PRÁCTICA 2: Limpieza y validación de los datos

Autores: Anna Llorens Roig, Carlos Villar Robles

Dataset: Adults

Contents

1. Introducción

El conjunto de datos objeto de análisis es de la base de datos 'data' del Censo de 1994 en Estados Unidos. Los detalles de este conjunto de datos se pueden encontrar en el repositorio de UCI Machine Learning: https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/data.

Durante el desarrollo de esta práctica trataremos de construir un modelo para predecir si el ingreso de cualquier individuo en los Estados Unidos es mayor o menor que USD 50000 según la información disponible sobre ese individuo en los datos del censo. Nos interesa conocer qué tan bien se puede predecir si el ingreso anual de una persona supera los 50000$ utilizando el conjunto de variables en este conjunto de datos. La pregunta se inspecciona en dos enfoques: técnicas de aprendizaje automático, visualización de datos y modelado estadístico tradicional.

2. Descripción del dataset

Se trata del 'data data set' el cual consta de 15 atributos y 32561 observaciones. Entre los campos del conjunto de datos encontramos las siguientes variables dependientes:

- ***age***: edad del individuo
- ***type_employer***: tipo de empleador que tiene el individuo. Ya sean gubernamentales, militares, privados, etc.
- ***fnlwgt***: El # de personas que los encuestados creen que representa la observación. Ignoraremos esta variable
- ***education***: nivel más alto de educación alcanzado para esa persona
- ***education_num***: nivel más alto de educación en forma numérica
- ***marital***: estado civil del individuo
- ***occupation***: ocupación del individuo
- ***relationship***: contiene valores de relaciones familiares como marido, padre, etc., pero solo contiene uno por observación
- ***race***: descripciones de la raza individual. Negro, blanco, esquimal,
- ***sex***: sexo del individuo
- ***capital_gain***: ganancias de capital registradas
- ***capital_loss***: pérdidas de capital registradas
- ***hr_per_week***: horas trabajadas por semana
- ***country***: país de origen del individuo

Cómo variable dependiente del dataset tenemos:

- ***income***: variable booleana. Representa si la persona gana o no más de $ 50,000 por año de ingresos.

2.1 Importación de librerías

Cargamos las librerías R que vamos a utilizar para la resolución de la práctica

```
# Libreria de visualizacion de datos
library("ggplot2")

# Librerías para la generación de grids
library("grid")
library("gridExtra")

# Librería para obtención de información detallada
library("gmodels")
```

3. Inegración y selección de los datos de interés.

Antes de comenzar con la limpieza de los datos, procedemos a realizar la lectura del fichero en formato CSV en el que se encuentran. El resultado devuelto por la llamada a la función read.csv() será un objeto data.frame el cual mostraremos su cabecera:

```
# Lectura de datos
data <-read.csv('../data/adults.csv', header = TRUE)
```

```
# Comprobamos que los datos se han importado correctamente
head(data[,1:5])
```

```
##   age        workclass fnlwgt education education_num
## 1  39        State-gov  77516 Bachelors            13
## 2  50 Self-emp-not-inc  83311 Bachelors            13
## 3  38          Private 215646   HS-grad             9
## 4  53          Private 234721      11th             7
## 5  28          Private 338409 Bachelors            13
## 6  37          Private 284582   Masters            14
```

Un resumen de alto nivel de los datos se encuentra a continuación. Todas las variables han sido leídas en sus clases esperadas.

```
str(data)
```

```
## 'data.frame':    32561 obs. of  15 variables:
##  $ age           : int  39 50 38 53 28 37 49 52 31 42 ...
##  $ workclass     : Factor w/ 9 levels "?","Federal-gov",..: 8 7 5 5 5 5 5 7 5 5 ...
##  $ fnlwgt        : int  77516 83311 215646 234721 338409 284582 160187 209642 45781 159449 ...
##  $ education     : Factor w/ 16 levels "10th","11th",..: 10 10 12 2 10 13 7 12 13 10 ...
##  $ education_num : int  13 13 9 7 13 14 5 9 14 13 ...
##  $ maritalStatus : Factor w/ 7 levels "Divorced","Married-AF-spouse",..: 5 3 1 3 3 3 4 3 5 3 ...
##  $ occupation    : Factor w/ 15 levels "?","Adm-clerical",..: 2 5 7 7 11 5 9 5 11 5 ...
##  $ relationship  : Factor w/ 6 levels "Husband","Not-in-family",..: 2 1 2 1 6 6 2 1 2 1 ...
##  $ race          : Factor w/ 5 levels "Amer-Indian-Eskimo",..: 5 5 5 3 3 5 3 5 5 5 ...
##  $ sex           : Factor w/ 2 levels "F","M": 2 2 2 2 1 1 1 2 1 2 ...
##  $ capital_gain  : int  2174 0 0 0 0 0 0 0 14084 5178 ...
##  $ capital_loss  : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  $ hour_per_week : int  40 13 40 40 40 40 16 45 50 40 ...
##  $ native_country: Factor w/ 42 levels "?","Cambodia",..: 40 40 40 40 6 40 24 40 40 40 ...
##  $ income        : Factor w/ 2 levels "<=50K",">50K": 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 ...
```

