Limpieza y Análisis de Datos

Diciembre 2020

Contenidos

1 - DESCRIPCIÓN ACTIVIDAD

El objetivo de esta actividad es el tratamiento de un dataset, que puede ser el creado en la práctica 1 o bien estar disponible en Kaggle. En nuestro caso se trata de un dataset disponible en ***https://kaggle.com/https://www.kaggle.com/jmmvutu/summer-products-and-sales-in-ecommerce-wish***, y contiene información sobre las ventas de productos de Verano en la plataforma ecomerce **Wish**

1.1 - OBJETIVOS

- Aprender a aplicar los conocimientos adquiridos y su capacidad de resolución de problemas en entornos nuevos o poco conocidos dentro de contextos más amplios o multidisciplinares.
- Saber identificar los datos relevantes y los tratamientos necesarios (integración, limpieza y validación) para llevar a cabo un proyecto analítico.
- Aprender a analizar los datos adecuadamente para abordar la información contenida en los datos.
- Identificar la mejor representación de los resultados para aportar conclusiones sobre el problema planteado en el proceso analítico.
- Actuar con los principios éticos y legales relacionados con la manipulación de datos en función del ámbito de aplicación.
- Desarrollar las habilidades de aprendizaje que permita continuar estudiando de un modo que tendrá que ser en gran medida autodirigido o autónomo.
- Desarrollar la capacidad de búsqueda, gestión y uso de información y recursos en el ámbito de la ciencia de datos.

1.2 - COMPETENCIAS

En esta práctica se desarrollan las siguientes competencias del Master de Data Science:

- Capacidad de analizar un problema en el nivel de abstracción adecuado a cada situación y aplicar las habilidades y conocimientos adquiridos para abordarlo y resolverlo.
- Capacidad para aplicar las técnicas específicas de tratamiento de datos (integración, transformación, limpieza y validación) para su posterior análisis.

2 - RESOLUCIÓN

2.1 - DESCRIPCIÓN DEL DATASET / IMPORTANCIA

El conjunto de datos contiene listados de productos, así como calificaciones de productos y rendimiento de ventas obtenidos de la plataforma Wish si se escribe “verano” en el campo de búsqueda de dicha plataforma.

El dataset está formado por 43 características (columnas) que presentan 1575 sucesos (filas o registros), correspondientes a productos disponibles, ratios de venta, etc.:

title

Title for localized for european countries. May be the same as title_orig if the seller did not offer a translation

title_orig

Original english title of the product

price

price you would pay to get the product

retail_price

reference price for similar articles on the market, or in other stores/places. Used by the seller to indicate a regular value or

currency_buyer

currency of the prices

units_sold

Number of units sold. Lower bound approximation by steps

uses_ad_boosts

Whether the seller paid to boost his product within the platform (highlighting, better placement or whatever)

rating

Mean product rating

rating_count

Total number of ratings of the product

rating_five_count

Number of 5-star ratings

rating_four_count

Number of 4-star ratings

rating_three_count

Number of 3-star ratings

rating_two_count

Number of 2-star ratings

rating_one_count

Number of 1-star ratings

badges_count

Number of badges the product or the seller have

badge_local_product

A badge that denotes the product is a local product. Conditions may vary (being produced locally, or something else). Some

badge_product_quality

Badge awarded when many buyers consistently gave good evaluations 1 means Yes, has the badge

badge_fast_shipping

Badge awarded when this product's order is consistently shipped rapidly

product_color

Product's main color

tags

tags set by the seller

product_variation_size_id

One of the available size variation for this product

product_variation_inventory

Inventory the seller has. Max allowed quantity is 50

shipping_option_name
shipping_option_price

shipping price

shipping_is_express

whether the shipping is express or not. 1 for True

countries_shipped_to

Number of countries this product is shipped to. Sellers may choose to limit where they ship a product to

inventory_total

Total inventory for all the product's variations (size/color variations for instance)

has_urgency_banner

whether there was an urgency banner with an urgency

urgency_text

A text banner that appear over some products in the search results.

origin_country

merchant_title

Merchant's displayed name (show in the UI as the seller's shop name)

merchant_name

Merchant's canonical name. A name not shown publicly. Used by the website under the hood as a canonical name.

merchant_info_subtitle

The subtitle text as shown on a seller's info section to the user. (raw, not preprocessed).

merchant_rating_count

Number of ratings of this seller

merchant_rating

merchant's rating

merchant_id

merchant unique id

merchant_has_profile_picture

Convenience boolean that says whether there is a `merchant_profile_picture` url

merchant_profile_picture

Custom profile picture of the seller (if the seller has one). Empty otherwise.

product_url

url to the product page. You may need to login to access it

product_picture
product_id

product identifier. You can use this key to remove duplicate entries if you're not interested in studying them.

theme

the search term used in the search bar of the website to get these search results.

theme crawl_month

meta: for info only.

La información contenida en el dataset es interesante, ya que proporciona multitud de datos relacionados con los productos veraniegos que se venden en la plataforma.

A partir de este conjunto de datos, se plantea la problemática de determinar qué variables influyen más, y de que forma, sobre el precio del producto. También plantearemos algunas pruebas de contrastes de hipotésis, para confirmar o desmentir hechos que planteemos una vez analizados los datos y modelos de regresión para ver cómo se relacionan las variables que consideremos más interesantes para determinar que relación hay entre ventas de tallas grandes/pequeñas en relación al país de origen.

Este análisis puede ser de gran utilidad, ya que puede ayudar a la plataforma a proporcionar información a los comerciantes sobre qué parametrización de las ofertas es la más adecuada para incrementar sus ventas y fomentar el uso de la plataforma, en base al feedback proporcionado por los usuarios finales.

2.2 - INTEGRACIÓN Y SELECCIÓN DE DATOS

Una vez definido el objetivo, creemos que las características más relevantes a considerar inicialmente son:

price, retail_price, units_sold, uses_ad_boosts, rating, rating_count, rating_five_count,rating_four_count,rating_three_cou
badge_local_product,badge_product_quality,badge_fast_shipping,Tags,product_color,product_variation_inventory,shipping

2.3 - LIMPIEZA DE LOS DATOS

Se realiza una inspección preliminar del archivo mediante Excel, donde, de entrada, no se observan valores vacíos, ni otro tipo de información que pueda ser problemática. El archivo csv viene separado por comas.

Hacemos la carga de las librerías necesarias:

```
# Lectura de los datos

SalesSummer <- read.csv("spwrap_2020_08.csv",header = TRUE)
```

```
# Tipos de datos asignados a cada campo

sapply(SalesSummer, function(x) class(x))
```

```
##                         title                  title_orig                       price
##                   "character"                 "character"                   "numeric"
##                  retail_price               currency_buyer                  units_sold
##                     "integer"                  "character"                   "integer"
##                uses_ad_boosts                      rating                rating_count
##                     "integer"                   "numeric"                   "integer"
##             rating_five_count           rating_four_count          rating_three_count
##                     "integer"                   "integer"                   "integer"
##              rating_two_count            rating_one_count                badges_count
##                     "integer"                   "integer"                   "integer"
##           badge_local_product        badge_product_quality          badge_fast_shipping
##                     "integer"                   "integer"                   "integer"
##                          tags                product_color    product_variation_size_id
##                   "character"                 "character"                   "character"
##  product_variation_inventory         shipping_option_name        shipping_option_price
##                     "integer"                   "character"                   "integer"
##           shipping_is_express         countries_shipped_to             inventory_total
##                     "integer"                   "integer"                   "integer"
##            has_urgency_banner                urgency_text              origin_country
```

```
##                   "integer"                 "character"                 "character"
##              merchant_title                merchant_name       merchant_info_subtitle
##                  "character"                 "character"                 "character"
##       merchant_rating_count              merchant_rating                 merchant_id
##                   "integer"                   "numeric"                 "character"
## merchant_has_profile_picture     merchant_profile_picture                 product_url
##                   "integer"                 "character"                 "character"
##             product_picture                  product_id                       theme
##                  "character"                 "character"                 "character"
##                  crawl_month
##                  "character"
```

Comprobamos que los tipos proporcionados para cada columna coinciden con los del dataset.

Vamos a ver algunos datos sobre cada variable:

```
summary(SalesSummer)
```

```
##     title            title_orig            price         retail_price    currency_buyer
##  Length:1573        Length:1573        Min.   : 1.000   Min.   :  1.00   Length:1573
##  Class :character   Class :character   1st Qu.: 5.810   1st Qu.:  7.00   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Median : 8.000   Median : 10.00   Mode  :character
##                                        Mean   : 8.325   Mean   : 23.29
##                                        3rd Qu.:11.000   3rd Qu.: 26.00
##                                        Max.   :49.000   Max.   :252.00
##
##    units_sold     uses_ad_boosts       rating       rating_count     rating_five_count
##  Min.   :     1   Min.   :0.0000   Min.   :1.000   Min.   :    0.0   Min.   :    0.0
##  1st Qu.:   100   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:3.550   1st Qu.:   24.0   1st Qu.:   12.0
##  Median :  1000   Median :0.0000   Median :3.850   Median :  150.0   Median :   79.0
##  Mean   :  4339   Mean   :0.4329   Mean   :3.821   Mean   :  889.7   Mean   :  442.3
##  3rd Qu.:  5000   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:4.110   3rd Qu.:  855.0   3rd Qu.:  413.5
##  Max.   :100000   Max.   :1.0000   Max.   :5.000   Max.   :20744.0   Max.   :11548.0
##                                                                     NA's   :45
##  rating_four_count rating_three_count rating_two_count  rating_one_count   badges_count
##  Min.   :   0.0    Min.   :   0.0     Min.   :   0.00   Min.   :   0.00   Min.   :0.0000
##  1st Qu.:   5.0    1st Qu.:   4.0     1st Qu.:   2.00   1st Qu.:   4.00   1st Qu.:0.0000
##  Median :  31.5    Median :  24.0     Median :  11.00   Median :  20.00   Median :0.0000
##  Mean   : 179.6    Mean   : 134.6     Mean   :  63.71   Mean   :  95.74   Mean   :0.1055
##  3rd Qu.: 168.2    3rd Qu.: 129.2     3rd Qu.:  62.00   3rd Qu.:  94.00   3rd Qu.:0.0000
##  Max.   :4152.0    Max.   :3658.0     Max.   :2003.00   Max.   :2789.00   Max.   :3.0000
##  NA's   :45        NA's   :45         NA's   :45        NA's   :45
##  badge_local_product badge_product_quality badge_fast_shipping     tags
##  Min.   :0.00000     Min.   :0.00000       Min.   :0.00000     Length:1573
##  1st Qu.:0.00000     1st Qu.:0.00000       1st Qu.:0.00000     Class :character
##  Median :0.00000     Median :0.00000       Median :0.00000     Mode  :character
##  Mean   :0.01844     Mean   :0.07438       Mean   :0.01271
##  3rd Qu.:0.00000     3rd Qu.:0.00000       3rd Qu.:0.00000
##  Max.   :1.00000     Max.   :1.00000       Max.   :1.00000
##
##  product_color      product_variation_size_id product_variation_inventory shipping_option_name
##  Length:1573        Length:1573               Min.   : 1.00               Length:1573
##  Class :character   Class :character          1st Qu.: 6.00               Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character          Median :50.00               Mode  :character
##                                               Mean   :33.08
##                                               3rd Qu.:50.00
```

```
##                                           Max.   :50.00
##
##  shipping_option_price shipping_is_express countries_shipped_to inventory_total has_urgency_banner
##  Min.   : 1.000        Min.   :0.000000    Min.   :  6.00       Min.   : 1.00   Min.   :1
##  1st Qu.: 2.000        1st Qu.:0.000000    1st Qu.: 31.00       1st Qu.:50.00   1st Qu.:1
##  Median : 2.000        Median :0.000000    Median : 40.00       Median :50.00   Median :1
##  Mean   : 2.345        Mean   :0.002543    Mean   : 40.46       Mean   :49.82   Mean   :1
##  3rd Qu.: 3.000        3rd Qu.:0.000000    3rd Qu.: 43.00       3rd Qu.:50.00   3rd Qu.:1
##  Max.   :12.000        Max.   :1.000000    Max.   :140.00       Max.   :50.00   Max.   :1
##                                                                                 NA's   :1100
##  urgency_text       origin_country     merchant_title     merchant_name      merchant_info_subtitle
##  Length:1573        Length:1573        Length:1573        Length:1573        Length:1573
##  Class :character   Class :character   Class :character   Class :character   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##
##
##
##
##  merchant_rating_count merchant_rating merchant_id        merchant_has_profile_picture
##  Min.   :      0       Min.   :2.333   Length:1573        Min.   :0.0000
##  1st Qu.:   1987       1st Qu.:3.917   Class :character   1st Qu.:0.0000
##  Median :   7936       Median :4.041   Mode  :character   Median :0.0000
##  Mean   :  26496       Mean   :4.032                      Mean   :0.1437
##  3rd Qu.:  24564       3rd Qu.:4.162                      3rd Qu.:0.0000
##  Max.   :2174765       Max.   :5.000                      Max.   :1.0000
##
##  merchant_profile_picture product_url        product_picture     product_id
##  Length:1573              Length:1573        Length:1573        Length:1573
##  Class :character         Class :character   Class :character   Class :character
##  Mode  :character         Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##
##
##
##
##     theme           crawl_month
##  Length:1573        Length:1573
##  Class :character   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character
##
##
##
##
```

