Visualización de datos: PRA2

Autor: Waziri Ajibola Lawal Mohammed

MAY 2021

Contents

Introducción

En esta tarea se realizara la transformación del conjunto de datos escogido para la realización de la PRA2 con el objetivo de generar un juegos de datos final que nos permita responder a las preguntas planteadas en la PRA1 mediante visualizaciones interactivas.

Realización de la tarea

A partir del conjunto de datos disponible en el siguiente enlace http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Adult , se generará un nuevo juego de datos para implementar la visualización interactiva.

```
# Cargamos el juego de datos
datosAdult <- read.csv('http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/adult/adult.data',
                       stringsAsFactors = FALSE, header = FALSE, na.strings = "?",
                       strip.white = TRUE, fill = F)

# Nombres de los atributos
names(datosAdult) <- c("age","workclass","fnlwgt","education","education_num","marital_status",
                       "occupation","relationship","race","sex","capital_gain","capital_loss",
                       "hour_per_week","native_country","income")
```

```r
# Verificamos la estructura del conjunto de datos
str(datosAdult)
```

```
## 'data.frame':    32561 obs. of  15 variables:
##  $ age           : int  39 50 38 53 28 37 49 52 31 42 ...
##  $ workclass     : chr  "State-gov" "Self-emp-not-inc" "Private" "Private" ...
##  $ fnlwgt        : int  77516 83311 215646 234721 338409 284582 160187 209642 45781 159449 ...
##  $ education     : chr  "Bachelors" "Bachelors" "HS-grad" "11th" ...
##  $ education_num : int  13 13 9 7 13 14 5 9 14 13 ...
##  $ marital_status: chr  "Never-married" "Married-civ-spouse" "Divorced" "Married-civ-spouse" ...
##  $ occupation    : chr  "Adm-clerical" "Exec-managerial" "Handlers-cleaners" "Handlers-cleaners" ...
##  $ relationship  : chr  "Not-in-family" "Husband" "Not-in-family" "Husband" ...
##  $ race          : chr  "White" "White" "White" "Black" ...
##  $ sex           : chr  "Male" "Male" "Male" "Male" ...
##  $ 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: chr  "United-States" "United-States" "United-States" "United-States" ...
##  $ income        : chr  "<=50K" "<=50K" "<=50K" "<=50K" ...
```

Descripción de las variables contenidas en el fichero:

- age: valor numérico con la edad de la unidad que responde.
- work-class: factor que especifica en qué entidad o sector trabaja la unidad que responde.
- fnlwgt: peso final que describe el número de individuos de la población objetiva que representa el colectivo representado en el conjunto de datos.
- education: especifica el nivel académico más alto completado del individuo.
- education_num: valor numérico que especifica el número de años de educación del individuo
- marital_status: especifica la relación del individuo con otra persona.
- occupation: especifica el trabajo del individuo.
- relationship: especifica el papel de la familia del individuo.
- race: describe la característica física del individuo
- sex: factor con dos niveles (masculino y femenino) que especifica el género del individuo.
- capital_gain: valor numérico que especifica las ganancias en los activos de capital del individuo.
- capital_loss: valor numérico que especifica la pérdida incurrida en los activos de capital del individuo.
- hour_per_week: valor numérico que especifica las horas de trabajo semanales del individuo.
- native_country: factor que especifica el país nacimiento del individuo.
- income: atributo objetivo que especifica los ingresos del individuo con nivel $<= 50$ y > 50.

```r
#Estadísticas básicas
summary(datosAdult)
```

```
##       age         workclass            fnlwgt         education
##  Min.   :17.00   Length:32561       Min.   :  12285   Length:32561
##  1st Qu.:28.00   Class :character   1st Qu.: 117827   Class :character
##  Median :37.00   Mode  :character   Median : 178356   Mode  :character
##  Mean   :38.58                      Mean   : 189778
##  3rd Qu.:48.00                      3rd Qu.: 237051
##  Max.   :90.00                      Max.   :1484705
##  education_num   marital_status      occupation        relationship
##  Min.   : 1.00   Length:32561       Length:32561       Length:32561
##  1st Qu.: 9.00   Class :character   Class :character   Class :character
```

```
##  Median :10.00   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :10.08
##  3rd Qu.:12.00
##  Max.   :16.00
##      race               sex             capital_gain    capital_loss
##  Length:32561       Length:32561       Min.   :    0   Min.   :   0.0
##  Class :character   Class :character   1st Qu.:    0   1st Qu.:   0.0
##  Mode  :character   Mode  :character   Median :    0   Median :   0.0
##                                        Mean   : 1078   Mean   :  87.3
##                                        3rd Qu.:    0   3rd Qu.:   0.0
##                                        Max.   :99999   Max.   :4356.0
##  hour_per_week   native_country        income
##  Min.   : 1.00   Length:32561       Length:32561
##  1st Qu.:40.00   Class :character   Class :character
##  Median :40.00   Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :40.44
##  3rd Qu.:45.00
##  Max.   :99.00
```

