R-PL2

Gabriel López, Sergio Sanz, Álvaro Zamorano

22 de octubre de 2019

1. Ejercicio realizado en clase.

Para poder usar el algoritmo **Apriori** y sus reglas de asociación vamos a utilizar el paquete `arules`. Este paquete hay que descargarlo desde la página de CRAN y para instalarlo hay que ejecutar el siguiente código:

```
> install.packages("./arules_1.6-4.zip",repos=NULL)
```

De esta forma, el paquete únicamente está instalado. Para poder usarlo es necesario cargarlo:

```
> library(arules)
```

Los datos a usar en este primer ejercicio se componen de 6 cestas de la compra, en concreto estas son: {Pan, Agua, Leche, Naranjas},{Pan, Agua, Café, Leche}, {Pan, Agua, Leche}, {Pan, Café, Leche}, {Pan, Agua}, {Leche}.

Para introducir estos datos en el algoritmo a usar es necesario crear una matriz con el siguiente aspecto.

Suceso	Pan	Agua	Café	Leche	Naranjas
s1	1	1	0	1	1
s2	1	1	1	1	0
s3	1	1	0	1	0
s4	1	0	1	1	0
s5	1	1	0	0	0
s6	0	0	0	1	0

Esta matriz se introduce en R mediante:

```
> muestra<-Matrix(c(1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,0,1,0,1,0,1,1,0,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0),
+ 6,5,byrow=T,dimnames=list(c("suceso1","suceso2","suceso3","suceso4","suceso5",
+ "suceso6"),c("Pan","Agua","Cafe","Leche","Naranjas")),sparse=T)
```

Se necesita convertir la matriz a una matriz dispersa a través de la función **as** la cuál convierte un objeto a una determinada clase, en este caso la clase es

nsparseMatrix. Esta clase lo que hace es cambiar los valores mayores de 0 por un valor binario, con el fin de gastar la menor cantidad de memoria posible ya que solo se almacenan aquellas posiciones no vacias, es decir, las que cuyo valor es distinto de 0.

```
> muestrangCMatrix<-as(muestra,"nsparseMatrix")
```

El siguiente paso a realizar es calcular la **traspuesta** de la última matriz generada.

```
> transpuestangCMatrix<-t(muestrangCMatrix)
```

Antes de aplicar el algoritmo, calculamos y mostramos todas las **transacciones**, es decir, todas las asociaciones que hay en nuestros datos.

```
> transacciones<-as(transpuestangCMatrix,"transactions")
> summary(transacciones)

transactions as itemMatrix in sparse format with
 6 rows (elements/itemsets/transactions) and
 5 columns (items) and a density of 0.5666667

most frequent items:
     Pan    Leche     Agua     Cafe Naranjas  (Other)
       5        5        4        2        1        0

element (itemset/transaction) length distribution:
sizes
1 2 3 4
1 1 2 2

   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  1.000   2.250   3.000   2.833   3.750   4.000

includes extended item information - examples:
  labels
1    Pan
2   Agua
3   Cafe

includes extended transaction information - examples:
  itemsetID
1   suceso1
2   suceso2
3   suceso3
```

Por último, aplicamos el algoritmo **Apriori** para las asociaciones cuyo soporte sea igual o superior al 50 % y cuya confianza sea igual o mayor que el 80 %.

```
> asociaciones<-apriori(transacciones,parameter=list(support=0.5,confidence=0.8))

> inspect(asociaciones)

    lhs             rhs     support   confidence lift count
[1] {}           => {Leche} 0.8333333 0.8333333  1.00 5
[2] {}           => {Pan}   0.8333333 0.8333333  1.00 5
[3] {Agua}       => {Pan}   0.6666667 1.0000000  1.20 4
[4] {Pan}        => {Agua}  0.6666667 0.8000000  1.20 4
[5] {Leche}      => {Pan}   0.6666667 0.8000000  0.96 4
[6] {Pan}        => {Leche} 0.6666667 0.8000000  0.96 4
[7] {Agua,Leche} => {Pan}   0.5000000 1.0000000  1.20 3
```

Se puede observar, a través de las transacciones las siguientes conclusiones:

1. Las personas que compran agua, compran también pan, y viceversa.
2. Las personas que compran leche, compran pan, y viceversa.
3. Las que compran agua y leche juntos también compran pan.

