Taula de contingut

Format d´entrega

Aquest document s´ha realitzat mitjançant **Markdown**[1] amb l´ajuda de l´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/data-minig**

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] **http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/online+retail**

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:

En relació amb el cas pràctic que vaig desenvolupar a la PAC1 es tractava d´implementar un *recommender system* (de l´anglès, sistemes de recomanació). En la actualitat existeixen cinc tipus de *recomenders* i que mostrem a continuació ordenats dels més simples als més complexes:

- Articles més populars.
- Models d´associació i *Market Basket Analysis*.
- Filtrat del contingut.
- Filtrat col.laboratiu
- Models híbrids.

En el nostre cas en particular, l´anàlisi d´associacions i **Market Basket Analysis** seria una opció a considerar a l´hora d´implementar el motor de recomanació. Els models d´associació i Market Basket Analysis es basen en l´anàlisi de la cerca dels articles que es compren generalment de forma conjunta.

Quan un client compra només un article o servei a la vegada podem anomenar aquest fet com una associació. Per altra banda, si compra més de un producte ens trobem amb un Market Basket. Així doncs, l´anàlisi d´associacions es du a terme a nivell de client (que hi ha en el seu compte) mentre que el Market Basket Analysis es porta a terme a nivell de transacció (que hi ha en el seu compte).

L'Associació i l'Anàlisi de la Cistella de Mercat són el nucli de les recomanacions de comerç electrònic que tenen com objectiu realitzar recomanacions com "el client que va comprar això també va considerar aquests" o "articles comprats junts", que son un element bàsic en Amazon.

Exercici 2:

Pre-processament de les dades

En primer lloc, importarem el conjunt de dades amb `read_csv(path_to_file)`:

```
# Carreguem la llibreria que ens permet importar arxius CSV
if (!require("readr")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("readr")
# Carreguem la llibreria
library(readr)
}
# Importa el conjunt de dades a un dataframe
lastfm <- read_csv("data/lastfm.csv")
```

La funció `complete.cases(data)` retorna un vector de tipus lògic indicant-nos quines files no tenen valors desconeguts. Així, amb l´ajuda d´aquest vector filtrem les files del dataframe que no contenen valors desconeguts:

```
# Filtrem les observacions sense valors desconeguts
lastfm <- lastfm[complete.cases(lastfm), ]
dim(lastfm)
```

```
## [1] 289955      4
```

D´altra banda, amb el següent fragment de codi convertim a tipus categòric les variables `Sex` i `Country`:

```
# Carreguem ecosistema tidyverse
if (!require("tidyverse")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("tidyverse")
# Carreguem la llibreria
library(tidyverse)
}
lastfm <- lastfm %>%
           mutate(Sex = as.factor(lastfm$sex)) %>%
           mutate(Country = as.factor(lastfm$country))
```

Abans d´aplicar les regles d´associació ens caldrà convertir el conjunt de dades en transaccions amb la finalitat que tots els articles que es compren junts estiguin en una mateixa fila.

Per tant, ens caldrà agrupar les dades per `user`. Les següents línies de codi combinen tots els registres d´un usuari en una unica fila:

```
library(plyr)
transactionData <- ddply(lastfm,c("user","sex", "country"),
                     function(df1)paste(df1$artist,
                     collapse = ","))
```

Com que les columnes `user`, `sex` i `country` no les usarem en les regles d´associació les eliminem de `transactionData`:

```
# Eliminem la columna
transactionData$user <- NULL
# El.liminem la columna
transactionData$sex <- NULL
# Eliminem la columna
transactionData$country <- NULL
# Cambiem el nom de la varialble a items
colnames(transactionData) <- c("items")
```

Aquest format per a dades transaccionals és conegut com a format basket[4] . A continuació, emmagatzemem aquestes dades en un arxiu CSV (Comma Separated Values):

```
write.csv(transactionData,file = "data/lastfm_transactions.csv",
          quote = FALSE, row.names = TRUE)
```

El següent fragment de codi llegeix l´arxiu `lastfm_transation.csv` i l´emmagatzema en un objecte de la classe `transaction`:

```
if (!require("arules")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("arules")
# Carreguem la llibreria
library(arules)
}
tr <- read.transactions("data/lastfm_transactions.csv",
                        format = "basket",
                        sep = ",")
```

Visualitzem un resum de l´objecte `tr`:

```
# Visualitzem un resum de les transaccions
summary(tr)

## transactions as itemMatrix in sparse format with
##  15001 rows (elements/itemsets/transactions) and
##  16003 columns (items) and a density of 0.001270319
##
## most frequent items:
##             radiohead           the beatles              coldplay
##                  2704                  2668                  2378
## red hot chili peppers                  muse               (Other)
##                  1786                  1711                293707
##
## element (itemset/transaction) length distribution:
## sizes
##   1   2   3   4   5   6   7   8   9  10  11  12  13  14  15  16  17  18
##   1 185 222 280 302 359 385 472 461 491 501 504 482 472 471 479 477 456
```

[4] Un arxiu està en format *basket* quan cada fila representa una transacció i cada columna representa un article.

