PRÀCTICA 2 TIPOLOGIA DE DADES - RTP Puntualitat

Eva Solernou

juny 2020

Table of Contents

1. INTRODUCCIÓ

Els autobusos urbans de Reus estan equipats amb un SAE (Sistema d'Ajuda a l'Explotació) que, esquemàticament, consisteix en una balissa GPS muntada a cada autobús que envia cada pocs minuts dades a un servidor, les quals són processades per un software amb múltiples objectius, entre ells estimar els temps de pas reals per parada i oferir-los als usuaris.

El sistema guarda registre històric d'algunes de les dades, fet que fa possible realitzar a posteriori anàlisis més complets del servei i plantejar millores en base als resultats obtinguts.

S'ha observat en anàlisis anteriors que la línia 20 concentra el major número d'incidències de servei i de queixes dels usuaris. És la línia que es realitza amb més vehicles i la més llarga, i es planteja la pregunta de si aquest fet és degut a que té més retards que les altres línies, o a altres motius com que té més hores de servei i més usuaris (i per tant més volum de queixes).

Per respondre aquesta pregunta hem descarregat del sistema els registres del pas per parada dels autobusos durant els mesos de febrer, març i abril de 2020 (arxiu 'HoraPasoParada.csv).

Per complementar l'anàlisi, hem incorporat dos conjunts de dades complementaris: per un costat les dades de precipitació a Reus (descarregades de la web de dades obertes d'aemet en format json), i per altra banda les dades d'unes càmeres de visió artificial que hi ha instal·lades en un punt del recorregut de la línia 20 que registren diversos paràmetres relacionats amb la fluidesa del trànsit ('sensorsRiera.csv').

Així doncs, aquesta pràctica pretén donar resposta a les següents preguntes:

A. Quina distribució segueix la puntualitat de pas en cada parada?

B. La línia 20 té més retards que la resta?

C. Els retards es veuen afectats per la quantitat de pluja?

D. En quina mesura afecta la congestió del tànsit?

2. DESCRIPCIÓ DEL DATASET

El conjunt de dades amb el que treballarem està format per tres datasets que caldrà relacionar:

2.1. Hores de pas per parada

L'arxiu s'ha extret de la base de dades del SAE, en concret totes les dades dels mesos de febrer, març i abril d'aquest any. Consta d'un total de 300.556 registres.

No es disposa d'una explicació dels camps, el seu significat s'ha deduït del nom dels camps i del coneixement del sistema. Els que poden ser interessants per l'anàlisi són els següents:

- dtHora_BD: moment previst d'arribada de l'autobús a la parada, segons horaris teòrics (publicats a les guies)
- dtHora_LlegadaReal: moment real d'arribada a la parada
- iIdExpedicion: cada valor representa una 'expedició' concreta, una 'volta' de l'autobús al conjunt de parades que ha de recórrer
- iIdParada: codi de la parada objecte del registre (integrarem el nom de parada provinent d'una altra taula)
- iIdLinea: codi de la línia que està realitzant el vehicle
- iIdTrayecto: codi que defineix el recorregut, que pot variar segons l'hora del dia. El més habitual són el '1' (recorregut complet), el '201' (part de la volta a l'inici de servei) i el '301' (part de la volta al final del servei diari)
- iIdConductor: codi del conductor

Variables de les quals desconeixem el significat, pot estar relacionat amb el codi de colors que es mostra en pantalla de l'operador, s'intentarà deduir de l'anàlisi descriptiu de dades:

- iTipoAccion: Els valors registrats són 0,1,2,3
- iEstadoHRLlegada: Els valors registrats són 0,1,2,3,4
- iEstadoHRSalida: Els valors registrats són 0,1,2,3,4,5
- iOrdenExpedicion: Indica l'ordre de pas de cada parada en una expedició concreta

```
dades <- as_tibble(read.csv(file = "HoraPasoParada.csv", header = TRUE, s
ep = ","))
dades <- dades[,-c(4,6,7,8,15,18,19,22,23,25,26,27)]

# revisem i corregim el tipus de dades
#str(dades)
dades$dtHora_BD <- as.POSIXct(dades$dtHora_BD)
dades$dtHora_LlegadaReal <- as.POSIXct(dades$dtHora_LlegadaReal)
dades$iIdExpedicion <- as.ordered(dades$iIdExpedicion)
dades$iIdParada <- as.factor(as.numeric(dades$iIdParada))
dades$iIdLinea <- as.factor(dades$iIdLinea)
dades$iIdTrayecto <- as.factor(dades$iIdTrayecto)
dades$iTipoAccion <- as.factor(dades$iTipoAccion)
dades$iIdAutobus <- as.factor(dades$iIdAutobus)
dades$iIdConductor <- as.factor(dades$iIdConductor)
dades$iEstadoHRLlegada <- as.factor(dades$iEstadoHRLlegada)
dades$iEstadoHRSalida <- as.factor(dades$iEstadoHRSalida)
dades$iOrdenExpedicion <- as.ordered(dades$iOrdenExpedicion)

# resum
summary(dades)

##  iIdHoraPasoParada iTiempoEnParada     dtHora_BD
##  Min.   :8662289   Min.   :   0.00   Min.   :2020-02-01 05:20:00
##  1st Qu.:8737428   1st Qu.:   8.00   1st Qu.:2020-02-11 12:53:00
##  Median :8812566   Median :  16.00   Median :2020-02-20 17:57:00
##  Mean   :8861316   Mean   :  36.19   Mean   :2020-03-03 03:05:59
```

```
##  3rd Qu.:9067661   3rd Qu.:  33.00   3rd Qu.:2020-04-03 11:03:00
##  Max.   :9142800   Max.   :9981.00   Max.   :2020-04-30 22:46:00
##
##  dtHora_LlegadaReal            iIdExpedicion      iIdParada
##  Min.   :2020-02-01 05:17:58   117785 :  2328   93     :  5955
##  1st Qu.:2020-02-11 12:55:04   117786 :  2325   198    :  5754
##  Median :2020-02-20 18:02:17   117802 :  2319   130    :  4416
##  Mean   :2020-03-03 03:07:59   117520 :  2318   12     :  4120
##  3rd Qu.:2020-04-03 11:04:06   117800 :  2301   51     :  4116
##  Max.   :2020-04-30 22:43:06   117505 :  2293   88     :  4113
##                                (Other):286672   (Other):272082
##     iIdLinea      iIdTrayecto  iTipoAccion     iOrden        iIdAutobu
s
##  20     :123035   1  :282184   0:269861    Min.   : 0.00   28     : 28
638
##  10     : 63088   201:  4807   1: 16317    1st Qu.:10.00   23     : 27
843
##  21     : 29738   301:  4970   2:    32    Median :23.00   27     : 26
934
##  60     : 23200   401:  7471   3: 14346    Mean   :26.27   26     : 26
792
##  11     : 20418   501:   933               3rd Qu.:38.00   22     : 26
776
##  50     : 15702   701:   191               Max.   :74.00   19     : 26
249
##  (Other): 25375                                           (Other):137
324
##   iIdConductor    iEstadoHRLlegada iEstadoHRSalida iOrdenExpedicion
##  88     : 13818   0:   323         0:   457        0      :144301
##  27     : 13369   1: 13857         1: 12480        1      : 34397
##  94     : 12920   2:265327         2:280544        2      : 22916
##  65     : 12306   3: 14722         3:   811        3      : 18530
##  49     : 11912   4:  6327         4:  5459        4      : 14649
##  91     : 11628                    5:   805        5      : 12405
##  (Other):224603                                   (Other): 53358
```

```r
# afegim les dades de nom de parada, que es troben en una altra taula
# parades.JSON recull les parades en servei actualment
parades.JSON <- as_tibble(fromJSON("parades.json", simplifyMatrix = TRUE)
)
parades <- as_tibble(parades.JSON$stops)
parades$stop_id <- as.factor(as.numeric(parades$stop_id))

dades <- left_join(dades,parades[,c(1,2)], by=c("iIdParada"="stop_id"))
dades$stop_name <- as.factor(dades$stop_name)

# paradas.Sae recull les parades registrades al mapa del SAE
paradas.Sae <- read.csv("ParadasSae.csv", encoding = "UTF-8")
paradas.Sae$iIdParada <- as.factor(paradas.Sae$iIdParada)
```

2.2. Precipitació diària

Les dades s'han obtingut del portal de dades obertes de l'Agència Estatal de Meteorologia (https://opendata.aemet.es/centrodedescargas/inicio).

S'ha descarregat un fitxer json amb les dades meteorològiques diàries de l'estació meteorològica anomenada Reus Aeroport, compreses entre el gener i l'abril de 2020, en total 121 registres.

D'aquest arxiu, ens insteressarà el valor de la precipitació diària, que segons s'explica a l'arxiu de metadades, correspon a la variable 'prec': * prec: precipitació diària, de 07h a 07h, en mm. (Ip = inferior a 0,1 mm) * fecha: data, en format AAAA-MM-DD

```
aemet <- as_tibble(fromJSON("aemet.json", simplifyMatrix = TRUE))

# revisem el tipus de dades (només ens interessa data i precipitació)
#str(aemet)
aemet$fecha <- as.Date(aemet$fecha)

# hem de canviar les comes per punts en la precipìtació
aemet$prec <- sapply(aemet$prec,gsub,pattern =",", replace=".")
aemet$prec <- as.numeric(aemet$prec)

# resum
summary(aemet$prec)
```

```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.    NA's
##   0.000   0.000   0.000   2.197   0.000  45.700       3
```

```
summary(aemet$fecha)
```

```
##         Min.      1st Qu.       Median         Mean      3rd Qu.
Max.
## "2020-01-01" "2020-01-31" "2020-03-01" "2020-03-01" "2020-03-31" "2020
-04-30"
```

Observem que dels 121 registres diaris, en 32 dies ha plogut.

2.3. Dades de trànsit

Les dades s'han obtingut dels registres de les 11 càmeres de visió artificial situades a diferents punts de la ciutat per regular l'accés al casc antic.

La càmara que pot resultar més interessant per estimar la fluïdesa del trànsit és l'anomenada S7, situada al nord de la Riera Miró, monitoritzant el trànsit en sentit Av. St. Jordi.

Segons la informació facilitada, cada sensor SX registra les següents dades, en intervals d'un minut:

Ocupació del tram indicat a la càmera, aquest es parteix en 6 zones e indica el % del temps ocupat durant lectura de dades:

SX_0_20 : Percentatge ocupació de la zona 0 a 20 % del tram.

SX_20_40 : Percentatge ocupació de la zona 20 a 40 % del tram

SX_40_60 : Percentatge ocupació de la zona 40 a 60 % del tram.

SX_60_80 : Percentatge ocupació de la zona 60 a 80 % del tram.

SX_80_100 : Percentatge ocupació de la zona 80 a 100 % del tram.

SX_100_-1 : Percentatge ocupació de la zona de més del 100% del tram.

Dades del tram indicat, a la càmera durant la lectura de dades :

SX_distancia_vehicle : Distància mitjana entre vehicles en el tram (m).

SX_velocitat : Velocitat mitjana dels vehicles en el tram (km/h).

SX_volum : Número de vehicles detectats en el tram.

Dels registres, ens interessen els següents camps: * sensor: identificació del sensor i paràmetre de lectura * value: valor de lectura, segons la descripció anterior * event_timestamp: moment de la lectura

Cal tenir present que les lectures dels paràmetres velocitat i distància entre vehicles no es fan servir actualment i no han estat calibrades.

Donada la gran quantitat de dades generades per 11 sensors amb lectures de 9 paràmetres cada minut, s'ha optat per exportar les dades que continguin una setmana de febrer, que considerarem com a model de comportament del trànsit a la ciutat. Per motius tècnics, s'han facilitat les dades en 4 arxius que cal agrupar.

```
sentilo1 <- as_tibble(read.csv(file="sensorsRiera1.csv", header = TRUE))
sentilo2 <- as_tibble(read.csv(file="sensorsRiera2.csv", header = TRUE))
sentilo3 <- as_tibble(read.csv(file="sensorsRiera3.csv", header = TRUE))
sentilo4 <- as_tibble(read.csv(file="sensorsRiera4.csv", header = TRUE))

# agrupament dades en una sola taula
sentilo <- rbind(sentilo1,sentilo2,sentilo3,sentilo4)
#str(sentilo)

# eliminem les columnes que no aporten informació i revisem format
sentilo <- sentilo[,-c(4:7)]
sentilo$event_timestamp <- as.POSIXct(sentilo$event_timestamp)

veloc_S7 <- sentilo %>%
  filter(sensor=="S7_velocitat")

dist_veh_S7 <- sentilo %>%
  filter(sensor=="S7_distancia_vehicle")

S7_ocup_60_80 <- sentilo %>%
  filter(sensor=="S7_60_80")
```

```
S7_ocup_80_100 <- sentilo %>%
  filter(sensor=="S7_80_100")

S7_100 <- sentilo %>%
  filter(sensor=="S7_100_-1")
```

Són un total de 800000 registres.

---

3. INTEGRACIÓ I SELECCIÓ DE LES DADES D'INTERÈS

Per relacionar puntualitat i pluja, incorporarem al dataset 'dades' la variable 'prec' del dataset 'aemet'. Com que la dada de precipitació és diària, caldrà repetir-la en tots els valors de pas per parada d'aquell dia.

Per fer la integració, necessitem abans haver creat a 'dades' un camp amb la data sola, sense hora i minut, per buscar la coincidència amb el camp 'fecha' de la taula 'aemet'.

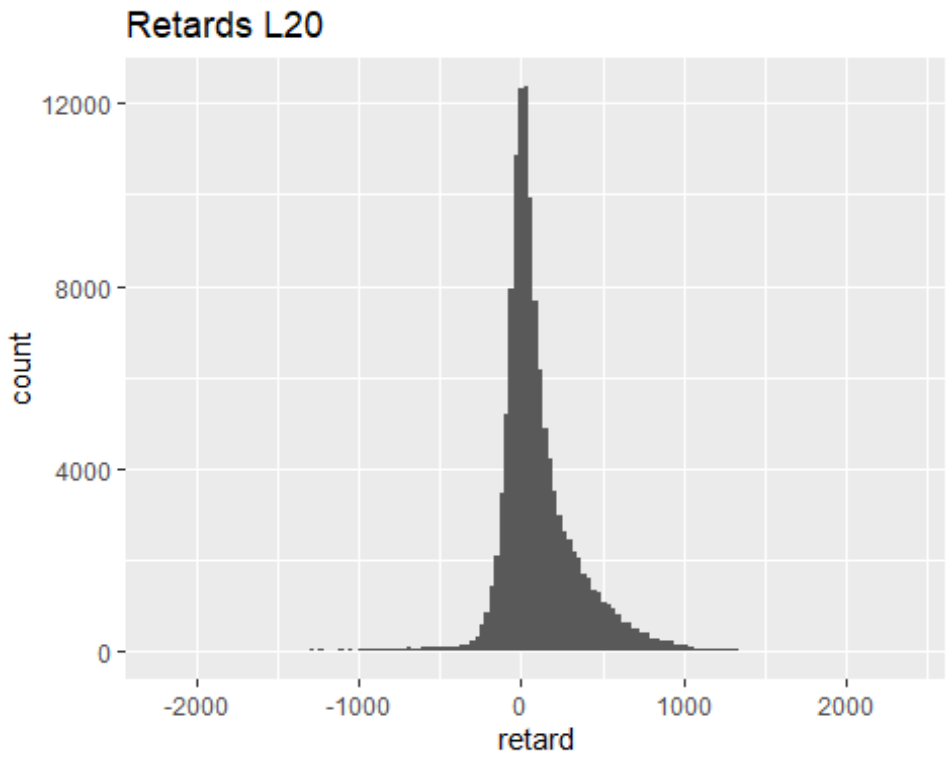
Com que previsiblement voldrem analitzar la puntualitat segons l'hora del dia i el dia de la setmana, creem també aquestes variables.

```
dades$dataR <- as_date(dades$dtHora_LlegadaReal)
dades$horaR <- hour(dades$dtHora_LlegadaReal)
dades$minR <- minute(dades$dtHora_LlegadaReal)
dades$dataT <- as_date(dades$dtHora_BD)
dades$horaT <- hour(dades$dtHora_BD)
dades$minT <- minute(dades$dtHora_BD)
dades$diastna <- as.factor(lubridate::wday(dades$dtHora_LlegadaReal, label=TRUE, week_start=1))

# afegim el nom de parada a partir del codi
dades <- left_join(dades,paradas.Sae)

## Joining, by = "iIdParada"

# afegim la columna precipitació
dades <- left_join(dades,aemet[,c(1,7)], by=c("dataT"="fecha"))
```

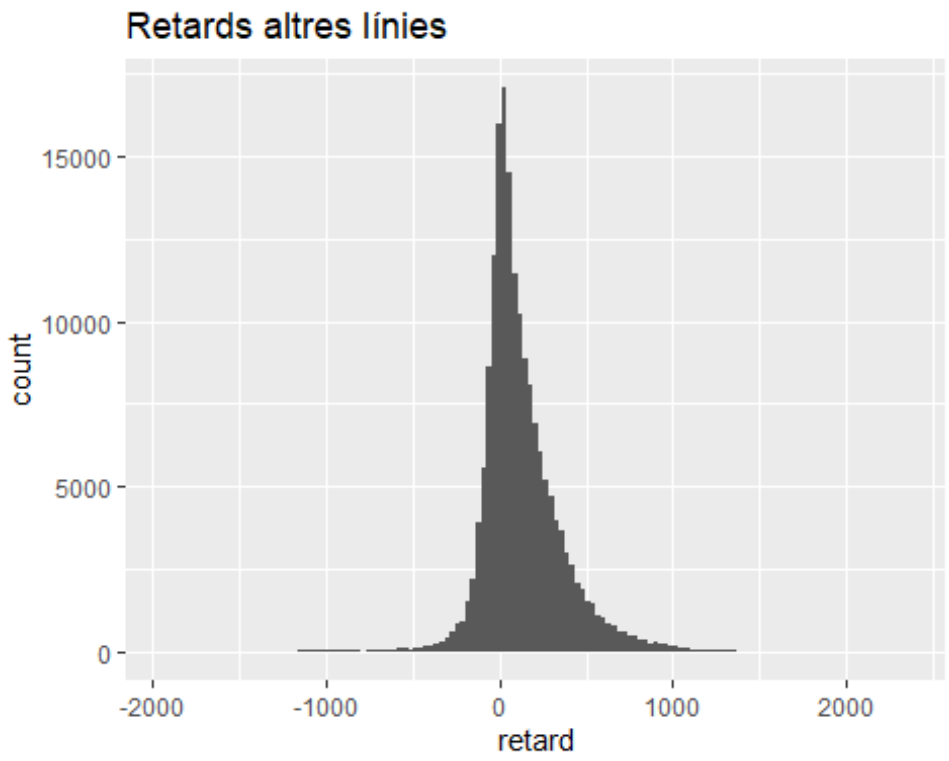
Per determinar la puntualitat de pas a cada parada generem una nova variable, anomenada 'retard', que indiqui quants segons passen entre l'hora programada i l'hora real de pas. Aquesta variable pot ser negativa, donat que en alguns casos els vehicles arriben abans d'hora a la parada. En aquests casos, cal que esperin fins l'hora prevista de sortida (valor reflectit en la variable iTiempoEnParada).

```
dades$retard <- as.numeric(dades$dtHora_LlegadaReal-dades$dtHora_BD)
summary(as.numeric(dades$retard))

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   -9911     -13      67     120     217    8880
```