En primer lugar seleccionaremos las variables que las que nos centraremos para realizar el análisis. Por lo que eliminaremos las variables *education*, *fnlwgt*, *relationship*, *capital-gain*, *capital-gain*, *race*

```
# Eliminamos variables
data$education <- NULL
data$fnlwgt <- NULL
data$relationship <- NULL
data$capital_gain <- NULL
data$capital_loss <- NULL
data$native_country <- NULL
data$race <- NULL
```

4. Limpieza de los datos.

Una vez tenemos el conjunto de datos con el que trabajaremos observamos el resumen del conjuto y pasaremos a la limpieza de estos.

```
summary(data)
```

```
##       age                    workclass     education_num
##  Min.   :17.00   Private         :22696   Min.   : 1.00
##  1st Qu.:28.00   Self-emp-not-inc: 2541   1st Qu.: 9.00
##  Median :37.00   Local-gov       : 2093   Median :10.00
##  Mean   :38.58   ?               : 1836   Mean   :10.08
##  3rd Qu.:48.00   State-gov       : 1298   3rd Qu.:12.00
##  Max.   :90.00   Self-emp-inc    : 1116   Max.   :16.00
##                  (Other)         :  981
##                maritalStatus             occupation   sex
##  Divorced              : 4443   Prof-specialty :4140   F:10771
##  Married-AF-spouse     :   23   Craft-repair   :4099   M:21790
##  Married-civ-spouse    :14976   Exec-managerial:4066
##  Married-spouse-absent:  418   Adm-clerical   :3770
##  Never-married         :10683   Sales          :3650
##  Separated             : 1025   Other-service  :3295
##  Widowed               :  993   (Other)        :9541
##  hour_per_week     income
##  Min.   : 1.00   <=50K:24720
##  1st Qu.:40.00   >50K : 7841
##  Median :40.00
##  Mean   :40.44
##  3rd Qu.:45.00
##  Max.   :99.00
##
```

4.1 Ceros y elementos vacios

Tal y como se indica en la descripción del dataset se utiliza el carácter '?' para denotar un valor desconocido. Así, se procede a conocer a continuación qué campos contienen elementos vacíos:

```
# Números de valores desconocidos por campo
colSums(data=="?")
```

```
##           age     workclass education_num maritalStatus    occupation
##             0          1836             0             0          1843
##           sex hour_per_week        income
##             0             0             0
```

Llegados a este punto debemos decidir cómo manejar estos registros que contienen valores desconocidos para algún campo. Al disponer de un conjunto de datos relativamente grande (más de 32000 observaciones) procederemos a eliminar las columnas con registros nulos.

```
data<-data[!(data$workclass=="?"),]
data<-data[!(data$occupation=="?"),]
```

```
# Comprobamos valores nulos
colSums(data=="?")
```

```
##           age     workclass education_num maritalStatus    occupation
##             0             0             0             0             0
##           sex hour_per_week        income
##             0             0             0
```

4.2 Identificación y tratamiento de valores extremos

Los valores extremos o outliers son aquellos que parecen no ser congruentes sin los comparamos con el resto de los datos. Para identificarlos, podemos hacer uso de dos vías: (1) representar un diagrama de caja por cada variable y ver qué valores distan mucho del rango intercuartílico (la caja) o (2) utilizar la función boxplots.stats() de R, la cual se emplea a continuación. Así, se mostrarán sólo los valores atípicos para aquellas variables que los contienen:

```
boxplot.stats(data$age)$out
```

```
##   [1] 79 76 90 77 76 81 78 90 88 90 77 90 77 78 80 90 81 81 76 80 90 76 79
##  [24] 76 81 76 90 76 90 80 90 90 79 78 79 84 90 77 80 77 90 81 83 84 79 76
##  [47] 85 82 79 77 90 76 90 84 78 78 76 80 90 90 77 76 84 76 90 76 90 76 77
##  [70] 81 90 77 78 77 81 78 82 81 77 76 80 90 80 84 82 78 79 76 90 84 90 83
##  [93] 78 80 77 78 76 79 80 79 80 90 90 90 90 81 76 83 90 90 81 80 80 90 79
## [116] 77 77 80 76 82 85 80 79 90 76 76 77 76 79 81 77 88 90 82 76 88 76 77
## [139] 83 76 77 79 77 86 90 77 82 83 81 76 79 76 84 78 76 76 76 78 84 79 78
## [162] 90 80 81 78 81 90 80 82 90 90 85
```

```
boxplot.stats(data$education_num)$out
```

```
##   [1] 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
##  [36] 1 1 1 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2
##  [71] 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2
## [106] 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 1 2 2 1 1 2 2 1 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 1 2 1 1
## [141] 2 1 1 1 2 1 2 1 2 2 1 1 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2
## [176] 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 1 2 1 2 2 1
```

No obstante, si revisamos los anteriores datos para varios adultos escogidos aleatoriamente, comprobamos que son valores que perfectamente pueden darse (La edad de un individuo puede ser de 90 años y los niveles de educación pueden ser 1 o 2). Es por ello que el manejo de estos valores extremos consistirá en simplemente dejarlos como actualmente están recogidos.

