50000 5.50000 3.02765

```

2.2.3.3 La función tapply

La función `tapply()` es similar a la función `apply()` y permite aplicar una función a los datos desagregados, utilizando como criterio los distintos niveles

de una variable factor. La sintaxis de esta función es como sigue:

```
tapply(X, INDEX, FUN, ...)
```

- X: matriz (o array).
- INDEX: factor indicando los grupos (niveles).
- FUN: función que será aplicada.
-: argumentos opcionales .

Consideremos, por ejemplo, el data.frame `ChickWeight` con datos de un experimento relacionado con la repercusión de varias dietas en el peso de pollos.

```
data(ChickWeight)
# str(ChickWeight)
head(ChickWeight)

##   weight Time Chick Diet
## 1      42     0     1    1
## 2      51     2     1    1
## 3      59     4     1    1
## 4      64     6     1    1
## 5      76     8     1    1
## 6      93    10     1    1

peso <- ChickWeight$weight
dieta <- ChickWeight$Diet
levels(dieta) <- c("Dieta 1", "Dieta 2", "Dieta 3", "Dieta 4")
tapply(peso, dieta, mean) # Peso medio por dieta

##  Dieta 1  Dieta 2  Dieta 3  Dieta 4
## 102.6455 122.6167 142.9500 135.2627

tapply(peso, dieta, summary)

## $`Dieta 1`
##   Min. 1st Qu. Median   Mean 3rd Qu.   Max.
##   35.00    57.75   88.00 102.65 136.50 305.00
##
## $`Dieta 2`
##   Min. 1st Qu. Median   Mean 3rd Qu.   Max.
##   39.00    65.50 104.50 122.60 163.00 331.00
##
## $`Dieta 3`
##   Min. 1st Qu. Median   Mean 3rd Qu.   Max.
##   39.00    67.50 125.50 142.90 198.80 373.00
##
## $`Dieta 4`
##   Min. 1st Qu. Median   Mean 3rd Qu.   Max.
##   39.00    71.25 129.50 135.26 184.75 322.00
```

Otro ejemplo:

```
provincia <- as.factor(c(1, 3, 4, 2, 4, 3, 2, 1, 4, 3, 2))
levels(provincia) = c("A Coruña", "Lugo", "Orense", "Pontevedra")
hijos <- c(1, 2, 0, 3, 4, 1, 0, 0, 2, 3, 1)
data.frame(provincia, hijos)

##      provincia hijos
## 1      A Coruña     1
## 2      Orense      2
## 3    Pontevedra     0
## 4          Lugo     3
## 5    Pontevedra     4
## 6      Orense      1
## 7          Lugo     0
## 8      A Coruña     0
## 9    Pontevedra     2
## 10     Orense      3
## 11          Lugo     1

tapply(hijos, provincia, mean) # Número medio de hijos por provincia

##   A Coruña      Lugo      Orense Pontevedra
## 0.500000  1.333333  2.000000  2.000000
```

Alternativamente se podría emplear la función `aggregate()` que tiene las ventajas de admitir fórmulas y disponer de un método para series de tiempo.

2.2.4 Operaciones con tablas de datos

Unir tablas:

- `rbind()`: combina vectores, matrices, arrays o data.frames por filas.
- `cbind()`: Idem por columnas.

Combinar tablas:

- `match(x, table)` devuelve un vector (de la misma longitud que `x`) con las (primeras) posiciones de coincidencia de `x` en `table` (o `NA`, por defecto, si no hay coincidencia).

Para realizar consultas combinando tablas puede ser más cómodo el operador `%in%` (`?%in%!`).

- `pmatch(x, table, ...)`: similar al anterior pero con coincidencias parciales de cadenas de texto.

2.3 Ejemplo WoS data

Ejemplo *wosdata.R* en *wosdata.zip*. Ver Apéndice B.

```
# library(dplyr)
# library(stringr)
# https://rubenfcasal.github.io/scimetr/articles/scimetr.html
# library(scimetr)

db <- readRDS("data/wosdata/db_udc_2015.rds")
str(db, 1)
```

```
## List of 11
## $ Docs      :'data.frame': 856 obs. of  26 variables:
## $ Authors    :'data.frame': 4051 obs. of  4 variables:
## $ AutDoc    :'data.frame': 5511 obs. of  2 variables:
## $ Categories:'data.frame': 189 obs. of  2 variables:
## $ CatDoc    :'data.frame': 1495 obs. of  2 variables:
## $ Areas     :'data.frame': 121 obs. of  2 variables:
## $ AreaDoc   :'data.frame': 1364 obs. of  2 variables:
## $ Addresses  :'data.frame': 3655 obs. of  5 variables:
## $ AddAutDoc :'data.frame': 7751 obs. of  3 variables:
## $ Journals   :'data.frame': 520 obs. of 12 variables:
## $ label      : chr ""
## - attr(*, "variable.labels")= Named chr [1:62] "Publication type" "Author" "Book authors" "Ed"
## ..- attr(*, "names")= chr [1:62] "PT" "AU" "BA" "BE" ...
## - attr(*, "class")= chr "wos.db"

variable.labels <- attr(db, "variable.labels")
knitr::kable(as.data.frame(variable.labels)) # caption = "Variable labels"
```

	variable.labels
PT	Publication type
AU	Author
BA	Book authors
BE	Editor
GP	Group author
AF	Author full
BF	Book authors fullname
CA	Corporate author
TI	Title
SO	Publication name
SE	Series title
BS	Book series
LA	Language
DT	Document type
CT	Conference title
CY	Conference year
CL	Conference place
SP	Conference sponsors
HO	Conference host
DE	Keywords
ID	Keywords Plus
AB	Abstract
C1	Addresses
RP	Reprint author
EM	Author email
RI	Researcher id numbers
OI	Orcid numbers
FU	Funding agency and grant number
FX	Funding text
CR	Cited references
NR	Number of cited references
TC	Times cited
Z9	Total times cited count
U1	Usage Count (Last 180 Days)
U2	Usage Count (Since 2013)
PU	Publisher
PI	Publisher city
PA	Publisher address
SN	ISSN
EI	eISSN
BN	ISBN
J9	Journal.ISI
JI	Journal.ISO
PD	Publication date
PY	Year published
VL	Volume
IS	Issue
PN	Part number
SU	Supplement
SI	Special issue
MA	Meeting abstract
BP	Beginning page
EP	Ending page

Documentos correspondientes a revistas:

```
# View(db$Journals)
iidj <- with(db$Journals, idj[grep1('Chem', JI)])
db$Journals$JI[iidj]

## [1] "J. Am. Chem. Soc."
## [3] "J. Chem. Phys."
## [5] "J. Solid State Chem."
## [7] "Antimicrob. Agents Chemother."
## [9] "Eur. J. Med. Chem."
## [11] "J. Antimicrob. Chemother."
## [13] "Cancer Chemother. Pharmacol."
## [15] "Chem.-Eur. J."
## [17] "New J. Chem."
## [19] "Chem. Eng. J."
## [21] "Mini-Rev. Med. Chem."
## [23] "Org. Biomol. Chem."
## [25] "ACS Chem. Biol."
## [27] "Anal. Bioanal. Chem."
## [29] "J. Mat. Chem. B"

idd <- with(db$Docs, idj %in% iidj)
which(idd)

## [1] 2   4   16  23  43  69 119 126 138 175 188 190 203 208 226 240 272 337 338
## [20] 341 342 357 382 385 386 387 388 394 411 412 428 460 483 518 525 584 600 604
## [39] 605 616 620 665 697 751 753 775 784 796 806 808 847 848

# View(db$Docs[idd, ])
head(db$Docs[idd, 1:3])

##     idd idj
## 2      2 37
## 4      4 272
## 16    16 195
## 23    23 436
## 43    43 455
## 69    69  37
##
## 2
## 4
## 16 Reduced susceptibility to biocides in Acinetobacter baumannii: association with resistance
## 23                                         Two Catechol Siderophores, Acinetobacter
## 43
## 69
```

Documentos correspondientes a autores:

```
# View(db$Authors)
iida <- with(db$Authors, ida[grep1('Abad', AF)])
db$Authors$AF[iida]

## [1] "Mato Abad, Virginia" "Abad, Maria-Jose"    "Abad Vicente, J."
## [4] "Abada, Sabah"

idd <- with(db$AutDoc, idd[ida %in% iida])
idd

## [1] 273 291 518 586
# View(db$Docs[idd, ])
head(db$Docs[idd, 1:3])

##      idd idj
## 273 273 282
## 291 291 141
## 518 518 272
## 586 586 311
##
## 273          Classification of mild cognitive impairment and
## 291 Identifying a population of patients suitable for the implantation of a subcutan
## 518           Importance of Outer-Sphere and Aggregation Phenomena in the Relaxation
## 586           Enhanced t
```

Capítulo 3

Introducción al lenguaje SQL

Los sistemas de información gestionan repositorios de información en múltiples formatos, siendo el más popular las bases de datos relacionales a las que se accede mediante SQL (Structured Query Language).

El ejemplo que trabajaremos en este capítulo está disponible en Kaggle:
www.kaggle.com/gltaboada/sqlite-tutorial-in-r

3.1 Bases de Datos Relacionales

3.1.1 Definiciones

- **Dominio:** contexto (organización, empresa, evento...) objeto de gestión de la información.
- **Dato:** hecho con significado implícito, registable, relevante en un determinado dominio.
- **Base de datos:** colección de datos de un determinado dominio relacionados entre sí, organizados de forma que sea posible manipularlos y recuperarlos de forma eficiente.
- Sistema de Gestión de Bases de Datos (**SGBD**) (en inglés **RDBMS**, Relational Database Management System): software que permite a los usuarios crear y manipular bases de datos mediante operaciones CRUD:
 - Crear / Insertar Datos (Create)
 - Consultar / Leer (Read)
 - Actualizar / Modificar (Update)
 - Eliminar (Delete)

- **Modelo de datos:** abstracción conceptual que propone una manera de organizar y manipular los datos. Definido mediante:
 - Estructura: elementos para organizar datos
 - Integridad: reglas para relaciones los elementos
 - Manipulación: operaciones sobre los datos adaptadas a la estructura y reglas
- Modelo de datos conceptual **Entidad Relación** (entidades, relaciones, atributos)
- Modelo de datos lógico o de representación (**modelo relacional** de Codd)
 - Datos en relaciones (tablas)
 - Base matemática formal
 - Flexible
- Modelo de datos físico (tal y como se almacenan los datos)

Una fila de la tabla (relación) es una tupla y una columna un atributo (ver Figura 3.1).

(ver Figura 3.1)

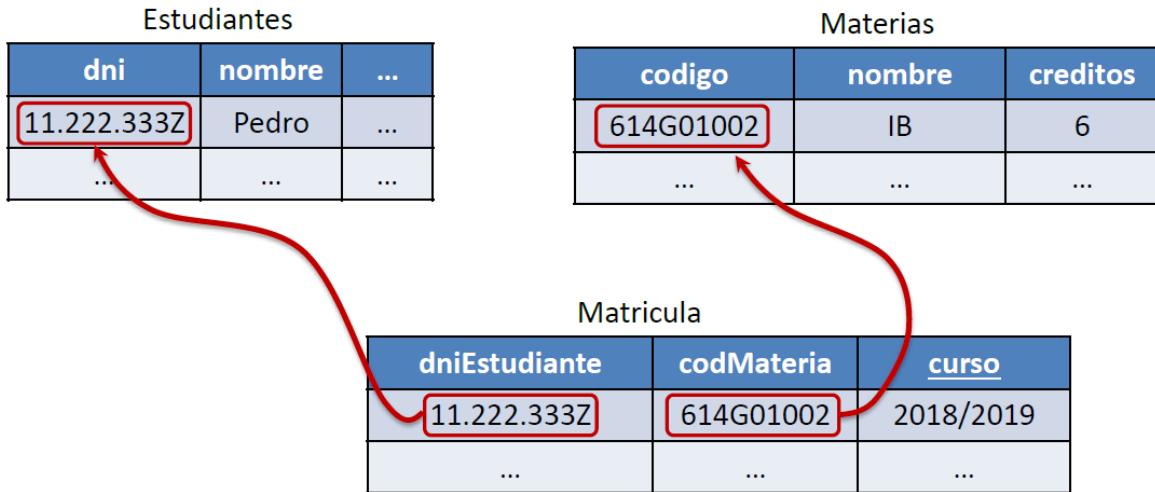
(ver Figura 3.1)



Estudiantes			
dni	nombre	apellidos	email
11.222.333Z	Pedro	Pérez Pérez	infppp@udc.es
22.333.444Z	Ana	López Pérez	infalp@udc.es
11.888.999Z	Alberto	López López	infall@udc.es

Figura 3.1: Esquema de una relación.

Una base de datos es un conjunto de tablas (al menos una).



La tabla no es una relación porque la relación es un conjunto sin orden y una tabla puede tener filas repetidas y tiene orden.

- **Esquema:** estructura de la base de datos
- **Estado:** contenido de la base de datos
- Restricción de **integridad:** regla que debe cumplir la información registrada en la base de datos para garantizar la integridad de la información.

Cualquier Base de Datos basada en el modelo relacional ha de cumplir como mínimo estas restricciones (además de las propias del dominio):

- Restricción de dominio: el valor de cada atributo debe de ser único (teléfono, no valor único), no descomponible (nombre completo descomponible en nombre y apellidos, domicilio en calle, CP, localidad, etc...)
- Una relación es un conjunto de tuplas, por tanto todas las tuplas son distintas.
- Una **superclave** es un subconjunto de atributos tal que no existen dos tuplas con la misma superclave.

Ejercicio. En la relación Empleado(dni, nombre, apellidos, email)
¿cuántas superclaves existen?

- Una **clave candidata** es una superclave mínima (superclave mínima es la clave a la que no se le puede eliminar un atributo).

¿Cuántas claves candidatas hay en el ejemplo anterior?

- **Clave primaria** es la clave candidata que elegimos que identificar de forma unívoca las tuplas de una relación. Restricción de integridad de entidad: Ningún valor de la clave primaria puede ser un valor nulo.
- **Clave foránea** es un conjunto de atributos de una relación R_1 que, para cada tupla, identifican a otra tupla de una relación R_2 con la que está relacionada. La Restricción de integridad referencial nos dice que la clave foránea ha de corresponderse con la clave primaria de R_2, y si la clave foránea no es nula ha de refir a una tupla en R_2.

Estudiantes			Materias		
dni	nombre	...	codigo	nombre	creditos
11.222.333Z	Pedro	...	614G01002	Informática Básica	6
22.333.444Z	Ana	...	614G01013	Bases de Datos	6
11.888.999Z	Alberto	...	650G01022	Bases de Datos	6

Identifica al estudiante que realizó la matrícula

Matricula		
dniEstudiante	codMateria	curso
11.222.333Z	614G01002	2018/2019

Docentes				Despachos		
dni	nombre	apellidos	despacho	numero	piso	capacidad
11.222.333Z	Pedro	Pérez Pérez	D.01	D.01	1º	2
22.333.444Z	Ana	López Pérez	D.01	D.02	1º	2
11.888.999Z	Alberto	López López		D.03	2º	1

La foránea *despacho* toma valor nulo en esta tupla
(El docente no tiene todavía despacho asignado)
ES CORRECTO Y NO VIOLA LA RESTRICCIÓN

Si borramos/actualizamos un valor de clave foránea podemos: (a) prohibir el cambio, o (b) poner a nulo la clave foránea (borrado) o propagar el cambio (modificación).

- Ventajas de SGBD:

- Administración centralizada de los datos (por un administrador en un servidor/plataforma central que evita la información en silos - redundante/inconsistente)
- Desacoplado del almacenamiento físico de los datos (no es necesario conocerlo)
- Simplicidad de acceso (ODBC + SQL, lenguaje declarativo)
- Control de integridad (restricciones genéricas, integridad de entidad y referencial, de dominio, y las del dominio en software)
- Control de acceso concurrente (evita inconsistencia)
- Seguridad (autenticación, roles de acceso)
- Recuperación ante fallos (backup, logs y transacciones -rollback-)

3.2 Sintaxis SQL

A continuación 27 cláusulas SQL básicas

3.2.1 Extracción SQL (11 statements)

```

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name;

SELECT DISTINCT column1, column2....columnN
FROM   table_name;

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  CONDITION;

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  CONDITION-1 {AND|OR} CONDITION-2;

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  column_name IN (val-1, val-2,...val-N);

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  column_name BETWEEN val-1 AND val-2;

```

```

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  column_name LIKE { PATTERN };

SELECT column1, column2....columnN
FROM   table_name
WHERE  CONDITION
ORDER BY column_name {ASC|DESC};

SELECT SUM(column_name)
FROM   table_name
WHERE  CONDITION
GROUP BY column_name;

SELECT COUNT(column_name)
FROM   table_name
WHERE  CONDITION;

SELECT SUM(column_name)
FROM   table_name
WHERE  CONDITION
GROUP BY column_name
HAVING (arithmetic function condition);

```

3.2.2 Crear/Actualizar/Borrar tablas SQL (8 statements)

```

CREATE TABLE table_name(
column1 datatype,
column2 datatype,
column3 datatype,
.....
columnN datatype,
PRIMARY KEY( one or more columns )
);

DROP TABLE table_name;

CREATE UNIQUE INDEX index_name
ON table_name ( column1, column2,...columnN );

ALTER TABLE table_name
DROP INDEX index_name;

DESC table_name;

```

```
TRUNCATE TABLE table_name;

ALTER TABLE table_name {ADD|DROP|MODIFY} column_name {data_type};

ALTER TABLE table_name RENAME TO new_table_name;
```

3.2.3 Añadir/Actualizar/Borrar tuplas en SQL (3 statements)

```
INSERT INTO table_name( column1, column2....columnN)
VALUES ( value1, value2....valueN);

UPDATE table_name
SET column1 = value1, column2 = value2....columnN=valueN
[ WHERE CONDITION ];

DELETE FROM table_name
WHERE {CONDITION};
```

3.2.4 Gestión Bases de Datos (5 statements)

```
CREATE DATABASE database_name;

DROP DATABASE database_name;

USE database_name;

COMMIT;

ROLLBACK;
```

3.2.5 Ejemplos de consultas SQL

```
SELECT Nombre, Apellido1, Apellido2, Municipio, Provincia
FROM Cliente
WHERE Municipio = 'Lugo'
ORDER BY Apellido1

INSERT Proveedor(Nombre, PersonaContacto, Ciudad, País)
VALUES ('Café Candelas', 'Ivana Candelas', 'Lugo', 'España')

UPDATE Pedidos
SET Cantidad = 2
```

```
WHERE IdProducto = 963

DELETE Cliente
WHERE Email = 'alexandregb@gmail.com'
```

3.3 Conexión con bases de datos desde R

3.3.1 Introducción a SQL en R

SQL se usa para manipular datos dentro de una base de datos. Si la base de datos no es muy grande se puede cargar toda en un data.frame. No obstante, por escalabilidad y offloading de la carga de trabajo al servidor SGBD utilizaremos SQL.

Existen varios SGBD (SQLite, Microsoft SQL Server, MySQL, PostgreSQL, etc) los cuales comparten el soporte de SQL (en concreto ANSI SQL) aunque cada gestor extiende SQL de formas sutiles buscando minorar cierta portabilidad de código (*vendor-locking*). En efecto, un código SQL desarrollado para SQLite es probable que falle con MySQL aunque tras aplicar ligeras modificaciones ya funcionará. Asimismo el mecanismo de conexión, configuración, rendimiento y operación suele diferir entre SGBD.

A continuación se lista una serie de paquetes utilizados en el acceso a los datos, lo que suele ser el principal esfuerzo a realizar cuando se trabaja con SGBD:

- DBI
- RODBC
- dbConnect
- RSQLite
- RMySQL
- RPostgreSQL

3.3.2 El paquete sqldf

A continuación se presenta una serie de ejercicios con la sintaxis de SQL operando sobre un data.frame con el paquete sqldf. Esto inicialmente no incluye los detalles de conectarse a un SGBD, ni modificar los datos, solamente el uso de SQL para extraer datos con el objetivo de ser analizados en R.

```
library(sqldf)

sqldf('SELECT age, circumference FROM Orange WHERE Tree = 1 ORDER BY circumference ASC')

##      age circumference
## 1    118            30
## 2    484            58
## 3    664            87
```

```
## 4 1004          115
## 5 1231          120
## 6 1372          142
## 7 1582          145
```

3.3.3 SQL Queries

El comando inicial es SELECT. SQL no es case-sensitive, por lo que esto va a funcionar:

```
sqldf("SELECT * FROM iris")
sqldf("select * from iris")
```

pero lo siguiente no va a funcionar (a menos que tengamos un objeto IRIS):

```
sqldf("SELECT * FROM IRIS")
```

La sintaxis básica de SELECT es:

```
SELECT variable1, variable2 FROM data
```

3.3.3.1 Asterisco/Wildcard

Lo extrae todo

```
bod2 <- sqldf('SELECT * FROM BOD')
```

3.3.3.2 Limit

LIMITA el número de resultados

```
sqldf('SELECT * FROM iris LIMIT 5')
```

```
##   Sepal.Length Sepal.Width Petal.Length Petal.Width Species
## 1          5.1         3.5         1.4         0.2  setosa
## 2          4.9         3.0         1.4         0.2  setosa
## 3          4.7         3.2         1.3         0.2  setosa
## 4          4.6         3.1         1.5         0.2  setosa
## 5          5.0         3.6         1.4         0.2  setosa
```

3.3.3.3 Order By

Ordena las variables

```
ORDER BY var1 {ASC/DESC}, var2 {ASC/DESC}
```

```
sqldf("SELECT * FROM Orange ORDER BY age ASC, circumference DESC LIMIT 5")
```

```
##   Tree age circumference
## 1    2    118            33
```

```
## 2    4 118      32
## 3    1 118      30
## 4    3 118      30
## 5    5 118      30
```

3.3.3.4 Where

Sentencias condicionales, donde se puede incorporar operadores lógicos AND y OR, expresando el orden de evaluación con paréntesis en caso de ser necesario.

```
sqldf('SELECT demand FROM BOD WHERE Time < 3')

##   demand
## 1     8.3
## 2    10.3

sqldf('SELECT * FROM rock WHERE (peri > 5000 AND shape < .05) OR perm > 1000')

##   area      peri      shape perm
## 1 5048  941.543  0.328641 1300
## 2 1016  308.642  0.230081 1300
## 3 5605 1145.690  0.464125 1300
## 4 8793 2280.490  0.420477 1300
```

Y extendiendo su uso con IN o LIKE (es último sólo con %), pudiendo aplicársele el NOT:

```
sqldf('SELECT * FROM BOD WHERE Time IN (1,7)')

##   Time demand
## 1     1     8.3
## 2     7    19.8

sqldf('SELECT * FROM BOD WHERE Time NOT IN (1,7)')

##   Time demand
## 1     2    10.3
## 2     3    19.0
## 3     4    16.0
## 4     5    15.6

sqldf('SELECT * FROM chickwts WHERE feed LIKE "%bean" LIMIT 5')

##   weight      feed
## 1    179 horsebean
## 2    160 horsebean
## 3    136 horsebean
## 4    227 horsebean
## 5    217 horsebean
```

```
sqldf('SELECT * FROM chickwts WHERE feed NOT LIKE "%bean" LIMIT 5')

##   weight    feed
## 1     309 linseed
## 2     229 linseed
## 3     181 linseed
## 4     141 linseed
## 5     260 linseed
```

3.4 Ejemplo Scopus data

Ver ejemplo *citan.zip* y Apéndice C.

“If your data fits in memory there is no advantage to putting it in a database: it will only be slower and more frustrating”

— Hadley Wickham – <https://dbplyr.tidyverse.org/articles/dbplyr.html>

3.5 Ejercicios SQL con RSQLite

3.5.1 Setup de RSQLite

Vamos a utilizar RSQLite desde Kaggle. Pero si lo queréis instalar en local La información para su instalación está en el siguiente enlace.

