Tipologia i cicle de vida de les dades - Pràctica 2

Autor: Isabel Barrera Benavent i Maria Font Sánchez

Desembre 2021

Descripció del dataset.

Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre?

El dataset que hem decidit fer servir per aquesta pràctica és el següent:

https://www.kaggle.com/imakash3011/customer-personality-analysis

És un conjunt de dades obtingut de la web Kaggle i construït per 29 atributs, un dels quals és l'identificador únic del registre, 25 atributs numèrics enters i 3 atributs de tipus text.

Es tracta d'una enquesta feta a 2.240 clients d'una empresa per a poder valorar la seva personalitat a l'hora de comprar els seus productes i amb la finalitat de comprendre i analitzar els gustos i necessitats que tenen segons el tipus de clients que siguin.

D'aquesta manera l'empresa pot prendre decisions respecte als productes que ven o fer campanyes de màrqueting més específiques segons el tipus de clients i producte.

Els atributs que conté el dataset són els següents:

- **ID**: Identificador únic del client.
- **Year_Birth**: Any de naixement del client.
- **Education**: Nivell d'educació del client.
- **Marital_Status**: Estat marital del client.
- **Income**: Ingrés familiar del client.
- **Kidhome**: Número de fills amb qui viu el client.
- **Teenhome**: Número d'adolescents amb qui viu el client.
- **Dt_Customer**: Data en que s'inscriu com client de l'empresa.
- **Recency**: Número de dies que han passat des de l'última compra.
- **MntWines**: Quantitat gastada en vi durant els últims dos anys.
- **MntFruits**: Quantitat gastada en vi durant els últims dos anys.
- **MntMeatProducts**: Quantitat gastada en carn durant els últims dos anys.
- **MntFishProducts**: Quantitat gastada en peix durant els últims dos anys.
- **MntSweetProducts**: Quantitat gastada en dolços durant els últims dos anys.
- **MntGoldProds**: Quantitat gastada en or durant els últims dos anys.
- **NumDealsPurchases**: Número de compres realitzades amb descomptes.

- **NumWebPurchases**: Número de compres realitzades des de la web de l'empresa.
- **NumCatalogPurchases**: Número de compres realitzades des del catàleg de l'empresa.
- **NumStorePurchases**: Número de compres realitzades directament en una tenda de l'empresa.
- **NumWebVisitsMonth**: Número de visites realitzades durant l'últim mes a la web de l'empresa.
- **AcceptedCmp3**: el client va acceptar l'oferta en la 3a campanya (1), o no (0).
- **AcceptedCmp4**: el client va acceptar l'oferta en la 4a campanya (1), o no (0).
- **AcceptedCmp5**: el client va acceptar l'oferta en la 5a campanya (1), o no (0).
- **AcceptedCmp1**: el client va acceptar l'oferta en la 1a campanya (1), o no (0).
- **AcceptedCmp2**: el client va acceptar l'oferta en la 2a campanya (1), o no (0).
- **Complain**: si hi ha hagut alguna queixa del client en els últims dos anys (1), o no (0).
- **Z_CostContact**: Cost Contacte. Té valor 3 per defecte.
- **Z_Revenue**: Ingressos del client: Té valor 11 per defecte.
- **Response**: 1si el client va acceptar l'oferta en la última campanya (1), o no (0).

A partir del conjunt de dades d'aquest dataset, es pretén estudiar com influeix el perfil del client amb la quantitat gastada en les compres de productes de carn. Per això, s'aplicaran mètodes de regressió per a veure la relació entre les diferents variables, i mètodes de classificació per a crear el perfil del client. Aquest estudi és important per a les empreses de ventes de productes (tan online com físiques) per a poder identificar el tipus de client que compra de carn i crear així campanyes de màrqueting específiques.

Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar

Per tal de poder realitzar la selecció de les dades d'interès a analitzar, el primer pas és fer la lectura del fitxer CSV anomenat 'marketing_campaign.csv':

```
data_clients<-read.csv("../data/marketing_campaign.csv", header=T, sep="\
t")
```

D'aquestes 29 variables, ens interessa quedar-nos amb les següents:

- ID: identificador únic

Perfil del client:

- Year_Birth, Education, Marital_status, Income, Kidhome, Teenhome.

Gasto per productes alimentaris:

- MntMeatProducts, NumWebPurchases, NumCatalogPurchases, NumStorePurchases.

La resta de variables, degut a que no es faran servir, s'eliminen del conjunt de dades:

```
data_clients <- data_clients[, c('ID', 'Year_Birth', 'Education', 'Marita
l_Status', 'Income', 'Kidhome', 'Teenhome', 'MntMeatProducts', 'NumWebPur
chases', 'NumCatalogPurchases', 'NumStorePurchases')]
```

Neteja de dades

En les dades del dataset, es pot observar que les variables 'Education' i 'Marital Status' són les úniques expressades com a text. La resta de variables són numèriques.

Primer, es validarà que aquestes variables de text es puguin categoritzar:

```
table(data_clients$Education)

##
##   2n Cycle      Basic Graduation     Master        PhD
##        203         54       1127        370        486

table(data_clients$Marital_Status)

##
##   Absurd    Alone Divorced  Married   Single Together    Widow     YOL
O
##        2        3      232      864      480      580       77
2
```

Totes dues variables es poden categoritzar fent ús de la funció 'as.factor':

```
data_clients$Education <- as.factor(data_clients$Education)
data_clients$Marital_Status <- as.factor(data_clients$Marital_Status)
```

Zeros o elements buits

Les dades contenen zeros o elements buits? Com gestionaries aquests casos?