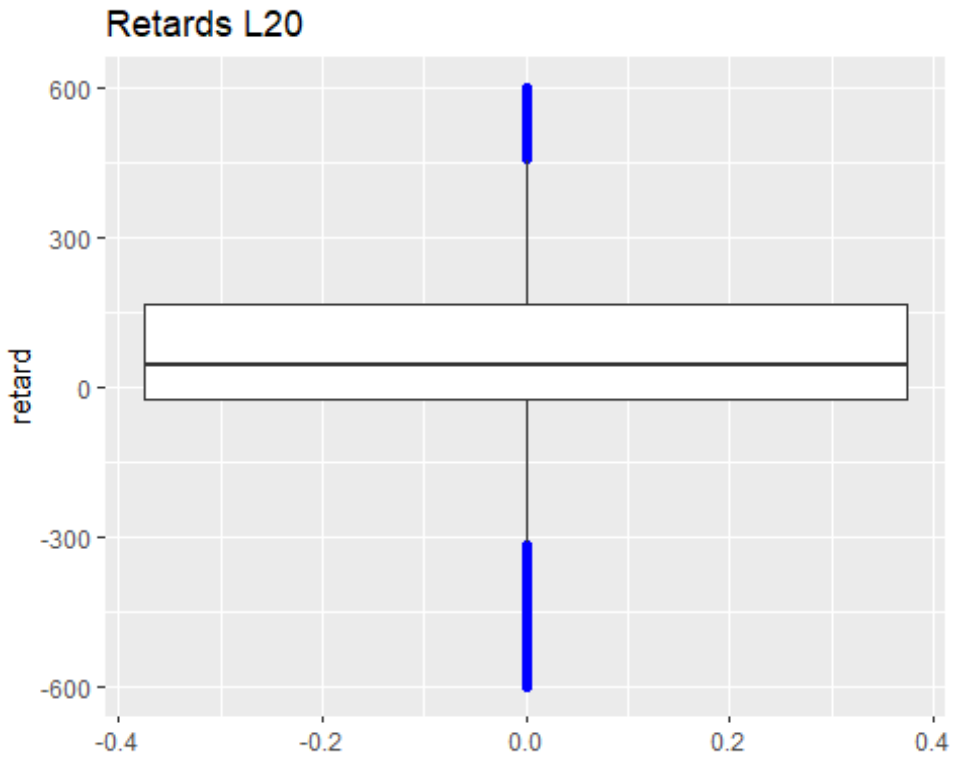
```r
dades %>%
  filter(retard<2400 & retard>-2400) %>%
  filter(iIdLinea==20) %>%
  ggplot(aes(x=retard)) +
  geom_histogram(binwidth = 30)+
  labs(title = "Retards L20")
```



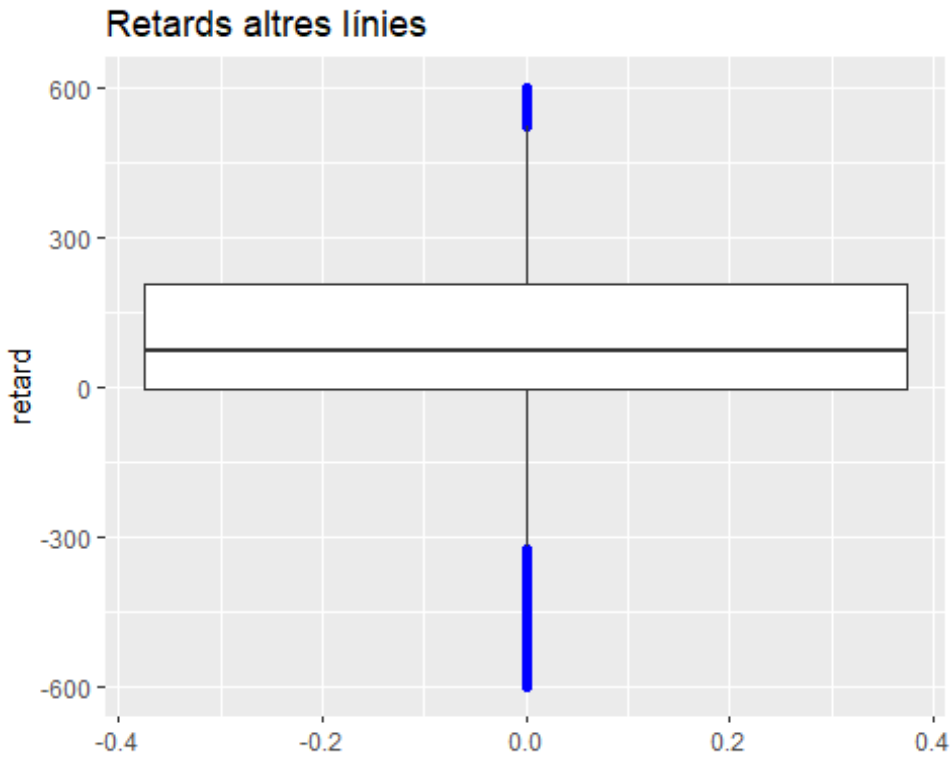

```r
dades %>%
  filter(retard<2400 & retard>-2400) %>%
  filter(iIdLinea!=20) %>%
  ggplot(aes(x=retard)) +
  geom_histogram(binwidth = 30)+
  labs(title = "Retards altres línies")
```




```r
dades %>%
  filter(retard<600 & retard>-600) %>%
  filter(iIdLinea==20) %>%
  ggplot(aes(y=retard)) +
  geom_boxplot(outlier.color = "blue")+
  labs(title = "Retards L20")
```




```r
dades %>%
  filter(retard<600 & retard>-600) %>%
  filter(iIdLinea!=20) %>%
  ggplot(aes(y=retard)) +
  geom_boxplot(outlier.color = "blue")+
  labs(title = "Retards altres línies")
```



Aquesta primera exploració mostra una distribució de retards similar a una normal, esbiaixada cap als valors positius, i amb valors extrems molt allunyats dels valors centrals.

La comparació de la línia 20 respecte les altres línies no sembla indicar que la L20 tingui retards superiors a les altres línies, tot i que més endavant ho analitzarem en profunditat.

Les dades de fluidesa de trànsit no s'integren en aquest moment donat que són una referència de volum de trànsit setmanal. Si pertoca, s'incorporaran més endavant, comparant els moments de congestió (dia de la setmana i hores punta) amb els de retards.

---

4. NETEJA DE LES DADES

4.1. Zeros i elements buits

En aquest punt analitzem la presència de valors que puguin indicar una manca de dades o lectures errònies.

```
# veiem quants NA tenim a les dades
sapply(dades, function(x) sum(is.na(x)))
```

```
##  iIdHoraPasoParada    iTiempoEnParada          dtHora_BD dtHora_Llegad
aReal
##                 0                  0                  0
0
```

```
##      iIdExpedicion          iIdParada           iIdLinea        iIdTra
yecto
##                  0                  0                  0
0
##        iTipoAccion             iOrden         iIdAutobus       iIdCond
uctor
##                  0                  0                  0
0
##   iEstadoHRLlegada    iEstadoHRSalida   iOrdenExpedicion          stop
_name
##                  0                  0                  0
0
##              dataR              horaR               minR
dataT
##                  0                  0                  0
0
##              horaT               minT            diastna      sDenomin
acion
##                  0                  0                  0
0
##    iCoordenadaUTMX    iCoordenadaUTMY               prec             r
etard
##                  0                  0                  0
0
```

```
sapply(sentilo, function(x) sum(is.na(x)))
```

```
##              id          sensor           value event_timestamp
##               0               0               0               0
```

No tenim valors perduts a cap de les variables.

Tenint en compte que recollim dades llegides d'instruments, és fàcil que hi hagi valors numèrics que indiquin pèrdua de dades, com valors registrats que no formin part del domini de la variable. Mirem d'identificar-los amb la funció summary, que ens indicarà els valors extrems de cada variable.

```
summary(dades)
```

```
##  iIdHoraPasoParada iTiempoEnParada     dtHora_BD
##  Min.   :8662289   Min.   :   0.00   Min.   :2020-02-01 05:20:00
##  1st Qu.:8737428   1st Qu.:   8.00   1st Qu.:2020-02-11 12:53:00
##  Median :8812566   Median :  16.00   Median :2020-02-20 17:57:00
##  Mean   :8861316   Mean   :  36.19   Mean   :2020-03-03 03:05:59
##  3rd Qu.:9067661   3rd Qu.:  33.00   3rd Qu.:2020-04-03 11:03:00
##  Max.   :9142800   Max.   :9981.00   Max.   :2020-04-30 22:46:00
##
##  dtHora_LlegadaReal            iIdExpedicion     iIdParada
##  Min.   :2020-02-01 05:17:58   117785 :  2328   Length:300556
##  1st Qu.:2020-02-11 12:55:04   117786 :  2325   Class :character
##  Median :2020-02-20 18:02:17   117802 :  2319   Mode  :character
##  Mean   :2020-03-03 03:07:59   117520 :  2318
```

```
##  3rd Qu.:2020-04-03 11:04:06   117800 :  2301
##  Max.   :2020-04-30 22:43:06   117505 :  2293
##                                (Other):286672
##     iIdLinea      iIdTrayecto  iTipoAccion     iOrden         iIdAutobu
s
##  20     :123035   1  :282184   0:269861    Min.   : 0.00   28     : 28
638
##  10     : 63088   201:  4807   1: 16317    1st Qu.:10.00   23     : 27
843
##  21     : 29738   301:  4970   2:    32    Median :23.00   27     : 26
934
##  60     : 23200   401:  7471   3: 14346    Mean   :26.27   26     : 26
792
##  11     : 20418   501:   933               3rd Qu.:38.00   22     : 26
776
##  50     : 15702   701:   191               Max.   :74.00   19     : 26
249
##  (Other): 25375                                           (Other):137
324
##   iIdConductor    iEstadoHRLlegada iEstadoHRSalida iOrdenExpedicion
##  88     : 13818   0:   323         0:   457        0      :144301
##  27     : 13369   1: 13857         1: 12480        1      : 34397
##  94     : 12920   2:265327         2:280544        2      : 22916
##  65     : 12306   3: 14722         3:   811        3      : 18530
##  49     : 11912   4:  6327         4:  5459        4      : 14649
##  91     : 11628                    5:   805        5      : 12405
##  (Other):224603                                   (Other): 53358
##                      stop_name          dataR                horaR
##  Oques 3                 :  5955   Min.   :2020-02-01   Min.   : 4.00
##  Hospital 1              :  5754   1st Qu.:2020-02-11   1st Qu.:10.00
##  RENFE 1                 :  4416   Median :2020-02-20   Median :13.00
##  Avinguda de Sant Jordi 1:  4120   Mean   :2020-03-02   Mean   :13.25
##  Pompeu Fabra 1          :  4116   3rd Qu.:2020-04-03   3rd Qu.:17.00
##  Niloga 1                :  4113   Max.   :2020-04-30   Max.   :22.00
##  (Other)                 :272082
##       minR           dataT                horaT            minT
##  Min.   : 0.00   Min.   :2020-02-01   Min.   : 5.00   Min.   : 0.00
##  1st Qu.:15.00   1st Qu.:2020-02-11   1st Qu.:10.00   1st Qu.:15.00
##  Median :30.00   Median :2020-02-20   Median :13.00   Median :29.00
##  Mean   :29.32   Mean   :2020-03-02   Mean   :13.22   Mean   :29.37
##  3rd Qu.:44.00   3rd Qu.:2020-04-03   3rd Qu.:17.00   3rd Qu.:44.00
##  Max.   :59.00   Max.   :2020-04-30   Max.   :22.00   Max.   :59.00
##
##  diastna                      sDenominacion    iCoordenadaUTMX
##  lu:46479   Oques 3                 :  5955   Min.   :841772
##  ma:46804   Hospital 1              :  5754   1st Qu.:844228
##  mi:50068   RENFE 1                 :  4416   Median :844757
##  ju:50019   Avinguda de Sant Jordi 1:  4120   Mean   :844779
##  vi:47182   Pompeu Fabra 1          :  4116   3rd Qu.:845346
##  sá:36639   Niloga 1                :  4113   Max.   :848610
```

```
##  do:23365   (Other)                 :272082
##  iCoordenadaUTMY        prec             retard
##  Min.   :4561415   Min.   : 0.0000   Min.   :-9911
##  1st Qu.:4563337   1st Qu.: 0.0000   1st Qu.:  -13
##  Median :4563867   Median : 0.0000   Median :   67
##  Mean   :4563947   Mean   : 0.9462   Mean   :  120
##  3rd Qu.:4564563   3rd Qu.: 0.0000   3rd Qu.:  217
##  Max.   :4566510   Max.   :25.7000   Max.   : 8880
##
```

```
summary(sentilo)
```

```
##        id                  sensor           value
##  Min.   :173000065   S1_0_20  : 12729   Min.   :  -1.00
##  1st Qu.:173508084   S1_100_-1: 12729   1st Qu.:   0.00
##  Median :174003018   S1_20_40 : 12729   Median :   0.00
##  Mean   :174018963   S1_40_60 : 12729   Mean   :  13.44
##  3rd Qu.:174525279   S1_60_80 : 12729   3rd Qu.:   3.00
##  Max.   :175064287   S1_80_100: 12729   Max.   :1691.00
##                      (Other)  :723626
##  event_timestamp
##  Min.   :2020-01-31 18:08:00
##  1st Qu.:2020-02-02 23:07:00
##  Median :2020-02-05 04:11:00
##  Mean   :2020-02-05 04:17:14
##  3rd Qu.:2020-02-07 09:28:00
##  Max.   :2020-02-09 14:33:01
##
```

```
# veiem quants casos tenen value -1, que indica error de lectura, i els e
liminem de l'anàlisi
sentilo %>%
  filter(value==-1) %>%
  select(sensor, event_timestamp) %>%
  summary()
```

```
##                    sensor     event_timestamp
##  S1_distancia_vehicle:9952   Min.   :2020-01-31 18:08:00
##  S4_distancia_vehicle:8436   1st Qu.:2020-02-02 23:43:00
##  S7_distancia_vehicle:6267   Median :2020-02-05 03:05:00
##  S2_distancia_vehicle:5857   Mean   :2020-02-05 04:11:49
##  S6_distancia_vehicle:4089   3rd Qu.:2020-02-07 10:00:00
##  S3_distancia_vehicle:3989   Max.   :2020-02-09 14:33:01
##  (Other)             :3743
```

```
sentilo <- sentilo[sentilo$value!=-1,]

dist_veh_S7 <- dist_veh_S7 %>%
  filter(value!=-1)
```

Amb el resum de valors de la taula 'dades' observem que els temps i volums de precipitacions registrats són positius, que les dates estan dins els intervals analitzats, i les dades que defineixen el servei també estan dins el domini.

En canvi, al resum de la taula 'sentilo' observem per un costat valors dels sensors de -1, que poden indicar mesura errònia, i per l'altre un valor màxim molt elevat que caldrà analitzar a l'apartat de valors extrems. Els valors -1 corresponen tots a mesures de distància entre vehicles. Donat que aquests registres no aporten cap informació, procedim a eliminar-los. Les dades de sensors passen de 800.000 registres a 757.667.

4.2. Valors extrems de la variable retard

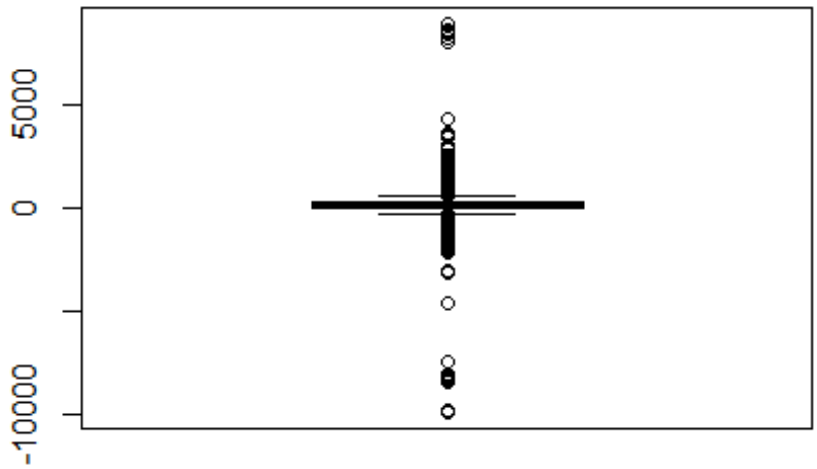
A l'exploració preliminar de la variable 'retard' ja apareixia una quantitat important de valors extrems, aprofundirem en el seu estudi per decidir si són o no valors legítims per l'anàlisi que volem realitzar.

De la funció summary observem una gran diferència entre la mitjana (119.954521) i la mediana (67), que assenyala un biaix de la distribució cap als valors positius.

```
summary(dades$retard)
```

```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   -9911     -13      67     120     217    8880
```

```
retard.bp <- boxplot(dades$retard)
```




```
# valors del diagrama de caixa:
retard.bp$stats
```

```
##      [,1]
## [1,] -358
## [2,]  -13
## [3,]   67
## [4,]  217
## [5,]  562
```

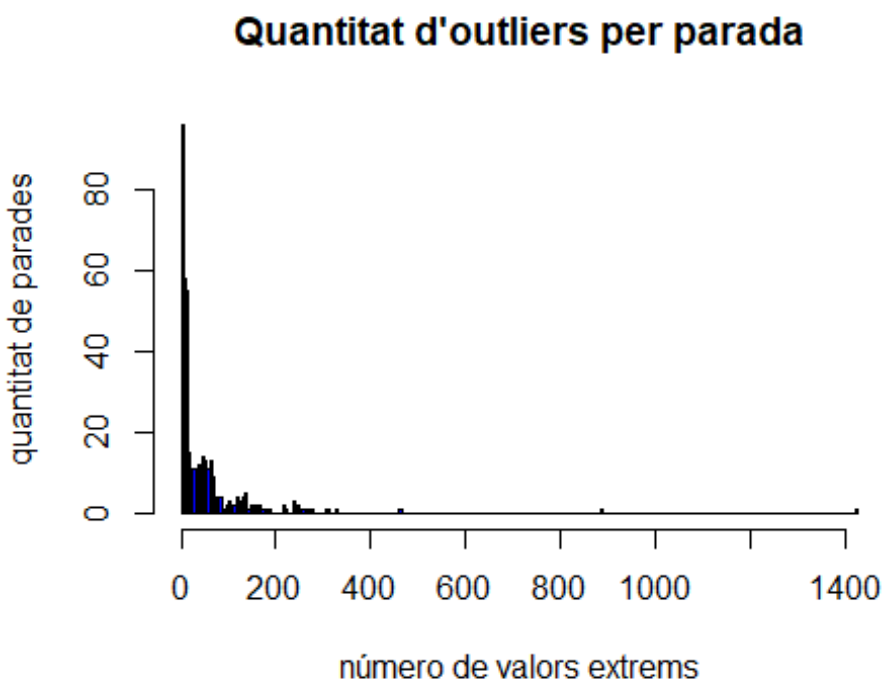
```r
# taula resum dels valors extrems en retards

parades.out <- dades %>%
  filter(retard %in% retard.bp$out) %>%
  group_by(iIdParada, sDenominacion, iIdLinea) %>%
  summarise(
    casos=n(),
    retard.avg=round(mean(retard),1),
    retard.median=median(retard)
  )

# Conmbinacions parada línia amb més outliers
knitr::kable(head(arrange(parades.out,desc(parades.out$casos)), n=20))
```

iIdParada	sDenominacion	iIdLinea	casos	retard.avg	retard.median
198	Hospital 1	20	1425	-722.8	-687.0
13	Barri Montserrat	10	890	-355.3	-540.0
198	Hospital 1	21	461	-884.5	-918.0
1	Aeroport	50	326	-150.6	-451.5
134	Riera d'aAragó 2	20	311	745.7	719.0
23	Camí de Tarragona 2	20	308	747.1	728.0
197	Hospital Consultas Externas 2	20	278	695.0	717.0
202	Hospital Regulació	20	275	741.2	714.0
25	Camí de Valls 2	20	266	733.6	714.0
50	Pompeu Fabra 2	20	256	775.0	717.0
151	Universitat 2	20	246	658.7	709.5
75	Mas Abelló 2	20	246	694.1	720.0
199	Hospital 2	20	242	627.7	707.0
40	Dom Bosco 2	20	240	720.2	710.0
117	Sant Josep 2	20	239	669.1	714.0
11	Avinguda de Sant Jordi 2	20	237	771.4	724.0
13	Barri Montserrat	11	224	193.8	580.5
147	Tanatori 2	20	220	695.3	719.5
72	Llibertat	20	219	760.3	707.0
93	Oques 3	30	188	-401.2	-420.0

