

Trabajo final Estadística Avanzada

true

true

true

true

octubre 29, 2020

Abstract

Este documento analiza los impactos de las variables macroeconómicas en los costos y gastos de una empresa en un determinado sector económico

Contents

Capítulo 1 Lectura de variables de empresa	1
Capítulo 2 Lectura y consolidación de variables económicas	5
Capítulo 3 Consolidación de la base	9
Capítulo 4: Análisis_descriptivo	12
Capítulo 5: Correlaciones	21
Capítulo 6 Aplicación de modelo	27
Primer modelo regresión Lineal	27
Segundo Modelo Regresión lineal Sin efectos aleatorios	28
Modelo lineal con intercepto aleatorio	28
Capítulo 7: Conclusiones	30
REFERENCIAS:	30

{newpage}

Capítulo 1 Lectura de variables de empresa

Actividad de evaluación de la asignatura Métodos Estadísticos Avanzados Profesor: Juan David Ospina Arango Estudiantes: Cindy Guerra, Diana Benjumea, Carlos Murillo, Luz Florez

Métodos Estadísticos Avanzados Maestría en Ciencia de los Datos Universidad EAFIT

Objetivo Caracterizar las relaciones entre algunos indicadores macroeconómicos y los costos y gastos de ventas de las empresas colombianas vigiladas por la SuperSociedades.

Lineamientos: 1. Con ayuda de un modelo lineal modele cree un modelo o varios modelos que permitan caracterizar la relación entre las variables PIB, Inflación, Desempleo, Tasa de Cambio,

Balance Fiscal, Balance en Cuenta Corriente, Tasa de intervención, TRM y los costos y gastos de ventas.

2. Se debe escoger mínimo un tipo de empresas (Clasificación Industrial Internacional Uniforme) que tenga más de 20 empresas y tomar al menos los últimos tres años de información disponible.
3. Se debe evaluar el ajuste y la capacidad predictiva.
4. Se deben explicar todas las transformaciones de variables requeridas por el modelo.
5. Se deben explicar todos los pasos para la construcción de la base de datos: descarga de información, concatenación, etc.
6. Se debe incluir un análisis descriptivo.
7. Se debe incluir un análisis de la razonabilidad de las cifras.
8. Se debe redactar un reporte técnico documentando lo anterior. La sugerencia es utilizar un formato que permita la inclusión de gráficos basados en html o JavaScript (por ejemplo html a partir de Rmarkdown). El código se debe subir a un repositorio Git y referenciarlo en el reporte. El reporte debe incluir una estimación del esfuerzo de las actividades de 1) consolidación de información, 3) transformación de variables y análisis descriptivo, 4) ajuste y validación de modelos y 5) redacción del reporte.
9. El trabajo se debe subir al canal del curso en Teams y se debe notificar por correo a la dirección judaospí@bancolombia.com.co.
10. La fecha de entrega es el viernes 30 de octubre y el trabajo se puede presentar en equipos de máximo cinco estudiantes.

Para acceder a los datos de costos y gastos de ventas: • Entrar a <http://pie.supersociedades.gov.co>
> MENÚ > Descarga Masiva de Información Descargar la información de los años 2016 a 2019

Para las actividades se realiza la siguiente estimación de esfuerzo:

- 1) Consolidación de información: 12h
- 2) Transformación de variables y análisis descriptivo: 7h
- 3) Ajuste y validación de modelos 8 h
- 4) Redacción del reporte: 4h

Para los datos basicos y financieros de las empresas tomamos los siguientes archivos de la página de la Supersociedades: datosBasicosComplete.xlsx Plenas - Individuales2017.xlsx Plenas - Individuales2018.xlsx Plenas - Individuales2019.xlsx

Primera iteración: Código CIIU seleccionado: G4711 Macrosector: Comercio Descripción: Comercio al por menor en establecimientos no especializados con surtido compuesto principalmente por alimentos, bebidas o tabaco.

Esta clase incluye: • Los establecimientos no especializados de comercio al por menor de productos cuyo surtido está compuesto principalmente de alimentos (víveres en general), bebidas o tabaco. No obstante, expenden otras mercancías para consumo de los hogares tales como vestuario, electrodomésticos, muebles, artículos de ferretería, cosméticos, entre otros. Suelen realizar este tipo de actividad los denominados supermercados, cooperativas de consumidores, comisariatos y

otros establecimientos similares. También se incluyen las tiendas, los graneros, entre otros, que se encuentran en los pueblos o en barrios tradicionales.

Esta clase excluye: • El expendio de comidas preparadas en restaurantes, cafeterías y por autoservicio.

Al realizar los cargues iniciales de información nos dimos cuenta de que nos cruzaban muy pocas empresas por lo que el conjunto de datos seleccionado no era suficiente.