2. Parte 2.

2.1. Datos de ventas de coches.

Para el leer el fichero `.txt` hemos creado una función la cuál nos devuelve una lista con las filas de la matriz.

```
> source("leerMatriz.R")
> leerM

function(ruta) {

    data<-read.table(ruta,header=TRUE)
    mat<-as.matrix(data)
    sz<-dim(mat)
    l<-c()

    for (i in 1:sz[1]) {
        for (j in 1:sz[2]){
            l<-c(l,mat[i,j])
        }
    }

    return(l)
}
```

Procedemos a la lectura de dicho fichero.

```
> m<-leerM("2_1.txt")
```

La matriz leida tiene el siguiente aspecto.

Suceso	Xenon	Alarma	Techo	Navegador	Bluetooth	ControlV
s1	1	0	0	1	1	1
s2	1	0	1	0	1	1
s3	1	0	0	1	0	1
s4	1	0	1	1	1	0
s5	1	0	0	0	1	1
s6	0	0	0	1	0	0
s7	1	0	0	0	1	1
s8	0	1	1	0	0	0

Esta matriz se introduce en R mediante:

```
> mCoches<-Matrix(m,8,6,byrow=T,dimnames=list(c("suceso1","suceso2","suceso3",
+ "suceso4","suceso5","suceso6", "suceso7", "suceso8"),
+ c("Xenon", "Alarma", "Techo", "Navegador", "Bluetooth", "ControlV")),sparse=T)
```

Se necesita convertir la matriz a una matriz dispersa a través de la función **as**.

```
> mCochesngC<-as(mCoches,"nsparseMatrix")
```

El siguiente paso a realizar es calcular la **traspuesta** de la última matriz generada.

```
> transpuestangC<-t(mCochesngC)
```

Antes de aplicar el algoritmo, calculamos y mostramos todas las **transacciones**, es decir, todas las asociaciones que hay en nuestros datos.

```
> transac<-as(transpuestangC,"transactions")
> summary(transac)

transactions as itemMatrix in sparse format with
 8 rows (elements/itemsets/transactions) and
 6 columns (items) and a density of 0.5

most frequent items:
    Xenon Bluetooth  ControlV Navegador     Techo   (Other)
        6         5         5         4         3         1

element (itemset/transaction) length distribution:
sizes
1 2 3 4
1 1 3 3
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
   1.00    2.75    3.00    3.00    4.00    4.00

includes extended item information - examples:
  labels
1  Xenon
2 Alarma
3  Techo

includes extended transaction information - examples:
  itemsetID
1   suceso1
2   suceso2
3   suceso3
```

Por último, aplicamos el algoritmo **Apriori** para las asociaciones cuyo soporte sea igual o superior al 40 % y cuya confianza sea igual o mayor que el 90 %.

```
> asoc<-apriori(transac,parameter=list(support=0.4,confidence=0.9))

> inspect(asoc)

    lhs                     rhs     support confidence lift     count
[1] {ControlV}           => {Xenon} 0.625   1          1.333333 5
[2] {Bluetooth}          => {Xenon} 0.625   1          1.333333 5
[3] {Bluetooth,ControlV} => {Xenon} 0.500   1          1.333333 4
```

Igual que en el caso anterior, a través de las transacciones obtenidas se pueden obtener las siguientes conclusiones: los coches que incorporan tanto control de velocidad y/o bluetooth, tienen luces de Xenon.

