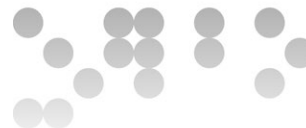


Taula de contingut

Format d'entrega	2
Exercici 1	3
Exercici 2	4
Introducció	4
Carrega i exàmen preliminar del conjunt de dades	5
Exploració i tractament de valors desconeguts	8
Transformació d'atributs	10
Reducció de la dimensionalitat	16
Exploració visual de les dades (EDA)	22
El paquet Caret	34
Conjunt de entrenament i prova: Separació de dades	35
Entrenament de models d'arbres de decisió per a classificació	37
Classificació amb C4.5 sense poda	37
Classificació amb C4.5 amb poda.....	40
Classificació amb C50	42
Classificació amb CART	45
Random Forest	47
Anàlisi de les prediccions del conjunt de prova	48
Bibliografia.....	49





Format d'entrega

Aquest document s'ha realitzat mitjançant **Markdown**¹ amb l'ajuda del entorn de desenvolupament **RStudio**² utilitzant les característiques que aquest ofereix per a la creació de documents R reproduïbles.

La documentació generada en la realització de la pràctica es troba allotjada en **GitHub** al següent repositori:

- <https://github.com/rsanchezs/dataminig>

En aquest repositori es poden trobar els següents fitxers:

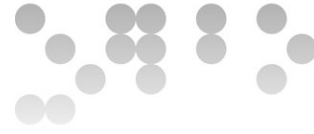
- Aquest document en formats **pdf** i **docx** amb el nom rsanchezs_PAC2.
- Un document **R Markdown**³ que es pot utilitzar per a reproduir tots els exemples presentats a la PAC.
- El conjunt de dades utilitzades.

¹ <https://es.wikipedia.org/wiki/Markdown>

² <https://www.rstudio.com/>

³ <https://rmarkdown.rstudio.com/>





1. Nota: Propietat intel·lectual

Sovint és inevitable, al produir una obra multimèdia, fer ús de recursos creats per terceres persones. És per tant comprensible fer-lo en el marc d'una pràctica dels Estudis, sempre que això es documenti clarament i no suposi plagi en la pràctica.

Per tant, al presentar una pràctica que faci ús de recursos aliens, s'ha de presentar juntament amb ella un document en quin es detallin tots ells, especificant el nom de cada recurs, el seu autor, el lloc on es va obtenir i el seu estatus legal: si l'obra està protegida pel copyright o s'acull a alguna altra llicència d'ús (Creative Commons, llicència GNU, GPL ...).

L'estudiant haurà d'assegurar-se que la llicència no impedeix específicament el seu ús en el marc de la pràctica. En cas de no trobar la informació corresponent haurà d'assumir que l'obra està protegida per copyright.

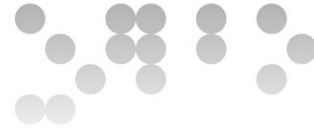
Hauríeu de, a més, adjuntar els fitxers originals quan les obres utilitzades siguin digitals, i el seu codi font si correspon.

Exercici 1

Contextualitzeu els exemples de les següents preguntes respecte al projecte que heu definit a la PAC1. Si ho desitgeu, podeu redefinir o canviar apartats del projecte.

- a) Creieu que els arbres de decisió són el mètode més adequat per aconseguir els objectius que us havíeu proposat? Justifiqueu la resposta tot raonant-la.
- b) Com podria ser l'arbre resultant?
- c) Podríeu donar, tres exemples de regles que es poguessin derivar de l'arbre de decisió del vostre projecte?





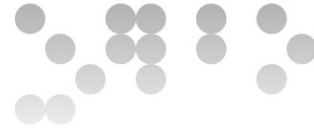
Exercici 2

Repetiu l'exercici 2 amb algun altre conjunt de dades. Poden ser dades reals del vostre àmbit laboral o d'algun repositori de dades a Internet. Mireu per exemple: <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLSummary.html> o d'altres repositoris ja citats Seguiu el guió proposat a la pregunta anterior. Podeu afegir nous punts com ampliació de la resposta (per exemple provar la validació creuada, el boosting, variar el pruning o provar una altra mena d'arbre...) Recordeu també que el cicle de vida dels projectes de mineria contempla retrocedir per tornar a generar el model amb dades modificades o paràmetres de l'algorisme variats si el resultat no és prou bo.

Introducció

A partir del joc de dades disponible en el següent enllaç: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Adult> realitzarem els passos del cicle de vida d'un projecte de mineria de dades per al cas d'un algorisme de classificació i més concretament un arbre de decisió.





Carrega i exàmen preliminar del conjunt de dades

En primer lloc, instal·larem el paquet `readr`⁴ que forma part del ecosistema `tidyverse`⁵ i que ens permetrà llegir les dades:

```
# La forma més senzilla de instal·lar readr es instal·lar tidyverse
install.packages("tidyverse")

# Alternativament, podem instal·lar només readr
install.packages("readr")
```

Un cop instal·lat el paquet el carregarem a la sessió R mitjançant la següent línia de codi:

```
# Carrega de readr
library(readr)

# Alternativament, com que forma part de tidyverse
library(tidyverse)
```

⁴ Paquet per a la lectura de dades amb format rectangular: <https://readr.tidyverse.org/>

⁵ Conjunt de paquets R per a la Ciència de les Dades :<https://www.tidyverse.org/>





Observem que, hem fet ús de la segona opció que carrega tots els paquets de **tidyverse**, ja que utilitzarem per a la realització de la pràctica altres paquets, com per exemple: **dplyr** (per a la transformació de dades), **tibble** (per a un tractament més refinat de **data.frames**), **ggplot2** (per a la visualització de les dades), etc.

Un cop carregat el paquet a la sessió R, ja podem fer ús de les funcions. Per a importar les dades des de l'adreça utilitzarem la funció **read_csv()**:

```
# Llegim les dades
adult <- read_csv("http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/adult/adult.data")
```

Convertim el conjunt de dades **adult** que és del tipus **data.frame** a **tibble**:

```
# Convertim el dataframe a tibble
as_tibble(adult)

## # A tibble: 32,560 x 15
##   `39` `State-gov` `77516` Bachelors `13` `Never-married` `A
dm-clerical`
##   <int> <chr>          <int> <chr>      <int> <chr>          <c
hr>
## 1    50 Self-emp-n~  83311 Bachelors    13 Married-civ-sp~ Ex
ec-manageri~
## 2    38 Private    215646 HS-grad      9 Divorced      Ha
ndlers-clea~
## 3    53 Private    234721 11th          7 Married-civ-sp~ Ha
ndlers-clea~
## 4    28 Private    338409 Bachelors    13 Married-civ-sp~ Pr
```





```
of-specialty
## 5 37 Private 284582 Masters 14 Married-civ-sp~ Ex
ec-manageri~
## 6 49 Private 160187 9th 5 Married-spouse~ Ot
her-service
## 7 52 Self-emp-n~ 209642 HS-grad 9 Married-civ-sp~ Ex
ec-manageri~
## 8 31 Private 45781 Masters 14 Never-married Pr
of-specialty
## 9 42 Private 159449 Bachelors 13 Married-civ-sp~ Ex
ec-manageri~
## 10 37 Private 280464 Some-col~ 10 Married-civ-sp~ Ex
ec-manageri~
## # ... with 32,550 more rows, and 8 more variables: `Not-in-fami
ly` <chr>,
## # White <chr>, Male <chr>, `2174` <int>, `0` <int>, `40` <int>,
## # `United-States` <chr>, `<=50K` <chr>
```

Podem adonar-nos que, el conjunt de dades està format per 32.560 observacions i 15 variables. A més, amb l'ajuda de `tibble` també podem observar el tipus per a cada columna.

Com que el nom de les columnes es poc descriptiu per alguns dels atributs, personalitzarem els noms mitjançant la següent línia de codi:

```
# Noms dels atributs
names(adult) <- c("age", "workclass", "fnlwgt", "education", "education-num",
"marital-status", "occupation", "relationship", "race", "sex", "capital-gai
n", "capital-loss", "hour-per-week", "native-country", "income")
```

Podem comprovar el nom de les columnes mitjançant la funció `colnames`:

```
# Comprovem es nom de les columnes
colnames(adult)
```





```
## [1] "age"          "workclass"    "fnlwgt"      "educat
ion"
## [5] "education-num" "marital-status" "occupation"   "relati
onship"
## [9] "race"         "sex"          "capital-gain" "capita
l-loss"
## [13] "hour-per-week" "native-country" "income"
```

Exploració i tractament de valors desconeguts

En tercer lloc, ens caldria comprovar que el nostre conjunt de dades no conté valors desconeguts:

```
# Estadístiques de valors buits.
colSums(is.na(adult))

##          age          workclass          fnlwgt          education  ed
ucation-num
##           0             0             0             0
0
## marital-status          occupation          relationship          race
sex
##           0             0             0             0
0
## capital-gain          capital-loss          hour-per-week          native-country
income
##           0             0             0             0
0
```





