PRAC2: Neteja i anàlisi de les dades

Marc Ferrer Margarit (mferrermargarit@uoc.edu) i Marc Ramos Bruach (mramosbru@uoc.edu)

5/15/2021

1. Descripció del dataset. Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre? (0.5) (MF)

El dataset que farem servir per a aquesta pràctica conté els retards i cancel · lacions dels vols 2015 que surten de l'aeroport de San Francisco. Normalment els motius principals dels retards de vol són relacionats amb el temps, però en alguns casos també hi ha retards de vols relacionats amb les companyies aèries o aeroports. Aquest document examina i mostra les causes de retard i cancel · lació en diversos aspectes. Així doncs aquest dataset és important per saber quines són les principals causes dels retards que s'hi han produït durant el 2015.

Les preguntes que volem respondre amb aquest dataset són quins dies de la setmana els quals es produeixen més retards, quines aerolínies són les tenen els retards i veure si la distància dels vols influeix en els retards que es produeixen.

Aquest dataset ha sigut obtingut a partir d'una pràctica anterior realitzada durant el màster de Data Sciene de la UOC. També es pot obtenir el dataset complet, amb totes les dades dels vols (aprox. 600 MB) al següent enllaç: https://www.kaggle.com/usdot/flight-delays?select=flights.csv

2. Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar. (0.5) (MF)

Per veure les dades que conté el dataset el carregarem i mostrarem les columnes que conté i la mida del dataset:

```
flights <- read.csv("../data/flights.csv")
str(flights)
```

```
## 'data.frame':    145952 obs. of  28 variables:
##  $ YEAR               : int  2015 2015 2015 2015 2015 2015 2015 2015 2015 2015 ...
##  $ MONTH              : int  12 1 11 5 5 3 4 4 4 6 ...
##  $ DAY                : int  31 8 27 30 23 29 11 18 25 2 ...
##  $ DAY_OF_WEEK        : int  4 4 5 6 6 7 6 6 6 2 ...
##  $ AIRLINE            : chr  "F9" "OO" "AA" "OO" ...
##  $ FLIGHT_NUMBER      : int  668 6287 2207 5647 6508 6289 304 304 317 5459 ...
##  $ ORIGIN_AIRPORT     : chr  "SFO" "SFO" "SFO" "SFO" ...
##  $ DESTINATION_AIRPORT: chr  "DEN" "SBA" "DFW" "SBA" ...
##  $ SCHEDULED_DEPARTURE: int  2000 1350 1200 1840 2230 831 2135 2135 2145 900 ...
##  $ DEPARTURE_TIME     : int  1926 1318 1129 1814 2205 809 2113 2113 2123 838 ...
##  $ DEPARTURE_DELAY    : int  -34 -32 -31 -26 -25 -22 -22 -22 -22 -22 ...
##  $ TAXI_OUT           : int  14 52 43 36 39 25 23 15 20 35 ...
##  $ WHEELS_OFF         : int  1940 1410 1212 1850 2244 834 2136 2128 2143 913 ...
##  $ SCHEDULED_TIME     : int  150 71 208 75 92 63 84 84 124 66 ...
```

```
##  $ ELAPSED_TIME       : int  139 99 247 87 110 71 95 84 136 75 ...
##  $ AIR_TIME           : int  109 44 177 47 64 41 67 65 111 36 ...
##  $ DISTANCE           : int  967 262 1464 262 421 193 421 421 679 190 ...
##  $ WHEELS_ON          : int  2229 1454 1709 1937 2348 915 2243 2233 2334 949 ...
##  $ TAXI_IN            : int  16 3 27 4 7 5 5 4 5 4 ...
##  $ SCHEDULED_ARRIVAL  : int  2330 1501 1728 1955 2 934 2259 2259 2349 1006 ...
##  $ ARRIVAL_TIME       : int  2245 1457 1736 1941 2355 920 2248 2237 2339 953 ...
##  $ ARRIVAL_DELAY      : int  -45 -4 8 -14 -7 -14 -11 -22 -10 -13 ...
##  $ DIVERTED           : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  $ CANCELLED          : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  $ CANCELLATION_REASON: chr  "" "" "" "" ...
##  $ AIR_SYSTEM_DELAY   : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  $ LATE_AIRCRAFT_DELAY: int  NA 0 NA NA NA NA NA NA NA NA ...
##  $ WEATHER_DELAY      : int  NA NA NA NA NA NA NA NA NA NA ...
```

Com podem veure tenim 28 columnes i un total de 145.592 dades en el dataset obtingut. També podem veure quines són les dades que conté el nostre dataset. Com que volem veure els retards o problemes que poden haver-hi, les causes i en quines aerolínies només cal que seleccionem aquelles columnes que ens proporcionin aquesta informació. En aquest cas serien:

```
col_interest = c(
  "DAY_OF_WEEK",
  "AIRLINE",
  "DEPARTURE_DELAY",
  "ARRIVAL_DELAY",
  "DISTANCE"
)
print(col_interest)
```

```
## [1] "DAY_OF_WEEK"     "AIRLINE"         "DEPARTURE_DELAY" "ARRIVAL_DELAY"
## [5] "DISTANCE"
```

Amb aquestes dades ja podem fer un anàlisi complet per tal de donar resposta a les preguntes proposades.

```
flights <- subset(flights, select=col_interest)
```

3. Neteja de les dades. (2) (MR)

3.1. Les dades contenen zeros o elements buits? Com gestionaries aquests casos? (1)

Amb R és fàcil veure si tenim valors buits (NA) dins les nostres dades:

```
colSums(is.na(flights))
```

```
##     DAY_OF_WEEK         AIRLINE DEPARTURE_DELAY   ARRIVAL_DELAY        DISTANCE
##               0               0               0             461               0
```

