PRAC2. Com realitzar la neteja i l'ànalisi de dades

Robert Carles i Marqueño i Arnau Janot Baró

```
library('tinytex')
options(tinytex.verbose = TRUE)

# Requeriments
if (!require('dplyr')) install.packages('dplyr'); library(dplyr)
if (!require('dbscan')) install.packages('dbscan'); library(dbscan)
if (!require('gridExtra')) install.packages('gridExtra'); library(gridExtra)
if (!require('ggplot2')) install.packages('ggplot2'); library(ggplot2)
if (!require('grid')) install.packages('grid'); library(cluster)
if (!require('cluster')) install.packages('cluster'); library(cluster)
if (!require('fpc')) install.packages('fpc'); library(fpc)
if (!require('ggfortify')) install.packages('ggfortify'); library(ggfortify)
if (!require('tidyverse')) install.packages('tidyverse'); library(tidyverse)
if (!require('Stat2Data')) install.packages('Stat2Data'); library('Stat2Data')
if (!require('factoextra')) install.packages('factoextra'); library('factoextra')
if (!require('corrplot')) install.packages('corrplot'); library('corrplot')
if (!require('polycor')) install.packages('polycor'); library('polycor')


# Funció multiplot
multiplot <- function(..., plotlist = NULL, file, cols = 1, layout = NULL) {
  require(grid)

  plots <- c(list(...), plotlist)

  numPlots = length(plots)

  if (is.null(layout)) {
    layout <- matrix(seq(1, cols * ceiling(numPlots/cols)),
                     ncol = cols, nrow = ceiling(numPlots/cols))
}

if (numPlots == 1) {
print(plots[[1]])

} else {
grid.newpage()
pushViewport(viewport(layout = grid.layout(nrow(layout), ncol(layout))))

for (i in 1:numPlots) {
  matchidx <- as.data.frame(which(layout == i, arr.ind = TRUE))

  print(plots[[i]], vp = viewport(layout.pos.row = matchidx$row,
                                  layout.pos.col = matchidx$col))
```

```
 }
}
 }
```

1. Descripció del dataset

Els sistemes de lloguer de bicicletes (Bicing a Barcelona, Girocleta a Girona) han tingut un èxit notori als darrers anys i s'ha mostrat com una mesura indispensable cap a la reducció de l'emissió de gasos d'efecte hivernacle a les grans ciutats.

Tot i la bona rebuda per part dels consumidors, val a dir que un servei d'aquestes característiques no és senzill de gestionar. És per això que ens hem proposat identificar alguns aspectes importants per anticipar el comportament de la demanda.

Ens fem les següents preguntes:

A. Hi ha més demanda de bicicletes els caps de setmana?

B. L'estiu és l'època de l'any amb més demanda?

C. L'hora i les condicions climàtiques (temperatura, humitat, velocitat del vent) influeixen en el nombre de bicicletes llogades?

2. Integració i selecció

La font del joc de dades és Kaggle, i es poden trobar els arxius al següent enllaç:

https://www.kaggle.com/datasets/aguado/bike-rental-data-set-uci?resource=download

Carreguem l'arxiu d'entrenament (train) amb el nom `bikes`.

```
bikes <- read.csv("train.csv", sep=";")
```

Revisem l'estructura original de `bikes`.

```
str(bikes)
```

```
## 'data.frame':    7689 obs. of  12 variables:
##  $ id        : int  3 4 5 7 8 9 10 11 12 13 ...
##  $ year      : int  2012 2011 2012 2011 2011 2011 2012 2011 2011 2011 ...
##  $ hour      : int  23 8 2 20 17 19 23 22 14 13 ...
##  $ season    : int  3 3 1 3 3 2 2 3 3 1 ...
##  $ holiday   : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  $ workingday: int  0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 ...
##  $ weather   : int  2 1 1 3 3 2 2 1 1 2 ...
##  $ temp      : num  23.8 27.9 20.5 25.4 26.2 ...
##  $ atemp     : num  27.3 31.8 24.2 28.8 28.8 ...
##  $ humidity  : int  73 57 59 83 89 39 78 94 53 72 ...
##  $ windspeed : num  11 0 0 20 0 ...
##  $ count     : int  133 132 19 58 285 326 75 160 134 94 ...
```

Hi ha **12** variables i **7689** registres.

- **ID** Número identificador. (Primary Key)

- **YEAR** Any (2011 o 2012)
- **HOUR** Hora del dia (de 0 a 23)
- **SEASON** Estació climàtica (1 = hivern, 2 = primavera, 3 = estiu, 4 = tardor)
- **HOLIDAY** Si el dia és festiu
- **WORKINGDAY** Si el dia és laboral (ni festiu ni cap de setmana)
- **WEATHER** quatre categories de millor (1) a pitjor (4)
- **TEMP** Temperatura en graus Celsius
- **ATEMP** Sensació tèrmica en graus Celsius
- **HUMIDITY** Humitat relativa
- **WINDSPEED** velocitat del vent (km/h)
- **COUNT** total de bicicletes llogades en aquella franja temporal

Si ens hi fixem, totes les variables apareixen interpretades com a numèriques. No obstant, n'hi ha dues binàries (`holiday` i `workingday`) i dues categòriques (`season` i `weather`) que han estat codificades.

Fem les modificacions petinents per a que el dataset compleixi els requisits pertinents.

```
# Guardem el joc de dades original
bikes_original <- bikes

# Variables binàries
bikes$holiday <- as.factor(bikes$holiday)
bikes$workingday <- as.factor(bikes$workingday)

# Vaiables categòriques [opcional: millor per a les visualitzacions]
seasons <- c('Hivern','Primavera','Estiu','Tardor')
weathers <- c('Molt Bo', 'Bo', 'Dolent', 'Molt Dolent')

for (i in 1:4) {
  bikes$season[bikes$season == i] <- seasons[i]
  bikes$weather[bikes$weather == i] <- weathers[i]
}

bikes$season <- as.factor(bikes$season)
bikes$weather <- as.factor(bikes$weather)
```

Ara sí, el nostre joc de dades conté **8** variables **numèriques**, **2 binàries** i **2 categòriques**.