Encara que el fragment de codi anterior ens indica que no existeix cap valor **NA** en el conjunt de valors per a cada atribut del nostre conjunt de dades, passem a analitzar la variable **workclass** que representa la indústria en que una persona està treballant:

```
# Resum dels valors que conté la variable workclass
unique(adult$workclass)

## [1] "Self-emp-not-inc" "Private"          "State-gov"
## [4] "Federal-gov"      "Local-gov"       "?"
## [7] "Self-emp-inc"     "Without-pay"     "Never-worked"
```

Com es pot observar la variable **workclass** conté el caràcter **?** per a representar valors desconeguts. Amb l'objectiu de fer aquest grup més descriptiu podríem canviar aquests valors per la constant **Unknown**:

```
# Amb l'ajuda de un test lògic descobrim els valors desconeguts
missing_values_workclass <- adult$workclass == "?"
# Reemplacem els valors desconeguts amb la constant
adult$workclass[missing_values_workclass] <- "Unknown"
```

De la mateixa manera, la variable **occupation** també utilitza el caràcter **?** per a representar els valors desconeguts. Com en el cas anterior substituïrem aquest **?** per la constant **Unknown**:

```
# Amb l'ajuda de un test lògic descobrim els valors desconeguts
missing_values_occupation <- adult$occupation == "?"
# Reemplacem els valors desconeguts amb la constant
adult$occupation[missing_values_occupation] <- "Unknown"
```





Transformació d'atributs

Per a facilitar l'ànalisi seria convenient canviar els atributs de tipus `character` a `factor`, que és la manera que té R de tractar amb les variables de tipus categòric:

```
# Canviem les variables de tipus `character` a `factor`  
cols <- c('workclass', 'education', 'marital-status', 'relationship', 'race',  
         'sex', 'income', 'native-country')  
adult <- mutate_at(adult, cols, as.factor)
```

Fixe-mos amb el codi anterior que amb l'ajuda de la funció `dplyr::mutate_at`⁶ hem canviat les columnes de tipus `character` al tipus `factor`.

Amb el següent fragment de codi i amb l'ajuda de la funció `lapply()` verifiquem que s'han produït els canvis:

```
# Retorna el tipus de cada variable  
lapply(adult, class)  
  
## $age  
## [1] "integer"  
##  
## $workclass  
## [1] "factor"  
##
```

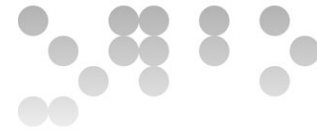
⁶ La notació `paquet::nom_funció` s'utilitza per a indicar a R que es vol fer ús de la funció del paquet indicat, en el cas que existeixi ambigüitat amb el nom d'una funció en un altre paquet.





```
## $fnlwgt
## [1] "integer"
##
## $education
## [1] "factor"
##
## $`education-num`
## [1] "integer"
##
## $`marital-status`
## [1] "factor"
##
## $occupation
## [1] "character"
##
## $relationship
## [1] "factor"
##
## $race
## [1] "factor"
##
## $sex
## [1] "factor"
##
## $`capital-gain`
## [1] "integer"
##
## $`capital-loss`
## [1] "integer"
##
## $`hour-per-week`
## [1] "integer"
##
## $`native-country`
## [1] "factor"
##
## $income
## [1] "factor"
```





Passem a analitzar la variable `workclass` que representa la indústria en que una persona està treballant:

```
summary(adult$workclass)
```

##	Federal-gov	Local-gov	Never-worked	Pri
vate				
##	960	2093	7	2
2696				
##	Self-emp-inc	Self-emp-not-inc	State-gov	Unk
nown				
##	1116	2541	1297	
1836				
##	Without-pay			
##	14			

Podem observar que existeixen dos grups petits, `Never-worked` i `Without-pay`. Podríem combinar aquests grups amb `Unknown`.

A més, aquells que treballen per al govern estan distribuïts entre els grups *federal*, *state* i *local*. Per a facilitar el anàlisi, agruparem aquestes classes en una sola que anomenarem `Government`.

Per últim, aquells que són autònoms està distribuïts en *incorporated* i *not incorporated*, en aquest cas els combinarem en una variable amb el nom `Self-Employed`.





D'altra banda, cal anomenar que farem ús del paquet `forcats` que ens ajudarà a combinar les variables:

```
# Carreguem la llibreria
library(forcats)
# Combinem les classes
adult$workclass <- fct_collapse(adult$workclass,
                                Unknown = c("Never-worked", "Without-pay", "Unknown"),
                                Government = c("Federal-gov", "Local-gov", "State-gov"),
                                SelfEmployed = c("Self-emp-not-inc", "Self-emp-inc")
                                )
```

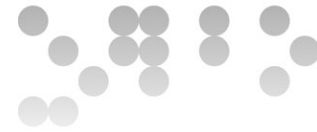
Amb el següent fragment de codi podem comprovar que hem reduït el nombre de classes de la variable `workclass` com era el nostre propòsit:

```
levels(adult$workclass)
## [1] "Government" "Unknown" "Private" "SelfEmployed"
```

De la mateixa manera la variable `occupation` disposa de moltes classes com podem comprovar amb la següent instrucció:

```
unique(adult$occupation)
## [1] "Exec-managerial" "Handlers-cleaners" "Prof-specialty"
## [4] "Other-service" "Adm-clerical" "Sales"
## [7] "Craft-repair" "Transport-moving" "Farming-fishing"
```





```
## [10] "Machine-op-inspct" "Tech-support"      "Unknown"
## [13] "Protective-serv"   "Armed-Forces"       "Priv-house-serv"
```

Amb la intenció de simplificar el nostre model, reduïrem en nombre de classes per aquest atribut a: [Blue-Collar](#)⁷, [Professional](#), [Sales](#), [Service](#) i [White-Collar](#)⁸:

```
# Combinem les classes
adult$occupation <- fct_collapse(adult$occupation,
  WhiteCollar = c("Adm-clerical", "Exec-managerial"),
  BlueCollar = c("Craft-repair", "Farming-fishing", "
Handlers-cleaners", "Machine-op-inspct", "Transport-moving"),
  Service = c("Other-service", "Other-service", "Prot
ective-serv", "Priv-house-serv", "Tech-support"),
  Professional = c("Prof-specialty"),
  Unknown = c("Armed-Forces" )
)
```

Com a resultat del codi anterior obtenim com la següent classificació:

```
summary(adult$occupation)
## WhiteCollar      Unknown    BlueCollar      Service Professional
1
##           7835           1852           10062           5021           414
```

⁷ Aquest terme en anglès s'utilitza per a treballadors, com per exemple: obrers, operaris, peons, etc.

⁸ Treballadors que realitzen tasques d'oficina.





```
0
##      Sales
##      3650
```

Per últim, la variable `marital-status` conté en total set categories que ens indica l'estat civil de les observacions:

```
summary(adult$`marital-status`)
```

##	Divorced	Married-AF-spouse	Married-civ-spou
se			
##	4443	23	149
76			
##	Married-spouse-absent	Never-married	Separat
ed			
##	418	10682	10
25			
##	Widowed		
##	993		

De fet, podem reduir el nombre de classes a cinc de la següent manera:

```
# Combinem les classes
adult$`marital-status` <- fct_collapse(adult$`marital-status`,
                                       Married = c("Married-spouse-absent", "Married-AF-sp
```





```
ouse", "Married-civ-spouse"),
      Single = c("Never-married")
    )
```

Es pot observar que hem agrupat les observacions de tots els casats en una sola variable que hem anomenat **Married** i hem classificat aquells que no s'han casat mai com a **Single**:

```
# Resúm estadístic de la variable `marital-status`
summary(adult$marital-status)
```

##	Divorced	Married	Single	Separated	Widowed
##	4443	15417	10682	1025	993

Reducció de la dimensionalitat

Per a la simplificació de l'anàlisi les següents variables són descartades:

```
# Reducció del nombre d'atributs
adult$fnlwgt <- NULL
adult$education <- NULL
adult$relationship <- NULL
adult$hour-per-week <- NULL
```





Els motius són els següents:

- La variable `fnlwgt` no és prou descriptiva per si mateixa i no disposem de documentació del conjunt de dades.
- La variable `education` pot ser eliminada, ja que es pot conèixer pel nombre d'anys de formació acadèmica. En el conjunt de dades representat per la variable `education-num`.
- La variable `relationship` pot ser eliminada, degut a que es pot estimar a partir del gènere i l'estat civil. En el conjunt de dades representat per `marital-status` i `sex`, respectivament.