El juego de datos sobre el que realizaremos el estudio ya ha sido "limpiado" previamente. Hemos eliminado los valores nulos, elegido las variables sobre las que se realizará la clasificación y su estandarización. La clasificación de variables es la siguiente:

- La variable `age` cuantitativa discreta, hace referencia a la edad.

- La variable `workclass` cualitativa nominal, hace referencia a la clase de trabajo.
- La variable `education_num` cualitativa ordinal, hace referencia al nivel de estudios.
- La variable `marital_status` cualitativa categórica, hace referencia al estado cívil.
- La variable `occupation` cualitativa categórica, hace referencia al tipo de trabajo.
- La variable `sex` cualitativa nominal, hace referencia al sexo.
- La variable `income` cualitativa nominal, hace referencia a los ingresos anuales.

5. Análisis de los datos.

5.1 Selección de los grupos de datos que se quieren analizar

Para simplificar el conjunto de valores de las variables categóricas vamos agrupar por categorias los siguientes atributos: *workclass* , *maritalStatus*, *occupation*

- Para la variable **workclass** diferenciaremos entre: goverment, public, public, self-employed, other

```
# Observamos atributos originales para la variable workclass
summary(data$workclass)
```

```
##                 ?      Federal-gov        Local-gov     Never-worked
```

```
##                0             960            2093               0
##          Private     Self-emp-inc Self-emp-not-inc        State-gov
##            22696             1116            2541             1298
##      Without-pay
##               14
```

```
levels(data$workclass)[1] <- 'Unknown'
# combine into Government job
data$workclass <- gsub('^Federal-gov', 'Government', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Local-gov', 'Government', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^State-gov', 'Government', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Government', 'Public', data$workclass)
# combine into Sele-Employed job
data$workclass <- gsub('^Self-emp-inc', 'Self-Employed', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Self-emp-not-inc', 'Self-Employed', data$workclass)

# combine into Other/Unknown
data$workclass <- gsub('^Never-worked', 'Other', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Without-pay', 'Other', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Other', 'Other', data$workclass)
data$workclass <- gsub('^Unknown', 'Other', data$workclass)
data$workclass <- as.factor(data$workclass)
```

```
# Observamos nuevos atributos para la variable workclass
summary(data$workclass)
```

```
##         Other       Private        Public Self-Employed
##            14         22696          4351          3657
```

- Para la variable **maritalStatus** diferenciaremos entre: married, single

```
# Observamos atributos originales para la variable maritalStatus
summary(data$maritalStatus)
```

```
##              Divorced     Married-AF-spouse    Married-civ-spouse
##                  4258                    21                 14339
## Married-spouse-absent         Never-married              Separated
##                   389                  9912                   959
##               Widowed
##                   840
```

```
data$maritalStatus <- gsub('Married-AF-spouse', 'Married', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Married-civ-spouse', 'Married', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Married-spouse-absent', 'Married', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Never-married', 'Single', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Widowed', 'Single', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Divorced', 'Single', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- gsub('Separated', 'Single', data$maritalStatus)
data$maritalStatus <- as.factor(data$maritalStatus)
```

```
# Observamos nuevos atributos para la variable maritalStatus
summary(data$maritalStatus)
```

```
## Married  Single
##   14749   15969
```

- Para la variable **occupation** diferenciaremos entre: Adm-clerical, Blue-Collar, Other/Unknown, Professional, Sales, Service, White-Collar

```r
# Observamos atributos originales para la variable occupation
summary(data$occupation)
```

```
##                 ?      Adm-clerical      Armed-Forces      Craft-repair
##                 0              3770                 9              4099
##   Exec-managerial   Farming-fishing Handlers-cleaners Machine-op-inspct
##              4066               994              1370              2002
##     Other-service   Priv-house-serv    Prof-specialty   Protective-serv
##              3295               149              4140               649
##             Sales      Tech-support  Transport-moving
##              3650               928              1597
```

```r
levels(data$occupation)[1] <- 'Unknown'
data$occupation <- gsub('Craft-repair', 'Blue-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Exec-managerial', 'White-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Farming-fishing', 'Blue-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Handlers-cleaners', 'Blue-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Machine-op-inspct', 'Blue-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Other-service', 'Service', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Priv-house-serv', 'Service', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Prof-specialty', 'Professional', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Protective-serv', 'Service', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Tech-support', 'Service', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Transport-moving', 'Blue-Collar', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Unknown', 'Other/Unknown', data$occupation)
data$occupation <- gsub('Armed-Forces', 'Other/Unknown', data$occupation)
data$occupation <- as.factor(data$occupation)
```

```r
# Observamos nuevos atributos para la variable occupation
summary(data$occupation)
```

```
##  Adm-clerical   Blue-Collar Other/Unknown  Professional         Sales
##          3770         10062             9          4140          3650
##       Service  White-Collar
##          5021          4066
```

```r
# Observamos el conjunto de datos una vez han sido procesados
head(data)
```

```
##   age     workclass education_num maritalStatus   occupation sex
## 1  39        Public            13        Single Adm-clerical   M
## 2  50 Self-Employed            13       Married White-Collar   M
## 3  38       Private             9        Single  Blue-Collar   M
## 4  53       Private             7       Married  Blue-Collar   M
## 5  28       Private            13       Married Professional   F
## 6  37       Private            14       Married White-Collar   F
##   hour_per_week income
## 1            40  <=50K
## 2            13  <=50K
## 3            40  <=50K
## 4            40  <=50K
## 5            40  <=50K
## 6            40  <=50K
```