```
library(DBI)

# Create an ephemeral in-memory RSQLite database
con <- dbConnect(RSQLite::SQLite(), ":memory:")
dbListTables(con)

## character(0)
dbWriteTable(con, "mtcars", mtcars)
dbListTables(con)

## [1] "mtcars"
dbListFields(con, "mtcars")

## [1] "mpg"   "cyl"   "disp"  "hp"    "drat"  "wt"    "qsec" "vs"    "am"    "gear"
## [11] "carb"
dbReadTable(con, "mtcars")

##      mpg cyl disp hp drat wt qsec vs am gear carb
## 1 21.0   6 160.0 110 3.90 2.620 16.46  0  1    4    4
## 2 21.0   6 160.0 110 3.90 2.875 17.02  0  1    4    4
```

```

## 3 22.8 4 108.0 93 3.85 2.320 18.61 1 1 4 1
## 4 21.4 6 258.0 110 3.08 3.215 19.44 1 0 3 1
## 5 18.7 8 360.0 175 3.15 3.440 17.02 0 0 3 2
## 6 18.1 6 225.0 105 2.76 3.460 20.22 1 0 3 1
## 7 14.3 8 360.0 245 3.21 3.570 15.84 0 0 3 4
## 8 24.4 4 146.7 62 3.69 3.190 20.00 1 0 4 2
## 9 22.8 4 140.8 95 3.92 3.150 22.90 1 0 4 2
## 10 19.2 6 167.6 123 3.92 3.440 18.30 1 0 4 4
## 11 17.8 6 167.6 123 3.92 3.440 18.90 1 0 4 4
## 12 16.4 8 275.8 180 3.07 4.070 17.40 0 0 3 3
## 13 17.3 8 275.8 180 3.07 3.730 17.60 0 0 3 3
## 14 15.2 8 275.8 180 3.07 3.780 18.00 0 0 3 3
## 15 10.4 8 472.0 205 2.93 5.250 17.98 0 0 3 4
## 16 10.4 8 460.0 215 3.00 5.424 17.82 0 0 3 4
## 17 14.7 8 440.0 230 3.23 5.345 17.42 0 0 3 4
## 18 32.4 4 78.7 66 4.08 2.200 19.47 1 1 4 1
## 19 30.4 4 75.7 52 4.93 1.615 18.52 1 1 4 2
## 20 33.9 4 71.1 65 4.22 1.835 19.90 1 1 4 1
## 21 21.5 4 120.1 97 3.70 2.465 20.01 1 0 3 1
## 22 15.5 8 318.0 150 2.76 3.520 16.87 0 0 3 2
## 23 15.2 8 304.0 150 3.15 3.435 17.30 0 0 3 2
## 24 13.3 8 350.0 245 3.73 3.840 15.41 0 0 3 4
## 25 19.2 8 400.0 175 3.08 3.845 17.05 0 0 3 2
## 26 27.3 4 79.0 66 4.08 1.935 18.90 1 1 4 1
## 27 26.0 4 120.3 91 4.43 2.140 16.70 0 1 5 2
## 28 30.4 4 95.1 113 3.77 1.513 16.90 1 1 5 2
## 29 15.8 8 351.0 264 4.22 3.170 14.50 0 1 5 4
## 30 19.7 6 145.0 175 3.62 2.770 15.50 0 1 5 6
## 31 15.0 8 301.0 335 3.54 3.570 14.60 0 1 5 8
## 32 21.4 4 121.0 109 4.11 2.780 18.60 1 1 4 2

# You can fetch all results:
res <- dbSendQuery(con, "SELECT * FROM mtcars WHERE cyl = 4")
dbFetch(res)

```

```

##      mpg cyl disp hp drat    wt  qsec vs am gear carb
## 1 22.8   4 108.0 93 3.85 2.320 18.61 1 1 4 1
## 2 24.4   4 146.7 62 3.69 3.190 20.00 1 0 4 2
## 3 22.8   4 140.8 95 3.92 3.150 22.90 1 0 4 2
## 4 32.4   4 78.7 66 4.08 2.200 19.47 1 1 4 1
## 5 30.4   4 75.7 52 4.93 1.615 18.52 1 1 4 2
## 6 33.9   4 71.1 65 4.22 1.835 19.90 1 1 4 1
## 7 21.5   4 120.1 97 3.70 2.465 20.01 1 0 3 1
## 8 27.3   4 79.0 66 4.08 1.935 18.90 1 1 4 1
## 9 26.0   4 120.3 91 4.43 2.140 16.70 0 1 5 2
## 10 30.4  4 95.1 113 3.77 1.513 16.90 1 1 5 2

```

```

## 11 21.4    4 121.0 109 4.11 2.780 18.60   1   1     4      2
dbClearResult(res)

# Or a chunk at a time
res <- dbSendQuery(con, "SELECT * FROM mtcars WHERE cyl = 4")
while(!dbHasCompleted(res)){
  chunk <- dbFetch(res, n = 5)
  print(nrow(chunk))
}

## [1] 5
## [1] 5
## [1] 1

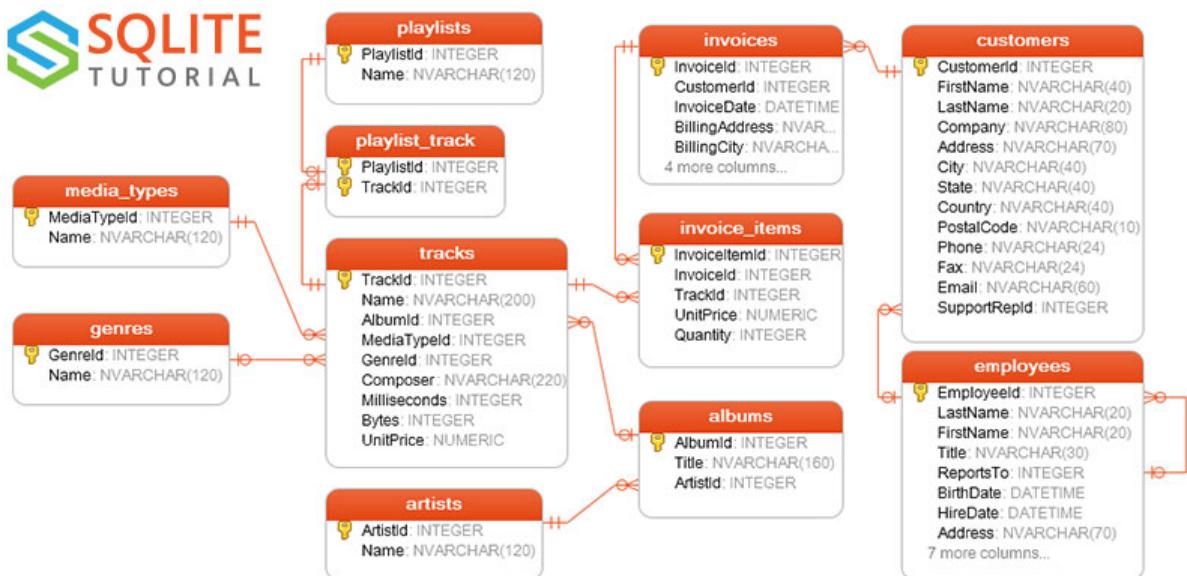
# Clear the result
dbClearResult(res)

# Disconnect from the database
dbDisconnect(con)

```

3.6 Práctica 1: SQL

Vamos a utilizar la base de datos Chinook del tutorial de SQLite



Los ejercicios pedidos en Kaggle kaggle.com/gltaboada/sqlite-tutorial-in-r se entregarán preferentemente antes del **14/10** compartiendo un notebook con las

soluciones (¡notebook privado!) con el usuario **gltaboada**. Antes me tenéis que enviar un email comunicando qué usuario tenéis cada uno. En caso de incidencia me podéis mandar un notebook descargado (.ipynb), o el mecanismo que hayamos acordado previamente.

Capítulo 4

Manipulación de datos con dplyr

Working draft...

En este capítulo se realiza una breve introducción al paquete `dplyr`. Para mas información, ver por ejemplo la ‘vignette’ del paquete `Introduction to dplyr`, o el Capítulo 5 Data transformation del libro R for Data Science¹.

4.1 El paquete dplyr

```
library(dplyr)
```

`dplyr` permite sustituir funciones base de R (como `split()`, `subset()`, `apply()`, `sapply()`, `lapply()`, `tapply()` y `aggregate()`) mediante una “gramática” más sencilla para la manipulación de datos:

- `select()` seleccionar variables/columnas (también `rename()`).
- `mutate()` crear variables/columnas (también `transmute()`).
- `filter()` seleccionar casos/filas (también `slice()`).
- `arrange()` ordenar o organizar casos/filas.
- `summarise()` resumir valores.
- `group_by()` permite operaciones por grupo empleando el concepto “dividir-aplicar-combinar” (`ungroup()` elimina el agrupamiento).

¹Una alternativa (más rápida) es emplear `data.table`.

Puede trabajar con conjuntos de datos en distintos formatos:

- `data.frame`, `data.table`, `tibble`, ...
- bases de datos relacionales (lenguaje SQL); paquete `dplyr`, ...
- bases de datos *Hadoop*:
 - `plyr`,
 - `sparklyr`
 - ...

En lugar de operar sobre vectores como las funciones base, opera sobre objetos de este tipo (solo nos centraremos en `data.frame`).

4.1.1 Datos de ejemplo

El fichero `empleados.RData` contiene datos de empleados de un banco. Suponemos por ejemplo que estamos interesados en estudiar si hay discriminación por cuestión de sexo o raza.

4.2 Operaciones con variables (columnas)

4.2.1 Seleccionar variables con `select()`

```
emplea2 <- select(empleados, id, sexo, minoria, tiempemp, salini, salario)
head(emplea2)
```

```
##   id   sexo minoria tiempemp salini salario
## 1  1   Hombre     No      98  27000  57000
## 2  2   Hombre     No      98  18750  40200
## 3  3   Mujer      No      98  12000  21450
## 4  4   Mujer      No      98  13200  21900
## 5  5   Hombre     No      98  21000  45000
## 6  6   Hombre     No      98  13500  32100
```

Se puede cambiar el nombre (ver también `?rename()`)

```
head(select(empleados, sexo, noblanca = minoria, salario))
```

```
##   sexo noblanca salario
## 1 Hombre     No    57000
## 2 Hombre     No    40200
## 3 Mujer      No    21450
## 4 Mujer      No    21900
## 5 Hombre     No    45000
## 6 Hombre     No    32100
```

Se pueden emplear los nombres de variables como índices:

```
head(select(empleados, sexo:salario))
```

```
##   sexo fechnac educ      catlab salario
## 1 Hombre 1952-02-03  15 Directivo  57000
## 2 Hombre 1958-05-23  16 Administrativo 40200
## 3 Mujer 1929-07-26  12 Administrativo 21450
## 4 Mujer 1947-04-15   8 Administrativo 21900
## 5 Hombre 1955-02-09  15 Administrativo 45000
## 6 Hombre 1958-08-22  15 Administrativo 32100

head(select(empleados, -(sexo:salario)))
```

```
##   id salini tiempemp expprev minoria      sexoraza
## 1  1  27000        98     144      No Blanca varón
## 2  2  18750        98      36      No Blanca varón
## 3  3  12000        98     381      No Blanca mujer
## 4  4  13200        98     190      No Blanca mujer
## 5  5  21000        98     138      No Blanca varón
## 6  6  13500        98      67      No Blanca varón
```

Hay opciones para considerar distintos criterios: `starts_with()`, `ends_with()`, `contains()`, `matches()`, `one_of()` (ver `?select`).

```
head(select(empleados, starts_with("s")))
```

```
##   sexo salario salini      sexoraza
## 1 Hombre  57000  27000 Blanca varón
## 2 Hombre  40200  18750 Blanca varón
## 3 Mujer   21450  12000 Blanca mujer
## 4 Mujer   21900  13200 Blanca mujer
## 5 Hombre  45000  21000 Blanca varón
## 6 Hombre  32100  13500 Blanca varón
```

4.2.2 Generar nuevas variables con `mutate()`

```
head(mutate(emplea2, incsal = salario - salini, tsal = incsal/tiempemp ))
```

```
##   id sexo minoria tiempemp salini salario incsal      tsal
## 1  1 Hombre      No    98  27000  57000  30000 306.12245
## 2  2 Hombre      No    98  18750  40200  21450 218.87755
## 3  3 Mujer       No    98  12000  21450   9450  96.42857
## 4  4 Mujer       No    98  13200  21900   8700  88.77551
## 5  5 Hombre      No    98  21000  45000  24000 244.89796
## 6  6 Hombre      No    98  13500  32100  18600 189.79592
```

4.3 Operaciones con casos (filas)

4.3.1 Seleccionar casos con filter()

```
head(filter(emplea2, sexo == "Mujer", minoria == "Sí"))
```

```
##   id  sexo minoria tiempemp salini salario
## 1 14 Mujer     Sí      98 16800  35100
## 2 23 Mujer     Sí      97 11100  24000
## 3 24 Mujer     Sí      97  9000 16950
## 4 25 Mujer     Sí      97  9000 21150
## 5 40 Mujer     Sí      96  9000 19200
## 6 41 Mujer     Sí      96 11550 23550
```

4.3.2 Organizar casos con arrange()

```
head(arrange(emplea2, salario))
```

```
##   id  sexo minoria tiempemp salini salario
## 1 378 Mujer    No      70 10200  15750
## 2 338 Mujer    No      74 10200  15900
## 3  90 Mujer    No      92  9750  16200
## 4 224 Mujer    No      82 10200  16200
## 5 411 Mujer    No      68 10200  16200
## 6 448 Mujer    Sí      66 10200  16350
```

```
head(arrange(emplea2, desc(salini), salario))
```

```
##   id  sexo minoria tiempemp salini salario
## 1 29 Hombre   No      96 79980 135000
## 2 343 Hombre   No      73 60000 103500
## 3 205 Hombre   No      83 52500  66750
## 4 160 Hombre   No      86 47490  66000
## 5 431 Hombre   No      66 45000  86250
## 6  32 Hombre   No      96 45000 110625
```

4.4 Resumir valores con summarise()

```
summarise(empleados, sal.med = mean(salario), n = n())
```

```
##   sal.med   n
## 1 34419.57 474
```

4.5 Agrupar casos con group_by()

```
summarise(group_by(empleados, sexo, minoria), sal.med = mean(salario), n = n())

## `summarise()` regrouping output by 'sexo' (override with `groups` argument)

## # A tibble: 4 x 4
## # Groups:   sexo [2]
##   sexo   minoria sal.med     n
##   <fct>   <fct>     <dbl> <int>
## 1 Hombre No        44475.    194
## 2 Hombre Sí       32246.     64
## 3 Mujer No        26707.    176
## 4 Mujer Sí       23062.     40
```

4.6 Operador *pipe* %>% (tubería, redirección)

Este operador le permite canalizar la salida de una función a la entrada de otra función. `segundo(primeros(datos))` se traduce en `datos %>% primero %>% segundo` (lectura de funciones de izquierda a derecha).

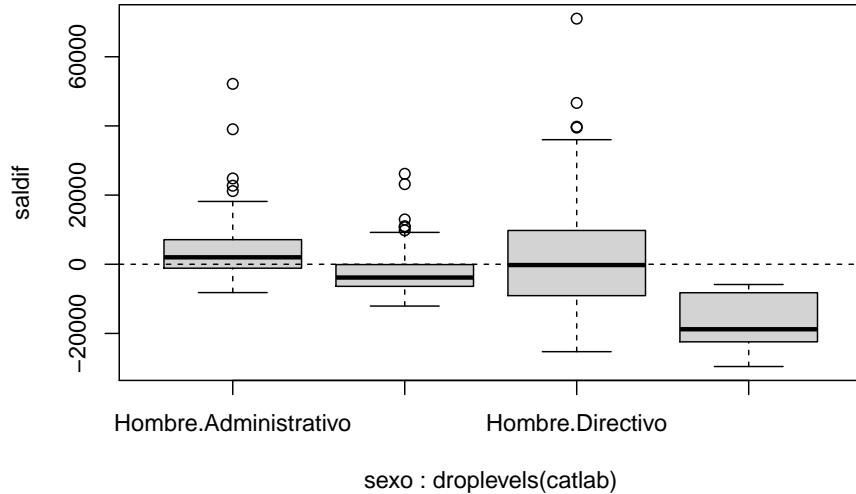
Ejemplos:

```
empleados %>% filter(catlab == "Directivo") %>%
  group_by(sexo, minoria) %>%
  summarise(sal.med = mean(salario), n = n())

## `summarise()` regrouping output by 'sexo' (override with `groups` argument)

## # A tibble: 3 x 4
## # Groups:   sexo [2]
##   sexo   minoria sal.med     n
##   <fct>   <fct>     <dbl> <int>
## 1 Hombre No        65684.    70
## 2 Hombre Sí       76038.     4
## 3 Mujer No        47214.    10

empleados %>% select(sexo, catlab, salario) %>%
  filter(catlab != "Seguridad") %>%
  group_by(catlab) %>%
  mutate(saldif = salario - mean(salario)) %>%
  ungroup() %>%
  boxplot(saldif ~ sexo*droplevels(catlab), data = .)
abline(h = 0, lty = 2)
```



4.7 Operaciones con tablas de datos

Se emplean funciones `xxx_join()` (ver la documentación del paquete Join two tbls together, o la vignette Two-table verbs):

- `inner_join()`: devuelve las filas de `x` que tienen valores coincidentes en `y`, y todas las columnas de `x` e `y`. Si hay varias coincidencias entre `x` e `y`, se devuelven todas las combinaciones.
- `left_join()`: devuelve todas las filas de `x` y todas las columnas de `x` e `y`. Las filas de `x` sin correspondencia en `y` contendrán `NA` en las nuevas columnas. Si hay varias coincidencias entre `x` e `y`, se devuelven todas las combinaciones (duplicando las filas). `right_join()` hace lo contrario, devuelve todas las filas de `y`, y `full_join()` devuelve todas las filas de `x` e `y` (duplicando o asignando `NA` si es necesario).
- `semi_join()`: devuelve las filas de `x` que tienen valores coincidentes en `y`, manteniendo sólo las columnas de `x` (al contrario que `inner_join()` no duplica filas). `anti_join()` hace lo contrario, devuelve las filas sin correspondencia.

El parámetro `by` determina las variables clave para las correspondencias. Si no se establece se considerarán todas las que tengan el mismo nombre en ambas tablas. Se puede establecer a un vector de nombres coincidentes y en caso de que los nombres sean distintos a un vector con nombres de la forma `c("clave_x" = "clave_y")`.

Adicionalmente, si las tablas x e y tienen las mismas variables, se pueden combinar las observaciones con operaciones de conjuntos:

- `intersect(x, y)`: observaciones en x y en y.
- `union(x, y)`: observaciones en x o y no duplicadas.
- `setdiff(x, y)`: observaciones en x pero no en y.

4.8 Bases de datos con dplyr

Algunos enlaces:

- Databases using R
 - dplyr as a database interface
 - Databases using dplyr
- Introduction to dbplyr
- Data Carpentry
 - SQL databases and R,
- R and Data – When Should we Use Relational Databases?

4.8.1 Ejemplos (Práctica 1)

Como ejemplo emplearemos los ejercicios de la Práctica 1.

```
# install.packages('dbplyr')
library(dplyr)
library(dbplyr)
```

Conectar la base de datos:

```
chinook <- DBI::dbConnect(RSQLite::SQLite(), "data/chinook.db")
```

Listar tablas:

```
src_dbi(chinook)
```

```
## src:  sqlite 3.33.0 [C:\Users\Guillermo LT\Documents\GitHub\tgdbbook\data\chinook.db]
## tbns: albums, artists, customers, employees, genres, invoice_items, invoices,
##       media_types, playlist_track, playlists, sqlite_sequence, sqlite_stat1, tracks
```

Enlazar una tabla:

```
invoices <- tbl(chinook, "invoices")
invoices

## # Source:  table<invoices> [?? x 9]
## # Database: sqlite 3.33.0 [C:\Users\Guillermo
```

```
## #  LT\Documents\GitHub\tgdbbook\data\chinook.db]
##   InvoiceId CustomerId InvoiceDate BillingAddress BillingCity BillingState
##       <int>      <int> <chr>      <chr>      <chr>      <chr>
## 1          1          2 2009-01-01~ Theodor-Heuss~ Stuttgart <NA>
## 2          2          4 2009-01-02~ Ullevålsveien~ Oslo <NA>
## 3          3          8 2009-01-03~ Grétrystraat ~ Brussels <NA>
## 4          4         14 2009-01-06~ 8210 111 ST NW Edmonton AB
## 5          5         23 2009-01-11~ 69 Salem Stre~ Boston MA
## 6          6         37 2009-01-19~ Berger Straße~ Frankfurt <NA>
## 7          7         38 2009-02-01~ Barbarossastr~ Berlin <NA>
## 8          8         40 2009-02-01~ 8, Rue Hanovre Paris <NA>
## 9          9         42 2009-02-02~ 9, Place Loui~ Bordeaux <NA>
## 10         10        46 2009-02-03~ 3 Chatham Str~ Dublin Dublin
## # ... with more rows, and 3 more variables: BillingCountry <chr>,
## #   BillingPostalCode <chr>, Total <dbl>
```

Ojo [?? x 9]: de momento no conoce el número de filas.

```
nrow(invoices)
```

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

Mostrar la consulta SQL:

```
show_query(head(invoices))
```

```
## <SQL>
## SELECT *
## FROM `invoices`
## LIMIT 6
str(head(invoices))

## List of 2
## $ src:List of 2
##   ..$ con  :Formal class 'SQLiteConnection' [package "RSQLite"] with 7 slots
##   ... . . .@ ptr           :<externalptr>
##   ... . . .@ dbname        : chr "C:\\\\Users\\\\Guillermo LT\\\\Documents\\\\GitHub\\\\tg"
##   ... . . .@ loadable.extensions: logi TRUE
##   ... . . .@ flags         : int 70
##   ... . . .@ vfs           : chr ""
##   ... . . .@ ref           :<environment: 0x000000001cd36c50>
##   ... . . .@ bigint        : chr "integer64"
##   ..$ disco: NULL
##   ..- attr(*, "class")= chr [1:4] "src_SQLiteConnection" "src_db" "src_sql" "src"
##   $ ops:List of 4
##   ..$ name: chr "head"
##   ..$ x   :List of 2
##   ...$ x   : 'ident' chr "invoices"
```

```
## ...$ vars: chr [1:9] "InvoiceId" "CustomerId" "InvoiceDate" "BillingAddress" ...
## ...- attr(*, "class")= chr [1:3] "op_base_remote" "op_base" "op"
## ..$ dots: list()
## ..$ args:List of 1
## ...$ n: num 6
## ...- attr(*, "class")= chr [1:3] "op_head" "op_single" "op"
## - attr(*, "class")= chr [1:5] "tbl_SQLiteConnection" "tbl_db" "tbl_sql" "tbl_lazy" ...

```

Al trabajar con bases de datos, dplyr intenta ser lo más vago posible:

- No exporta datos a R a menos que se pida explícitamente (`collect()`).
- Retrasa cualquier operación lo máximo posible: agrupa todo lo que se desea hacer y luego hace una única petición a la base de datos.