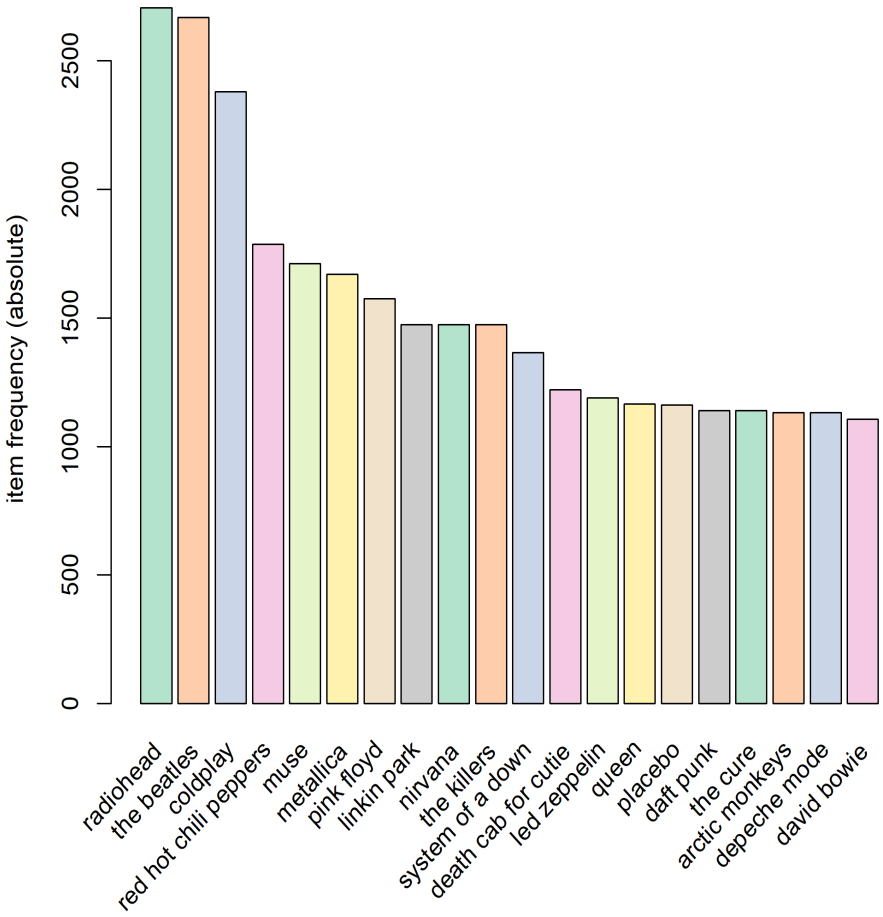
```
##  19  20  21  22  23  24  25  26  27  28  29  30  31  32  33  34  35  36
## 455 444 455 436 478 426 438 408 446 417 375 348 340 316 293 274 286 238
##  37  38  39  40  41  42  43  44  45  46  47  48  49  50  51  52  53  55
## 208 193 181 128 102  93  61  55  36  23  15   6  11   2   1   5   3   1
##  56  64  77
##   2   1   1
##
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    1.00   12.00   20.00   20.33   28.00   77.00
##
## includes extended item information - examples:
##                                       labels
## 1 ...and you will know us by the trail of dead
## 2                                   [unknown]
## 3                                           1
```

Podem observar en la sortida la següent informació sobre les transaccions:

- S´han generat **15001 transaccions (files)** i **16003 articles (columnes)**.
- Els articles més freqüents. Com per exemple, radiohead amb 2704 registres, beatles amb 2688, etc.

La representació gràfica, seria:

```
# Creació d´un gràfic de barres amb les freqüències absolutes
# per als top 20
if (!require("RColorBrewer")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("RColorBrewer")
# Carreguem la llibreria
library(RColorBrewer)
}
itemFrequencyPlot(tr,topN=20,type="absolute",
                  col=brewer.pal(8,'Pastel2'))
```


item frequency (absolute)
0
500
1000
1500
2000
2500
radiohead
the beatles
coldplay
red hot chili peppers
muse
metallica
pink floyd
linkin park
nirvana
the killers
system of a down
death cab for cutie
led zeppelin
queen
placebo
daft punk
the cure
arctic monkeys
depeche mode
david bowie

Un tipus de gràfic que podem utilitzar per a visualitzar la freqüència dels artistes és el gràfic de tipus *tag cloud*:

```
# install.packages("tm")  # mineria de textos
# install.packages("SnowballC") #
# install.packages("wordcloud") # generador world-cloud
# install.packages("RColorBrewer") # paleta de colors

# Carreguem les llibreries
library(tm)
library(SnowballC)
library(RColorBrewer)
library(wordcloud)

# LLegeix dades
lastfmDS<-read.csv("data/lastfm.csv")
lastfmDS<-data.frame(lastfmDS)

# Calcula Corpus
lastfmDSCorpus<-Corpus(VectorSource(lastfmDS$artist))

# Neteja les dades
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSCorpus, PlainTextDocument)
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSCorpus,tolower)
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSClean,removeNumbers)
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSClean,removePunctuation)
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSClean,removeWords,stopwords("english"))
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSClean,stripWhitespace)
lastfmDSClean<-tm_map(lastfmDSClean,stemDocument)

# Crea el tag cloud
wordcloud(words = lastfmDSClean, min.freq = 1, scale = c(4, .5),
          max.words=100, random.order=FALSE, rot.per=0.35,
          colors=brewer.pal(8, "Dark2"))
```

Generació de les regles

En aquest apartat utilitzarem el algoritme apriori per a generar les regles d´associació. Per a trobar un conjunt de regles farem ús de la funció `apriori()` del paquet `arules`.

El prototip de la funció és el següent:

```
apriori(data, parameter = list(list(supp=0.001, conf=0.8, maxlen=10))
```

on els arguments són els següents:

- **data:** un objecte de tipus `transaction`.
- **parameter:** una llista especificant les mètriques i el màxim nombre d´elements:
  - ✓ **supp**: el llindar de suport. Per defecte, **supp=0.001.**
  - ✓ **conf**: el llindar de confiança. Per defecte, **conf=0.8.**
  - ✓ **maxlen**: el màxim nombre d´elements. Per defecte, **maxlen=10.**

Com a mostra, la següent línia de codi calcula el conjunt de regles amb els valors per defecte:

```
# Executa algoritme a priori amb valors per defecte
rules <- apriori(tr, parameter = list(supp=0.001, conf=0.8, maxlen=10))
```

```
## Apriori
##
## Parameter specification:
##  confidence minval smax arem  aval originalSupport maxtime support minlen
##         0.8    0.1    1 none FALSE            TRUE       5   0.001      1
##  maxlen target   ext
##      10  rules FALSE
##
## Algorithmic control:
##  filter tree heap memopt load sort verbose
##     0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE
##
## Absolute minimum support count: 15
##
## set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
## set transactions ...[16003 item(s), 15001 transaction(s)] done [0.18s].
## sorting and recoding items ... [1004 item(s)] done [0.01s].
## creating transaction tree ... done [0.00s].
## checking subsets of size 1 2 3 4 5 6 7 done [1.14s].
## writing ... [8952 rule(s)] done [0.06s].
## creating S4 object  ... done [0.04s].
```