3. Neteja de les dades

Comprovem que les dades no contiguin valors NA o buits.

```
# Valors NA
colSums(is.na(bikes))
```

```
##         id       year       hour     season    holiday workingday    weather
##          0          0          0          0          0          0          0
##       temp      atemp   humidity  windspeed      count
##          0          0          0          0          0
```

```
# Valors buits
colSums(bikes=="")
```

```
##         id       year       hour     season    holiday workingday    weather
##          0          0          0          0          0          0          0
##       temp      atemp   humidity  windspeed      count
##          0          0          0          0          0
```

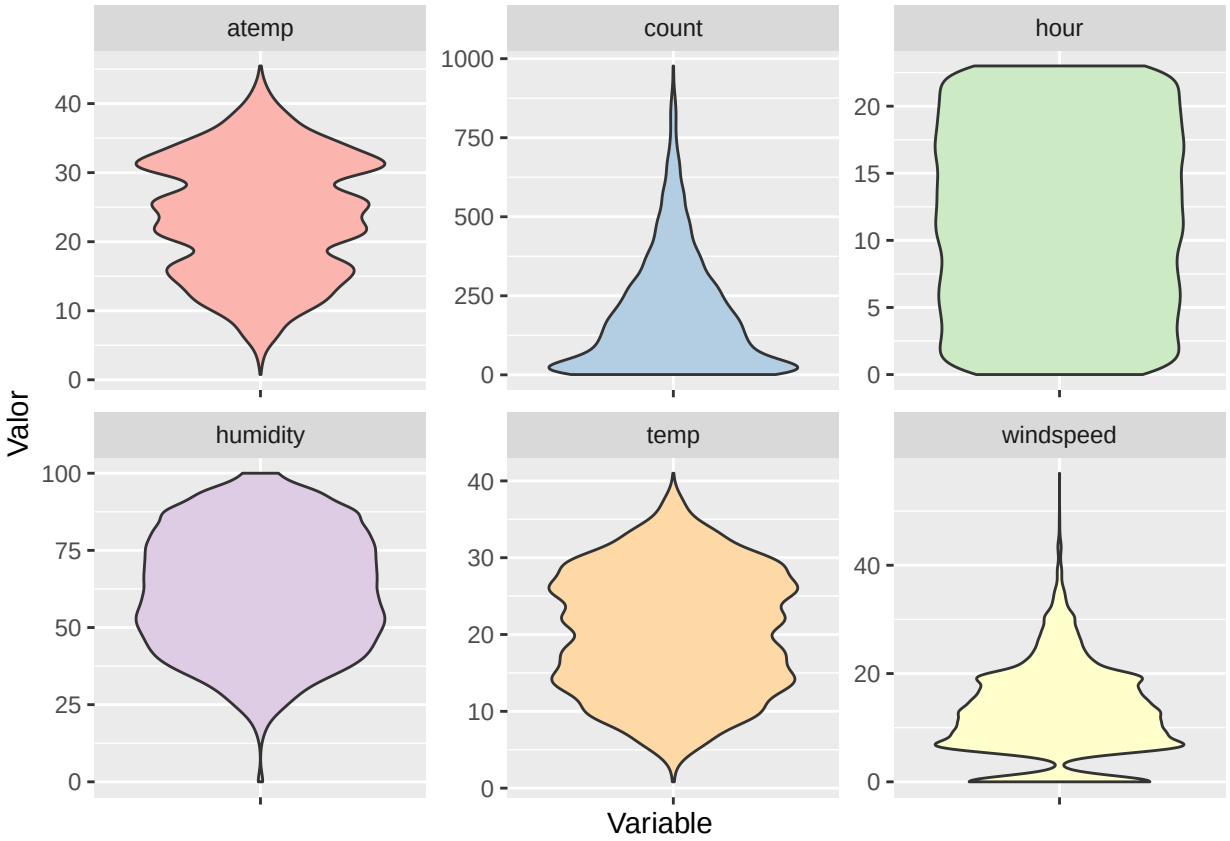
Les dades estan netes.

Fem una primera aproximació a les dades.

```
summary(bikes)
```

```
##        id              year           hour             season     holiday
##  Min.   :    3   Min.   :2011   Min.   : 0.00   Estiu    :1943   0:7466
##  1st Qu.: 2771   1st Qu.:2011   1st Qu.: 6.00   Hivern   :1901   1: 223
##  Median : 5477   Median :2011   Median :12.00   Primavera:1920
##  Mean   : 5463   Mean   :2011   Mean   :11.57   Tardor   :1925
##  3rd Qu.: 8186   3rd Qu.:2012   3rd Qu.:18.00
##  Max.   :10886   Max.   :2012   Max.   :23.00
##  workingday    weather          temp           atemp          humidity
##  0:2481     Bo     :1981   Min.   : 0.82   Min.   : 0.76   Min.   :  0.00
##  1:5208     Dolent : 586   1st Qu.:13.94   1st Qu.:16.66   1st Qu.: 46.00
##             Molt Bo:5122   Median :20.50   Median :24.24   Median : 62.00
##                            Mean   :20.27   Mean   :23.70   Mean   : 61.77
##                            3rd Qu.:26.24   3rd Qu.:31.06   3rd Qu.: 77.00
##                            Max.   :41.00   Max.   :45.45   Max.   :100.00
##    windspeed          count
##  Min.   : 0.000   Min.   :  1.0
##  1st Qu.: 7.002   1st Qu.: 41.0
##  Median :12.998   Median :145.0
##  Mean   :12.802   Mean   :191.4
##  3rd Qu.:16.998   3rd Qu.:283.0
##  Max.   :56.997   Max.   :977.0
```

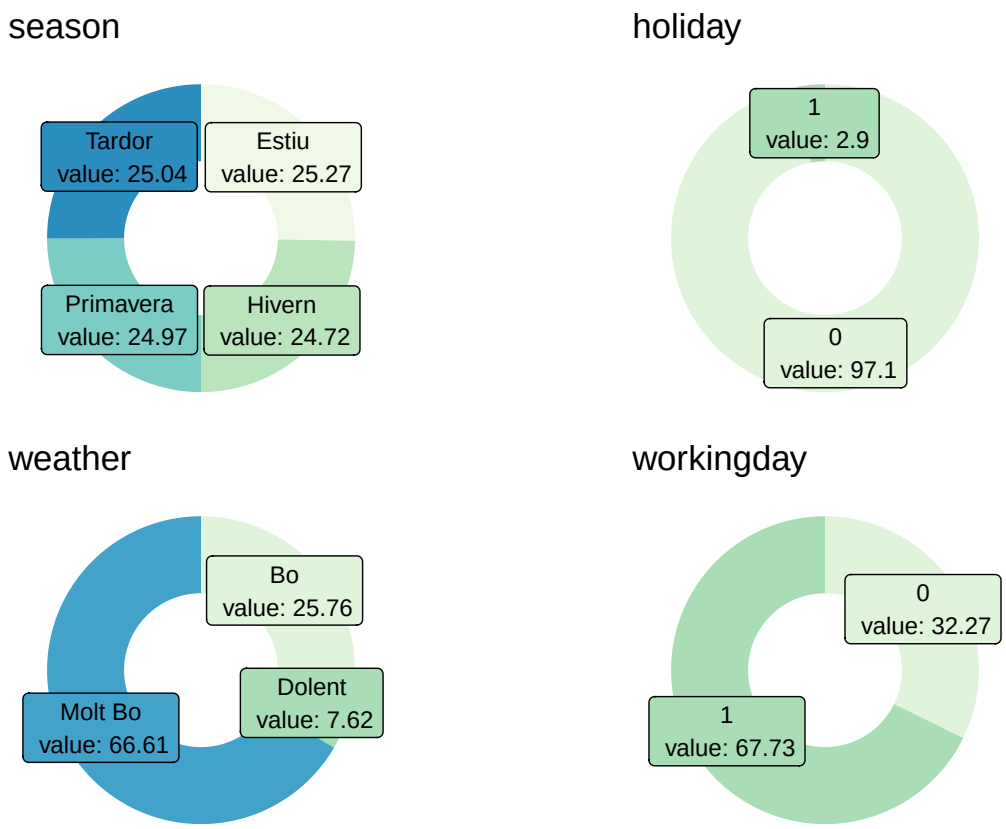
Mostrem la distribució de les variables numèriques.