2.2. Desarrollo del grupo.

Para el desarrolo de esta parte hemos buscado unos datos en *Kaggle* correspondientes a carros de la compra aleatorios.

En primer lugar procedemos a leer los datos que hay en el fichero `.csv` almacenándolos directamente en un objeto de tipo **transactions** ya que es la estructura de almacenamiento empleada por *arules.* Para poder leer estos datos es necesario tener cargada la librería mediante `library(arules)`, como se ha indicado anteriormente.

Las transacciones se leen gracias al uso de la función **read.transactions**.

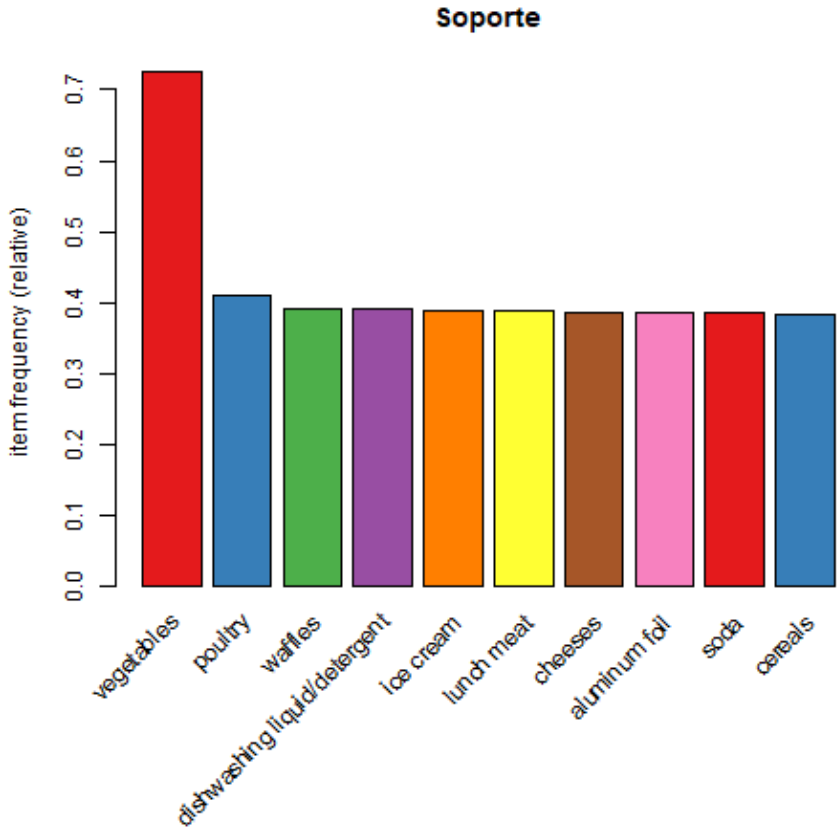
```
> shopT<-read.transactions("shop.csv", format = "basket",
+                   header = FALSE, sep = ",",
+                   cols = NULL, rm.duplicates = FALSE,
+                   skip = 0)
```

Una vez leídas las transacciones, mostramos un ejemplo de ellas:

```
> inspect(shopT[1])

    items
[1] {all- purpose,
     aluminum foil,
     beef,
     butter,
     dinner rolls,
     flour,
     ice cream,
     laundry detergent,
     lunch meat,
     mixes,
     pork,
     sandwich bags,
     shampoo,
     soap,
     soda,
     vegetables,
     yogurt}
```

Observamos en un gráfico el **soporte** de los 10 productos más comprados, es decir, en cuantos sucesos aparece cada uno de los productos respecto al total de sucesos.

```
> source("sopImg.R")
> d<-sopImg(shopT,10,"sopI.png")
```



Para usar la función anterior es necesario installar e importar mediante `library` un paquete de R que nos ofrece el uso de la paleta de colores empleada en el gráfico. Dicha función tiene el siguiente aspecto:

```
> sopImg

function(data, n, ruta) {

    install.packages("RColorBrewer")
    library(RColorBrewer)

    png(paste("./tmp/",ruta,sep=""))

    itemFrequencyPlot(data, topN=n, col=brewer.pal(8,'Set1'),
        type="relative",main="Soporte")

    dev.off()
}
```