2.3.1 - Selección de los datos de interes

Siguiendo el criterio establecido en el apartado 2.2, vamos a seleccionar del dataset las columnas: price, retail_price, units_sold, uses_ad_boosts, rating, rating_count, rating_five_count,rating_four_count,rating_three_count,rating

has_urgency_banner parece una variable entera interesante(0,1), pero comprobamos que hay 1100 registros con un valor NA y el resto es siempre 1, con lo que resulta inviable su uso al no poder asignar un valor de forma coherente a dichos registros

En una primera inspección detectamos valores NA, y algunas filas sin ningún valor asignado en las variables: product_color,product_variation_size_id,origin_country

2.3.2 - Ceros y elementos vacíos

Vamos a comprobar si tenemos ceros y/o elementos vacíos

```
# Comprobamos valores vacíos

colSums(is.na(SalesSummerObj) | SalesSummerObj=="")
```

```
##                         price                  retail_price                     units_sold
##                             0                             0                             0
##                uses_ad_boosts                        rating                  rating_count
##                             0                             0                             0
##             rating_five_count            rating_four_count           rating_three_count
##                            45                            45                            45
##              rating_two_count             rating_one_count                  badges_count
##                            45                            45                             0
##           badge_local_product        badge_product_quality           badge_fast_shipping
##                             0                             0                             0
##                          tags                 product_color product_variation_inventory
##                             0                            41                             0
##           shipping_is_express          countries_shipped_to                inventory_total
##                             0                             0                             0
##               merchant_rating    product_variation_size_id                origin_country
##                             0                            14                            17
```

```
# Comprobamos valores nulos

sapply(SalesSummerObj, function(x) sum(is.null(x)))
```

```
##                         price                  retail_price                     units_sold
##                             0                             0                             0
##                uses_ad_boosts                        rating                  rating_count
##                             0                             0                             0
##             rating_five_count            rating_four_count           rating_three_count
##                             0                             0                             0
##              rating_two_count             rating_one_count                  badges_count
##                             0                             0                             0
##           badge_local_product        badge_product_quality           badge_fast_shipping
##                             0                             0                             0
##                          tags                 product_color product_variation_inventory
##                             0                             0                             0
##           shipping_is_express          countries_shipped_to                inventory_total
##                             0                             0                             0
##               merchant_rating    product_variation_size_id                origin_country
##                             0                             0                             0
```

No tenemos valores nulos en las variables a contemplar.

Los 45 valores NA detectados en las variables rating_five_count,rating_four_count,rating_three_count,rating_two_count,rati se deben al valor 0 en la variable rating_count. Es decir no hay desglose entre distintos tipos de rating si el contador total es cero. El rating está calculado a partir del rating_count y la distribución de ratings:

rating = rating5 * 5 + rating4 * 4 + rating3 * 3 + rating2 * 2 + rating1 / rating_count

A efectos de cálculo sustituimos los valores NA por cero

```
SalesSummerObj$rating_five_count[is.na(SalesSummerObj$rating_five_count)] <- 0
SalesSummerObj$rating_four_count[is.na(SalesSummerObj$rating_four_count)] <- 0
```

```
SalesSummerObj$rating_three_count[is.na(SalesSummerObj$rating_three_count)] <- 0
SalesSummerObj$rating_two_count[is.na(SalesSummerObj$rating_two_count)] <- 0
SalesSummerObj$rating_one_count[is.na(SalesSummerObj$rating_one_count)] <- 0
```

La variable product_color tiene algunos valores sin información. Vamos a modificar esos valores asignando un string "no color".

```
SalesSummerObj$product_color <- as.character(SalesSummerObj$product_color)
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color==""] <- "no color"
SalesSummerObj$product_color <- factor(SalesSummerObj$product_color)
```

La variable product_color tiene algunos colores iguales pero representados de forma diferente, y que vamos a homogeneizar, para después factorizarlos correctamente:

```
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="Army green"] <- "army green"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="armygreen" ] <- "army green"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="wine red"  ] <- "winered"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="RED"  ] <- "red"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="Rose red"  ] <- "rosered"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="White"  ] <- "white"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="Pink"  ] <- "pink"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="Black"  ] <- "black"
SalesSummerObj$product_color[SalesSummerObj$product_color=="blackwhite"  ] <- "black & white"

SalesSummerObj$product_color <- as.character(SalesSummerObj$product_color)
SalesSummerObj$product_color <- factor(SalesSummerObj$product_color)
```

La variable origin_country tiene algunos valores sin información, casi todos ellos en talas pequeñas. Vamos a modificar esos valores asignándolos a China (CN). Es el país que más ventas tiene.

```
SalesSummerObj$origin_country <- as.character(SalesSummerObj$origin_country)
SalesSummerObj$origin_country[SalesSummerObj$origin_country==""] <- "CN"
SalesSummerObj$origin_country <- factor(SalesSummerObj$origin_country)
```

La variable product_variation_size_id tiene algunos valores sin información. Vamos a modificar esos valores asignando la talla S, que es la más habitual dentro de los datos

```
SalesSummerObj$product_variation_size_id <- as.character(SalesSummerObj$product_variation_size_id)
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id ==""] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id <- factor(SalesSummerObj$product_variation_size_id)
```

La variable product_variation_size_id tiene diferentes valores que hacen referencia a una misma talla. Unificamos estos valores:

```
SalesSummerObj$product_variation_size_id <- as.character(SalesSummerObj$product_variation_size_id)

# Talla 3XS
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXXS"] <- "3XS"

# Talla 2XS
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXS"] <- "2XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size XXS"] <- "2XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size-XXS"] <- "2XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size -XXS"] <- "2XS
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SIZE-XXS"] <- "2XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SIZE XXS"] <- "2XS"
```

```r
# Talla XS
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XS."] <- "XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SIZE XS"] <- "XS"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size-XS"] <- "XS"

# Talla S
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="s"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S.."] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S."] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S Pink"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S(bust 88cm)"] <- "S
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S(Pink & Black)"] <-
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S Diameter 30cm"] <-
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="pants-S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size S."] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size/S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Suit-S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="US-S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SIZE S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size--S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size-S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="size S"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S (waist58-62cm)"] <
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="S/M(child)"] <- "S"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="25-S"] <- "S"

# Talla M
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="M."] <- "M"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size M"] <- "M"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="M."] <- "M"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="M."] <- "M"

# Talla L
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size-L"] <- "L"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SizeL"] <- "L"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="L."] <- "L"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="32/L"] <- "L"

# Talla XL
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="X   L"] <- "XL"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="X   L"] <- "XL"

# Talla 2XL
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXL"] <- "2XL"

# Talla 3XL
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXXL"] <- "3XL"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="04-3XL"] <- "3XL"

# Talla 4XL
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="SIZE-4XL"] <- "4XL"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size4XL"] <- "4XL"
```

```r
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXXXL"] <- "4XL"

# Talla 5XL
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="Size-5XL"] <- "5XL"
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id=="XXXXXL"] <- "5XL"

# Sin talla
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="choose a size"] <-
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="Pack of 1"] <- "No
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="5PAIRS"] <- "No si
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="Round"] <- "No siz
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="White"] <- "No siz
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="Base & Top & Matte
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="Base Coat"] <- "No
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="AU plug Low quality
SalesSummerObj$product_variation_size_id[SalesSummerObj$product_variation_size_id =="B"] <- "No size"


SalesSummerObj$product_variation_size_id <- factor(SalesSummerObj$product_variation_size_id)

levels(SalesSummerObj$product_variation_size_id)
```

```
##  [1] "1"                          "1 PC - XL"                  "1 pc."
##  [4] "10 ml"                      "100 cm"                     "100 x 100cm(39.3 x 39.3inch)"
##  [7] "100pcs"                     "10pcs"                      "17"
## [10] "1m by 3m"                   "1pc"                        "2"
## [13] "20pcs"                      "20PCS-10PAIRS"              "25"
## [16] "26(Waist 72cm 28inch)"      "29"                         "2pcs"
## [19] "2XL"                        "2XS"                        "3 layered anklet"
## [22] "30 cm"                      "33"                         "34"
## [25] "35"                         "36"                         "3XL"
## [28] "3XS"                        "4"                          "4-5 Years"
## [31] "40 cm"                      "4XL"                        "5"
## [34] "5XL"                        "60"                         "6XL"
## [37] "80 X 200 CM"                "Baby Float Boat"            "daughter 24M"
## [40] "EU 35"                      "EU39(US8)"                  "first  generation"
## [43] "Floating Chair for Kid"     "H01"                        "L"
## [46] "M"                          "No size"                    "One Size"
## [49] "S"                          "US 6.5 (EU 37)"             "US5.5-EU35"
## [52] "Women Size 36"              "Women Size 37"              "XL"
## [55] "XS"
```

```r
summary(SalesSummerObj)
```

```
##      price          retail_price      units_sold     uses_ad_boosts       rating
##  Min.   : 1.000   Min.   :  1.00   Min.   :     1   Min.   :0.0000   Min.   :1.000
##  1st Qu.: 5.810   1st Qu.:  7.00   1st Qu.:   100   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:3.550
##  Median : 8.000   Median : 10.00   Median :  1000   Median :0.0000   Median :3.850
##  Mean   : 8.325   Mean   : 23.29   Mean   :  4339   Mean   :0.4329   Mean   :3.821
##  3rd Qu.:11.000   3rd Qu.: 26.00   3rd Qu.:  5000   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:4.110
##  Max.   :49.000   Max.   :252.00   Max.   :100000   Max.   :1.0000   Max.   :5.000
##
##   rating_count     rating_five_count rating_four_count rating_three_count rating_two_count
##  Min.   :    0.0   Min.   :    0.0   Min.   :   0.0    Min.   :   0.0     Min.   :   0.00
```

```
##  1st Qu.:   24.0   1st Qu.:   10.0   1st Qu.:   4.0    1st Qu.:   3.0     1st Qu.:   1.00
##  Median :  150.0   Median :   72.0   Median :  29.0    Median :  22.0     Median :  10.00
##  Mean   :  889.7   Mean   :  429.6   Mean   : 174.5    Mean   : 130.7     Mean   :  61.89
##  3rd Qu.:  855.0   3rd Qu.:  394.0   3rd Qu.: 163.0    3rd Qu.: 121.0     3rd Qu.:  59.00
##  Max.   :20744.0   Max.   :11548.0   Max.   :4152.0    Max.   :3658.0     Max.   :2003.00
##
##  rating_one_count  badges_count    badge_local_product badge_product_quality badge_fast_shipping
##  Min.   :   0     Min.   :0.0000   Min.   :0.00000     Min.   :0.00000       Min.   :0.00000
##  1st Qu.:   3     1st Qu.:0.0000   1st Qu.:0.00000     1st Qu.:0.00000       1st Qu.:0.00000
##  Median :  18     Median :0.0000   Median :0.00000     Median :0.00000       Median :0.00000
##  Mean   :  93     Mean   :0.1055   Mean   :0.01844     Mean   :0.07438       Mean   :0.01271
##  3rd Qu.:  90     3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.:0.00000     3rd Qu.:0.00000       3rd Qu.:0.00000
##  Max.   :2789     Max.   :3.0000   Max.   :1.00000     Max.   :1.00000       Max.   :1.00000
##
##      tags           product_color product_variation_inventory shipping_is_express
##  Length:1573        black  :305   Min.   : 1.00               Min.   :0.000000
##  Class :character   white  :257   1st Qu.: 6.00               1st Qu.:0.000000
##  Mode  :character   yellow :105   Median :50.00               Median :0.000000
##                     pink   :101   Mean   :33.08               Mean   :0.002543
##                     blue   : 99   3rd Qu.:50.00               3rd Qu.:0.000000
##                     red    : 94   Max.   :50.00               Max.   :1.000000
##                     (Other):612
##  countries_shipped_to inventory_total merchant_rating product_variation_size_id origin_country
##  Min.   :  6.00       Min.   : 1.00   Min.   :2.333   S      :707               AT:   1
##  1st Qu.: 31.00       1st Qu.:50.00   1st Qu.:3.917   XS     :369               CN:1533
##  Median : 40.00       Median :50.00   Median :4.041   M      :206               GB:   1
##  Mean   : 40.46       Mean   :49.82   Mean   :4.032   2XS    :107               SG:   2
##  3rd Qu.: 43.00       3rd Qu.:50.00   3rd Qu.:4.162   L      : 55               US:  31
##  Max.   :140.00       Max.   :50.00   Max.   :5.000   2XL    : 19               VE:   5
##                                                       (Other):110
```