```
invoices %>% head %>% collect

## # A tibble: 6 x 9
##   InvoiceId CustomerId InvoiceDate BillingAddress BillingCity BillingState
##       <int>      <int>    <chr>        <chr>        <chr>
## 1          1          2 2009-01-01~ Theodor-Heuss~ Stuttgart <NA>
## 2          2          4 2009-01-02~ Ullevålsveien~ Oslo      <NA>
## 3          3          8 2009-01-03~ Grétrystraat ~ Brussels <NA>
## 4          4         14 2009-01-06~ 8210 111 ST NW Edmonton AB
## 5          5         23 2009-01-11~ 69 Salem Stre~ Boston     MA
## 6          6         37 2009-01-19~ Berger Straße~ Frankfurt <NA>
## # ... with 3 more variables: BillingCountry <chr>, BillingPostalCode <chr>,
## #   Total <dbl>

invoices %>% count # número de filas

## # Source: lazy query [?? x 1]
## # Database: sqlite 3.33.0 [C:\Users\Guillermo
## #   LT\Documents\GitHub\tgdbbook\data\chinook.db]
##   n
##   <int>
## 1 412

1. Conocer el importe mínimo, máximo y la media de las facturas
```

```
res <- invoices %>% summarise(min = min(Total, na.rm = TRUE),
                                max = max(Total, na.rm = TRUE), med = mean(Total, na.rm = TRUE))
show_query(res)

## <SQL>
## SELECT MIN(`Total`) AS `min`, MAX(`Total`) AS `max`, AVG(`Total`) AS `med`
## FROM `invoices`
res %>% collect

## # A tibble: 1 x 3
```

```
##      min   max   med
##    <dbl> <dbl> <dbl>
## 1  0.99  25.9  5.65
```

2. Conocer el total de las facturas de cada uno de los países.

```
res <- invoices %>% group_by(BillingCountry) %>%
      summarise(n = n(), total = sum(Total, na.rm = TRUE))
show_query(res)

## <SQL>
## SELECT `BillingCountry`, COUNT(*) AS `n`, SUM(`Total`) AS `total`
## FROM `invoices`
## GROUP BY `BillingCountry`
res %>% collect

## # A tibble: 24 x 3
##   BillingCountry     n   total
##   <chr>           <int> <dbl>
## 1 Argentina         7   37.6
## 2 Australia         7   37.6
## 3 Austria           7   42.6
## 4 Belgium           7   37.6
## 5 Brazil            35  190.
## 6 Canada            56  304.
## 7 Chile              7   46.6
## 8 Czech Republic    14  90.2
## 9 Denmark           7   37.6
## 10 Finland          7   41.6
## # ... with 14 more rows
```

3. Obtener el listado de países junto con su facturación media, ordenado

(a) alfabéticamente por país

```
res <- invoices %>% group_by(BillingCountry) %>%
      summarise(n = n(), med = mean(Total, na.rm = TRUE)) %>%
      arrange(BillingCountry)
show_query(res)

## <SQL>
## SELECT `BillingCountry`, COUNT(*) AS `n`, AVG(`Total`) AS `med`
## FROM `invoices`
## GROUP BY `BillingCountry`
## ORDER BY `BillingCountry`
res %>% collect

## # A tibble: 24 x 3
```

```

##   BillingCountry      n    med
##   <chr>              <int> <dbl>
## 1 Argentina           7  5.37
## 2 Australia            7  5.37
## 3 Austria              7  6.09
## 4 Belgium              7  5.37
## 5 Brazil                35  5.43
## 6 Canada               56  5.43
## 7 Chile                 7  6.66
## 8 Czech Republic       14  6.45
## 9 Denmark              7  5.37
## 10 Finland             7  5.95
## # ... with 14 more rows

```

- (b) decrecientemente por importe de facturación media

```

invoices %>% group_by(BillingCountry) %>%
  summarise(n = n(), med = mean(Total, na.rm = TRUE)) %>%
  arrange(desc(med)) %>% collect

```

```

## # A tibble: 24 x 3
##   BillingCountry      n    med
##   <chr>              <int> <dbl>
## 1 Chile                7  6.66
## 2 Ireland              7  6.52
## 3 Hungary              7  6.52
## 4 Czech Republic       14  6.45
## 5 Austria              7  6.09
## 6 Finland              7  5.95
## 7 Netherlands           7  5.80
## 8 India                 13  5.79
## 9 USA                  91  5.75
## 10 Norway               7  5.66
## # ... with 14 more rows

```

4. Obtener un listado con Nombre y Apellidos de cliente y el importe de cada una de sus facturas (Hint: WHERE customer.CustomerID=invoices.CustomerID)

```

customers <- tbl(chinook, "customers")
tbl_vars(customers)

```

```

## <dplyr:::vars>
## [1] "CustomerId"     "FirstName"      "LastName"       "Company"        "Address"
## [6] "City"            "State"          "Country"        "PostalCode"     "Phone"
## [11] "Fax"             "Email"          "SupportRepId"

```

```

res <- customers %>% inner_join(invoices, by = "CustomerId") %>% select(FirstName, LastName,
show_query(res)

```

```

## <SQL>
## SELECT `FirstName`, `LastName`, `Country`, `Total`
## FROM (SELECT `LHS`.`CustomerId` AS `CustomerId`, `FirstName`, `LastName`, `Com-
## FROM `customers` AS `LHS`
## INNER JOIN `invoices` AS `RHS`
## ON (`LHS`.`CustomerId` = `RHS`.`CustomerId`)
## )

res %>% collect

## # A tibble: 412 x 4
##   FirstName LastName Country Total
##   <chr>     <chr>    <chr>  <dbl>
## 1 Luís      Gonçalves Brazil   3.98
## 2 Luís      Gonçalves Brazil   3.96
## 3 Luís      Gonçalves Brazil   5.94
## 4 Luís      Gonçalves Brazil   0.99
## 5 Luís      Gonçalves Brazil   1.98
## 6 Luís      Gonçalves Brazil  13.9
## 7 Luís      Gonçalves Brazil   8.91
## 8 Leonie    Köhler    Germany  1.98
## 9 Leonie    Köhler    Germany 13.9
## 10 Leonie   Köhler    Germany  8.91
## # ... with 402 more rows

```

5. ¿Qué porcentaje de las canciones son video?

```

tracks <- tbl(chinook, "tracks")
head(tracks)

## # Source: lazy query [?? x 9]
## # Database: sqlite 3.33.0 [C:\Users\Guillermo
## #   LT\Documents\GitHub\tgdbbook\data\chinook.db]
##   TrackId Name AlbumId MediaTypeId GenreId Composer Milliseconds Bytes
##   <int> <chr> <int> <int> <int> <chr> <int> <int>
## 1 1 For ~ 1 1 1 Angus Y~ 343719 1.12e7
## 2 2 Ball~ 2 2 1 <NA> 342562 5.51e6
## 3 3 Fast~ 3 2 1 F. Balt~ 230619 3.99e6
## 4 4 Rest~ 3 2 1 F. Balt~ 252051 4.33e6
## 5 5 Prin~ 3 2 1 Deaffy ~ 375418 6.29e6
## 6 6 Put ~ 1 1 1 Angus Y~ 205662 6.71e6
## # ... with 1 more variable: UnitPrice <dbl>

tracks %>% group_by(MediaTypeId) %>%
  summarise(n = n()) %>% collect %>% mutate(freq = n / sum(n))

## # A tibble: 5 x 3
##   MediaTypeId     n     freq

```

```

##           <int> <int>   <dbl>
## 1          1  3034  0.866
## 2          2   237  0.0677
## 3          3   214  0.0611
## 4          4     7  0.00200
## 5          5    11  0.00314

media_types <- tbl(chinook, "media_types")
head(media_types)

## # Source:  lazy query [?? x 2]
## # Database: sqlite 3.33.0 [C:\Users\Guillermo
## #   LT\Documents\GitHub\tgdbook\data\chinook.db]
##   MediaTypeId Name
##           <int> <chr>
## 1          1 MPEG audio file
## 2          2 Protected AAC audio file
## 3          3 Protected MPEG-4 video file
## 4          4 Purchased AAC audio file
## 5          5 AAC audio file

tracks %>% inner_join(media_types, by = "MediaTypeId") %>% count(Name.y) %>%
  collect %>% mutate(freq = n / sum(n)) %>% filter(grepl('video', Name.y))

## # A tibble: 1 x 3
##   Name.y                      n   freq
##   <chr>                     <int> <dbl>
## 1 Protected MPEG-4 video file 214  0.0611

```

6. Listar los 10 mejores clientes (aquellos a los que se les ha facturado más cantidad) indicando Nombre, Apellidos, País y el importe total de su facturación.

```

customers %>% inner_join(invoices, by = "CustomerId") %>% group_by(CustomerId) %>%
  summarise(FirstName, LastName, country, total = sum(Total, na.rm = TRUE)) %>%
  arrange(desc(total)) %>% head(10) %>% collect

## # A tibble: 10 x 5
##   CustomerId FirstName LastName Country      total
##       <int> <chr>    <chr>   <chr>      <dbl>
## 1          6 Helena    Holý    Czech Republic 49.6
## 2         26 Richard  Cunningham USA        47.6
## 3         57 Luis      Rojas    Chile        46.6
## 4         45 Ladislav Kovács  Hungary      45.6
## 5         46 Hugh      O'Reilly Ireland      45.6
## 6         28 Julia     Barnett   USA         43.6
## 7         24 Frank     Ralston   USA         43.6
## 8         37 Fynn      Zimmermann Germany 43.6

```

```
## 9          7 Astrid    Gruber    Austria      42.6
## 10         25 Victor   Stevens    USA        42.6
```

7. Listar los géneros musicales por orden decreciente de popularidad (definida la popularidad como el número de canciones de ese género), indicando el porcentaje de las canciones de ese género.

```
tracks %>% inner_join(tbl(chinook, "genres"), by = "GenreId") %>% count(Name.y) %>%
  arrange(desc(n)) %>% collect %>% mutate(freq = n / sum(n))

## # A tibble: 25 x 3
##   Name.y           n   freq
##   <chr>       <int> <dbl>
## 1 Rock            1297 0.370
## 2 Latin            579 0.165
## 3 Metal             374 0.107
## 4 Alternative & Punk 332 0.0948
## 5 Jazz              130 0.0371
## 6 TV Shows           93 0.0265
## 7 Blues              81 0.0231
## 8 Classical            74 0.0211
## 9 Drama              64 0.0183
## 10 R&B/Soul            61 0.0174
## # ... with 15 more rows
```

8. Listar los 10 artistas con mayor número de canciones de forma descendente según el número de canciones.

```
tracks %>% inner_join(tbl(chinook, "albums"), by = "AlbumId") %>%
  inner_join(tbl(chinook, "artists"), by = "ArtistId") %>%
  count(Name.y) %>% arrange(desc(n)) %>% collect

## # A tibble: 204 x 2
##   Name.y       n
##   <chr>     <int>
## 1 Iron Maiden  213
## 2 U2            135
## 3 Led Zepelin   114
## 4 Metallica     112
## 5 Lost            92
## 6 Deep Purple    92
## 7 Pearl Jam      67
## 8 Lenny Kravitz   57
## 9 Various Artists  56
## 10 The Office     53
## # ... with 194 more rows
```

Desconectar la base de datos:

```
DBI::dbDisconnect(chinook)
```


Capítulo 5

Introducción a Tecnologías NoSQL

Son tecnologías de almacenamiento de datos en servicios web altamente escalables.

5.1 Conceptos y tipos de bases de datos NoSQL (documental, columnar, clave/valor y de grafos)

NoSQL - “Not Only SQL” - es una nueva categoría de bases de datos no-relacionales y altamente distribuidas.

Las bases de datos NoSQL nacen de la necesidad de:

- Simplicidad en los diseños
- Escalado horizontal
- Mayor control en la disponibilidad

Pero cuidado, en muchos escenarios las BBDD relacionales siguen siendo la mejor opción.

5.1.1 Características de las bases de datos NoSQL

- Libre de esquemas – no se diseñan las tablas y relaciones por adelantado, además de permitir la migración del esquema.
- Proporcionan replicación a través de escalado horizontal.
- Este escalado horizontal se traduce en arquitectura distribuida
- Generalmente ofrecen consistencia débil

- Hacen uso de estructuras de datos sencillas, normalmente pares clave/valor a bajo nivel
- Suelen tener un sistema de consultas propio (o SQL-like)
- Siguen el modelo BASE (*Basic Availability, Soft state, Eventual consistency*) en lugar de ACID (*Atomicity, Consistency, Isolation, Durability*)

El modelo BASE consiste en:

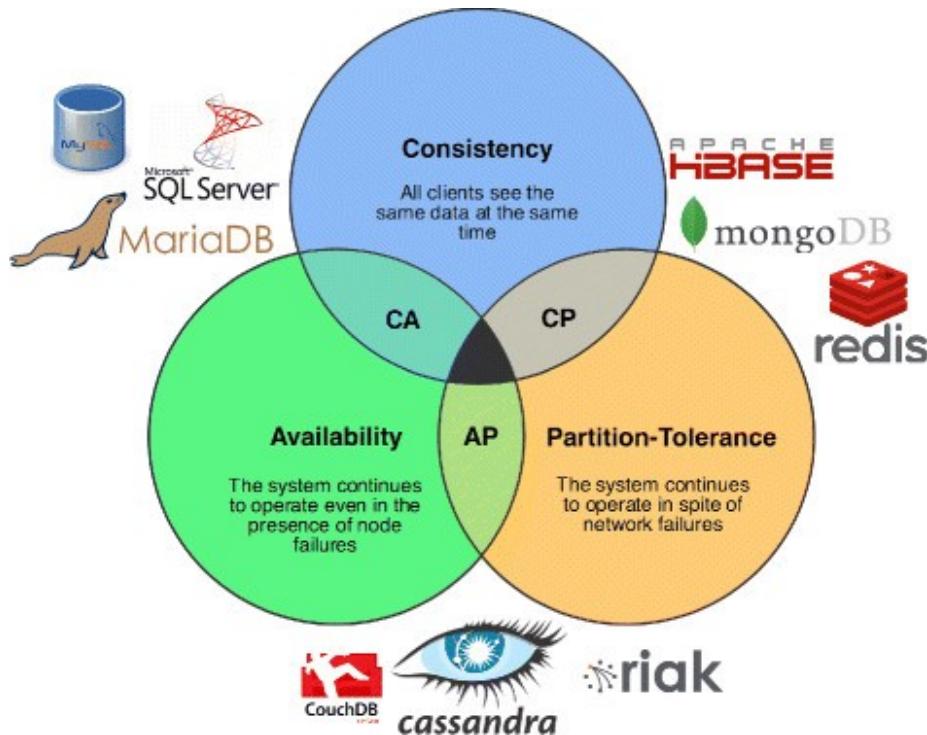
- Basic Availability – el sistema garantiza disponibilidad, en términos del teorema CAP.
- Soft state – el estado del sistema puede cambiar a lo largo del tiempo, incluso sin entrada. Esto es provocado por el modelo de consistencia eventual.
- Eventual consistency – el sistema alcanzará un estado consistente con el tiempo, siempre y cuando no reciba entrada durante ese tiempo.

5.1.1.1 Teorema CAP

Es imposible para un sistema de cómputo distribuido garantizar simultáneamente:

- Consistency – Todos los nodos ven los mismos datos al mismo tiempo
- Availability – Toda petición obtiene una respuesta en caso tanto de éxito como fallo
- Partition Tolerance – El sistema seguirá funcionando ante pérdidas arbitrarias de información o fallos parciales

5.1. CONCEPTOS Y TIPOS DE BASES DE DATOS NOSQL (DOCUMENTAL, COLUMNAR, CLAVE/VALOR Y TABLA)



Las razones para escoger NoSQL son:

- Analítica
- Gran cantidad de escrituras, análisis en bloque
- Escalabilidad
- Tan fácil como añadir un nuevo nodo a la red, bajo coste.
- Redundancia
- Están diseñadas teniendo en cuenta la redundancia
- Rápido desarrollo
- Al ser schema-less o schema on-read son más flexibles que schema on-write
- Flexibilidad en el almacenamiento de datos
- Almacenan todo tipo de datos: texto, imágenes, BLOBs
- Gran rendimiento en consultas sobre datos que no implican relaciones jerárquicas
- Gran rendimiento sobre BBDD desnormalizadas
- Tamaño
- El tamaño del esquema de datos es demasiado grande
- Muchos datos temporales fuera de almacén principal

Razones para NO escoger NoSQL:

- * Consistencia y Disponibilidad de los datos son críticas
- * Relaciones entre datos son importantes + E.g. joins numerosos y/o importantes
- * En general, cuando el modelo ACID encaja mejor

5.1.2 Tipos de Bases de Datos NoSQL

Columnar:

1	Things	A foo	B bar	C baz
2	Things	C bam	E coh	People A Emmanuel
3	Languages	A C	B Java	C Ceylon

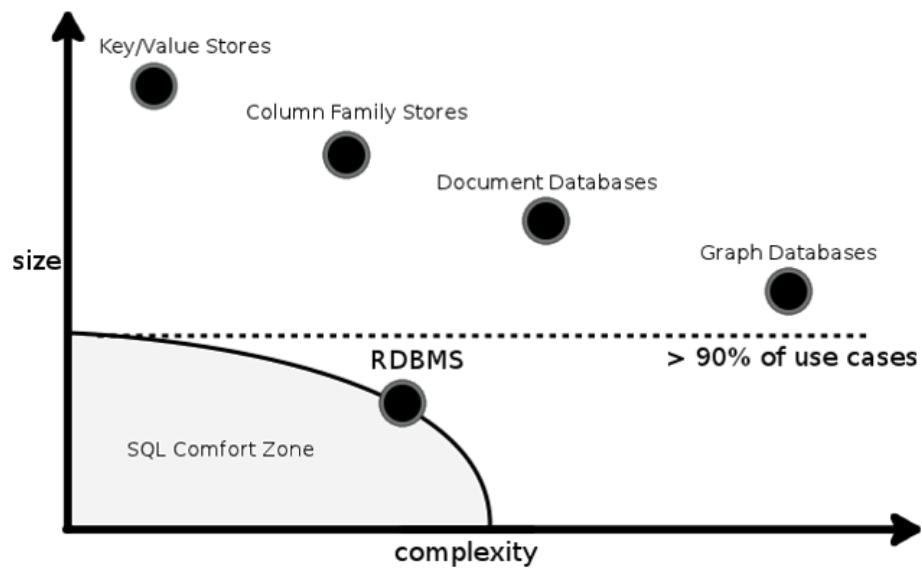
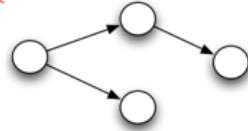
Documental:

```
{"user": {
  "id": "124",
  "name": "Emmanuel",
  "addresses": [
    { "city": "Paris", "country": "France" },
    { "city": "Atlanta", "country": "USA" }
  ]
}
```

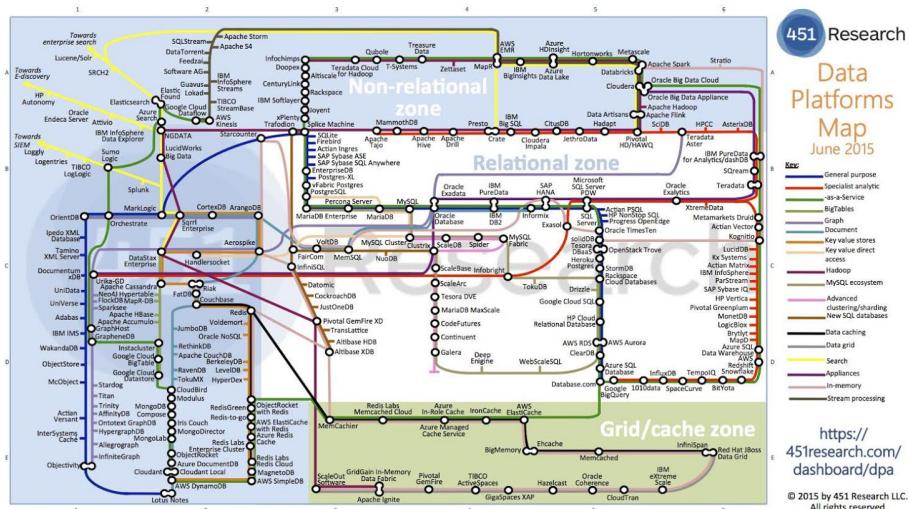
Key-value:

key	value
123	Address@23
126	"Booya"

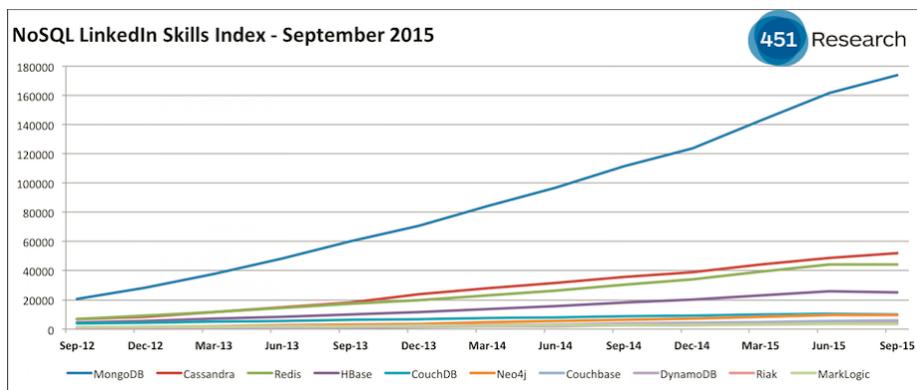
Graph:



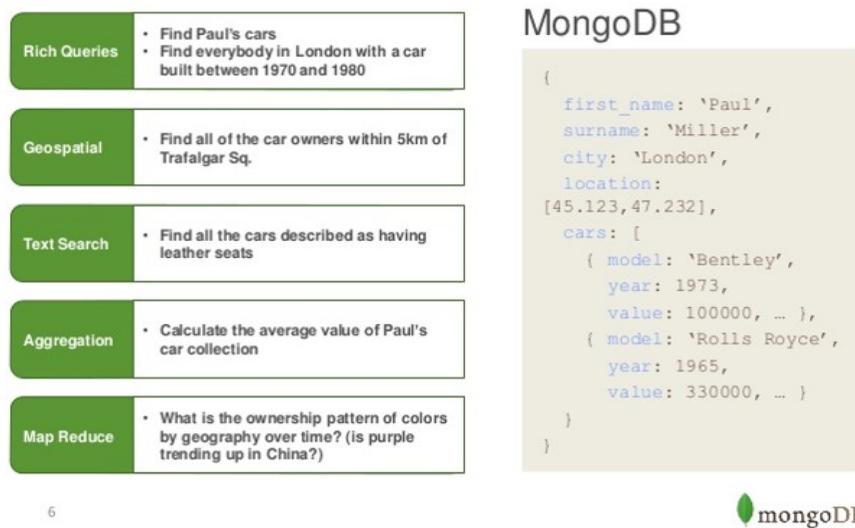
5.1. CONCEPTOS Y TIPOS DE BASES DE DATOS NOSQL (DOCUMENTAL, COLUMNAR, CLAVE/VALOR Y



352 systems in ranking, September 2019									
Rank			DBMS	Database Model	Score				
Sep 2019	Aug 2019	Sep 2018			Sep 2019	Aug 2019	Sep 2018	Sep 2019	Sep 2018
1.	1.	1.	Oracle	Relational, Multi-model	1346.66	+7.18	+37.54		
2.	2.	2.	MySQL	Relational, Multi-model	1279.07	+25.39	+98.60		
3.	3.	3.	Microsoft SQL Server	Relational, Multi-model	1085.06	-8.12	+33.78		
4.	4.	4.	PostgreSQL	Relational, Multi-model	482.25	+0.91	+75.82		
5.	5.	5.	MongoDB	Document	410.06	+5.50	+51.27		
6.	6.	6.	IBM Db2	Relational, Multi-model	171.56	-1.39	-9.50		
7.	7.	7.	Elasticsearch	Search engine, Multi-model	149.27	+0.19	+6.67		
8.	8.	8.	Redis	Key-value, Multi-model	141.90	-2.18	+0.96		
9.	9.	9.	Microsoft Access	Relational	132.71	-2.63	-0.69		
10.	10.	10.	Cassandra	Wide column	123.40	-1.81	+3.85		



5.1.3 MongoDB: NoSQL documental



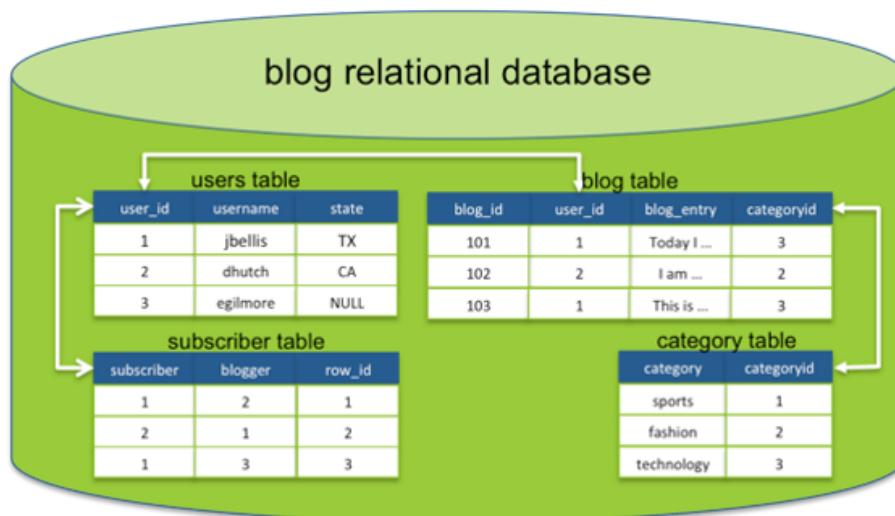
5.1.4 Redis: NoSQL key-value

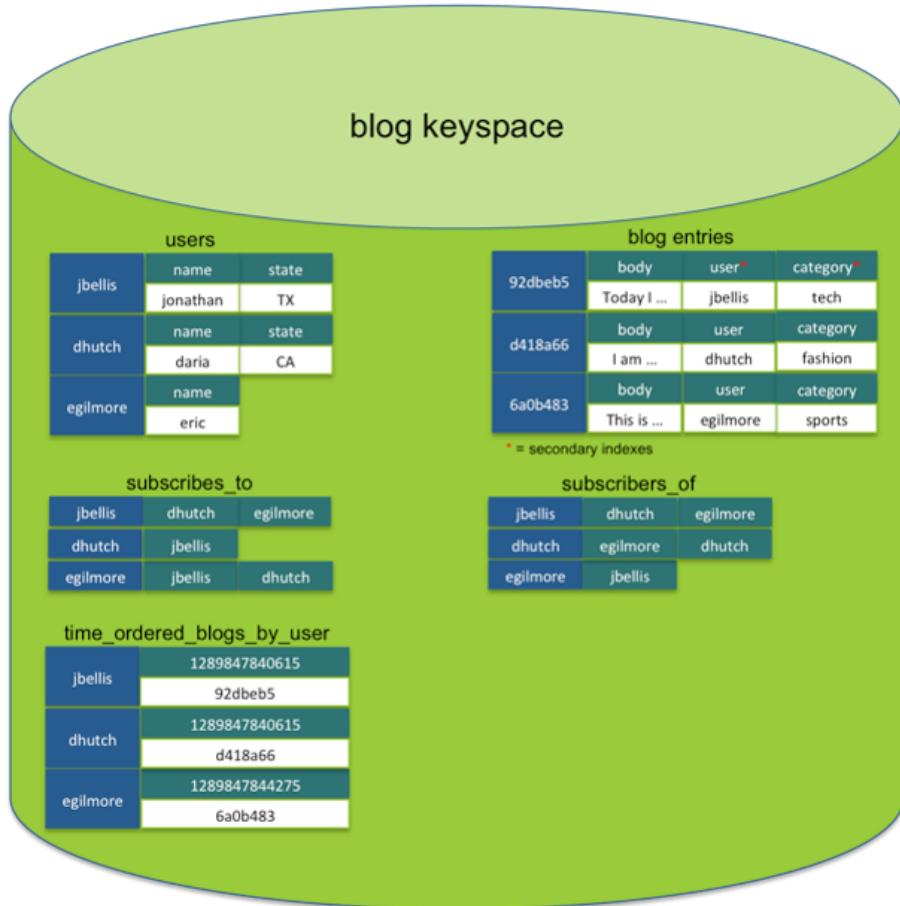
In-memory data structure store, útil para base de datos de login-password, sensor-valor, URL-respuesta, con una sintaxis muy sencilla:

- El comando SET almacena valores
- SET server:name “luna”
- Recuperamos esos valores con GET
- GET server:name
- INCR incrementa atómicamente un valor
- INCR clients
- DEL elimina claves y sus valores asociados
- DEL clients
- TTL (Time To Live) útil para cachés
- EXPIRE promocion 60

5.1. CONCEPTOS Y TIPOS DE BASES DE DATOS NOSQL (DOCUMENTAL, COLUMNAR, CLAVE/VALOR Y MEMORIA)

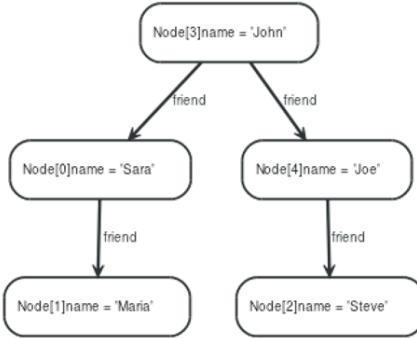
5.1.5 Cassandra: NoSQL columnar



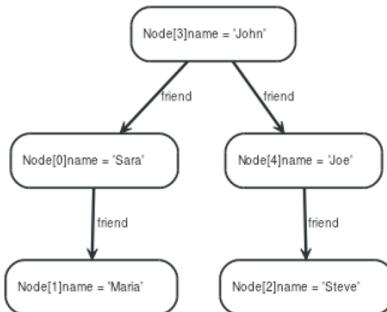


5.1.6 Neo4j: NoSQL grafos





`MATCH (john {name: 'John'})-[:friend]->()-[:friend]->(fof)
RETURN john, fof`



john	fof
<code>Node[3]{name:"John"}</code>	<code>Node[1]{name:"Maria"}</code>
<code>Node[3]{name:"John"}</code>	<code>Node[2]{name:"Steve"}</code>
2 rows	

5.1.7 Otros: search engines

Son sistemas especializados en búsquedas, procesamiento de lenguaje natural como ElasticSearch, Solr, Splunk (logs de aplicaciones), etc...

5.2 Conexión de R a MongoDB

A través del paquete mongolite, aquí tenéis un Tutorial

```
install.packages("mongolite")
library(mongolite)
```

```
# Connect to a local MongoDB

my_collection = mongo(collection = "restaurants", db = "Restaurants") # create connection
my_collection$count
```

5.3 Ejercicios prácticos con MongoDB

Estos ejercicios se pueden hacer en un notebook Kaggle accediendo a un clúster de MongoDB en el cloud de MongoDB. Se carga la base de datos de ejemplo y se puede hacer con la colección de restaurantes (o alternativamente con otras colecciones).

1. Mostrar todos los documentos de la colección restaurants (u otra)
2. Mostrar nombre de restaurante, barrio y cocina de la colección restaurants (o los campos de otra colección)
3. Mostrar los primeros 5 restaurantes del barrio Bronx.
4. Mostrar los restaurantes con una longitud menor que -75.7541
5. Mostrar los restaurantes con una puntuación superior a 90
6. Mostrar los restaurantes de comida American o Chineese del barrio Queens.
7. Mostrar los restaurantes con un grado “A” y puntuación 9 obtenida en fecha 2014-08-11T00:00:00Z
8. Propón un JSON para descargar (de algún repositorio OpenData o disponible en un API), indícame la URL, si has de hacer algún proceso antes de importarlo en MongoDB, cómo lo importas, dame un pantallazo del análisis exploratorio de ese JSON y una query que harías contra ese JSON (la query en MongoDB, Compass o RmongoDB)

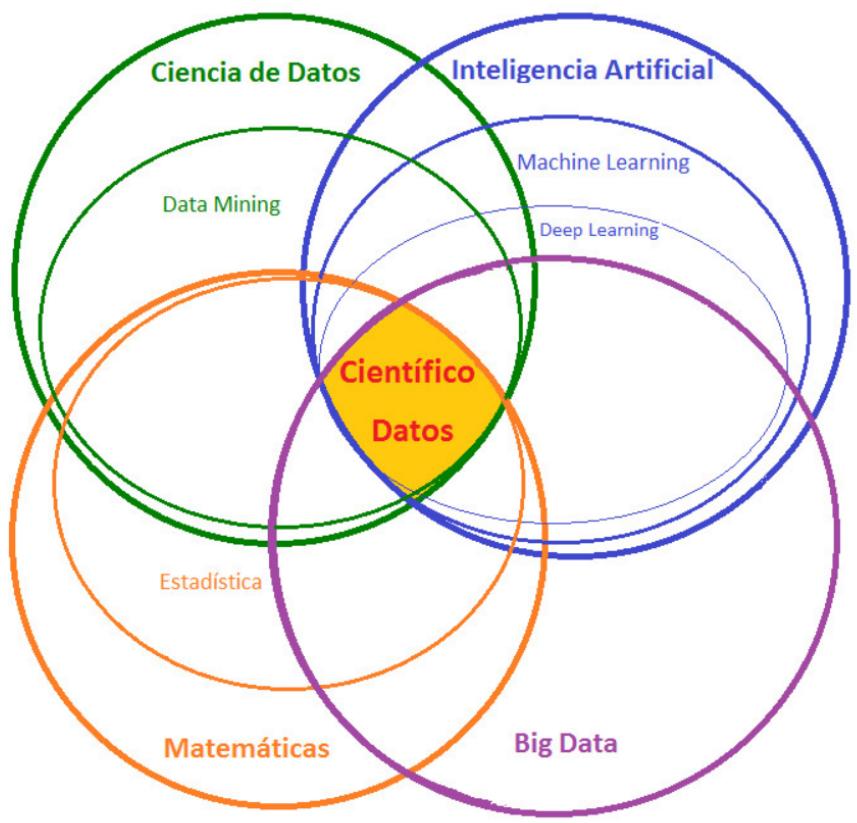
Capítulo 6

Tecnologías para el Tratamiento de Datos Masivos

En este apartado trataremos los siguientes epígrafes:

Tópicos tratados en este capítulo:

1. Tecnologías Big Data (Hadoop, Spark, Hive, Rspark, Sparklyr)
2. Visualización y generación de cuadros de mando
3. Introducción al análisis de datos masivos.



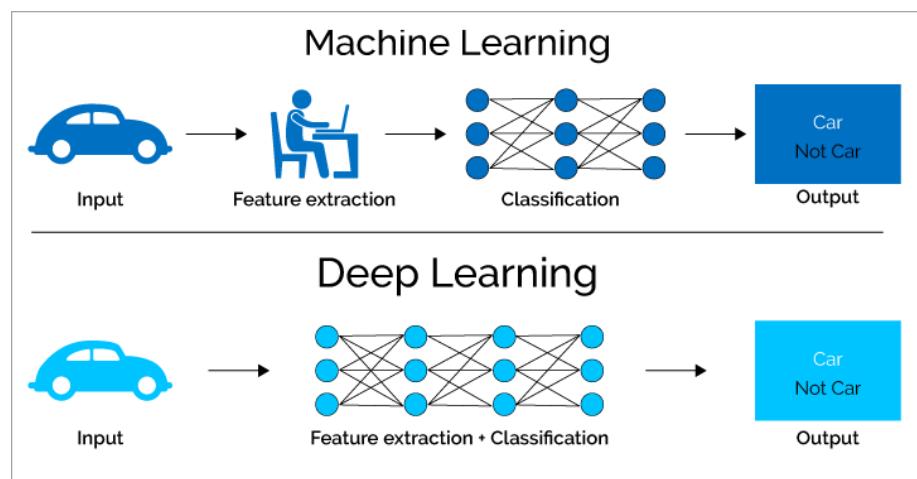
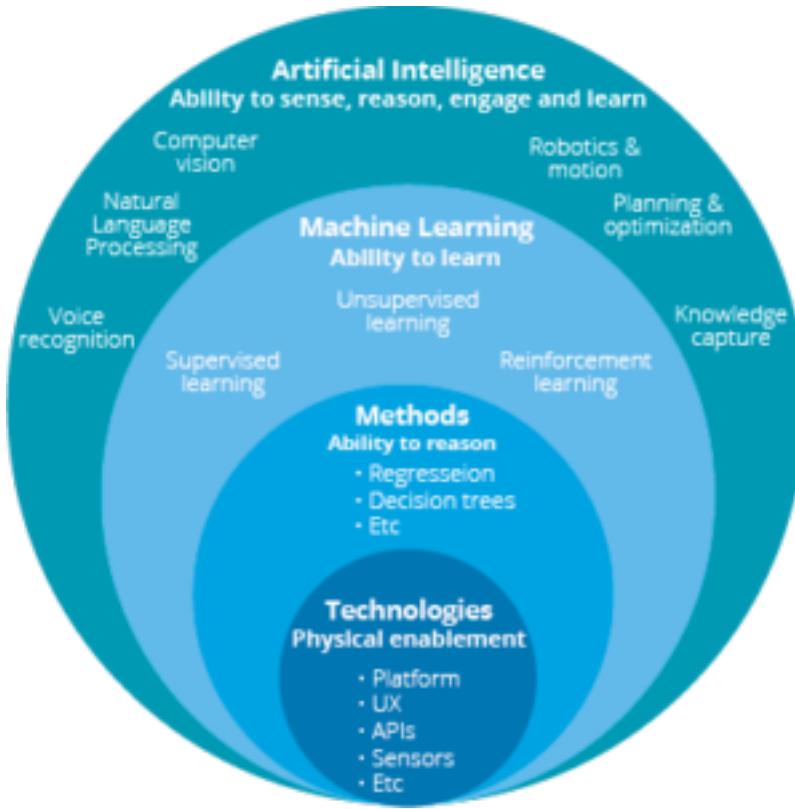
Data Mining**Lots of detail****Big Data**

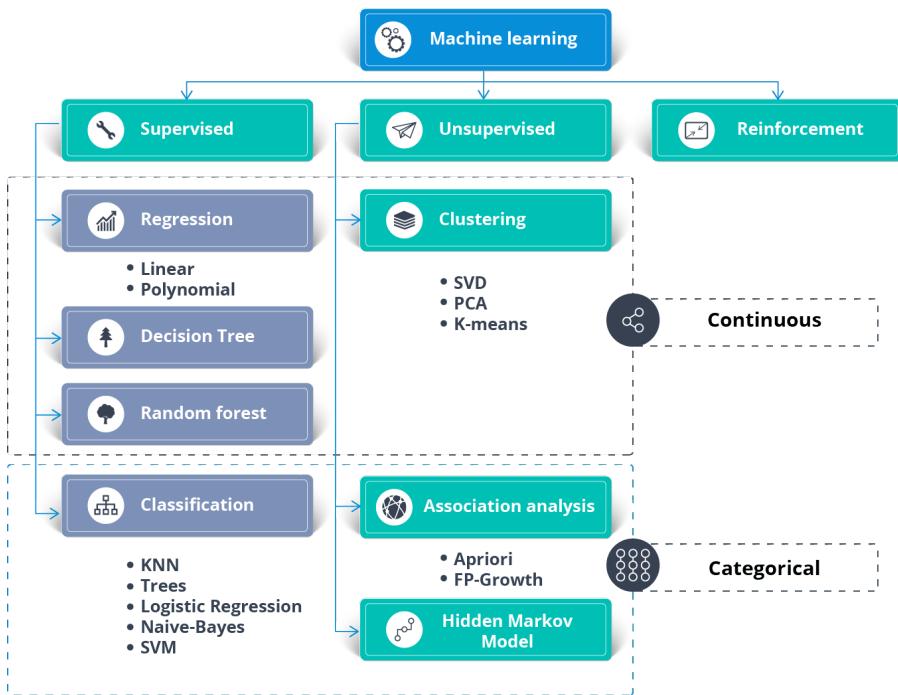
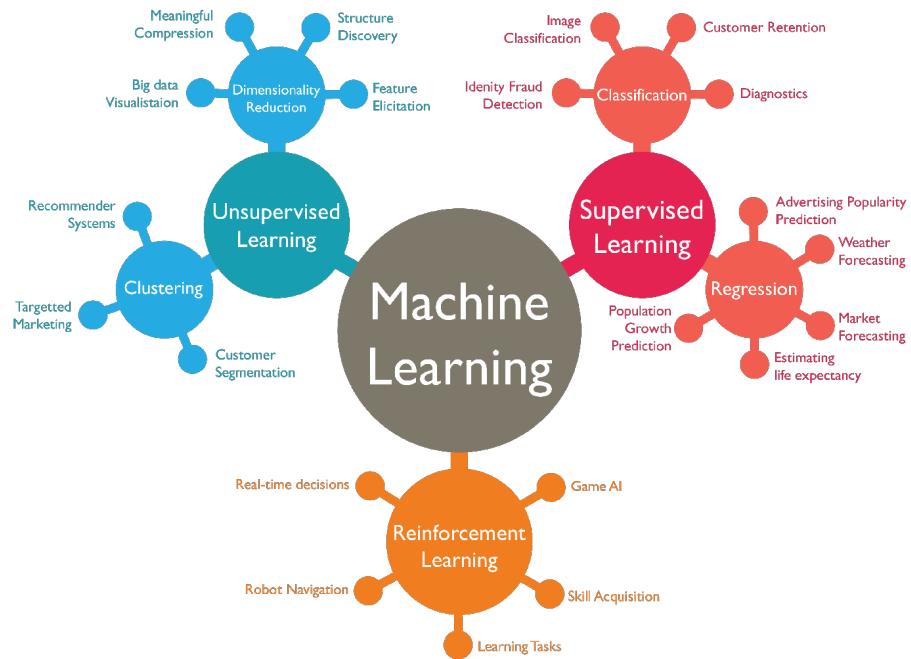
A close up view

The big picture

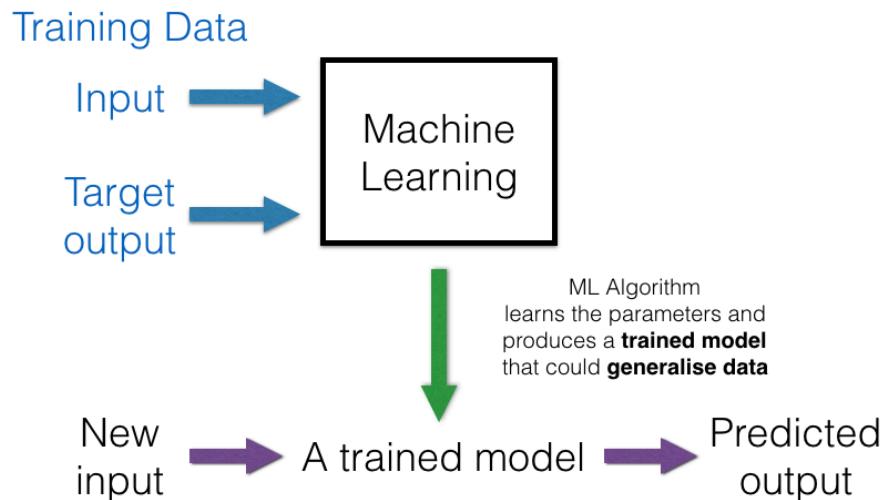
Lots of relationships

74 CAPÍTULO 6. TECNOLOGÍAS PARA EL TRATAMIENTO DE DATOS MASIVOS





Y un ejemplo de cómo se trabaja en machine learning:

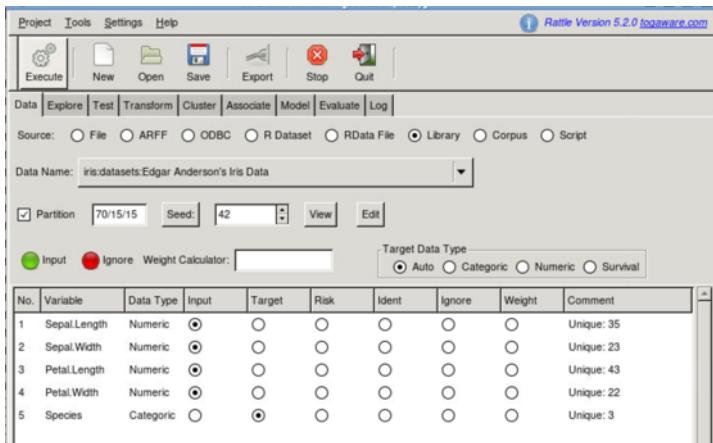


6.0.1 Rattle como alternativa a RapidMiner en R

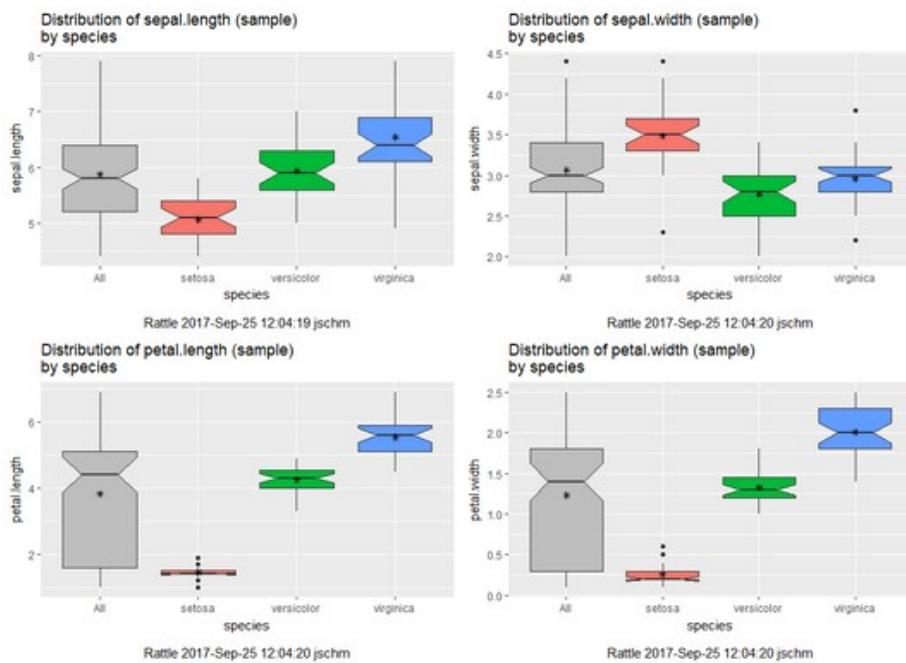
Es un paquete para R, con interfaz gráfica desarrollada en GTK, que permite generar código R para minería de datos. Se instala según los pasos indicados a continuación:

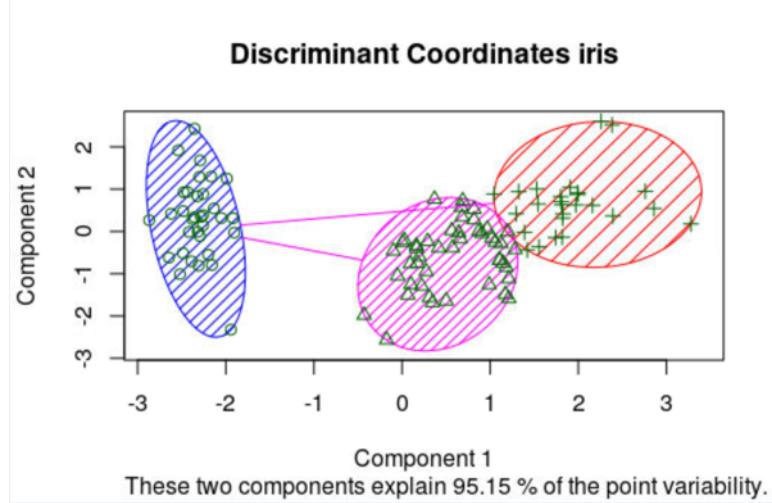
```
install.packages("ggplot2")
install.packages("cairoDevice")
install.packages("RGtk2")
library("RGtk2")
install.packages("rattle")
library(rattle)
rattle()
```

Un tutorial adecuado para introducirse en Rattle es éste



Con el tutorial se pueden ver las capacidades de rattle de explorar los datos, como se puede apreciar a continuación.





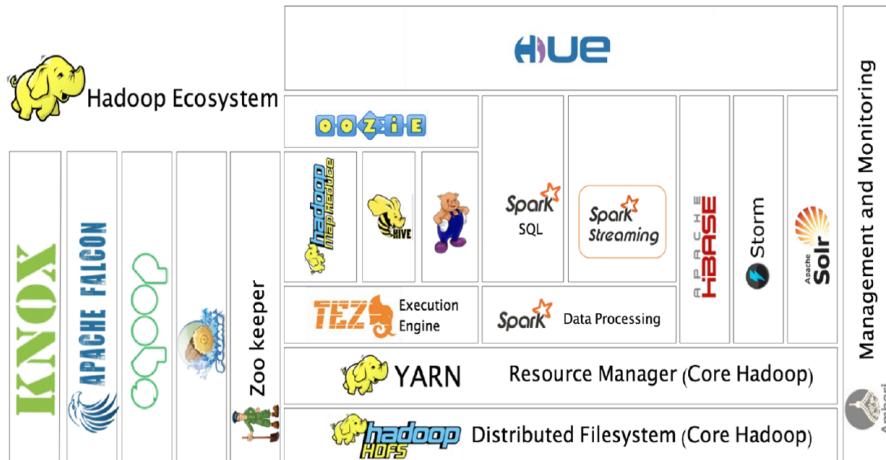
6.1 Tecnologías Big Data (Hadoop, Spark, Hive, Rspark, Sparklyr)

A continuación se introducen los conceptos básicos de las tecnologías Big Data:

- Hadoop: framework open-source desarrollado en Java principalmente que soporta aplicaciones distribuidas sobre miles de nodos y a escala Petabyte. Está inspirado en el diseño de las operaciones de MapReduce de Google y el Google File System (GFS). Entre sus principales componentes destaca HDFS Hadoop Distributed File System, sistema de ficheros distribuido sobre múltiples nodos y accesible a nivel de aplicación. También destaca YARN como gestor de recursos, para ejecutar aplicaciones. Destacar que la versión original, Hadoop 1, estaba basada extensivamente en Map Reduce, Hadoop 2 colocó en su core a YARN y Hadoop 3 está orientado a la provisión de Plataforma como servicio y ejecución simultánea de múltiples cargas de trabajo distribuidas sobre recursos solicitados bajo demanda.
- Hive: es un sistema de almacenamiento y explotación de datos del estilo de un data warehouse open source diseñado para ser ejecutado en entornos Hadoop. Permite agrupar, consultar y analizar datos almacenados en Hadoop File System y en Amazon S3 (almacenamiento de objetos en general) en esquema en estrella. Su lenguaje de consulta de datos, Hive Query Language o (HQL).
- Spark: framework de computación distribuida open-source para el procesamiento de datos masivos sobre Hadoop con un paralelismo implícito sobre su estructura de datos (Resilient Distributed Dataset o RDD), permite operar en paralelo sobre una colección de datos sin saber en qué servidores están disponibles dichos datos y de una forma tolerante a fallos. Es

uno de los principales frameworks de programación de entornos Hadoop al estar optimizado su procesamiento sobre memoria (en lugar de sobre archivos en disco) para obtener velocidad, tanto en sus vertientes Spark streaming y Spark SQL, como Spark Machine Learning MLlib. Dispone de interfaces en Java, Scala, Python y R, siendo las interfaces de R Rspark y Sparklyr.

- SparkR: es un paquete, el primero que apareció, para conectar R con Spark. Intenta ser lo más parecida a la interfaz estándar de R de manipulación de datos.
- Sparklyr: es una librería para conectar R con Spark posterior a SparkR. Intenta ser lo más parecida a dplyr y embeber SQL en las consultas, soportando una mayor cantidad de paquetes. Por este motivo es el proyecto más activo actualmente, sustituyendo a SparkR.



6.2 Visualización y Generación de Cuadros de Mando

Se sigue un tutorial de la herramienta PowerBI, con datos de Excel y OData Feed

Como documentación de soporte se cuenta con la web de PowerBI y un tutorial adicional

6.3 Introducción al Análisis de Datos Masivos

En primer lugar se ha de considerar explorar los datos y realizar minería con ellos, y eso es posible hacerlo vía sparklyr.

Working draft...

Apéndice A

Enlaces

Recursos para el aprendizaje de R (<https://rubenfcasal.github.io/post/ayuda-y-recursos-para-el-aprendizaje-de-r>): A continuación se muestran algunos recursos que pueden ser útiles para el aprendizaje de R y la obtención de ayuda...

Ayuda online:

- Ayuda en línea sobre funciones o paquetes: RDocumentation
- Buscador RSeek
- StackOverflow

Cursos: algunos cursos gratuitos:

- Coursera:
 - Introducción a Data Science: Programación Estadística con R
 - Mastering Software Development in R
- DataCamp:
 - Introducción a R
- Stanford online:
 - Statistical Learning
- Curso UCA: Introducción a R, R-commander y shiny
- Curso R CODER
- Udacity: Data Analysis with R
- Swirl Courses: se pueden hacer cursos desde el propio R con el paquete swirl.

Para información sobre cursos en castellano se puede recurrir a la web de R-Hispano en el apartado formación. Algunos de los cursos que aparecen en entradas antiguas son gratuitos. Ver: Cursos MOOC relacionados con R.

Libros

- *Iniciación:*

- R for Data Science (online, O'Reilly)
- 2011 - The Art of R Programming. A Tour of Statistical Software Design, (No Starch Press)
- Hands-On Programming with R: Write Your Own Functions and Simulations, by Garrett Grolemund (O'Reilly)

- *Avanzados:*

- Advanced R by Hadley Wickham (online: 1^a ed, 2^a ed, Chapman & Hall)
- 2008 - Software for Data Analysis: Programming with R - Chambers (Springer)
- R packages by Hadley Wickham (online, O'Reilly)

- *Bookdown:* el paquete `bookdown` de R permite escribir libros empleando R Markdown y compartirlos. En <https://bookdown.org> está disponible una selección de libros escritos con este paquete (un listado más completo está disponible aquí). Algunos libros en este formato en castellano son:

- Introducción al Análisis de Datos con R (disponible en el repositorio de GitHub [rubenfcasal/intror](#)).
- Prácticas de Simulación (disponible en el repositorio de GitHub [rubenfcasal/simbook](#)).
- Escritura de libros con bookdown (disponible en el repositorio de GitHub [rubenfcasal/bookdown_intro](#)).
- R para profesionales de los datos: una introducción.
- Estadística Básica Edulcorada.

Material online: en la web se puede encontrar mucho material adicional, por ejemplo:

- CRAN: Other R documentation

- Blogs en inglés:

- <https://www.r-bloggers.com/>
- <https://www.littlemissdata.com/blog/rstudioconf2019>
- RStudio: <https://blog.rstudio.com>

- Microsoft Revolutions: <https://blog.revolutionanalytics.com>
- Blogs en castellano:
 - <https://www.datanalytics.com>
 - <http://oscarperpinan.github.io/R>
 - <http://rubenfcasal.github.io>
- Listas de correo:
 - Listas de distribución de r-project.org: <https://stat.ethz.ch/mailman/listinfo>
 - Búsqueda en R-help: <http://r.789695.n4.nabble.com/R-help-f789696.html>
 - Búsqueda en R-help-es: <https://r-help-es.r-project.narkive.com>
<https://grokbase.com/g/r/r-help-es>
 - Archivos de R-help-es: <https://stat.ethz.ch/pipermail/r-help-es>

A.1 RStudio

RStudio:

- Online learning
- Webinars
- sparklyr
- shiny

tidyverse:

- dplyr
- tibble
- tidyR
- stringr
- readr
- Databases using R, dplyr as a database interface, Databases using dplyr

CheatSheets:

- rmarkdown
- shiny
- dplyr

- tidyverse
- stringr

A.2 Bibliometría

- CITAN
- scimetr
- bibliometrix
- wosr
- rwos
- rcrossref
- ropensci: Literature
- Diderot
- ...

Apéndice B

El paquete scimetr

Package `scimetr` implements tools for quantitative research in scientometrics and bibliometrics. It provides routines for importing bibliographic data from Thomson Reuters' Web of Science (<http://www.webofknowledge.com>) and performing bibliometric analysis. For more information visit <https://rubenfcasal.github.io/scimetr/articles/scimetr.html>.

B.1 Instalación

Para instalar el paquete sería recomendable en primer lugar instalar las dependencias:

```
install.packages(c('dplyr', 'lazyeval', 'stringr', 'ggplot2', 'openxlsx', 'tidyverse'))
```

Como de momento no está disponible en CRAN, habría que instalar la versión de desarrollo en GitHub. En Windows bastaría con instalar la versión binaria del paquete `scimetr_X.Y.Z.zip` (disponible [aqui](#)), alternativamente se puede instalar directamente de GitHub:

```
# install.packages("devtools")
devtools::install_github("rubenfcasal/scimetr")
```

Una vez instalado ya podríamos cargar el paquete:

```
library(scimetr)
```

B.2 Carga de datos

B.2.1 Datos de ejemplo

En el paquete se incluyen dos conjuntos de datos de ejemplo correspondientes a la búsqueda en WoS por el campo Organización-Nombre preferido de la UDC (Organization-Enhaced: OG = Universidade da Coruna):

- `wosdf`: año 2015.
- `wosdf2`: área de investigación ‘Mathematics’, años 2008-2017.

Variables WoS:

```
# View(wosdf2) # En RStudio...
variable.labels <- attr(wosdf, "variable.labels")
knitr::kable(as.data.frame(variable.labels)) # caption = "Variable labels"
```

	variable.labels
PT	Publication type
AU	Author
BA	Book authors
BE	Editor
GP	Group author
AF	Author full
BF	Book authors fullname
CA	Corporate author
TI	Title
SO	Publication name
SE	Series title
BS	Book series
LA	Language
DT	Document type
CT	Conference title
CY	Conference year
CL	Conference place
SP	Conference sponsors
HO	Conference host
DE	Keywords
ID	Keywords Plus
AB	Abstract
C1	Addresses
RP	Reprint author
EM	Author email
RI	Researcher id numbers
OI	Orcid numbers
FU	Funding agency and grant number
FX	Funding text
CR	Cited references
NR	Number of cited references
TC	Times cited
Z9	Total times cited count
U1	Usage Count (Last 180 Days)
U2	Usage Count (Since 2013)
PU	Publisher
PI	Publisher city
PA	Publisher address
SN	ISSN
EI	eISSN
BN	ISBN
J9	Journal.ISI
JI	Journal.ISO
PD	Publication date
PY	Year published
VL	Volume
IS	Issue
PN	Part number
SU	Supplement
SI	Special issue
MA	Meeting abstract
BP	Beginning page
EP	Ending page

Se puede crear una base de datos con la función `CreateDB.wos()`:

```
db <- CreateDB.wos(wosdf2, label = "Mathematics_UDC_2008-2017 (01-02-2019)")
str(db, 1)

## List of 11
## $ Docs      :'data.frame': 389 obs. of 26 variables:
## $ Authors   :'data.frame': 611 obs. of 4 variables:
## $ AutDoc    :'data.frame': 1260 obs. of 2 variables:
## $ Categories:'data.frame': 46 obs. of 2 variables:
## $ CatDoc    :'data.frame': 866 obs. of 2 variables:
## $ Areas     :'data.frame': 26 obs. of 2 variables:
## $ AreaDoc   :'data.frame': 771 obs. of 2 variables:
## $ Addresses  :'data.frame': 896 obs. of 5 variables:
## $ AddAutDoc :'data.frame': 1328 obs. of 3 variables:
## $ Journals   :'data.frame': 150 obs. of 12 variables:
## $ label      : chr "Mathematics_UDC_2008-2017 (01-02-2019)"
## - attr(*, "variable.labels")= Named chr [1:62] "Publication type" "Author" "Book at ...
## .. - attr(*, "names")= chr [1:62] "PT" "AU" "BA" "BE" ...
## - attr(*, "class")= chr "wos.db"
```

B.2.2 Cargar datos de directorio

Se pueden cargar automáticamente los archivos wos (tienen una limitación de 500 registros) de un subdirectorio:

```
dir("UDC_2008-2017 (01-02-2019)", pattern='*.txt')
```

```
## [1] "savedrecs01.txt" "savedrecs02.txt" "savedrecs03.txt" "savedrecs04.txt"
## [5] "savedrecs05.txt" "savedrecs06.txt" "savedrecs07.txt" "savedrecs08.txt"
## [9] "savedrecs09.txt" "savedrecs10.txt" "savedrecs11.txt" "savedrecs12.txt"
## [13] "savedrecs13.txt" "savedrecs14.txt" "savedrecs15.txt"
```

Se pueden combinar los ficheros y crear la correspondiente base de datos con los siguientes comandos:

```
wos.txt <- ImportSources.wos("UDC_2008-2017 (01-02-2019)", other = FALSE)
db.txt <- CreateDB.wos(wos.txt)
```

B.3 Sumarios

B.3.1 Sumario `summary.wos.db()`

```
res1 <- summary(db)
options(digits = 5)
res1

## Number of documents: 389
```

```

## Authors: 611
## Period: 2008 - 2017
##
## Document types:
##                               Documents
## Article                      360
## Correction                   1
## Editorial Material            5
## Proceedings Paper              16
## Review                        7
##
## Number of authors per document:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      1.00    2.00   3.00    3.24    4.00    8.00
##
## Number of documents per author:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      1.00    1.00   1.00    2.06    2.00   29.00
##
## Number of times cited:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      0.0      1.0     3.0     10.9     9.0  1139.0
##
## Indexes:
## H G
## 24 54
##
## Top Categories:
##                               Documents
## Mathematics, Interdisciplinary Applications        134
## Mathematics, Applied                            130
## Statistics & Probability                       121
## Mathematics                                      77
## Engineering, Multidisciplinary                  64
## Mechanics                                         59
## Computer Science, Interdisciplinary Applications 45
## Computer Science, Artificial Intelligence        20
## Social Sciences, Mathematical Methods           17
## Automation & Control Systems                  16
## Others                                            183
##
## Top Areas:
##                               Documents
## Mathematics                                     389
## Computer Science                                69
## Engineering                                     69

```

```

## Mechanics 59
## Physics 22
## Chemistry 17
## Mathematical Methods In Social Sciences 17
## Automation & Control Systems 16
## Instruments & Instrumentation 16
## Business & Economics 15
## Others 82
##
## Top Journals:
##          Documents
## Comput. Meth. Appl. Mech. Eng. 29
## J. Math. Anal. Appl. 11
## Chemometrics Intell. Lab. Syst. 11
## Rev. Int. Metod. Numer. Calc. Dise. 11
## J. Comput. Appl. Math. 10
## Comput. Stat. Data Anal. 9
## Appl. Numer. Math. 9
## Int. J. Numer. Methods Fluids 9
## Int. J. Numer. Methods Eng. 8
## J. Nonparametr. Stat. 8
## Others 274
##
## Top Countries:
##          Documents
## Spain 389
## USA 49
## France 32
## Italy 13
## Mexico 11
## UK 11
## Germany 10
## Canada 8
## China 8
## Belgium 7
## Others 52

```

B.3.2 Sumario por años summary_year()