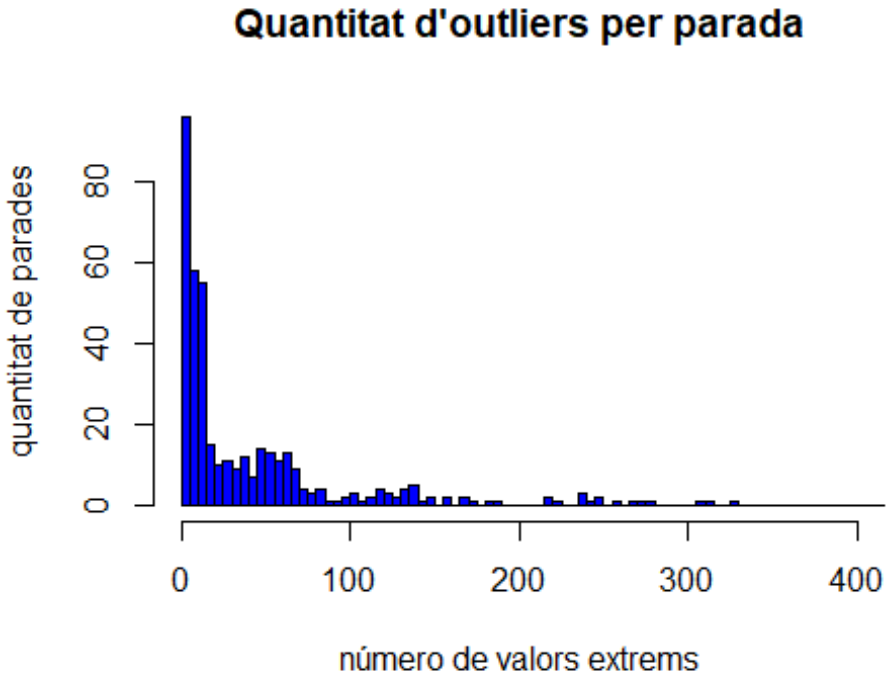
```r
# Conmbinacions parada línia amb arribades d'autobus abans d'hora
knitr::kable(head(arrange(parades.out,parades.out$retard.avg), n=20))
```

iIdParada	sDenominacion	iIdLinea	casos	retard.avg	retard.median
198	Hospital 1	21	461	-884.5	-918.0
198	Hospital 1	20	1425	-722.8	-687.0
93	Oques 3	33	73	-718.4	-467.0
156	Ventura Gassol 1	32	1	-649.0	-649.0
31	Cementiri	32	46	-641.3	-648.0
69	Jutjats 1	32	1	-614.0	-614.0
132	Reus Transport	31	58	-553.7	-554.5
129	RENFE 2	33	1	-497.0	-497.0
214	Aeroclub de Reus 1	50	32	-446.3	-659.0
88	Niloga 1	32	1	-444.0	-444.0
116	Plaça Almoster 2	33	1	-429.0	-429.0
67	Joan Rebull 1	32	1	-426.0	-426.0
130	RENFE 1	32	1	-403.0	-403.0
93	Oques 3	30	188	-401.2	-420.0
52	Flix 1	10	69	-385.5	-556.0
51	Pompeu Fabra 1	32	2	-376.0	-376.0
198	Hospital 1	60	117	-375.4	-417.0
93	Oques 3	32	7	-368.0	-684.0
12	Avinguda de Sant Jordi 1	32	1	-363.0	-363.0
13	Barri Montserrat	10	890	-355.3	-540.0

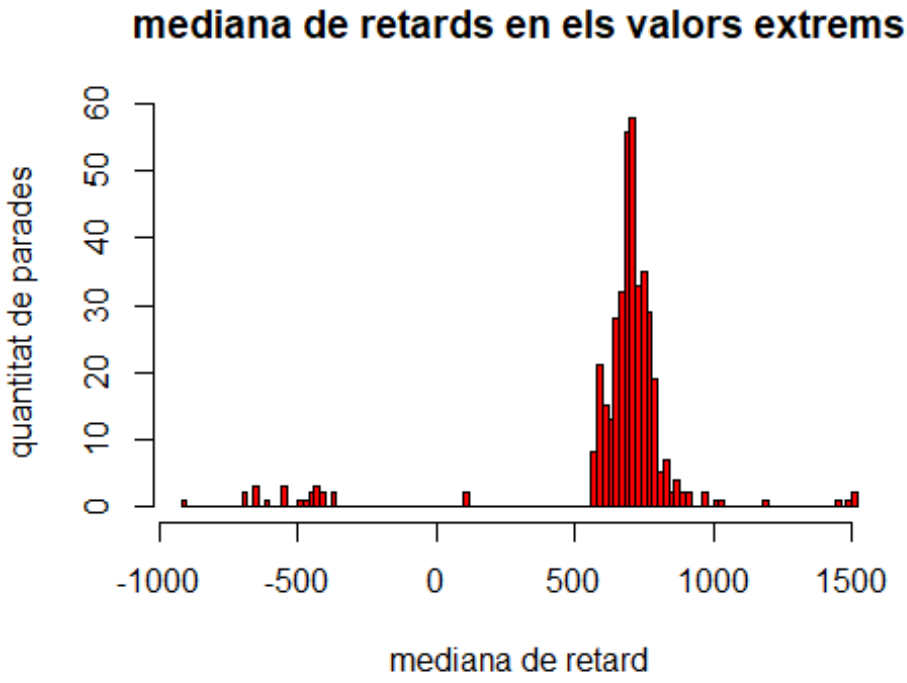
```
# Quantitat d'outliers per parada
hist(parades.out$casos, breaks = 500, col="blue", main="Quantitat d'outliers per parada", xlab = "número de valors extrems", ylab = "quantitat de parades")
```




```
hist(parades.out$casos, breaks = 500, xlim = c(0,400), col="blue", main="
Quantitat d'outliers per parada", xlab = "número de valors extrems", ylab
= "quantitat de parades")
```



```r
hist(parades.out$retard.median, breaks = 100, col="red", main="mediana de retards en els valors extrems", xlab = "mediana de retard", ylab = "quantitat de parades")
```




```r
# eliminem els registres amb valors extrems de retard negatius
dades.clean <- dades %>%   filter(!(retard %in% retard.bp$out))
```

Dels llistats i histogrames anteriors observem que:

- Les parades amb més quantitat de valors extrems són Mas Abelló 1 i Barri Montserrat. A més, els valors centrals dels retards en aquestes parades són negatius
- Altres parades amb retards extrems negatius són Misericòrdia, Cementiri, Tanatori, etc.

Del coneixement del servei sabem que aquestes parades són “de regulació”: parades on s’envia l’autobús saltant-se part de la ruta per a posar-se en hora, normalment quan porta més de deu minuts de retard respecte l’horari teòric, i si va molt a prop d’algun altre autobus de la línia.

En aquests casos és normal que el sistema registri un horari d’arribada molt diferent al previst, però és una situació forçada per reconduir horaris, de manera que cal eliminar aquests registres de l’anàlisi. A l’histograma veiem que es dóna en poques ocasions, correspon als valors de mediana entre -400 i -600, aproximadament. En aquest pas hem eliminat aproximadament el 7% dels registres.

En canvi, si analitzem les parades amb valors extrems de retards positius, veiem que són parades diverses i que es dóna una gran quantitat de vegades, especialment retards entre 600 i 900 segons, que corresponen a 10-15 minuts i pel coneixement del servei podem dir que són situacions que es dónen en ocasions.

En aquest cas, optem per mantenir tots els registres positius, encara que siguin valors extrems, donat que l'objecte de l'anàlisi és justament estudiar-los.

4.3. Valors extrems en sensors

Per analitzar els valors dels sensors que ens interessen cal prèviament seleccionar el sensor i paràmetre que volem estudiar i filtrar-lo en una nova taula.

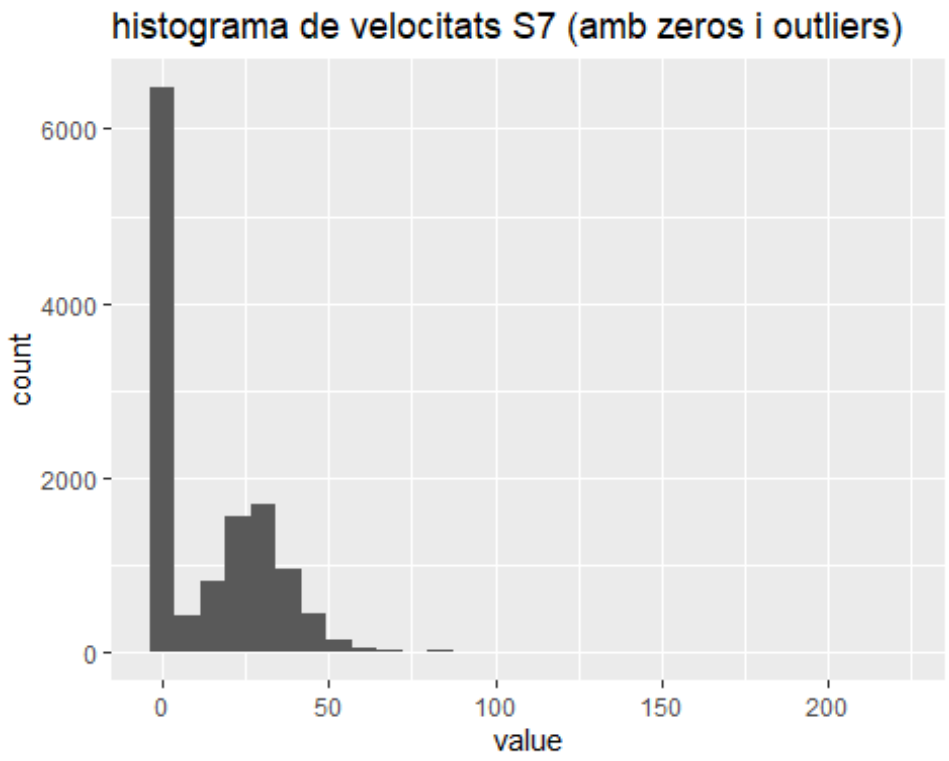
Per analitzar les afectacions al servei de bus urbà ens podrien ser útils la velocitat mitjana, la distància entre vehicles, el percentatge de temps d'ocupació del 60 al 80% del tram, del 80 al 100 % del tram i el del 100% del tram, tots ells del sensor S7, situat entre les parades Dom Bosco 1 i Pompeu Fabra 1. Ja disposem de les taules específiques, creades a l'apartat de càrrega de dades. No es poden unificar en una sola taula perquè les mesures estan preses en moments diferents, no són diferents paràmetres d'un mateix esdeveniment, sinó esdeveniments diferents.

```
# velocitat mitjana
summary(veloc_S7$value)
```

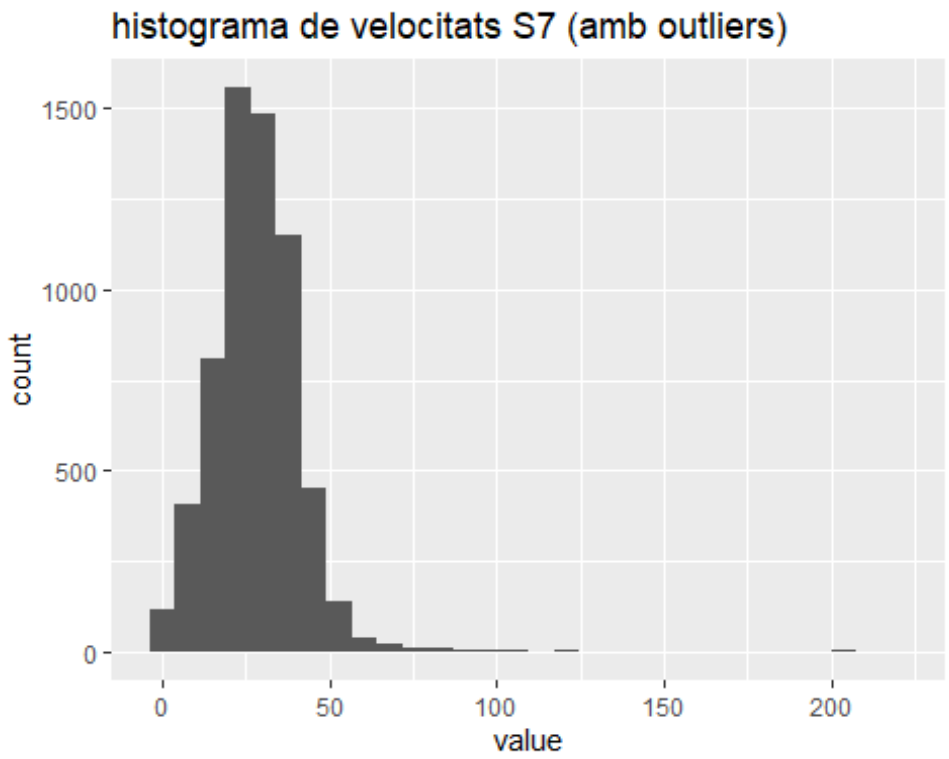
```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    0.00    0.00    0.00   13.96   27.00  220.00
```

```
veloc_S7 %>%
  filter(value>=0) %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram()+
  labs(title = "histograma de velocitats S7 (amb zeros i outliers)")
```

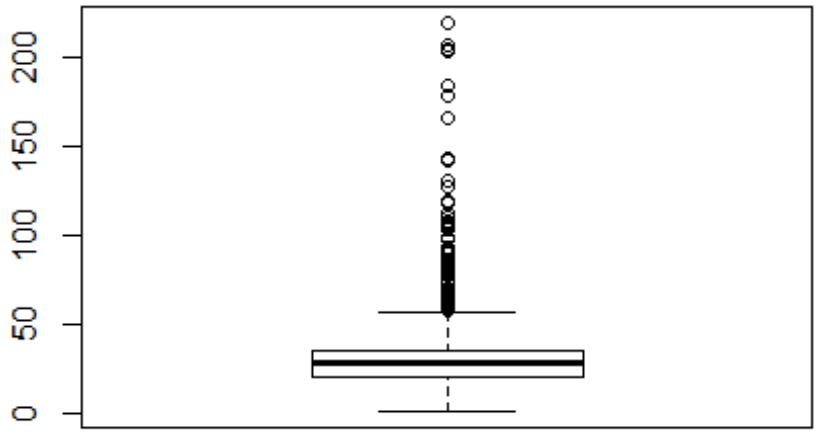
```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



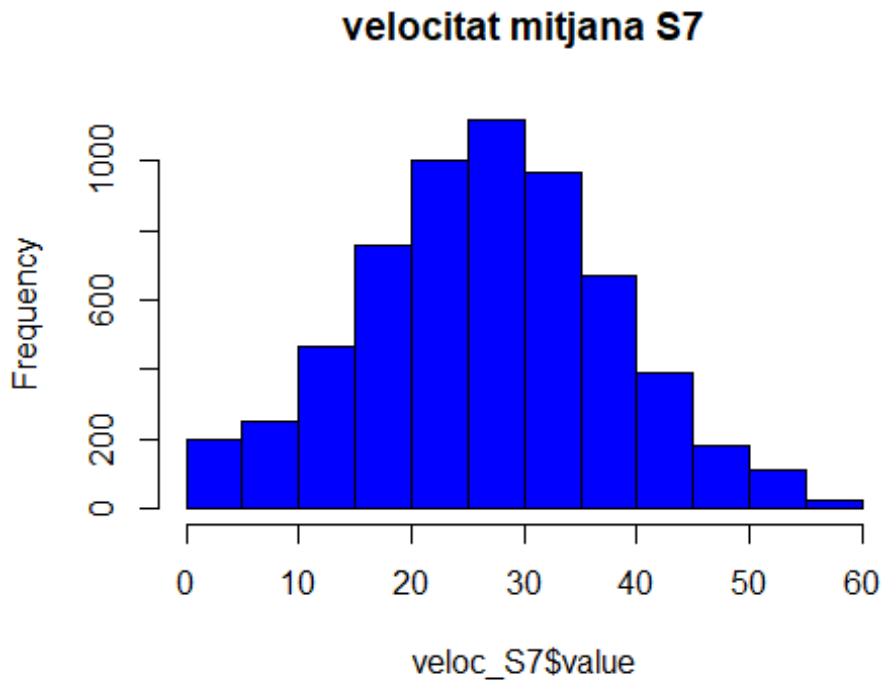

```
# les lectures =0 són eliminades dels registres, per interpretar que són
lectures sense vehicles, no és creïble que els vehicles estiguin sempre a
turats
veloc_S7 <- veloc_S7 %>%
  filter(value!=0)

veloc_S7 %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram()+
  labs(title = "histograma de velocitats S7 (amb outliers)")

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```




```
summary(boxplot(veloc_S7$value)$out)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   58.00   64.00   72.00   85.71   91.75  220.00

# eliminem els valors extrems segons el boxplot, tots a la part alta de v
elocitats
veloc_S7 <- veloc_S7 %>%
  filter(!(value %in% boxplot(veloc_S7$value)$out))
```



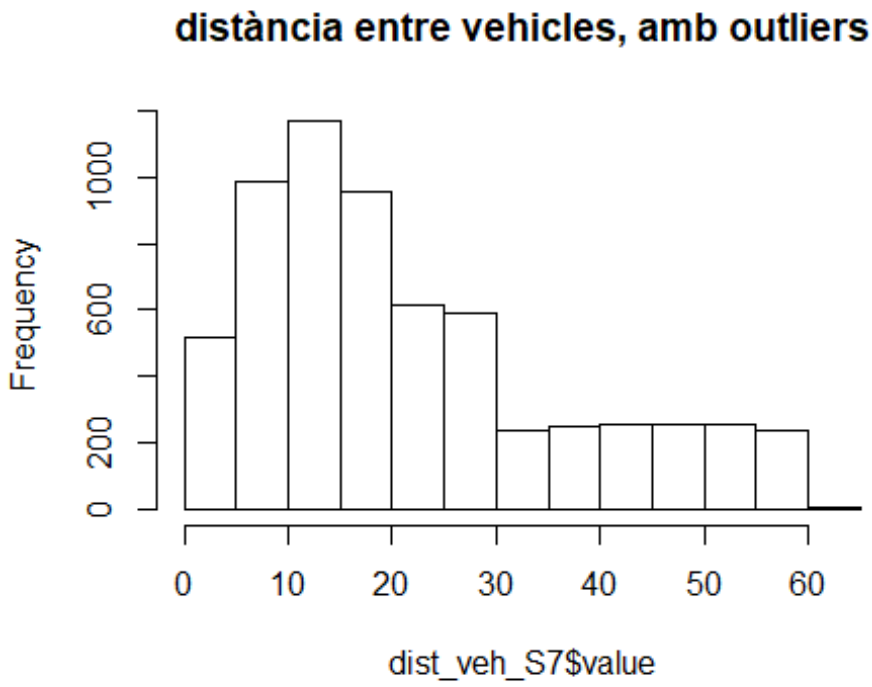

```r
hist(veloc_S7$value, col="blue", main="velocitat mitjana S7")
```




```r
# distància entre vehicles
summary(dist_veh_S7$value)
```

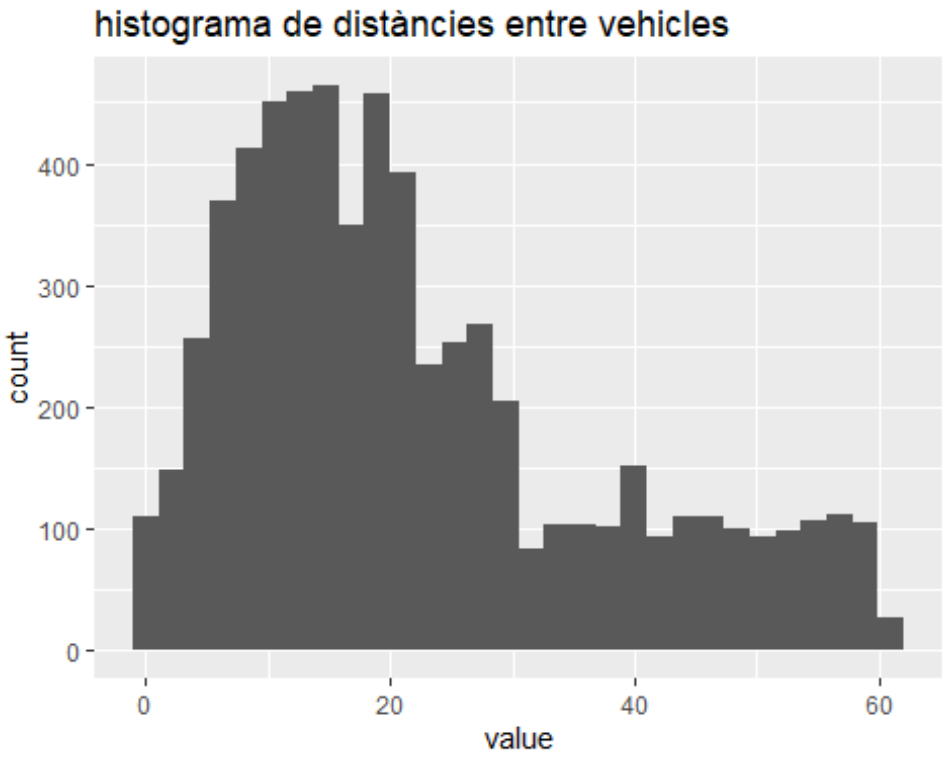
```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    0.00   11.00   18.00   22.24   29.00   61.00
```

```
hist(dist_veh_S7$value, main="distància entre vehicles, amb outliers")
```