Les variables numèriques utilitzen el valor 0 per indicar que no es té informació. I les de tipus text ho indiquen mitjançant els elements buits. El primer pas per a fer aquesta comprovació, es validar si existeixen valors buits en les variables seleccionades:

```
colSums(is.na(data_clients))

##                  ID          Year_Birth           Education      Marit
al_Status
##                   0                   0                   0
0
##              Income             Kidhome            Teenhome     MntMea
tProducts
##                  24                   0                   0
0
```

```
##     NumWebPurchases NumCatalogPurchases   NumStorePurchases
##                   0                   0                   0
```

En aquest cas, la variable 'Income' en té 24. Per tal de gestionar aquests valors, hi ha diverses tècniques que es poden aplicar:

- Eliminar aquests registres.
- Aplicar la mitjana dels valors més propers.

Degut a que es tracta d'1% dels registres totals, es preferible eliminar-los ja que l'impacte i la perduda de dades és mínima:

```
data_clients <- na.omit(data_clients)
```

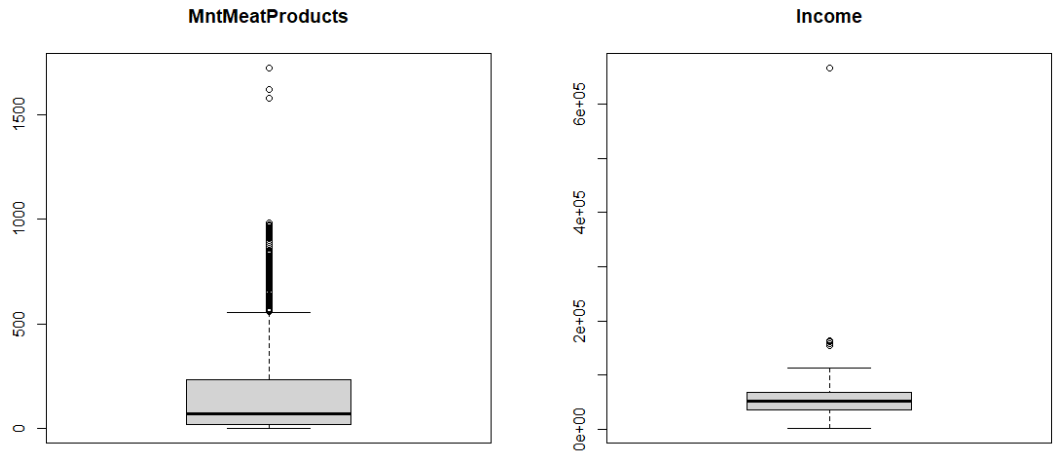
Identificació i tractament de valors extrems

El següent pas és identificar els valors extrems, que són les dades que es troben allunyades de la distribució normal.

Utilitzarem la funció boxplots.stats() de R per anar revisant variable a variable si trobem registres amb valors extrems que es puguin considerar incorrectes o que ens pugui implicar una desviació important.

Es visualitzen la gràfica boxPlot d'algunes de les variables, i posteriorment es fa l'anàlisi de cadascuna d'elles:

```
par(mfrow=c(1,2))

extrems_mntMeat <- boxplot(data_clients$MntMeatProducts, main = "MntMeatP
roducts")
extrems_income <- boxplot(data_clients$Income, main = "Income")
```



VARIABLE **YEAR_BIRTH**

```
boxplot.stats(data_clients$Year_Birth)$out

## [1] 1900 1893 1899

summary(data_clients$Year_Birth)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    1893    1959    1970    1969    1977    1996

## En aquest cas considerem que aquests 3 valors són incorrectes, ja que
implicaria que actualment aquests clients tenen més de 130 anys.
## Decidim canviar-los per el valor mitjà.
median_year_birth <- median(data_clients$Year_Birth)

data_clients$Year_Birth[(data_clients$Year_Birth==1893)] <- median_year_b
irth
data_clients$Year_Birth[(data_clients$Year_Birth==1900)] <- median_year_b
irth
data_clients$Year_Birth[(data_clients$Year_Birth==1899)] <- median_year_b
irth
```

VARIABLES **EDUCATION**, **MARITAL STATUS**, **KIDHOME**, **TEENHOME** I **NUMSTORESPURCHASES**:

```
boxplot.stats(data_clients$Education)$out

## factor(0)
## Levels: 2n Cycle Basic Graduation Master PhD

boxplot.stats(data_clients$Marital_Status)$out

## factor(0)
## Levels: Absurd Alone Divorced Married Single Together Widow YOLO

boxplot.stats(data_clients$Kidhome)$out

## integer(0)

boxplot.stats(data_clients$Teenhome)$out

## integer(0)

boxplot.stats(data_clients$NumStorePurchases)$out

## integer(0)

## No sembla que hi hagin valors extrems.
## Revisem els seus valor amb la funció table
table(data_clients$Education)

##
##   2n Cycle      Basic Graduation     Master        PhD
##        200         54       1116        365        481
```

```
table(data_clients$Marital_Status)

##
##   Absurd    Alone Divorced  Married   Single Together    Widow     YOL
O
##        2        3      232      857      471      573       76
2

table(data_clients$Kidhome)

##
##    0    1    2
## 1283  887   46

table(data_clients$Teenhome)

##
##    0    1    2
## 1147 1018   51

table(data_clients$NumStorePurchases)

##
##   0   1   2   3   4   5   6   7   8   9  10  11  12  13
##  14   6 220 484 319 211 177 141 147 106 124  80 104  83
```

VARIABLE **NUMWEBPURCHASES**:

```
boxplot.stats(data_clients$NumWebPurchases)$out

## [1] 23 27 25

summary(data_clients$NumWebPurchases)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   0.000   2.000   4.000   4.085   6.000  27.000

## Els valors extrems són valors que es poden donar. Els donem per bons.
```