Veiem alguns valors buits en la variable `ARRIVAL_DELAY`. Hi ha vàries estratègies per a resoldre problemes amb els elements buits, una tècnica eficaç és aplicar la funció kNN amb la qual omplirem els buits fent servir informació de k veïns més propers. Aquesta opció escollida es basa en que les variables del nostre dataset guarden certa relació i no són completament independents. Tindrem així uns valors aproximats als esperats que és millor que tenir-ne de buits.

```
suppressWarnings(suppressMessages(library(VIM)))
flights$ARRIVAL_DELAY = kNN(flights)$ARRIVAL_DELAY
colSums(is.na(flights))
```

```
##     DAY_OF_WEEK         AIRLINE DEPARTURE_DELAY   ARRIVAL_DELAY        DISTANCE
##               0               0               0               0               0
```

Veiem que no tenim valors buits en les variables conflictives.

3.2. Identificació i tractament de valors extrems. (1)

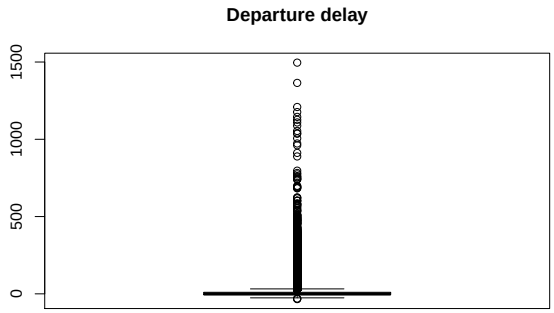
Començarem amb estadística descriptiva bàsica fent ús del summary que ens proporciona R. Aquí podem veure els valors màxims i mínims de cada variable.

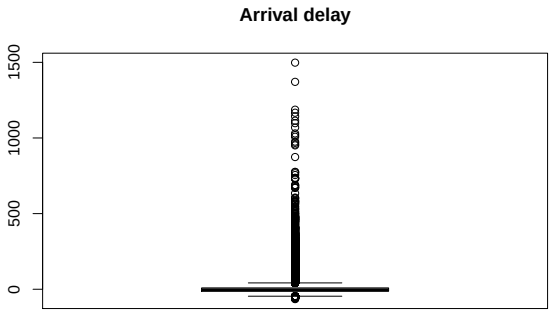
```
summary(flights)
```

```
##   DAY_OF_WEEK      AIRLINE          DEPARTURE_DELAY   ARRIVAL_DELAY
##  Min.   :1.000   Length:145952      Min.   : -34.00   Min.   : -65.000
##  1st Qu.:2.000   Class :character   1st Qu.:  -5.00   1st Qu.: -13.000
##  Median :4.000   Mode  :character   Median :  -1.00   Median :  -4.000
##  Mean   :3.925                      Mean   :  11.19   Mean   :   5.785
##  3rd Qu.:6.000                      3rd Qu.:  10.00   3rd Qu.:   9.000
##  Max.   :7.000                      Max.   :1496.00   Max.   :1498.000
##     DISTANCE
##  Min.   :  77
##  1st Qu.: 414
##  Median : 679
##  Mean   :1201
##  3rd Qu.:2139
##  Max.   :2704
```

D'aquí veiem alguns casos interessants, volem veure els que tenen mínims i màxims que s'allunyen clarament dels quartils (1r i 3r). Amb un boxplot podrem veure quants valors són extrems dins d'aquestes variables.

```
boxplot(flights$DEPARTURE_DELAY, main="Departure delay")
boxplot(flights$ARRIVAL_DELAY, main="Arrival delay")
```





Amb un gràfic de caixes podem veure clarament si tenim *outliers* o valors extrems a les dades. R representa els valors extrems com a cercles més enllà del rang interquartil. Aquests valors són normals ja que pot ser que els vols hagin tingut gran retards. La raó per la qual quasi no podem veure la caixa (a prop de zero) és perquè la gran majoria de vols no tenen retard i els outliers coincideixen amb els vols que en tenen.

4. Anàlisi de les dades. (2.5) (MR)

4.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar (planificació dels anàlisis a aplicar). (0.5)

- Com volem analitzar el retard, considerarem que els vols han tingut retard si la suma del retard de sortida més el d'arribada supera els 10 minuts.

```
flights$TOTAL_DELAY = flights$DEPARTURE_DELAY + flights$ARRIVAL_DELAY
flights <- within(flights, {
  DELAYED <- NA
  DELAYED[TOTAL_DELAY > 10] <- 1
  DELAYED[TOTAL_DELAY <= 10] <- 0
   }
)
```

- Separarem en grups de vols llargs (més de 500 mi) de vols curts (menys de 500 mi).

```
long_index = flights$DISTANCE > 500
flights.long = flights[long_index,]
flights.short = flights[-long_index,]
```

- Analitzarem els vols també per aerolinia i per dia de la setmana. Aquests no caldrà agrupar-los, ja estan categoritzats.

4.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància. (1)

4.3. Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades. En funció de les dades i de l'objectiu de l'estudi, aplicar proves de contrast d'hipòtesis, correlacions, regressions, etc. Aplicar almenys tres mètodes d'anàlisi diferents. (1)

5. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques. (2) (MF)

6. Resolució del problema. A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten respondre al problema? (0.5) (MR)

7. Codi: Cal adjuntar el codi, preferiblement en R, amb el que s'ha realitzat la neteja, anàlisi i representació de les dades. Si ho preferiu, també podeu treballar en Python. (2) (MF)