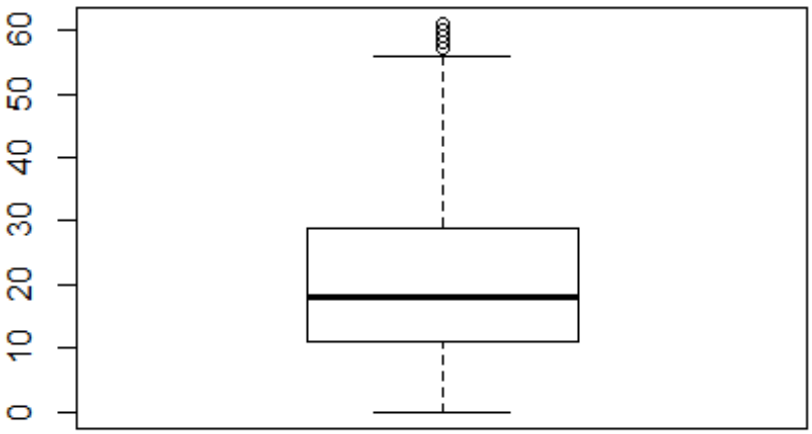



```
dist_veh_S7 %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram() +
  labs(title = "histograma de distàncies entre vehicles")
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```




```r
# valors extrems, no els eliminem perquè estan en el domini de la variabl
e
summary(boxplot(dist_veh_S7$value)$out)
```



```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   57.00   57.00   58.00   58.29   59.00   61.00
```

```
# ocupacions de carril, no s'observen valors erronis o extrems
summary(S7_100$value)
```

```
##     Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
##   0.0000   0.0000   0.0000   0.0833   0.0000 100.0000
```

```
summary(S7_ocup_80_100$value)
```

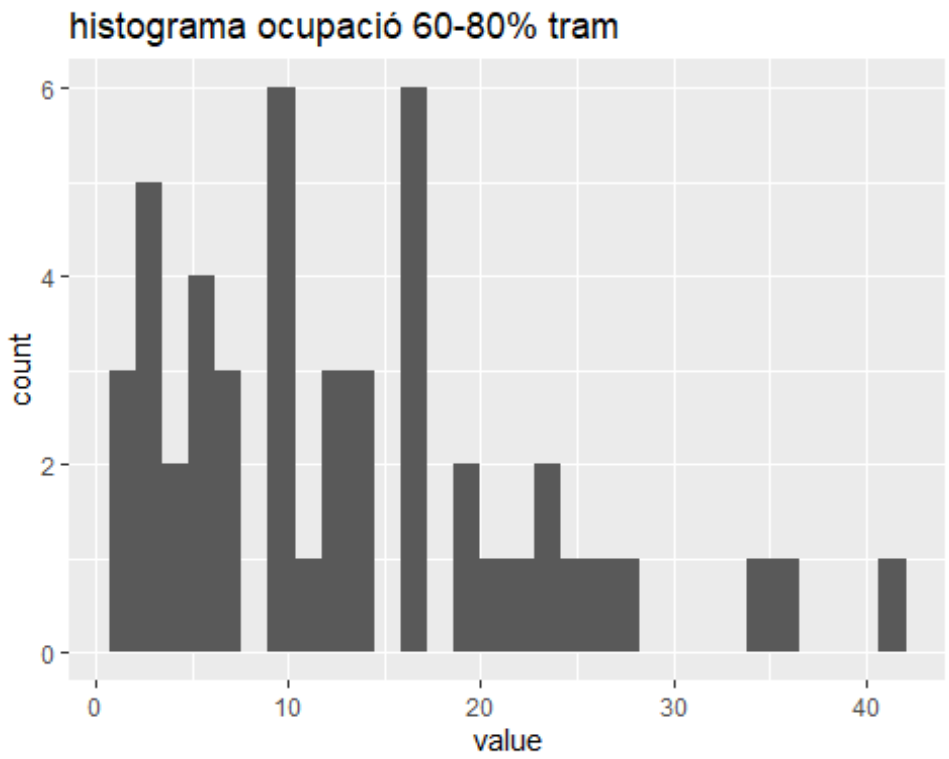
```
##     Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
##  0.00000  0.00000  0.00000  0.03685  0.00000 51.00000
```

```
summary(S7_ocup_60_80$value)
```

```
##     Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
##  0.00000  0.00000  0.00000  0.05003  0.00000 42.00000
```

```
S7_ocup_60_80 %>%
  filter(value>0) %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram() +
  labs(title="histograma ocupació 60-80% tram")
```

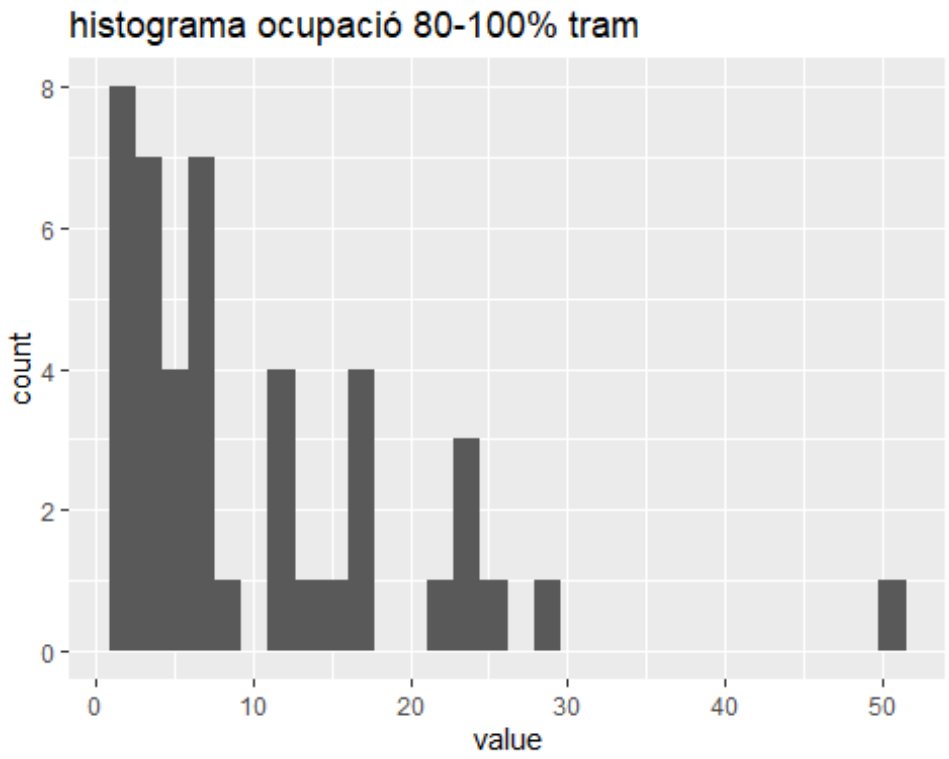
```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```




```
S7_ocup_80_100 %>%
  filter(value>0) %>%
```

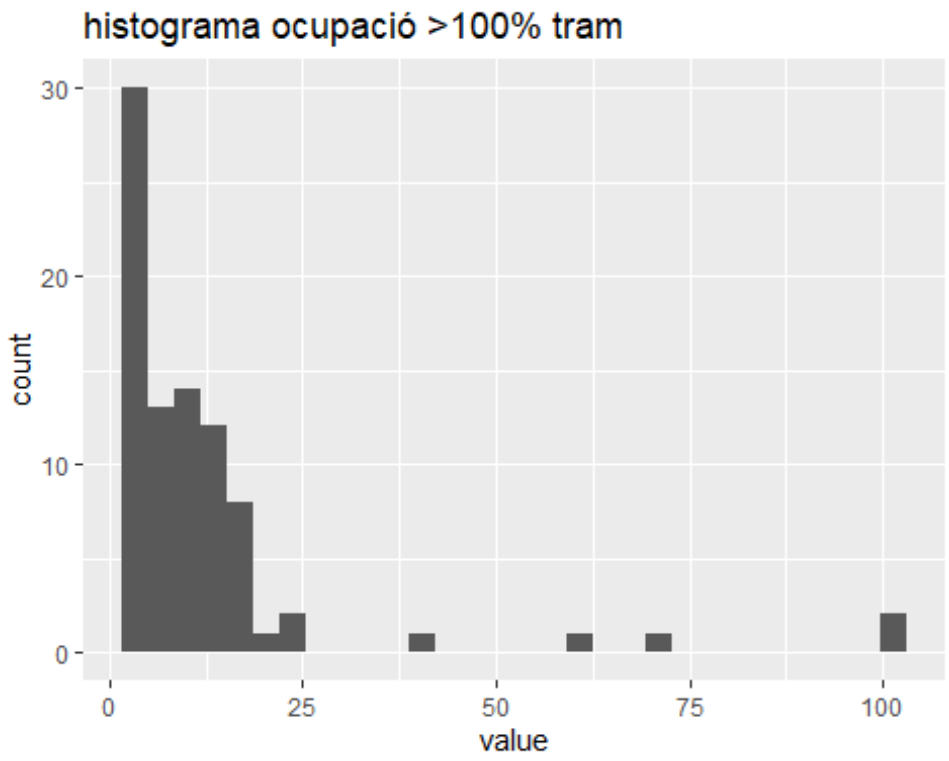
```
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram() +
  labs(title="histograma ocupació 80-100% tram")
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```




```
S7_100 %>%
  filter(value>0) %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram() +
  labs(title="histograma ocupació >100% tram")
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



5. ANÀLISI DE LES DADES

5.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar

La variable objecte de l'anàlisi és la variable retard (del dataset dades.clean).

En un dels anàlisis, volem determinar quines de les diferents variables que tenim disponibles influeixen en els retards, i en quina mesura, així que treballarem amb aquestes variables, que són totes les que d'entrada són susceptibles d'influir:

- retard
- dataT
- horaT
- minT
- diastna
- expedicio
- línia
- parada
- ordre.parada
- ordre.expedicio
- conductor

- prec

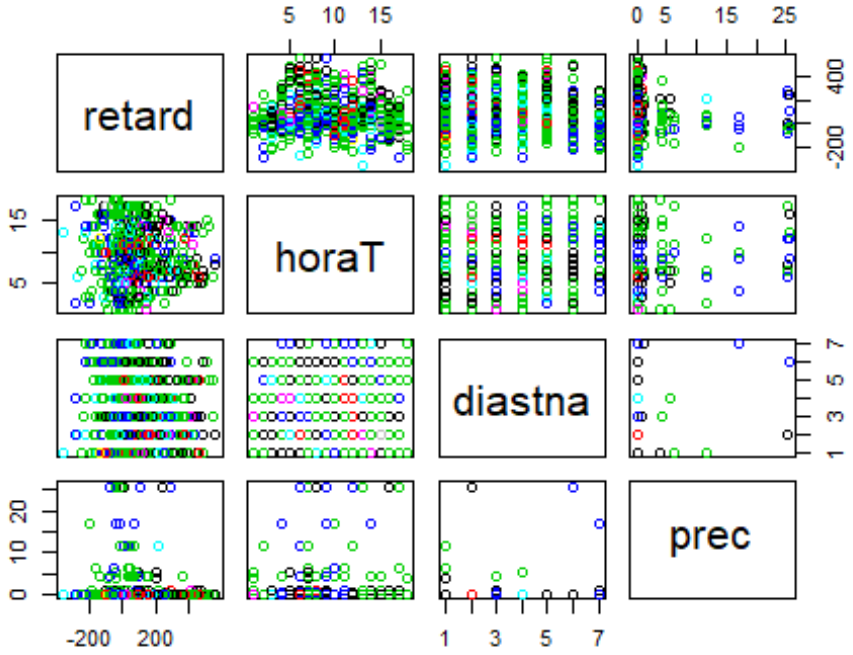
```
dades.w <- dades.clean[ , c("retard", "dataT","horaT", "minT", "diastna",
"iIdExpedicion", "iIdLinea", "sDenominacion", "iOrden", "iOrdenExpedicion
","iIdConductor","prec")]

dades.w$iOrden <- ordered(dades.w$iOrden)
dades.w$horaT <- ordered(dades.w$horaT)
dades.w$minT <- ordered(dades.w$minT)
```

El conjunt de dades consta de 281174 registres. En aquest punt realitzarem algunes visualitzacions per intentar observar possibles relacions, però un volum de dades tan gran dificulta la comprensió d'algunes gràfiques, de manera que en ocasions treballarem amb una mostra de les dades, del tipus SRSWOR.

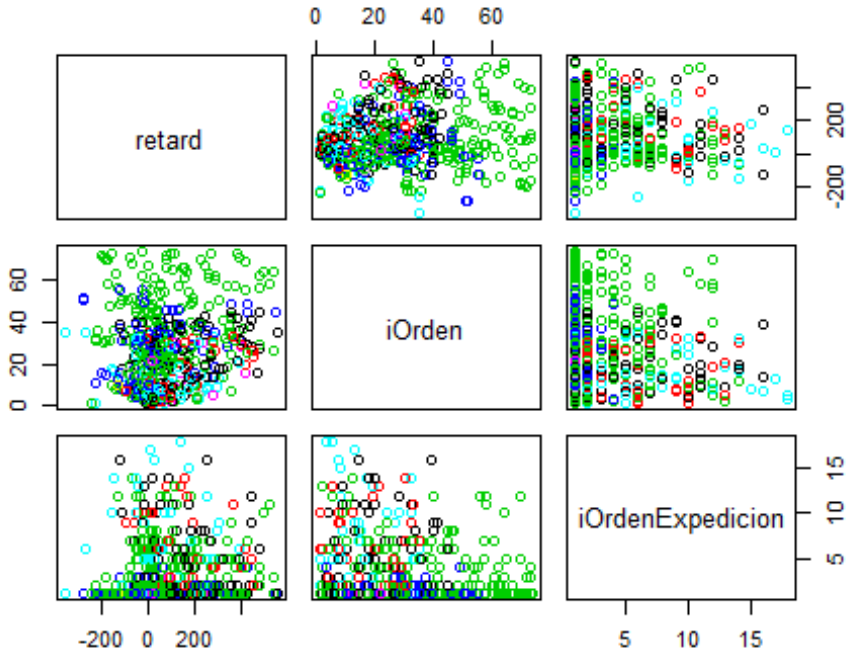
```
# mostra de 500 registres
dades.sample <- dades.w[sample(nrow(dades.w),500), ]
summary(dades.sample)
```

```
##      retard             dataT                horaT          minT     di
astna
##  Min.   :-356.00   Min.   :2020-02-01   10     : 40   40     : 17   lu
:81
##  1st Qu.: -15.25   1st Qu.:2020-02-12   18     : 38   9      : 16   ma
:80
##  Median :  59.50   Median :2020-02-21   14     : 37   19     : 15   mi
:93
##  Mean   :  91.12   Mean   :2020-03-04   11     : 36   31     : 14   ju
:65
##  3rd Qu.: 189.50   3rd Qu.:2020-04-04   16     : 36   45     : 13   vi
:86
##  Max.   : 558.00   Max.   :2020-04-30   12     : 34   0      : 12   sá
:60
##                                         (Other):279   (Other):413   do
:35
##  iIdExpedicion    iIdLinea          sDenominacion     iOrden
##  117521 :  7   20     :223   Dom Bosco 1    : 11   13     : 16
##  117784 :  7   10     : 97   La Salle 1     :  9   3      : 15
##  117786 :  7   21     : 55   Oques 2        :  9   6      : 15
##  117801 :  7   11     : 35   Oques 3        :  9   31     : 14
##  117511 :  6   60     : 35   RENFE 1        :  9   9      : 13
##  117518 :  6   50     : 23   Camí de Valls 1:  8   17     : 13
##  (Other):460   (Other): 32   (Other)        :445   (Other):414
##  iOrdenExpedicion  iIdConductor      prec
##  0      :245      88     : 30   Min.   : 0.00
##  1      : 68      94     : 27   1st Qu.: 0.00
##  2      : 27      12     : 25   Median : 0.00
##  3      : 25      85     : 24   Mean   : 1.06
##  4      : 25      37     : 20   3rd Qu.: 0.00
##  5      : 22      91     : 20   Max.   :25.70
##  (Other): 88      (Other):354
```

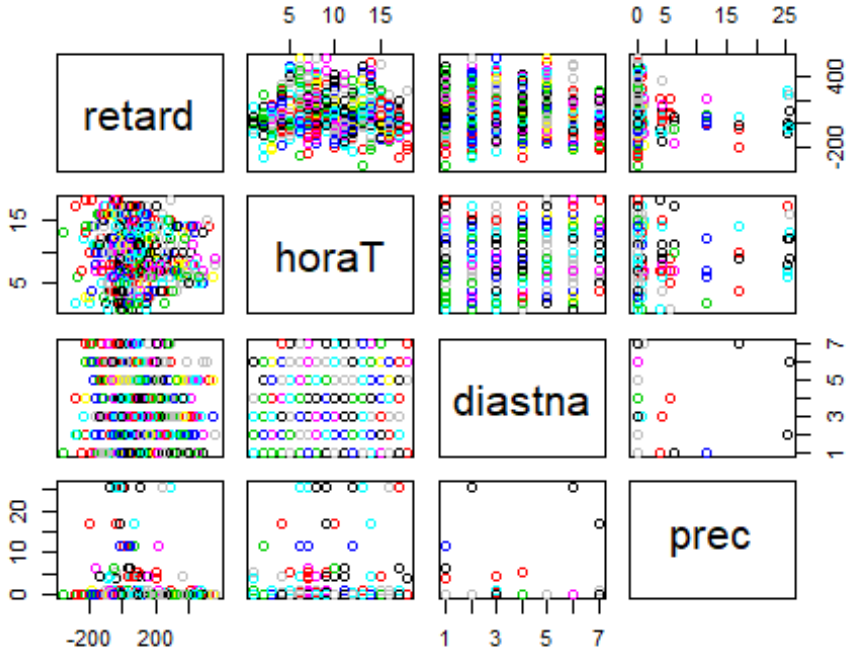
```r
# gràfica de punts entre variables amb distinció de línia per color
plot(dades.sample[ ,c("retard", "horaT", "diastna", "prec")], col=dades.s
ample$iIdLinea)
```



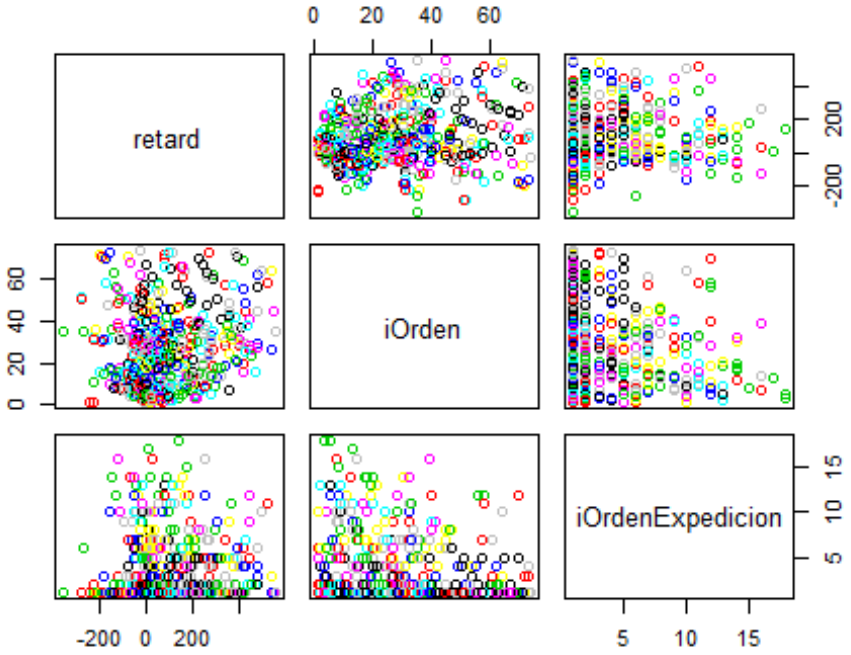

```r
plot(dades.sample[ ,c("retard", "iOrden", "iOrdenExpedicion")], col=dades
.sample$iIdLinea)
```