Iteración 2: Código CIIU seleccionado: B0722 Extracción de oro y otros metales preciosos

Esta clase incluye: • La extracción de oro, plata y otros metales del grupo del platino (osmio, iridio, rodio, rutenio y paladio). • Las actividades realizadas para extraer el oro existente en los lechos de los ríos sin importar el sistema de extracción empleado (barequeo, motobombas, draguetas, dragas, elevadores, monitores u otros). • La extracción de los metales preciosos se realiza a través de dos métodos: de veta o filón, que consiste en la extracción manual, mecanizada o semimecanizada de oro y de plata presentes en las rocas formando venas, vetas o filones. • Las actividades o procesos físicos necesarios para separar el oro de la roca que lo contiene, conocidos como procesos de beneficio del mineral, de los cuales los más comunes son la trituración y la molienda (pulverización). • Otros procesos tales como lavado (mazamorreo) hasta separar el oro y la plata de otros elementos o impurezas, siempre y cuando se realicen por cuenta del explotador y en sitios cercanos a la mina. • El segundo método consiste en la extracción de oro o platino de aluviones (concentración de mineral en el lecho de los ríos), el cual se realiza por diferentes sistemas de extracción, tales como: barequeo (mazamorreo); pequeña minería, representada por grupos de trabajadores que utilizan motobombas, elevadores y draguetas; mediana minería, utilizando maquinaria como retroexcavadoras y buldózers, y la gran minería que realiza la extracción de metales preciosos por medio de dragas de cucharas.

Esta clase excluye: • Los servicios de apoyo para la extracción de oro y metales preciosos. Se incluyen en la clase 0990, «Actividades de apoyo para otras actividades de explotación de minas y canteras».

```
library(tidyverse)
library("readxl")
library("dplyr")
```

1. Cargamos los datos básicos de las empresas

```
#Revisamos como son nuestros datos para saber si tenemos que realizar algún ajuste a la carga
file.show("./data/datosBasicosComplete.xlsx")

#Como el archivo no tiene forma de tabla al principio, debemos realizar la carga, ignorando las

#Cargar los archivos a un dataframe
pd_datos_basicos <- read_excel("./data/datosBasicosComplete.xlsx", sheet = "Reporte", skip=8, col_types =
"text", "text", "text", "text","text","text","text","text", "text","text","text","text","text","text","text",
"text","date","text","date", "text", "text")

pd_datos_basicos %>% mutate(`Órgano Societario` = as.factor(`Órgano Societario`),
                           `Etapas Situación` = as.factor(`Etapas Situación`)) -> pd_datos_basicos
```

```
head(pd_datos_basicos)
```

```
## # A tibble: 6 x 23
##   NIT   `Razón social` `Código CIIU` `Tipo Societari` `Objeto Social`
##   <chr> <chr>         <chr>         <chr>         <chr>
## 1 1001~ NOREÑA MANRI~ 0             PERSONA NATURAL <NA>
## 2 1001~ PEÑA RAMIREZ ~ H5229        PERSONA NATURAL <NA>
## 3 1002~ GONZALEZ SANC~ G4731        PERSONA NATURAL <NA>
## 4 1002~ RODRIGO JAVIE~ L6810        PERSONA NATURAL <NA>
## 5 1002~ BUITRAGO GONZ~ H4923        PERSONA NATURAL <NA>
## 6 1005~ KAREN JULIETH~ M7500        PERSONA NATURAL <NA>
## # ... with 18 more variables: `Dirección Notificación Judicial` <chr>, `Ciudad
## #   Notificación Judicial` <chr>, `Departamento Notificación Judicial` <chr>,
## #   `Teléfono Notificación Judicial` <chr>, `Dirección Domicilio` <chr>,
## #   `Ciudad Domicilio` <chr>, `Departamento Domicilio` <chr>, `Apartado
## #   Domicilio` <chr>, `E-Mail` <chr>, Web <chr>, Estado <chr>, `Fecha
## #   Estado` <dtm>, Situación <chr>, `Fecha Situación` <dtm>, `Etap
## #   Situación` <fct>, `Fecha Etapa` <dtm>, `Nombre Representante Legal` <chr>,
## #   `Órgano Societario` <fct>
```

2. Filtramos los datos del CIIU seleccionado

```
library(dplyr)
```

```
pd_datos_basicos_flt <- pd_datos_basicos[,c("NIT","Razón social","Código CIIU","Ciudad Domicilio",
names (pd_datos_basicos_flt) = c("NIT","razon_social","CIIU","ciudad","departamento", "estado", "
"etapa_situacion")
```

```
pd_datos_basicos_flt <- filter(pd_datos_basicos_flt, CIIU == "B0722" & situacion == "ACTIVA")
```

```
head(pd_datos_basicos_flt)
```

```
## # A tibble: 6 x 9
##   NIT   razon_social CIIU   ciudad departamento estado situacion organo_societar~
##   <chr> <chr>         <chr> <chr>   <chr>         <chr> <chr>         <fct>
## 1 8002~ GRUPO DE BU~ B0722 MEDEL~ ANTIOQUIA   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## 2 8110~ MINERA CROE~ B0722 MEDEL~ ANTIOQUIA   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## 3 8110~ NUEVA CALIF~ B0722 MEDEL~ ANTIOQUIA   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## 4 8110~ COLOMBIA GO~ B0722 MEDEL~ ANTIOQUIA   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## 5 8110~ NEGOCIOS MI~ B0722 MEDEL~ ANTIOQUIA   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## 6 8300~ ECO ORO MIN~ B0722 BUCAR~ SANTANDER   INSPE~ ACTIVA   ACTIVIDAD ECONO~
## # ... with 1 more variable: etapa_situacion <fct>
```

3. Cargamos los datos financieros

```
pd_datos_fin_2017 <- read_excel("./data/Plenas - Individuales2017.xlsx", sheet = "Estado de Resu
```

```
pd_datos_fin_2017 <- pd_datos_fin_2017[,c("Nit", "Periodo", "Costo de ventas", "Costos de distr
```

```
names (pd_datos_fin_2017) = c("NIT", "Periodo", "costo_ventas", "costo_distribucion", "gastos_a

datos_completos_fin <- merge (pd_datos_basicos_flt, pd_datos_fin_2017, by.x="NIT", by.y="NIT")
```