```

res2 <- summary_year(db)
res2

##
## Annual Scientific Production:
##          Documents

```

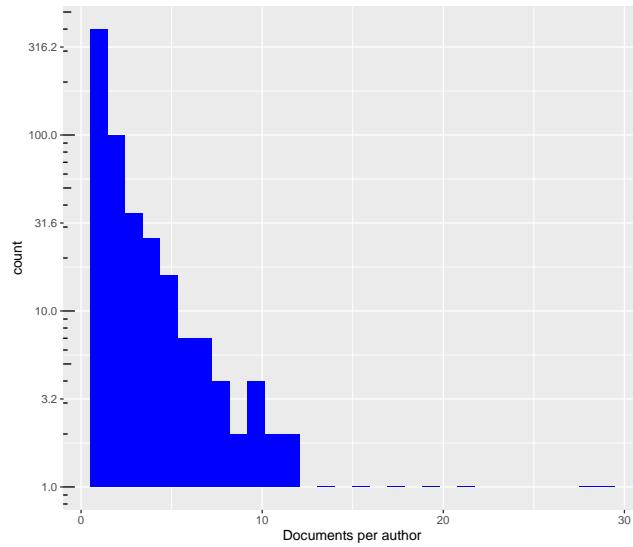
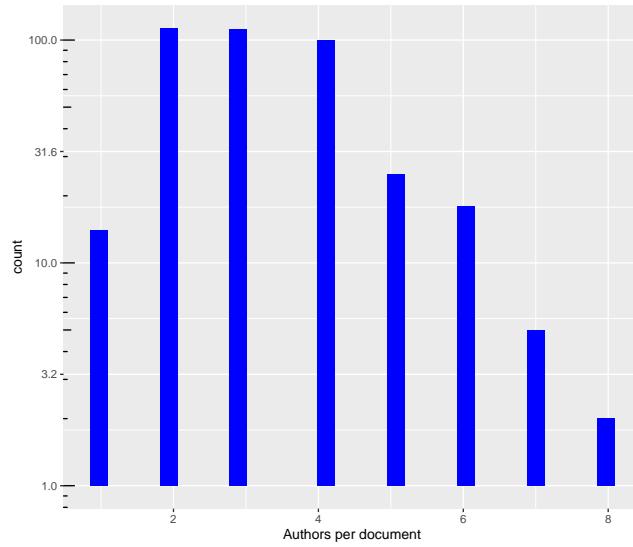
```
## 2008      42
## 2009      28
## 2010      40
## 2011      37
## 2012      44
## 2013      40
## 2014      38
## 2015      39
## 2016      47
## 2017      34
##
## Annual Authors per Document:
##
##          Avg Median
## 2008 2.8810   3.0
## 2009 3.3214   3.0
## 2010 3.3500   3.0
## 2011 3.3784   3.0
## 2012 2.8182   2.5
## 2013 3.3750   3.0
## 2014 3.2368   3.0
## 2015 3.0513   3.0
## 2016 3.5745   3.0
## 2017 3.4706   3.0
##
## Annual Times Cited:
##
##          Cites      Avg Median
## 2008    755 17.9762   5.0
## 2009    265  9.4643   6.0
## 2010    410 10.2500   5.0
## 2011   1422 38.4324   5.0
## 2012    335  7.6136   3.5
## 2013    271  6.7750   4.0
## 2014    336  8.8421   3.5
## 2015    215  5.5128   2.0
## 2016    192  4.0851   2.0
## 2017     55  1.6176   1.0
```

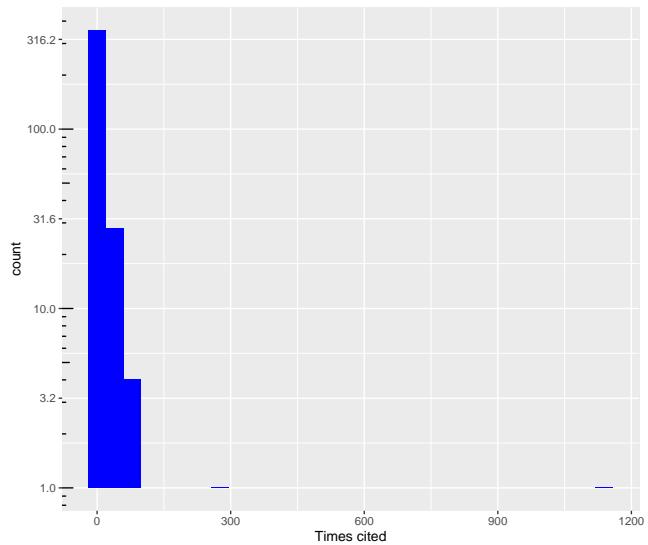
B.4 Gráficos

Se emplea la librería `ggplot2`...

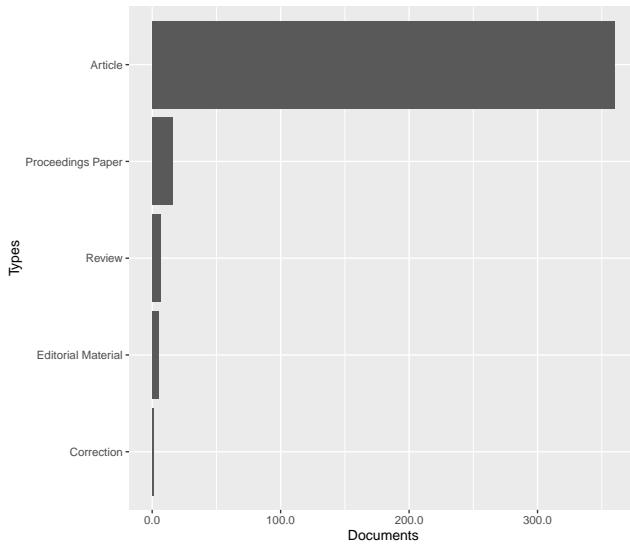
```
plot(db)
```

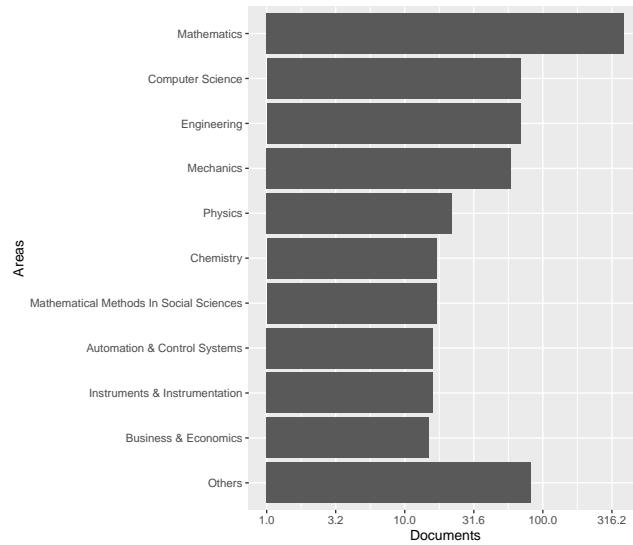
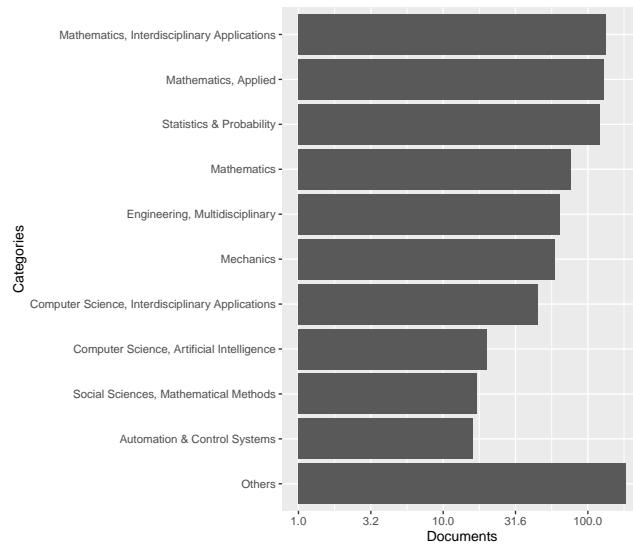
B.4.1 Gráficos de la base de datos plot.wos.db()

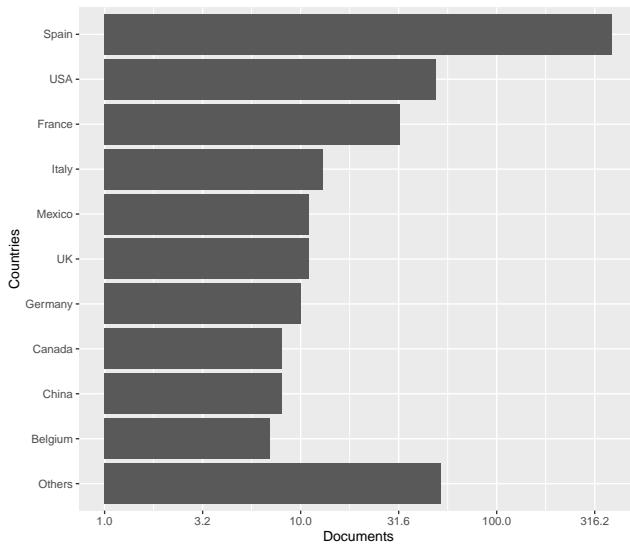
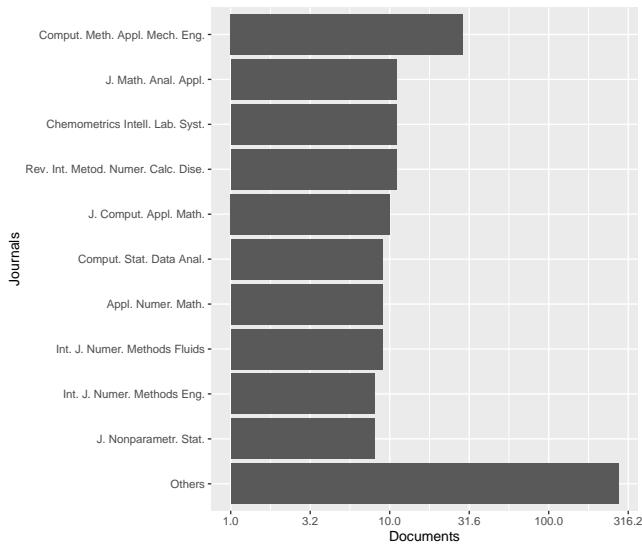




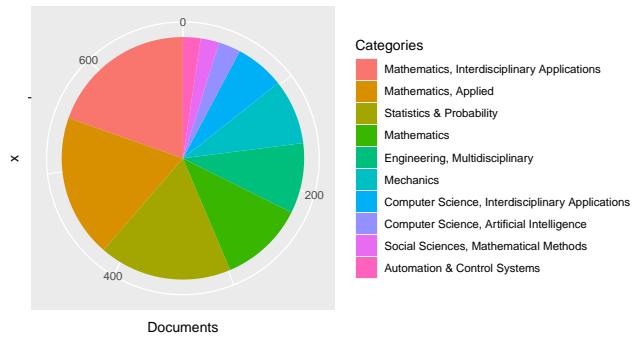
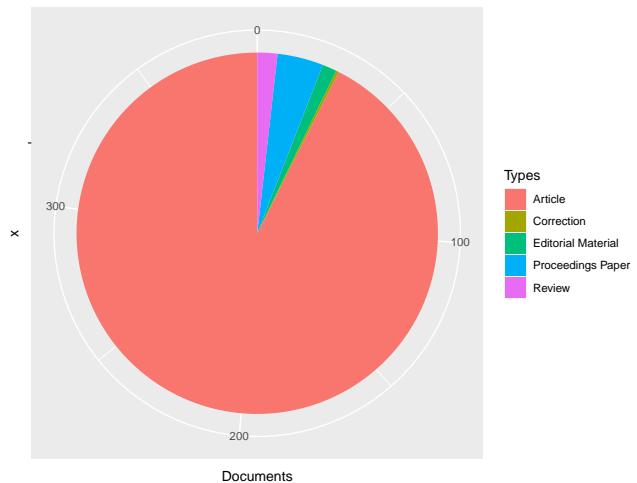
```
plot(res1)
```

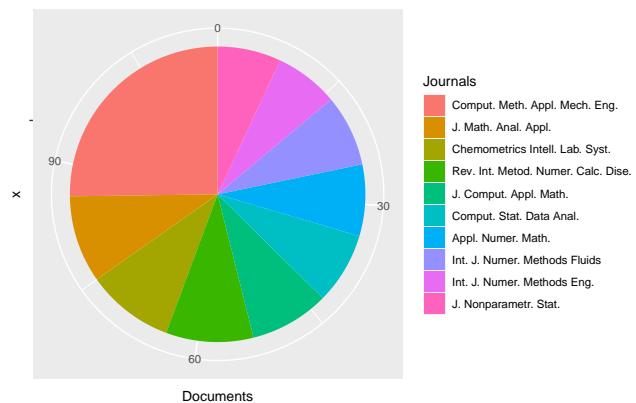
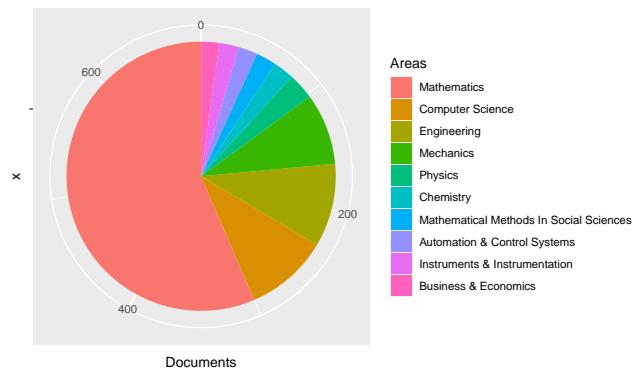


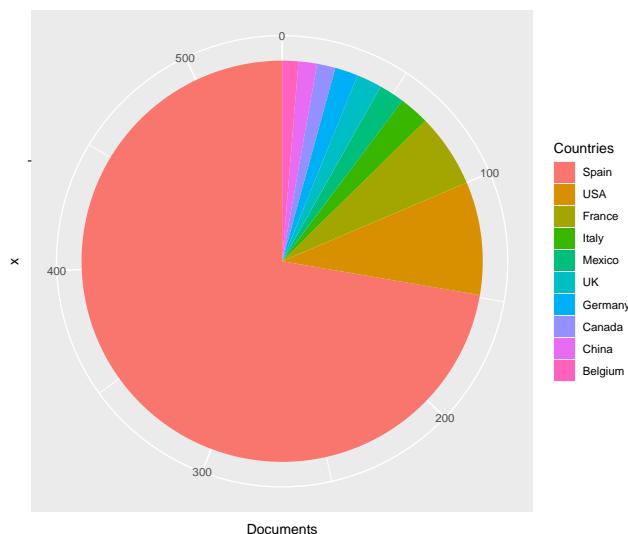




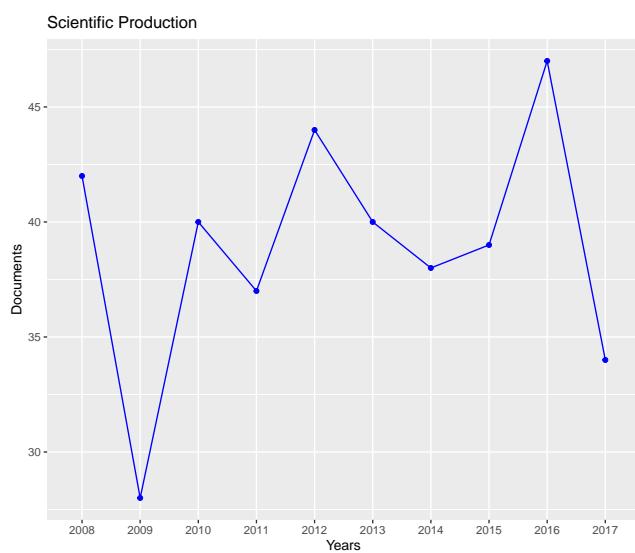
```
plot(res1, pie = TRUE)
```

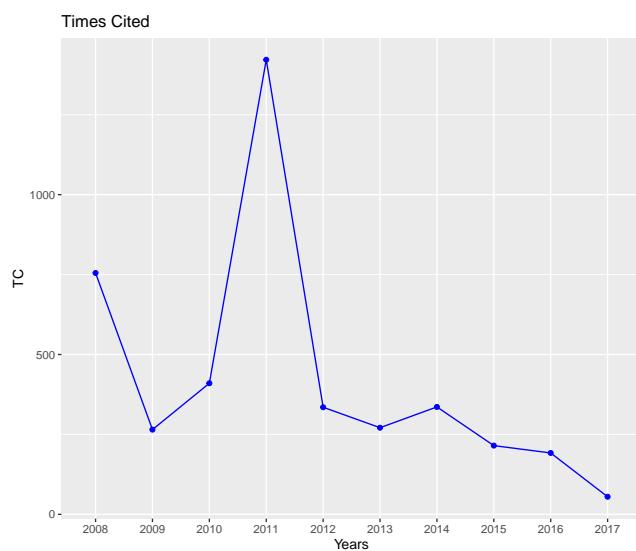
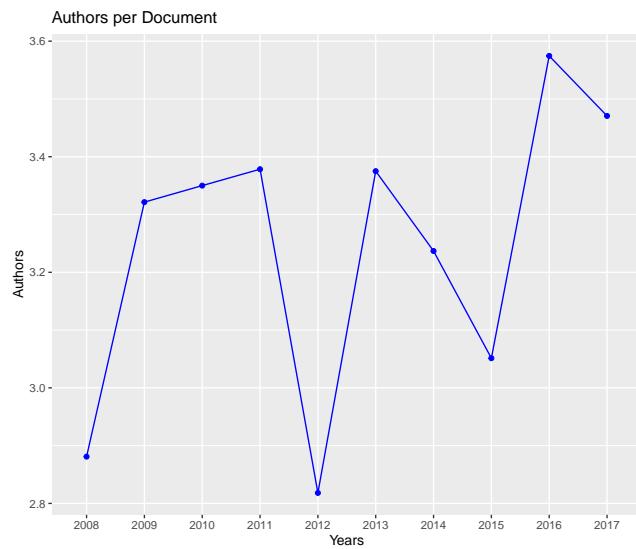




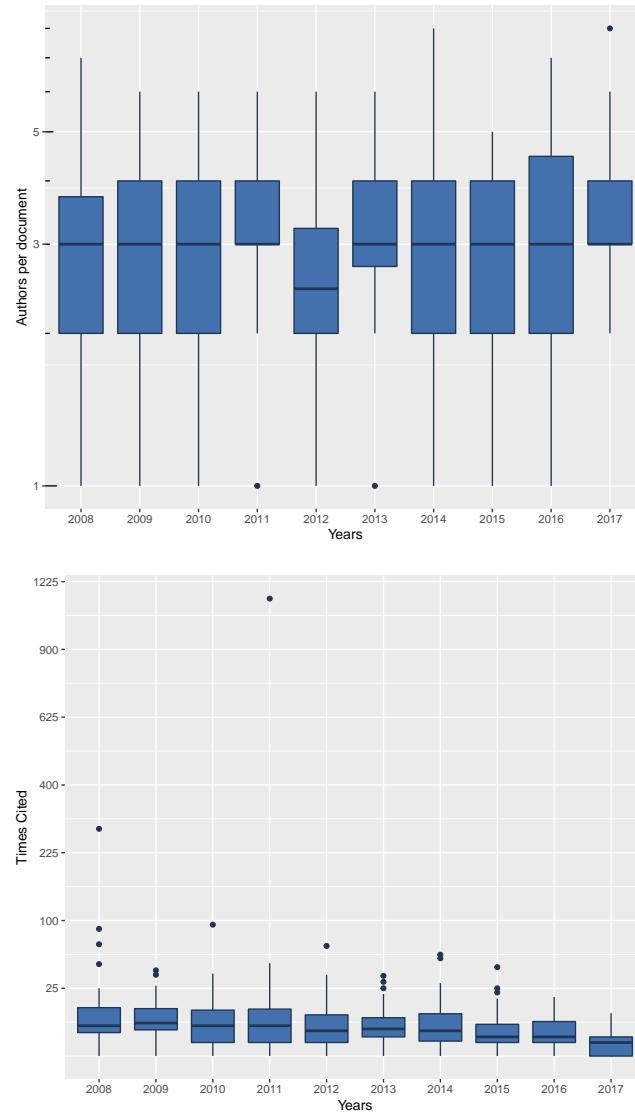


```
plot(res2)
```





```
plot(res2, boxplot = TRUE)
```



B.5 Filtrado

Se combinan las funciones `get.id<Tabla>()` (se puede emplear cualquier variable de la correspondiente tabla; multiple conditions are combined with `&`, see e.g. `dplyr::filter()`) con la función `get.idDocs()`.

B.5.1 Funciones get

- `get.idAuthors()`: buscar id (códigos) de autores

Buscar un autor concreto:

```
idAuthor <- get.idAuthors(db, AF == "Cao, Ricardo")
idAuthor

## Cao, Ricardo
##           16
```

Buscar en nombres de autores:

```
idAuthors <- get.idAuthors(db, grepl('Cao', AF))
idAuthors

##          Cao, Ricardo Cao-Rial, Maria Teresa
##           16                  69
```

- `get.idAreas()`: Devuelve códigos de las áreas

```
get.idAreas(db, SC == 'Mathematics')

## Mathematics
##           16

get.idAreas(db, SC == 'Mathematics' | SC == 'Computer Science')

## Computer Science      Mathematics
##           7              16
```

- `get.idCategories()`: códigos de las categorías

```
get.idCategories(db, grepl('Mathematics', WC))

##                               Mathematics
##                               28
##          Mathematics, Applied
##                               29
## Mathematics, Interdisciplinary Applications
##                               30
```

- `get.idJournals()` códigos de las revistas

```
ijss <- get.idJournals(db, SO == 'JOURNAL OF STATISTICAL SOFTWARE')
ijss

## JOURNAL OF STATISTICAL SOFTWARE
##           134

knitr::kable(db$Journals[ijss, ], caption = "JSS")

get.idJournals(db, JI == 'J. Stat. Softw. ')

## JOURNAL OF STATISTICAL SOFTWARE
##           134
```

Tabla B.1: JSS

	idj	SO	SE	BS	LA	PU
2796	134	JOURNAL OF STATISTICAL SOFTWARE			English	JOURNAL STATIS

B.5.2 Obtener documentos (de autores, revistas, ...)

Los indices anteriores se pueden combinar en `get.idDocs()`

```
idocs <- get.idDocs(db, idAuthors = idAuthor)
idocs
```

```
## [1] 10 16 23 33 40 56 128 183 187 196 210 220 269 286 295 312 315 332 340
## [20] 346 347 350 359 362 372 375 384 385
```

Los índices de documentos se pueden utilizar como filtro p.e. en `summary.wos.db()`.

B.5.3 Sumarios filtrados

Obtener sumario de autores:

```
summary(db, idocs)

## Number of documents: 28
## Authors: 40
## Period: 2008 - 2017
##
## Document types:
##                               Documents
## Article                      26
## Editorial Material           1
## Proceedings Paper             1
##
## Number of authors per document:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      2.00   2.00   3.00   3.14   4.00   6.00
##
## Number of documents per author:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      1.0    1.0    1.0    2.2    2.0    28.0
##
## Number of times cited:
##      Min. 1st Qu. Median     Mean 3rd Qu.    Max.
##      0.00   1.00   2.00   3.25   4.25   14.00
##
## Indexes:
## H G
```

```

## 5 7
##
## Top Categories:
##                                     Documents
## Statistics & Probability           26
## Mathematics, Interdisciplinary Applications   4
## Computer Science, Interdisciplinary Applications 3
## Economics                           2
## Mathematical & Computational Biology    2
## Social Sciences, Mathematical Methods    2
## Automation & Control Systems          1
## Biochemistry & Molecular Biology       1
## Biology                             1
## Business, Finance                   1
## Others                             4
##
## Top Areas:
##                                     Documents
## Mathematics                         28
## Computer Science                   4
## Business & Economics               2
## Mathematical & Computational Biology 2
## Mathematical Methods In Social Sciences 2
## Automation & Control Systems        1
## Biochemistry & Molecular Biology     1
## Chemistry                            1
## Instruments & Instrumentation      1
## Life Sciences & Biomedicine - Other Topics 1
## Others                             1
##
## Top Journals:
##                                     Documents
## J. Nonparametr. Stat.                 4
## Comput. Stat. Data Anal.             3
## Comput. Stat.                        3
## Ann. Inst. Stat. Math.               2
## Test                                2
## Stat. Neerl.                          1
## J. Multivar. Anal.                  1
## J. Time Ser. Anal.                  1
## Stat. Probab. Lett.                 1
## J. Appl. Stat.                        1
## Others                             9
##
## Top Countries:
##                                     Documents

```

```
## Spain      28
## Belgium    6
## France     2
## Germany    2
## Argentina   1
## Canada     1
## India       1
## Mexico      1
## Norway      1
```

Obtener sumario de autores por años:

```
summary_year(db, idocs)
```

```
##
## Annual Scientific Production:
##
##      Documents
## 2008      7
## 2009      4
## 2010      4
## 2011      1
## 2012      2
## 2013      3
## 2014      1
## 2016      2
## 2017      4
##
## Annual Authors per Document:
##
##          Avg Median
## 2008 2.4286   2.0
## 2009 3.7500   3.5
## 2010 3.5000   3.5
## 2011 4.0000   4.0
## 2012 3.0000   3.0
## 2013 3.6667   4.0
## 2014 2.0000   2.0
## 2016 2.5000   2.5
## 2017 3.5000   3.5
##
## Annual Times Cited:
##
##      Cites      Avg Median
## 2008    42 6.0000   6.0
## 2009    20 5.0000   3.0
## 2010     9 2.2500   2.0
```

```
## 2011     1 1.0000 1.0
## 2012     1 0.5000 0.5
## 2013     8 2.6667 2.0
## 2014     4 4.0000 4.0
## 2016     3 1.5000 1.5
## 2017     3 0.7500 0.5
```

B.6 Indices de autores

Obtener índices de múltiples autores

```
TC.authors(db, idAuthors)
```

```
##                               H G
## Cao, Ricardo             5 7
## Cao-Rial, Maria Teresa 1 1
```


Apéndice C

El paquete CITAN

The practical usability of the CITation ANalysis package for R statistical computing environment, is shown. The main aim of the software is to support bibliometrists with a tool for preprocessing and cleaning bibliographic data retrieved from SciVerse Scopus and for calculating the most popular indices of scientific impact.

<https://cran.r-project.org/web/packages/CITAN/index.html>

<https://cran.r-project.org/web/packages/CITAN/CITAN.pdf>

<https://github.com/gagolews/CITAN>

<https://www.gagolewski.com/publications/2011citan.pdf>

```
library(CITAN)
```

```
## Loading required package: agop
## Loading required package: RSQLite
## Loading required package: RGtk2
```

Emplea el paquete **RSQLite**.

Sin embargo, la función **Scopus_ReadCSV()** produce un error en Windows. Para corregirlo:

```
# Session > Set Working Directory > To Source...
source("datos/citan/Scopus_ReadCSV2.R")
```

C.1 Creación de la base de datos

Se generará el archivo:

```
dbfilename <- "data/citan/UDC2015.db"
```

C.1.1 Primera ejecución: Creación del modelo de DB

Creación del archivo de BD vacío:

```
conn <- lbsConnect(dbfilename)
```

```
## Warning in lbsConnect(dbfilename): Your Local Bibliometric Storage is
## empty. Use lbsCreate(...) to establish one.
```

Creación del esquema con lbsCreate():

```
lbsCreate(conn)
```

```
## Warning: RSQLite:::dbGetInfo() is deprecated: please use individual metadata
## functions instead
```

```
## Creating table 'Biblio_Categories'... Done.
## Creating table 'Biblio_Sources'... Done.
## Creating index for 'Biblio_Sources'... Done.
## Creating table 'Biblio_SourcesCategories'... Done.
## Creating table 'Biblio_Documents'... Done.
## Creating table 'Biblio_Citations'... Done.
## Creating table 'Biblio_Surveys'... Done.
## Creating table 'Biblio_DocumentsSurveys'... Done.
## Creating table 'Biblio_Authors'... Done.
## Creating table 'Biblio_AuthorsDocuments'... Done.
## Creating view 'ViewBiblio_DocumentsSurveys'... Done.
## Creating view 'ViewBiblio_DocumentsCategories'... Done.
## Your Local Bibliometric Storage has been created.
## Perhaps now you may wish to use Scopus_ImportSources(...) to import source inform
## [1] TRUE
```

Importar información de Scopus (descargada previamente...) con la función Scopus_ImportSources() (código):

```
Scopus_ImportSources(conn) # Cuidado con el tiempo de CPU...
```

```
## Importing Scopus ASJC codes... Done, 334 records added.
## Importing Scopus source list...

## Warning in doTryCatch(return(expr), name, parentenv, handler): No ASJC @
## row=510.

## Warnings... __TRUNCATED__
```

```
## Done, 30787 of 30794 records added; 55297 ASJC codes processed.
## Note: 7 records omitted @ rows=13847,15526,16606,17371,19418,24419,29365.

## [1] TRUE
```

C.1.2 Incorporar nuevos datos

Con la función `Scopus_ReadCSV()` se produce un error en Windows:

```
data <- Scopus_ReadCSV("udc_2015.csv")

## Error in Scopus_ReadCSV("udc_2015.csv") : Column not found: `Source'.
```

Empleando la versión modificada:

```
data <- Scopus_ReadCSV2("udc_2015.csv")
```

Añadir los documentos a la base de datos:

```
lbsImportDocuments(conn, data)

## Importing documents and their authors... Importing 1324 authors... 1324 new authors added.

## Warning in .lbsImportDocuments_Add_IdSource(conn, record$SourceTitle, :
## no source with sourceTitle='Quaternary Science Reviews' found for record
## 10. Setting IdSource=NA.