Mostrem la distribució de les variables categòriques i numèriques.

```
# Variables categòriques
categoric_var<-c("season", "weather", "holiday", "workingday")
plotList <- list()

for(i in 1:length(categoric_var)){
  # Taula recompte
  hawk_cat <- table(bikes[categoric_var[i]])

  # Dataframe per visualitzar
  data <- data.frame(
    category=names(hawk_cat),
    count=round(as.numeric(hawk_cat)*100/sum(hawk_cat),digits = 2)
  )
  data$fraction <- data$count / sum(data$count)
  data$ymax <- cumsum(data$fraction)
  data$ymin <- c(0, head(data$ymax, n=-1))
  data$labelPosition <- (data$ymax + data$ymin) / 2
  data$label <- paste0(data$category, "\n value: ", data$count)

  # Gràfica
  ggp_geom1 <- ggplot(data, aes(ymax=ymax, ymin=ymin, xmax=4, xmin=3, fill=category)) +
    geom_rect() +
    geom_label( x=3.5, aes(y=labelPosition, label=label), size=3) +
    ggtitle(categoric_var[i]) +
```

```
    scale_fill_brewer(palette=4) +
    coord_polar(theta="y") +
    xlim(c(2, 4)) +
    theme_void() +
    theme(legend.position = "none")

  # L'afegim a la plotlist
  plotList[[i]] <- ggp_geom1
}

multiplot(plotlist = plotList, cols = 2)
```



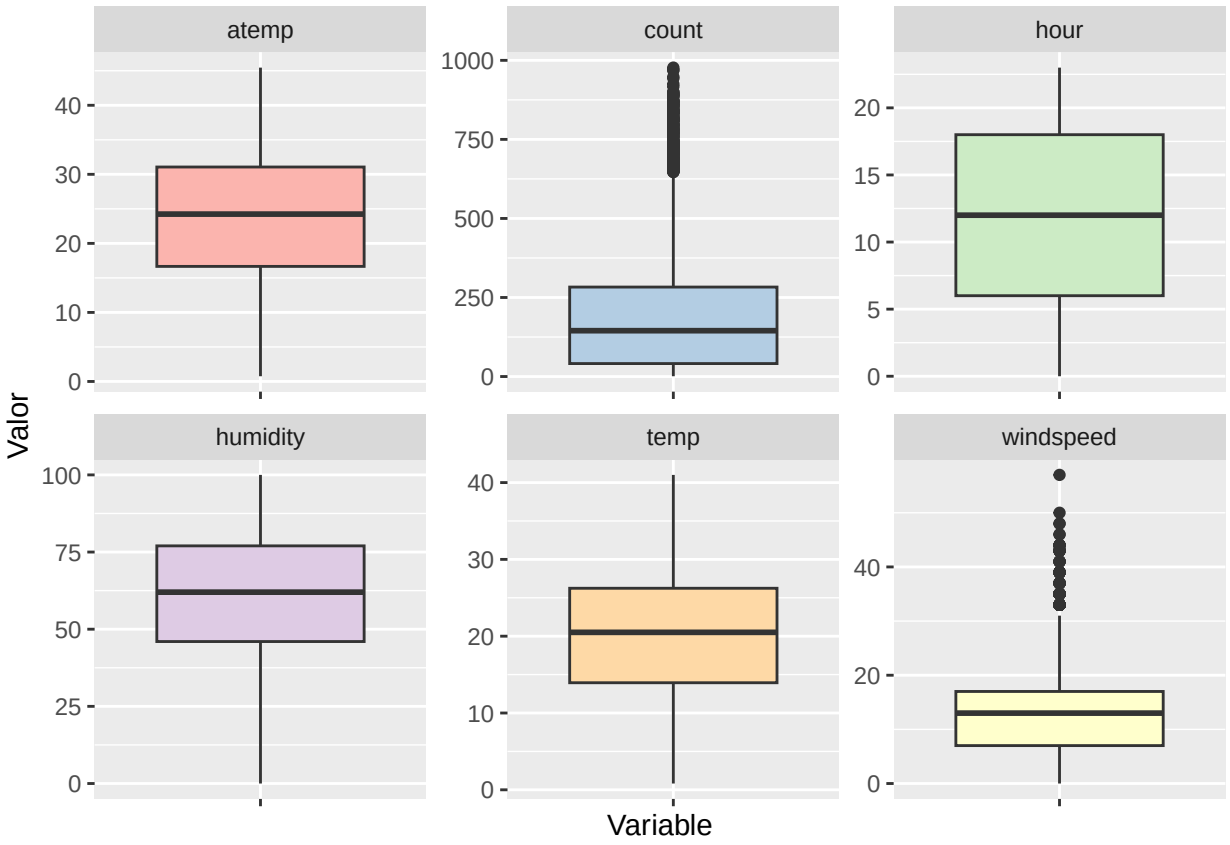
Observacions inicials

- `id` La clau primària. Els indicadors de mesura central no són d'interès. El nombre màxim (10886) és superior el nombre de registres (7689), senyal que el dataset original s'ha seccionat en dos de forma aleatòria.
- `year`Les dades pertanyen al 2011 i 2012.
- `hour` + `season` Ambdues variables estan repartides equitativament.
- `holiday` + `workingday` Com ja sabem, s'observen més dies no festius que festius (2.9%); també més laborals (67.73%) que no laborals.
- `weather` No apareix cap registre amb un temps molt dolent. La majoria d'ells ha tingut molt bones condicions climàtiques (66.61%).

- `temp` + `atemp` La temperatura mitjana és de 20.27ºC, mentre que la sensació tèrmica és de 23.7ºC.
- `humidity` La humitat mitjana és de 61.77 i la seva distribució es concentra a la franja de 35-80.
- `windspeed` La velocitat del vent ronda els 13 km/h i la seva distribució apunta a que deuen haver-hi alguns valors atípics.
- `count` De mitjana es lloguen 191 bicicletes per cada lot de temps. Mentre que el menor registre ha estat una sola bicicleta, el rècord n'han estat 977. Donada la diferència entre mitjana i mediana, valdrà la pena revisar la presència d'outliers. S'arriba a la mateixa conclusió observant el gràfic de violí.