Tot seguit es mostra un resum del conjunt de regles:

```
# Visualitzem un resum
summary(rules)

## set of 8952 rules
##
## rule length distribution (lhs + rhs):sizes
##    3    4    5    6    7
##  246 4020 3807  840   39
##
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   3.000   4.000   5.000   4.599   5.000   7.000
##
## summary of quality measures:
##     support           confidence          lift             count
##  Min.   :0.001067   Min.   :0.8000   Min.   :  4.438   Min.   :16.0
##  1st Qu.:0.001067   1st Qu.:0.8095   1st Qu.:  5.292   1st Qu.:16.0
##  Median :0.001133   Median :0.8421   Median : 10.176   Median :17.0
##  Mean   :0.001260   Mean   :0.8497   Mean   : 13.633   Mean   :18.9
##  3rd Qu.:0.001333   3rd Qu.:0.8824   3rd Qu.: 17.015   3rd Qu.:20.0
##  Max.   :0.003933   Max.   :1.0000   Max.   :123.847   Max.   :59.0
##
## mining info:
##  data ntransactions support confidence
##    tr         15001   0.001        0.8
```

Podem observar en la sortida la següent informació sobre els conjunt de regles:

- **Paramenter Specification:** on min_sup=0.001 i min_confidence=0.8 amb 10 articles com a màxim en una regla.
- **Total number of rules:** en aquest cas 8952 regles.
- **Distribution of rule lenght:** Una longitud de 4 articles té la majoria de regles i la longitud 7 té el nombre més baix de regles.
- **Summary of Quality measures:** valors màxims i mínims per a les mètriques de soport, confiança i millora.
- **Mining info:** les dades, soport, confiança i nombre de transaccions.

Establiment dels llindars de suport i confiança

Després de provar diversos valors per a les mètriques, trobem un conjunt de regles amb un nivell de suport mínim del 3% i una confiança del 80%:

```
# Executem el algoritme a priori amb
# min_supp = 3% i min_conf = 80%
rules <- apriori(tr, parameter = list(supp = 0.003, conf = 0.80))
```

```
## Apriori
##
## Parameter specification:
##  confidence minval smax arem  aval originalSupport maxtime support minlen
##         0.8    0.1    1 none FALSE            TRUE       5   0.003      1
##  maxlen target   ext
##      10  rules FALSE
##
## Algorithmic control:
##  filter tree heap memopt load sort verbose
##     0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE
##
## Absolute minimum support count: 45
##
## set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
## set transactions ...[16003 item(s), 15001 transaction(s)] done [0.18s].
## sorting and recoding items ... [1004 item(s)] done [0.00s].
## creating transaction tree ... done [0.01s].
## checking subsets of size 1 2 3 4 5 done [0.14s].
## writing ... [18 rule(s)] done [0.00s].
## creating S4 object  ... done [0.02s].
```

Tot seguit es mostra un resum d´executar l´algoritme apriori:

```
# Visualizem un resum
summary(rules)
```

```
## set of 18 rules
##
## rule length distribution (lhs + rhs):sizes
##  3  4
##  5 13
```

```
##
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   3.000   3.250   4.000   3.722   4.000   4.000
##
## summary of quality measures:
##     support           confidence          lift            count
##  Min.   :0.003066   Min.   :0.8000   Min.   : 4.477   Min.   :46.00
##  1st Qu.:0.003133   1st Qu.:0.8070   1st Qu.: 4.818   1st Qu.:47.00
##  Median :0.003266   Median :0.8210   Median : 5.101   Median :49.00
##  Mean   :0.003326   Mean   :0.8231   Mean   :11.381   Mean   :49.89
##  3rd Qu.:0.003466   3rd Qu.:0.8372   3rd Qu.: 7.681   3rd Qu.:52.00
##  Max.   :0.003933   Max.   :0.8596   Max.   :49.763   Max.   :59.00
##
## mining info:
##  data ntransactions support confidence
##    tr         15001   0.003        0.8
```

Com que hi ha només 18 regles les visualitzem per pantalla:

```
# Visualitzem les  regles d´associació
arules::inspect(rules)
```

```
##      lhs                          rhs                    support confidence      lift count
## [1]  {above & beyond,
##       atb}                     => {armin van buuren} 0.003133124  0.8392857 49.763340    47
## [2]  {atb,
##       ferry corsten}           => {armin van buuren} 0.003199787  0.8135593 48.237958    48
## [3]  {autechre,
##       squarepusher}            => {aphex twin}       0.003333111  0.8064516 21.002744    50
## [4]  {björk,
##       tricky}                  => {massive attack}   0.003266449  0.8448276 13.173866    49
## [5]  {james blunt,
##       keane}                   => {coldplay}         0.003933071  0.8309859  5.242060    59
## [6]  {broken social scene,
##       modest mouse,
##       the beatles}             => {radiohead}        0.003066462  0.8070175  4.477097    46
## [7]  {broken social scene,
##       death cab for cutie,
##       the beatles}             => {radiohead}        0.003533098  0.8548387  4.742395    53
## [8]  {kaiser chiefs,
##       keane,
##       the killers}             => {coldplay}         0.003066462  0.8070175  5.090862    46
## [9]  {franz ferdinand,
##       kaiser chiefs,
##       the strokes}             => {the killers}      0.003533098  0.8281250  8.433607    53
## [10] {keane,
##       oasis,
##       snow patrol}             => {coldplay}         0.003066462  0.8070175  5.090862    46
## [11] {keane,
##       oasis,
##       the killers}             => {coldplay}         0.003799747  0.8260870  5.211157    57
```

```
## [12] {arctic monkeys,
##       keane,
##       the killers}           => {coldplay}         0.003466436  0.8000000  5.046594    52
## [13] {franz ferdinand,
##       oasis,
##       the beatles}           => {coldplay}         0.003199787  0.8000000  5.046594    48
## [14] {bloc party,
##       oasis,
##       the killers}           => {coldplay}         0.003133124  0.8103448  5.111851    47
## [15] {death cab for cutie,
##       oasis,
##       the killers}           => {coldplay}         0.003266449  0.8596491  5.422875    49
## [16] {beck,
##       the beatles,
##       the smashing pumpkins} => {radiohead}        0.003266449  0.8166667  4.530627    49
## [17] {sigur rós,
##       the cure,
##       the smashing pumpkins} => {radiohead}        0.003133124  0.8392857  4.656111    47
## [18] {nirvana,
##       placebo,
##       the smashing pumpkins} => {radiohead}        0.003466436  0.8253968  4.579060    52
```