VARIBALE **NUMCATALOGPURCHAES**:

```
boxplot.stats(data_clients$NumCatalogPurchases)$out

##  [1] 28 11 22 11 11 11 11 11 28 11 11 11 11 11 11 11 11 28 11 11 11 11
11

summary(data_clients$NumCatalogPurchases)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   0.000   0.000   2.000   2.671   4.000  28.000

## Els valors extrems són valors que es poden donar. Els donem per bons.
```

VARIABLE **MNTMEATPRODUCTS**;

```
## Al tenir tants valors diferents, representem el seu boxplot
summary(data_clients$MntMeatProducts)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##     0.0    16.0    68.0   167.0   232.2  1725.0

## Sembla que hi han uns 4 valors superiors dels 1500 i diferenciats dels
altres.
table(data_clients$MntMeatProducts[(data_clients$MntMeatProducts>1500)] )

##
## 1582 1622 1725
##    1    1    2

## Els canviem per la seva mitjana:
data_clients$MntMeatProducts[(data_clients$MntMeatProducts>1500)] <- medi
an(data_clients$MntMeatProducts)
```

VARIABLE **INCOME**:

```
## Al tenir tants valors diferents, representem el seu boxplot
summary(data_clients$Income)

##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    1730   35303   51382   52247   68522  666666

## Hi ha un valor molt superior al altres.
table(data_clients$Income[(data_clients$Income>300000)] )

##
## 666666
##      1

## Els canviem per la seva mitjana:
data_clients$Income[(data_clients$Income>300000)] <- median(data_clients$
Income)
```

Anàlisi de les dades

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

La selecció dels grups de dades ha de permetre realitzar les proves estadístiques en funció dels grups a comparar o analitzar.

Per això, es seleccionaran les dades en funció de les variables 'Education' i 'Marital Status', aquestes són les que s'han categoritzat anteriorment.

```
#Agrupació per estudis:
data_clients.basic <- data_clients[data_clients$Education == "Basic",]
data_clients.graduation <- data_clients[data_clients$Education == "Gradua
tion",]
data_clients.cycle <- data_clients[data_clients$Education == "2n Cycle",]
```

```
data_clients.master <- data_clients[data_clients$Education == "Master",]
data_clients.phd <- data_clients[data_clients$Education == "PhD",]
#Agrupació per estat civil:
data_clients.divorced <- data_clients[data_clients$Marital_Status == "Div
orced",]
data_clients.married <- data_clients[data_clients$Marital_Status == "Marr
ied",]
data_clients.single <- data_clients[data_clients$Marital_Status == "Singl
e" || data_clients$Education == "Alone",]
data_clients.together <- data_clients[data_clients$Marital_Status == "Tog
ether",]
data_clients.widow <- data_clients[data_clients$Marital_Status == "Widow"
,]
```

Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància

Per a poder realitzar les proves estadístiques, cal comprovar la normalitat i la homogeneïtat de la variància.

En aquest cas utilitzarem el test de Shaprio-Wilk, on diu que si el p-valor és més petit que α=0,05, es conclou que les dades no estan seguint una distribució normal. Per contra, si p-valor es major que α=0,05, les dades sí que estan seguint una distribució normal.

Les variables amb les que es mesurarà la normalitat són les del tipus numèric, i que no siguin la variable ID (corresponen a l'identificador), ni Kidhome ni Teenhome ja que corresponen a valors booleans del tipus 0 i 1.

```
options(scipen = 100)
par(mfrow=c(2,3))
p_value <- 0.05
columnes <- colnames(data_clients)
colnames_not_check <- c("ID", "Kidhome", "Teenhome")
for (i in 1:ncol(data_clients)) {
  col <- data_clients[,i]
  if(is.numeric(col) && !is.element(colnames(data_clients)[i], colnames_n
ot_check)){
    qqnorm(col, main = paste("Normal Q-Q plot: ", colnames(data_clients)[
i]));
    qqline(col, col = 2)
    normality_pvalue <- shapiro.test(col)$p.value
    if(normality_pvalue < p_value){
      cat("Distribució NO normalitzada de la columna: ", colnames(data_cl
ients)[i])
    }else{
      cat("Distribució normal de la columna: ", colnames(data_clients)[i]
)
    }
    cat("\n")
```

```
  }
}
```

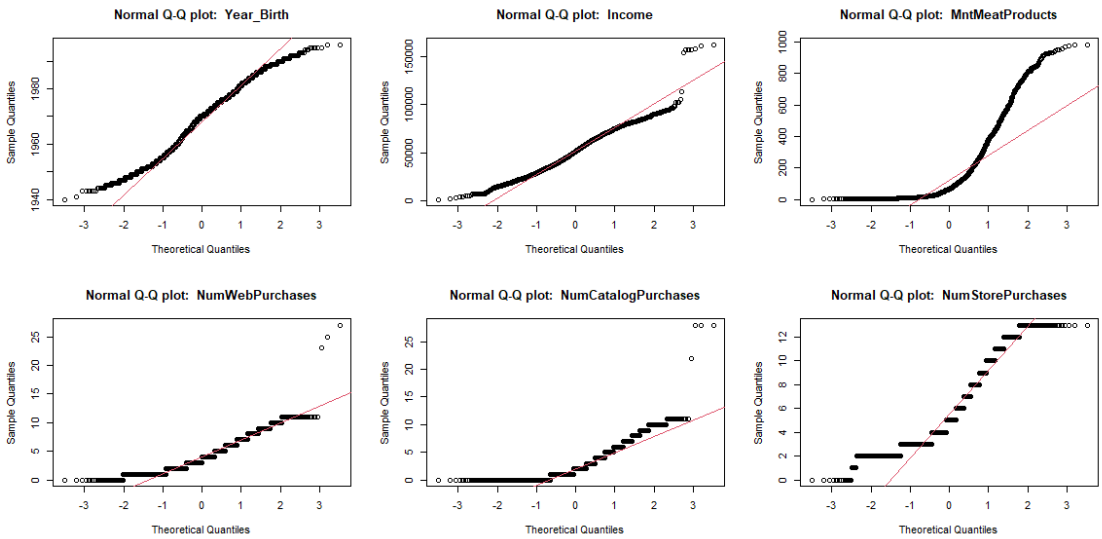
```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  Year_Birth
```

```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  Income
```

```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  MntMeatProducts
```

```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  NumWebPurchases
```

```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  NumCatalogPurchases
```




```
## Distribució NO normalitzada de la columna:  NumStorePurchases
```