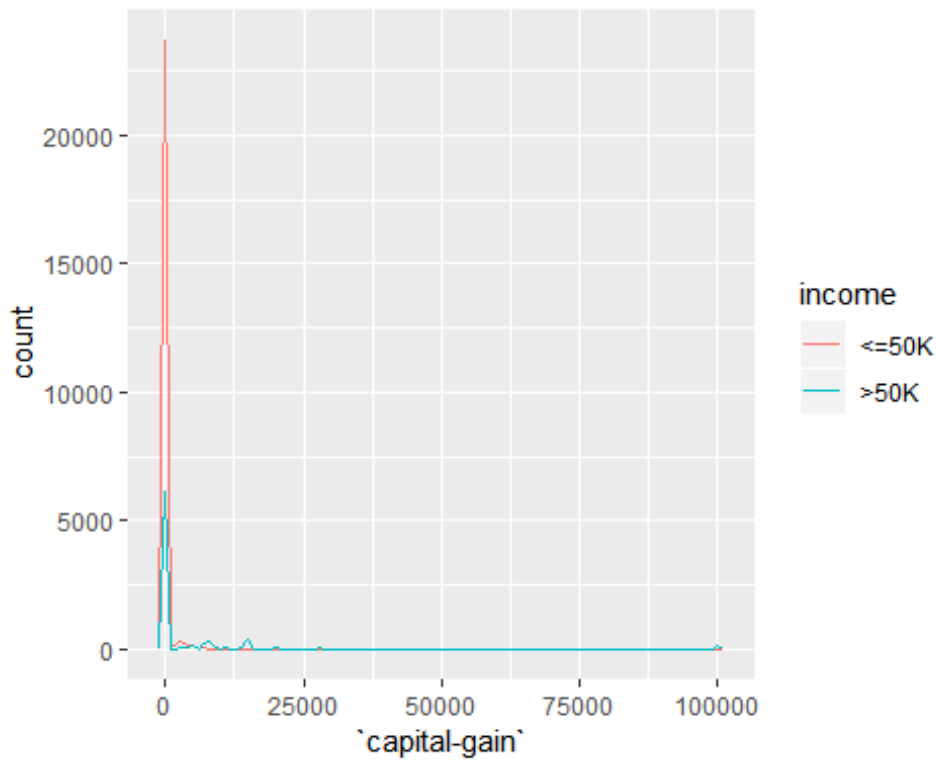
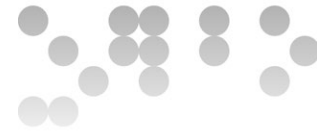
Pel que fa, a la variable `capital-gain` podem observar que la majoria d'observacions tenen com a valor zero, és a dir la següent instrucció ens indica que el 91% de les observacions del conjunt de dades son igual a zero:

```
sum(adult$`capital-gain` == 0)/length(adult$`capital-gain`)  
## [1] 0.9167383
```

Vegem-ho de manera gràfica amb un histograma:

```
# Histograma de `capital-gain`  
ggplot(data = adult, mapping = aes(x = `capital-gain`)) +  
  geom_freqpoly(mapping = aes(color = income), binwidth = 1000)
```



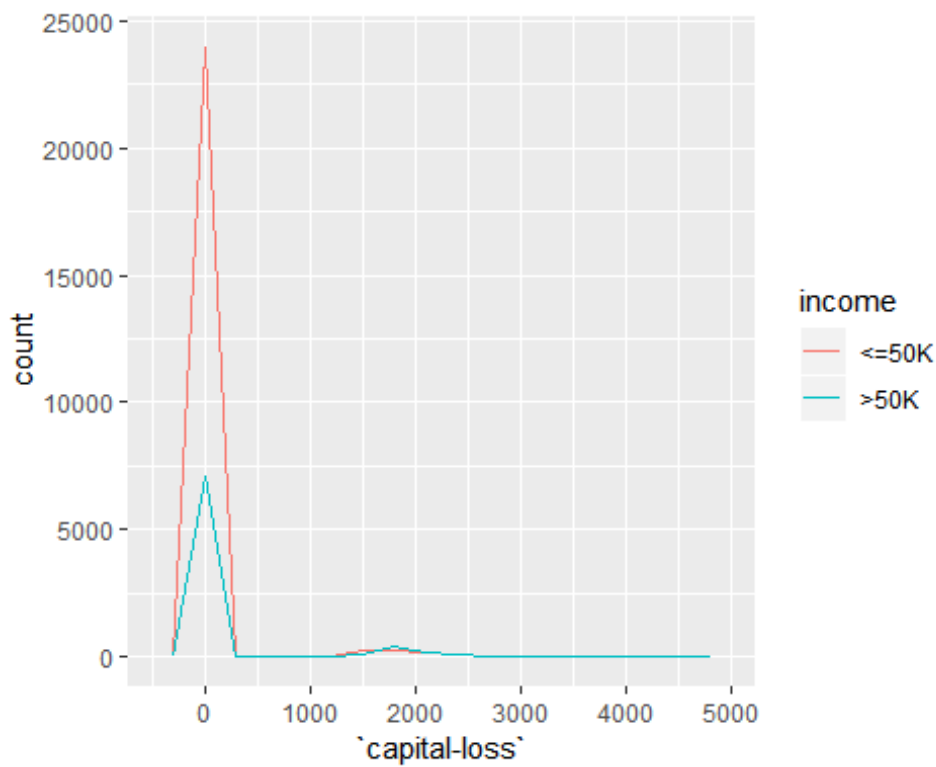
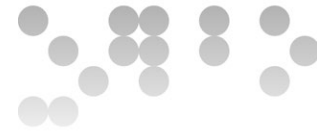


Igual com passava amb la variable `capital-gain` succeeix el mateix que amb la variable `capital-loss`, com es pot veure a continuació:

```
sum(adult$`capital-loss` == 0)/length(adult$`capital-loss`)
## [1] 0.9533477

# Histograma de `capital-loss`
ggplot(data = adult, mapping = aes(x = `capital-loss`)) +
  geom_freqpoly(mapping = aes(color = income), binwidth = 300)
```





Per aquest motiu, també eliminarem aquestes variables de l'ànalisi:

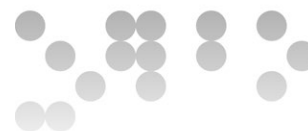
```
# Eliminem les variables `capital-gain` i `capital-loss` de `adult`
adult$`capital-gain` <- NULL
adult$`capital-loss` <- NULL
```

Finalment, la variable `native-country` presenta una distribució molt sesgada agrupant la majoria de les observacions en el valor `USA`:

```
summary(adult$`native-country`)
```

```
##                ?                Cambodia
##                583                19
##                Canada                China
```





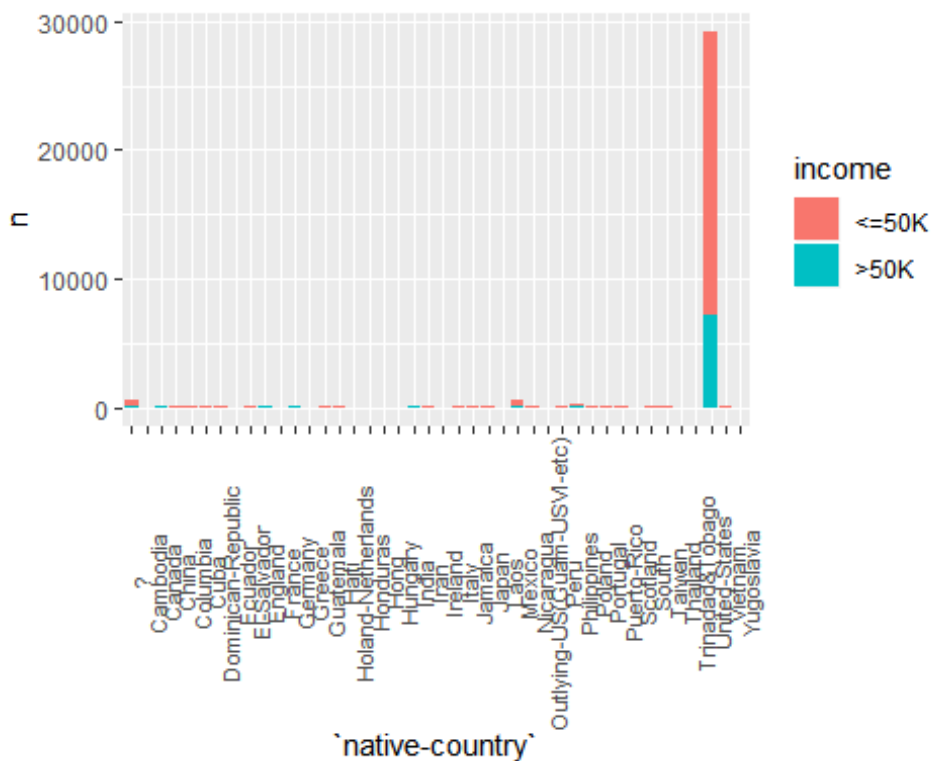
##	121	75
##	Columbia	Cuba
##	59	95
##	Dominican-Republic	Ecuador
##	70	28
##	El-Salvador	England
##	106	90
##	France	Germany
##	29	137
##	Greece	Guatemala
##	29	64
##	Haiti	Holand-Netherlands
##	44	1
##	Honduras	Hong
##	13	20
##	Hungary	India
##	13	100
##	Iran	Ireland
##	43	24
##	Italy	Jamaica
##	73	81
##	Japan	Laos
##	62	18
##	Mexico	Nicaragua
##	643	34
##	Outlying-US(Guam-USVI-etc)	Peru
##	14	31
##	Philippines	Poland
##	198	60
##	Portugal	Puerto-Rico
##	37	114
##	Scotland	South
##	12	80
##	Taiwan	Thailand
##	51	18
##	Trinidad&Tobago	United-States
##	19	29169
##	Vietnam	Yugoslavia
##	67	16