2.3.3 - Identificación y tratamiento de outliers

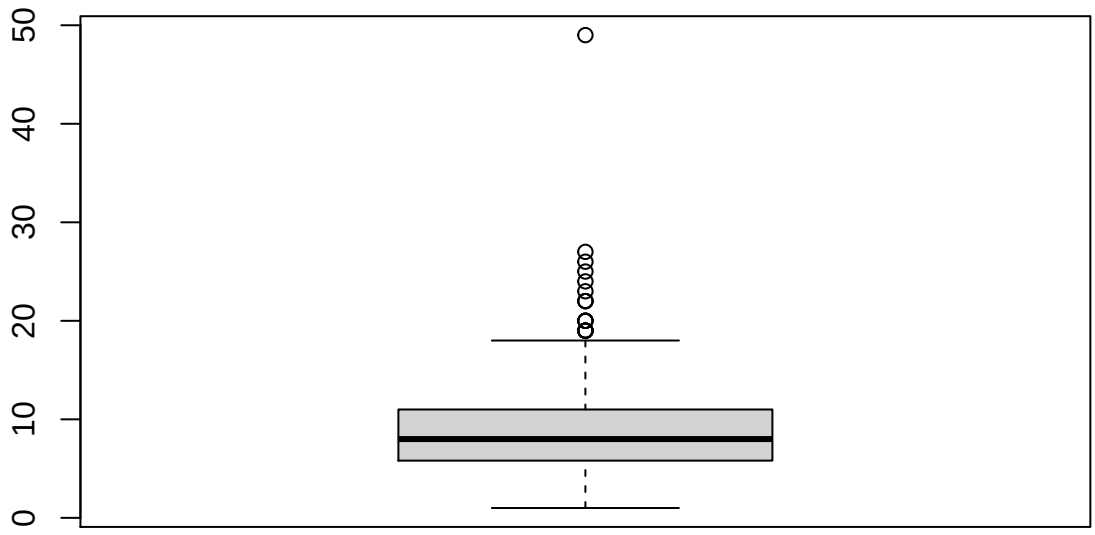
Un outlier es una observación anormal y extrema en una muestra estadística o serie temporal de datos, que puede afectar potencialmente a la estimación de los parámetros del mismo.

```
summary(SalesSummerObj)
```

```
##      price          retail_price      units_sold     uses_ad_boosts       rating
##  Min.   : 1.000   Min.   :  1.00   Min.   :     1   Min.   :0.0000   Min.   :1.000
##  1st Qu.: 5.810   1st Qu.:  7.00   1st Qu.:   100   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:3.550
##  Median : 8.000   Median : 10.00   Median :  1000   Median :0.0000   Median :3.850
##  Mean   : 8.325   Mean   : 23.29   Mean   :  4339   Mean   :0.4329   Mean   :3.821
##  3rd Qu.:11.000   3rd Qu.: 26.00   3rd Qu.:  5000   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:4.110
##  Max.   :49.000   Max.   :252.00   Max.   :100000   Max.   :1.0000   Max.   :5.000
##
##   rating_count     rating_five_count rating_four_count rating_three_count rating_two_count
##  Min.   :    0.0   Min.   :    0.0   Min.   :   0.0    Min.   :   0.0     Min.   :   0.00
##  1st Qu.:   24.0   1st Qu.:   10.0   1st Qu.:   4.0    1st Qu.:   3.0     1st Qu.:   1.00
##  Median :  150.0   Median :   72.0   Median :  29.0    Median :  22.0     Median :  10.00
##  Mean   :  889.7   Mean   :  429.6   Mean   : 174.5    Mean   : 130.7     Mean   :  61.89
##  3rd Qu.:  855.0   3rd Qu.:  394.0   3rd Qu.: 163.0    3rd Qu.: 121.0     3rd Qu.:  59.00
##  Max.   :20744.0   Max.   :11548.0   Max.   :4152.0    Max.   :3658.0     Max.   :2003.00
##
##  rating_one_count  badges_count    badge_local_product badge_product_quality badge_fast_shipping
```

```
##  Min.   :   0     Min.   :0.0000   Min.   :0.00000     Min.   :0.00000       Min.   :0.00000
##  1st Qu.:   3     1st Qu.:0.0000   1st Qu.:0.00000     1st Qu.:0.00000       1st Qu.:0.00000
##  Median :  18     Median :0.0000   Median :0.00000     Median :0.00000       Median :0.00000
##  Mean   :  93     Mean   :0.1055   Mean   :0.01844     Mean   :0.07438       Mean   :0.01271
##  3rd Qu.:  90     3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.:0.00000     3rd Qu.:0.00000       3rd Qu.:0.00000
##  Max.   :2789     Max.   :3.0000   Max.   :1.00000     Max.   :1.00000       Max.   :1.00000
##
##      tags           product_color product_variation_inventory shipping_is_express
##  Length:1573        black  :305   Min.   : 1.00               Min.   :0.000000
##  Class :character   white  :257   1st Qu.: 6.00               1st Qu.:0.000000
##  Mode  :character   yellow :105   Median :50.00               Median :0.000000
##                     pink   :101   Mean   :33.08               Mean   :0.002543
##                     blue   : 99   3rd Qu.:50.00               3rd Qu.:0.000000
##                     red    : 94   Max.   :50.00               Max.   :1.000000
##                     (Other):612
##  countries_shipped_to inventory_total merchant_rating product_variation_size_id origin_country
##  Min.   :  6.00       Min.   : 1.00   Min.   :2.333   S      :707               AT:   1
##  1st Qu.: 31.00       1st Qu.:50.00   1st Qu.:3.917   XS     :369               CN:1533
##  Median : 40.00       Median :50.00   Median :4.041   M      :206               GB:   1
##  Mean   : 40.46       Mean   :49.82   Mean   :4.032   2XS    :107               SG:   2
##  3rd Qu.: 43.00       3rd Qu.:50.00   3rd Qu.:4.162   L      : 55               US:  31
##  Max.   :140.00       Max.   :50.00   Max.   :5.000   2XL    : 19               VE:   5
##                                                       (Other):110
```

```
boxplot(SalesSummerObj$price)
```



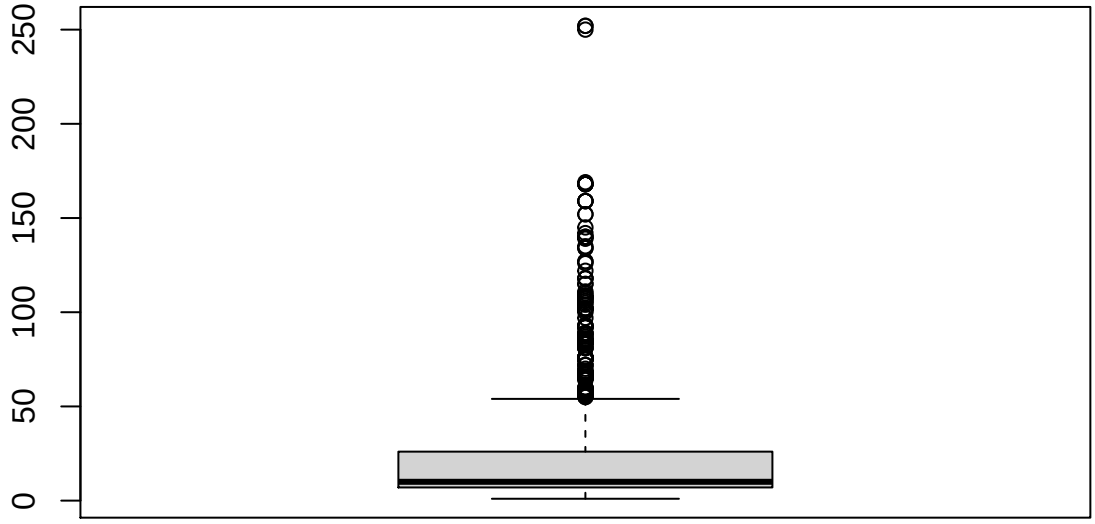
```
boxplot.stats(SalesSummerObj$price)$out
```

```
##  [1] 20 22 19 19 19 20 24 22 49 19 23 22 20 25 19 26 20 19 27
```