Estudiando la documentación perteneciente a la librería arules, hemos encontrado una función con la que extraer conjuntos de elementos frecuentes de

acuerdo a un soporte dado. Está función es **eclat.** Respecto al algoritmo Apriori se puede decir que reduce el tiempo de cómputo a causa de sacrificar memoria; su forma de actuar es almacenar para cada item en qué transacciones aparece (de forma vertical), por tanto, se diferencian en la manera de escanear y analizar los datos.

Procedemos a su ejecución:

```
> is<-eclat(shopT,parameter=list(support=0.3))
```

La función comentada anteriormente nos proporciona un objeto de la clase `itemsets`, y gracias a la función **ruleInduction** podemos obtener las asociaciones que contienen nuestros datos. RuleInduction induce todas las reglas que puede generar el conjunto de conjuntos de elementos (itemsets) a partir de un conjunto transacciones.

```
> rules<-ruleInduction(is,shopT,confidence=0.7)
> inspect(rules)
```

```
     lhs                                rhs          support
[1]  {laundry detergent}             => {vegetables} 0.3042028
[2]  {yogurt}                        => {vegetables} 0.3082055
[3]  {eggs}                          => {vegetables} 0.3108739
[4]  {ice cream}                     => {vegetables} 0.3008672
[5]  {lunch meat}                    => {vegetables} 0.3015344
[6]  {waffles}                       => {vegetables} 0.3048699
[7]  {cheeses}                       => {vegetables} 0.3035357
[8]  {aluminum foil}                 => {vegetables} 0.3095397
[9]  {dishwashing liquid/detergent} => {vegetables} 0.3048699
[10] {poultry}                       => {vegetables} 0.3202135
     confidence lift     itemset
[1]  0.8099467  1.114885  1
[2]  0.8148148  1.121586  2
[3]  0.8146853  1.121408  3
[4]  0.7722603  1.063010  4
[5]  0.7766323  1.069028  5
[6]  0.7785349  1.071647  6
[7]  0.7844828  1.079834  7
[8]  0.8013817  1.103096  8
[9]  0.7811966  1.075311  9
[10] 0.7830343  1.077841 10
```

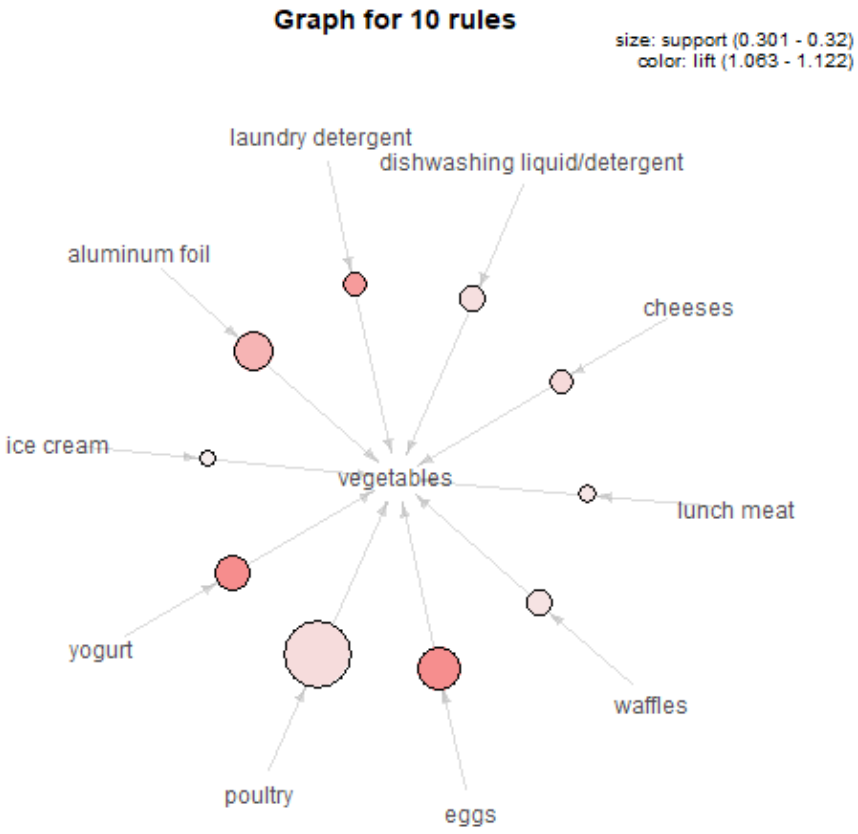
Una vez obtenidas las asociaciones que contienen nuestros datos, vamos a mostrarlas de forma gráfica para que las conclusiones se puedan obtener de una forma más sencilla y visual.