Per exemple, podem observar en la sortida les següents regles:

- 83% dels usuaris que escolten James Blunt i Keane també escolten Cold Play.
- 82% dels clients que escolten Keane, Oasis i The Killers també escolten Cold Play.

Cerca de regles segons conseqüent

A tall d´exemple, suposem que necessitarem trobar les regles d´associació per a un determinat artista. Podem fer ús del paràmetre `appareance` de la funció `apriori()`, establint un o diversos antecedents i un conseqüent amb **LHS (IF part)** i **RHS (THEN part)**:

Per exemple, per a respondre a la pregunta *"Quins artistes van escoltar els usuaris abans de escoltar Radiohead"* ho farem com es mostra a continuació:

```
rules <- apriori(tr, parameter = list(supp=0.003, conf=0.8),
                     appearance = list(default="lhs",rhs="radiohead"))
```

```
## Apriori
##
## Parameter specification:
##  confidence minval smax arem  aval originalSupport maxtime support minlen
##         0.8    0.1    1 none FALSE            TRUE       5   0.003      1
##  maxlen target   ext
##      10  rules FALSE
##
## Algorithmic control:
##  filter tree heap memopt load sort verbose
##     0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE
##
## Absolute minimum support count: 45
##
## set item appearances ...[1 item(s)] done [0.00s].
## set transactions ...[16003 item(s), 15001 transaction(s)] done [0.18s].
## sorting and recoding items ... [1004 item(s)] done [0.02s].
## creating transaction tree ... done [0.00s].
## checking subsets of size 1 2 3 4 5 done [0.16s].
## writing ... [5 rule(s)] done [0.02s].
## creating S4 object  ... done [0.00s].
```

```
arules::inspect(head(rules))
```

```
##     lhs                          rhs             support confidence     lift count
## [1] {broken social scene,
##      modest mouse,
##      the beatles}           => {radiohead} 0.003066462  0.8070175 4.477097    46
## [2] {broken social scene,
##      death cab for cutie,
##      the beatles}           => {radiohead} 0.003533098  0.8548387 4.742395    53
## [3] {beck,
##      the beatles,
##      the smashing pumpkins} => {radiohead} 0.003266449  0.8166667 4.530627    49
## [4] {sigur rós,
##      the cure,
##      the smashing pumpkins} => {radiohead} 0.003133124  0.8392857 4.656111    47
## [5] {nirvana,
##      placebo,
##      the smashing pumpkins} => {radiohead} 0.003466436  0.8253968 4.579060    52
```

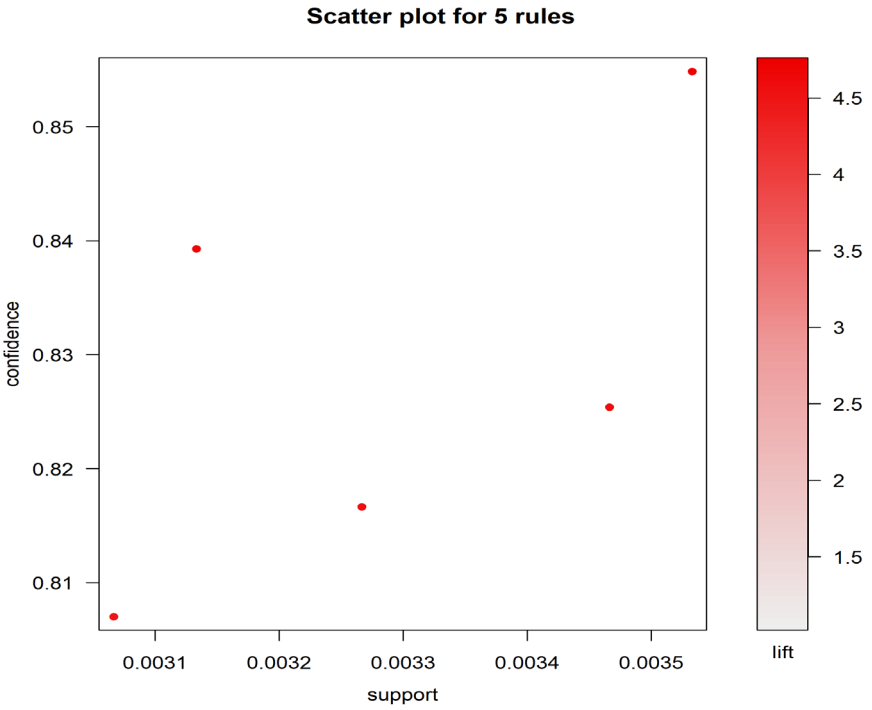
Visualització de les regles

Podem visualitzar les regles d´associació amb `plot()` del paquet `arulesViz`. Utilitza la mètrica de soport en l´eix d´ordenada i la confiança en l´eix d´abscisses. A més, la mètrica de millora (lift) es usada per col orejar els punts.

Per exemple, podem visualitzar el conjunt de regles amb un llindar de confiança del 80% com es mostra en el següent fragment de codi:

```
if (!require("arulesViz")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("arulesViz")
# Carreguem la llibreria
library(arulesViz)
}

# Filtra les regles amb min_conf > 0.95
subRules <- rules[quality(rules)$confidence>0.80]
# Diagrama de dispersió amb regles associació amb min_conf>0.80
plot(subRules, jitter=0)
```



Exercici 3:

Pre-processament de les dades

En aquest exercici, farem ús del conjunt de dades `Online-Retail` [5] del repositori UCI Machine Learning Repository [6].