5.1.1 Exportación de los datos

Llegados a este punto, vamos a exportar el conjunto de datos con el vamos a realizar el análisis en un nuevo fichero al que denominaremos 'adults_clean.csv'.

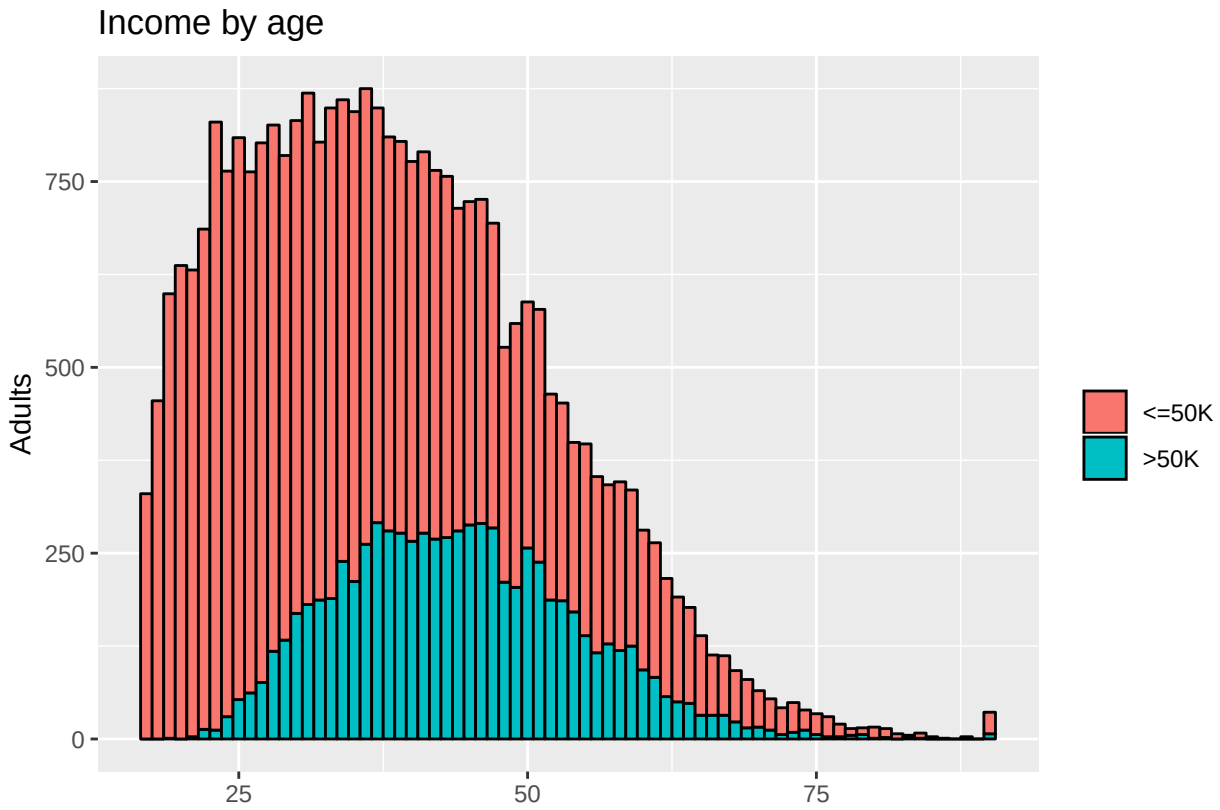
```
# Exportación de los datos limpios en .csv
write.csv(data, "../data/adults_clean.csv")
```

5.2 Representación de las variables

Estudiamos la relación de la variable `income` con el resto de variables del juego de datos. Para ello, visualizaremos mediante un diagramas de barras cada variable con respecto a la variable `income` y analizaremos los resultados.