Revisem la presència de **valors atípics**.

```
# Boxplot ggplot2
ggplot(gather(bikes[numeric_var1],key="Variable", value="Valor"),aes(x=Variable, y=Valor, fill=Variable)
  geom_boxplot()+
  theme(legend.position="none", axis.text.x = element_blank()) +
  scale_fill_brewer(palette="Pastel1") +
  facet_wrap(.~Variable, scales="free")
```




```
                    # OUTLIERS
# COUNT
outliers_count <- boxplot.stats(bikes$count)$out
length(outliers_count)
```

```
## [1] 219
```

```r
# WINDSPEED
outliers_windspeed <- boxplot.stats(bikes$windspeed)$out
length(outliers_windspeed)
```

```
## [1] 154
```

Hi ha **219** outliers a `count` i `windspeed` en té **154**.

Enlloc de prescindir de tot el registre, imputarem el valor que es troba a la punta del bigoti superior del diagrama de caixa. És a dir, imputarem el *nou valor màxim* un cop borrats els valors superiors a aquest.

```r
            # IMPUTACIÓ DE VALORS

# COUNT
bikes[bikes$count %in% outliers_count,"count"] <- NA
bikes[is.na(bikes$count),"count"] <- max(na.omit(bikes$count))


# WINDSPEED
bikes[bikes$windspeed %in% outliers_windspeed,"windspeed"] <- NA
bikes[is.na(bikes$windspeed),"windspeed"] <- max(na.omit(bikes$windspeed))
```

4. Anàlisi de les dades

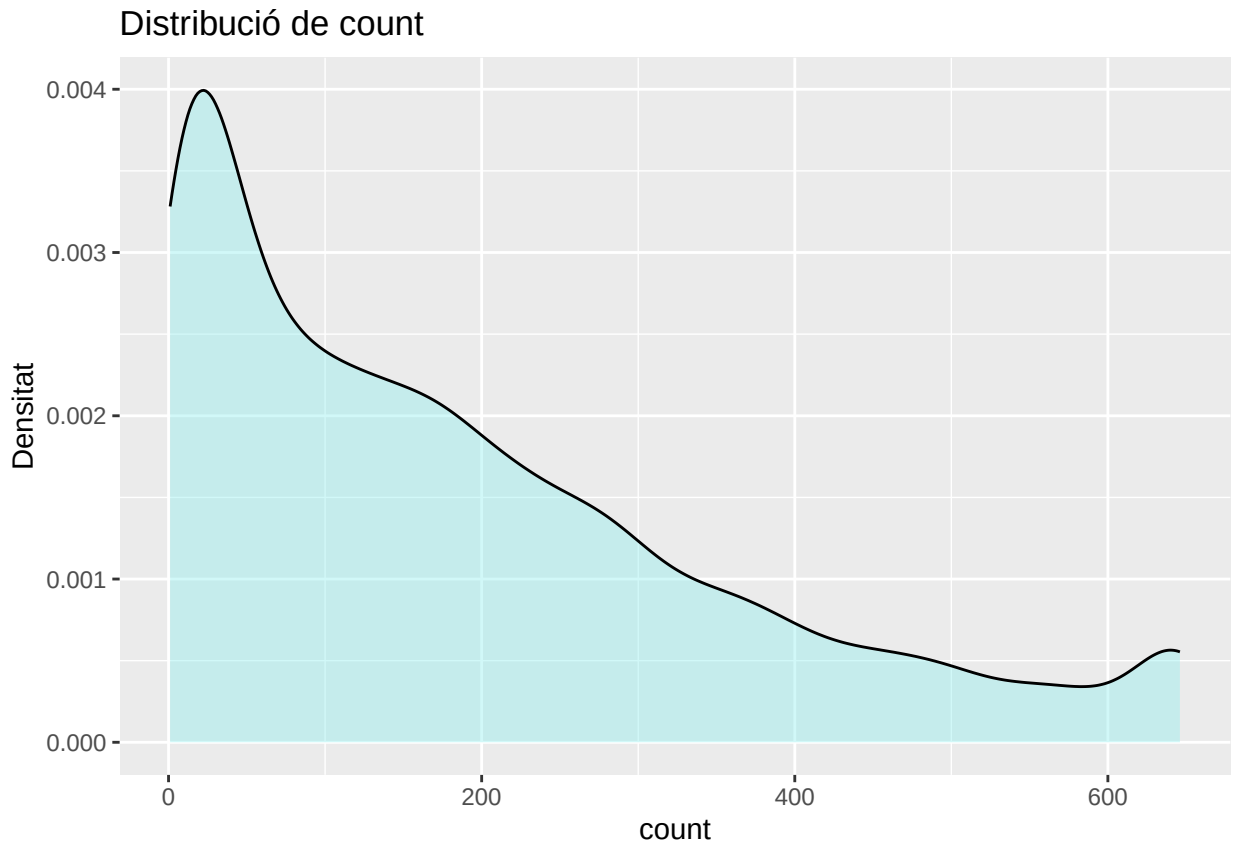
4.1. Selecció dels grups de dades

Per a respondre a les preguntes `A` i `B` s'emprarà la variable `count` i, respectivament, `workingday` i `season`.

L'última qüestió (`C`), en canvi, requereix un estudi holístic de les variables. Per tant, començarem fent un estudi de les **correlacions** entre les diferents variables per a identificar problemes de colinealitat alhora que observem les variables que més influeixen en el nombre de bicicletes llogades. Amb aquest subconjunt de dades, provarem de generar un **model de regressió lineal múltiple** i quantificarem el seu ajust.

4.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància

```r
ggplot(bikes, aes(x=count)) +
  geom_density(fill="darkslategray2", alpha=0.4) +
  ggtitle("Distribució de count") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')
```



La distribució de `count` **no és normal**. Tot i haver tractat outliers, s'observa un pic desplaçat cap a l'esquerra i unes dades molt disperses. En tot cas, si tenim en compte el **teorema del límit central** (TLC) i sabem que tenim més de 30 mostres (bastantes més), podem assumir que la **mitjana de `count` es distribueix de forma normal**.

- L'homogeneïtat de les dades. Pregunta A.

```
# Subdataframes
bikes_work <- bikes[bikes$workingday == 1,]
bikes_fest <- bikes[bikes$workingday == 0,]

# Test d'igualtat de variàncies, 95
var.test(bikes_work$count, bikes_fest$count, conf.level = 0.95)
```

```
##
##  F test to compare two variances
##
## data:  bikes_work$count and bikes_fest$count
## F = 1.0389, num df = 5207, denom df = 2480, p-value = 0.2712
## alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
## 95 percent confidence interval:
##  0.9705829 1.1111785
## sample estimates:
## ratio of variances
##           1.038931
```

Donat que p > 0.05, **acceptem la igualtat de variàncies** entre els dies laborals i caps de setmana.

- L'homogeneïtat de les dades. Pregunta B.

```
# Subdataframes
bikes_Summer <- bikes[bikes$season == "Estiu",]
bikes_NotSummer <- bikes[bikes$season != "Estiu",]

# Test d'igualtat de variàncies, 95
var.test(bikes_Summer$count, bikes_NotSummer$count, conf.level = 0.95)
```

```
##
##  F test to compare two variances
##
## data:  bikes_Summer$count and bikes_NotSummer$count
## F = 1.2294, num df = 1942, denom df = 5745, p-value = 1.49e-08
## alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
## 95 percent confidence interval:
##  1.143913 1.323131
## sample estimates:
## ratio of variances
##           1.229446
```

Donat que p < 0.05, **rebutgem la igualtat de variàncies** entre l'estiu i la resta d'estacions.