Para efectos del ejercicio, no tomaremos el archivo de 2017, ya que el archivo 2018 tiene los datos de 2017 con la nueva norma.

```
pd_datos_fin_2018 <- read_excel("./data/Plenas - Individuales2018.xlsx", sheet = "ERI" )

pd_datos_fin_2018 <- pd_datos_fin_2018[,c("Nit", "Periodo", "Costo de ventas", "Gastos de ventas

names (pd_datos_fin_2018) = c("NIT", "Periodo", "costo_ventas", "gastos_ventas", "gastos_adminis

datos_completos_2018 <- merge (pd_datos_basicos_flt, pd_datos_fin_2018, by.x="NIT", by.y="NIT")

#Le damos formato a los periodos

datos_completos_2018$Periodo[datos_completos_2018$Periodo == "Periodo Anterior"] <- "2017"
datos_completos_2018$Periodo[datos_completos_2018$Periodo == "Periodo Actual"] <- "2018"
```

```
pd_datos_fin_2019 <- read_excel("./data/Plenas - Individuales2019.xlsx", sheet = "ERI" )

#Revisar Costos de distribución
pd_datos_fin_2019 <- pd_datos_fin_2019[,c("Nit", "Periodo", "Costo de ventas", "Gastos de admini

names (pd_datos_fin_2019) = c("NIT", "Periodo", "costo_ventas", "gastos_administracion", "otros_

datos_completos <- merge (pd_datos_basicos_flt, pd_datos_fin_2019, by.x="NIT", by.y="NIT")

datos_completos$Periodo[datos_completos$Periodo == "Periodo Actual"] <- "2019"

datos_completos <- filter(datos_completos, Periodo == "2019")
```

```
#Eliminamos variable diferente a 2019
datos_completos_2018 <- select(datos_completos_2018, -gastos_ventas)

#Unimos los 2 dataframes
datos_completos = rbind(datos_completos, datos_completos_2018)
datos_completos %>% mutate( razon_social = as.factor(razon_social), CIIU = as.factor(CIIU), ciudad
                        departamento = as.factor(departamento), estado =as.factor(estado), Per
                        situacion = as.factor(situacion)) -> datos_completos
```

Capítulo 2 Lectura y consolidación de variables económicas

A continuación se presenta el proceso que se ejecutó para generar un dataframe con las variables de PIB, Inflación, Desempleo, Balance Fiscal, Balance en Cuenta Corriente, Tasa de inter-

vención, TRM

Para el PIB: Es un indicador económico que refleja el valor monetario de todos los bienes y servicios finales producidos por un país o región en un determinado periodo de tiempo, normalmente un año. Se utiliza para medir la riqueza que genera un país.

```
library(dplyr)
#Los datos son tomados de https://datosmacro.expansion.com/pib/colombia
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
PIB_M.E. <- c(289.239, 280.249, 275.999, 255.416)
Var.PIB <- c(3.3, 2.5, 1.4, 2.1)
#Crear dataframe de vectores
PIB <- data.frame(anyo, PIB_M.E., Var.PIB)
head(PIB)
```

```
##   anyo PIB_M.E. Var.PIB
## 1 2016  289.239     3.3
## 2 2017  280.249     2.5
## 3 2018  275.999     1.4
## 4 2019  255.416     2.1
```

Para la inflación: La inflación es un fenómeno que se observa en la economía de un país y está relacionado con el aumento desordenado de los precios de la mayor parte de los bienes y servicios que se comercian en sus mercados, por un periodo de tiempo prolongado.

```
#Los datos son tomados de https://es.wikipedia.org/wiki/Anexo:Variaci%C3%B3n_de_la_inflaci%C3%B3n
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
Inflacion <- c(5.75, 4.09, 3.18, 3.80)
#Crear dataframe de vectores
Inflacion <- data.frame(anyo, Inflacion)
head(Inflacion)
```

```
##   anyo Inflacion
## 1 2016     5.75
## 2 2017     4.09
## 3 2018     3.18
## 4 2019     3.80
```

Para el desempleo: Es otra de las variables mas importantes de la macroeconomía, porque afecta directamente el bienestar de las personas. El desempleo es el porcentaje de la fuerza de trabajo que está buscando trabajo activamente y que actualmente se encuentra desempleada.

```
#Los datos son tomados de https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
Desempleo <- c(9.2, 9.4, 9.7, 10.5)
Var.Desempleo <- c(3.36, 1.99, 3.19, 8.25)
#Crear dataframe de vectores
Desempleo <- data.frame(anyo, Desempleo, Var.Desempleo)
```

```
head(Desempleo)
```

```
##   anyo Desempleo Var.Desempleo
## 1 2016         9.2         3.36
## 2 2017         9.4         1.99
## 3 2018         9.7         3.19
## 4 2019        10.5         8.25
```

Para el balance fiscal: Es la diferencia entre ingresos y gastos públicos en un determinado territorio.

```
#Los datos son tomados de http://www.urf.gov.co/webcenter/portal/EntidadesFinancieras/pages_Enti
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
GNC <- c(-4, -3.6, -3.1, -2.5)
#Crear dataframe de vectores
GNC <- data.frame(anyo,GNC)
head(GNC)
```

```
##   anyo  GNC
## 1 2016 -4.0
## 2 2017 -3.6
## 3 2018 -3.1
## 4 2019 -2.5
```