En primer lugar, para poder usar los gráficos instalaremos el paquete *arulesViz*, como se ha explicado en numerosas ocasiones.

```
> install.packages("arulesViz")
> library(arulesViz)
```

En el siguiente gráfico se muestran las asociaciones entre los productos de nuestra muestra de datos. El tamaño de los nodos refleja el soporte de cada uno de los productos y el color de los mismos, la relación de elevación (lift). Dicho lift representa la relación entre la confianza y la confianza esperada, es decir, un lift mayor que 1.0 implica que la relación entre el antecedente y el consecuente es más significativa de lo que se esperaría si los dos conjuntos fueran independientes, por tanto, cuanto mayor sea la relación de elevación, más significativa será la asociación estudiada.

```
> source("graph.R")
> graph(rules,"graphR.png")
```



La función usada para generar el gráfico anterior tiene la siguiente forma:

```
> graph

function(rules, ruta) {

    png(paste("./tmp/",ruta,sep=""))

    plot(rules,method="graph",control=list(type="items"))
```

```
    dev.off()
}
```

Se puede observar lo siguiente:

1. Pouldry es el producto con mayor soporte, seguido por eggs y aluminum foil.
2. Laundry detergent es el producto con mayor relación de elevación (lift), seguido por yogurt y eggs.
3. Todas los productos están asociados entorno a vegetables. Esto se debe en gran medida al soporte de vegetables en el total de transacciones.

A la vista de los resultados obtenidos con estos datos donde hay que usar un bajo soporte para obtener un número de asociaciones considerable, procedemos a hacer el análisis de un conjunto de datos contenido en arules. Considerando que el soporte establece la probabilidad de aparición de los elementos de un conjunto, un soporte de 30 % resulta muy bajo. El dataset a usar es *Adult*

En primer lugar debemos cargar estos datos.

```
> data("Adult")
```

Estos datos tienen las siguientes columnas:

- Age
- Workclass
- Education
- Education-num
- Marital-status
- Occupation
- Relationship
- Race
- Sex
- Capital-gain
- Capital-loss
- Fnlwgt
- Hours-per-week
- Native country