4.3. Aplicació de proves estadístiques

4.3.1 Contrasts d'hipòtesi

- **A) Hi ha més demanda de bicicletes els caps de setmana?**

1. Pregunta de recerca

La demanda de bicicletes és significativament superior el cap de setmana?

2. Hipòtesi nul · la i l'alternativa

H_0: $\mu_{capde} = \mu_{laboral}$

H_1: $\mu_{capde} > \mu_{laboral}$

3. Test de dues mostres independents sobre la mitjana amb variàncies desconegudes iguals

```
t.test(bikes_work$count, bikes_fest$count, var.equal = TRUE, alternative = "greater", conf.level = 0.95)
```

```
##
##  Two Sample t-test
##
## data:  bikes_work$count and bikes_fest$count
## t = 0.93526, df = 7687, p-value = 0.1748
## alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0
## 95 percent confidence interval:
##  -2.994514       Inf
## sample estimates:
## mean of x mean of y
##  189.6709  185.7251
```

Hem obtingut un valor p > 0.05. No podem rebutjar la hipòtesi nul · la.

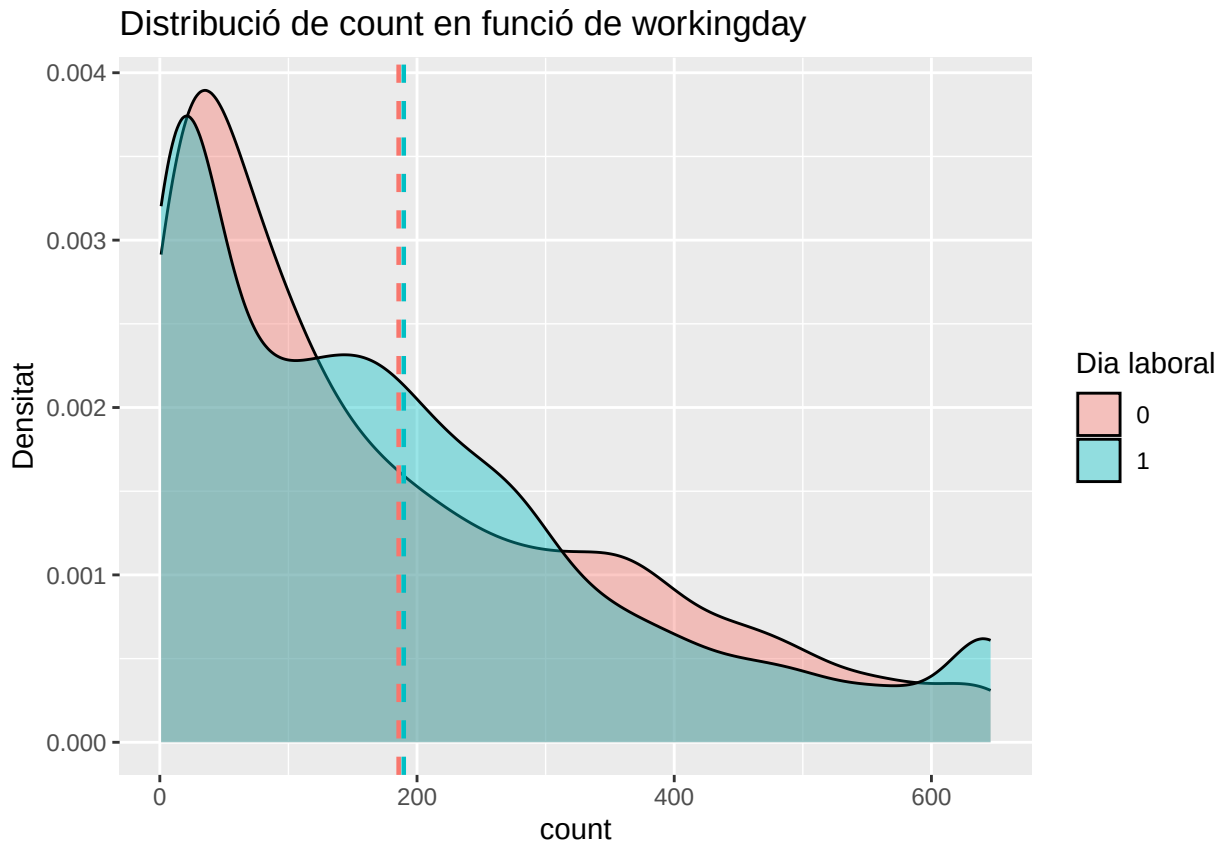
4. Conclusió

La demanda no és significativament superior durants els caps de setmana.

```
# Mitjanes de count per workingday
mean_count_df <- bikes %>%
  group_by(workingday) %>%
  summarize(mean=mean(count))

# Gràfica count + workingday
ggplot(bikes, aes(x=count, fill=workingday)) +
  geom_density(alpha=0.4) +
  scale_fill_discrete(name = "Dia laboral") +
  ggtitle("Distribució de count en funció de workingday") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')+
  geom_vline(data = mean_count_df, aes(
    xintercept = mean, color = workingday),linetype = "dashed", size=0.8)+
  guides(color = FALSE, size = FALSE)
```

```
## Warning: Using ‘size‘ aesthetic for lines was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use ‘linewidth‘ instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call ‘lifecycle::last_lifecycle_warnings()‘ to see where this warning was
## generated.
```

```
## Warning: The ‘<scale>‘ argument of ‘guides()‘ cannot be ‘FALSE‘. Use "none" instead as
## of ggplot2 3.3.4.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call ‘lifecycle::last_lifecycle_warnings()‘ to see where this warning was
## generated.
```



- **B) Hi ha més demanda de bicicletes a l'estiu?**

1. Pregunta de recerca

La demanda de bicicletes és significativament superior el cap de setmana?