Vemos un único valor significativamente elevado (49). Vamos a considerarlo como outlier y eliminamos el registro que lo contiene del conjunto de datos.

```
SalesSummerObj <- SalesSummerObj[!(SalesSummerObj$price == 49),]
```

```
boxplot(SalesSummerObj$retail_price)
```

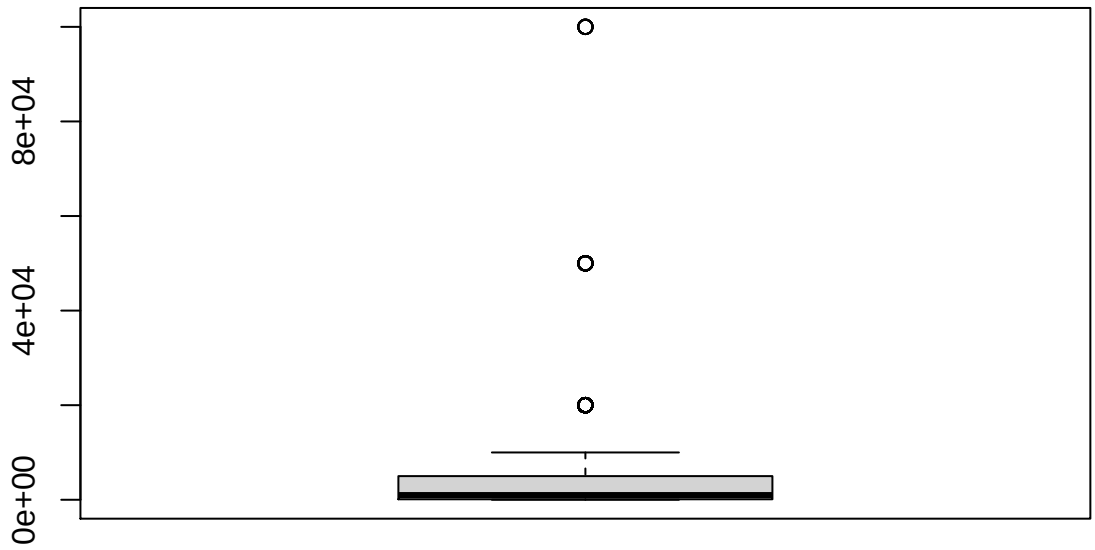



```
boxplot.stats(SalesSummerObj$retail_price)$out
```

```
##   [1]  84  81  76  81  68  56  60  56  68  67  92  92  65  67  85  59  56  76  56  84  76 115  89
##  [24]  84 145  59 169  56  76  65  84 101  89  56  59  84  59  88 118  57 104  81  89  60 118  75
##  [47]  84  59  58  75 134 115  59 106 108 152 106  85  72 159 108 159  68  76  56 140 168 168  85
##  [70]  81  85  75  59  59  84  76  68  59  93  84 122  85  75  72  84  86 127  70 140 159 159 127
##  [93] 100 126  97  58 250  85  85  68 118  92 109  85  55  84  58  84  84 111  65  67  84  59  56
## [116]  84  93  59  69  85  85  56 142  86  65  58  66  76 102  59  83 105  59  59  68  84  56  55
## [139]  84  58 152  56  85  85  84 110 102  75  68  84  68  59 168 252 168  85  76  65  65 140 102
## [162]  59  67  68 102  60  84  84  85 102  59 135  65 107  93  59 252  83  68  85  75  68  75 139
## [185]  84  84  84  59 108  76  84  59  84  59  68 108 168  88  76  76  64  84  87  72  76  92 134
## [208]  56
```

En la variable retail_price existen dos valores extremos, pero al tratarse de precios podemos considerarlos valores válidos así que no los consideraremos outliers y no los eliminaremos del conjunto de datos.

```
boxplot(SalesSummerObj$units_sold)
```



El mismo caso se repite con las unidades vendidas, pero estaríamos hablando de una gran cantidad de unidades vendidas por encima de la media del conjunto de datos. Estos valores pueden provocar que los resultados en nuestro estudio se vean afectamos. Así que decidimos eliminar dichos registros.

```
SalesSummerObj <- SalesSummerObj[!(SalesSummerObj$units_sold > 2000),]
```

```
boxplot.stats(SalesSummerObj$rating)$out
```

```
##  [1] 1.50 2.00 2.00 2.00 2.00 1.00 2.00 2.25 2.00 2.00 1.00 2.33 2.00 2.44 2.00 1.50 2.33 1.00 2.44
```

Hablamos de un rating que va entre 1 y 5, y que ha sido calculado de origen a partir de las otras variable rating. No vamos a efectuar cambios sobre ellos. Tampoco vamos a realizar alteraciones sobre los valores de los ratings 1-5.

```
boxplot.stats(SalesSummerObj$product_variation_inventory)$out
```

```
## integer(0)
```

```
boxplot.stats(SalesSummerObj$inventory_total)$out
```

```
## [1] 40 36 30  9 24 37 38  2
```

Se trata de valores de inventario que no vamos a categorizar como outliers.

```
boxplot.stats(SalesSummerObj$merchant_rating)$out
```

```
##  [1] 3.298507 3.186047 3.473684 3.409471 3.034483 5.000000 2.941176 3.417722 3.409471 3.381868
## [11] 3.038961 3.475584 2.333333 3.464286 3.338290 3.381868 4.577519 3.187500 3.186047 3.187500
```

```
## [21] 3.367133 3.250000 3.422535 3.475584 3.000000
```

Se trata de un rating que va entre 2.333 y 5, no vamos a caterogizarlos como outliers

2.3.4 - Exportación de los datos preprocesados

Exportamos los datos preprocesados a un fichero .csv

```
# Exportación de los datos preprocesados a un fichero .csv

write.csv(SalesSummerObj,"spwrap_2020_08_data_clean.csv")
```

2.3.5 - Factorización y niveles de las variables cuantitativas

Vamos a factorizar la variable product_color.

```
# Convertimos en factor y vemos sus niveles

levels(factor(SalesSummerObj$product_color))
```

```
##  [1] "applegreen"          "apricot"             "army"                "army green"
##  [5] "beige"               "black"               "black & blue"        "black & green"
##  [9] "black & white"       "black & yellow"      "blue"                "brown"
## [13] "brown & yellow"      "camel"               "camouflage"          "claret"
## [17] "coffee"              "coolblack"           "coralred"            "darkblue"
## [21] "darkgreen"           "dustypink"           "floral"              "fluorescentgreen"
## [25] "gray"                "gray & white"        "green"               "grey"
## [29] "greysnakeskinprint"  "khaki"               "lakeblue"            "leopard"
## [33] "leopardprint"        "lightblue"           "lightgray"           "lightgreen"
## [37] "lightgrey"           "lightpink"           "lightpurple"         "lightred"
## [41] "lightyellow"         "mintgreen"           "multicolor"          "navy"
## [45] "navyblue"            "no color"            "offblack"            "offwhite"
## [49] "orange"              "orange-red"          "orange & camouflage" "pink"
## [53] "pink & black"        "pink & blue"         "pink & grey"         "pink & white"
## [57] "prussianblue"        "purple"              "rainbow"             "red"
## [61] "red & blue"          "rose"                "rosered"             "silver"
## [65] "skyblue"             "tan"                 "violet"              "white"
## [69] "white & black"       "white & green"       "whitefloral"         "wine"
## [73] "winered"             "winered & yellow"    "yellow"
```

Factorizamos los valores para dicha variable

```
SalesSummerObj$product_color <- as.numeric(factor(SalesSummerObj$product_color))
```

2.4 - ANÁLISIS DE LOS DATOS

2.4.1 - Selección de grupos de datos

Seleccionamos un conjunto inicial de grupos de datos que nos pueden resultar interesantes de analizar y/o comparar.

Agrupación por utilización de anuncios uses_ad_boosts (0/1)

```
SalesSummerObj.uses.ad.boosts.cero <- SalesSummerObj %>% filter(uses_ad_boosts == "0")
SalesSummerObj.uses.ad.boosts.uno <- SalesSummerObj %>% filter(uses_ad_boosts == "1")
```

Agrupación por insignia local product

```
SalesSummerObj.badget.localproduct.cero <- SalesSummerObj %>% filter(badge_local_product== "0")
SalesSummerObj.badget.localproduct.uno <- SalesSummerObj %>% filter(badge_local_product== "1")
```

Agrupación por insignia product quality

```
SalesSummerObj.badget.productquality.cero <- SalesSummerObj %>% filter(badge_product_quality== "0")
SalesSummerObj.badget.productquality.uno <- SalesSummerObj %>% filter(badge_product_quality == "1")
```

Agrupación por insignia fast shipping

```
SalesSummerObj.badget.fastshipping.cero <- SalesSummerObj %>% filter(badge_fast_shipping == "0")
SalesSummerObj.badget.fastshipping.uno <- SalesSummerObj %>% filter(badge_fast_shipping == "1")
```

Agrupación por shipping express

```
SalesSummerObj.shipping.express.cero <- SalesSummerObj %>% filter(shipping_is_express == "0")
SalesSummerObj.shipping.express.uno <- SalesSummerObj %>% filter(shipping_is_express == "1")
```

Agrupación por intervalos de rating

rating <=1.5 -> Intervalo 1 rating >1.5 and < 2.5 -> Intervalo 2 rating >=2.5 and < 3.5 -> Intervalo 3 rating >=3.5 and < 4.5 -> Intervalo 4 rating >= 4.5 -> Intervalo 5

Para ello crearemos una variable rating_interval donde asignaremos el valor 1 a 5 dependiendo del rango de valores definidos:

```
SalesSummerObj <- cbind(SalesSummerObj,rating_interval=c(as.integer(0)))

SalesSummerObj$rating_interval[SalesSummerObj$rating <= 1.5 ] <- 1
SalesSummerObj$rating_interval[SalesSummerObj$rating > 1.5 & SalesSummerObj$rating < 2.5  ] <- 2
SalesSummerObj$rating_interval[SalesSummerObj$rating >=2.5 & SalesSummerObj$rating < 3.5  ] <- 3
SalesSummerObj$rating_interval[SalesSummerObj$rating >=3.5 & SalesSummerObj$rating < 4.5  ] <- 4
SalesSummerObj$rating_interval[SalesSummerObj$rating >=4.5] <- 5
```

```
SalesSummerObj.rating.interval.uno <- SalesSummerObj %>% filter(SalesSummerObj$rating_interval == "1")
SalesSummerObj.rating.interval.dos <- SalesSummerObj %>% filter(SalesSummerObj$rating_interval == "2")
SalesSummerObj.rating.interval.tres <- SalesSummerObj %>% filter(SalesSummerObj$rating_interval == "3")
SalesSummerObj.rating.interval.cuatro <- SalesSummerObj %>% filter(SalesSummerObj$rating_interval == "4
SalesSummerObj.rating.interval.cinco <- SalesSummerObj %>% filter(SalesSummerObj$rating_interval == "5"
```

*** Agrupación por tallas grandes y pequeñas ***

Añadimos una variable size_category inicializada con valor M(Medium Size)

```
SalesSummerObj <- cbind(SalesSummerObj,size_category=c("M"))
```

Seteamos la nueva variable en funcion de tallas pequeñas (SS) o grandes (HS)

```
SalesSummerObj$size_category[SalesSummerObj$product_variation_size_id == "3XS" |
SalesSummerObj$product_variation_size_id == "2XS" | SalesSummerObj$product_variation_size_id == "XS" |
SalesSummerObj$product_variation_size_id == "S"] <- "SS"

SalesSummerObj$size_category[SalesSummerObj$product_variation_size_id == "XL" |
SalesSummerObj$product_variation_size_id == "2XL" |SalesSummerObj$product_variation_size_id ==  "3XL" |
SalesSummerObj$product_variation_size_id == "4XL" | SalesSummerObj$product_variation_size_id == "5XL" |
SalesSummerObj$product_variation_size_id == "6XL"] <- "HS"
```

2.4.2 - Comprobación de normalidad y homogeneidad de la varianza

Para la comprobación de que los valores que toman nuestras variables cuantitativas provienen de una población distribuida normalmente, utilizaremos la prueba de normalidad deShapiro. Se comprueba si el p-valor es superior al nivel de significación prefijado alfa = 0.05. Si esto se cumple, entonces se considera que variable en cuestión sigue una distribución normal.