- Relación con la variable `age`

```
# Relación con la variable age
ggplot(data,aes(age,fill=income))+geom_histogram(binwidth=1, color='black') +labs(x="",
y="Adults")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by age")
```



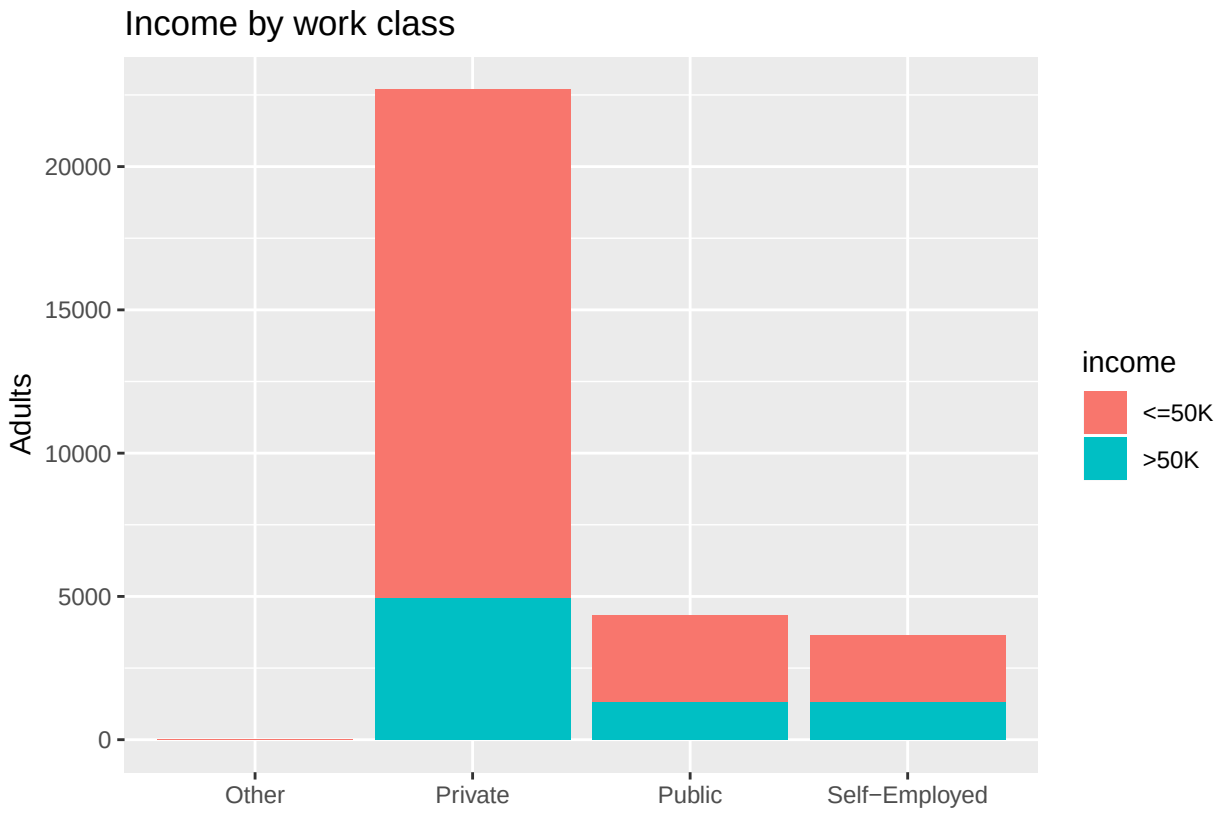
Se observa que para la mayoria de las observaciones ganan menos de 50K al año. Entre la población que superan los 50K al año se encuentran principalmente en la mitad de su carrera.

- Relación con la variable `workclass`

```
summary(data$workclass)
```

```
##         Other       Private        Public Self-Employed
##            14         22696          4351          3657
```

```
ggplot(data,aes(workclass,fill=income))+geom_bar()+labs(x="",
y="Adults")+ggtitle("Income by work class")
```