2. Hipòtesi nul · la i l'alternativa

H_0: $\mu_{estiu} = \mu_{altre}$

H_1: $\mu_{estiu} > \mu_{altre}$

3. Test de dues mostres independents sobre la mitjana amb variàncies desconegudes diferents

```
t.test(bikes_Summer$count, bikes_NotSummer$count, var.equal = FALSE, alternative = "greater", conf.level
```

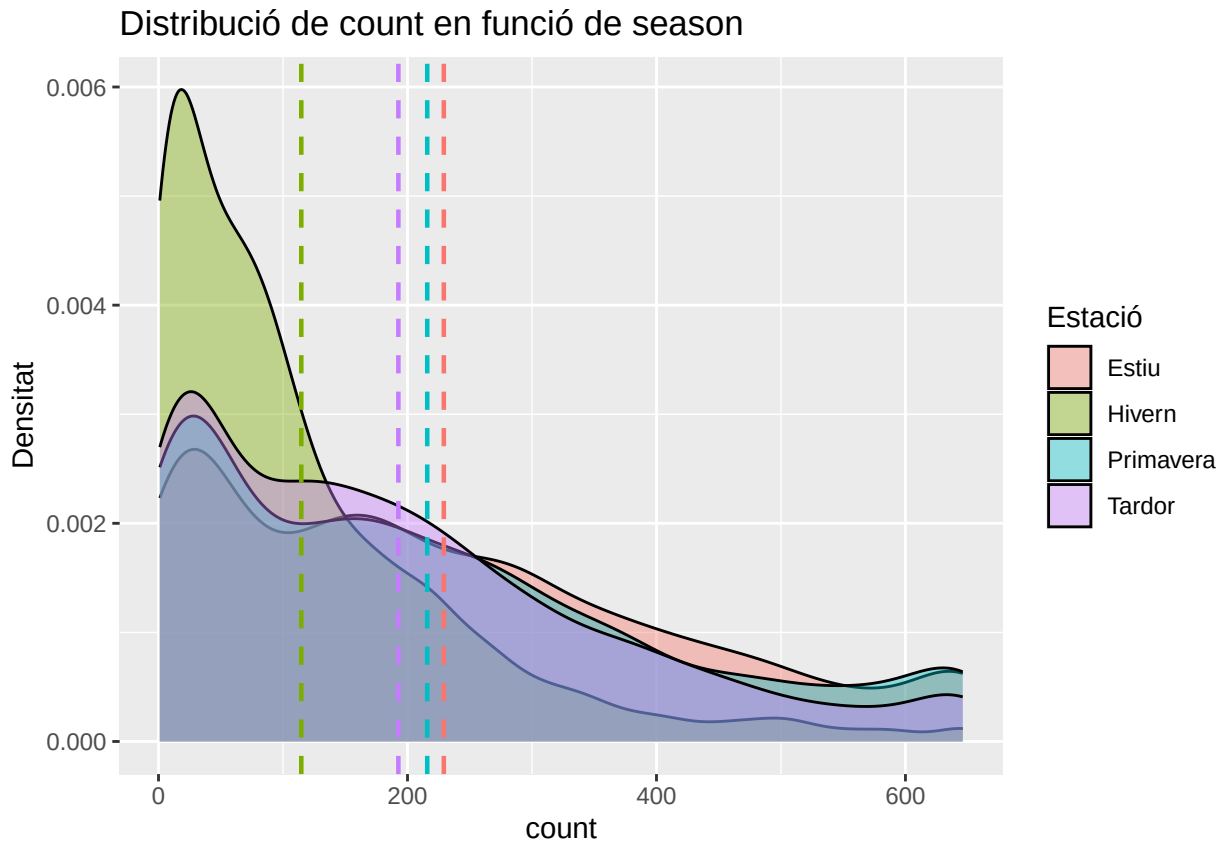
```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  bikes_Summer$count and bikes_NotSummer$count
## t = 11.531, df = 3078.4, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0
## 95 percent confidence interval:
##  46.76934      Inf
## sample estimates:
## mean of x mean of y
##  229.1657  174.6121
```

Hem obtingut un valor p < 0.05. Rebutgem la hipòtesi nul · la.

*4. Conclusió**

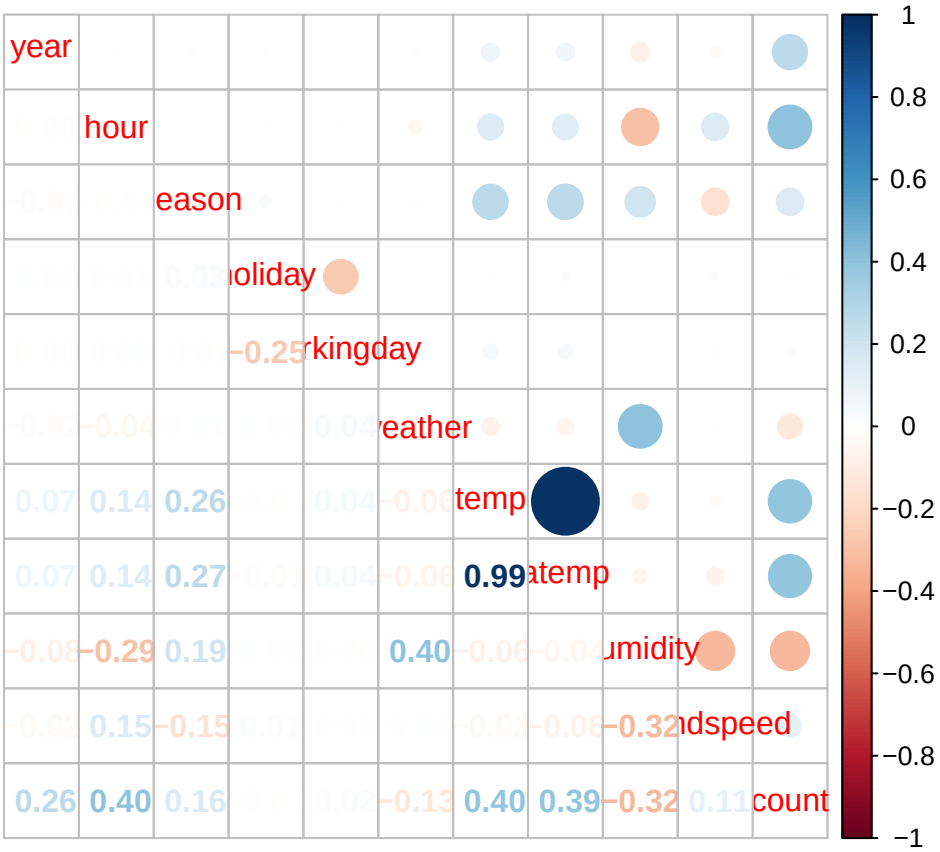
L'estiu és l'estació de l'any que registra una demanda significativament superior a la resta.

```
# Mitjanes de count per season
mean_count_df <- bikes %>%
  group_by(season) %>%
  summarize(mean=mean(count))

# Gràfica count + season
ggplot(bikes, aes(x=count, fill=season)) +
  geom_density(alpha=0.4) +
  scale_fill_discrete(name = "Estació") +
  ggtitle("Distribució de count en funció de season") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')+
  geom_vline(data = mean_count_df, aes(
    xintercept = mean, color = season),linetype = "dashed", size=0.8)+
  guides(color = FALSE, size = FALSE)
```