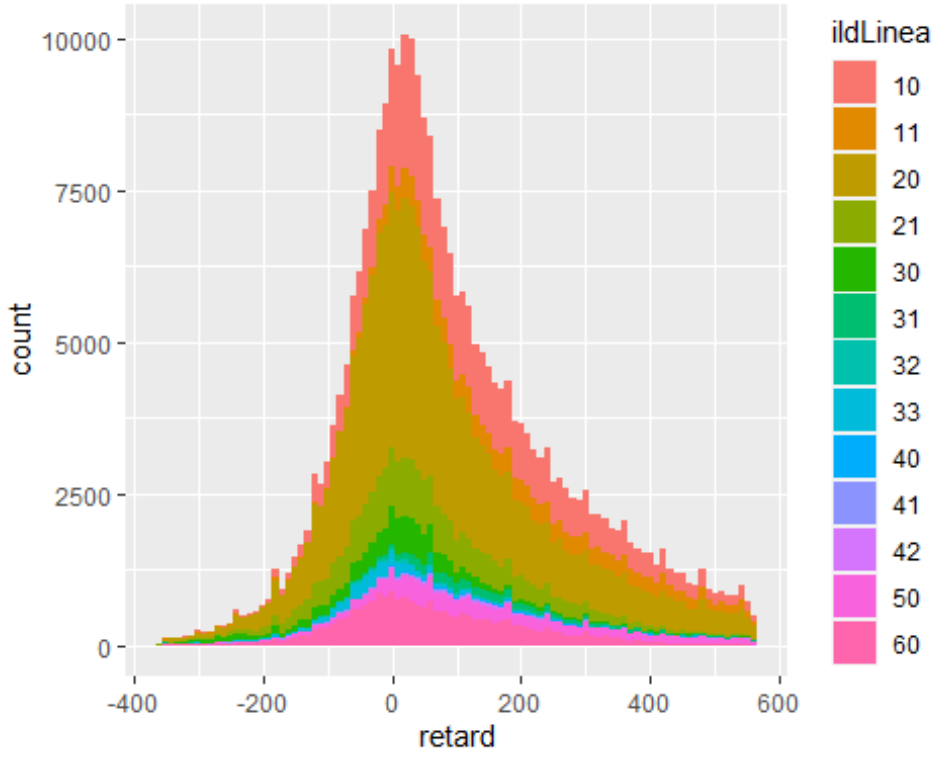

```
# gràfica de punts entre variables amb distinció de conductor per color
plot(dades.sample[ ,c("retard", "horaT", "diastna", "prec")], col=dades.s
ample$iIdConductor)
```



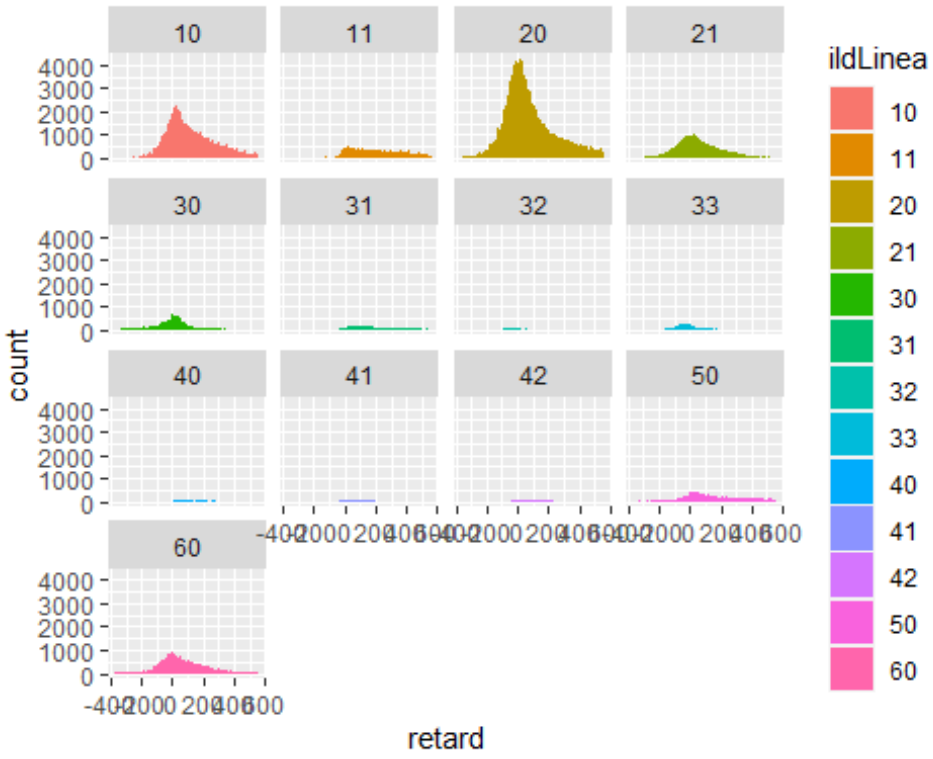
```r
plot(dades.sample[ ,c("retard", "iOrden", "iOrdenExpedicion")], col=dades
.sample$iIdConductor)
```



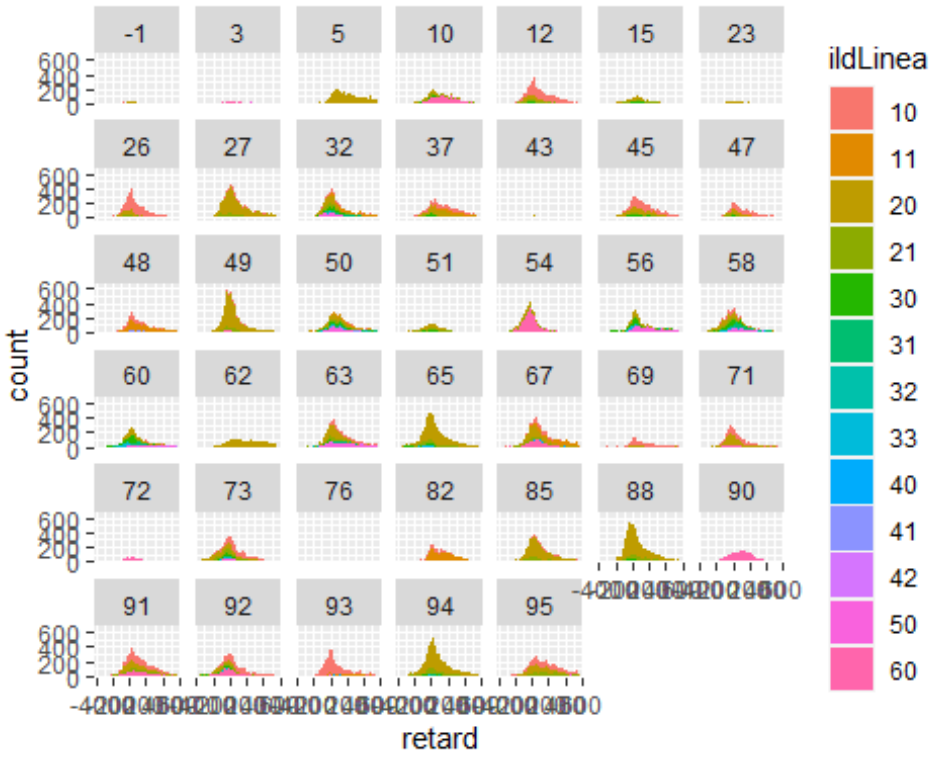

```r
# histograma de retards en funció de la línia
dades.w %>%
  ggplot(aes(retard, fill=iIdLinea)) +
  geom_histogram(binwidth = 10)
```



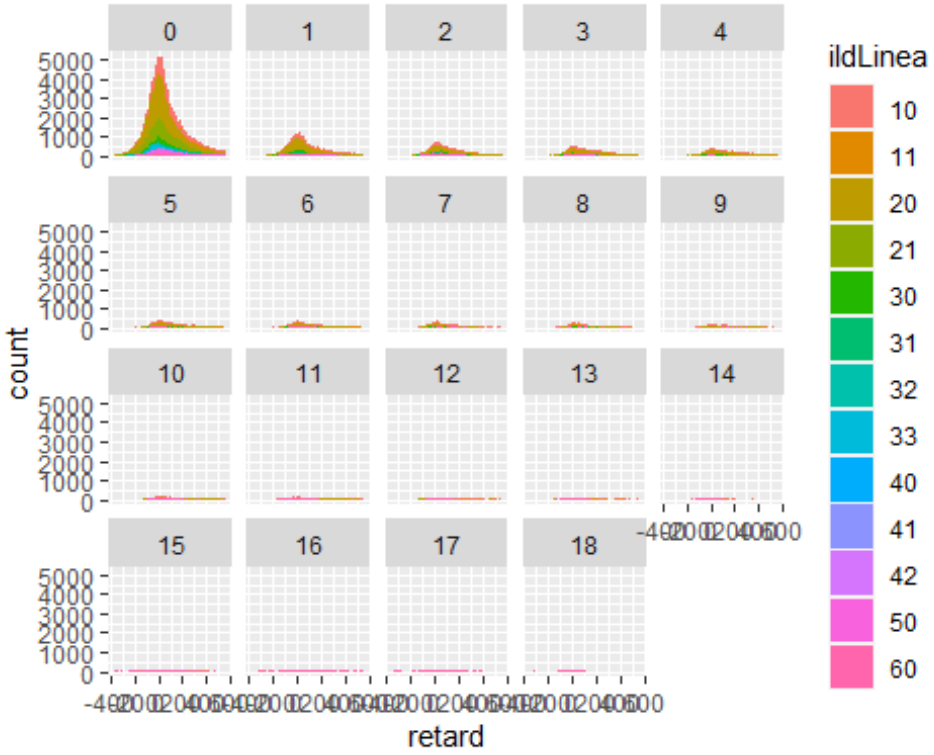

```
dades.w %>%
  ggplot(aes(retard, fill=iIdLinea)) +
  geom_histogram(binwidth = 10) +
  facet_wrap(dades.w$iIdLinea)
```



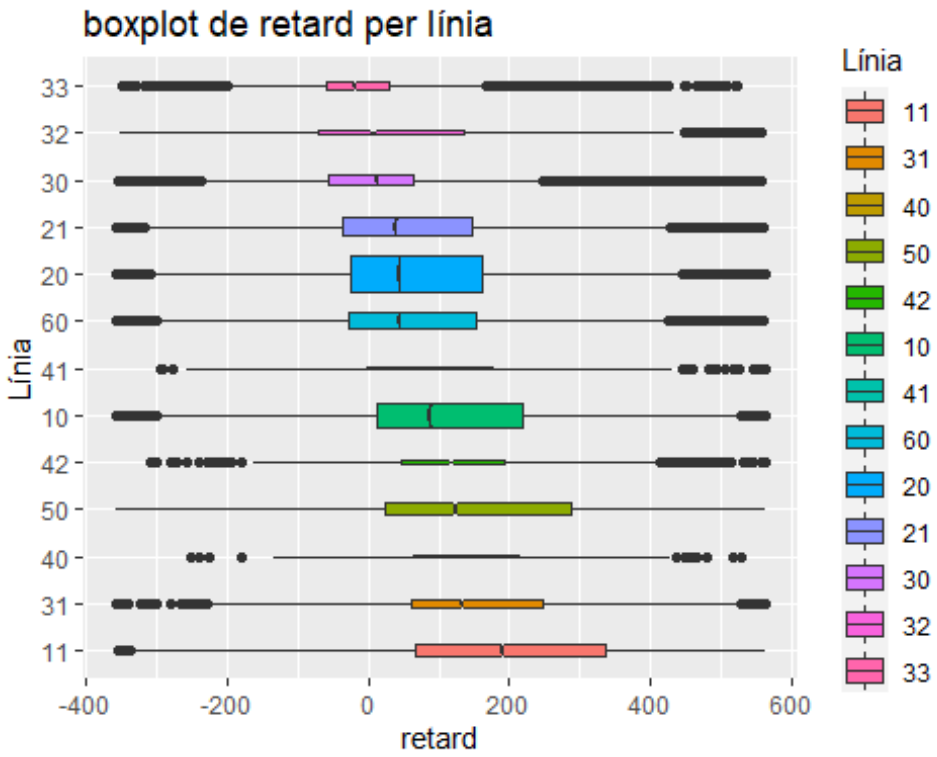

```r
# histograma de retards en funció del conductor
dades.w %>%
  ggplot(aes(retard, fill=iIdLinea)) +
  geom_histogram(binwidth = 10) +
  facet_wrap(dades.w$iIdConductor)
```



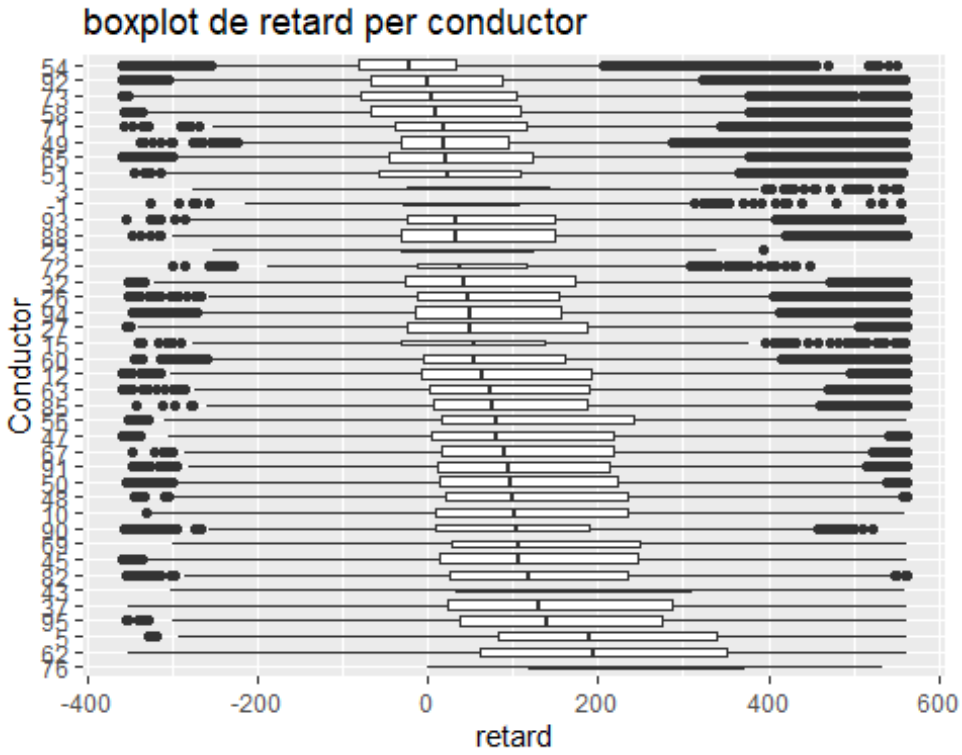

```r
# histograma de retards en funció de l'ordre d'expedició
dades.w %>%
  ggplot(aes(retard, fill=iIdLinea)) +
  geom_histogram(binwidth = 10) +
  facet_wrap(dades.w$iOrdenExpedicion)
```



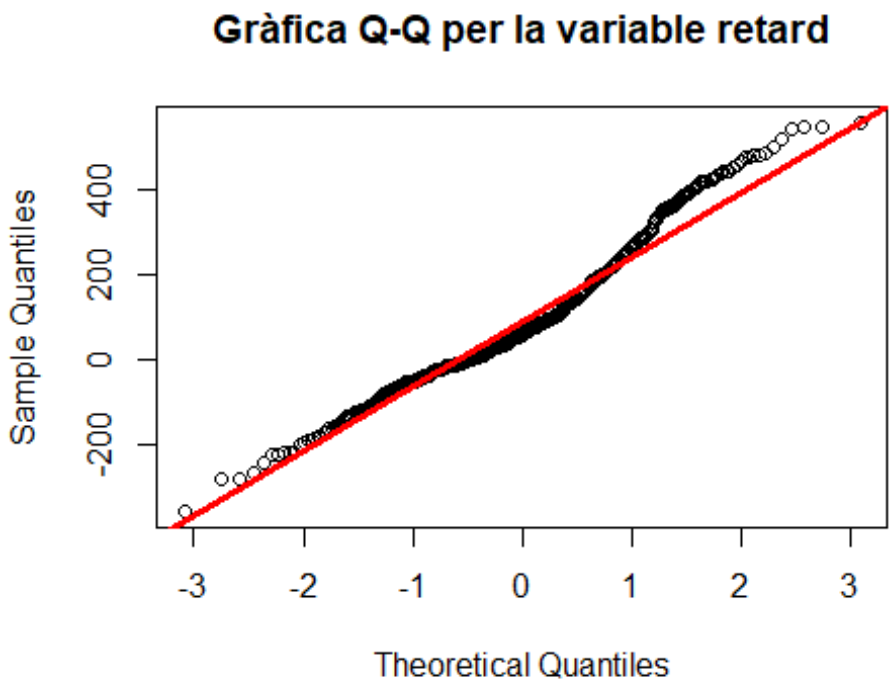

```r
# histograma de retards en funció de l'ordre de parada
#dades.w %>%
#  ggplot(aes(retard, fill=iIdLinea)) +
#  geom_histogram(binwidth = 10) +
#  facet_wrap(dades.w$iOrden)

#  mitjana de retard per ordre de parada i línia
#dades.w %>%
 # ggplot(aes(x=iOrden, colour=iIdLinea)) +
  #geom_bar(dades.w$retard)

# boxplot de retards en funció de línia
dades.w %>%
  ggplot(aes(y=fct_reorder(iIdLinea, retard, FUN = median, na.rm=TRUE, .d
esc = TRUE), x=retard))+
  geom_boxplot(aes(fill=fct_reorder(iIdLinea, retard, FUN = median, na.rm
=TRUE, .desc = TRUE)), notch = TRUE, varwidth = TRUE) +
  labs(title="boxplot de retard per línia", y="Línia" ) +
  scale_fill_discrete(guide=guide_legend(title="Línia"))
```




```
# boxplot de retards en funció del conductor
dades.w %>%
  ggplot(aes(y=fct_reorder(iIdConductor, retard, FUN = median, na.rm=TRUE
, .desc = TRUE), x=retard))+
  geom_boxplot(varwidth = TRUE) +
  labs(title="boxplot de retard per conductor", y="Conductor" ) +
  scale_fill_discrete(guide=guide_legend(title="Línia"))
```



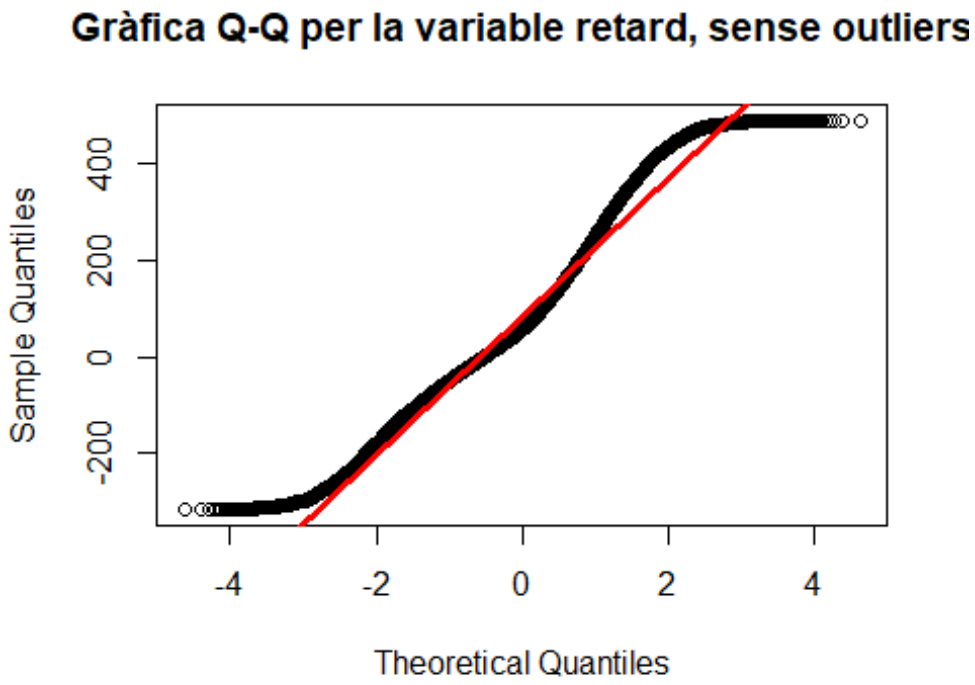

```r
# visualitzem si la distribució dels retards s'acosta a una distribució normal
qqnorm(dades.sample$retard, main="Gràfica Q-Q per la variable retard")
qqline(dades.sample$retard, col="red", lwd=3)
```



Sembla que la distribució de retards s'allunya de la distribució normal, especialment en els extrems. Això pot ser degut a que no hem eliminat els valors extrems.