A continuación, procedemos a contar cuantos nulos (y '?' convertidos a NA) hay en el dataset escogido para la práctica.

```
# Estadística para estudiar si existen valores vacíos
colSums(is.na(datosAdult))
```

```
##            age      workclass         fnlwgt      education  education_num
##              0           1836              0              0              0
## marital_status     occupation   relationship           race            sex
##              0           1843              0              0              0
##   capital_gain   capital_loss  hour_per_week native_country         income
##              0              0              0            583              0
```

Vemos que los atributos workclass, occupation y native_country contienen nulos. Debido a que son atributos categóricos no se puede aplicar ningún tipo de media u operación estadística, por lo tanto, procedemos a eliminar los valores nulos.

```
datosAdult <- na.omit(datosAdult)
```

Observamos si es necesario discretizar alguna variable del conjunto de datos.

```
apply(datosAdult,2, function(x) length(unique(x)))
```

```
##            age      workclass         fnlwgt      education  education_num
##             72              7          20263             16             16
## marital_status     occupation   relationship           race            sex
##              7             14              6              5              2
##   capital_gain   capital_loss  hour_per_week native_country         income
##            118             90             94             41              2
```

```
# Discretizamos las variables con pocas clases que interesan para este estudio
cols<-c("income","occupation","sex")
```

```r
for (i in cols){
  datosAdult[,i] <- as.factor(datosAdult[,i])
}

# Después de los cambios, analizamos la nueva estructura del conjunto de datos
str(datosAdult)
```

```
## 'data.frame':    30162 obs. of  15 variables:
##  $ age           : int  39 50 38 53 28 37 49 52 31 42 ...
##  $ workclass     : chr  "State-gov" "Self-emp-not-inc" "Private" "Private" ...
##  $ fnlwgt        : int  77516 83311 215646 234721 338409 284582 160187 209642 45781 159449 ...
##  $ education     : chr  "Bachelors" "Bachelors" "HS-grad" "11th" ...
##  $ education_num : int  13 13 9 7 13 14 5 9 14 13 ...
##  $ marital_status: chr  "Never-married" "Married-civ-spouse" "Divorced" "Married-civ-spouse" ...
##  $ occupation    : Factor w/ 14 levels "Adm-clerical",..: 1 4 6 6 10 4 8 4 10 4 ...
##  $ relationship  : chr  "Not-in-family" "Husband" "Not-in-family" "Husband" ...
##  $ race          : chr  "White" "White" "White" "Black" ...
##  $ sex           : Factor w/ 2 levels "Female","Male": 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: chr  "United-States" "United-States" "United-States" "United-States" ...
##  $ income        : Factor w/ 2 levels "<=50K",">50K": 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 ...
##  - attr(*, "na.action")= 'omit' Named int [1:2399] 15 28 39 52 62 70 78 94 107 129 ...
##   ..- attr(*, "names")= chr [1:2399] "15" "28" "39" "52" ...
```

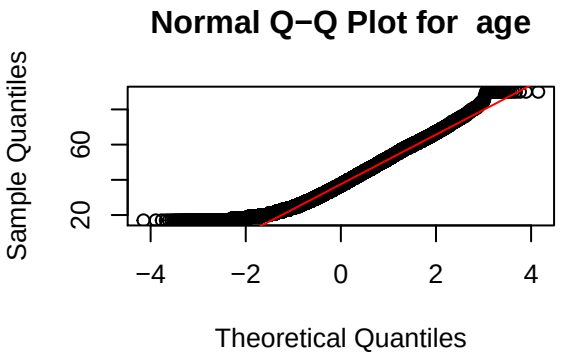
Existen variables que se pueden combinar o eliminar ya que añaden informacion inneceseria al conjunto de datos o se pueden representar mediante otras variables:

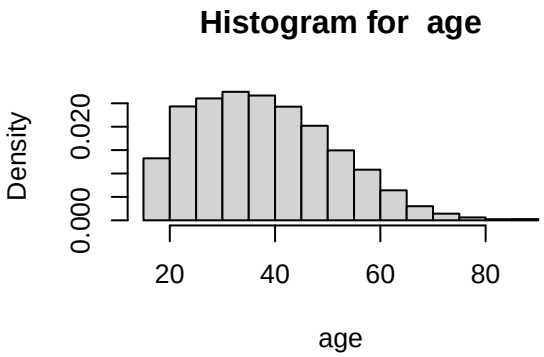
- Con el nivel de educación completado ("education") podemos conocer o representar el número total de años de educación ("education_num").
- Mediante las variables "sex" que nos indica el género y 'marital_status' que nos indica la situación sentimential podemos conocer o representar la variable "relationship".
- La variable "fnlwgt" representa el peso final que describe el número de individuos de la población y por lo tanto se puede considerar irrelevante.
- Si observamos la variable "native_country", vemos que la mayoria de observaciones son Estados Unidos, por lo tanto tambien podemos excluirla.

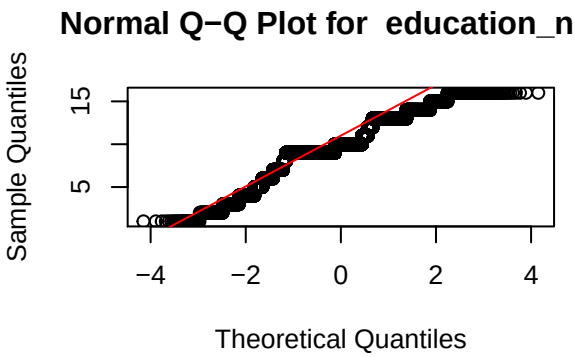
```r
# Reducción de la dimensionalidad
datosAdult$education <- NULL
datosAdult$relationship <- NULL
datosAdult$fnlwgt <- NULL
datosAdult$native_country <- NULL
```

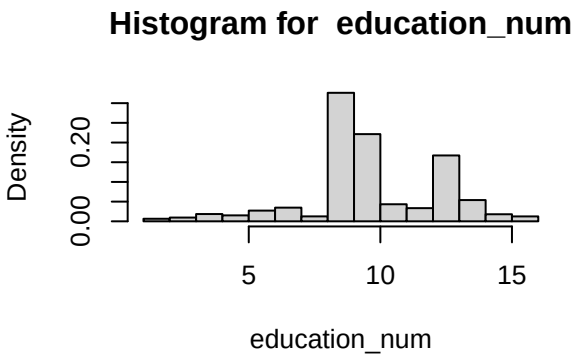
Procedemos a la generación de histogramas y de las gráficas quantile-quantile para entender la distribución de cada variable numérica para decidir si existe más variables a eliminar para reducir nuestro conjunto de datos.

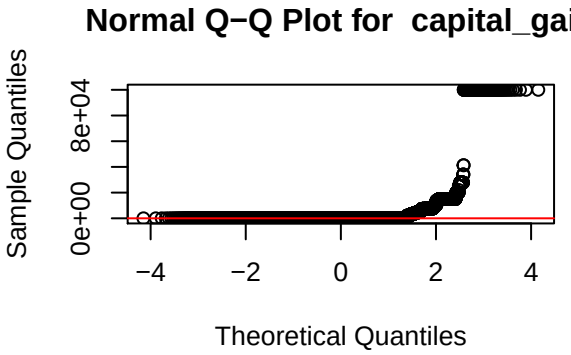
```
par(mfrow=c(2,2))
for(i in 1:ncol(datosAdult)) {
  if (is.numeric(datosAdult[,i])){
    qqnorm(datosAdult[,i],main = paste("Normal Q-Q Plot for ",colnames(datosAdult)[i]))
    qqline(datosAdult[,i],col="red")
    hist(datosAdult[,i],
      main=paste("Histogram for ", colnames(datosAdult)[i]),
      xlab=colnames(datosAdult)[i], freq = FALSE)
  }
}
```