4.3.2 Anàlisi de correlacions Estudiem la correlació i colinealitat de les variables:

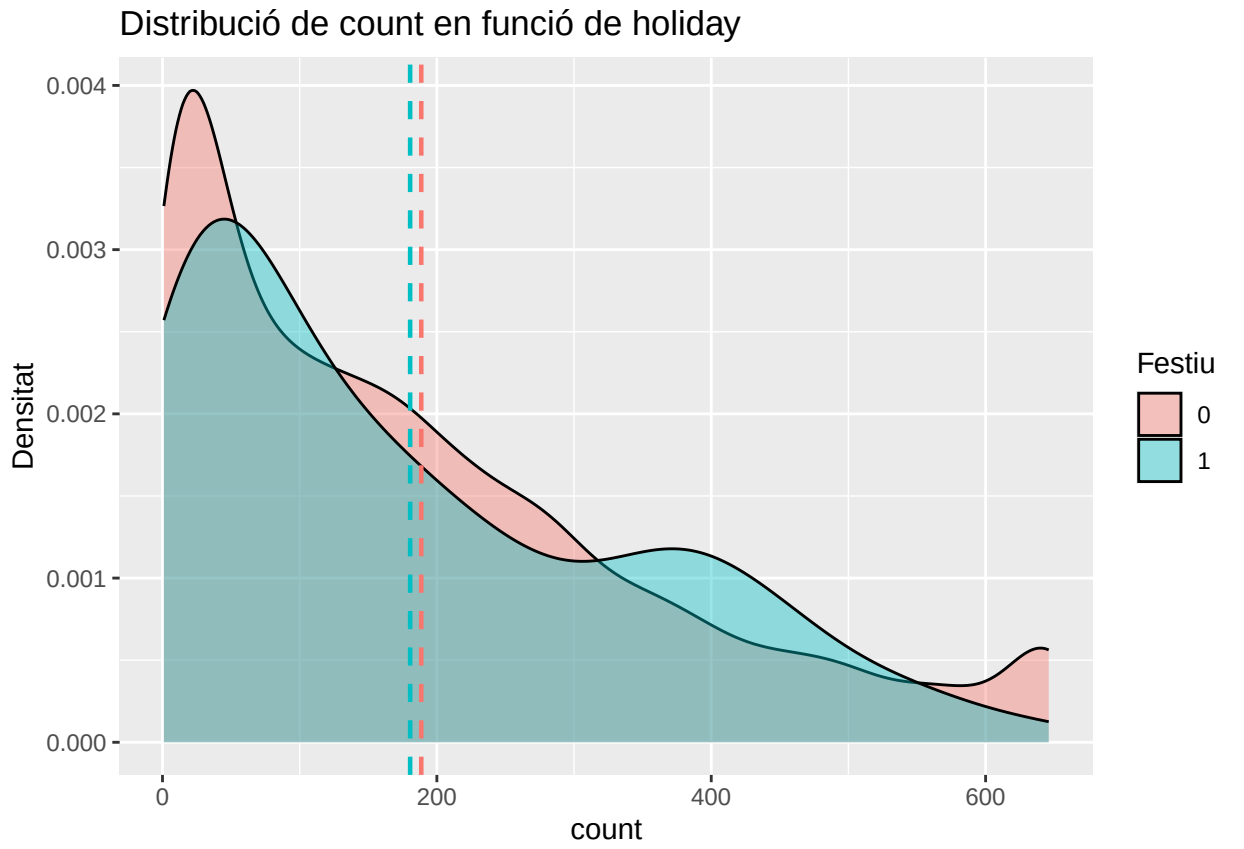
```
corr_df <- bikes_original[2:12]
corr <- hetcor(corr_df,use="complete.obs")
corrplot.mixed(corr=corr$correlations)
```



Observacions

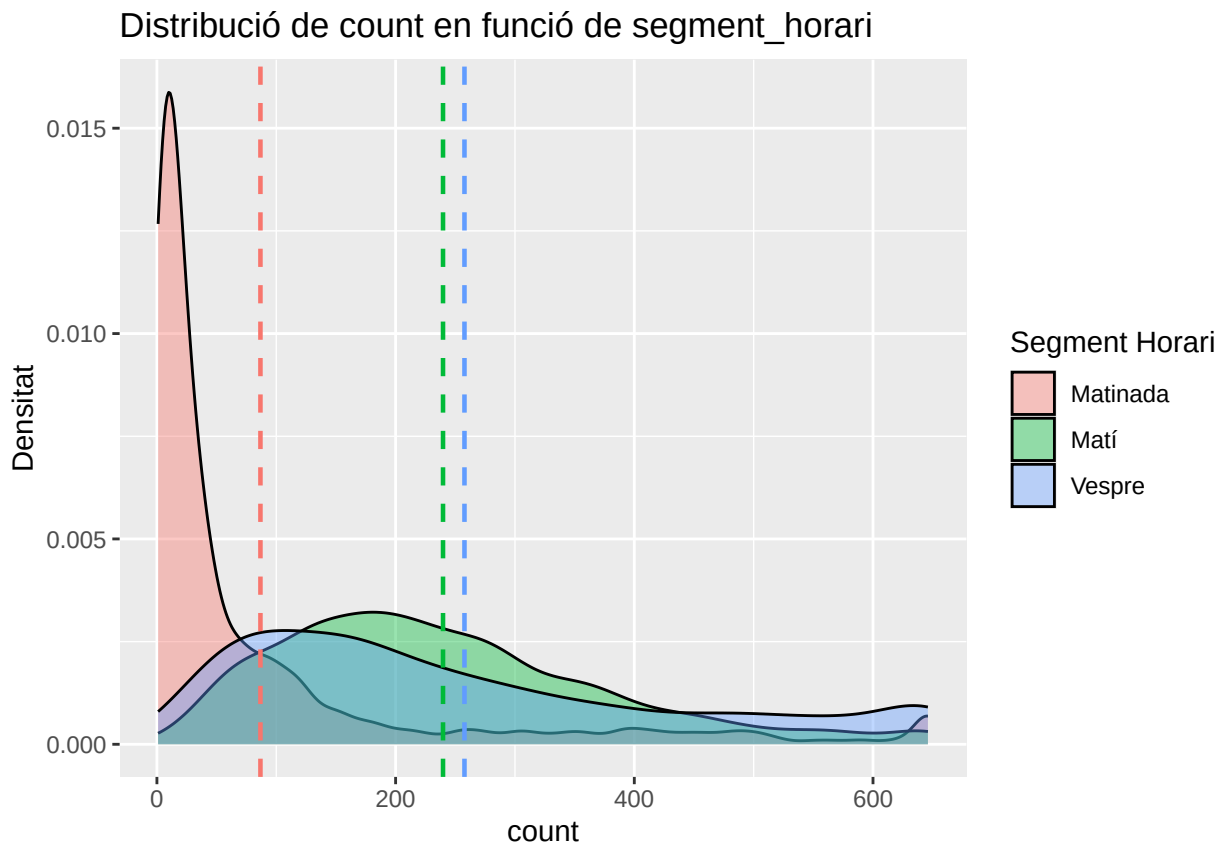
- No s'ha detectat cap correlació entre la festivitat o *laboralitat* i el nombre de bicis llogades. Tampoc és massa significativa la variable `windspeed` ni `season`.

```
# Mitjanes de count per holiday
mean_count_df <- bikes %>%
  group_by(holiday) %>%
  summarize(mean=mean(count))

# Gràfica count + holiday
ggplot(bikes, aes(x=count, fill=holiday)) +
  geom_density(alpha=0.4) +
  scale_fill_discrete(name = "Festiu") +
  ggtitle("Distribució de count en funció de holiday") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')+
  geom_vline(data = mean_count_df, aes(
    xintercept = mean, color = holiday),linetype = "dashed", size=0.8)+
  guides(color = FALSE, size = FALSE)
```