Es pot observar en el diagrama Q-Q i fent el test Shapiro-Wilk, que cap de les variables està normalitzada.

Es proposa normalitzar les variables següents, ja que la resta, es bo que es vegin els valors reals: MntMeatProducts, NumWebPurchases, NumCatalogPurchases, NumStorePurchases. En aquest cas s'aplica la transformació Box-Cox de la llibreria forecast:

```
if (!require('ggplot2')) install.packages('ggplot2'); library('ggplot2')
if (!require('forecast')) install.packages('forecast'); library('forecast
')
if (!require('gridExtra')) install.packages('gridExtra'); library('gridEx
tra')
data_clients_normalitzat <- data_clients
data_clients_normalitzat$MntMeatProducts <- BoxCox(data_clients[,c('MntMe
atProducts')], 1/2)
data_clients_normalitzat$NumWebPurchases <- BoxCox(data_clients[,c('NumWe
bPurchases')], 1/2)
data_clients_normalitzat$NumCatalogPurchases <- BoxCox(data_clients[,c('N
umCatalogPurchases')], 1/2)
```

```
data_clients_normalitzat$NumStorePurchases <- BoxCox(data_clients[,c('Num
StorePurchases')], 1/2)
```

Un cop es tenen les dades normalitzades, es fa l'estudi de l'homoscedasticitat. S'utilitzarà el test de Fligner-Killeen ja que es volen comparar les dades normalitzades amb les que no ho han estat.

Tal i com passava amb el test Shapiro-Wilk, si el p-value és inferior a 0.05, es conclou que les dades no són homogènies:

```
fligner.test(Year_Birth ~ MntMeatProducts, data = data_clients_normalitza
t)

##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  Year_Birth by MntMeatProducts
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 659.96, df = 550, p-value = 0.000853
9

fligner.test(Year_Birth ~ NumWebPurchases, data = data_clients_normalitza
t)

##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  Year_Birth by NumWebPurchases
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 19.778, df = 14, p-value = 0.1373

fligner.test(Year_Birth ~ NumCatalogPurchases, data = data_clients_normal
itzat)

##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  Year_Birth by NumCatalogPurchases
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 52.732, df = 13, p-value =
## 0.000001006

fligner.test(Year_Birth ~ NumStorePurchases, data = data_clients_normalit
zat)

##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  Year_Birth by NumStorePurchases
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 33.543, df = 13, p-value = 0.001412
```

Les variables següents són homogènies ja que el p-value és superior a 0.05: Year_Birth by NumWebPurchases. La resta no ho són.

Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades

En funció de les dades i de l'objectiu de l'estudi, aplicar proves de contrast d'hipòtesis, correlacions, regressions etc.

Anàlisi de correlació:

Procedim a realitzar un anàlisis de correlació amb la variable MntMeatProducts i així verificar si hi ha alguna variable que tingui una dependència prou gran per creure que pot influir amb el valor de la compra de Carn.

Per fer l'estudi utilitzarem les dades normalitzades (data_clients_normalitzat):

```
corr_matrix <- matrix(nc = 2, nr = 0)
colnames(corr_matrix) <- c("estimate", "p-value")

for (i in 1:(ncol(data_clients_normalitzat) - 1)) {
  if (is.integer(data_clients_normalitzat[,i]) | is.numeric(data_clients_
normalitzat[,i])) {
    spearman_test = cor.test(data_clients_normalitzat[,i],
    data_clients_normalitzat[,10],
    method = "spearman")
    corr_coef = spearman_test$estimate
    p_val = spearman_test$p.value
    pair = matrix(ncol = 2, nrow = 1)
    pair[1][1] = corr_coef
    pair[2][1] = p_val
    corr_matrix <- rbind(corr_matrix, pair)
    rownames(corr_matrix)[nrow(corr_matrix)] <- colnames(data_clients_nor
malitzat)[i]
  }
}
print(corr_matrix)
```

```
##                       estimate       p-value
## ID                 -0.01133448  5.938398e-01
## Year_Birth         -0.17932270  1.803758e-17
## Income              0.79277637  0.000000e+00
## Kidhome            -0.59896565 6.659968e-216
## Teenhome           -0.04604096  3.021372e-02
## MntMeatProducts     0.85072506  0.000000e+00
## NumWebPurchases     0.62100133 1.651990e-236
## NumCatalogPurchases 1.00000000  0.000000e+00
```

Les variables amb més correlació amb la quantitat de carn comprada són els que estan més a prop dels valors -1 i 1. En aquest cas la variable amb una correlació més alta és NumCatalogPurchases i Income per tant podem concloure que l'ingrés familiar i el número de compres realitzades per catàleg pot està relacionat amb les compres de carn d'un client.