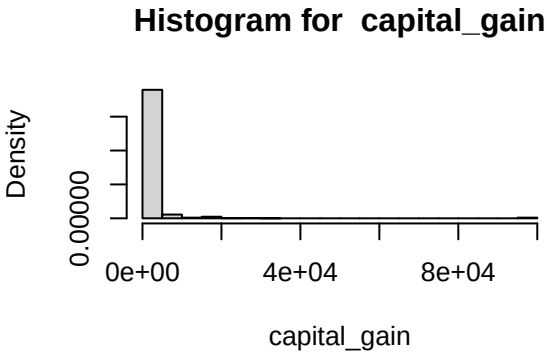


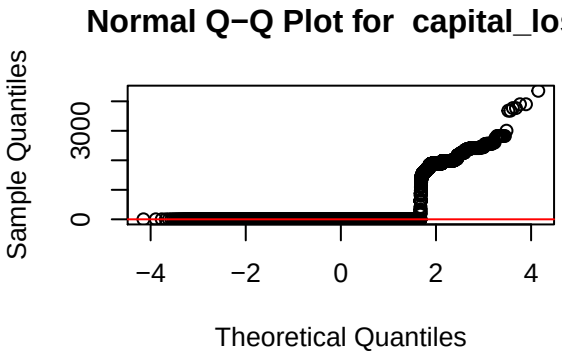


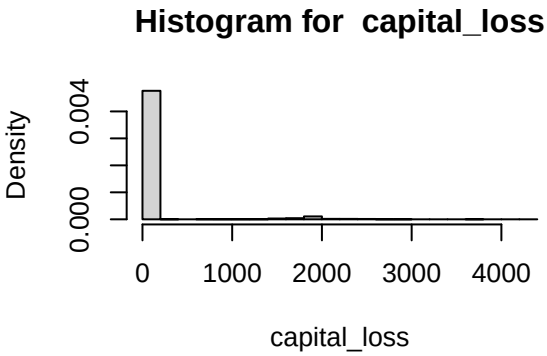


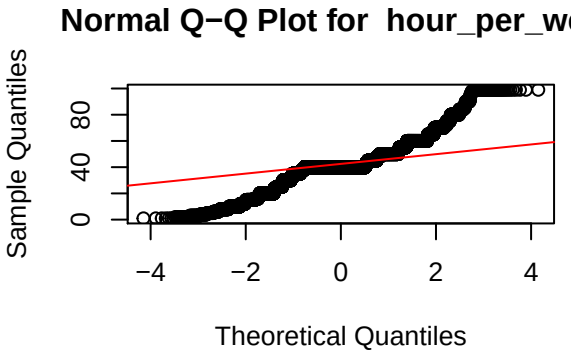


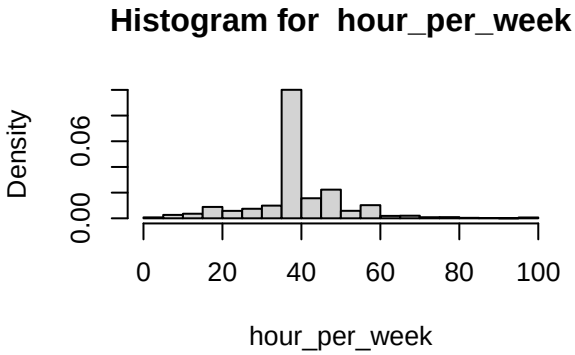

Normal Q−Q Plot for capital_gain
Sample Quantiles
0e+00
8e+04
−4
−2
0
2
4
Theoretical Quantiles


Histogram for capital_gain
Density
0.00000
0e+00
4e+04
8e+04
capital_gain


Normal Q−Q Plot for capital_loss
Sample Quantiles
0
3000
−4
−2
0
2
4
Theoretical Quantiles


Histogram for capital_loss
Density
0.000
0.004
0
1000
2000
3000
4000
capital_loss





Observamos que casi todas las distribuciones están sesgadas positivamente. Además, los histogramas muestran que las distribuciones las variables "capital_gain" y "capital_loss" están muy confusas ya que la mayoria de sus observaciones son 0. Por lo tanto podemos eliminar estas variables.

```
# Reducción de la dimensionalidad
datosAdult$capital_gain <- NULL
datosAdult$capital_loss <- NULL
```

Procedemos a analizar las variables del conjunto de datos para sacar una conclusión.