Para el balance en cuenta corriente: Es el conjunto de transacciones de intercambio de bienes y servicios, rentas y transferencias (tanto corrientes como de capital), su saldo determina la capacidad o necesidad de financiación de un país.

```
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
Balance_Cuenta_Corriente <- c(-13747.75, -13117.66, -10240.88, -12036.18)
#Crear dataframe de vectores
Balance_Cuenta_Corriente <- data.frame(anyo, Balance_Cuenta_Corriente)
head(Balance_Cuenta_Corriente)
```

```
##   anyo Balance_Cuenta_Corriente
## 1 2016          -13747.75
## 2 2017          -13117.66
## 3 2018          -10240.88
## 4 2019          -12036.18
```

Para la tasa de intervención: Corresponde a la tasa de interés mínima que le cobra el Banco de la República a las entidades financieras por los préstamos que les concede generalmente a un día y, además, sirve como referencia para establecer la tasa de interés máxima que les paga por recibirles dinero que tengan como excedente.

```
#Los datos son tomados de https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas/tasas-interes-politica-monet
# vectores
anyo <- c("2016", "2017", "2018", "2019")
TIM_promedio<- c(7.10, 6.13, 4.35, 4.25)
```

```
#Crear dataframe de vectores
TIM <- data.frame(ano, TIM_promedio)
head(TIM)
```

```
##   ano TIM_promedio
## 1 2016           7.10
## 2 2017           6.13
## 3 2018           4.35
## 4 2019           4.25
```

Para la TRM: La tasa de cambio representativa del mercado (TRM) es la cantidad de pesos colombianos por un dólar de los Estados Unidos. La TRM se calcula con base en las operaciones de compra y venta de divisas entre intermediarios financieros que transan en el mercado cambiario colombiano, con cumplimiento el mismo día cuando se realiza la negociación de las divisas.

Actualmente la Superintendencia Financiera de Colombia es la que calcula y certifica diariamente la TRM con base en las operaciones registradas el día hábil inmediatamente anterior.

```
#Se leen los datos - estos datos son tomados de https://www.dolar-colombia.com/historico
dataset = read.csv('./data/TRM.csv', check.names = FALSE, encoding = "UTF-8", blank.lines.skip =
```

```
#se conservan unicamente las columnas de año y TRM
df = dataset[1]
df['TRM'] = dataset[3]
df$TRM <- as.numeric(as.character(df$TRM))

#Se agrupa bajo la media
media = df
media = media %>%
  group_by(media[1]) %>%
  summarise(across(.cols = everything(), .fns = mean))
```

```
## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)
```

```
#para la mediana
mediana = df
mediana = mediana %>%
  group_by(mediana[1]) %>%
  summarise(across(.cols = everything(), .fns = median))
```

```
## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)
```

```
#Se genera un dataframe con los datos obtenidos
df = media
colnames(df)[2] <- 'TRM_media'
df['TRM_mediana'] <- mediana[2]
df
```

```
## # A tibble: 4 x 3
##   Anyo TRM_media TRM_mediana
##   <int>   <dbl>       <dbl>
```



```
## 1 2016      3051.      3003.
## 2 2017      2951.      2942.
## 3 2018      2956.      2898.
## 4 2019      3281.      3277.
```

Se unen los datos en un solo dataframe

```
df['PIB_M.E.'] = PIB[2]
df['Var.PIB'] = PIB[3]
df['Inflacion'] = Inflacion[2]
df['Desempleo'] = Desempleo[2]
df['var.Desempleo'] = Desempleo[3]
df['GNC'] = GNC[2]
df['Balance_Cuenta_Corriente'] = Balance_Cuenta_Corriente[2]
df['TIM_promedio'] = TIM[2]
head(df)
```

```
## # A tibble: 4 x 11
##   Anyo TRM_media TRM_mediana PIB_M.E. Var.PIB Inflacion Desempleo var.Desempleo
##   <int>   <dbl>     <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>     <dbl>     <dbl>
## 1 2016     3051.       3003.    289.     3.3     5.75      9.2      3.36
## 2 2017     2951.       2942.    280.     2.5     4.09      9.4      1.99
## 3 2018     2956.       2898.    276.     1.4     3.18      9.7      3.19
## 4 2019     3281.       3277.    255.     2.1     3.8      10.5     8.25
## # ... with 3 more variables: GNC <dbl>, Balance_Cuenta_Corriente <dbl>,
## #   TIM_promedio <dbl>
```