Anàlisi de contrast:

Mirem ara de fer una prova de contrast d'hipòtesi:

Com que quasi totes les relacions entre les variables del dataset original no són homogènies, utilitzarem el tests de kruskal entre els diferents variables i les variables d'estudi, revisant quin valor de p-value dona. Si és menor a 0,05 conclourem que els valors de la variable d'estudi, MntMeatProducts, és variant segons els diferents valors de l'altra variable.

Test de Kruskal

```
cont_matrix <- matrix(nc = 2, nr = 0)
colnames(cont_matrix) <- c("statistic", "p-value")

for (i in 1:(ncol(data_clients) - 1)) {
  if (is.integer(data_clients[,i]) | is.numeric(data_clients[,i])) {
    kruskal_test = kruskal.test(MntMeatProducts ~ data_clients[,i] , data
= data_clients)
    statistic = kruskal_test$statistic
    p_val = kruskal_test$p.value
    pair = matrix(ncol = 2, nrow = 1)
    pair[1][1] = statistic
    pair[2][1] = p_val
    cont_matrix <- rbind(cont_matrix, pair)
    rownames(cont_matrix)[nrow(cont_matrix)] <- colnames(data_clients)[i]
  }
}
print(cont_matrix)
```

```
##                     statistic       p-value
## ID                  2215.0000  4.960041e-01
## Year_Birth           124.6843  2.510831e-07
## Income              2203.3756  1.969276e-04
## Kidhome              676.6741 1.153689e-147
## Teenhome              39.4317  2.738511e-09
## MntMeatProducts     2215.0000 5.336403e-198
## NumWebPurchases     1244.1462 5.584708e-257
## NumCatalogPurchases 1638.5785  0.000000e+00
```

En aquest cas numCatalogPurchases té un valor superior a 0,05. Un resultat coherent amb el resultat que ens ha donat anteriorment revisant la correlació de les variables.

Revisem el test entre els diferents grups d'estudis i estat civil per veure si hi ha alguna relació: Revisem el número d'observacions per dataset:

```
print(paste("Número de Registres clients.basic: ", nrow(data_clients.basi
c)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.basic:  54"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.graduation: ",nrow(data_clients.
graduation)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.graduation:  1116"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.cycle: ",nrow(data_clients.cycle
)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.cycle:  200"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.master: ",nrow(data_clients.mast
er)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.master:  365"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.phd: ",nrow(data_clients.phd)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.phd:  481"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.divorced: ",nrow(data_clients.di
vorced)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.divorced:  232"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.married: ",nrow(data_clients.mar
ried)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.married:  857"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.single: ",nrow(data_clients.sing
le)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.single:  2216"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.together: ",nrow(data_clients.to
gether)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.together:  573"
```

```
print(paste("Número de Registres clients.widow: ",nrow(data_clients.widow
)))
```

```
## [1] "Número de Registres clients.widow:  76"
```

Totes les mostres són majors de 30 registres per tant podem utilitzar l'anàlisi de contrast de t-student amb aquests conjunts de dades: Fem un estudi respecte el que es gasta en carn els diferents subconjunts que anteriorment hem calculat:

T-student

```
print(paste("t-students basic vs divorced:",t.test(data_clients.basic$Mnt
MeatProducts, data_clients.divorced$MntMeatProducts,alternative = "less")
$p.value))
```

```
## [1] "t-students basic vs divorced: 0.0000000000000000000010668386845
9825"

print(paste("t-students basic vs married:",t.test(data_clients.basic$MntM
eatProducts, data_clients.married$MntMeatProducts,alternative = "less")$p
.value))

## [1] "t-students basic vs married: 0.0000000000000000000000000000000000
0000000000000000000000000000000081171180399022"

print(paste("t-students basic vs single:",t.test(data_clients.basic$MntMe
atProducts, data_clients.single$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.v
alue))

## [1] "t-students basic vs single: 1.20871312295872e-125"

print(paste("t-students basic vs together:",t.test(data_clients.basic$Mnt
MeatProducts, data_clients.together$MntMeatProducts,alternative = "less")
$p.value))

## [1] "t-students basic vs together: 0.0000000000000000000000000000000000
0000000000000000001734139147702 87"

print(paste("t-students basic vs widow:",t.test(data_clients.basic$MntMea
tProducts, data_clients.widow$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.val
ue))

## [1] "t-students basic vs widow: 0.000000000407817974644617"

print(paste("t-students graduation vs divorced:",t.test(data_clients.grad
uation$MntMeatProducts, data_clients.divorced$MntMeatProducts,alternative
= "less")$p.value))

## [1] "t-students graduation vs divorced: 0.974058938138027"

print(paste("t-students graduation vs married:",t.test(data_clients.gradu
ation$MntMeatProducts, data_clients.married$MntMeatProducts,alternative =
"less")$p.value))

## [1] "t-students graduation vs married: 0.988193901006762"

print(paste("t-students graduation vs single:",t.test(data_clients.gradua
tion$MntMeatProducts, data_clients.single$MntMeatProducts,alternative = "
less")$p.value))

## [1] "t-students graduation vs single: 0.950841784310524"

print(paste("t-students graduation vs widow:",t.test(data_clients.graduat
ion$MntMeatProducts, data_clients.widow$MntMeatProducts,alternative = "le
ss")$p.value))

## [1] "t-students graduation vs widow: 0.378878727878976"
```

```
print(paste("t-students cycle vs divorced:",t.test(data_clients.cycle$Mnt
MeatProducts, data_clients.divorced$MntMeatProducts,alternative = "less")
$p.value))
```

```
## [1] "t-students cycle vs divorced: 0.206130641913088"
```

```
print(paste("t-students cycle vs married:",t.test(data_clients.cycle$MntM
eatProducts, data_clients.married$MntMeatProducts,alternative = "less")$p
.value))
```

```
## [1] "t-students cycle vs married: 0.0953053949320644"
```

```
print(paste("t-students cycle vs single:",t.test(data_clients.cycle$MntMe
atProducts, data_clients.single$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.v
alue))
```

```
## [1] "t-students cycle vs single: 0.0230222844863549"
```

```
print(paste("t-students cycle vs together:",t.test(data_clients.cycle$Mnt
MeatProducts, data_clients.together$MntMeatProducts,alternative = "less")
$p.value))
```

```
## [1] "t-students cycle vs together: 0.0405216750043374"
```

```
print(paste("t-students cycle vs widow:",t.test(data_clients.cycle$MntMea
tProducts, data_clients.widow$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.val
ue))
```

```
## [1] "t-students cycle vs widow: 0.0388312320769009"
```

```
print(paste("t-students master vs divorced:",t.test(data_clients.master$M
ntMeatProducts, data_clients.divorced$MntMeatProducts,alternative = "less
")$p.value))
```

```
## [1] "t-students master vs divorced: 0.77355834021978"
```

```
print(paste("t-students master vs married:",t.test(data_clients.master$Mn
tMeatProducts, data_clients.married$MntMeatProducts,alternative = "less")
$p.value))
```

```
## [1] "t-students master vs married: 0.709468196727142"
```

```
print(paste("t-students master vs single:",t.test(data_clients.master$Mnt
MeatProducts, data_clients.single$MntMeatProducts,alternative = "less")$p
.value))
```

```
## [1] "t-students master vs single: 0.461952541364877"
```

```
print(paste("t-students master vs together:",t.test(data_clients.master$M
ntMeatProducts, data_clients.together$MntMeatProducts,alternative = "less
")$p.value))
```

```
## [1] "t-students master vs together: 0.482616837621924"
```

```
print(paste("t-students master vs widow:",t.test(data_clients.master$MntM
eatProducts, data_clients.widow$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.v
alue))
```

```
## [1] "t-students master vs widow: 0.206626746542938"
```

```
print(paste("t-students phd vs divorced:",t.test(data_clients.phd$MntMeat
Products, data_clients.divorced$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.v
alue))
```

```
## [1] "t-students phd vs divorced: 0.80160757513977"
```

```
print(paste("t-students phd vs married:",t.test(data_clients.phd$MntMeatP
roducts, data_clients.married$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.val
ue))
```

```
## [1] "t-students phd vs married: 0.749489704805712"
```

```
print(paste("t-students phd vs single:",t.test(data_clients.phd$MntMeatPr
oducts, data_clients.single$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.value
))
```

```
## [1] "t-students phd vs single: 0.471333066464326"
```

```
print(paste("t-students phd vs together:",t.test(data_clients.phd$MntMeat
Products, data_clients.together$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.v
alue))
```

```
## [1] "t-students phd vs together: 0.49394976105415"
```

```
print(paste("t-students phd vs widow:",t.test(data_clients.phd$MntMeatPro
ducts, data_clients.widow$MntMeatProducts,alternative = "less")$p.value))
```

```
## [1] "t-students phd vs widow: 0.203924333993742"
```

La conclusió que podem arribar és uqe en els casos d'estudis superiors té un valor superior a 0,05 independentmnet del seu estat civil.

Anàlisi de regressió:

Per obtenir un model de regressió lineal eficient ho farem a partir de les variables amb més correlació que haguem trobat en la variable d'estudi.

Per tant ens centrarem amb les variables Income, NumCatalogPurchase, NumStorePurchases i NumWebPurchases.

```
model1 <- lm(data_clients$MntMeatProducts ~ data_clients$Income  , data =
data_clients)
model2 <- lm(data_clients$MntMeatProducts ~  data_clients$NumCatalogPurch
ase  , data = data_clients)
model3 <- lm(data_clients$MntMeatProducts ~ data_clients$Income  + data_c
lients$NumCatalogPurchase  , data = data_clients)
model4 <- lm(data_clients$MntMeatProducts ~ data_clients$Income  + data_c
```

```
lients$NumCatalogPurchase + data_clients$NumStorePurchases  , data = data
_clients)
model5 <- lm(data_clients$MntMeatProducts ~ data_clients$Income  + data_c
lients$NumCatalogPurchase + data_clients$NumStorePurchases + data_clients
$NumWebPurchases  , data = data_clients)

tabla.quoficients <- matrix(c(
1, summary(model1)$r.squared,
2, summary(model2)$r.squared,
3, summary(model3)$r.squared,
4, summary(model4)$r.squared,
5, summary(model5)$r.squared),
ncol = 2, byrow = TRUE)
colnames(tabla.quoficients) <- c("Model", "R^2")
tabla.quoficients

##      Model       R^2
## [1,]     1 0.4637420
## [2,]     2 0.4304784
## [3,]     3 0.5279354
## [4,]     4 0.5368668
## [5,]     5 0.5375996
```