[5] http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/online+retail

[6] http://archive.ics.uci.edu/ml/index.php

En primer lloc, importarem el conjunt de dades amb `read_excel(path_to_file)`:

```
# Carreguem la llibreria que ens permet importar arxius excel
if (!require("readxl")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("readxl")
# Carreguem la llibreria
library(readxl)
}
# Importa el conjunt de dades a un dataframe
retail <- read_excel(path = "data/Online Retail.xlsx")
str(retail)
```

```
## Classes 'tbl_df', 'tbl' and 'data.frame':    541909 obs. of  8 variables:
##  $ InvoiceNo  : chr  "536365" "536365" "536365" "536365" ...
##  $ StockCode  : chr  "85123A" "71053" "84406B" "84029G" ...
##  $ Description: chr  "WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER" "WHITE METAL LANTERN" "CREAM CUPID HEART
S COAT HANGER" "KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE" ...
##  $ Quantity   : num  6 6 8 6 6 2 6 6 6 32 ...
##  $ InvoiceDate: POSIXct, format: "2010-12-01 08:26:00" "2010-12-01 08:26:00" ...
##  $ UnitPrice  : num  2.55 3.39 2.75 3.39 3.39 7.65 4.25 1.85 1.85 1.69 ...
##  $ CustomerID : num  17850 17850 17850 17850 17850 ...
##  $ Country    : chr  "United Kingdom" "United Kingdom" "United Kingdom" "United Kingdom" ...
```

La funció `complete.cases(data)` retorna un vector de tipus lògic indicant-nos quines files no tenen valors desconeguts. Així, amb l´ajuda d´aquest vector filtrem les files del dataframe:

```
# Filtrem les observacions sense valors desconeguts
retail <- retail[complete.cases(retail), ]
dim(retail)
```

```
## [1] 406829      8
```

D´altra banda, amb la següent línia de codi convertim a tipus categòric les variables `Description` i `Country`:

```
# Carreguem ecosistema tidyverse
if (!require("tidyverse")) {
  # Instal.lació de la llibreria
```

```
install.packages("tidyverse")
# Carreguem la llibreria
library(tidyverse)
}
retail <- retail %>%
          mutate(Description = as.factor(retail$Description)) %>%
          mutate(Country = as.factor(retail$Country))
```

A continuació, separem la data i l´hora de la variable `InvoiceDate` i les emmagatzemem a les variables `dataInvoice` i `timeInvoice` respectivament:

```
# Emmagatzema la data en la variable `dataInvoice`
dateInvoice <- as.Date(retail$InvoiceDate)
# Emmagatzema la hora en la variable `timeInvoice`
timeInvoice <- format(retail$InvoiceDate, "%H:%M:%S")
# Afegim les noves variables al dataframe
retail <- cbind(retail, dateInvoice)
retail <- cbind(retail, timeInvoice)
```

Per últim, convertim la variable `InvoiceNo` de tipus `character` a `numeric`:

```
# Convertim de character a numeric variable InvoiceNo
InvoiceNo <- as.numeric(as.character(retail$InvoiceNo))
# Afegim la variable al dataframe
retail <- cbind(retail, InvoiceNo)
```

Abans d´aplicar les regles d´associació ens caldrà convertir el conjunt de dades en transaccions amb la finalitat que tots els articles que es compren junts estiguin en una mateixa fila.

Per tant, ens caldrà agrupar les dades o bé per `CustomerID` o bé per `CustomerID` i `Date`; o també podem agrupar els articles per `InvoiceNo` i `Date`.

Les següents línies de codi combinen tots els articles de una `InvoiceNo` i `date` en una fila i separen els elements amb una coma:

```
# Agrupem articles per `InvoiceNo` i `dateInvoice`
library(plyr)
transactionData <- ddply(retail,c("InvoiceNo","dateInvoice"),
                         function(df1)paste(df1$Description,
                         collapse = ","))
```

Com que les columnes `InvoiceNo` i `dateInvoice` no les usarem en les regles d´associació les eliminem de `transactionData`:

```
# Eliminem la columna
transactionData$InvoiceNo <- NULL
# Eliminem la columna
transactionData$dateInvoice <- NULL
# Cambiem el nom de la varialble a items
colnames(transactionData) <- c("items")
```

Aquest format per a dades transaccionals és conegut com a format **basket**. A continuació, emmagatzemem aquestes dades en un arxiu CSV (Comma Separated Values):

```
# Emmagatzemem transaccions en un arxiu CSV
write.csv(transactionData,file = "data/market_basket_transactions.csv",
          quote = FALSE, row.names = TRUE)
```

El següent fragment de codi llegeix l´arxiu `market_basket_transation.csv` i l´emmagatzema en un objecte de la classe `transaction`:

```
if (!require("arules")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("arules")
# Carreguem la llibreria
```

```
library(arules)
}
# Llegeix arxiu CSV i emmagatzema contingut en un objecte de la
# classe `transaction`
tr <- read.transactions("data/market_basket_transactions.csv",
                        format = "basket",
                        sep = ",")
```