Como se puede observar en el conjunto de datos, podemos agrupar los atributos de las variables "workclass", "occupation" en subgrupos.

```
# Empezamos por la variable "workclass" que se dividira en 4 grupos: Government (Federal-gov, Local-gov

# summary(datosAdult$workclass)
table(datosAdult$workclass)
```

```
##
##      Federal-gov        Local-gov          Private     Self-emp-inc
##              943             2067            22286             1074
## Self-emp-not-inc        State-gov      Without-pay
##             2499             1279               14
```

```r
datosAdult$workclass <- gsub("Federal-gov", "Government", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("Local-gov", "Government", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("State-gov", "Government", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("Self-emp-inc", "SelfEmployed", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("Self-emp-not-inc", "SelfEmployed", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("Never-worked", "Unknown", datosAdult$workclass)
datosAdult$workclass <- gsub("Without-pay", "Unknown", datosAdult$workclass)

table(datosAdult$workclass)
```

```
##
##   Government      Private SelfEmployed      Unknown
##         4289        22286         3573           14
```

```r
# Podemos combinar los trabajos y separarlos en varios grupos.

# summary(datosAdult$occupation)
table(datosAdult$occupation)
```

```
##
##      Adm-clerical      Armed-Forces      Craft-repair   Exec-managerial
##              3721                 9              4030              3992
##   Farming-fishing Handlers-cleaners Machine-op-inspct     Other-service
##               989              1350              1966              3212
##   Priv-house-serv    Prof-specialty   Protective-serv             Sales
##               143              4038               644              3584
##      Tech-support  Transport-moving
##               912              1572
```

```r
datosAdult$occupation <- gsub("Adm-clerical", "OfficeLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Exec-managerial", "OfficeLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Craft-repair", "ManualLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Farming-fishing", "ManualLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Handlers-cleaners", "ManualLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Machine-op-inspct", "ManualLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Transport-moving", "ManualLabour", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Other-service", "Service", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Priv-house-serv", "Service", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Protective-serv", "Service", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Tech-support", "Service", datosAdult$occupation)
datosAdult$occupation <- gsub("Prof-specialty", "Professional", datosAdult$occupation)

# Se podria agrupar Armed-Forces con professional pero ya que son pocos datos lo agrupo con Unknown.
datosAdult$occupation <- gsub("Armed-Forces", "Unknown", datosAdult$occupation)
table(datosAdult$occupation)
```

```
##
## ManualLabour OfficeLabour Professional        Sales      Service      Unknown
##         9907         7713         4038         3584         4911            9
```

```r
# summary(datosAdult$marital_status)
table(datosAdult$marital_status)
```

```
##
##              Divorced     Married-AF-spouse    Married-civ-spouse
##                  4214                    21                 14065
## Married-spouse-absent         Never-married              Separated
##                   370                  9726                   939
##               Widowed
##                   827
```

```r
datosAdult$marital_status <- gsub("Married-AF-spouse", "Married", datosAdult$marital_status)
datosAdult$marital_status <- gsub("Married-civ-spouse", "Married", datosAdult$marital_status)
datosAdult$marital_status <- gsub("Married-spouse-absent", "Married", datosAdult$marital_status)
datosAdult$marital_status <- gsub("Never-married", "Single", datosAdult$marital_status)

table(datosAdult$marital_status)
```

```
##
##  Divorced   Married Separated    Single   Widowed
##      4214     14456       939      9726       827
```

Archivo final

Una vez realizado el preprocesamiento sobre los datos, guardaremos el nuevo juego de datos.

```r
write.csv(datosAdult, "../data/adult_clean.csv", row.names = FALSE)
```