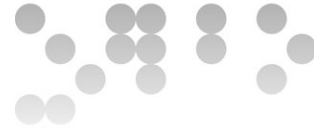




Tot seguit es mostra un diagrama de barres de la distribució de la variable `native-country`:

```
# Gràfic barra `native-country` vs income
adult %>%
  group_by(`native-country`) %>%
  count(income) %>%
  mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = `native-country`, y = n, fill = income))
) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  theme(axis.text.x = element_text (size = 8, angle=90))
```





És per això que, també eliminarem la variable del nostre anàlisi:

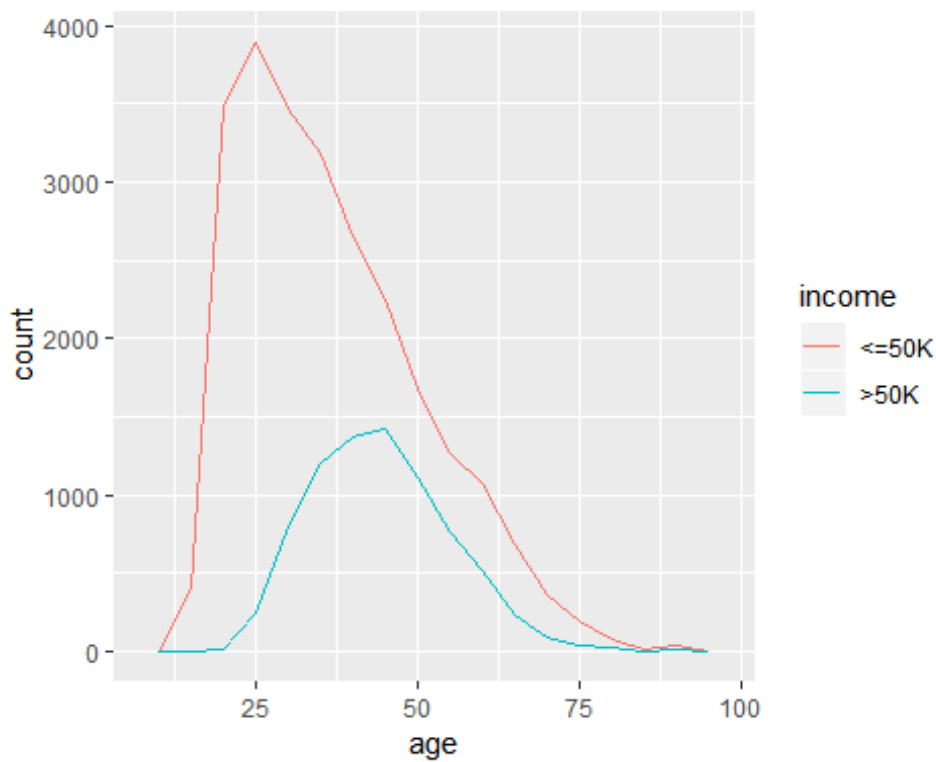
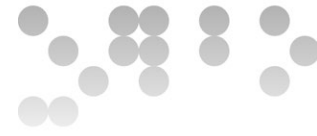
```
# Eliminem la variable `native-country` del conjunt de dades `adult`  
adult$`native-country` <- NULL
```

Exploració visual de les dades (EDA)

La primera variable de l'anàlisi és `age` que es tracta d'una variable continua. Podríem realitzar el següent histograma per comprovar la correlació entre aquesta variable i la variable categòrica `income`:

```
# Histograma de la edat per grup d'ingresos  
ggplot(data = adult, mapping = aes(x = age)) +  
  geom_freqpoly(mapping = aes(color = income), binwidth = 5)
```



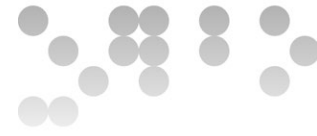


Com podem observar, la distribució de la variable ens indica que la majoria d'observacions reben una retribució per baix de 50.000\$ a l'any. A més, aquells que reben una remuneració de més de 50.000 es troben a la mitat de la seva carrera professional. Podem confirmar aquesta afirmació realitzant el càlcul de la següent manera:

```
adult %>%
  count(income)

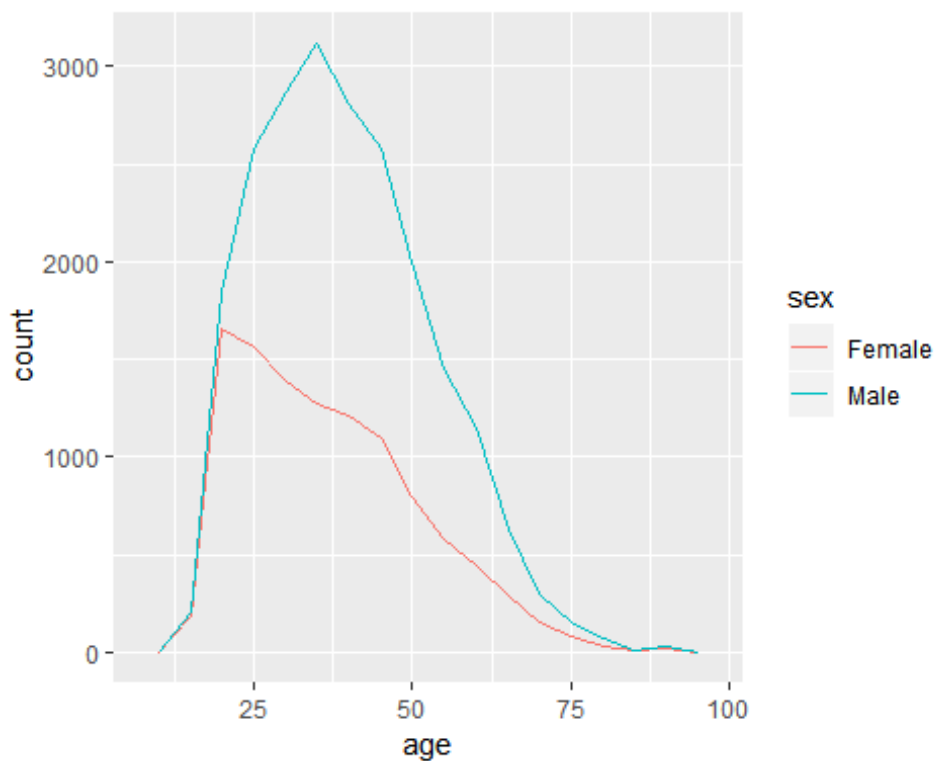
## # A tibble: 2 x 2
##   income      n
##   <fct> <int>
## 1 <=50K  24719
## 2 >50K   7841
```





En segon lloc, passem a estudiar la distribució de la variable `age` agrupada per gènere:

```
# Histograma de la edat per grup de gènere  
ggplot(data = adult, mapping = aes(x = age)) +  
  geom_freqpoly(mapping = aes(color = sex), binwidth = 5)
```



L'histograma anterior ens mostra que hi ha més nombre d'homes que de dones treballant i que aquesta diferència augmenta amb l'edat.





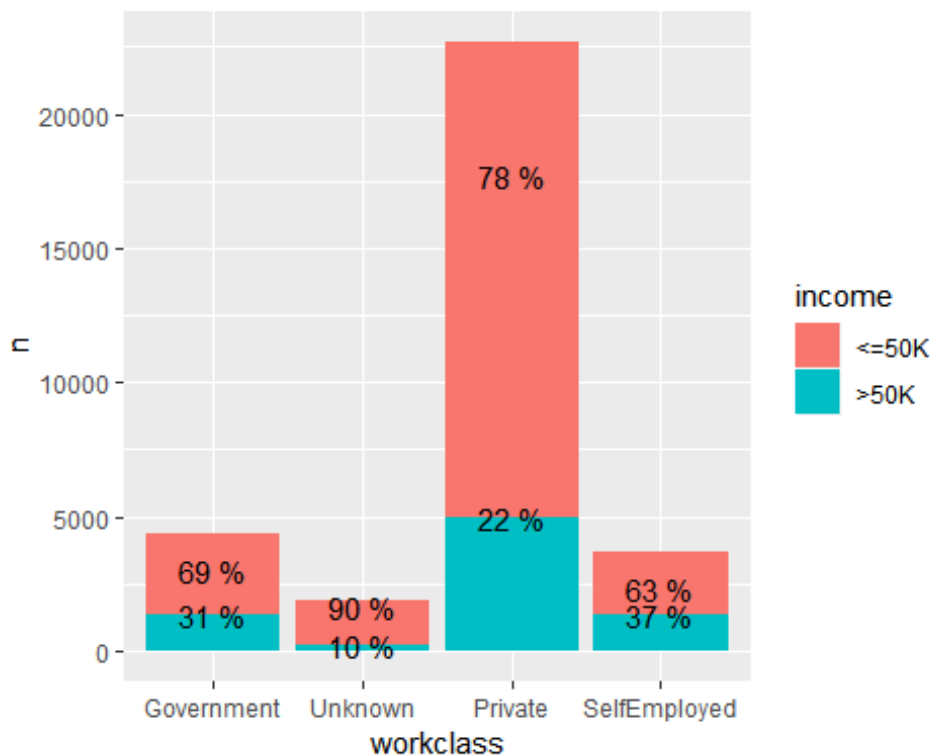
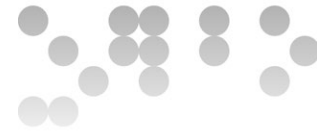
En tercer lloc, passem a estudiar la variable `workclass` respecte a `income`. Per tal d'explorar la relació entre aquestes variables realitzarem les següents operacions:

- Agrupar el conjunt de dades per la variable `workclass`.
- Contar el nombre d'observacions de la variable `income` que apareixen en cada classe del atribut `workclass`.
- Calcular el percentatge en cada classe segons la variable `income`.