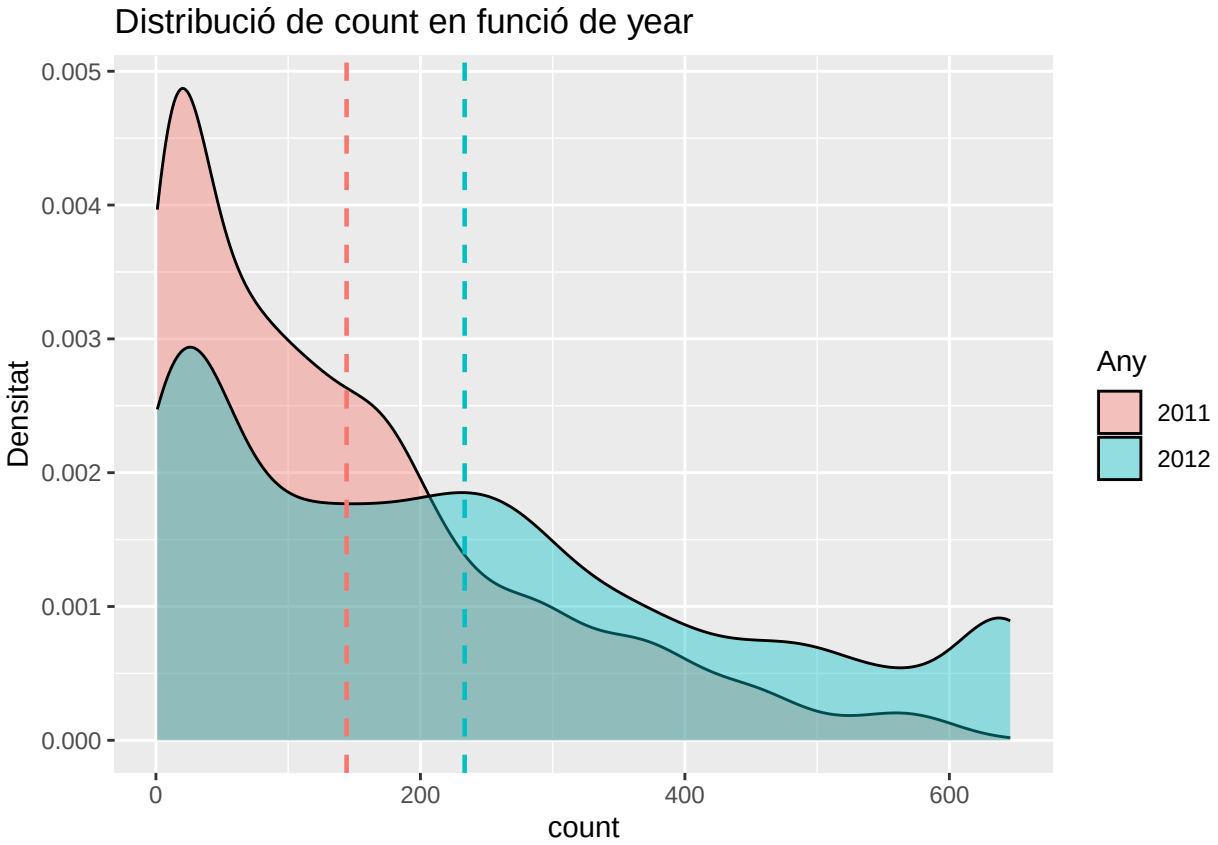


- Les variables que fan augmentar `count` de forma més notòria són l'**hora** i la **temperatura/sensació tèrmica** - seguits de l'**any**. En canvi, a mesura que augmenta la **humitat** disminueix la demanda.

```
# Discretitzem la variable hora
bikes$segment_horari <- cut(bikes$hour, breaks = c(-1, 8, 16, 23),
                            labels = c("Matinada", "Matí", "Vespre"))


# Mitjanes de count per segment_horari
mean_count_df <- bikes %>%
  group_by(segment_horari) %>%
  summarize(mean=mean(count))

# Gràfica count + segment_horari
ggplot(bikes, aes(x=count, fill=segment_horari)) +
  geom_density(alpha=0.4) +
  scale_fill_discrete(name = "Segment Horari") +
  ggtitle("Distribució de count en funció de segment_horari") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')+
  geom_vline(data = mean_count_df, aes(
    xintercept = mean, color = segment_horari),linetype = "dashed", size=0.8)+
  guides(color = FALSE, size = FALSE)
```




```
# Al haver només dos anys, el visualitzem igual
bikes$year <- as.factor(bikes$year)

# Mitjanes de count per year
mean_count_df <- bikes %>%
  group_by(year) %>%
  summarize(mean=mean(count))

# Gràfica count + year
ggplot(bikes, aes(x=count, fill=year)) +
  geom_density(alpha=0.4) +
  scale_fill_discrete(name = "Any") +
  ggtitle("Distribució de count en funció de year") +
  xlab('count') +
  ylab('Densitat')+
  geom_vline(data = mean_count_df, aes(
    xintercept = mean, color = year),linetype = "dashed", size=0.8)+
  guides(color = FALSE, size = FALSE)
```



La demanda és major al 2012. Unes dades molt prometedores de cara al negoci!

- La major correlació es troba entre la temperatura i la sensació tèrmica (el 99%). Per tant, podrem prescindir d'alguna d'elles.

4.3.3 Regressió lineal múltiple Per últim, estimarem per mínims quadrats ordinaris un model lineal que expliqui la variable `count`en funció de les variables `year`, `hour`, `temp` i `humidity`:

```
model <- lm(count~year+hour+temp+humidity, data = bikes)
summary(model)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = count ~ year + hour + temp + humidity, data = bikes)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -308.88  -92.10  -24.83   60.08  568.75
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 25.23822    7.89227   3.198  0.00139 **
## year2012    76.51509    3.11037  24.600  < 2e-16 ***
## hour         7.73457    0.23590  32.787  < 2e-16 ***
## temp         7.31309    0.20018  36.532  < 2e-16 ***
```

```
## humidity    -1.81998    0.08405 -21.655  < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 135.6 on 7684 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3855, Adjusted R-squared:  0.3852
## F-statistic:  1205 on 4 and 7684 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Observacions

- Donat un p-valor inferior a 2.2e-16, podem afirmar que **totes les variables escollides són significatives**. Aquest resultat, de fet, és coherent amb els resultats de l'apartat anterior.
- El coeficient de determinació indica que **només un 38.55% de la variància** de les observacions **queda explicada** pel model lineal.

6. Conclusions finals