- Income

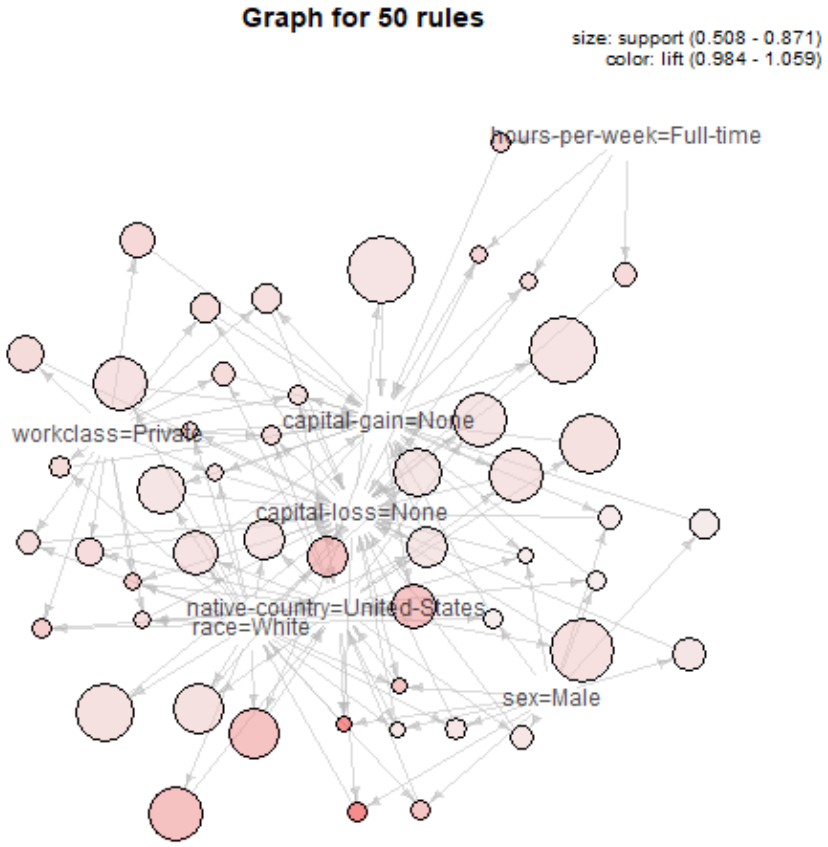
Procedemos a realizar el análisis mediante el uso de eclat.

```
> isA<-eclat(Adult,parameter=list(support=0.5))
> rulesA<-ruleInduction(isA,Adult,confidence=0.9)

> inspect(rulesA)

     lhs                                rhs                                support confidence      lift itemset
[1]  {capital-loss=None,
      hours-per-week=Full-time}     => {capital-gain=None}            0.5191638  0.9259787 1.0093657       1
[2]  {capital-gain=None,
      hours-per-week=Full-time}     => {capital-loss=None}            0.5191638  0.9550659 1.0018756       1
[3]  {hours-per-week=Full-time}     => {capital-loss=None}            0.5606650  0.9582531 1.0052191       2
[4]  {hours-per-week=Full-time}     => {capital-gain=None}            0.5435895  0.9290688 1.0127342       3
[5]  {sex=Male,
      capital-loss=None,
      native-country=United-States} => {race=White}                   0.5113632  0.9032585 1.0563898       5
[6]  {race=White,
      sex=Male,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5113632  0.9442722 0.9905529       5
[7]  {race=White,
      sex=Male,
      capital-loss=None}            => {native-country=United-States} 0.5113632  0.9190124 1.0240556       5
[8]  {race=White,
      sex=Male}                     => {capital-loss=None}            0.5564268  0.9457804 0.9921350       6
[9]  {race=White,
      sex=Male}                     => {capital-gain=None}            0.5313050  0.9030799 0.9844048       7
[10] {sex=Male,
      native-country=United-States} => {race=White}                   0.5415421  0.9051090 1.0585540       8
[11] {race=White,
      sex=Male}                     => {native-country=United-States} 0.5415421  0.9204803 1.0256912       8
[12] {sex=Male,
      capital-gain=None,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5084149  0.9404636 0.9865576       9
[13] {sex=Male,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5661316  0.9462068 0.9925823      10
[14] {sex=Male,
      native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.5406003  0.9035349 0.9849008      11
[15] {sex=Male,
      capital-gain=None}            => {capital-loss=None}            0.5696941  0.9415288 0.9876750      12
[16] {sex=Male}                     => {capital-loss=None}            0.6331027  0.9470750 0.9934931      13
[17] {sex=Male}                     => {capital-gain=None}            0.6050735  0.9051455 0.9866565      14
[18] {workclass=Private,
      race=White,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5181401  0.9535418 1.0002768      17
[19] {workclass=Private,
      race=White,
      capital-loss=None}            => {native-country=United-States} 0.5181401  0.9130498 1.0174114      17
[20] {workclass=Private,
      race=White,
      capital-loss=None}            => {capital-gain=None}            0.5204742  0.9171628 0.9997559      18
[21] {workclass=Private,
      race=White,
      capital-gain=None}            => {capital-loss=None}            0.5204742  0.9511000 0.9977153      18
[22] {workclass=Private,
      race=White}                   => {capital-loss=None}            0.5674829  0.9549683 1.0017732      19
[23] {workclass=Private,
      race=White}                   => {capital-gain=None}            0.5472339  0.9208931 1.0038221      20
[24] {workclass=Private,