Totes aquestes operacions queden simplificades amb l'ajuda de les funcions `group_by` i `count` del paquet `dplyr`, i de l'operador `%>%`:

```
# Gràfic barra workclass vs income
adult %>%
  group_by(workclass) %>%
  count(income) %>%
  mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = workclass, y = n, fill = income)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  geom_text(aes(label = paste(freq, "%")))
```



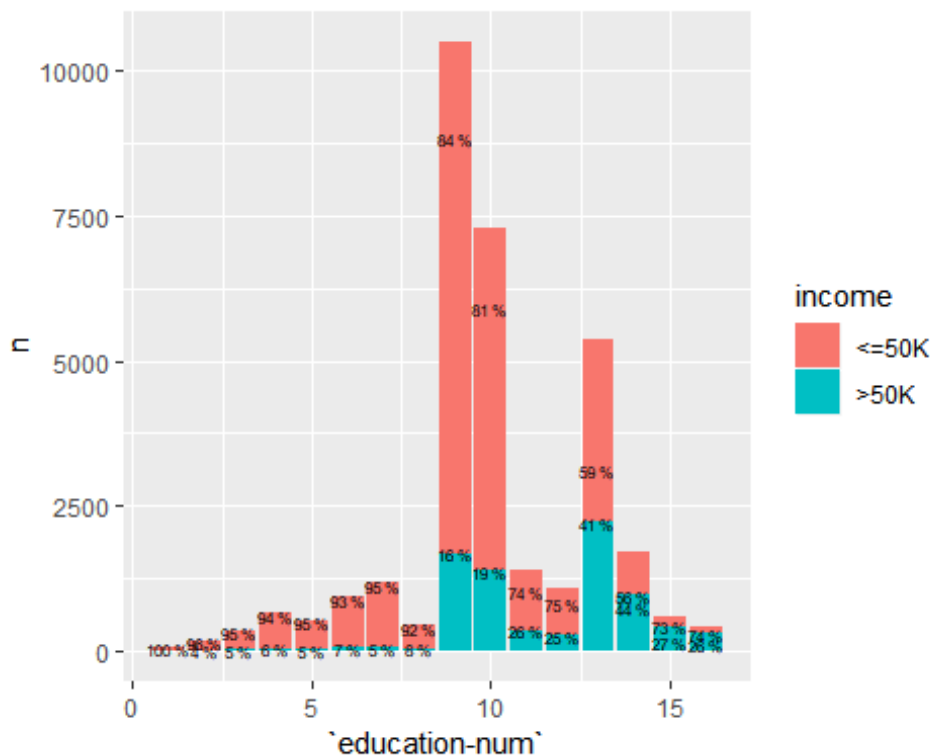
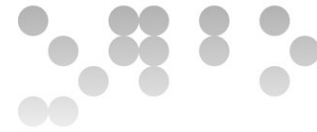


Podem concloure que aquells que són autònoms (variable `SelfEmployed`) tenen la tendència més alta de guanyar més de 50.000\$ per any.

Proseguim el nostra anàlisi amb la variable `education`. Com que la variable `education-num` es un representació continua de la variable `education`, utilitzarem un gràfic de barres apilat per tal de visualitzar la relació amb `income`:

```
# Gràfic barra education vs income
adult %>%
  group_by(`education-num`) %>%
  count(income) %>%
  mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = `education-num`, y = n, fill = income)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  geom_text(aes(label = paste(freq, "%")), size = 2)
```



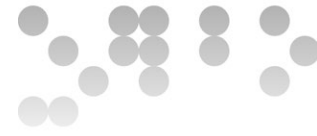


Com era d'esperar quant més anys d'estudi més ingressos i és a partir dels nous anys d'estudi (equivalent a estudis universitaris) quan apareixen ingressos per damunt de 50.000\$/any. En contrast amb aquells que tenen un nivell menor d'estudi, on menys del 10% tenen uns ingressos superiors per damunt de 50.000. Per contra, cal destacar que tres de cada quatre que tenen estudis universitaris equivalents a doctorat guanyen més de 50.000 a l'any.

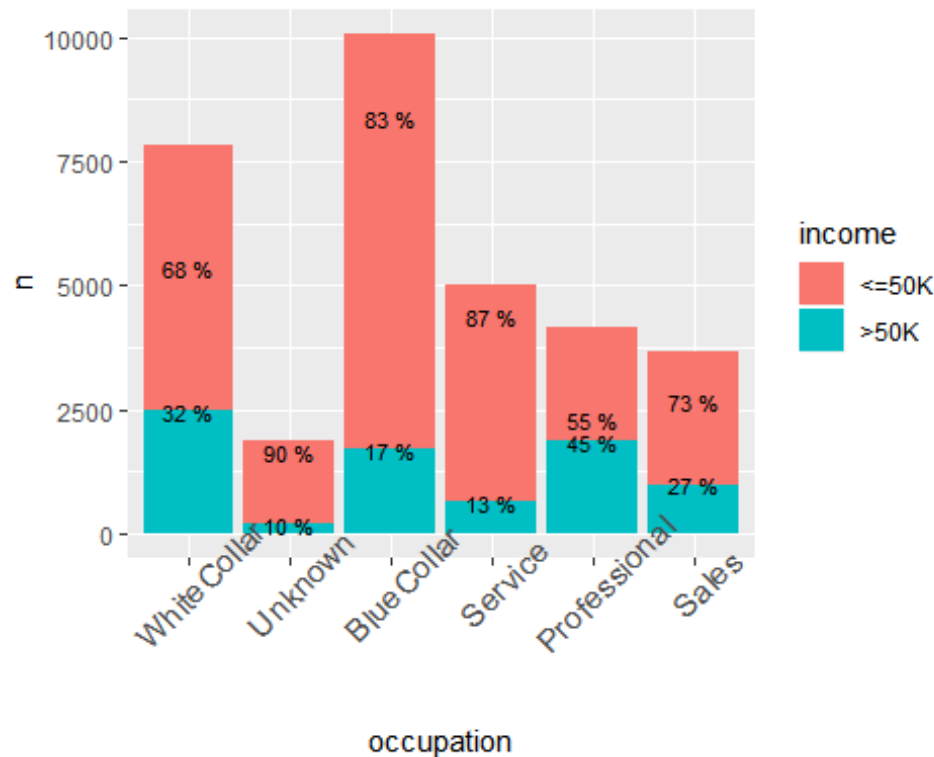
Avançant en el nostre anàlisi, passem a examinar la covariació entre les variables `occupation` i `income`:

```
# Gràfic barra occupation vs income
adult %>%
  group_by(occupation) %>%
  count(income) %>%
  mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
```



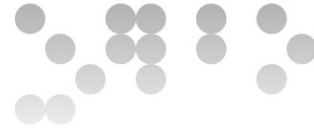


```
ggplot(mapping = aes(x = occupation, y = n, fill = income)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  geom_text(aes(label = paste(freq, "%")), size = 3) +
  theme(axis.text.x = element_text(size = 12, angle=45))
```



Podem adonar-nos que els ingressos varien segons el sector. Prop de la meitat dels treballadors professionals obtenen uns ingressos superiors a 50.000\$ a l'any, al contrari dels treballadors del sector servei en què només un 13% obtenen sous superiors a 50.000 dòlars.

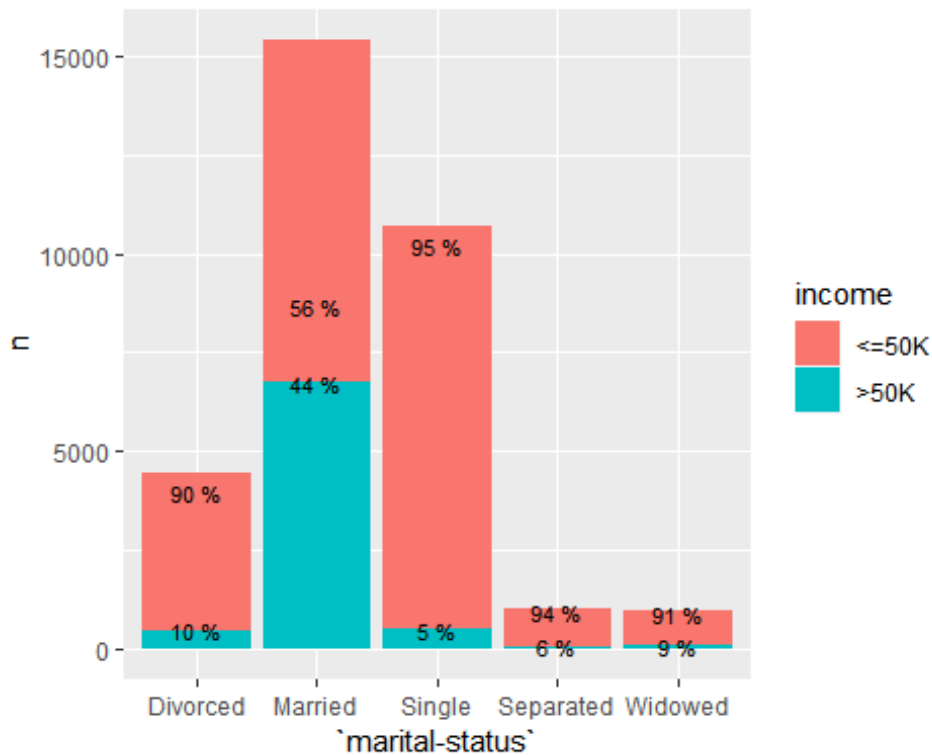
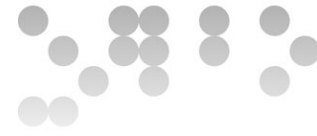