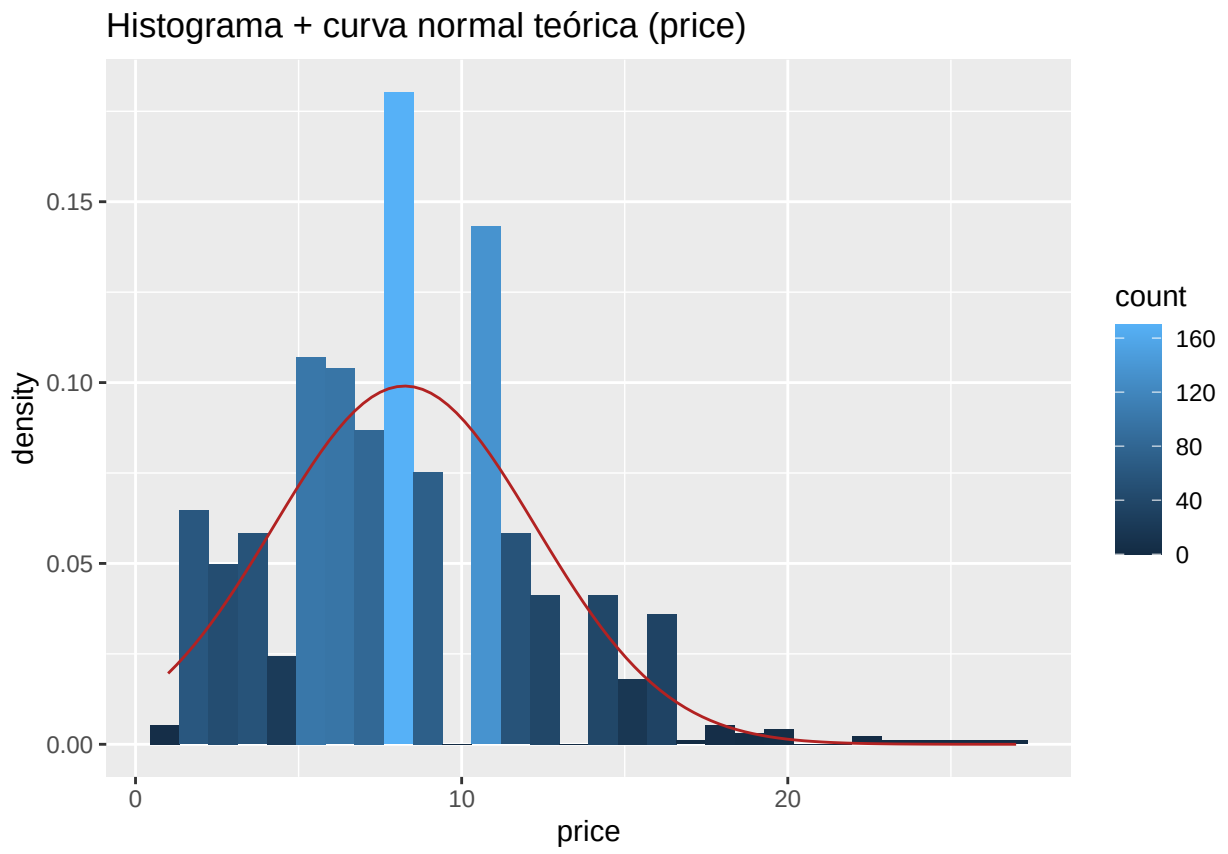
```
alpha = 0.05

col.names = colnames(SalesSummerObj)

for (i in 1:ncol(SalesSummerObj))
  {
    if (i == 1) cat("Variables que no siguen una distribución normal:\n")
      if (is.integer(SalesSummerObj[,i]) | is.numeric(SalesSummerObj[,i]))
        {
          p_val = shapiro.test(SalesSummerObj[,i])$p.value
          if (p_val < alpha) {
                                cat(col.names[i])
                                if (i < ncol(SalesSummerObj) - 1) cat(", ")
                                if (i %% 2 == 0) cat("\n")
                              }
        }
  }
```

```
## Variables que no siguen una distribución normal:
## price, retail_price,
## units_sold, uses_ad_boosts,
## rating, rating_count,
## rating_five_count, rating_four_count,
## rating_three_count, rating_two_count,
## rating_one_count, badges_count,
## badge_local_product, badge_product_quality,
## badge_fast_shipping, product_color, product_variation_inventory,
## shipping_is_express, countries_shipped_to,
## inventory_total, merchant_rating,
## rating_interval
```

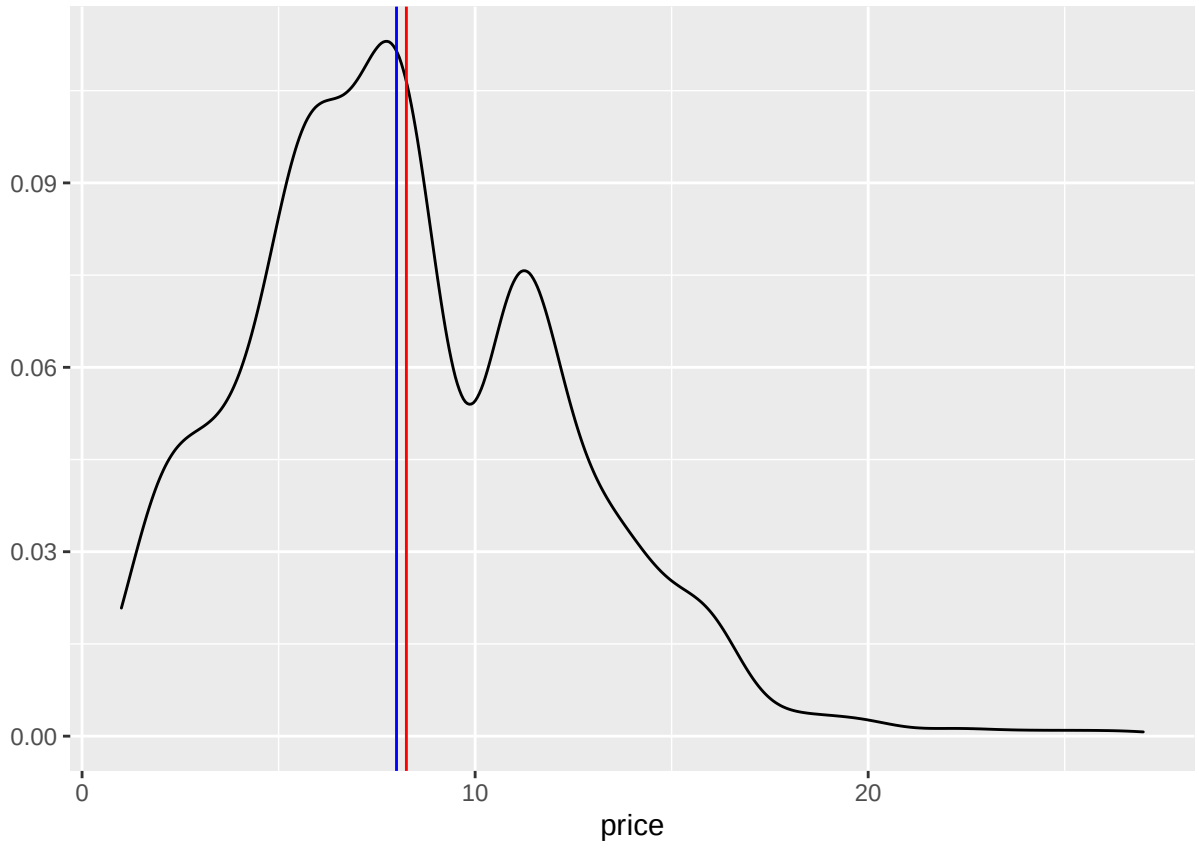
Podemos comprobarlo gráficamente por ejemplo con la variable price.

```
ggplot(data = SalesSummerObj, aes(x = price)) +
  geom_histogram(aes(y = ..density..,fill = ..count..)) +
  stat_function(fun = dnorm, colour = "firebrick",
                args = list(mean = mean(SalesSummerObj$price),
                            sd = sd(SalesSummerObj$price))) +
  ggtitle("Histograma + curva normal teórica (price)")
```

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




```
qplot(price, data = SalesSummerObj,geom="density")+ geom_vline(xintercept =
mean(SalesSummerObj$price),color="red")+ geom_vline(xintercept =
median(SalesSummerObj$price), color="blue")
```



Ninguna de las variables seleccionadas es normal

Seguidamente, pasamos a estudiar la homogeneidad de varianzas.

Como ninguna de las variables es normal aplicaremos el test de Levene entre price y las variables que vamos a utilizar. Este test prueba la hipótesis nula de que las varianzas poblacionales son iguales.

```
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$uses_ad_boosts), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value    Pr(>F)
## group    1   11.32 0.0007944 ***
##       1050
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$badge_local_product), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value Pr(>F)
## group    1    0.91 0.3403
##       1050
```

```
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$badge_product_quality), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value Pr(>F)
## group    1  2.0329 0.1542
##       1050
```

```r
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$badge_fast_shipping), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value    Pr(>F)
## group    1  12.118 0.0005198 ***
##       1050
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```r
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$shipping_is_express), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value Pr(>F)
## group    1  0.2407 0.6238
##       1050
```

```r
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$rating_interval), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value Pr(>F)
## group    4  0.5301 0.7136
##       1047
```

```r
leveneTest(price ~ factor(SalesSummerObj$origin_country), SalesSummerObj, center=median)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##         Df F value Pr(>F)
## group    5  1.7875 0.1126
##       1046
```

Si el P-valor resultante de la prueba de Levene es inferior a un cierto nivel de significación (típicamente 0.05), es poco probable que las diferencias obtenidas en las variaciones de la muestra se hayan producido sobre la base de un muestreo aleatorio de una población con varianzas iguales. Por lo tanto, la hipótesis nula de igualdad de varianzas se rechaza y se concluye que hay una diferencia entre las variaciones en la población.

Los resultados indican que **existen diferencias significativas** en las varianzas de los grupos creados por los valores de uses_ad_boosts y badge_fast_shipping. Para el resto de variables a estudiar, **no hay diferencias significativas** entre las varianzas de los grupos, es decir existe homogeneidad de varianza u homocedasticidad.