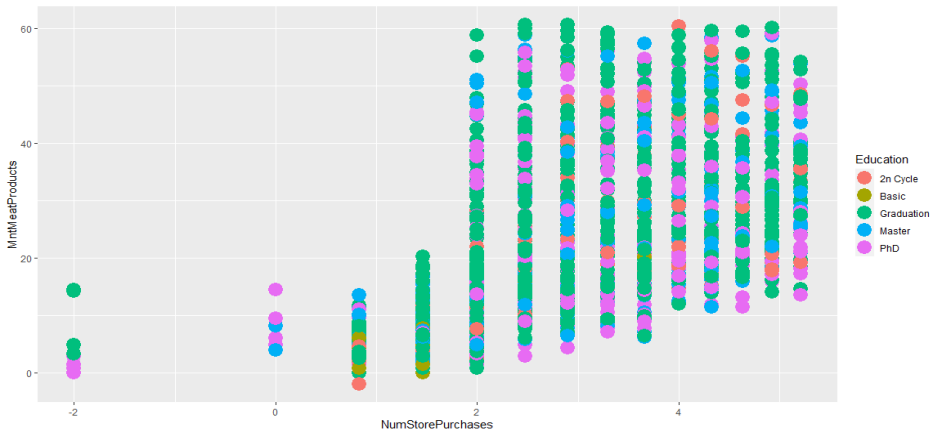
Veiem que tots tenen una coeficient de determinació baix, per tant ens quedem l'últim model per fer la predicció del número de diners gastats per un client amb carn.

Representació dels resultats a partir de taules gràfiques

Les taules gràfiques han d'ajudar a representat els resultats mostrats anteriorment.

Primerament, es comprova que les compres realitzades la carn i fetes des del catàleg en relació als estudis que tenen (s'ha comprovat en les proves estadístiques que els estudis i les compres de carn tenen relació, s'ha afegit en aquest gràfic les compres de carn per a poder contrastar el diferents productes):

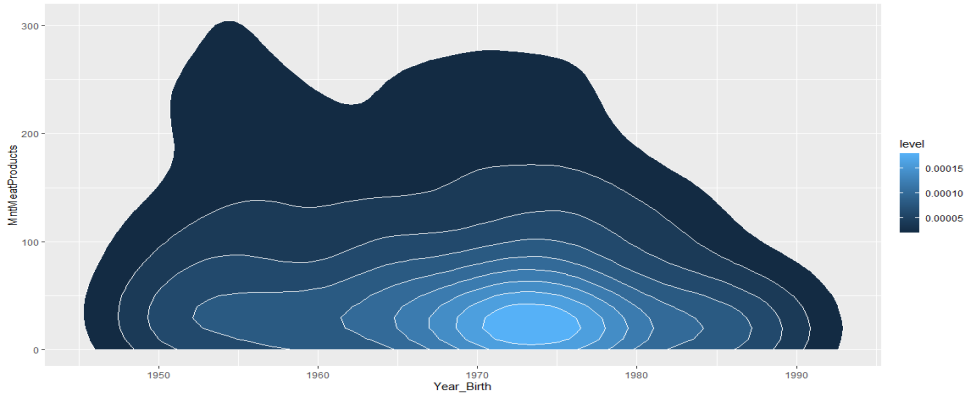
```
if (!require('ggplot2')) install.packages('ggplot2'); library(ggplot2)

ggplot(data_clients_normalitzat, aes(x=NumStorePurchases, y=MntMeatProduc
ts, color=Education)) +
    geom_point(size=6)
```



Es pot observar que hi ha una gran diferència de les persones amb estudis bàsics, que gasten menys diners en la compra de carn. Tot i així, les persones amb la resta d'estudis, compren per sobre de la mitjana.

Degut a que l'educació no és un factor rellevant, es decideix fer ús de l'edat:

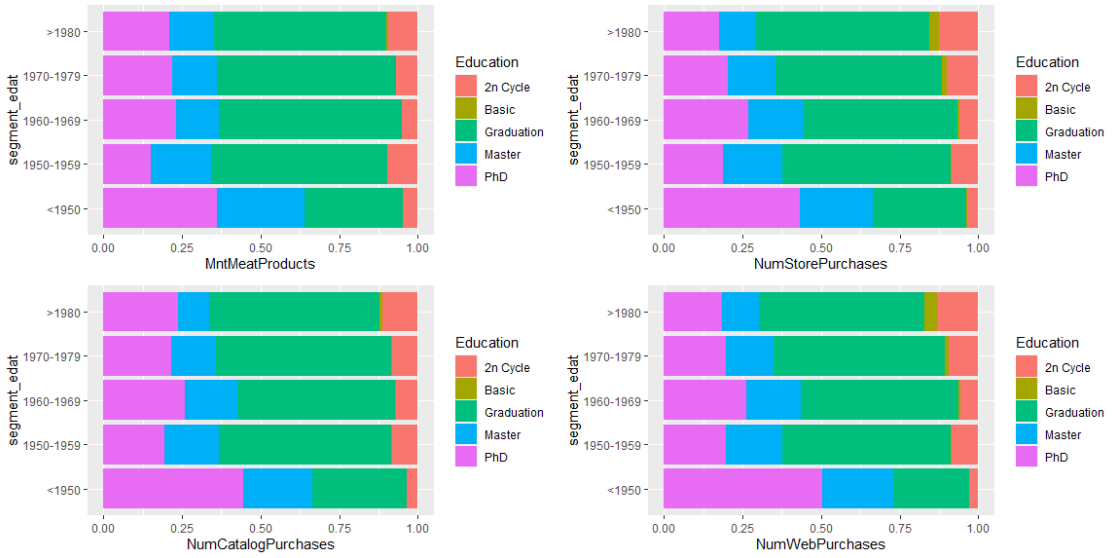
```
ggplot(data_clients, aes(x=Year_Birth, y=MntMeatProducts) ) +
  stat_density_2d(aes(fill = ..level..), geom = "polygon", colour="white"
)
```