Pel que fa a la variable `marital-status` també utilitzarem un diagrama de barres per a comprovar la covariació amb `income` com hem fet fins ara:

```
# Gràfic barra marital-status vs income
adult %>%
  group_by(`marital-status`) %>%
  count(income) %>%
  mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
  ggplot(mapping = aes(x = `marital-status`, y = n, fill = income)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  geom_text(aes(label = paste(freq, "%")), size = 3)
```



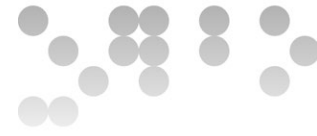


En el cas concret de l' estat civil de les observacions, podem observar clarament que quasi la meitat dels que estan casats obtenen ingressos superiors a 50.000\$ a l' any.

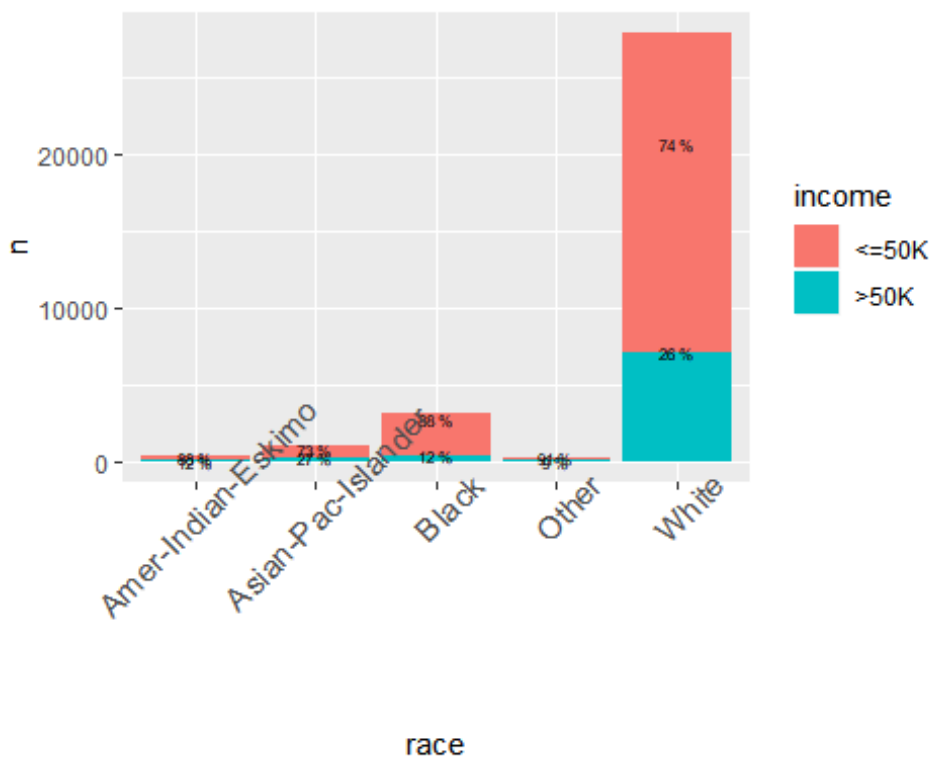
En darrer lloc, estudiarem la correlació de la variable `race` amb la variable `income`:

```
# Gràfic `race` vs income
adult %>%
  group_by(race) %>%
  count(income) %>%
```





```
mutate(freq = round(n / sum(n) * 100, 0)) %>%
ggplot(mapping = aes(x = race, y = n, fill = income)) +
geom_bar(stat = "identity") +
geom_text(aes(label = paste(freq, "%")), size = 2) +
theme(axis.text.x = element_text(size = 12, angle=45))
```



Malauradament, i com era esperar tot i estan al segle XXI, igual com passava amb el gènere també existeixen grans diferències amb les diferents classificacions dels éssers humans representats per la variable `race`.

Recapitulant, després d'haver realitzat l'ànalisi de les diferents variables només hem escollit com a descriptors per al nostre model les que se mostren a continuació:





```
# Resum estadístic `adult`
summary(adult)

##      age                workclass      education-num      marital
-status
## Min.      :17.00    Government   : 4350    Min.      : 1.00    Divorced
: 4443
## 1st Qu.:28.00    Unknown       : 1857    1st Qu.: 9.00    Married
:15417
## Median :37.00    Private        :22696    Median :10.00    Single
:10682
## Mean    :38.58    SelfEmployed: 3657    Mean    :10.08    Separated
: 1025
## 3rd Qu.:48.00                                3rd Qu.:12.00    Widowed
: 993
## Max.      :90.00                                Max.      :16.00
##      occupation                race                sex
## WhiteCollar : 7835    Amer-Indian-Eskimo: 311    Female:10771
## Unknown      : 1852    Asian-Pac-Islander: 1039    Male :21789
## BlueCollar   :10062    Black                : 3124
## Service      : 5021    Other                 : 271
## Professional: 4140    White                 :27815
## Sales        : 3650
##      income
## <=50K:24719
## >50K : 7841
##
##
##
##
```



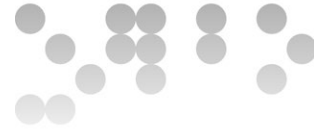


NOTA: Amb l'objectiu de simplificar l'ànalisi reduïrem la dimensionalitat del conjunt de dades a tres atributs i al 10% d'observacions:

```
# Reducció de la dimensionalitat
adult <- adult %>% select(workclass, `marital-status`, occupation, income) %>%
  sample_frac(size = 0.1, replace = TRUE)
summary(adult)
```

##	workclass	marital-status	occupation	income
##	Government : 444	Divorced : 425	WhiteCollar :812	<=50K: 2460
##	Unknown : 183	Married :1574	Unknown :183	>50K : 796
##	Private :2261	Single :1063	BlueCollar :994	
##	SelfEmployed: 368	Separated: 92	Service :487	
##		Widowed : 102	Professional:424	
##			Sales :356	





El paquet Caret

Per a la realització del model predictiu utilitzarem el paquet `caret`⁹ (acrònim per a **C**lassification **A**nd **RE**gression **T**raining). Aquest paquet es un *framework* amb un conjunt de funcions que pretén optimitzar el procés de la creació de models predictius. Aquest paquet conté eines per a:

- Divisió del conjunt de dades.
- Pre-processament de dades.
- Selecció d'atributs.
- *Model tuning*¹⁰ mitjançant remostreig.
- Estimació de la importància de les variables.

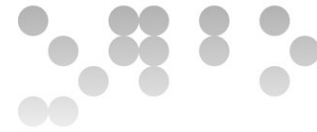
En primer lloc, caldrà instal·lar el paquet des del repositori CRAN:

A més, ens caldrà instal·lar els següents paquets:

⁹ Per a més informació: <https://topepo.github.io/caret/index.html>

¹⁰ Procés que consisteix en optimitzar els paràmetres del model amb l'objectiu que l'algoritme obtingue el millor rendiment.





- El paquet `RWeka` que implementa l' algorisme C4.5.
- El paquet `C50` es tracta d' una implementació més moderna de l' algorisme ID3.
- El paquet `rpart` que implementa el mètode CART.
- El paquet `randomForest` que implementa l'agorisme de "Boscos aleatoris"¹¹.

Conjunt de entrenament i prova: Separació de dades

En aquest apartat, dividiren el conjunt de dades en dos subconjunts:

* **Conjunt d' entrenamet:** Un subconjunt per a entrenar el model. * **Conjunt de prova:** Un subconjunt per a provar el model entrenat.

L' objectiu en aquesta tasca es dividir el conjunt de dades de la següent manera:

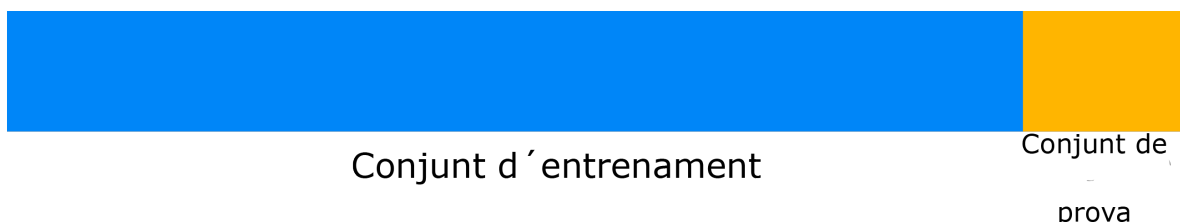
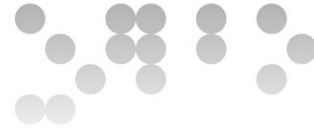


Figura 1. Divisió d' un conjunt de dades en un conjunt d' entrenament i un de prova.