Capítulo 3 Consolidación de la base

En esta sección se unen las dos bases generadas en las fases anteriores en una sola base

```
library(dplyr)
library(tidyr)
datos_completos %>% mutate(Periodo=as.numeric(as.character(Periodo))) %>% inner_join(df, by=c("Per

datos_completos2 %>% mutate(costos_gastos_totales = gastos_administracion + otros_gastos + gasto_
                          ingresos_totales = ingresos_actividades_ordinarias + ingresos_financi
                          #select(gastos_administracion, -otros_gastos, -gasto_impuestos, -costo

base_modelado <- droplevels(base_modelado)
summary(base_modelado)
```

```
##      NIT                                razon_social      CIIU
## Length:82          ANGLOGOLD ASHANTI COLOMBIA S.A.          : 3      B0722:82
## Class :character    CALDAS GOLD MARMATO S.A.S.              : 3
## Mode :character     CONTINENTAL GOLD LIMITED SUCURSAL COLOMBIA: 3
##                      ECO ORO MINERALS CORP                  : 3
##                      EXPLORACIONES CHAPARRAL COLOMBIA SAS    : 3
##                      EXPLORACIONES NORTHERN COLOMBIA S.A.S    : 3
```

```

##          (Other)                                     :64
##          ciudad      departamento      estado      situacion
## BOGOTÁ, D.C.:26    ANTIOQUIA      :44    INSPECCION:41    ACTIVA:82
## BUCARAMANGA :12    BOGOTÁ, D. C.:26    VIGILANCIA:41
## ENVIGADO      : 2    SANTANDER      :12
## MEDELLÍN      :42
##
##
##
##          organo_societario etapa_situacion      Periodo
## ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE:82      ACTIVA:82      Min.      :2017
##                                          1st Qu.:2017
##                                          Median :2018
##                                          Mean   :2018
##                                          3rd Qu.:2019
##                                          Max.   :2019
##
## costo_ventas      gastos_administracion      otros_gastos
## Min.      :      0      Min.      :      0      Min.      :      0
## 1st Qu.:      0      1st Qu.:    15366      1st Qu.:    848
## Median :      0      Median :    560711      Median :   120317
## Mean   : 23244524      Mean   : 12272119      Mean   : 3275946
## 3rd Qu.: 6666040      3rd Qu.: 5672411      3rd Qu.: 1736150
## Max.    :408474390      Max.    :287863704      Max.    :46689684
##
## costos_financieros gasto_impuestos      ingresos_actividades_ordinarias
## Min.      :      0      Min.      : -8974634      Min.      :      0
## 1st Qu.:      0      1st Qu.:      0      1st Qu.:      0
## Median :   168546      Median :    2546      Median :      0
## Mean   : 2983081      Mean   : 4495562      Mean   : 34205451
## 3rd Qu.: 2383609      3rd Qu.: 141459      3rd Qu.:      0
## Max.    :52689630      Max.    :131684824      Max.    :954650443
##
## otros_ingresos      ingresos_financieros      TRM_media      TRM_mediana
## Min.      :      0      Min.      :      0      Min.      :2951      Min.      :2898
## 1st Qu.:      0      1st Qu.:      0      1st Qu.:2951      1st Qu.:2898
## Median :   36549      Median :    3942      Median :2956      Median :2942
## Mean   :   836610      Mean   : 1285604      Mean   :3058      Mean   :3033
## 3rd Qu.: 601104      3rd Qu.: 850632      3rd Qu.:3281      3rd Qu.:3277
## Max.    :11404344      Max.    :26100695      Max.    :3281      Max.    :3277
##
## PIB_M.E.      Var.PIB      Inflacion      Desempleo
## Min.      :255.4      Min.      :1.400      Min.      :3.180      Min.      : 9.400
## 1st Qu.:255.4      1st Qu.:1.400      1st Qu.:3.180      1st Qu.: 9.400
## Median :276.0      Median :2.100      Median :3.800      Median : 9.700
## Mean   :270.9      Mean   :1.998      Mean   :3.687      Mean   : 9.851
## 3rd Qu.:280.2      3rd Qu.:2.500      3rd Qu.:4.090      3rd Qu.:10.500
## Max.    :280.2      Max.    :2.500      Max.    :4.090      Max.    :10.500

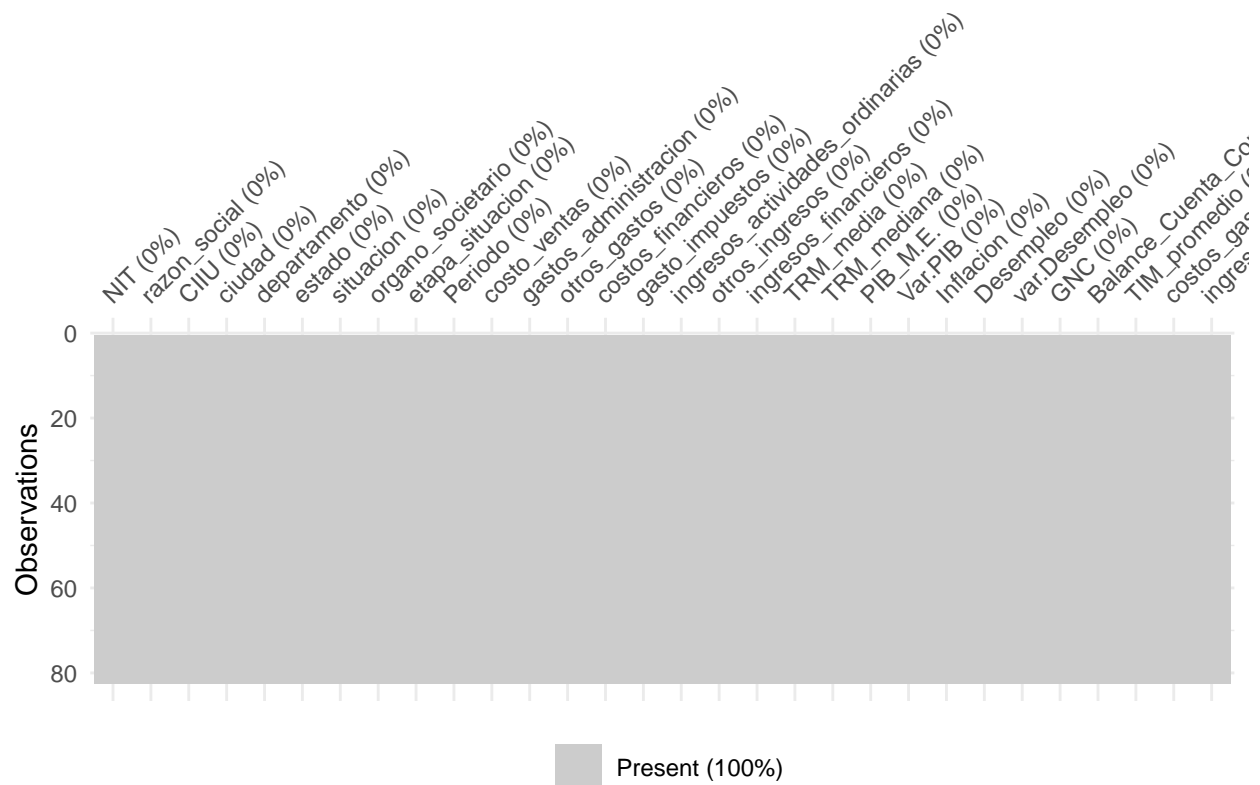
```

```
##
## var.Desempleo      GNC      Balance_Cuenta_Corriente  TIM_promedio
## Min.      :1.990    Min.      : -3.60    Min.      : -13118    Min.      :4.250
## 1st Qu.:1.990    1st Qu.: -3.60    1st Qu.: -13118    1st Qu.:4.250
## Median :3.190    Median : -3.10    Median : -12036    Median :4.350
## Mean      :4.385    Mean      : -3.08    Mean      : -11792    Mean      :4.926
## 3rd Qu.:8.250    3rd Qu.: -2.50    3rd Qu.: -10241    3rd Qu.:6.130
## Max.      :8.250    Max.      : -2.50    Max.      : -10241    Max.      :6.130
##
## costos_gastos_totales ingresos_totales
## Min.      :    2869    Min.      :    0
## 1st Qu.:    528039    1st Qu.:    24364
## Median :   4175588    Median :    587346
## Mean      : 43288150    Mean      : 36327665
## 3rd Qu.: 26972121    3rd Qu.: 3698197
## Max.      :700560590    Max.      :967119965
##
```

```
library(visdat)
```

```
## Warning: package 'visdat' was built under R version 4.0.3
```

```
vis_miss(base_modelado)
```