Repetim la visualització aquest cop amb la distribució de retards sense valors extrems:

```
out.ret.w <- boxplot.stats(dades.w$retard)$out
summary(out.ret.w)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##  -358.0   501.0   520.0   451.9   540.0   562.0

dades.w.sense.out <- dades.w %>%
  filter(!(retard %in% out.ret.w))

qqnorm(dades.w.sense.out$retard, main="Gràfica Q-Q per la variable retard
, sense outliers")
qqline(dades.w.sense.out$retard, col="red", lwd=3)
```



La distribució de retards sense valors extrems presenta un millor ajust a una distribució normal però no sembla que la segueixi.

Dels histogrames i diagrames de caixa anteriors observem que sembla que els retards es veuen influits per:

- hora
- dia de la setmana
- línia
- ordre de parada
- conductor

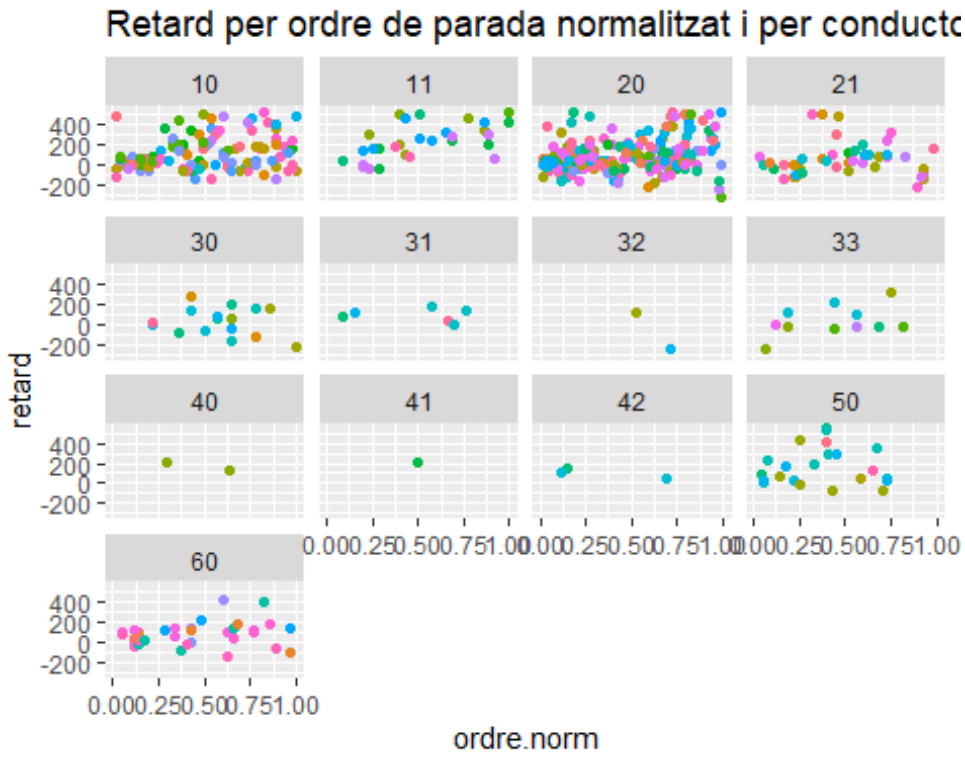
En canvi, la precipitació no sembla influir.

La variable que representa l'ordre d'expedició també sembla influir clarament, però buscant explicació a la quantitat anormal de zeros s'observa que quan es desvia un autobús de la ruta per recuperar horari, s'assigna un zero com si fos una primera expedició. Això pot confondre els resultats.

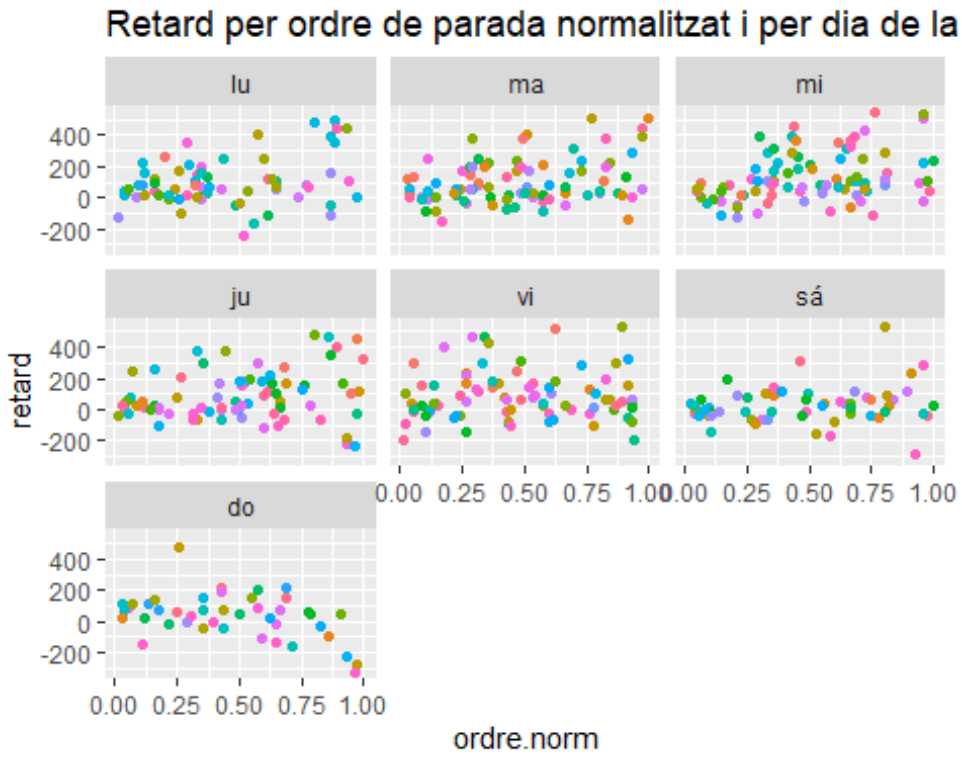
Pel que fa a la variable ordre, que representa la posició ordenada de les parades a cada línia, veiem que es pot millorar l'exactitud de la seva importància si creem una nova variable que la normalitzi en relació amb la quantitat de parades de la línia objecte de la mesura (en una parada poden passar diverses línies).

Creem per tant una nova parada que contingui la posició relativa entre 0 i 1. Cal tenir present que les línies són circulars, de manera que sobre el 50% del recorregut hi ha un final de línia camuflat, on l'autobús disposa d'un temps de coixí per posar-se en hora.

```
# table(dades.w$iOrden,dades.w$iIdLinea)

for (a in levels(dades.w$iIdLinea)) {
  # número de parades de cada línia
  assign(paste0("max.L",a),max(as.numeric(dades.w$iOrden[dades.w$iIdLinea
==a])))
}

# afegim una columna amb el número de parades total de la línia
for (i in seq(nrow(dades.w))) {
  a=get(paste0("max.L",dades.w$iIdLinea[i]))
  dades.w$ordre.max[i]=as.numeric(a)
#  dades.w$ordre.norm[i]=round(dades.w$iOrden[i]/as.numeric(a),2)
}

# afegim una variable amb la posició de la parada respecte el total de la
línea
for (i in seq(nrow(dades.w))) {
  dades.w$ordre.norm[i] <- as.numeric(dades.w$iOrden[i])/dades.w$ordre.ma
x[i]
}

dades.w[sample(nrow(dades.w),500), ] %>%
  ggplot(aes(x=ordre.norm, y=retard)) +
  geom_point(mapping = aes(color=iIdConductor), show.legend = FALSE) +
  facet_wrap(~iIdLinea) +
  labs(title="Retard per ordre de parada normalitzat i per conductor (mos
tra n=500)")
```




```
dades.w[sample(nrow(dades.w),500), ] %>%
  ggplot(aes(x=ordre.norm, y=retard)) +
  geom_point(mapping = aes(color=iIdConductor), show.legend = FALSE) +
  facet_wrap(~diastna) +
  labs(title="Retard per ordre de parada normalitzat i per dia de la setm
ana (mostra n=500)")
```



5.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància.

Apliquem a les dues variables numèriques (retard i precipitació) els test de Kolmogorov-Smirnov i de Shapiro-Wilk, que assumeixen com a hipòtesis nul·la que les dades segueixen una distribució normal.

```
ks.test(dades.w$retard, pnorm, mean(dades.w$retard, sd(dades.w$retard)))

##
##  One-sample Kolmogorov-Smirnov test
##
## data:  dades.w$retard
## D = 0.49085, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: two-sided

ks.test(dades.w$prec, pnorm, mean(dades.w$prec, sd(dades.w$prec)))

##
##  One-sample Kolmogorov-Smirnov test
##
## data:  dades.w$prec
## D = 0.5, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: two-sided

# el test de Shapiro-Wilk està limitat a una mostra de tamany 5000
dades.sample5000 <- dades.w[sample(nrow(dades.w),5000), ]
shapiro.test(dades.sample5000$retard)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades.sample5000$retard
## W = 0.96398, p-value < 2.2e-16
```

```
shapiro.test(dades.sample5000$prec)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades.sample5000$prec
## W = 0.2501, p-value < 2.2e-16
```

El p-valor obtingut en tots els casos és inferior al nivell de significació 0,05, de manera que rebutgem la hipòtesis nul·la i concloem que les dades no segueixen una distribució normal.

No obstant, donat el tamany de la mostra i aplicant el teorema central del límit, podem considerar que la distribució de la mitjana de retards segueix una distribució normal de mitjana = mitjana(retards) i variança = sd(retards)^2/N.

Per comprovar l'homocedasticitat de la variable retard segons els difernts factors, apliquem el test de Fligner-Killeen, ja que les dades no compleixen amb la condició de normalitat.

```
fligner.test(retard~iIdLinea, data=dades.w)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  retard by iIdLinea
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 4103.5, df = 12, p-value < 2.2e-16
```

```
fligner.test(retard~iIdConductor, data=dades.w)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  retard by iIdConductor
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 5715, df = 39, p-value < 2.2e-16
```

```
fligner.test(retard~iOrden, data=dades.w)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  retard by iOrden
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 23435, df = 74, p-value < 2.2e-16
```

Donat que en tots els casos el p-valor és inferior al nivell de significació, es rebutja la hipòtesis nul·la d'homocedasticitat, i es conclou que el retard presenta variances estadísticament diferents segons la línia, conductor i ordre de parada.

5.3. Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades.

5.3.1. Contrast d'hipòtesis: la L20 té una distribució de retards diferent a les altres línies?

Pel teorema central del límit podem aplicar proves paramètriques per determinar si hi ha diferències significatives en el retard entre els grups definits per les altres variables, de manera que podem aplicar t-test.

Hipòtesis nul·la: mitjana de retards de la L20 = mitjana de retards de la resta de línies.

```
# creació dels dos grups diferenciant L20 de la resta
for (i in seq(nrow(dades.w))) {
  if (dades.w$iIdLinea[i]==20) {
    dades.w$isL20[i] = 1
  } else {
    dades.w$isL20[i] = 0
  }
  }
```

```
## Warning: Unknown or uninitialised column: `isL20`.
```

```
# contrast d'hipòtesis
t.test(retard~isL20, data=dades.w)
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  retard by isL20
## t = 37.46, df = 246910, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  22.25758 24.71525
## sample estimates:
## mean in group 0 mean in group 1
##       104.31865        80.83224
```

```
wilcox.test(retard~isL20, data=dades.w)
```

```
##
##  Wilcoxon rank sum test with continuity correction
##
## data:  retard by isL20
## W = 1.0515e+10, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

Obtenim un p-valor més petit que el nivell de significació, fet que implica que hi ha diferències significatives entre els retards de la L20 i de la resta de línies, tot i que els retards són en sentit contrari de l'esperat, en resulta que la L20 té menys retards de mitjana (81

segons) que la resta de línies (104 segons). El resultat coincideix si apliquem les proves de Wilcoxon i Mann-Whitney per a dades que no segueixen una distribució normal.

Donat que tenim diverses línies, volem aprofundir en la variació de la mitjana de retards en elles, pel que apliquem un test ANOVA, tant pel que fa a les línies com a les altres variables categòriques.

```
res.aov.linea <- aov(retard~iIdLinea, data = dades.w)
summary(res.aov.linea)
```

```
##                 Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdLinea        12 5.455e+08 45454797    1824 <2e-16 ***
## Residuals   281161 7.008e+09    24925
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.cond <- aov(retard~iIdConductor, data = dades.w)
summary(res.aov.cond)
```

```
##                  Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdConductor     39 6.521e+08 16721223   681.2 <2e-16 ***
## Residuals    281134 6.901e+09    24548
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.exp <- aov(retard~iOrdenExpedicion, data = dades.w)
summary(res.aov.exp)
```

```
##                      Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iOrdenExpedicion     18 2.541e+08 14119209   543.9 <2e-16 ***
## Residuals        281155 7.299e+09    25962
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.hora <- aov(retard~horaT, data = dades.w)
summary(res.aov.hora)
```

```
##                 Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## horaT           17 6.118e+08 35990887    1458 <2e-16 ***
## Residuals   281156 6.942e+09    24689
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.min <- aov(retard~minT, data = dades.w)
summary(res.aov.min)
```

```
##                 Df    Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## minT            59 1.375e+08 2330289   88.33 <2e-16 ***
## Residuals   281114 7.416e+09   26380
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.parada <- aov(retard~sDenominacion, data = dades.w)
summary(res.aov.parada)

##                   Df    Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## sDenominacion    204 9.671e+08 4740906   202.2 <2e-16 ***
## Residuals     280969 6.586e+09   23441
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

summary(aov(retard~iIdConductor+iIdLinea+ordre.norm+horaT+diastna+sDenomi
nacion, data=dades.w))

##                   Df    Sum Sq   Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdConductor      39 6.521e+08  16721223   975.3 <2e-16 ***
## iIdLinea          12 5.411e+08  45095118  2630.3 <2e-16 ***
## ordre.norm         1 3.469e+08 346850224 20231.2 <2e-16 ***
## horaT             17 5.272e+08  31011700  1808.9 <2e-16 ***
## diastna            6 9.307e+07  15511758   904.8 <2e-16 ***
## sDenominacion    204 5.772e+08   2829640   165.0 <2e-16 ***
## Residuals     280894 4.816e+09     17144
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

En tots els casos s'obté que els retards són estadísticament diferent segons els grups (línia, conductor, expedició, hora, minut, parada).

Repetim l'anàlisi sense valors extrems (en l'apartat de preparació de dades havíem decidit mantenir tots els valors extrems positius), que podrien emmascarar diferències no significatives en la majoria de casos.

```
res.aov.linea.o <- aov(retard~iIdLinea, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.linea.o)

##                 Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdLinea        12 4.413e+08 36775855    1731 <2e-16 ***
## Residuals   274331 5.827e+09    21242
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

res.aov.cond.o <- aov(retard~iIdConductor, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.cond.o)

##                  Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdConductor     39 5.112e+08 13108303   624.5 <2e-16 ***
## Residuals    274304 5.758e+09    20990
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

res.aov.exp.o <- aov(retard~iOrdenExpedicion, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.exp.o)

##                     Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iOrdenExpedicion    18 2.057e+08 11430166   517.2 <2e-16 ***
```

```
## Residuals        274325 6.063e+09    22101
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.hora.o <- aov(retard~horaT, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.hora.o)
```

```
##                 Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## horaT           17 4.793e+08 28191944    1336 <2e-16 ***
## Residuals   274326 5.789e+09    21104
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.min.o <- aov(retard~minT, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.min.o)
```

```
##                 Df    Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## minT            59 1.116e+08 1891422   84.26 <2e-16 ***
## Residuals   274284 6.157e+09   22448
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
res.aov.parada.o <- aov(retard~sDenominacion, data = dades.w.sense.out)
summary(res.aov.parada.o)
```

```
##                  Df    Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## sDenominacion   204 7.561e+08 3706149   184.3 <2e-16 ***
## Residuals    274139 5.513e+09   20109
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
summary(aov(retard~iIdConductor+iIdLinea+horaT+diastna+sDenominacion, dat
a=dades.w.sense.out))
```

```
##                  Df    Sum Sq  Mean Sq F value Pr(>F)
## iIdConductor     39 5.112e+08 13108303   867.7 <2e-16 ***
## iIdLinea         12 4.406e+08 36719329  2430.7 <2e-16 ***
## horaT            17 4.287e+08 25215696  1669.2 <2e-16 ***
## diastna           6 7.230e+07 12049614   797.6 <2e-16 ***
## sDenominacion   204 6.757e+08  3312407   219.3 <2e-16 ***
## Residuals    274065 4.140e+09    15107
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Es confirma que la mitjana dels retards és diferent en cadascun dels grups.

Els valors de F indiquen que les diferències més grans es donen en l'ordre.norm seguides a molta diferència per la línia, l'hora i el conductor.

5.3.2. PCA

Aplicarem la tècnica de l'Anàlisi de Components Principals per veure quins factors són els que influleixen més en el retard mesurat a cada parada. Aquest mètode treballa amb

similituds i distàncies. Les dades haurien d'estar prèviament normalitzades per comparar entre els grups. Només es pot aplicar a les variables numèriques.