¹¹ De l' anglés *Random Forest*. Per a més informació :https://es.wikipedia.org/wiki/Random_forest



Cal que ens assegurem que el conjunt de prova reuneixi les següents dos condicions:

- Que sigui prou gran com per generar resultats significatius des del punt de vista estadístic.
- Que sigui representatiu de tot el conjunt de dades. En altres paraules, no triar un conjunt de prova amb característiques diferents al del conjunt d'entrenament.

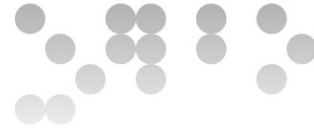
Si suposem que el conjunt de prova reuneix aquestes dues condicions, el nostre objectiu és crear un model que generalitzi les dades noves de forma correcta. En altres paraules, hem de aconseguir un model que no sobreajusti (en àngles, *overfitting*) les dades d'entrenament.

La funció `createDataPartition` ens permetra crear els subconjunts de dades. Per exemple, per a crear una divisió de un 80/20% del conjunt de dades `adult`:

```
# Carreguem el paquet
library(caret)
set.seed(1234)
# Creem el conjunt d'entrenament i el de prova
inTrain <- createDataPartition(adult$income, p = 0.8, list = FALSE)
training <- adult[inTrain, ]
testing <- adult[-inTrain, ]
```

A continuació podem comprovar que hem obtingut un conjunt de entrenament de 2606 observacions:





```
dim(training)
## [1] 2605 4
```

Entrenament de models d'arbres de decisió per a classificació

Classificació amb C4.5 sense poda ¹²

En primer lloc, anem a predir els ingressos de les observacions mitjançant l'algorisme C4.5. Començarem amb un arbre sense podar cosa que, aconseguim passant el argument `Weka_control(U=TRUE)` a la funció `J48()`.

A més, usem la notació `(.)` després de la tilde `~` per a indicar que tots els atributs són utilitzats excepte l'atribut de classe `income`.

Per últim, fem ús del parametre `control` per a indicar que desitjem un arbre de decisió sense podar (més endavant discutirem la poda):

```
# Carreguem la llibreria
library(RWeka)
modelFitC45Tree <- J48(income ~ . , data = training, control = Weka_control(U=TRUE))
```

¹² Encara que segons la documentació `caret` soporta l'algorisme C4.5 no he pogut treure el model amb el *framework*. Es per això, que he utilitzat les funcions propies del paquet `RWeka`.





Passem a continuació a visualitzar l'arbre:

```
# Visualitzem l'arbre
modelFitC45Tree

## J48 unpruned tree
## -----
##
## marital-status = Divorced
## |   workclass = Government: <=50K (67.0/10.0)
## |   workclass = Unknown: <=50K (10.0/1.0)
## |   workclass = Private: <=50K (221.0/17.0)
## |   workclass = SelfEmployed
## |       occupation = WhiteCollar: <=50K (12.0/2.0)
## |       occupation = Unknown: <=50K (0.0)
## |       occupation = BlueCollar: <=50K (9.0/1.0)
## |       occupation = Service: <=50K (2.0)
## |       occupation = Professional: <=50K (6.0)
## |       occupation = Sales: >50K (5.0/2.0)
## marital-status = Married
## |   occupation = WhiteCollar: >50K (319.0/116.0)
## |   occupation = Unknown: <=50K (63.0/18.0)
## |   occupation = BlueCollar: <=50K (449.0/116.0)
## |   occupation = Service: <=50K (108.0/30.0)
## |   occupation = Professional: >50K (180.0/57.0)
## |   occupation = Sales
## |       workclass = Government: >50K (2.0)
## |       workclass = Unknown: <=50K (0.0)
## |       workclass = Private: <=50K (96.0/44.0)
## |       workclass = SelfEmployed: <=50K (38.0/18.0)
## marital-status = Single: <=50K (862.0/37.0)
## marital-status = Separated
## |   occupation = WhiteCollar: <=50K (18.0/1.0)
## |   occupation = Unknown: <=50K (2.0)
## |   occupation = BlueCollar: <=50K (23.0/1.0)
## |   occupation = Service: <=50K (13.0/1.0)
## |   occupation = Professional
## |       workclass = Government: <=50K (4.0)
## |       workclass = Unknown: <=50K (0.0)
## |       workclass = Private: <=50K (2.0/1.0)
```





```
## |      |      workclass = SelfEmployed: >50K (2.0)
## |      |      occupation = Sales: <=50K (9.0/2.0)
## marital-status = Widowed: <=50K (83.0/4.0)
##
## Number of Leaves   :   29
##
## Size of the tree   :   36
```

Com es pot comprovar l'arbre resultant consta de 26 nodes i 21 fulles.

Tot seguit, es mostra la matriu de confusió on podem comprovar com l'algorisme a classificat les classes:

```
# Obtenim la matriu de confusió
summary(modelFitC45Tree)

##
## === Summary ===
##
## Correctly Classified Instances      2126           81.612
3 %
## Incorrectly Classified Instances    479           18.387
7 %
## Kappa statistic                     0.4657
## Mean absolute error                 0.2607
## Root mean squared error             0.3611
## Relative absolute error             70.5461 %
## Root relative squared error         84.0031 %
## Total Number of Instances          2605
##
## === Confusion Matrix ===
##
##      a      b      <-- classified as
## 1793  175 |      a = <=50K
##   304  333 |      b = >50K
```





En concret, podem observar que el 80.5% dels casos estan classificats correctament i que l'estadístic *kappa* és .46, consegüentment podem considerar que es tracta d'un model dolent. És a saber, que en la pràctica es recomanen valors superiors a 0.60.

A continuació classificarem el conjunt de prova i assignarem les prediccions com un nou atribut al *dataframe* `Predictions`:

```
Predictions = data.frame(matrix(nrow = nrow(testing), ncol = 0))
Predictions$C45 = predict(modelFitC45Tree, testing)
```

Classificació amb C4.5 amb poda

El punt següent tracta d'arbres de decisió C4.5 amb poda:

```
# Carreguem les llibreria
library(RWeka)
modelFitC45TreePruned <- J48(income ~ . ,data = training, control =
Weka_control(U=FALSE))
```

En aquest cas, l'arbre és més petit amb 16 nodes i 13 fulles:

```
# Visualitzem l'arbre
modelFitC45TreePruned

## J48 pruned tree
## -----
##
## marital-status = Divorced: <=50K (332.0/34.0)
```





```
## marital-status = Married
## |   occupation = WhiteCollar: >50K (319.0/116.0)
## |   occupation = Unknown: <=50K (63.0/18.0)
## |   occupation = BlueCollar: <=50K (449.0/116.0)
## |   occupation = Service: <=50K (108.0/30.0)
## |   occupation = Professional: >50K (180.0/57.0)
## |   occupation = Sales: <=50K (136.0/64.0)
## marital-status = Single: <=50K (862.0/37.0)
## marital-status = Separated: <=50K (73.0/8.0)
## marital-status = Widowed: <=50K (83.0/4.0)
##
## Number of Leaves   :   10
##
## Size of the tree   :   12
```

En el següent fragment de codi obtenim la matriu de confusió on podem comprovar el nombre de observacions correctament classificades i el valor *kappa*:

```
# Obtenim la matriu de confusió
summary(modelFitC45TreePruned)

##
## === Summary ===
##
## Correctly Classified Instances      2121           81.420
3 %
## Incorrectly Classified Instances    484           18.579
7 %
## Kappa statistic                     0.4574
## Mean absolute error                 0.2642
## Root mean squared error             0.3634
## Relative absolute error             71.4771 %
## Root relative squared error         84.5556 %
## Total Number of Instances          2605
##
## === Confusion Matrix ===
##
```





```
##      a      b  <-- classified as
## 1795  173 |      a = <=50K
##   311  326 |      b = >50K
```

Igual que amb el cas anterior hem obtingut prop de un 81% d'observacions correctament classificades i un valor *kappa* de aproximadament 0.45.

Per acabar, de forma similar al que hem fet anteriorment classificarem el conjunt de prova i assignarem les prediccions a `Predictions`:

```
Predictions$C45pr = predict(modelFitC45TreePruned, testing)
```

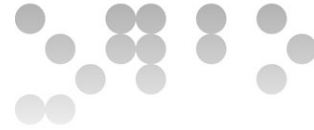
Classificació amb C50

Tot seguit passem a examinar l'algorisme de classificació C50. Aquest algorisme es tracta d'una implementació més moderna de l'algorisme ID3. C50 realitza *boosting*¹³, un meta-algorisme d'aprenentatge automàtic que redueix el biaix i variància.

Per aquest exemple i els següents utilitzarem el *framework* `caret`. Els dos primers arguments de la funció `train` són les variables predictores i el conjunt

¹³ Per a més informació: <https://topepo.github.io/caret/index.html>





de dades de prova, respectivament. El tercer argument, `method`, especifica el tipus de model.