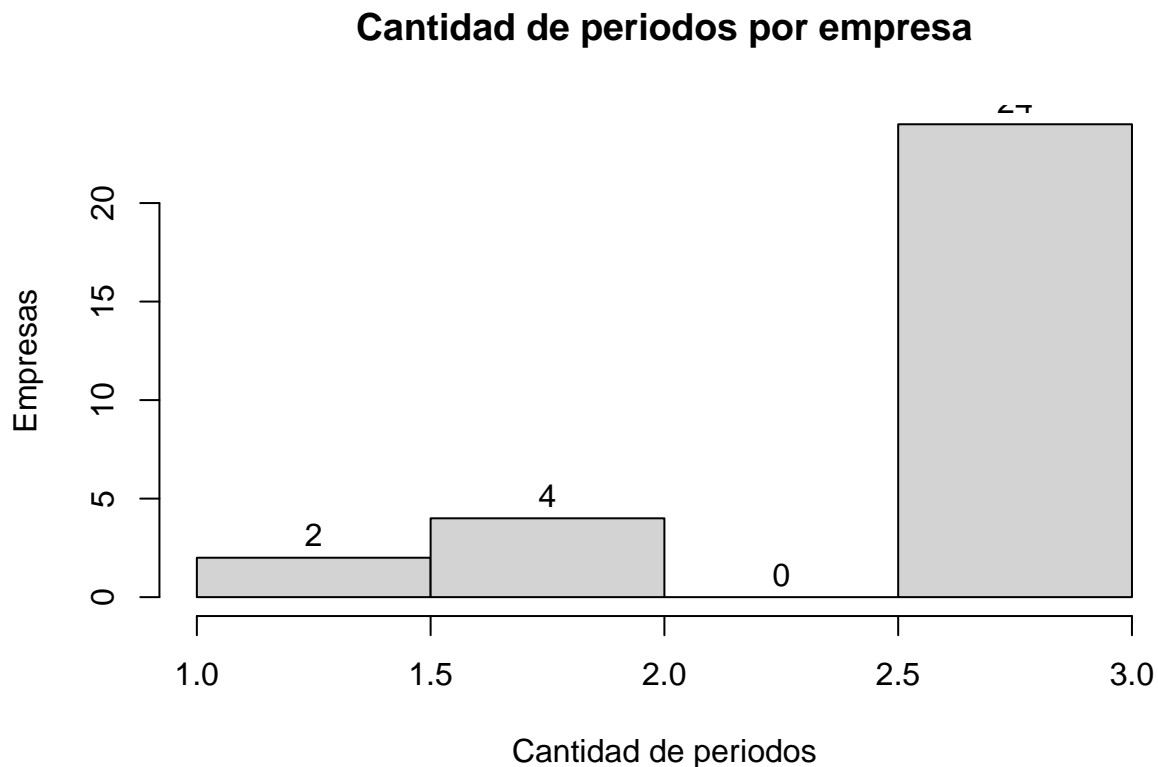
Esta gráfica nos ayuda a visualizar que no hay datos perdidos en la data.