2.4.3 - Aplicación de pruebas estadísticas

2.4.3.1 - Estudio de la Correlación / Test de Spearman

En primer lugar, procedemos a realizar un análisis de correlación entre las distintas variables para determinar cuáles de ellas ejercen una mayor influencia sobre el precio del artículo. Para ello, se utilizará el coeficiente de correlación de Spearman, puesto que hemos visto que tenemos datos que no siguen una distribución normal.

```r
print(corr_matrix)
```

```
##                              estimate      p-value
## retail_price                0.54914958 6.556328e-84
## units_sold                  0.07772473 1.167610e-02
## uses_ad_boosts             -0.10989721 3.555528e-04
## rating                      0.06644395 3.116974e-02
## rating_count                0.19701440 1.150286e-10
## rating_five_count           0.20422930 2.280884e-11
## rating_four_count           0.20286444 3.112111e-11
## rating_three_count          0.18214944 2.668989e-09
```

```
## rating_two_count             0.16595843 6.164154e-08
## rating_one_count             0.17935725 4.684162e-09
## badges_count                 0.02374221 4.417384e-01
## badge_local_product          0.06299565 4.106870e-02
## badge_product_quality        0.01130843 7.140967e-01
## badge_fast_shipping          0.01850128 5.488938e-01
## product_color               -0.02341265 4.481039e-01
## product_variation_inventory  0.38873242 2.789456e-39
## shipping_is_express          0.03751469 2.240789e-01
## countries_shipped_to        -0.02096194 4.970382e-01
## inventory_total             -0.05691424 6.499553e-02
## merchant_rating              0.06539757 3.393109e-02
## rating_interval              0.05781690 6.084722e-02
```

Los grados de correlación de las variables son tanto más altos, cuanto más cerca están de -1 o de 1. Teniendo esto en cuenta, la variable más relevante en la fijación del precio es el precio de retail (retail_price), seguida de product_variation_inventory, y las variables de rating_*_count. De cualquier forma, no hay ninguna variable que este correlacionada de forma fuerte con la variable price, ya que ninguna está por encima de 0.8

El valor P es la probabilidad de que hubiera encontrado el resultado actual si el coeficiente de correlación fuera cero (hipótesis nula). Si esta probabilidad es menor que el 5% convencional (P <0.05), el coeficiente de correlación se denomina estadísticamente significativo, por lo que podemos concluir que, el coeficiente de correlación entre retail_price y price (0.5) es estadísticamente significativo, lo mismo sucede para las variables rating_*_count.

El valor del coeficiente positivo, indica una correlación positiva, es decir, cuanto mayor es el precio de retail, mayor es el precio del producto.

2.4.3.2 - Contraste de Hipótesis

Determinar si el precio es superior dependiendo del rating_interval del producto

Para ello utilizaremos dos muestras: una cuando la variable rating_interval del producto es cinco ***(rating >= 4.5)*** y otra cuando dicha variable es uno ***(rating <= 1.5)***

Para realizar este tipo de tests paramétricos, es preciso que los datos sean normales, si la muestra es de tamaño inferior a 30. En nuestro caso, el contraste de hipótesis es aplicable ya que superamos dicho valor. Hemos comprobado también la homocedasticidad previamente.

Planteamos un contraste de Hipótesis unilateral sobre la diferencia de medias:

$$H_0 : \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_1 : \mu_1 - \mu_2 < 0$$

donde mu1 es la media de la población de la que se extrae la primera muestra y mu2 es la media de la población de la que extrae la segunda. Así, tomaremos alfa = 0.05.

```
t.test(SalesSummerObj.rating.interval.tres$price,SalesSummerObj.rating.interval.cinco$price,alternative
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  SalesSummerObj.rating.interval.tres$price and SalesSummerObj.rating.interval.cinco$price
## t = 0.32364, df = 229.22, p-value = 0.6267
## alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
## 95 percent confidence interval:
```

```
##       -Inf 0.8571741
## sample estimates:
## mean of x mean of y
##  7.837907  7.697455
```

Obtenemos un p-value mayor que el valor de significación, por lo que no podemos rechazar la hipotésis nula. Por lo tanto no podemos concluir que los artículos con un rating_interval = 5 sean más caros que los que tienen un rating_interval = 1.

Determinar si el precio es superior para los productos de mayor calidad

Para ello utilizaremos dos muestras: una cuando la variable badget_product_quality del producto es 1 y otra cuando dicha variable es 0***

Aplicaremos el mismo test de hipótesis que en el caso anterior.

```
t.test(SalesSummerObj.badget.productquality.cero$price,SalesSummerObj.badget.productquality.uno$price,a
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  SalesSummerObj.badget.productquality.cero$price and SalesSummerObj.badget.productquality.uno$p
## t = -0.20757, df = 65.383, p-value = 0.4181
## alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
## 95 percent confidence interval:
##       -Inf 0.8313407
## sample estimates:
## mean of x mean of y
##  8.244718  8.362833
```

Obtenemos un p-value mayor que el valor de significación, por lo que no podemos rechazar la hipotésis nula. Por lo tanto no podemos concluir que los artículos catalogados de mayor calidad tengan un precio superior

Determinar si el uso de anuncios incrementa al precio del producto

Para ello utilizaremos dos muestras: una cuando la variable uses_ad_boosts del producto es 1 y otra cuando dicha variable es 0***

Aplicaremos el mismo test de hipótesis que en el caso anterior.

```
t.test(SalesSummerObj.uses.ad.boosts.cero$price,SalesSummerObj.uses.ad.boosts.uno$price,alternative = "
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  SalesSummerObj.uses.ad.boosts.cero$price and SalesSummerObj.uses.ad.boosts.uno$price
## t = 2.8237, df = 920.87, p-value = 0.9976
## alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
## 95 percent confidence interval:
##      -Inf 1.132499
## sample estimates:
## mean of x mean of y
##  8.570377  7.855011
```

Obtenemos un p-value mayor que el valor de significación, por lo que no podemos rechazar la hipotésis nula. Por lo tanto no podemos concluir que el uso de anuncios incrementa el precio de venta.

Determinar si el envío rápido incrementa al precio del producto

NO podemos aplicar el test para este grupo de datos ya que la muestra para fastshipping.uno es $19 < 30$ y la variable no es normal.

Determinar si el envío express incrementa al precio del producto

NO podemos aplicar el test para este grupo de datos ya que la muestra para shipping.uno es $3 < 30$ y la variable no es normal.

2.4.3.3 - Regresión lineal

Plantearemos varios modelos de regresión utilizando algunos de los regresores cuantitativos que tengan la correlación más alta con la variable precio:

retail_price, rating_count, rating_five_count, rating_four_count, rating_three_count, rating_two_count, rating_one_count, product_variation_inventory

```
# regresores
retprice = SalesSummerObj$retail_price
pvinventory = SalesSummerObj$product_variation_inventory
ratingone = SalesSummerObj$rating_one_count
ratingfour = SalesSummerObj$rating_four_count

# variable independiente

artprice = SalesSummerObj$price
```

Modelo1 : Utilizando los regresores retprice y pvinventory.

```
# modelo1


modelo1 <- lm(artprice ~ retprice + pvinventory, data = SalesSummerObj)

summary(modelo1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = artprice ~ retprice + pvinventory, data = SalesSummerObj)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -8.9427 -2.6216 -0.6216  2.2208 17.7059
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 5.581887   0.199335   28.00   <2e-16 ***
## retprice    0.042032   0.003723   11.29   <2e-16 ***
## pvinventory 0.054909   0.005037   10.90   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.575 on 1049 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2136, Adjusted R-squared:  0.2121
## F-statistic: 142.5 on 2 and 1049 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Vemos que el regresor que más contribuye positivamente sobre el precio de venta es el precio de retail. PvInventory lo hace casi 10 veces menos. El coeficiente de determinación es **0.212**

Modelo2: Añadiendo el modelo anterior los regresores ratingfour y rating one

```r
modelo2 <- lm(artprice ~ retprice + pvinventory + ratingfour + ratingone, data = SalesSummerObj)

summary(modelo2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = artprice ~ retprice + pvinventory + ratingfour +
##     ratingone, data = SalesSummerObj)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -8.6760 -2.6005 -0.5611  2.2167 18.0538
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 5.370255   0.204888  26.211   <2e-16 ***
## retprice    0.040723   0.003746  10.872   <2e-16 ***
## pvinventory 0.052578   0.005054  10.404   <2e-16 ***
## ratingfour  0.005207   0.005134   1.014    0.311
## ratingone   0.012510   0.007708   1.623    0.105
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.55 on 1047 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2264, Adjusted R-squared:  0.2234
## F-statistic: 76.59 on 4 and 1047 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Vemos que al añadir los regresores ratingfour y ratingone, la influencia de retprice y pvinventory ha bajado muy ligeramente, incrementándose muy ligeramente el coeficiente de determinación a **0.223**

Calidad del ajuste de los modelos

El Coeficiente de determinación R2 mide el grado en el que el modelo de regresión lineal explica las variaciones que se producen en la variable dependiente de las observaciones, y se calcula dividiendo la varianza explicada por la recta de regresión entre la varianza total de los datos

$$R^2 = \frac{\sigma rectaregresión}{\sigma totaldatos} = \frac{SCR}{SCT} = 1 - \frac{SCE}{SCT}$$

Este coeficiente aparece al calcular ambos modelos con la función lm(), en nuestro caso es **0.2136** en el modelo1, pero conviene utilizar el ajustado que es: **0.2121**

Lo que implica que el modelo1 es capaz de explicar alrededor del **21.21 % de la varianza de las observaciones**. Resultado bastante pobre.

El coeficiente de correlación muestral, r, mide el grado de asociación entre las variables. Vamos a calcularlo a partir del coeficiente de determinación:

```r
r1 = sqrt(0.2121)
r1
```

```
## [1] 0.4605432
```

Lo que indica una relación lineal no excesivamente fuerte entre las variables utilizadas y el precio.

A continuación vamos a calcular los intervalos de confianza del modelo1:

```r
confint(modelo1)
```

```
##                   2.5 %     97.5 %
## (Intercept) 5.19074634 5.97302704
## retprice    0.03472716 0.04933729
## pvinventory 0.04502566 0.06479293
```

Vemos que el intervalo menos amplio corresponde al regresor retprice, por lo que indica mayor precisión. Es decir, mientras más confianza se necesita, más ancho es el intervalo.

Observamos que la mayor ineficiencia en la estimación del parámetro corresponde al regresor pvinventory, pero con una diferencia realmene mínima respecto a retprice

En el segundo modelo comprobamos que el hecho de añadir los regresores ratingfour y ratingone mejora el coeficiente de determinación ajustado aunque mínimamente, que se queda en un **22.34%**.

Vamos a calcular coeficiente de correlación del Modelo 2:

```
r2 = sqrt(0.2234)
r2
```

```
## [1] 0.4726521
```

Lo que indica una relación lineal no excesivamente fuerte entre las variables utilizadas y el precio.