      race=White}                   => {native-country=United-States} 0.5433848  0.9144157 1.0189334      21
[25] {workclass=Private,
      capital-loss=None,
      native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.5414807  0.9182030 1.0008898      22
[26] {workclass=Private,
      capital-gain=None,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5414807  0.9517075 0.9983526      22
[27] {workclass=Private,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.5897179  0.9554818 1.0023119      23
[28] {workclass=Private,
```

```
     native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.5689570  0.9218444 1.0048592      24
[29] {workclass=Private,
      capital-loss=None}            => {capital-gain=None}            0.6111748  0.9204465 1.0033354      25
[30] {workclass=Private,
      capital-gain=None}            => {capital-loss=None}            0.6111748  0.9529145 0.9996188      25
[31] {workclass=Private}            => {capital-loss=None}            0.6639982  0.9564974 1.0033773      26
[32] {workclass=Private}            => {capital-gain=None}            0.6413742  0.9239073 1.0071078      27
[33] {race=White,
      capital-loss=None,
      native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.6803980  0.9083504 0.9901500      30
[34] {race=White,
      capital-gain=None,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.6803980  0.9457029 0.9920537      30
[35] {race=White,
      capital-gain=None,
      capital-loss=None}            => {native-country=United-States} 0.6803980  0.9189249 1.0239581      30
[36] {race=White,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.7490480  0.9504325 0.9970152      31
[37] {race=White,
      capital-loss=None}            => {native-country=United-States} 0.7490480  0.9205626 1.0257830      31
[38] {race=White,
      native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.7194628  0.9128933 0.9951019      32
[39] {race=White,
      capital-gain=None}            => {native-country=United-States} 0.7194628  0.9202807 1.0254689      32
[40] {race=White,
      capital-loss=None}            => {capital-gain=None}            0.7404283  0.9099693 0.9919147      33
[41] {race=White,
      capital-gain=None}            => {capital-loss=None}            0.7404283  0.9470983 0.9935175      33
[42] {race=White}                   => {capital-loss=None}            0.8136849  0.9516307 0.9982720      34
[43] {race=White}                   => {capital-gain=None}            0.7817862  0.9143240 0.9966616      35
[44] {race=White}                   => {native-country=United-States} 0.7881127  0.9217231 1.0270761      36
[45] {capital-loss=None,
      native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.7793702  0.9117168 0.9938195      37
[46] {capital-gain=None,
      native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.7793702  0.9481891 0.9946618      37
[47] {native-country=United-States} => {capital-loss=None}            0.8548380  0.9525461 0.9992323      38
[48] {native-country=United-States} => {capital-gain=None}            0.8219565  0.9159062 0.9983862      39
[49] {capital-loss=None}            => {capital-gain=None}            0.8706646  0.9133376 0.9955863      40
[50] {capital-gain=None}            => {capital-loss=None}            0.8706646  0.9490705 0.9955863      40
```