Capítulo 4: Análisis_descriptivo

```
library(ggplot2)
library(tidyr)
library(dplyr)

datosValidar <- base_modelado %>% group_by(NIT, razon_social) %>% summarise(total=n())

## `summarise()` regrouping output by 'NIT' (override with `.groups` argument)
h <- hist(x = datosValidar$total, main = "Cantidad de periodos por empresa", xlab = "Cantidad de periodos", ylab = "Empresas", col = "gray", border = "black")
text(h$mids, h$counts, labels = h$counts, adj = c(0.5, -0.5))
```



Podemos observar que hay empresas que no tienen los 3 periodos, solo trabajaremos con la empresas que tengan los periodos completos.

```
base_modelado %>% anti_join(datosValidar %>% filter(total < 3) , by="NIT" ) %>% group_by(NIT, razon_social) %>% summarise(total=n())

## `summarise()` regrouping output by 'NIT' (override with `.groups` argument)
## # A tibble: 24 x 3
## # Groups:   NIT [24]
##   NIT      razon_social      total
##   <chr>    <fct>          <int>
## 1 NIT01    1.0              2
## 2 NIT01    1.5              4
## 3 NIT01    2.0              0
## 4 NIT01    2.5             24
## 5 NIT02    1.0              2
## 6 NIT02    1.5              4
## 7 NIT02    2.0              0
## 8 NIT02    2.5             24
## 9 NIT03    1.0              2
## 10 NIT03    1.5              4
## 11 NIT03    2.0              0
## 12 NIT03    2.5             24
## 13 NIT04    1.0              2
## 14 NIT04    1.5              4
## 15 NIT04    2.0              0
## 16 NIT04    2.5             24
## 17 NIT05    1.0              2
## 18 NIT05    1.5              4
## 19 NIT05    2.0              0
## 20 NIT05    2.5             24
## 21 NIT06    1.0              2
## 22 NIT06    1.5              4
## 23 NIT06    2.0              0
## 24 NIT06    2.5             24
```

```
## 1 811002172 MINERA CROESUS S.A.S 3
## 2 830012565 ECO ORO MINERALS CORP 3
## 3 830127076 ANGLOGOLD ASHANTI COLOMBIA S.A. 3
## 4 860507991 SANTIAGO OIL COMPANY 3
## 5 890114642 CALDAS GOLD MARMATO S.A.S. 3
## 6 900039998 MINERALES ANDINOS DE OCCIDENTE S.A 3
## 7 900062755 MINERIA INTEGRAL DE COLOMBIA S.A.S. 3
## 8 900063262 SOCIEDAD MINERA DE SANTANDER S.A.S. 3
## 9 900084407 GRAMALOTE COLOMBIA LIMITED 3
## 10 900156833 MINERA DE COBRE QUEBRADONA SA 3
## # ... with 14 more rows

base_modelado %>% anti_join(datosValidar %>% filter(total < 3) , by="NIT" ) -> base_modelado
base_modelado %>% filter(ingresos_totales == 0) %>% count(NIT) %>% filter(n==3) -> datosValidar
base_modelado %>% anti_join(datosValidar, by="NIT" ) -> base_modelado

datosValidar <- base_modelado %>% group_by(NIT, razon_social) %>% summarise(total=n())

## `summarise()` regrouping output by 'NIT' (override with `.groups` argument)
table(datosValidar$total)

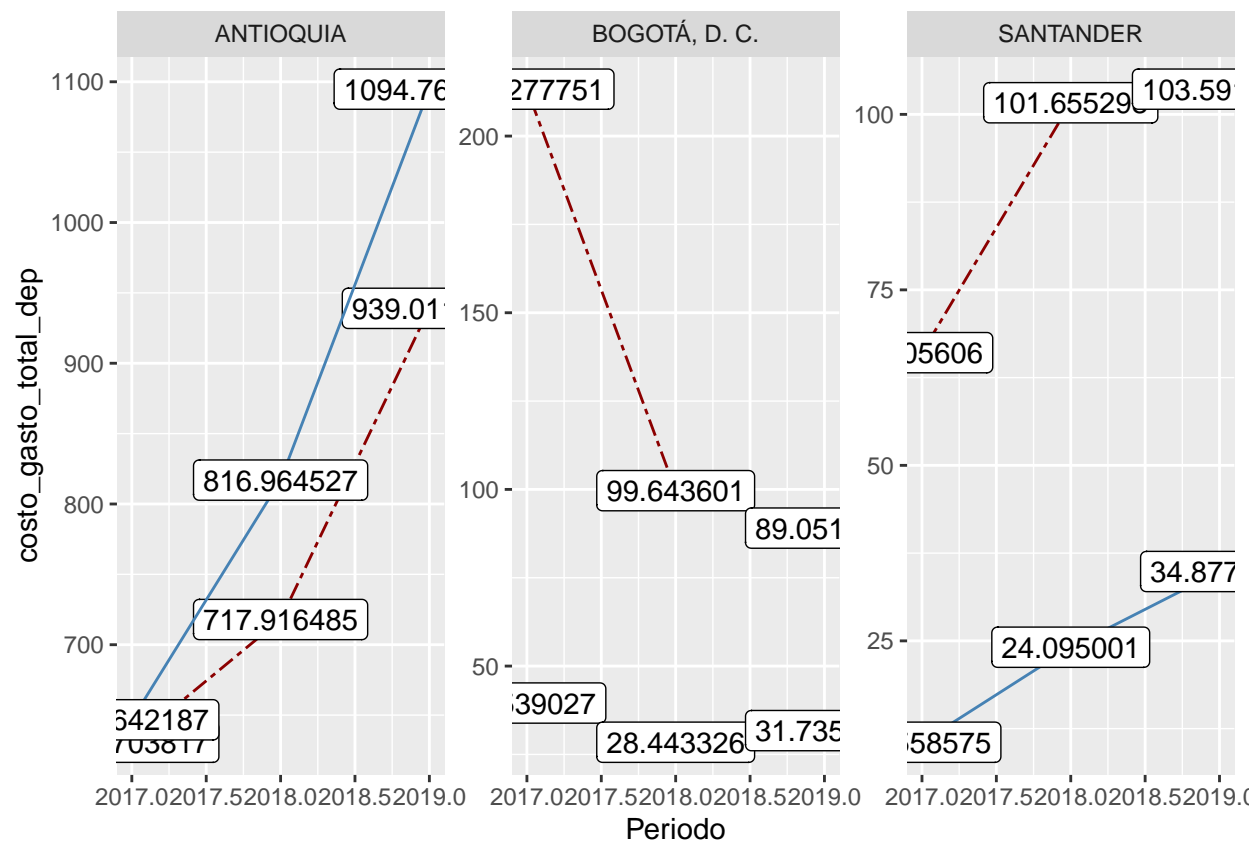
##
## 3
## 23
```