A continuación vamos a calcular los intervalos de confianza del modelo1:

```
confint(modelo2)
```

```
##                    2.5 %     97.5 %
## (Intercept)  4.968216640 5.77229270
## retprice     0.033373306 0.04807318
## pvinventory  0.042662120 0.06249446
## ratingfour  -0.004865981 0.01528070
## ratingone   -0.002616054 0.02763522
```

Realizaremos una predicción del precio de venta a partir del modelo 1:

```
newdata <- data.frame(retprice=30,pvinventory=50)

# Predecir el precio

predict(modelo1, newdata)
```

```
##        1
## 9.588318
```

2.4.3.4 - Regresión Logística (Multinomial)

Se trata de un modelo de regresión logística donde la variable dependiente tiene más de dos categorías. La respuesta puede o bien ser nominal o bien ordinal. A su vez, las variables explicativas pueden ser categóricas o cuantitativas.

En este caso vamos a tratar como variable dependiente la variable (size_category (M,HS,SS)), y como variable independiente origin_country (AT,CN,GB,US,VE).

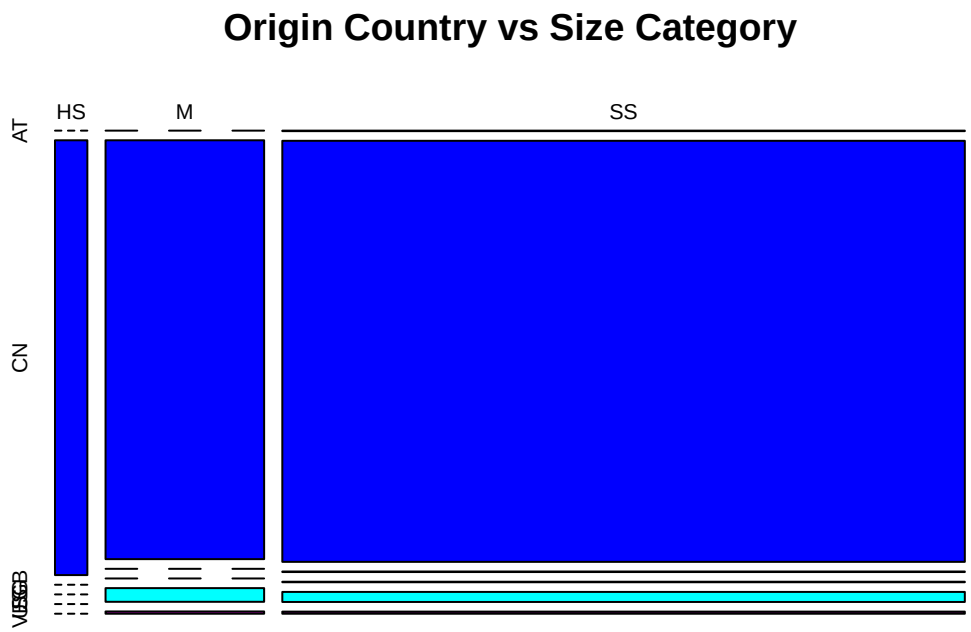
Las variables que vamos a utilizar en este modelo son cuantitativas, por lo que el análisis de sus relaciones se ha de obtener mediante Tablas de contingencia y pruebas Chi-Cuadrado

```
Tabla.SC.OC <- table(SalesSummerObj$size_category,SalesSummerObj$origin_country)

Tabla.SC.OC
```

2.4.3.4.1 Tablas de Contingencia

```
##
##       AT  CN  GB  SG  US  VE
##   HS   0  39   0   0   0   0
##   M    0 184   0   0   6   1
##   SS   1 796   1   1  19   4
```

```
plot(Tabla.SC.OC, col= c("red", "blue", "green", "yellow", "cyan", "magenta", "orange"),
     main = "Origin Country vs Size Category")
```



Vemos que la mayor contribución a los tipos de tallas (M y SS) viene de China, especialmente sobre las tallas pequeñas. El siguiente país es Estados Unidos, sobre todo en tallas pequeñas también.

2.4.3.4.2 Estudio de la Correlación / Tests Chi-Squared Estamos tratando variables cuantitativas politómicas y nominales, por lo que, para valorar la independencia, el test Chi-squared resulta adecuado en algunos casos, y el test exacto de Fisher en otros.

```
chisq.test(Tabla.SC.OC)
```

```
## Warning in chisq.test(Tabla.SC.OC): Chi-squared approximation may be incorrect
```

```
##
##  Pearson's Chi-squared test
##
## data:  Tabla.SC.OC
## X-squared = 2.4932, df = 10, p-value = 0.991
```

```r
fisher.test(Tabla.SC.OC, conf.level = 0.95, simulate.p.value = FALSE)
```

```
##
##  Fisher's Exact Test for Count Data
##
## data:  Tabla.SC.OC
## p-value = 0.8893
## alternative hypothesis: two.sided
```

Como el **p-value es $>$ 0.05** no podemos rechazar la hipotésis nula, que indica independencia entre ambas variables. Por lo tanto no existe correlación entre ellas.

Cálculo del modelo

Hacemos que la categoría de talla de referencia sea la M.

```r
SalesSummerObj$size_category<-  relevel(factor(SalesSummerObj$size_category), ref = "M")
```

```r
model.sizecategory.origincountry = multinom(SalesSummerObj$origin_country ~ SalesSummerObj$size_categor
```

```r
# Obtenemos el summary

summary(model.sizecategory.origincountry)
```

```
## Call:
## multinom(formula = SalesSummerObj$origin_country ~ SalesSummerObj$size_category,
##     data = SalesSummerObj)
##
## Coefficients:
##    (Intercept) SalesSummerObj$size_categoryHS SalesSummerObj$size_categorySS
## CN   12.411209                      15.066664                      -5.731379
## GB   -7.356224                      -2.492413                       7.356569
## SG   -7.356224                      -2.492413                       7.356569
## US    8.988015                      -4.755570                      -6.043355
## VE    7.196072                      -2.787826                      -5.809542
##
## Std. Errors:
##    (Intercept) SalesSummerObj$size_categoryHS SalesSummerObj$size_categorySS
## CN  36.5068243                   1.296512e-05                     36.5205206
## GB   0.7112577                   6.576859e-10                      0.7099101
## SG   0.7112577                   7.024708e-10                      0.7099101
## US  36.5090325                   3.654329e-08                     36.5234313
## VE  36.5204461                   2.708863e-07                     36.5375414
##
## Residual Deviance: 342.9727
## AIC: 372.9727
```

```r
# Coefcientes Modelo

coefmodel.sizecategory.origincountry <- coef(model.sizecategory.origincountry)

coefmodel.sizecategory.origincountry
```

```
##    (Intercept) SalesSummerObj$size_categoryHS SalesSummerObj$size_categorySS
## CN   12.411209                      15.066664                      -5.731379
## GB   -7.356224                      -2.492413                       7.356569
## SG   -7.356224                      -2.492413                       7.356569
```

```
## US    8.988015                    -4.755570                    -6.043355
## VE    7.196072                    -2.787826                    -5.809542
```

Vemos que las tallas grandes determinan a China como país de origen y las tallas pequeñas fundamentalmente a Gran Bretaña y a Singapur. En estos dos paises el coeficiente es el mismo para ambos tipos de tallas al tener solo una venta cada uno de ellos.

Vamos a calcular los p-value:

```
z <- summary(model.sizecategory.origincountry)$coefficients/summary(model.sizecategory.origincountry)$s
# 2-tailed Wald z tests to test significance of coefficients
p <- (1 - pnorm(abs(z), 0, 1)) * 2
p
```

```
##    (Intercept) SalesSummerObj$size_categoryHS SalesSummerObj$size_categorySS
## CN   0.7338794                              0                       0.8752954
## GB   0.0000000                              0                       0.0000000
## SG   0.0000000                              0                       0.0000000
## US   0.8055382                              0                       0.8685779
## VE   0.8437944                              0                       0.8736673
```

Vamos a evaluar ahora los ***odds ratio***. Los ***odds*** es la razón de la probabilidad de ocurrencia de un suceso entre la probabilidad de su no ocurrencia. Vamos a ver cómo transformamos los coeficientes en odds ratios. Trataremos de ser algo didácticos, y vamos a explicar en detalle su cálculo para China:

En esta expresión, el modelo está expresado en términos del ***log-odds***:

$$ln(\frac{P(Y=1/X)}{1-P(Y=1/X)}) = 12.41 + 15.07 * HS - 5.73 * SS$$

Si se escribe en términos de odds, se tiene:

$$\frac{P(Y=1/X)}{1-P(Y=1/X)} = \frac{e^{b_0} + \sum_{i=1}^{n}(b_i x_i)}{1 + e^{b_0} + \sum_{i=1}^{n}(b_i x_i)}$$

Se calculan los distintos valores de las probabilidades para las cuatro combinaciones entre la variable dependiente Y con la independiente X:

$$\frac{P(Y=1/X=1)}{1-P(Y=1/X=1)} = \frac{e^{b_0+b_1}}{1+e^{b_0+b_1}}$$

$$\frac{P(Y=1/X=0)}{1-P(Y=1/X=0)} = \frac{e^{b_0}}{1+e^{b_0}}$$

$$\frac{P(Y=0/X=1)}{1-P(Y=0/X=1)} = \frac{1}{1+e^{b_0+b_1}}$$

$$\frac{P(Y=0/X=0)}{1-P(Y=0/X=0)} = \frac{1}{1+e^{b_0}}$$

Los ***odds-ratio (OR)*** se calculan como la razón entre los ***odds***, donde la variable respuesta Y está presente entre los individuos, es decir, toma el valor Y = 1, y la variable independiente X puede estar presente o no, es decir, tomar los valores X = 1 y X = 0.

$$OR = \frac{\frac{P(Y=1/X=1)}{1-P(Y=1/X=1)}}{\frac{P(Y=1/X=0)}{1-P(Y=1/X=0)}} = e^{b_1}$$

• Un OR = 1 implica que no existe asociación entre la variable respuesta y la covariable. • Un OR inferior a la unidad se interpreta como un factor de protección, es decir, el suceso es menos probable en presencia de dicha covariable. • Un OR mayor a la unidad se interpreta como un factor de riesgo, es decir,el suceso es más probable en presencia de dicha covariable.