En aquest cas s'observa que l'edat (any de naixement) és una bona variable que influeix en la compra de productes. Per això es discretitza l'edat en 5 segments, i es visualitza per a cada segment d'edat i educació, el nombre de productes comprats.

```
data_clients["segment_edat"] <- cut(data_clients$Year_Birth, breaks = c(0
, 1950, 1960, 1970, 1980, Inf),
                    labels = c("<1950", "1950-1959", "1960-1969", "1970-197
9", ">1980"))

plotMeat <- ggplot(data_clients, aes(fill=Education, y=segment_edat, x=Mn
tMeatProducts)) +
    geom_bar(position="fill", stat="identity")

plotStore <- ggplot(data_clients, aes(fill=Education, y=segment_edat, x=N
umStorePurchases)) +
```

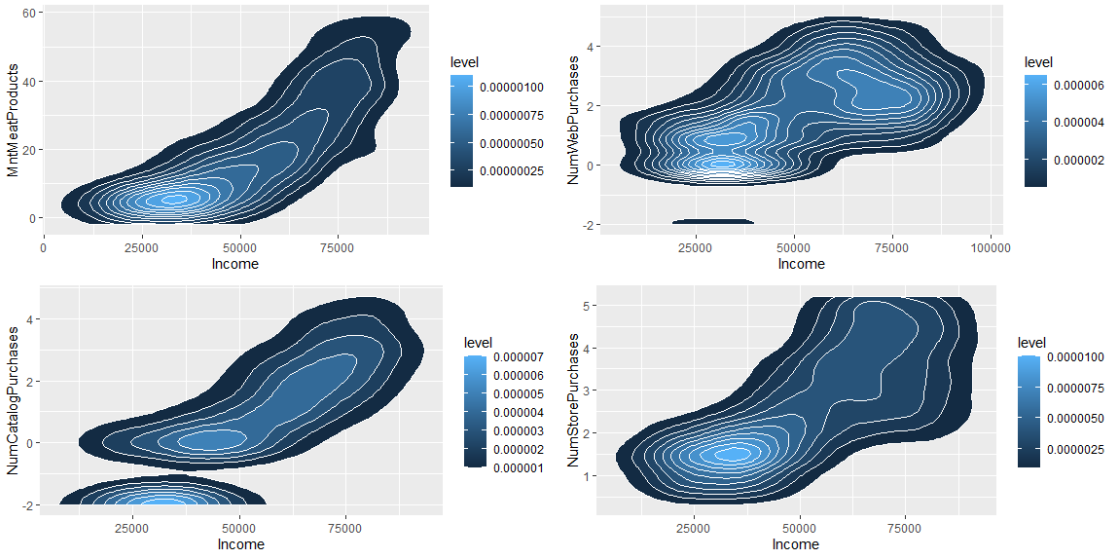
```
    geom_bar(position="fill", stat="identity")

plotCatalog <- ggplot(data_clients, aes(fill=Education, y=segment_edat, x
=NumCatalogPurchases)) +
    geom_bar(position="fill", stat="identity")

plotWeb <- ggplot(data_clients, aes(fill=Education, y=segment_edat, x=Num
WebPurchases)) +
    geom_bar(position="fill", stat="identity")

grid.arrange(plotMeat, plotStore, plotCatalog, plotWeb)
```



Finalment, es comprova les compres realitzades segons els diners gastats en les compres dels productes:

```
plotMeat <- ggplot(data_clients_normalitzat, aes(x=Income, y=MntMeatProdu
cts) ) +
  stat_density_2d(aes(fill = ..level..), geom = "polygon", colour="white"
)

plotWeb <- ggplot(data_clients_normalitzat, aes(x=Income, y=NumWebPurchas
es) ) +
  stat_density_2d(aes(fill = ..level..), geom = "polygon", colour="white"
)

plotCatalog <- ggplot(data_clients_normalitzat, aes(x=Income, y=NumCatalo
gPurchases) ) +
  stat_density_2d(aes(fill = ..level..), geom = "polygon", colour="white"
)

plotStore <- ggplot(data_clients_normalitzat, aes(x=Income, y=NumStorePur
chases) ) +
  stat_density_2d(aes(fill = ..level..), geom = "polygon", colour="white"
```

```
)

grid.arrange(plotMeat, plotWeb, plotCatalog, plotStore)
```



Resolució del problema

A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten respondre al problema?

L'objectiu d'aquest estudi és identificar el tipus de client que compra de carn i crear així campanyes de màrqueting específiques. Per això, s'han seleccionat les variables adients per a resoldre el problema i s'han netejar i tractat per a poder analitzar les dades i representar-les

Finalment, amb la representació dels resultats es conclou el següent:

- Els aspectes que més influeixen en la compra són els ingressos anuals i l'edat del client. L'educació ens indica que els clients amb estudis bàsics, compren menys, però això es degut a que tenen feines menys qualificades i amb menys ingressos.
- Els clients més habituals són els nascuts entre 1970 i 1975, però el gasto per al producte és baix.
- Hi ha una relació directa entre els ingressos mensuals i el gasto fet en les compres dels productes. Tot i així, és important saber que la majoria dels clients tenen un ingrés de 35,000 dollars anuals. I el gasto de productes augmenta a partir dels 45,000 i 50,000 dollars.
- Pel que fa als estudis, els clients més habituals són els graduats, a excepció dels nascuts abans del 1950 que tenen un PhD.

Es guarden les dades utilitzades en un altre CSV:

```
write.csv(data_clients_normalitzat,'../data/PRA2_Marketing_campaign.csv')
```

Contribucions	Signatura
Investigació prèvia	Isabel Barrera Benavent, Maria Font Sánchez
Redacció de les respostes	Isabel Barrera Benavent, Maria Font Sánchez
Desenvolupament del codi	Isabel Barrera Benavent, Maria Font Sánchez