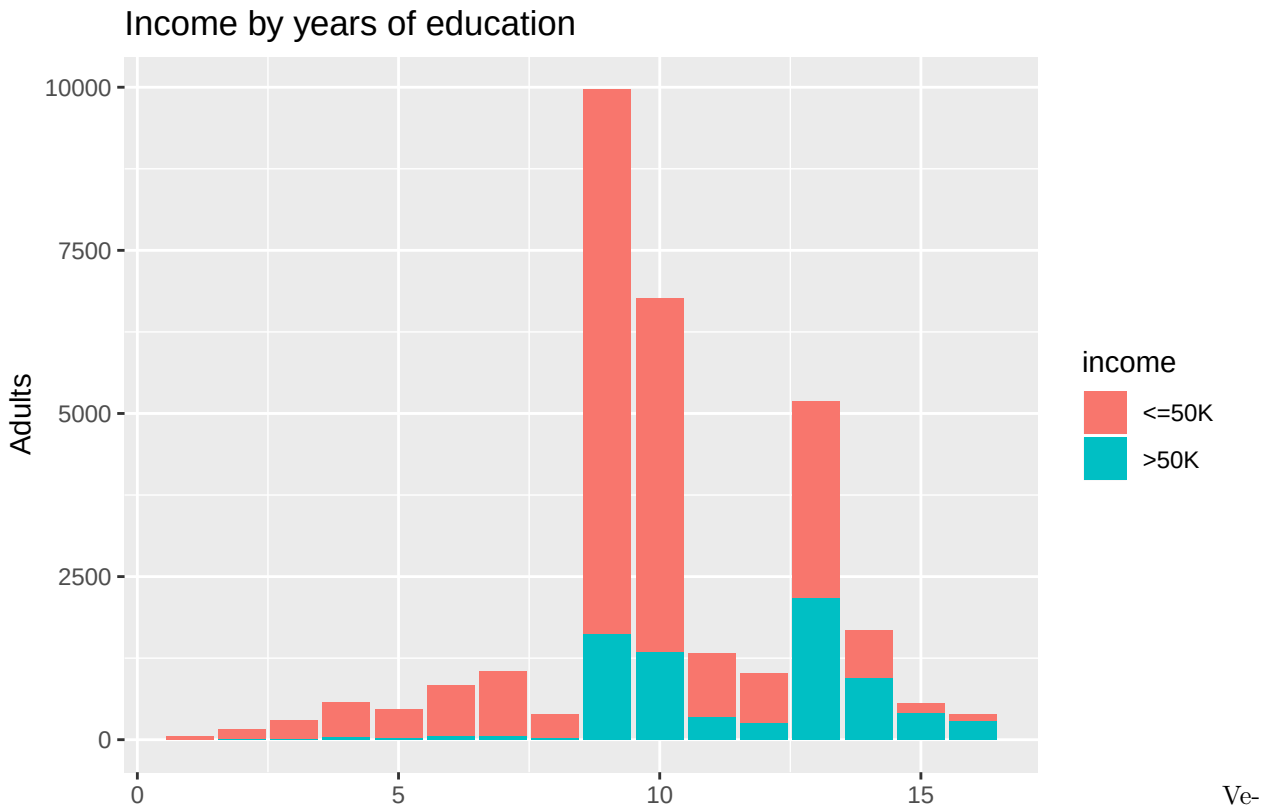



```
# Tabla de contingencia.
tabla_WCI <- table(data$workclass,data$income)
prop.table(tabla_WCI)
```

```
##
##                       <=50K         >50K
##   Other          0.0004557588 0.0000000000
##   Private        0.5772836773 0.1615665082
##   Public         0.0979881503 0.0436551859
##   Self-Employed  0.0752327625 0.0438179569
```

- Relación con la variable `education_num`

```
ggplot(data,aes(education_num,fill=income))+geom_bar()+labs(x="",
y="Adults")+ggtitle("Income by years of education")
```



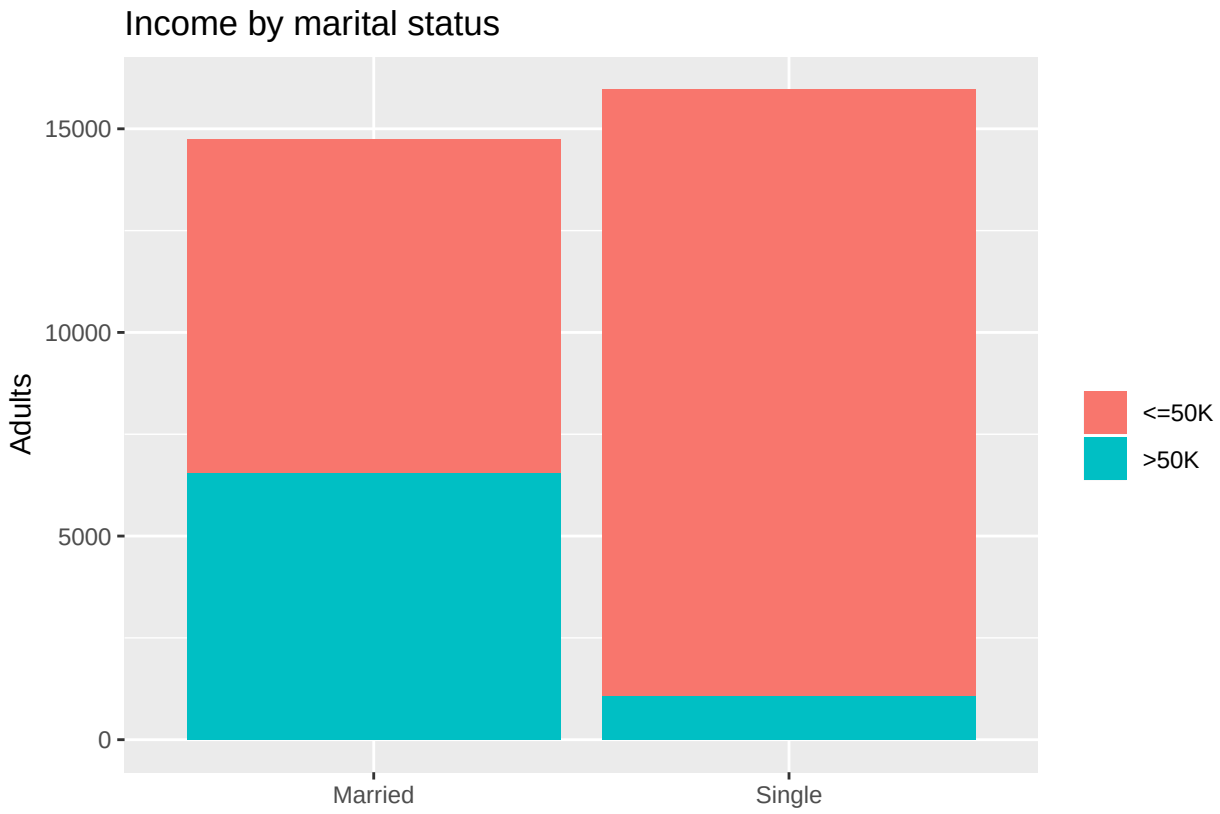
Vemos cómo la proporción en el grupo de ganar más de 50K al año aumenta a medida que aumentan los años de educación.