Para el caso de los Estados Unidos:

$$ln(\frac{P(Y=1/X)}{1-P(Y=1/X)}) = 8.99 - 4.76 * HS - 6.04 * SS$$

```
# Odds Ratios Modelo

exp(coef(model.sizecategory.origincountry))
```

```
##     (Intercept) SalesSummerObj$size_categoryHS SalesSummerObj$size_categorySS
## CN 2.455385e+05                   3.494370e+06                   3.242601e-03
## GB 6.386054e-04                   8.271014e-02                   1.566452e+03
## SG 6.386054e-04                   8.271014e-02                   1.566452e+03
## US 8.006544e+03                   8.603638e-03                   2.373582e-03
## VE 1.334180e+03                   6.155491e-02                   2.998804e-03
```

Calcularemos ahora los intervalos de confianza:

```
# Intervalos de confianza odds ratio


exp(confint(model.sizecategory.origincountry))
```

```
## , , CN
##
##                                       2.5 %       97.5 %
## (Intercept)                    2.067543e-26 2.915982e+36
## SalesSummerObj$size_categoryHS 3.494281e+06 3.494458e+06
## SalesSummerObj$size_categorySS 2.658092e-34 3.955642e+28
##
## , , GB
##
##                                       2.5 %       97.5 %
## (Intercept)                    1.584196e-04 2.574283e-03
## SalesSummerObj$size_categoryHS 8.271014e-02 8.271014e-02
## SalesSummerObj$size_categorySS 3.896194e+02 6.297871e+03
##
## , , SG
##
##                                       2.5 %       97.5 %
## (Intercept)                    1.584196e-04 2.574283e-03
## SalesSummerObj$size_categoryHS 8.271014e-02 8.271014e-02
## SalesSummerObj$size_categorySS 3.896194e+02 6.297871e+03
##
## , , US
##
##                                       2.5 %       97.5 %
## (Intercept)                    6.712748e-28 9.549704e+34
## SalesSummerObj$size_categoryHS 8.603637e-03 8.603638e-03
## SalesSummerObj$size_categorySS 1.934653e-34 2.912093e+28
##
```

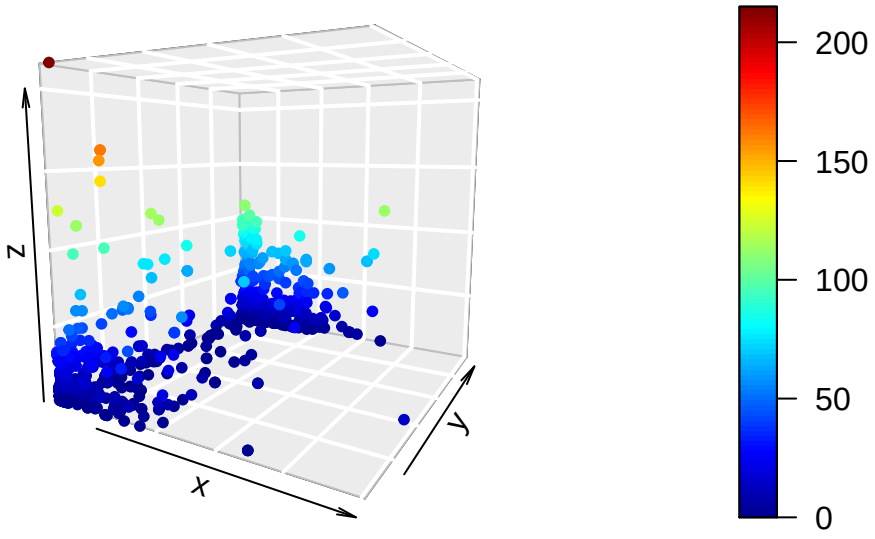
```
## , , VE
##
##                                       2.5 %       97.5 %
## (Intercept)                    1.093842e-28 1.627326e+34
## SalesSummerObj$size_categoryHS 6.155488e-02 6.155495e-02
## SalesSummerObj$size_categorySS 2.377587e-34 3.782333e+28
```

Los IC nos orientan sobre los posibles valores que puede tomar el verdadero valor del parámetro. Cuanto más ancho sea el intervalo, más ineficiente es su estimación.Lo que nos lleva a la conclusión de que toda la eficiencia se centra en la categoría de tallas grandes.

2.5 - REPRESENTACIÓN DE RESULTADOS

Vamos a representar gráficamente los datos de los regresores retprice, pvinventory y ratingone respecto a price en el modelo de regresión lineal:

```
scatter3D(x=retprice, y=pvinventory, z =ratingone ,groups=artprice, theta=30, phi=8, pch=20, bty = "g",
grid=FALSE, fit="smooth")
```



Vemos que los precios más bajos se concentran para valores bajos y altos de inventario de la talla de la compra, y para precios de retail bajos. Los precios medios se agrupan en los valores centrales de los tres regresores, y los precios más altos se encuentran para valores bajos de los regresores retprice y pvinventory, y para valores altos del regresor ratingone.

Regresión Logística

Vemos que la mayor contribución a los tipos de tallas (M y SS) viene de China, especialmente sobre las tallas pequeñas. El siguiente país es Estados Unidos, sobre todo en tallas pequeñas también.

Vemos que las tallas grandes determinan a China como país de origen y las tallas pequeñas fundamentalmente a Gran Bretaña y a Singapur. En estos dos paises el coeficiente es el mismo para ambos tipos de tallas al tener solo una venta cada uno de ellos.

Tabla resumen modelo regresión logística multinomial

A	B	C	D	E	F
model.sizecategory.origincountry	Variables Independientes	B,(EE)	OR	IC95% OR	p-valor
CN	Intercept	12.411 ,(36.507)	2.455385e+05	(0 ;2.915982e+36)	0.734
CN	size_categoryHS	15.067 ,(1.296512e-05)	3.494370e+06	(3.494281e+06 ;3.494458e+06)	0
CN	size_categorySS	-5.731 ,(36.521)	3.242601e-03	(0 ;3.955642e+28)	0.875
GB	Intercept	-7.356,(0.711)	6.386054e-04	(1.584196e-04 ;2.574283e-03)	0
GB	size_categoryHS	-2.492 ,(6.576859e-10)	8.271014e-02	(8.271014e-02 ;8.271014e-02)	0
GB	size_categorySS	7.357,(0.710)	1.566452e+03	(3.896194e+02 ;6.297871e+03)	0
SG	Intercept	-7.356,(0.711)	6.386054e-04	(1.584196e-04 ;2.574283e-03)	0
SG	size_categoryHS	-2.492,(7.024708e-10)	8.271014e-02	(8.271014e-02 ;8.271014e-02)	0
SG	size_categorySS	7.357,(0.710)	1.566452e+03	(3.896194e+02 ;6.297871e+03)	0
US	Intercept	8.988,(36.51)	8.006544e+03	(6.712748e-28 ;9.549704e+34)	0.806
US	size_categoryHS	-4.756,(3.654329e-08)	8.603638e-03	(8.603637e-03 ;8.603638e-03)	0
US	size_categorySS	-6.043,(36.523)	2.373582e-03	(1.934653e-34 ;2.912093e+28)	0.869
VE	Intercept	7.196,(36.520)	1.334180e+03	(1.093842e-28 ;1.627326e+34)	0.844
VE	size_categoryHS	-2.788 ,(2.708863e-07)	6.155491e-02	(6.155488e-02 ;6.155495e-02)	0
VE	size_categorySS	0.806,(36.538)	2.998804e-03	(2.377587e-34 ; 3.782333e+28)	0.874

Figure 1: Tabla resumen modelos

2.6 - RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA

Interpretación de Modelos

Correlación

Dentro del estudio de la correlación, el valor del coeficiente positivo en el regresor retail , indica una correlación positiva, es decir, cuanto mayor es el precio de retail, mayor es el precio del producto. A continuación vienen la variable product_variation_inventory, y las variables de rating_*_count. De cualquier forma, no hay ninguna variable que este correlacionada de forma fuerte con la variable price, ya que ninguna está por encima de 0.8

El valor P es la probabilidad de que hubiera encontrado el resultado actual si el coeficiente de correlación fuera cero (hipótesis nula). Si esta probabilidad es menor que el 5% convencional (P <0.05), el coeficiente de correlación se denomina estadísticamente significativo, por lo que podemos concluir que, el coeficiente de correlación entre retail_price y price (0.5) es estadísticamente significativo, lo mismo sucede para las variables rating_*_count.

Contraste de Hipótesis

Después de realizar varios tests:

- No podemos concluir que los artículos con un rating_interval = 5 sean más caros que los que tienen un rating_interval = 1.
- No podemos concluir que los artículos catalogados de mayor calidad tengan un precio superior
- No podemos concluir que el uso de anuncios incrementa el precio de venta.

Regresión Lineal

Modelo 1

Vemos que el regresor que más contribuye positivamente sobre el precio de venta es el precio de retail. PvInventory lo hace casi 10 veces menos.

El coeficiente de determinación es **0.2121**. Lo que implica que el modelo1 es capaz de explicar alrededor del **21.21 %** de la varianza de las observaciones. Resultado bastante pobre.

El coeficiente de correlación muestral de 0.460 indica una relación lineal no excesivamente fuerte entre las variables utilizadas y el precio.Observamos que la mayor ineficiencia en la estimación del parámetro corresponde al regresor pvinventory, pero con una diferencia realmene mínima respecto a retprice

Vemos que el intervalo de confianza menos amplio corresponde al regresor retprice, por lo que indica mayor precisión. Es decir, mientras más confianza se necesita, más ancho es el intervalo.

Modelo 2

Vemos que al añadir los regresores ratingfour y ratingone, la influencia de retprice y pvinventory ha bajado muy ligeramente, incrementándose muy ligeramente el coeficiente de determinación a **0.2234**

El coeficiente de correlación muestral de **0.472** indica una relación lineal no excesivamente fuerte entre las variables utilizadas y el precio.

Vemos que el intervalo de confianza menos amplio corresponde al regresor retprice, por lo que indica mayor precisión.

En resumen, las relaciones de los datos utilizados con respecto a la variable price son **débiles** en general. Los modelos de regresión lineales planteados tienen **poca capacidad** de explicación de la varianza de las observaciones. El modelo de regresión logística nos ha proporcionado información **más clara** sobre la relación entre las categorías de las tallas y los países de origen.

REFERENCIAS

Documentación máster UOC: Modelos_de_Regresión_Logística.pdf (PID_00276229)

6 Errores que cometes al usar las pruebas de hipótesis clásicas: https://www.maximaformacion.es/blog-dat/6-errores-que-cometes-al-usar-las-pruebas-de-hipotesis-clasicas/

Modelos con Variables Cualitativas: https://bookdown.org/content/2274/modelos-con-variables-cualitativas.html

Estadística conceptos clave: https://www.usj.es/sites/default/files/tarjetas/aprendizaje/EstadisticaConceptosClave.pdf

Análisis de variables categóricas con R: https://biocosas.github.io/R/060_analisis_datos_categoricos.html

Correlación: teoría y práctica: https://www.ccg.unam.mx/~vinuesa/R4biosciences/docs/Tema8_correlacion.html

Test estadísticos para variables cualitativas: test exacto de Fisher, chi-cuadrado de Pearson, McNemar y Q-Cochran: https://www.cienciadedatos.net/documentos/22.2_test_exacto_de_fisher_chi-cuadrado_de_pearson_mcnemar_qcochran#(chi%5E2)_de_Pearson_(test_de_independencia)

Logistic Regression in R: https://rpubs.com/rslbliss/r_logistic_ws

Multinomial distribution: https://en.wikipedia.org/wiki/Multinomial_distribution

Test estadísticos para variables cualitativas: test binomial exacto, test multinomial y test chi-cuadrado goodnes of fit:https://www.cienciadedatos.net/documentos/22.1_test_binomial_exacto_test_multinomial_test_chi-cuadrado_goodnes_of_fit

Modelos de respuesta multinomial con R. Aplicación para el estudio de la depresión en pacientes con discapacidad: https://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm1011/modelosderespuestamultinomialconraplicacionparaelestudiodeladepresionenpacientescondiscapacidad/

Regresión Logística Multinomial (Modelos Logit para respuestas nominales): <Multinomial-http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/Categor/Tema5Cate.pdf>

Métodos de clasificación: https://bookdown.org/content/2274/metodos-de-clasificacion.html

Getting p-values for "multinom" in R (nnet package): https://stats.stackexchange.com/questions/63222/getting-p-values-for-multinom-in-r-nnet-package

CONTRIBUCIONES

Contribuciones	Firma
Investigación previa	Elena Segundo Martín, Javier Plo Moreno
Redacción de las respuestas	Elena Segundo Martín, Javier Plo Moreno
Desarrollo código	Elena Segundo Martín, Javier Plo Moreno

Figure 2: Tabla de Contribuciones