N'és un bon exemple el fragment de codi següent que utilitza l'algorisme C50 implementat al paquet `C50`:

```
modelFitC50tree <- train(income ~ .,
  method = "C5.0",
  data = training)
```

Tot seguit es mostra la matriu de confusió:

```
summary(modelFitC50tree)

##
## Call:
## (function (x, y, trials = 1, rules = FALSE, weights = NULL, control
## 0.25, minCases = 2, fuzzyThreshold = FALSE, sample = 0, earlyStopping
## = TRUE, label = "outcome", seed = 3152L))
##
##
## C5.0 [Release 2.07 GPL Edition]      Wed Nov 07 03:08:37 2018
## -----
##
## Class specified by attribute `outcome'
##
## Read 2605 cases (13 attributes) from undefined.data
##
## Rules:
##
```





```
## Rule 1: (1350/83, lift 1.2)
## `marital-status`Married <= 0
## -> class <=50K [0.938]
##
## Rule 2: (373/38, lift 1.2)
## occupationService > 0
## -> class <=50K [0.896]
##
## Rule 3: (153/20, lift 1.1)
## workclassUnknown > 0
## -> class <=50K [0.865]
##
## Rule 4: (784/127, lift 1.1)
## occupationBlueCollar > 0
## -> class <=50K [0.837]
##
## Rule 5: (635/245, lift 2.5)
## workclassUnknown <= 0
## `marital-status`Married > 0
## occupationBlueCollar <= 0
## occupationService <= 0
## -> class >50K [0.614]
##
## Default class: <=50K
##
##
## Evaluation on training data (2605 cases):
##
##           Rules
##   -----
##      No      Errors
##
##      5  492(18.9%)  <<
##
##      (a)  (b)  <-classified as
##      ----  ----
##      1723  245  (a): class <=50K
##      247   390  (b): class >50K
##
```





```
##  
## Attribute usage:  
##  
## 76.20% `marital-status`Married  
## 54.47% occupationBlueCollar  
## 38.69% occupationService  
## 30.25% workclassUnknown  
##  
##  
## Time: 0.0 secs
```

Per acabar, crearem la entrada al dataframe `Predictions` amb les prediccions obtingudes del conjunt de dades de prova:

```
Predictions$C5.0 = predict(modelFitC50tree, testing)
```

Classificació amb CART

Tot seguit classificarem de nou les dades d'entrenament, però aquest cop utilitzarem l'algoritme CART:

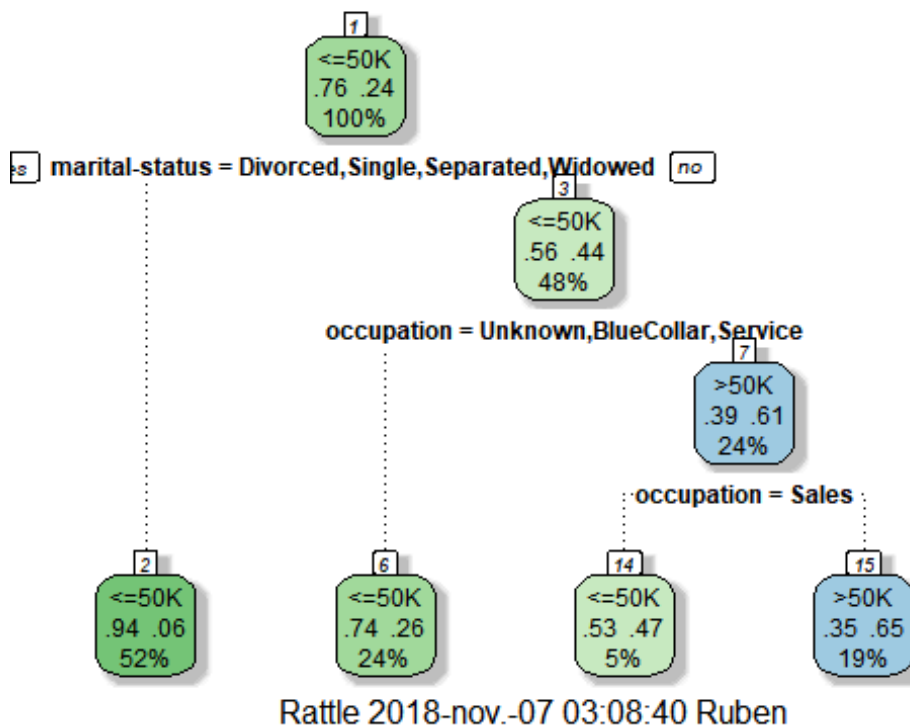
```
library(caret)  
modelFitCART <- train(income ~ .,  
                      data = training,  
                      method = "rpart")
```

En aquest cas i amb l'ajuda del paquet `rattle` podem obtenir el gràfic de l'arbre de decisió:





```
library(rattle)
fancyRpartPlot(modelFitCART)
```



Cal adonar-se que en aquest cas l'arbre es molt més senzill que els obtinguts amb els algorismes C4.5 o C5.0.

Finalment, obtenim les prediccions amb el conjunt de prova i les guardem al dataframe `Predictions`:

```
## Call: cohen.kappa1(x = x, w = w, n.obs = n.obs, alpha = alpha,
## levels = levels)
##
```





```
## Cohen Kappa and Weighted Kappa correlation coefficients and confidence boundaries
##
##           lower estimate upper
## unweighted kappa  0.42      0.46  0.5
## weighted kappa    0.42      0.46  0.5
##
## Number of subjects = 2605

ProbsCARTtest = predict(modelFitCART, testing)
Predictions$CART[ProbsCARTtest[,1] <=.5] = "small"
Predictions$CART[ProbsCARTtest[,1] >.5] = "large"
```

Random Forest

Per acabar, en aquest apartat classificarem de nou el conjunt de dades d'entrenament, però en aquest aquest utilitzarem el algoritme *Random Forest*.

```
library(caret)
modelFitRandomForest <- train(income ~ .,
                              data = training,
                              method = "rf", prox=TRUE)
```

A continuació es mostra la matriu de confusió:

```
modelFitRandomForest
##
## Call:
## randomForest(x = training[, -4], y = training$income)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 500
## No. of variables tried at each split: 1
##
##           OOB estimate of error rate: 19.19%
## Confusion matrix:
```





```
##      <=50K >50K class.error
## <=50K  1818  150  0.07621951
## >50K   350  287  0.54945055
```

Com podem observar en els resultats aquesta classificació es pitjor encara que amb CART.

Per concloure, de forma similiar als apartats anteriors obtenim les prediccions:

```
Predictions$RF = predict(modelFitRandomForest, testing)
```

Anàlisis de les prediccions del conjunt de prova

Amb el següent fragment de codi analitzarem quin algoritme ha obtingut millor prediccions en el conjunt de dades de prova:

```
# Examinen les prediccions del conjunt de prova
values = data.frame(matrix(ncol = ncol(Predictions), nrow = 6))
rownames(values) = c("True +", "True -", "False +", "False -", "Accuracy", "Kappa")
names(values) = names(Predictions)
for (i in 1:ncol(Predictions)) {
  tab = table(testing$income, Predictions[,i])
  values[1,i] = tab[1,1]
```





```

values[2,i] = tab[2,2]
values[3,i] = tab[1,2]
values[4,i] = tab[2,1]
values[5,i] = sum(diag(tab))/sum(tab)
values[6,i] = cohen.kappa(tab)[1]
}
round(values,2)

##           C45  C45pr  C5.0  CART    RF
## True +   449.00 450.00 434.00 450.00 455.00
## True -    67.00  67.00  88.00  67.00  57.00
## False +   43.00  42.00  58.00  42.00  37.00
## False -   92.00  92.00  71.00  92.00 102.00
## Accuracy  0.79   0.79   0.80   0.79   0.79
## Kappa     0.37   0.38   0.45   0.38   0.33

```

Per concloure, encara que els algoritmes han superat el 70% de precisió en la classificació, el valor estadístic *kappa* no ha superat el 0.44. Aquest valor no és suficient, de manera que seria recomanable no utilitzar cap d'aquests algoritmes per a la predicció del model. ¹⁴: Informació extreta de <https://es.wikipedia.org/wiki/Boosting>

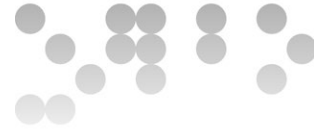
Bibliografia

[1] Daniel T. Larouse, Chantal D. Larouse: Data Mininig and Predictive Analytics.USA, John Wiley & Sons,2015,ISBN 978-1-118-11619-7

[2] Jordi Gironés Roig, Jordi Casas Roma, Julià Minguillón Alfonso, Ramon Caihuelas Quiles : Minería de Datos: Modelos y Algoritmos. Barcelona, Editorial UOC, 2017, ISBN: 978-84-9116-904-8.

¹⁴ Per a més informació: <https://topepo.github.io/caret/index.html>





[3] Jiawe Han, Michellie Chamber & Jian Pei: Data mining : concepts and techniques. 3º Edition. USA, Editorial Elsevier, 2012, ISBN 978-0-12-381479-1