- Relación con la variable `marital_status`

```
summary(data$maritalStatus)
```

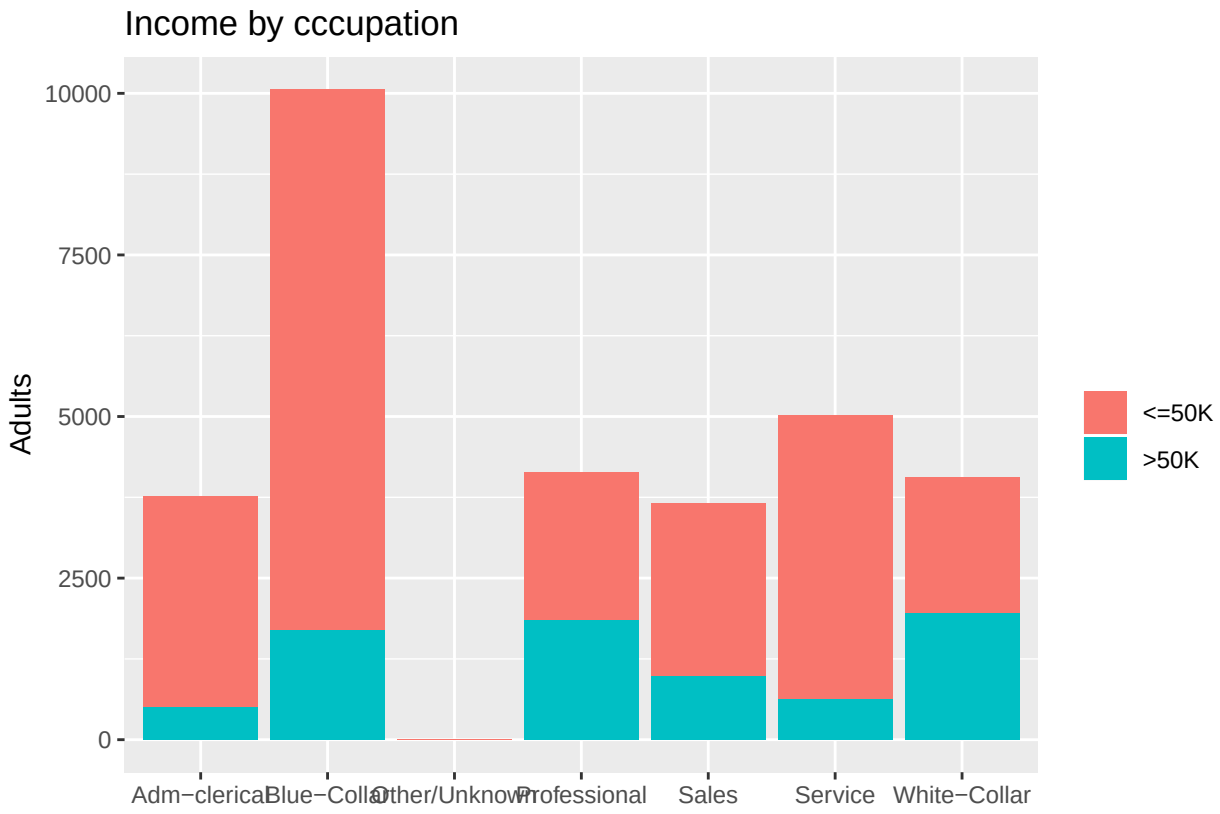
```
## Married  Single
##   14749   15969
```

```
ggplot(data,aes(maritalStatus,fill=income))+geom_bar() +labs(x="",
y ="Adults")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by marital status")
```