Visualitzem un resum de l´objecte `tr`:

```
# Visualitzem un resum
summary(tr)

## transactions as itemMatrix in sparse format with
##  22191 rows (elements/itemsets/transactions) and
##  30066 columns (items) and a density of 0.0005390256
##
## most frequent items:
## WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER           REGENCY CAKESTAND 3 TIER
##                               1803                               1709
##            JUMBO BAG RED RETROSPOT                       PARTY BUNTING
##                               1460                               1285
##      ASSORTED COLOUR BIRD ORNAMENT                            (Other)
##                               1250                             352128
##
## element (itemset/transaction) length distribution:
## sizes
##    1    2    3    4    5    6    7    8    9   10   11   12   13   14   15
##    1 3597 1594 1141  908  861  758  696  676  663  593  624  537  516  531
##   16   17   18   19   20   21   22   23   24   25   26   27   28   29   30
##  551  522  464  441  483  419  395  315  306  272  238  253  229  213  222
##   31   32   33   34   35   36   37   38   39   40   41   42   43   44   45
##  215  170  159  138  142  134  109  111   90  113   94   93   87   88   65
##   46   47   48   49   50   51   52   53   54   55   56   57   58   59   60
##   63   67   63   60   59   49   64   40   41   49   43   36   29   39   30
##   61   62   63   64   65   66   67   68   69   70   71   72   73   74   75
##   27   28   17   25   25   20   27   24   22   15   20   19   13   16   16
##   76   77   78   79   80   81   82   83   84   85   86   87   88   89   90
##   11   15   12    7    9   14   15   12    8    9   11   11   14    8    6
##   91   92   93   94   95   96   97   98   99  100  101  102  103  104  105
##    5    6   11    6    4    4    3    6    5    2    4    2    4    4    3
##  106  107  108  109  110  111  112  113  114  115  117  118  119  121  122
##    2    2    6    3    4    3    2    1    3    1    3    3    3    1    2
##  123  124  126  127  128  132  133  134  135  141  142  143  144  146  147
##    2    1    3    2    2    1    1    2    1    1    2    2    1    1    2
##  148  151  155  158  169  172  178  179  181  203  205  229  237  250  251
##    1    1    3    2    2    2    1    1    1    1    1    1    1    1    1
##  286  321  401  420
##    1    1    1    1
##
```

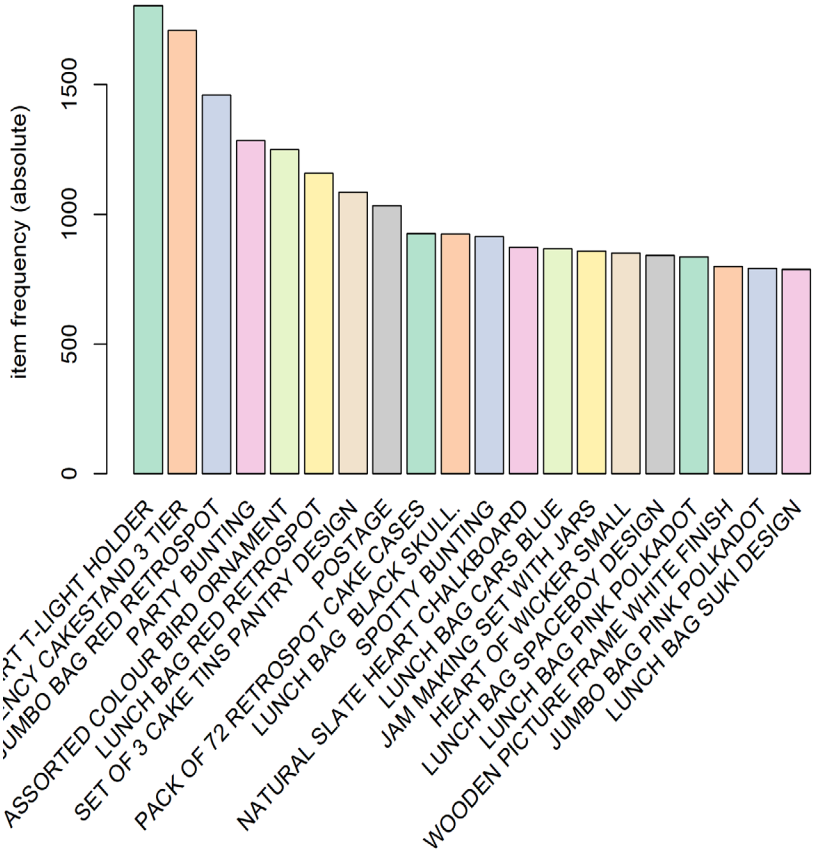
```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    1.00    4.00   11.00   16.21   22.00  420.00
##
## includes extended item information - examples:
##     labels
## 1        1
## 2 1 HANGER
## 3       10
```

Podem observar en la sortida la següent informació sobre les transaccions:

- S´han generat **22191 transaccions (files)** i **30066 articles (columnes)**.
- Els articles més freqüents. Com per exemple 'WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER' amb 1803 articles, REGENCY CAKESTAND 3 TIER amb 1709, etc.

La representació gràfica, seria:

```
# Creació d´un gràfic de freqüencia dels articles top 20
if (!require("RColorBrewer")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("RColorBrewer")
# Carreguem la llibreria
library(RColorBrewer)
}
itemFrequencyPlot(tr,topN=20,type="absolute",
                  col=brewer.pal(8,'Pastel2'))
```



Generació de les regles

En aquest apartat utilitzarem el algoritme apriori per a generar les regles d´associació. Per a trobar un conjunt de regles farem ús de la funció `apriori()` del paquet `arules`.

El prototip de la funció és el següent:

```
apriori(data, parameter = list(list(supp=0.001, conf=0.8, maxlen=10))
```

on els arguments són els següents:

- **data:** un objecte de tipus `transaction`.
- **parameter:** una llista especificant les mètriques i el màxim nombre d´elements:
  - ✓ **supp**: el llindar de suport. Per defecte, **supp=0.001.**
  - ✓ **conf**: el llindar de confiança. Per defecte, **conf=0.8.**
  - ✓ **maxlen**: el màxim nombre d´elements. Per defecte, **maxlen=10.**

Com a mostra, la següent línia de codi calcula el conjunt de regles amb els valors per defecte:

```
# Executa algoritme a priori amb valors per defecte
rules <- apriori(tr, parameter = list(supp=0.001, conf=0.8, maxlen=10))
```