```
# normalitzem les variables retard, precipitació, ordre de parada relatiu
a la línia
dades.w.norm <- as.tibble(scale(dades.w[,c(1,12,14)]))

# afegim les variables categòriques
dades.w.norm <- cbind(dades.w.norm,dades.w[,c(2:5,7,10,11)])

PCA.dades.norm <- prcomp((dades.w.norm[,c(1:3)]))
summary(PCA.dades.norm)

## Importance of components:
##                           PC1    PC2    PC3
## Standard deviation     1.1058 1.0021 0.8793
## Proportion of Variance 0.4076 0.3347 0.2577
## Cumulative Proportion  0.4076 0.7423 1.0000

# matriu de canvi de coordenades
PCA.dades.norm$rotation

##                   PC1         PC2        PC3
## retard      0.7102320 -0.01719037  0.7037577
## prec       -0.2684630  0.91753816  0.2933451
## ordre.norm  0.6507673  0.39727600 -0.6470500
```

El resultat d'aquest anàlisi indica que no hi ha reducció de dimensionalitat, tant les variables retard, com precipitació, com ordre de parada (normalitzat) tenen influència significativa en l'explicació de la variança de les dades originals.

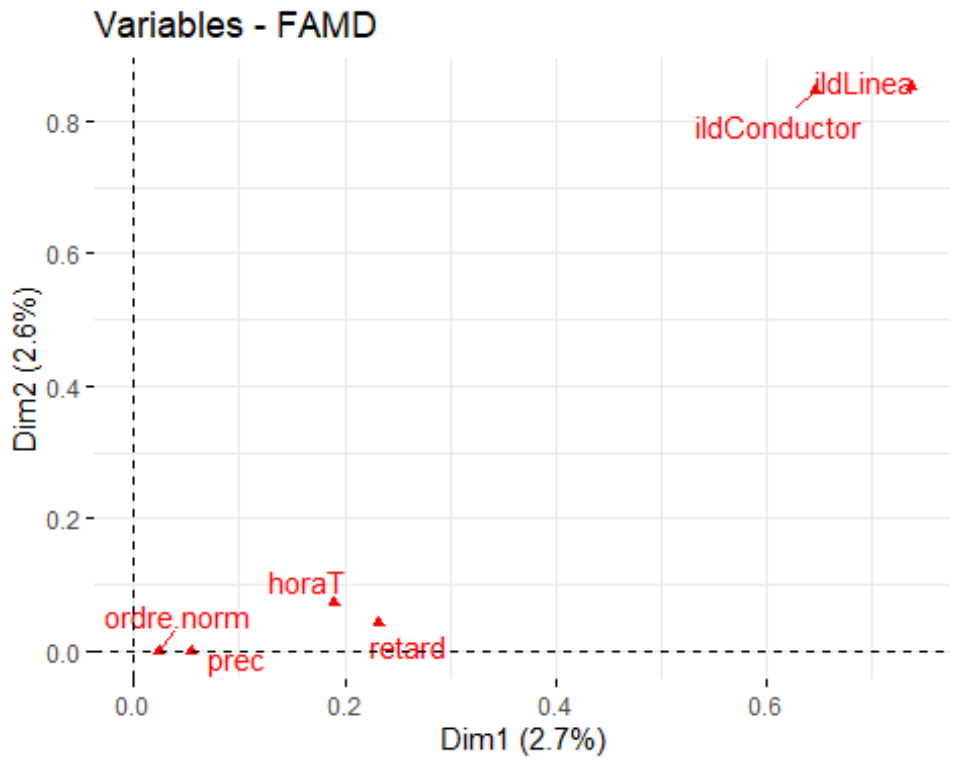
5.3.3. FAMD - Factor Analysis of Mixed Data

Aquest mètode és una variació de l'ànàlisi de components principals (PCA) per treballar amb datasets que tinguin variables categòriques i numèriques.

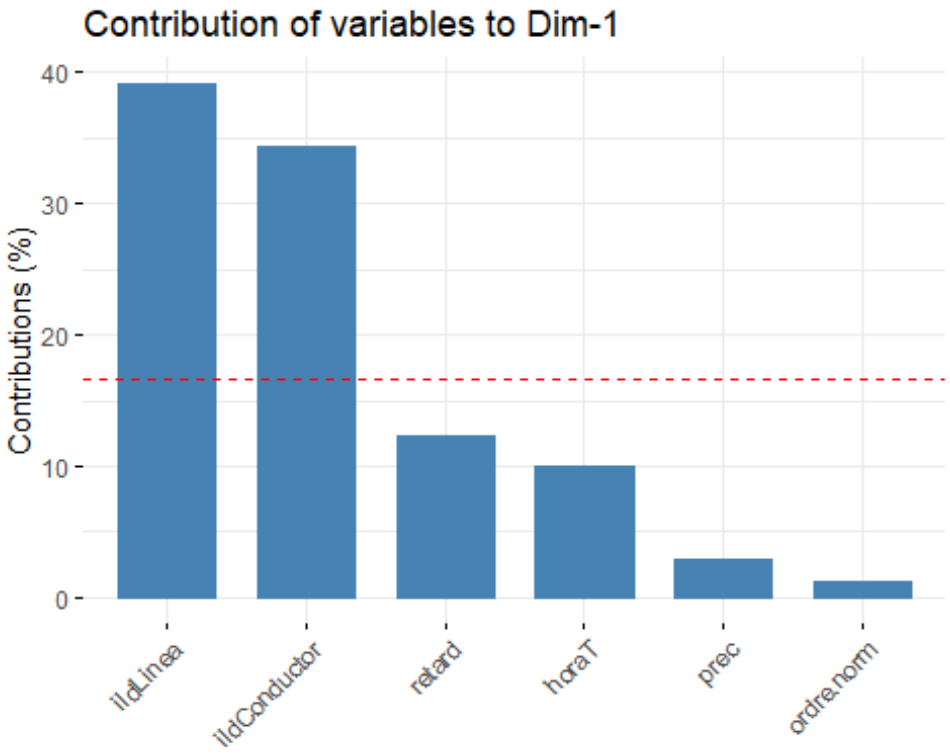
```
res.famd2 <- FAMD(dades.w[,c(1,3,7,11,12,14)],  ncp=8, graph=FALSE)
get_eigenvalue(res.famd2)

##       eigenvalue variance.percent cumulative.variance.percent
## Dim.1   1.883677         2.653067                    2.653067
## Dim.2   1.813821         2.554678                    5.207745
## Dim.3   1.607873         2.264610                    7.472355
## Dim.4   1.583827         2.230743                    9.703098
## Dim.5   1.458849         2.054716                   11.757814
## Dim.6   1.430281         2.014481                   13.772295
## Dim.7   1.306296         1.839854                   15.612149
## Dim.8   1.292671         1.820664                   17.432813

# contribució de les variables a les dimensions
get_famd_var((res.famd2))$contrib
```

```
##                    Dim.1        Dim.2        Dim.3       Dim.4     Dim.5
## retard        12.289671 2.366842e+00 8.770575e-04  0.06058012  5.700177
## prec           2.910457 1.988699e-04 2.033310e-01  0.24968476  1.969902
## ordre.norm     1.294262 4.042294e-02 6.407025e-01  0.04504588  1.731245
## horaT         10.074307 4.079584e+00 4.921643e+00  3.33953494 34.817488
## iIdLinea      39.147983 4.690756e+01 4.741257e+01 48.64816042 20.837483
## iIdConductor  34.283319 4.660539e+01 4.682087e+01 47.65699387 34.943704
##                    Dim.6      Dim.7     Dim.8
## retard        15.533275  0.5807155  6.777235
## prec          10.461652  1.6334614  9.949773
## ordre.norm     1.023595  0.1525199  9.904781
## horaT          4.140632 18.1173896 14.952883
## iIdLinea      32.170608 42.7293182 30.714697
## iIdConductor  36.670238 36.7865955 27.700632
```

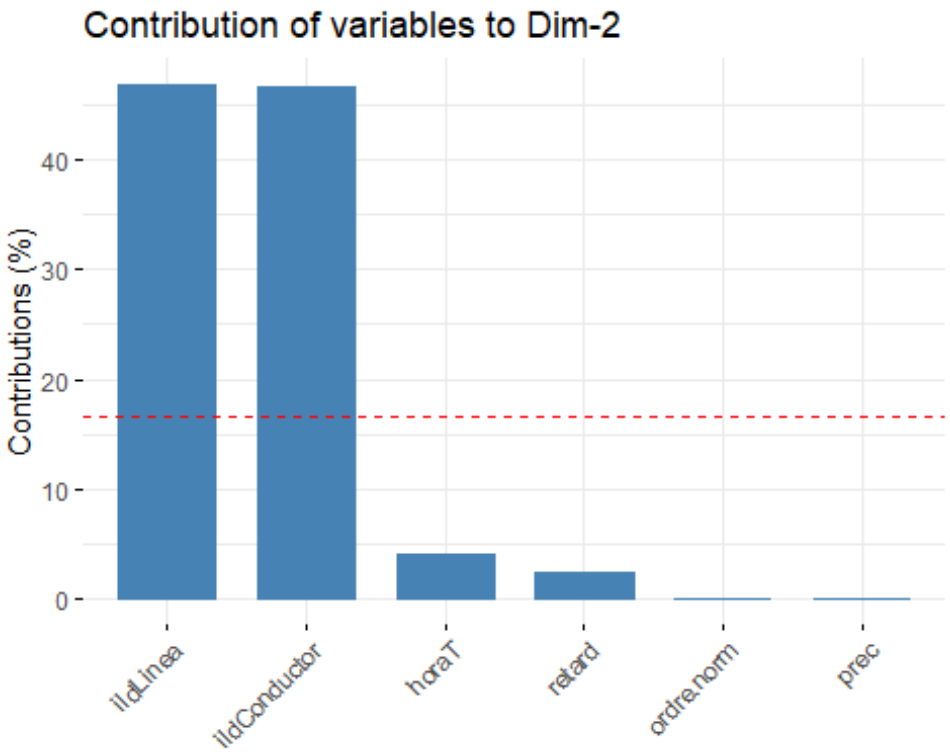
```
# gràfica amb la primera i segona dimensió
fviz_famd_var(res.famd2, repel=TRUE)
```




```
# contribucions de les variables a cada dimensió
fviz_contrib(res.famd2, "var", axes=1)
```

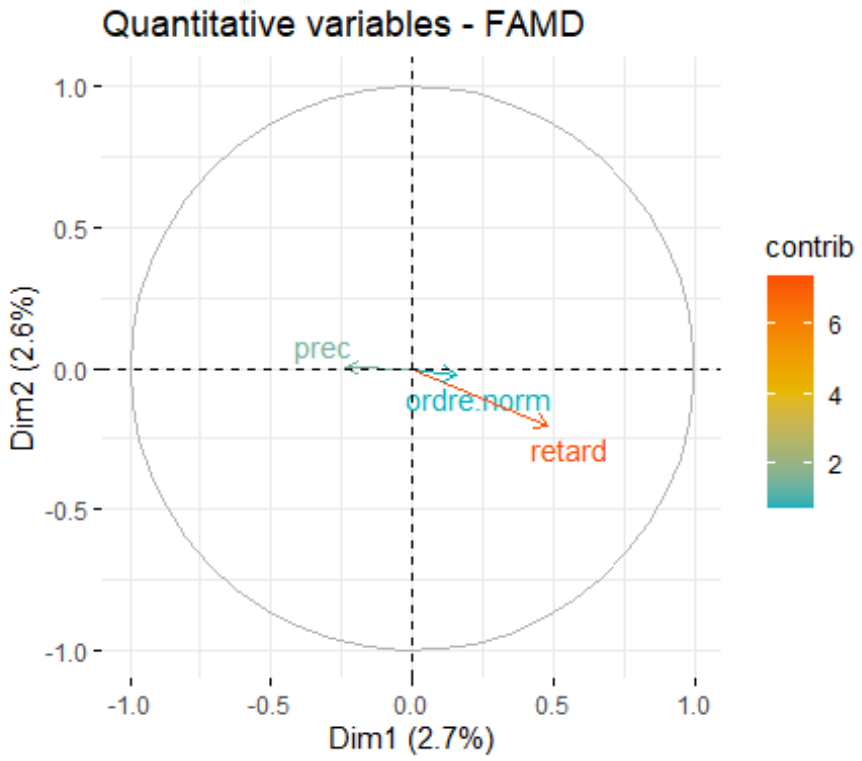



```
fviz_contrib(res.famd2, "var", axes=2)
```




```
# variables quantitatives
quanti.var <- get_famd_var(res.famd2,"quanti.var")
```

```
fviz_famd_var(res.famd2, "quanti.var", repel=TRUE, col.var="contrib", gra
dient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"))
```




```
quanti.var$cos2
```

```
##                  Dim.1        Dim.2        Dim.3        Dim.4      Dim.
5
## retard     0.23149777 4.293028e-02 1.410197e-05 0.0009594844 0.0831569
6
## prec       0.05482363 3.607145e-06 3.269305e-03 0.0039545756 0.0287378
8
## ordre.norm 0.02437972 7.332000e-04 1.030168e-02 0.0007134490 0.0252562
5
##                  Dim.6       Dim.7      Dim.8
## retard     0.22216951 0.007585864 0.08760738
## prec       0.14963104 0.021337843 0.12861788
## ordre.norm 0.01464029 0.001992361 0.12803628
```

Després de diverses combinacions de variables, la que més variança explica és retard + precipitació + ordre.norm + hora + línia + conductor. Tot i així, la contribució és molt pobre, entre un 2 i un 3% per cada vector propi.

Tant a la taula com a les gràfiques de contribucions, observem que les 4 primeres dimensions tenen una contribució molt forta de les variables línia i conductor (en igual magnitud) i una contribució menys important de l'hora i retard.

Finalment, els valors de cos2 per a les variables numèriques representen la qualitat de la representació de la variable en les dimensions 1 i 2. La variable amb cos2 més alt és retard, amb 0.23, que indica que com les altres no està ben representada en dos dimensions, (el cos2 seria proper a 1 si ho estigués).

5.3.4. Kernel Regression

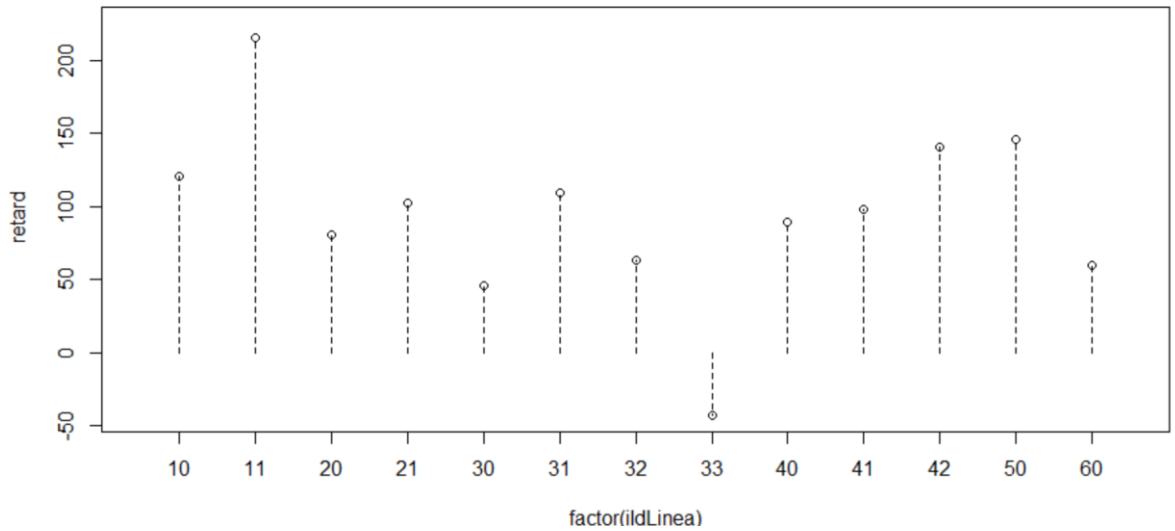
Aquest algorisme es pot aplicar per a obtenir una regressió quan la variable resposta és contínua i les variables predictores són diverses i contenen tant variables contínues com discretes o factors.

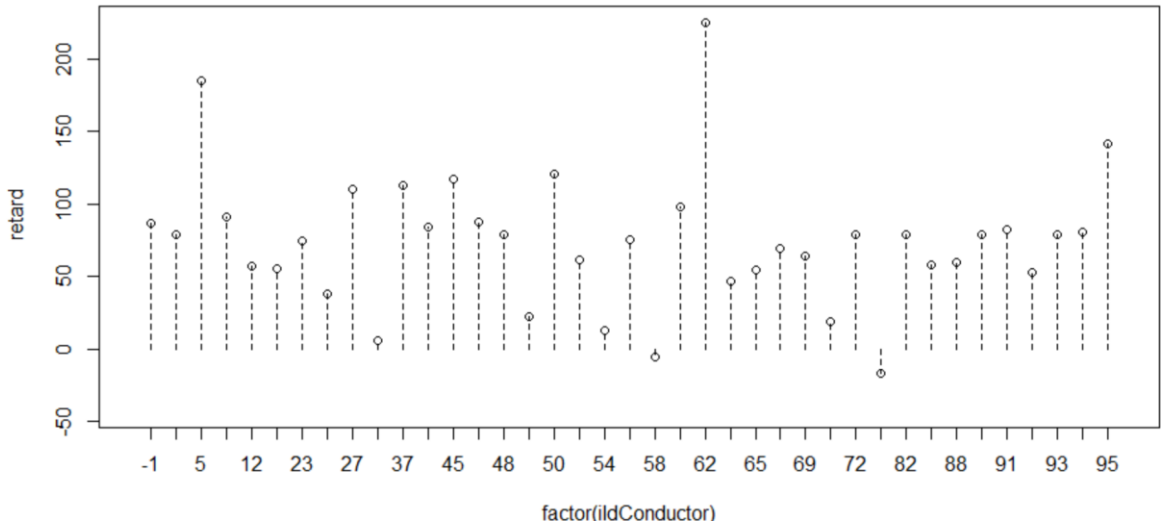
```{r kernel regression, eval=FALSE, include=FALSE}

npregbw(formula = retard ~factor(iIdLinea) + factor(iIdConductor) + prec + ordre.norm + ordered(horaT), data=dades.w, regtype = "lc", nmulti=2)

out <- capture.output(

  res.kernel <- npregbw(formula = retard ~ factor(iIdLinea) + factor(iIdConductor) + ordre.norm , data=dades.sample5000, regtype="lc", nmulti=2)

)

res.kernel

# Regressió

fit.kernel <- npreg(res.kernel)

summary(fit.kernel)
```

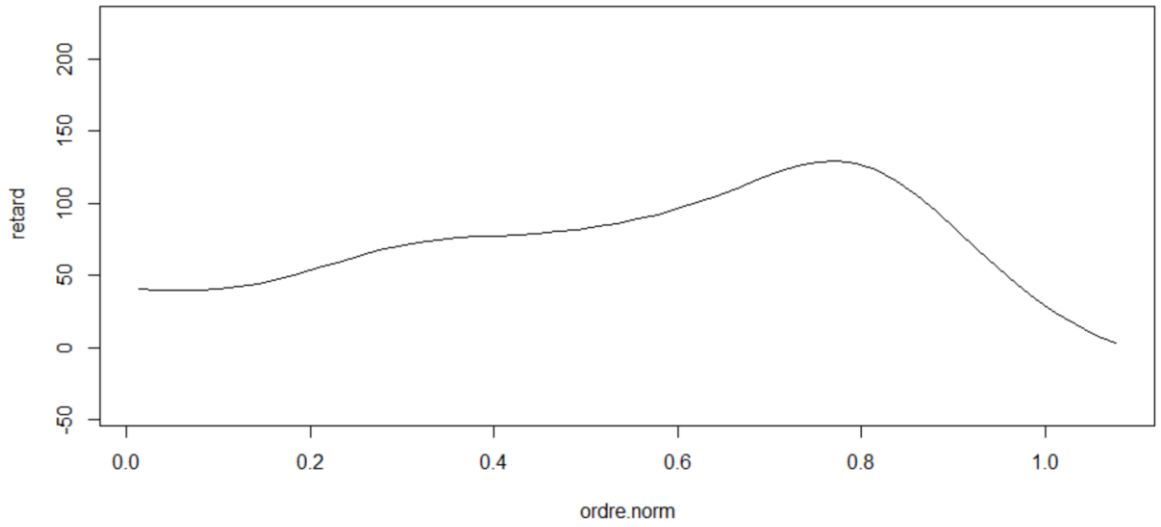
```
> summary(fit.kernel)

Regression Data: 5000 training points, in 3 variable(s)
                factor(iIdLinea) factor(iIdConductor) ordre.norm
Bandwidth(s):         0.0153565             0.3149655  0.1094529

Kernel Regression Estimator: Local-Constant
Bandwidth Type: Fixed
Residual standard error: 127.5077
R-squared: 0.3743655

Continuous Kernel Type: Second-Order Gaussian
No. Continuous Explanatory Vars.: 1