## Warnings... __TRUNCATED__

## Done, 363 of 363 new records added to Default survey/udc_2015.csv.
```

```
## [1] TRUE
```

Se podría añadir una descripción para trabajar con distintos grupos de documentos:

```
lbsImportDocuments(conn, data, "udc_2015")
```

C.2 Extraer información de la BD

En siguientes ejecuciones bastará con conectar con la BD

```
conn <- lbsConnect(dbfilename)
```

C.2.1 Estadísticos descriptivos

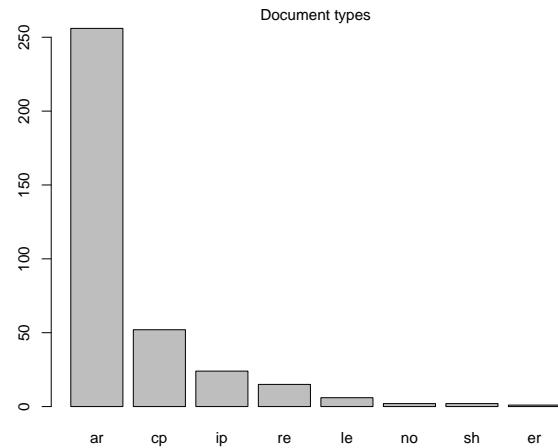
```
lbsDescriptiveStats(conn)
```

## Number of sources in your LBS:	30787
-----------------------------------	-------

```

## Number of documents in your LBS:      363
## Number of author records in your LBS: 1324
## Number of author groups in your LBS:   1
## Number of ungrouped authors in your LBS: 1324
##
## You have chosen the following data restrictions:
## Survey:          <ALL>.
## Document types: <ALL>.
##
## Surveys:
##   surveyDescription DocumentCount
## 1  Default survey           363
## * Note that a document may belong to many surveys/files.

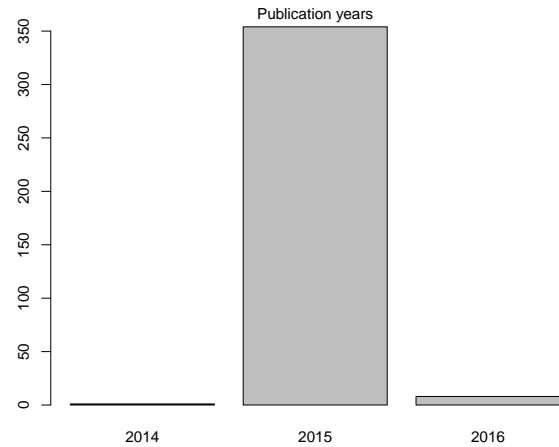
```



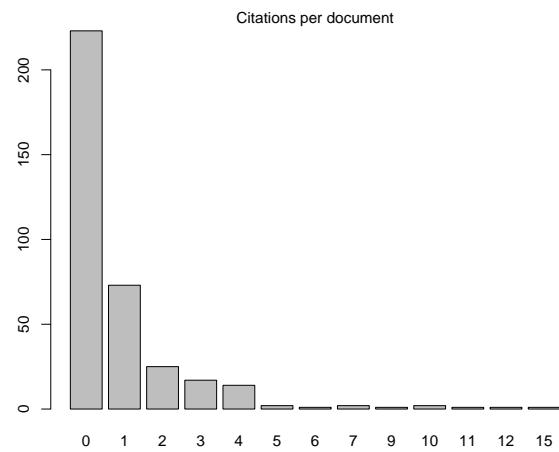
```

## Document types:
##
##   ar  cp  ip  re  le  no  sh  er
##   256 52  24  15  6   2   2   1

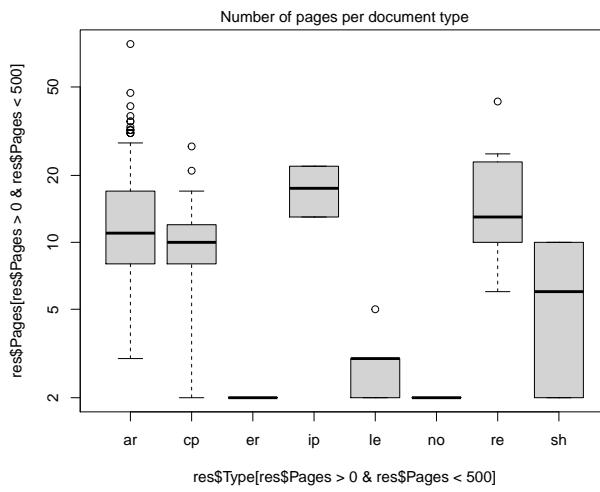
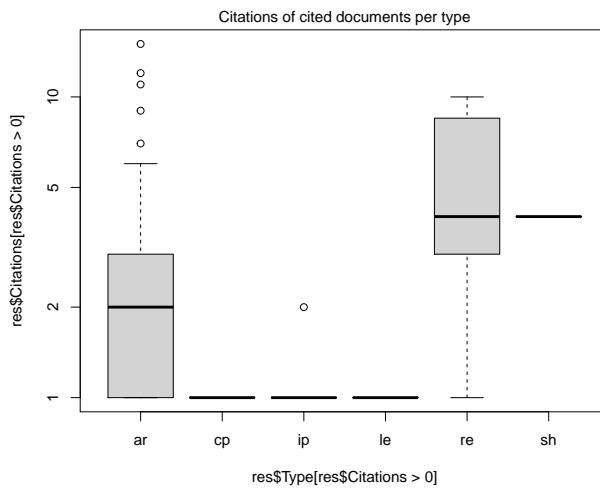
```

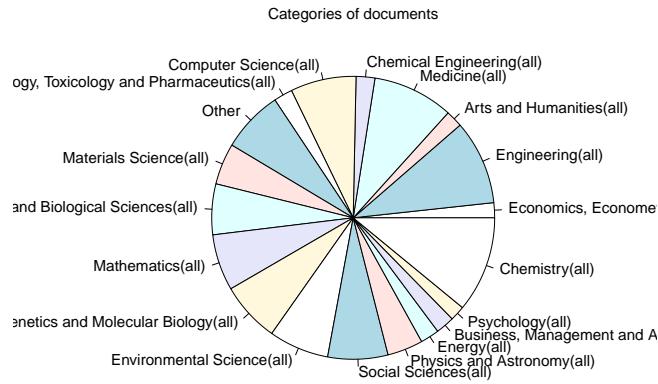


```
## Publication years:  
##  
## 2014 2015 2016  
##     1   354    8
```



```
## Citations per document:  
##  
## 0 1 2 3 4 5 6 7 9 10 11 12 15  
## 223 73 25 17 14 2 1 2 1 2 1 1 1
```





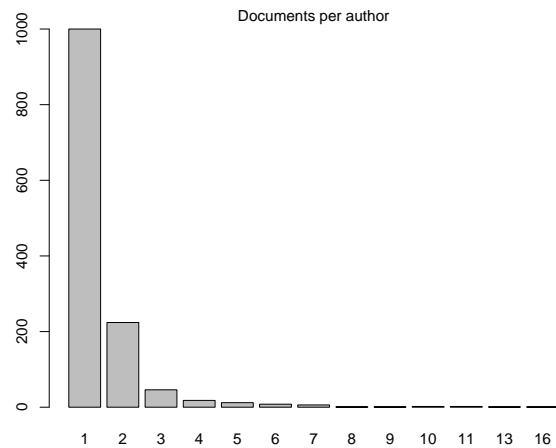
```

## Categories of documents:
##          Economics, Econometrics and Finance(all)      8
##          Engineering(all)                            45
##          Arts and Humanities(all)                   9
##          Medicine(all)                            43
##          Chemical Engineering(all)                10
##          Computer Science(all)                  35
##          Pharmacology, Toxicology and Pharmaceutics(all) 10
##          Other                                    33
##          Materials Science(all)                  22
##          Agricultural and Biological Sciences(all) 27
##          Mathematics(all)                         30
##          Biochemistry, Genetics and Molecular Biology(all) 32
##          Environmental Science(all)                32
##          Social Sciences(all)

```

```

##                               32
## Physics and Astronomy(all) 19
##                               10
## Energy(all)                10
## Business, Management and Accounting(all) 10
## Psychology(all)             8
## Chemistry(all)               51
##
```



```

## Documents per author:
##
##   1    2    3    4    5    6    7    8    9    10   11   13   16
## 1000  224   46   18   12    8    6    1    1    2    2    1    1

```

C.2.2 Otra información

Se puede obtener información acerca de los documentos producidos y las citas recibidas correspondientes a cada autor:

```
citseq <- lbsGetCitations(conn)
```

```

## Data set restrictions:
## Survey:          <ALL>.
## Document types: <ALL>.
##
## Creating citation sequences... OK, 1322 of 1322 records read.

```

```
# citseq <- lbsGetCitations(conn, surveyDescription="udc_2015")
```

Número de autores

```
length(citseq)
```

```
## [1] 1322
```

```
head(names(citseq))
```

```
## [1] "LÓPEZ-GARCÍA X." "MARWAH S." "OTERO T.P."
```

```
## [4] "IGLESIAS M.P." "GONZÁLEZ-RIVAS D." "BARROS CASTRO J."
```

```
citseq[[4]]
```

```
## 229 11
```

```
## 1 0
```

```
## attr(,"IdAuthor")
```

```
## [1] 4
```

Se pueden seleccionar autores:

```
id <- lbsSearchAuthors(conn, c("Cao R.", "Naya S.", "Naya-Fernandez S."))
id
```

```
## [1] 46 1193
```

Obtener las citas de los trabajos de los autores seleccionados:

```
citseq2 <- lbsGetCitations(conn, idAuthors=id)
```

```
## Data set restrictions:
```

```
## Survey: <ALL>.
```

```
## Document types: <ALL>.
```

```
##
```

```
## Creating citation sequences... OK, 2 of 2 records read.
```

```
length(citseq2)
```

```
## [1] 2
```

Obtener los documentos relativos a los autores seleccionados:

```
id_re <- lbsSearchDocuments(conn, idAuthors=id)
```

Obtener información acerca de los documentos:

```
info_re <- lbsGetInfoDocuments(conn, id_re)
```

```
info_re
```

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

```
## IdDocument: 16
```

```
## AlternativeId: 2-s2.0-84947552209
```

```

## Title: Lifetime estimation applying a kinetic model based on the generalized
## BibEntry: Journal of Thermal Analysis and Calorimetry,2015,122,3,,1203,1212
## Year: 2015
## Type: Article
## Citations: 0
## Authors: NAYA S./46/NA, ÁLVAREZ A./518/NA, LÓPEZ-BECEIRO J./565/NA, GARCÍA-PAL
##
## [[2]]
## IdDocument: 98
## AlternativeId: 2-s2.0-84928890357
## Title: Bootstrap testing for cross-correlation under low firing activity
## BibEntry: Journal of Computational Neuroscience,2015,38,3,,577,587
## Year: 2015
## Type: Article
## Citations: 1
## Authors: ESPINOSA N./779/NA, MARIÑO J./832/NA, CUDEIRO J./1096/NA, CAO R./119
##
## [[3]]
## IdDocument: 127
## AlternativeId: 2-s2.0-84939982743
## Title: Classification of wood using differential thermogravimetric analysis
## BibEntry: Journal of Thermal Analysis and Calorimetry,2015,120,1,,541,551
## Year: 2015
## Type: Article
## Citations: 0
## Authors: NAYA S./46/NA, LÓPEZ-BECEIRO J./565/NA, TARRÍO-SAAVEDRA J./631/NA, F

```

Obtener las citas de cada documento:

```
cit_re <- sapply(info_re, function(x) x$Citations)
```

```
cit_re
```

```
## [1] 0 1 0
```

etc...

El último paso será desconectar la BD...

C.3 Cerrar conexión

```
lbsDisconnect(conn)
```

Apéndice D

Introducción al Aprendizaje Estadístico

D.1 Data Science

Data Science: Data Mining, Machine Learning, Statistical Learning, Knowledge Discovery, Business Intelligence, ...

- El conjunto de herramientas para entender y modelizar conjuntos (complejos) de datos.
- El proceso de construir modelos a partir de los datos para aprender y predecir.
- El proceso de descubrir patrones y obtener conocimiento a partir de grandes conjuntos de datos (*big data*).
- El arte y la ciencia del análisis inteligente de los datos.
- Multidisciplinar, con importantes aportaciones estadísticas e informáticas.

D.1.1 Ventajas e inconvenientes

Ventajas:

- Flexibilidad (hay menos suposiciones sobre los datos).
- Adecuado para big data.

Inconvenientes:

- Algunos métodos son poco interpretables.
- Pueden aparecer problemas de sobreajuste.

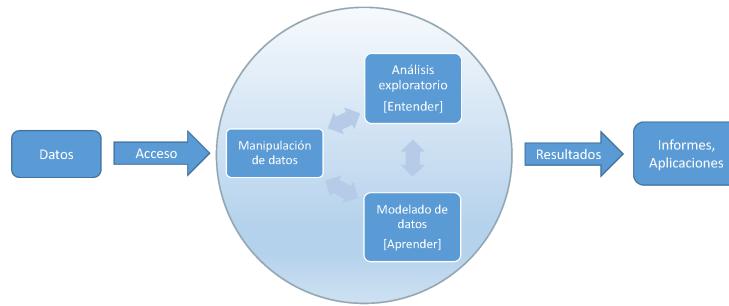


Figura D.1: Etapas del proceso

- Mayores problemas al extrapolar e interpolar.

La idea es “dejar hablar a los datos” y no “encorsetarlos” a priori, dándoles mayor peso que a los modelos.

CUIDADO: los datos no sustituyen a la población (pueden presentar grandes sesgos, la información disponible puede no ser representativa de la población).

“The sheer volume of data would obviate the need of theory and even scientific method” — Chris Anderson, físico y periodista, 2008

D.2 Métodos de aprendizaje estadístico

- Aprendizaje no supervisado: Métodos exploratorios (sin variable respuesta). El objetivo principal es entender las relaciones y estructura de los datos.
 - Análisis descriptivo
 - Métodos de reducción de la dimensión (análisis de componentes principales, análisis factorial,...)
 - Clúster
 - Detección de datos atípicos
- Aprendizaje supervisado: Métodos predictivos (con variable respuesta). El objetivo principal es la construcción de modelos, principalmente para predecir. Dependiendo del tipo de variable respuesta:
 - Clasificación: cualitativa
 - Regresión: numérica

D.2.1 Métodos (de aprendizaje supervisado):

Métodos de Clasificación:

- Análisis discriminante (lineal, cuadrático), Regresión logística, multinomial, ...
- Árboles de decisión, *bagging, random forest, boosting*
- *Support vector machines* (SVM)

Métodos de regresión:

- Modelos lineales:
 - Regresión lineal: `lm()`, `lme()`, `biglm`, ...
 - Regresión lineal robusta: `MASS::rlm()`, ...
 - Métodos de regularización (Ridge regression, Lasso): `glmnet`, ...
- Modelos lineales generalizados: `glm()`, `bigglm`, ...
- Modelos paramétricos no lineales: `nls()`, `nlme`, ...
- Regresión local (métodos de suavizado): `loess()`, `KernSmooth`, `sm`, `np`, ...
- Modelos aditivos generalizados (GAM): `mgcv`, `gam`, ...
- Árboles de decisión, Random Forest, Boosting: `rpart`, `randomForest`, `xgboost`, ...
- Redes neuronales: `nnet`, ...

Paquetes con entornos gráficos (datos en memoria):

- R-Commander + FactoMineR: `Rcmdr`, `RcmdrPlugin.FactoMineR`
- Rattle: `rattle`

D.2.2 Construcción y evaluación de los modelos

El procedimiento habitual es particionar la base de datos en 2 (o incluso en 3) conjuntos:

- Conjunto de datos de aprendizaje para construir los modelos
- Conjunto de datos de (test) validación para (afinar) evaluar el rendimiento de los modelos

Alternativas: validación cruzada, bagging (bootstrap de las observaciones)

En el caso de grandes conjuntos de datos las aproximaciones más empleadas son:

- Submuestreo: la idea es que a partir de un cierto número de observaciones el incremento en la precisión es relativamente pequeño¹.

¹El error de estimación suele ser de orden $n^{-1/2}$ o superior, incrementar cuatro veces el número de datos disminuye el error de estimación a la mitad o menos

- Computación paralela/distribuida:
 - Resumir (paralela/distribuida) -> Combinar -> Modelar
 - Modelar (paralela/distribuida) -> Combinar
 - Se puede implementar mediante un sistema *MapReduce* (Hadoop): los datos se procesan de forma distribuida mediante *Mappers* y los resultados se combinan mediante *Reducers*.

D.2.3 Matriz de confusión

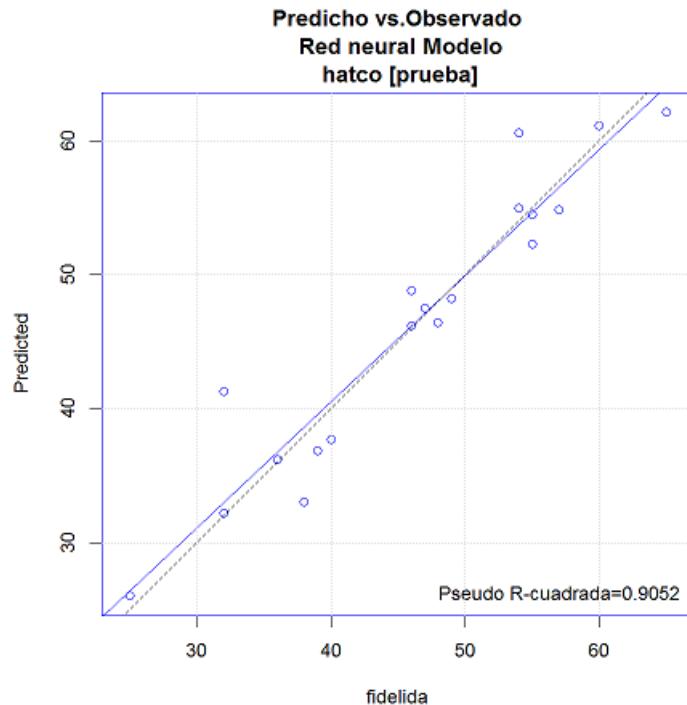
Para estudiar la eficiencia de un método de clasificación supervisada se evalúa el modelo en el conjunto de datos de validación y se genera una tabla de contingencia con las predicciones (columnas) frente a los valores reales (filas).

Observado\Predicción	Positivo	Negativo
Verdadero	Verdadero positivo	Falso negativo
Falso	Falso positivo	Verdadero negativo

A partir de esta tabla se pueden estimar las tasas de falsos y verdaderos negativos y positivos (caso de dos categorías).

D.2.4 Predicciones frente a observado

Para estudiar la eficiencia de un método de regresión se evalúa el modelo en el conjunto de datos de validación y se comparan las predicciones frente a los valores reales



- Las predicciones deberían estar próximas a los valores reales $y = x$, en azul.
- El pseudo R-cuadrado (el cuadrado de la correlación entre las predicciones y los valores observados, que se corresponde con la línea discontinua) debería ser próximo a 1.

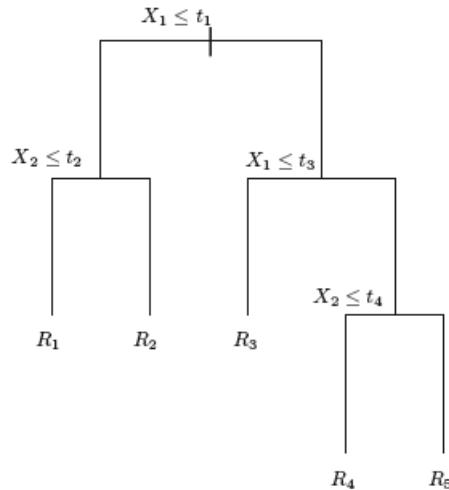
D.3 Arboles de decisión

Métodos simples y fácilmente interpretables.

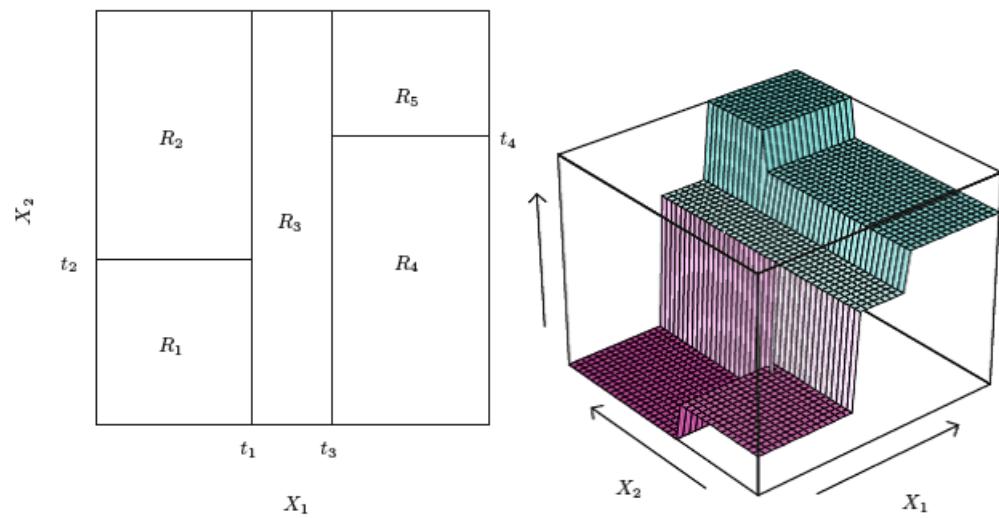
- Técnica clásica de aprendizaje automático (computación).
- Válidos también para regresión.

Se segmentan los valores de las variables explicativas de forma recursiva.

- Se consideran particiones binarias.
- El conjunto de reglas de partición se puede resumir en un árbol.



La predicción será el valor más frecuente (la media en regresión) en el nodo terminal.



Construcción del arbol:

- De forma recursiva se realizan particiones binarias.
 - En cada partición se trata de mejorar la información sobre la respuesta.
 - * El indice de Gini es una medida de la varianza total en los grupos (mide si hay mucha o poca igualdad dentro de los grupos).
 - Se crece el arbol hasta que cada nodo terminal tiene menos de un número mínimo de observaciones.

- Se poda el árbol considerando una función de costo basada en la complejidad.
 - Evita problemas de sobreajuste, selección de variables explicativas...
 - Se suele emplear **validación cruzada**.

D.4 Bagging y Boosting

Bagging y Boosting son procedimientos generales para la reducción de la varianza de un método estadístico de aprendizaje.

- Se trata de combinar métodos de clasificación sencillos para obtener un método de clasificación muy potente (y robusto).
- Muy empleados con árboles de decisión.
 - Se crecen muchos árboles que luego se combinan para producir predicciones por consenso.

D.4.1 Bagging o agregación Bootstrap

- Se remuestrea repetidamente el conjunto de datos de entrenamiento.
 - Con cada conjunto de datos (bag) se entrena un modelo.
- Las predicciones se obtienen promediando las predicciones de los modelos (la decisión mayoritaria en el caso de clasificación).
- Se puede estimar la precisión de las predicciones con el error OOB (out-of-bag).

D.4.2 Bosques Aleatorios

Los Bosques Aleatorios son una ligera modificación del bagging para el caso de árboles de decisión.

- Además de en las observaciones se induce aleatoriedad en las variables.
- Para evitar dependencias, los posibles predictores se seleccionan al azar en cada partición (e.g. $m = \sqrt{p}$).
- No es necesario podar los árboles.

Estos métodos dificultan la interpretación.

- Se puede medir la importancia de las variables (índices de importancia).
 - Por ejemplo, para cada árbol se suman las reducciones en el índice de Gini correspondientes a las divisiones de un predictor y posteriormente se promedian los valores de todos los árboles.

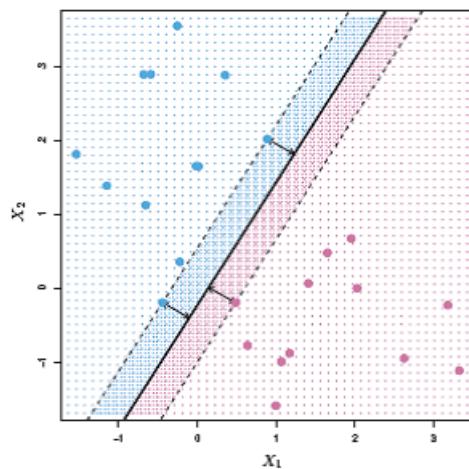
D.4.3 Boosting

- La idea es hacer un “aprendizaje lento”.
- Los arboles se crecen de forma secuencial, se trata de mejorar la clasificación anterior.
 - Se utilizan arboles pequeños (en general clasificadores débiles).
- Se puede pensar que se ponderan las observaciones iterativamente, se asigna más peso a las que resultaron más difíciles de clasificar.
- El modelo final es un modelo aditivo (media ponderada de los árboles).

D.5 Support vector machines (SVM)

Este método es una generalización del denominado **clasificador de máximo margen**.

- Si las clases se pueden separar linealmente, se escoge el hiperplano con el mayor margen entre las clases.

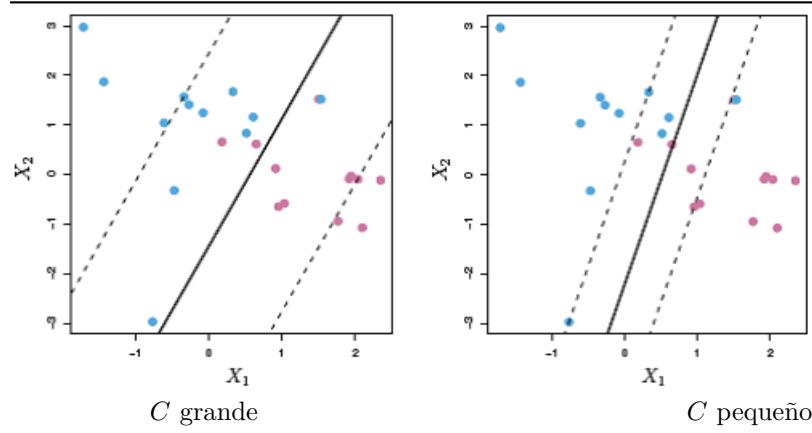


Los puntos que determinan el margen (y el hiperplano) se denominan vectores de soporte.

En el caso de que las categorías no sean linealmente separables, se busca un clasificador de “margen débil”, denominado **clasificador de soporte vectorial**.

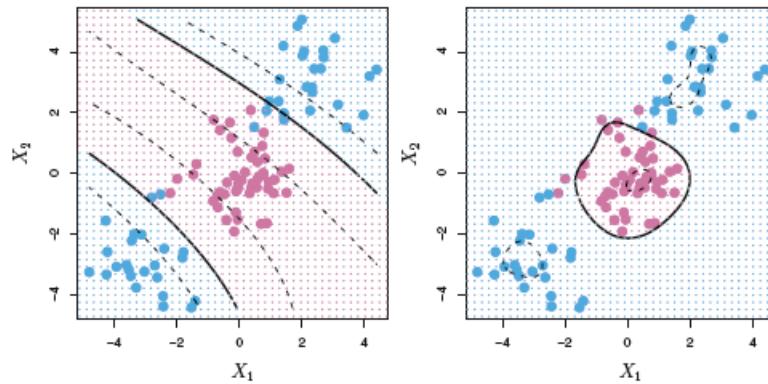
- Más robusto frente a observaciones individuales.
- Mejor clasificación de la mayoría de las observaciones de entrenamiento.

Se incluye un parámetro adicional C que permite la mala clasificación de algunas observaciones.



En ciertos casos una frontera lineal no es adecuada.

- Se transforman las variables explicativas de forma que se puedan separar las clases: **maquinas de soporte vectorial (SVM)**.
- Se consideran núcleos polinómicos, radiales, ...



D.6 Modelos lineales (generalizados)

Los modelos lineales suponen que la función de regresión es lineal:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

El efecto de las variables explicativas sobre la respuesta es simple (proporcional a su valor), por lo que son muy fáciles de interpretar.

Los modelos lineales generalizados son una extensión de los modelos lineales para el caso de que la distribución condicional de la variable respuesta no sea normal (por ejemplo discreta: Bernouilli, Binomial, Poisson, ...).

En los modelo lineales se supone que:

$$E(Y|\mathbf{X}) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p$$

En los modelos lineales generalizados se introduce una función invertible g , denominada función enlace (o link):

$$g(E(Y|\mathbf{X})) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p$$

Cuando se dispone de un conjunto grande de posibles variables explicativas suele ser especialmente importante determinar cuales de estas deberían ser incluidas en el modelo de regresión. Si alguna de las variables no contiene información relevante sobre la respuesta no se debería incluir (se simplificaría la interpretación del modelo, aumentaría la precisión de la estimación y se evitarían problemas como la multicolinealidad). Se trataría entonces de conseguir un buen ajuste con el menor número de variables explicativas posible.

Para obtener el modelo “óptimo” lo ideal sería evaluar todos los modelos posibles. Si el número de variables explicativas es grande, en lugar de emplear una búsqueda exhaustiva se puede emplear un criterio por pasos:

- **Selección progresiva** (forward): Se parte de una situación en la que no hay ninguna variable y en cada paso se incluye una aplicando un **criterio de entrada** (hasta que ninguna de las restantes lo verifican).
- **Eliminación progresiva** (backward): Se parte del modelo con todas las variables y en cada paso se elimina una aplicando un **criterio de salida** (hasta que ninguna de las incluidas lo verifican).
- **Regresión paso a paso** (stepwise): El más utilizado, se combina un criterio de entrada y uno de salida. Normalmente se parte sin ninguna variable y **en cada paso puede haber una inclusión y una exclusión** (forward/backward).

Cuando el número de variables explicativas es muy grande (o si el tamaño de la muestra es pequeño en comparación) pueden aparecer problemas al emplear los métodos anteriores (incluso pueden no ser aplicables). Una alternativa son los métodos de regularización (Ridge regression, Lasso).

D.7 Métodos de regularización

Estos métodos emplean también un modelo lineal generalizado, pero imponen restricciones adicionales a los parámetros que los “retraen” (shrink) hacia cero:

- Produce una reducción en la varianza de predicción (a costa del sesgo).

- En principio se consideran todas las variables explicativas.

Por ejemplo, en el caso del modelo lineal:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

En lugar de ajustarlo por mínimos cuadrados (estándar), minimizando:

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{1i} - \cdots - \beta_p x_{pi})^2$$

Ridge regression

- Penalización cuadrática: $RSS + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$.

Lasso

- Penalización en valor absoluto: $RSS + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$.
- Normalmente asigna peso nulo a algunas variables (selección de variables).

El parámetro de penalización se selecciona por **validación cruzada**.

- Normalmente estandarizan las variables explicativas (coeficientes en la misma escala).

Consideraremos como ejemplo el conjunto de datos *hatco.RData* que contiene observaciones de clientes de la compañía de distribución industrial (Compañía Hair, Anderson y Tatham).