Tot seguit es mostra un resum del conjunt de regles:

```
# Visualitzem un resum
summary(rules)
```

```
## set of 5 rules
##
## rule length distribution (lhs + rhs):sizes
## 4
## 5
##
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##       4       4       4       4       4       4
##
## summary of quality measures:
##     support           confidence          lift           count
##  Min.   :0.003066   Min.   :0.8070   Min.   :4.477   Min.   :46.0
##  1st Qu.:0.003133   1st Qu.:0.8167   1st Qu.:4.531   1st Qu.:47.0
##  Median :0.003266   Median :0.8254   Median :4.579   Median :49.0
##  Mean   :0.003293   Mean   :0.8286   Mean   :4.597   Mean   :49.4
##  3rd Qu.:0.003466   3rd Qu.:0.8393   3rd Qu.:4.656   3rd Qu.:52.0
##  Max.   :0.003533   Max.   :0.8548   Max.   :4.742   Max.   :53.0
##
## mining info:
##  data ntransactions support confidence
##    tr         15001   0.003        0.8
```

Podem observar en la sortida la següent informació sobre els conjunt de regles:

- **Paramenter Specification:** on min_sup=0.001 i min_confidence=0.8 amb 10 articles com a màxim en una regla.
- **Total number of rules:** en aquest cas 49122 regles.
- **Distribution of rule lenght:** Una longitud de 5 articles té la majoria de regles i la longitud 2 té el nombre més baix de regles.
- **Summary of Quality measures:** valors màxims i mínims per a les mètriques de soport, confiança i millora.
- **Mining info**: les dades, soport, confiança i nombre de transaccions.

Establiment dels llindars de suport i confiança

Seleccionem un nivell de suport del 5% i una confiança del 95%. Amb lo primer aconseguim que cadascuna de les regles estigui present al menys el 5% de les mostres, lo que els hi atorga representativitat, mentre que amb lo segon obtenim la probabilitat de que les regles siguin certes a les mostres en les que els seus antecedents són certs també.

```
# Executem el algoritme a priori amb
# min_supp = 5% i min_conf = 95%
rules <- apriori(tr, parameter = list(supp = 0.005, conf = 0.95))

## Apriori
##
## Parameter specification:
##  confidence minval smax arem  aval originalSupport maxtime support minlen
##        0.95    0.1    1 none FALSE            TRUE       5   0.005      1
##  maxlen target   ext
##      10  rules FALSE
##
## Algorithmic control:
##  filter tree heap memopt load sort verbose
```

```
##     0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE
##
## Absolute minimum support count: 110
##
## set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
## set transactions ...[30066 item(s), 22191 transaction(s)] done [0.37s].
## sorting and recoding items ... [923 item(s)] done [0.02s].
## creating transaction tree ... done [0.03s].
## checking subsets of size 1 2 3 4 5 6 done [0.06s].
## writing ... [80 rule(s)] done [0.00s].
## creating S4 object  ... done [0.01s].
```

Tot seguit es mostra un resum d´executar **l´algoritme apriori**:

```
# Visualizem un resum
summary(rules)
```

```
## set of 80 rules
##
## rule length distribution (lhs + rhs):sizes
##  2  3  4  5  6
##  8 20 30 18  4
##
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   2.000   3.000   4.000   3.875   5.000   6.000
##
## summary of quality measures:
##     support           confidence          lift            count
##  Min.   :0.005137   Min.   :0.9500   Min.   : 69.35   Min.   :114.0
##  1st Qu.:0.005363   1st Qu.:0.9611   1st Qu.:124.23   1st Qu.:119.0
##  Median :0.005588   Median :0.9749   Median :128.22   Median :124.0
##  Mean   :0.006117   Mean   :0.9734   Mean   :122.00   Mean   :135.8
##  3rd Qu.:0.005926   3rd Qu.:0.9831   3rd Qu.:131.42   3rd Qu.:131.5
##  Max.   :0.010410   Max.   :1.0000   Max.   :134.96   Max.   :231.0
##
## mining info:
##  data ntransactions support confidence
##    tr         22191   0.005       0.95
```

Com que hi ha 80, mostrem per pantalla les 10 primeres regles:

```
# Visualitzem les 10 primeres regles d´associació
arules::inspect(rules[1:10])
```

```
##      lhs                    rhs                     support confidence      lift count
## [1]  {FRONT  DOOR}       => {KEY FOB}             0.005677978    1.00000  71.58387   126
## [2]  {HOT PINK}          => {FEATHER PEN}         0.005452661    1.00000 113.21939   121
```

```
## [3]  {SET 3 RETROSPOT TEA} => {SUGAR}               0.010409626    1.00000  96.06494   231
## [4]  {SUGAR}               => {SET 3 RETROSPOT TEA} 0.010409626    1.00000  96.06494   231
## [5]  {SET 3 RETROSPOT TEA} => {COFFEE}              0.010409626    1.00000  69.34687   231
## [6]  {SUGAR}               => {COFFEE}              0.010409626    1.00000  69.34687   231
## [7]  {BACK DOOR}           => {KEY FOB}             0.008832410    1.00000  71.58387   196
## [8]  {SHED}                => {KEY FOB}             0.009598486    1.00000  71.58387   213
## [9]  {HERB MARKER BASIL,
##       HERB MARKER CHIVES}  => {HERB MARKER THYME}   0.005587851    0.96875 131.08251   124
## [10] {HERB MARKER BASIL,
##       HERB MARKER CHIVES}  => {HERB MARKER PARSLEY} 0.005587851    0.96875 131.88669   124
```

Per exemple, podem observar en la sortida les següents regles:

- 100% dels clients que compren 'FRONT DOOR` també compren 'KEY FOB'
- 96% dels clients que compren 'HERB MARKER BASIL' i 'HERB MARKER CHIVES' també compren 'HERB MARKER THYM'.