Al igual que anteriormente, mostramos de forma gráfica las asociaciones obtenidas.

```
> graph(rulesA,"graphRA.png")
```



Para no tener en cuenta en las asociaciones los sucesos con capital-gain y capital-loss a None, mediante el uso de la función Apriori hemos eliminado dichos sucesos haciendo un filtro a través del parámetro `appearance`.

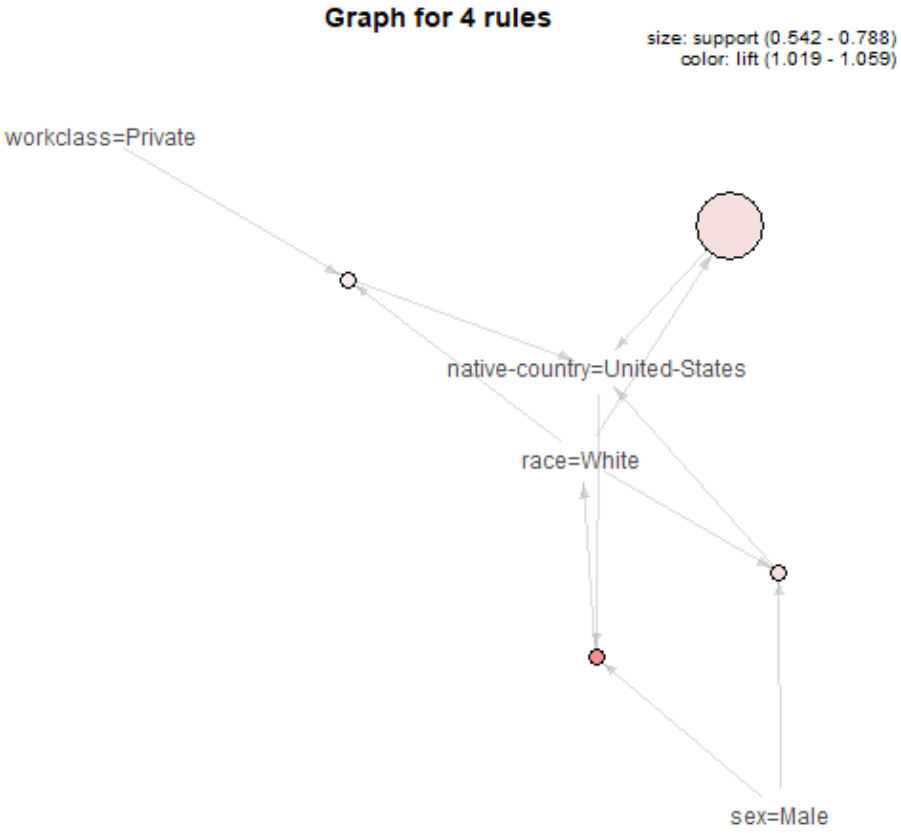
```
> apr<-apriori(Adult,parameter=list(support=0.5,confidence=0.9),
+     appearance=list(none=c("capital-gain=None","capital-loss=None")))
```

Procedemos a mostrar las asociaciones obtenidas, tanto según lo representa la función *inspect*, como de manera gráfica, haciendo uso de la función definida anteriormente.

```
> inspect(apr)
```

```
    lhs                                rhs                              support confidence     lift count
[1] {race=White}                    => {native-country=United-States} 0.7881127  0.9217231 1.027076 38493
[2] {race=White,
     sex=Male}                      => {native-country=United-States} 0.5415421  0.9204803 1.025691 26450
[3] {sex=Male,
     native-country=United-States}  => {race=White}                   0.5415421  0.9051090 1.058554 26450
[4] {workclass=Private,
     race=White}                    => {native-country=United-States} 0.5433848  0.9144157 1.018933 26540
```

```
> graph(apr,"graphRP.png")
```



A partir de lo obtenido se puede concluir que:

1. Todas las personas de raza blanca y/o sexo masculino son de EEUU, y viceversa.

2. Las personas que trabajan en el sector privado y son de raza blanca, son de EEUU.