```
load('data/hatco.RData')
as.data.frame(attr(hatco, "variable.labels"))

##           attr(hatco, "variable.labels")
## empresa                  Empresa
## tamano                 Tamaño de la empresa
## adquisic      Estructura de adquisición
## tindustr       Tipo de industria
## tsitcomp     Tipo de situación de compra
## velocidad    Velocidad de entrega
## precio          Nivel de precios
## flexprec      Flexibilidad de precios
## imgfabri      Imagen del fabricante
## servconj      Servicio conjunto
## imgfvent      Imagen de fuerza de ventas
## calidadadp    Calidad de producto
## fidelida     Porcentaje de compra a HATCO
## satisfac      Satisfacción global
## nfidelid      Nivel de compra a HATCO
## nsatisfia    Nivel de satisfacción
```

Consideraremos como respuesta la variable *fidelida* y como variables explicativas el resto de variables continuas menos *satisfac*.

```
library(glmnet)
```

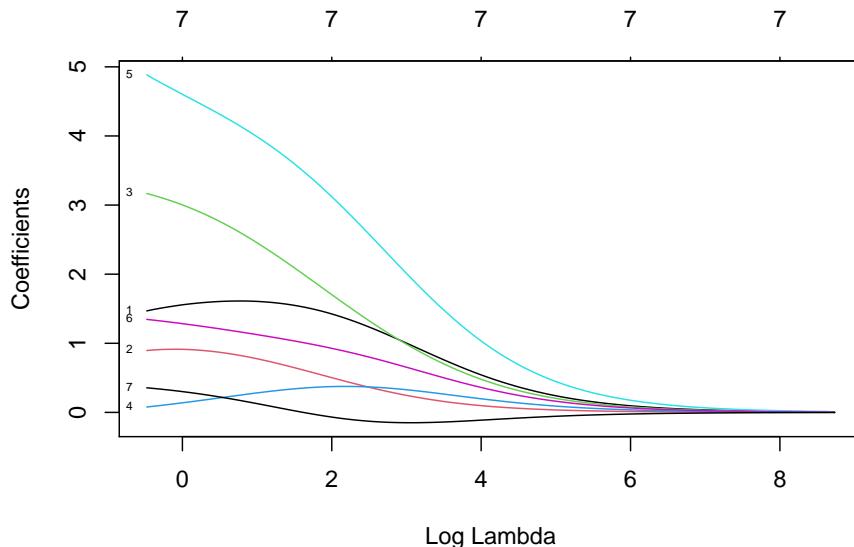
El paquete `glmnet` no emplea formulación de modelos, hay que establecer la respuesta *y* y las variables explicativas *x* (se puede emplear la función `model.matrix()` para construir *x*, la matriz de diseño, a partir de una fórmula). En este caso, eliminamos también la última fila por tener datos faltantes:

```
x <- as.matrix(hatco[-100, 6:12])
y <- hatco$fidelida[-100]
```

D.7.1 Ridge Regression

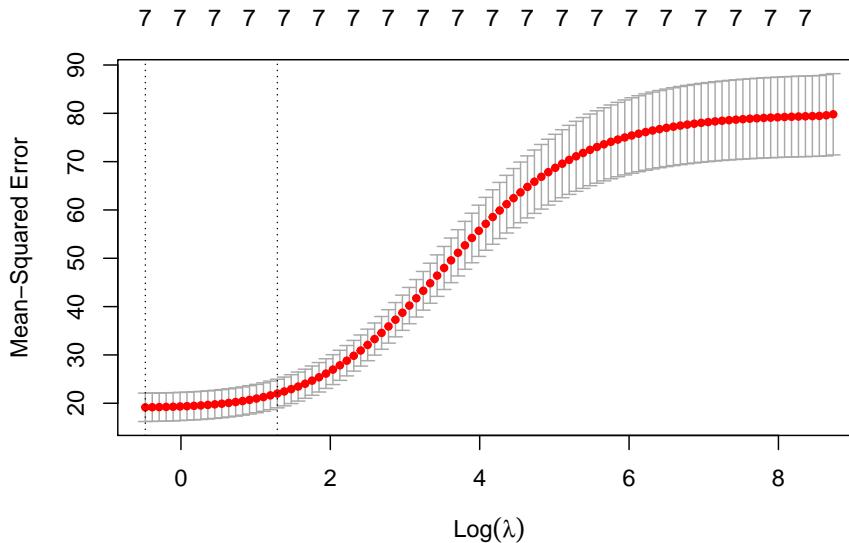
Ajustamos un modelo de regresión ridge con la función `glmnet` con *alpha=0* (ridge penalty).

```
fit.ridge <- glmnet(x, y, alpha = 0)
plot(fit.ridge, xvar = "lambda", label = TRUE)
```



Para seleccionar el parámetro de penalización por validación cruzada se puede emplear la función `cv.glmnet`.

```
cv.ridge <- cv.glmnet(x, y, alpha = 0)
plot(cv.ridge)
```



En este caso el parámetro sería:

```
cv.ridge$lambda.1se
```

```
## [1] 3.635163
```

y el modelo resultante contiene todas las variables explicativas:

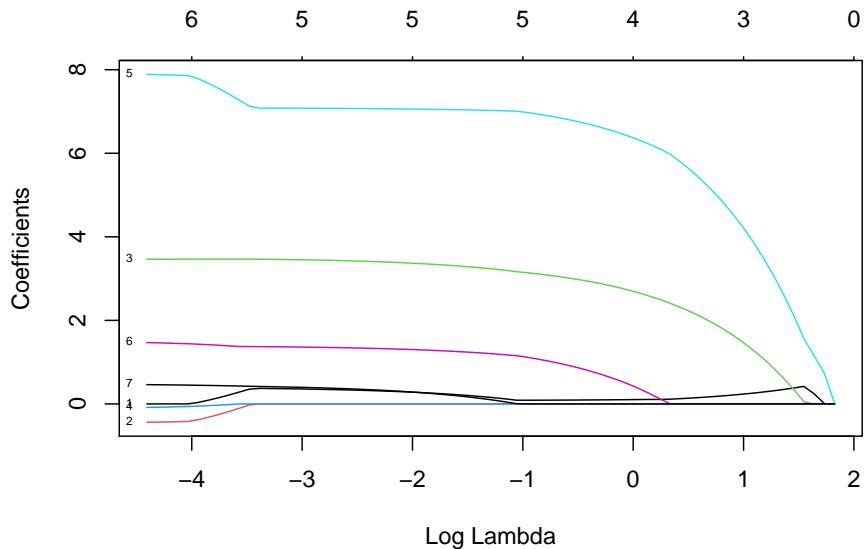
```
coef(cv.ridge)
```

```
## 8 x 1 sparse Matrix of class "dgCMatrix"
##           1
## (Intercept) 5.26333438
## velocidad 1.58051175
## precio 0.70395775
## flexprec 2.24798481
## imgfabri 0.31897738
## servconj 3.76988236
## imgfvent 1.07304993
## calidaddp 0.06641356
```

D.7.2 Lasso

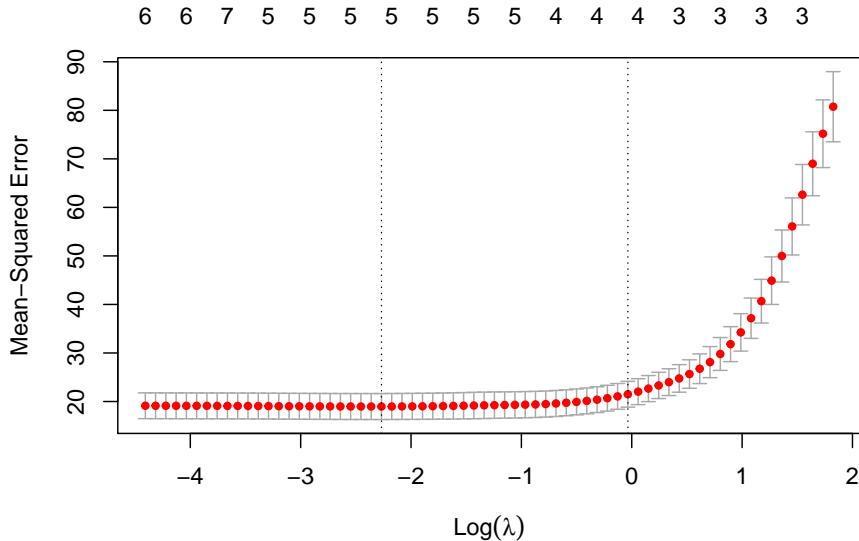
Ajustamos un modelo lasso también con la función `glmnet` (con la opción por defecto `alpha=1`, lasso penalty).

```
fit.lasso <- glmnet(x,y)
plot(fit.lasso, xvar = "lambda", label = TRUE)
```



Seleccionamos el parámetro de penalización por validación cruzada.

```
cv.lasso <- cv.glmnet(x,y)
plot(cv.lasso)
```



En este caso el modelo resultante solo contiene 4 variables explicativas:

```
coef(cv.lasso)
```

```
## 8 x 1 sparse Matrix of class "dgCMatrix"
##           1
## (Intercept) 4.4757712
## velocidad 0.1020531
## precio     .
## flexprec   2.7202485
## imgfabri   .
## servconj   6.4044378
## imgfvent   0.4651076
## calidaddp  .
```

D.8 Regresión no paramétrica

No se supone ninguna forma concreta en el efecto de las variables explicativas:

$$Y = f(\mathbf{X}) + \varepsilon,$$

con f función “cualquiera” (suave).

- Métodos disponibles en R:
 - Regresión local (métodos de suavizado): `loess()`, `KernSmooth`, `sm`,
 - ...

- Modelos aditivos generalizados (GAM): `gam`, `mgcv`, ...
- ...

D.8.1 Modelos aditivos

Se supone que:

$$Y = \beta_0 + f_1(\mathbf{X}_1) + f_2(\mathbf{X}_2) + \cdots + f_p(\mathbf{X}_p) + \varepsilon,$$

con $f_i, i = 1, \dots, p$, funciones cualesquiera.

- Los modelos lineales son un caso particular considerando $f_i(x) = \beta_i x$.
- Son mucho más flexibles pero siguen siendo fáciles de interpretar.
- Adicionalmente se puede considerar una función link: **Modelos aditivos generalizados** (GAM)
 - Hastie, T.J. y Tibshirani, R.J. (1990). Generalized Additive Models. Chapman & Hall.
 - Wood, S. N. (2006). Generalized Additive Models: An Introduction with R. Chapman & Hall/CRC

Utilizaremos como ejemplo el conjunto de datos `Prestige` de la librería `carData` (Companion to Applied Regression Data Sets, paquete `car`). Se tratará de explicar `prestige` (puntuación de ocupaciones obtenidas a través de una encuesta) a partir de `income` (media de ingresos en la ocupación) y `education` (media de los años de educación).

```
library(mgcv)
data(Prestige, package = "carData")
modelo <- gam(prestige ~ s(income) + s(education), data = Prestige)
summary(modelo)

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## prestige ~ s(income) + s(education)
##
## Parametric coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 46.8333     0.6889   67.98   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##          edf Ref.df    F p-value
```

```

## s(income)    3.118  3.877 14.61  <2e-16 ***
## s(education) 3.177  3.952 38.78  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) =  0.836   Deviance explained = 84.7%
## GCV = 52.143  Scale est. = 48.414   n = 102

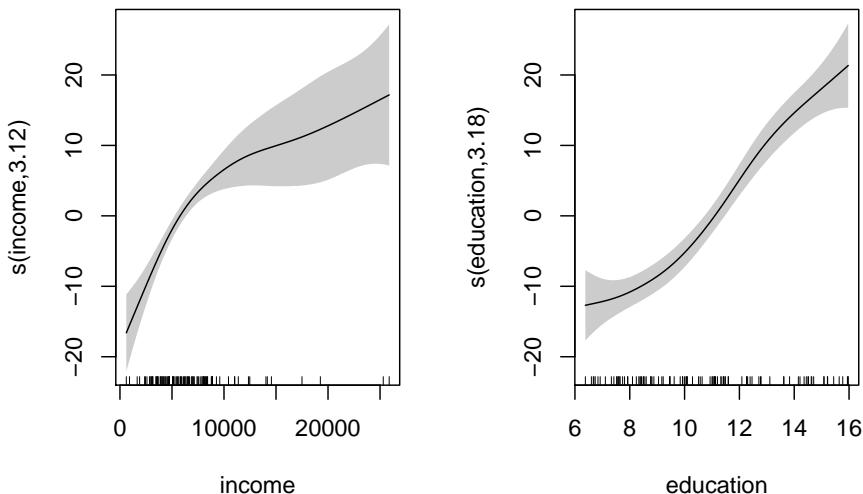
```

En este caso la función `plot` representa los efectos (parciales) estimados de cada covariable:

```

par.old <- par(mfrow = c(1, 2))
plot(modelo, shade = TRUE) #

```

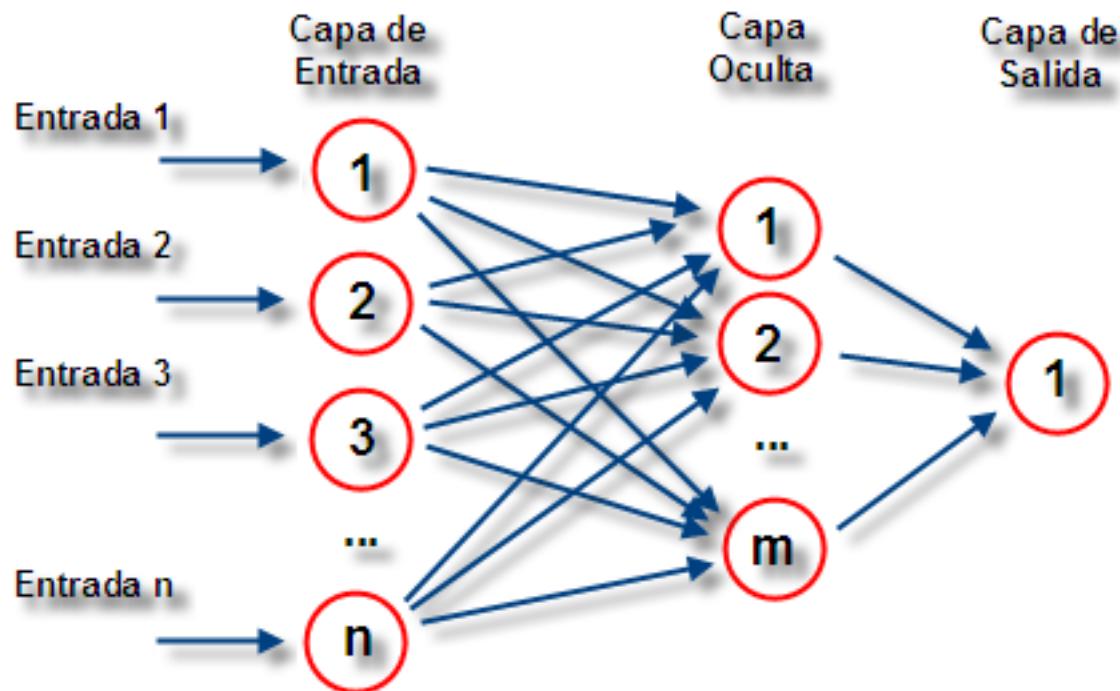


```
par(par.old)
```

D.9 Redes neuronales

Se trata de imitar el funcionamiento del cerebro de un ser vivo.

- Neuronas organizadas en capas que interactuan por medio de pesos.
- Capa de entrada, capas ocultas y capa de salida.



Son modelos hiperparametrizados de difícil interpretación.

- Hay distintos métodos de aprendizaje (estimación de los pesos)

D.10 Bibliografía

- Efron, B. y Hastie, T. (2016). Computer age statistical inference. Cambridge University Press.
- Hastie, T., Tibshirani, R. y Friedman, J. (2017). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer.
- James, G., Witten, D., Hastie, T. y Tibshirani, R. (2017). An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R. Springer.
- Torgo, L. (2011). Data Mining with R: Learning with Case Studies. Chapman & Hall/CRC Press.
- Williams, G. (2011). Data Mining with Rattle and R. Springer.