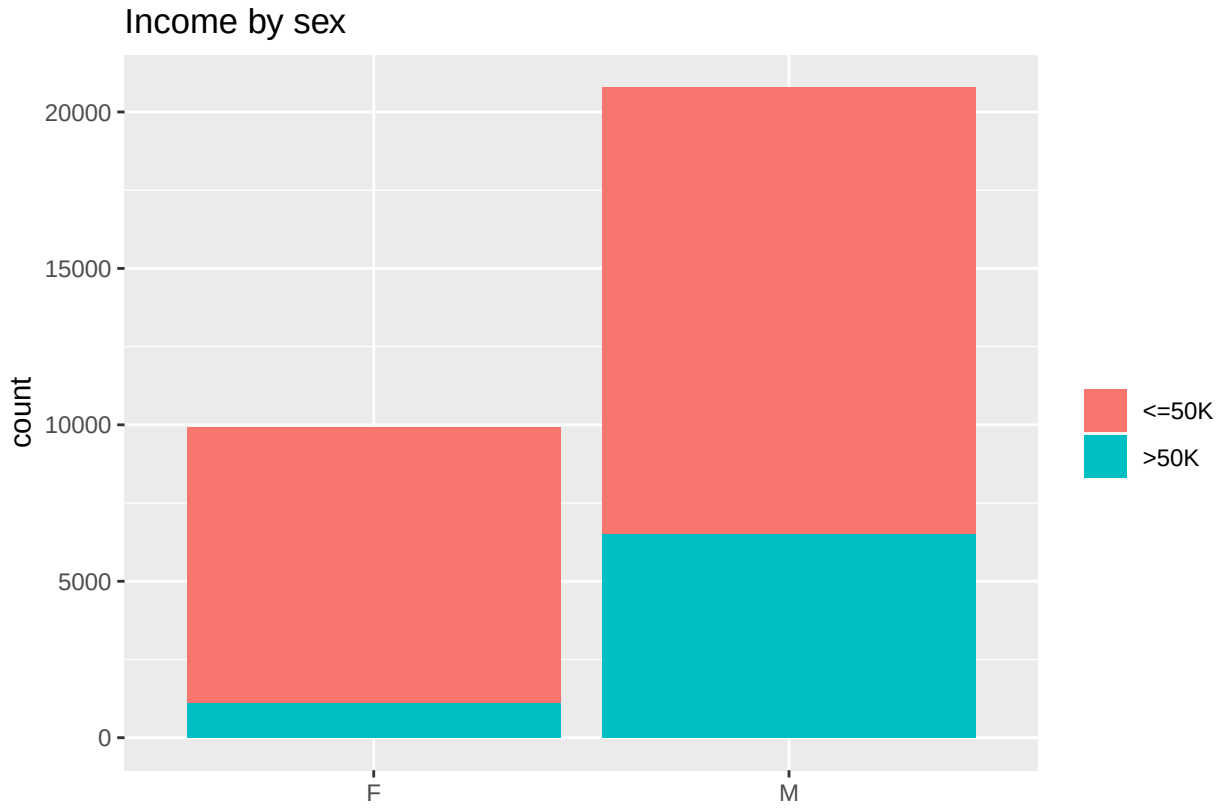
- Relación con la variable `cccupation`

```
ggplot(data,aes(occupation,fill=income))+geom_bar() +labs(x="",
y ="Adults")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by cccupation")
```



- Relación con la variable `sex`

```
ggplot(data,aes(sex,fill=income))+geom_bar() +labs(x="")+ guides(
  fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by sex")
```




```
# Tabla de contingencia.
tabla_SI <- table(data$sex,data$income)
prop.table(tabla_SI)
```

```
##
##          <=50K       >50K
##   F 0.28657465 0.03668859
##   M 0.46438570 0.21235106
```

Visualización con respecto a todas la variables del estudio:

```
grid.newpage()
# Relación con la variable age
plotbyAge <-ggplot(data,aes(age,fill=income))+geom_bar() +labs(x="",
y="Adults")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by age")
# Relación con la variable workclass
plotbyWorkclass <-ggplot(data,aes(workclass,fill=income))+geom_bar() +labs(
  x="",y="Adults")+ guides(fill=guide_legend(
  title=""))+ggtitle("Income by work class")
# Relación con la variable sex
plotbySex<-ggplot(data,aes(sex,fill=income))+geom_bar() +labs(
  x="")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by sex")
# Relación con la variable education_num
plotbyEducation_num<-ggplot(data,aes(education_num,fill=income))+geom_bar() +labs(
  x="education_num")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle(
    "Income by education_num")
# Relación con la variable marital_status
plotbyMarital_status <-ggplot(data,aes(maritalStatus,fill=income))+geom_bar() +labs(
x="")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("income by Marital status")
# Relación con la variable occupation
```

```
plotbyOccupation<-ggplot(data,aes(occupation,fill=income))+geom_bar() +labs(x="",
y ="Adults")+ guides(fill=guide_legend(title=""))+ggtitle("Income by cccupation")

grid.arrange(plotbyAge,plotbyWorkclass,plotbySex,plotbyEducation_num,
plotbyMarital_status, plotbyOccupation, ncol=2)
```

5.3 Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza

5.4 Aplicación de pruebas estadísticas para comparar los grupos de datos

6. Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

7. Resolución del problema.

8. Contribuciones

Contribuciones	Firma
Investigación previa	AL, CV
Introducción	AL, CV
Descripción	AL, CV
Integración	AL, CV
Limpieza de datos	AL, CV
Análisis de datos	AL, CV
Representación de los res.	.....
Resolución problema	.....