Cerca de regles segons antecedent

Per posar un exemple, suposem que necessitem trobar les regles d´associació per a un determinat article. Podem fer ús del paràmetre `appareance` de la funció `apriori()`. En aquest sentit, podem establir un o diversos antecedents i un conseqüent amb **LHS (IF part)** i **RHS (THEN part)**:

Per exemple, per a respondre a la pregunta *"Els clients que compren METAL també compren ..."* ho farem com es mostra a continuació:

```
# Cerca regles segons antecedent `METAL`
metal_rules <- apriori(tr,  parameter = list(supp=0.001, conf=0.8),
                       appearance = list(lhs="METAL",default="rhs"))

## Apriori
##
## Parameter specification:
##  confidence minval smax arem  aval originalSupport maxtime support minlen
```

```
##         0.8    0.1    1 none FALSE            TRUE       5   0.001      1
##  maxlen target   ext
##      10  rules FALSE
##
## Algorithmic control:
##  filter tree heap memopt load sort verbose
##     0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE
##
## Absolute minimum support count: 22
##
## set item appearances ...[1 item(s)] done [0.00s].
## set transactions ...[30066 item(s), 22191 transaction(s)] done [0.34s].
## sorting and recoding items ... [2324 item(s)] done [0.02s].
## creating transaction tree ... done [0.01s].
## checking subsets of size 1 2 done [0.02s].
## writing ... [1 rule(s)] done [0.00s].
## creating S4 object  ... done [0.02s].
```

```
arules::inspect(head(metal_rules))
```

```
##     lhs        rhs          support     confidence lift   count
## [1] {METAL} => {DECORATION} 0.002253166 1          443.82 50
```

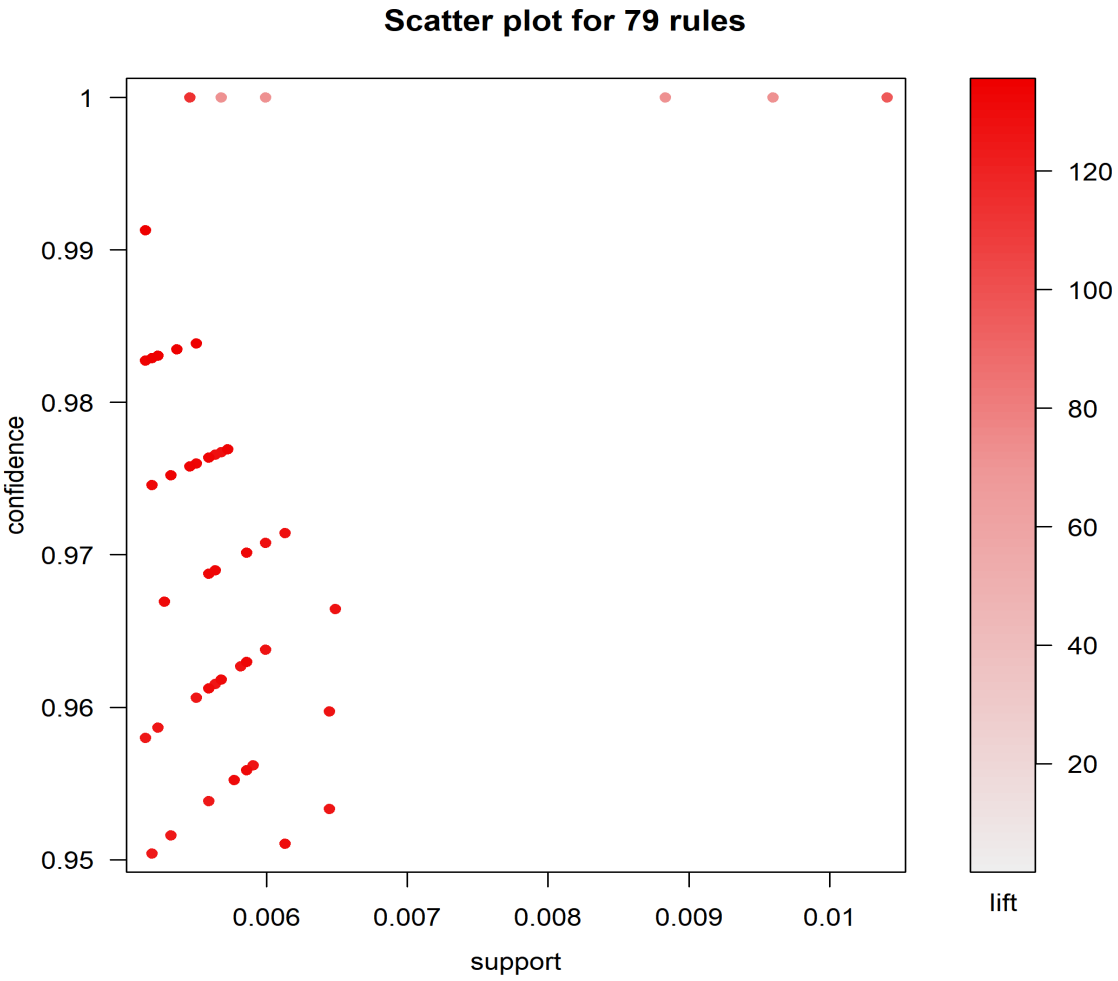
Visualització de les regles

Podem visualitzar les regles d´associació amb `plot()` del paquet `arulesViz`. Utilitza la mètrica de suport en l´eix d´ordenada i la confiança en l´eix d´abscisses. A més, la mètrica de millora (lift) es usada per colorejar els punts.

Per exemple, podem visualitzar el conjunt de regles amb un llindar de confiança del 95% com es mostra en el següent fragment de codi:

```
if (!require("arulesViz")) {
  # Instal.lació de la llibreria
install.packages("arulesViz")
# Carreguem la llibreria
library(arulesViz)
}
```

```
# Filtra les regles amb min_conf > 0.95
subRules <- rules[quality(rules)$confidence>0.95]
# Diagrama de dispersió amb regles associació amb min_conf>0.95
plot(subRules, jitter=0)
```



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.

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

[4] A Gentle Introduction on Market Basket Analysis - Association Rules. [Fecha de consulta: 29 noviembre 2018]. Disponible en : https://datascienceplus.com/a-gentle-introduction-on-market-basket-analysis%E2%80%8A-%E2%80%8Aassociation-rules/

[4] Market Basket Analysis using R. [Fecha de consulta: 30 noviembre 2018]. Disponible en : https://www.datacamp.com/community/tutorials/market-basket-analysis-r