Unordered Categorical Kernel Type: Aitchison and Aitken
No. Unordered Categorical Explanatory Vars.: 2
```

gràfiques dels efectes marginals de cada variable sobre el retard

plot(fit.kernel, plot.par.mfrow=FALSE)

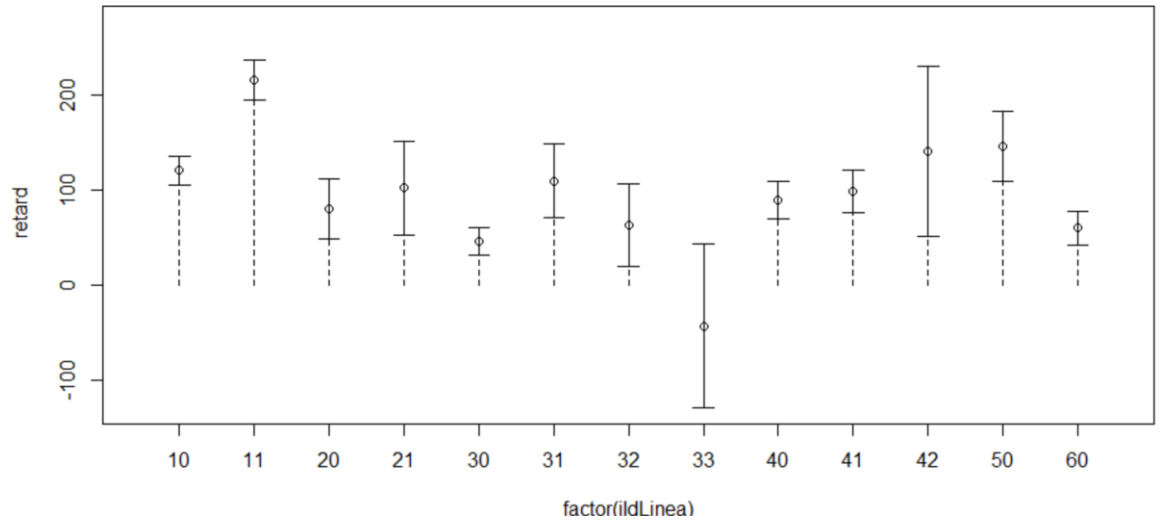

retard
200
150
100
50
0
-50
10
11
20
21
30
31
32
33
40
41
42
50
60
factor(ildLinea)

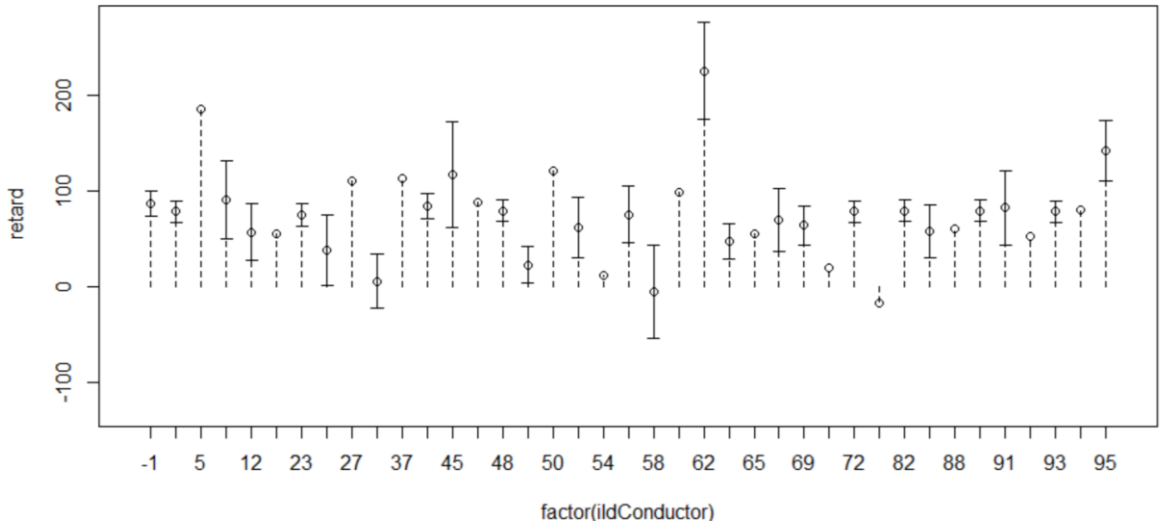

retard
200
150
100
50
0
-50
-1
5
12
23
27
37
45
48
50
54
58
62
65
69
72
82
88
91
93
95
factor(ildConductor)

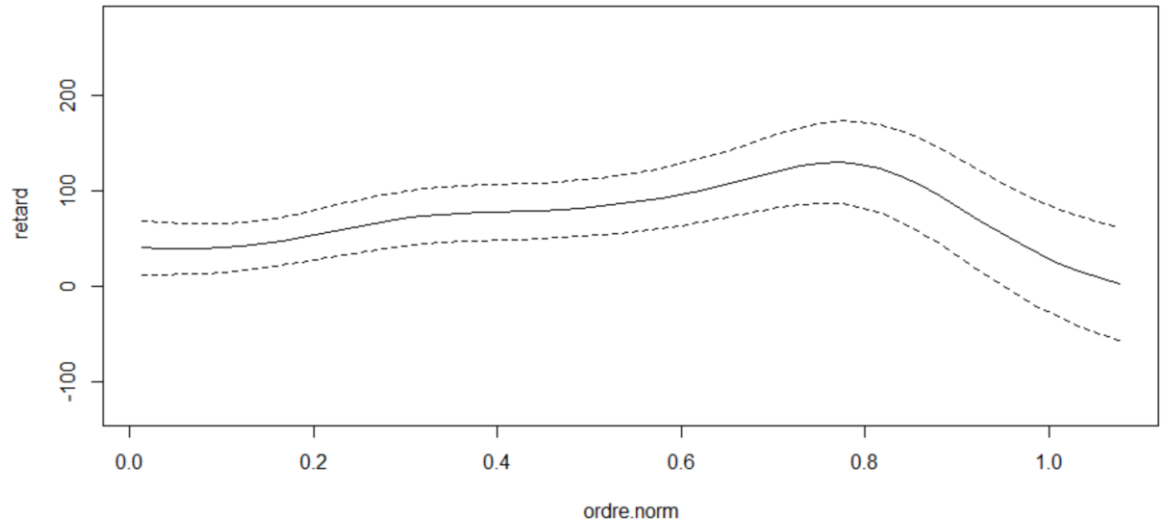


intervals de confiança pels efectes marginals de cada variable sobre el retard

plot(fit.kernel, plot.errors.method="bootstrap", plot.par.mfrow=FALSE)








```

Com a resultat de la funció summary obtenim uns coeficients per cada variable que reforcen el protagonisme del conductor i les gràfiques amb els intervals de confiança coincideixen en bona mesura amb les gràfiques descriptives de les dades reals. Aquest mètode té una funció predict, que podria estimar els retards mitjans d'un determinat conductor, en una determinada línia i ordre de parada.

Un resultat molt interessant d'aquest anàlisi és l'efecte de l'ordre de la parada (normalitzat en cada línia) en el retard, com mostra que els retards s'acumulen fins cobrir el 75-80% de la línia, moment en que es redueixen fins a valors negatius, reflectint molt probablement la regulació del servei (que un autobús es salti part del trajecte per anar directament a una parada a recuperar horari previst).

No obstant, cal tenir en compte que l'ajust del model a les dades és molt poble (R2 = 0.374)
```

5.3.5. Model no supervisat: clustering: hi ha retards diferents en les parades? o en la combinació parada+línia? o parada+línia+expedició?

Per aplicar un mètode de clustering sobre variables mixtes (numèriques, categòriques i factors ordenats) contemplem una funció distància i un algorisme que ho permetin: la distància de Gower i l'algorisme PAM Partitioning around medoids. L'algorisme és robust en front a valors extrems, donat que treballa amb medianes i no amb mitjanes.

```
#  matriu amb les distàncies de Gower
gower_dist <- daisy(dades.sample5000[,c(1,3,5,7,14,12,11)], metric="gower
")
gower_mat <- as.matrix(gower_dist)

# els casos més similars són
dades.sample5000[which(gower_mat == min(gower_mat[gower_mat != min(gower_
mat)]), arr.ind = TRUE)[1, ], ]
```

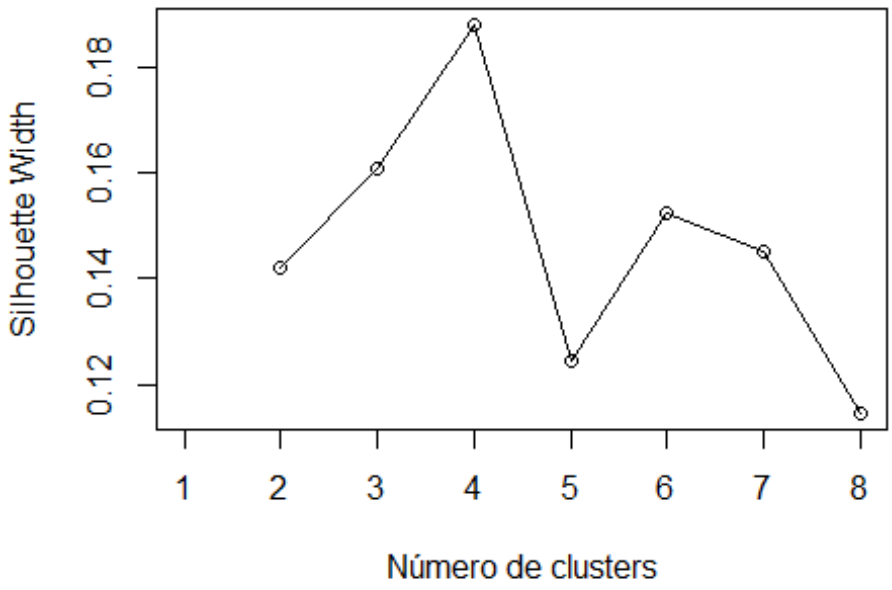
```
## # A tibble: 2 x 14
##   retard dataT      horaT minT  diastna iIdExpedicion iIdLinea sDenomi
nacion
##    <dbl> <date>     <ord> <ord> <ord>   <ord>         <fct>    <fct>
## 1     44 2020-02-19 6     33    mi      116892        20       Riudoms
1
## 2     38 2020-02-05 6     33    mi      116892        20       Riudoms
1
## # ... with 6 more variables: iOrden <ord>, iOrdenExpedicion <ord>,
## #   iIdConductor <fct>, prec <dbl>, ordre.max <dbl>, ordre.norm <dbl>
```

```
# els casos més disimilars són
dades.sample5000[which(gower_mat == max(gower_mat[gower_mat != max(gower_
mat)]), arr.ind = TRUE)[1, ], ]
```

```
## # A tibble: 2 x 14
##   retard dataT      horaT minT  diastna iIdExpedicion iIdLinea sDenomi
nacion
##    <dbl> <date>     <ord> <ord> <ord>   <ord>         <fct>    <fct>
## 1    534 2020-02-29 7     52    sá      117282        10       Urbanit
zació~
## 2   -163 2020-04-21 18    15    ma      117784        20       Hospita
l 1
## # ... with 6 more variables: iOrden <ord>, iOrdenExpedicion <ord>,
## #   iIdConductor <fct>, prec <dbl>, ordre.max <dbl>, ordre.norm <dbl>
```

```
# escollim el número de clústers més baix amb un bon coeficient silhouett
e
sil_width <- c(NA)
for(i in 2:8){
  pam_fit <- pam(gower_dist, diss = TRUE, k = i)
  sil_width[i] <- pam_fit$silinfo$avg.width
}
plot(1:8, sil_width,
```

```
     xlab = "Número de clusters",
     ylab = "Silhouette Width")
lines(1:8, sil_width)
```




```
# k=4 ens dóna el màxim coeficient silhouette
# descripció de cada cluster
k=4
fit.pam <- pam(gower_dist, diss=TRUE, k)

# elements representatius del cluster
dades.sample5000[fit.pam$medoids,c(1,3,5,7,14,12,11)]

## # A tibble: 4 x 7
##   retard horaT diastna iIdLinea ordre.norm  prec iIdConductor
##    <dbl> <ord> <ord>   <fct>         <dbl> <dbl> <fct>
## 1     33 13    ju      20            0.36      0 49
## 2    116 14    ma      60            0.514     0 54
## 3    111 12    ju      10            0.578     0 26
## 4    -31 15    vi      21            0.607     0 32

# característiques dels clústers
fit.pam$clusinfo

##      size  max_diss   av_diss  diameter  separation
## [1,] 2248 0.5008145 0.2754476 0.8013066 0.005319981
## [2,]  739 0.5179819 0.2934381 0.7539769 0.008854626
```

```
## [3,] 1252 0.4829787 0.2696645 0.8417871 0.018199761
## [4,]  761 0.5460047 0.3039854 0.8075162 0.005319981

# resum dels elements de cada clúster
res.pam <- dades.sample5000 [,c(1,3,5,7,14,12,11)] %>%
  mutate(cluster = fit.pam$clustering) %>%
  group_by(cluster) %>%
  do (the_summary = summary(.))
res.pam$the_summary

## [[1]]
##      retard             horaT       diastna     iIdLinea      ordre.norm
##  Min.   :-348.00   9      : 165   lu:274   20     :1977   Min.   :0.01
333
##  1st Qu.: -27.00   7      : 160   ma:285   11     :  74   1st Qu.:0.21
212
##  Median :  41.00   11     : 153   mi:389   30     :  62   Median :0.40
000
##  Mean   :  75.71   14     : 153   ju:418   50     :  62   Mean   :0.44
248
##  3rd Qu.: 150.00   8      : 150   vi:367   31     :  24   3rd Qu.:0.66
667
##  Max.   : 562.00   17     : 140   sá:337   21     :  12   Max.   :1.00
000
##                    (Other):1327   do:178   (Other):  37
##       prec           iIdConductor     cluster
##  Min.   : 0.0000   49     : 200   Min.   :1
##  1st Qu.: 0.0000   65     : 195   1st Qu.:1
##  Median : 0.0000   88     : 190   Median :1
##  Mean   : 0.8361   27     : 178   Mean   :1
##  3rd Qu.: 0.0000   94     : 169   3rd Qu.:1
##  Max.   :25.7000   85     : 113   Max.   :1
##                    (Other):1203
##
## [[2]]
##      retard            horaT      diastna     iIdLinea      ordre.norm
##  Min.   :-329.0   14     : 70   lu:223   60     :388   Min.   :0.01786
##  1st Qu.: -11.0   15     : 70   ma:250   11     :124   1st Qu.:0.25357
##  Median :  68.0   10     : 67   mi:121   50     : 68   Median :0.48571
##  Mean   :  95.2   17     : 66   ju: 81   30     : 64   Mean   :0.49220
##  3rd Qu.: 190.0   16     : 61   vi: 64   31     : 25   3rd Qu.:0.72638
##  Max.   : 560.0   12     : 58   sá:  0   33     : 22   Max.   :1.00000
##                   (Other):347   do:  0   (Other): 48
##       prec           iIdConductor    cluster
##  Min.   : 0.0000   54     :132   Min.   :2
##  1st Qu.: 0.0000   90     : 78   1st Qu.:2
##  Median : 0.0000   67     : 60   Median :2
##  Mean   : 0.6372   10     : 57   Mean   :2
##  3rd Qu.: 0.0000   48     : 41   3rd Qu.:2
##  Max.   :25.3000   50     : 38   Max.   :2
```

```
##                   (Other):333
##
## [[3]]
##      retard           horaT     diastna     iIdLinea      ordre.norm
##  Min.   :-336.0   13     :122   lu:151   10     :1061   Min.   :0.0222
2
##  1st Qu.:  17.0   10     :109   ma:178   11     :  69   1st Qu.:0.3111
1
##  Median : 104.0   11     :108   mi:241   50     :  26   Median :0.5555
6
##  Mean   : 132.6   9      :103   ju:240   30     :  23   Mean   :0.5391
1
##  3rd Qu.: 234.2   16     : 94   vi:198   31     :  22   3rd Qu.:0.7647
1
##  Max.   : 562.0   8      : 91   sá:176   21     :  20   Max.   :1.0000
0
##                   (Other):625   do: 68   (Other):  31
##       prec          iIdConductor    cluster
##  Min.   : 0.0000   26     :153   Min.   :3
##  1st Qu.: 0.0000   12     :111   1st Qu.:3
##  Median : 0.0000   93     :105   Median :3
##  Mean   : 0.7276   95     : 78   Mean   :3
##  3rd Qu.: 0.0000   91     : 77   3rd Qu.:3
##  Max.   :25.7000   45     : 74   Max.   :3
##                    (Other):654
##
## [[4]]
##      retard            horaT     diastna     iIdLinea     ordre.norm
##  Min.   :-351.00   18     : 79   lu: 63   21     :461   Min.   :0.0178
6
##  1st Qu.: -46.00   16     : 71   ma: 65   50     : 83   1st Qu.:0.3035
7
##  Median :  33.00   20     : 67   mi:110   30     : 77   Median :0.5714
3
##  Mean   :  58.76   14     : 59   ju: 82   11     : 57   Mean   :0.5412
1
##  3rd Qu.: 148.00   19     : 51   vi:146   33     : 28   3rd Qu.:0.7714
3
##  Max.   : 552.00   8      : 50   sá:130   20     : 18   Max.   :1.0000
0
##                    (Other):384   do:165   (Other): 37
##       prec          iIdConductor    cluster
##  Min.   : 0.000   32     :171   Min.   :4
##  1st Qu.: 0.000   73     : 44   1st Qu.:4
##  Median : 0.000   50     : 40   Median :4
##  Mean   : 1.918   88     : 33   Mean   :4
##  3rd Qu.: 0.000   63     : 32   3rd Qu.:4
##  Max.   :25.700   94     : 32   Max.   :4
##                   (Other):409
```

```r
# visualització en un espai 2D
tsne_obj <- Rtsne(gower_dist, is_distance=TRUE)

tsne_data <- tsne_obj$Y %>%
  data.frame() %>%
  setNames(c("X","Y")) %>%
  mutate(cluster = factor(fit.pam$clustering))

ggplot(aes(x=X, y=Y), data=tsne_data) +
  geom_point(aes(color = cluster))
```

Hem trobat que el número òptim de clústers és k=4, i a la visualització en 2D veiem que estan molt ben diferenciats, excepte el clúster número 1, que està més repartit a l'espai.

5.3.6. Correlació: hi ha relació entre els retards i els dies de pluja?

Hem comprovat prèviament que no es compleix el criteri de normalitat i homocedasticitat, de manera que caldrà aplicar la correlació de Spearman, que té com a únic requeriment sobre les dades que es mesurin en una escala ordinal. Fem servir el conjunt de dades sense normalitzar i sense valors extrems, per evitar que interfereixin en els coeficients.

```{r correlació, eval=FALSE, include=FALSE}

cor.test(dades.w.sense.out$retard, dades.w.sense.out$prec, method = "spearman")
```

```
> cor.test(dades.w.sense.out$retard, dades.w.sense.out$prec, method = "sp
earman")

        Spearman's rank correlation rho
```

```
data:  dades.w.sense.out$retard and dades.w.sense.out$prec
S = 3.7987e+15, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
       rho
-0.1038329
```

cor.test(dades.w.sense.out$retard, dades.w.sense.out$ordre.norm, method = "spearman")

```
> cor.test(dades.w.sense.out$retard, dades.w.sense.out$ordre.norm, method
= "spearman")

        Spearman's rank correlation rho

data:  dades.w.sense.out$retard and dades.w.sense.out$ordre.norm
S = 2.8271e+15, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
0.1784957
```

corrplot::corrplot.mixed(cor(dades.w.sense.out[,c(1,12,14)], method="spearman"))


```

Obtenim com a resultat en els dos casos que es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant el coeficient de correlació és significativament diferent de zero, en els dos casos és una correlació baixa.

Per la variable precipitació, s'estima en -0,1, fet que tot i que sigui el contrari a l'esperat, es pot interpretar com que els valors positius de pluja redueixen el retard en una proporció petita.
```

Per la variable ordre de parada, a mesura que augmenta el recorregut de la línia augmenta el retard, amb un coeficient de correlació de 0,18.

---

6. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques.

La representació gràfica s'ha anat introduïnt en cada apartat.

---

7. Resolució del problema. A partir dels resultats obtinguts

Si bé des de les primeres anàlisis descriptives s'ha intuït una relació del retard amb la línia i el conductor, no s'ha pogut formular aquesta dependència de manera prou senzilla i intuïtiva.

S'ha comprovat també que les distribucions dels retards no segueixen una distribució normal.

La recerca dels factors que més influeixen en els retards ha resultat molt complicada degut a la gran quantitat de variables predictores possibles, i degut a la varietat de tipus.

Per altra banda, es pot concloure que la L20 té en realitat menys retard que les altres línies, fet contrari al suposat prèviament. Reflexionant sobre aquest fet, ens podem adonar que el model plantejat en aquesta pràctica no reflecteix bé els casos en que un autobús és posat en hora saltant-se part del trajecte: per aquest model, a partir de la regulació, aquella expedició esdevé puntual, mentre que per l'usuari que està esperant a la parada, el servei té un retard important perquè un autobús va tant retrassat que ni passa. Aquest retard no es correspon a cap registre i degut a la quantitat de regulacions de la L20 és molt possible que la puntualitat millori artificialment en aquest anàlisi. En futurs anàlisis, es podria introduir aquest fet assignant un retard important a cada parada on no hagi passat el bus.

Els diferents mètodes d'anàlisi aplicats confirmen la importància de gran quantitat de variables, no essent possible trobar-ne un conjunt petit que expliqui en mesura suficient la variable retard.El mètode de clústering sí que ha separat les dades en 4 grups ben diferenciats, però degut a la tipologia de les dades resulta difícil interpretar el resultat i aplicar-lo a la pràctica.

Finalment, hem comprovat que la pluja afavoreix lleugerament la puntualitat. No hem introduït les dades dels sensors de trànsit, donat que no hem pogut determinar moments del dia o de la setmana amb pitjor comportament.

Com a conclusió podem dir que no s'ha resolt el problema plantejat, però en canvi s'ha mostrat el camí per a futurs anàlisis.

---

8. Referències

Com a material complementari, s'han consultat entre d'altres, els següents recursos:

http://www.sthda.com/english/articles/31-principal-component-methods-in-r-practical-guide/115-famd-factor-analysis-of-mixed-data-in-r-essentials/#graph-of-individuals

https://cran.r-project.org/web/packages/PCAmixdata/PCAmixdata.pdf

https://bookdown.org/egarpor/PM-UC3M/npreg-multmix.html

https://towardsdatascience.com/clustering-on-mixed-type-data-8bbd0a2569c3