Ya podemos ver que tenemos 23 empresas con los 3 periodos. Veamos los ingresos y los costos por departamento.

```
datosValidarDepartamento <- base_modelado %>% group_by(departamento, Periodo) %>% summarise(cost
ingre

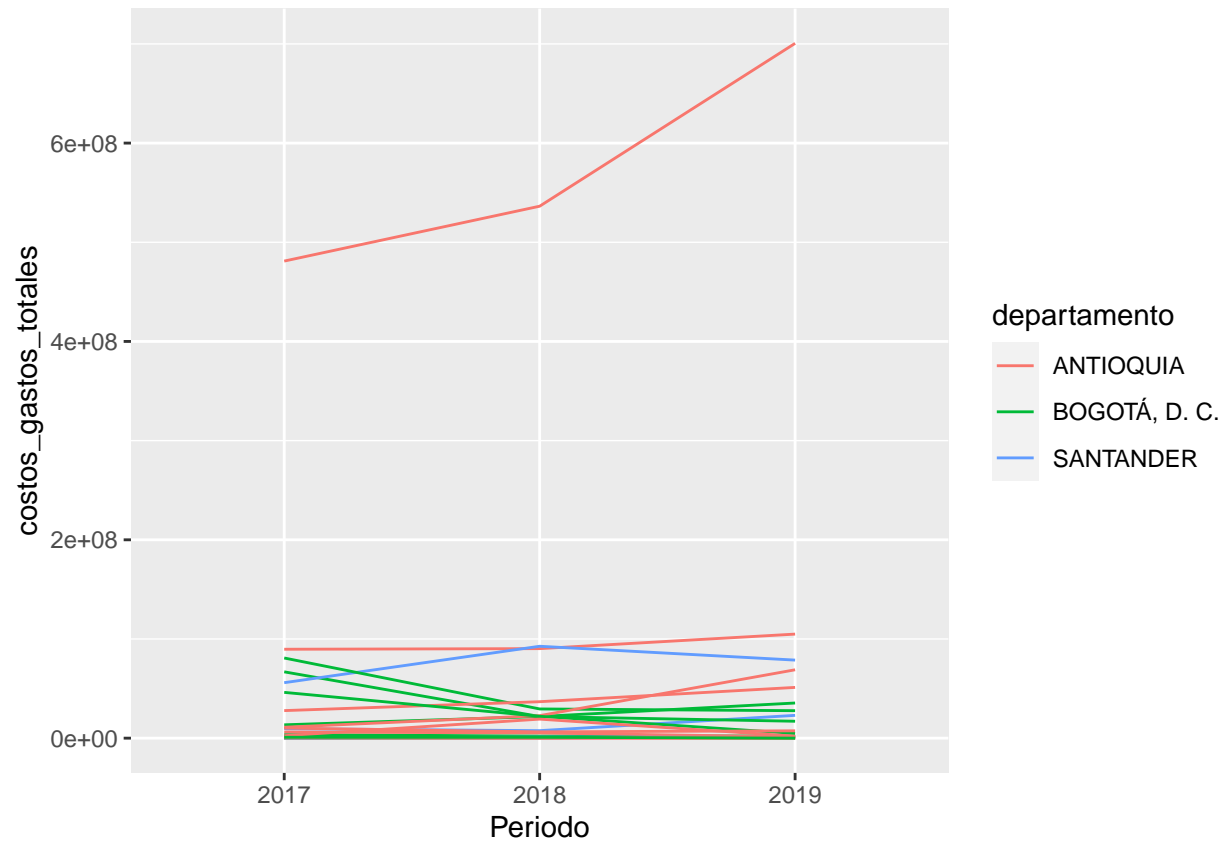
## `summarise()` regrouping output by 'departamento' (override with `.groups` argument)
ggplot(datosValidarDepartamento, aes(x= Periodo))+
  geom_line(aes(y = costo_gasto_total_dep), color="darkred", linetype="twodash")+
  geom_label(aes(y = costo_gasto_total_dep, label=costo_gasto_total_dep)) +
  geom_line(aes(y = ingresos_totales_dep, label="Ingresos"), color = "steelblue")+
  geom_label(aes(y = ingresos_totales_dep, label=ingresos_totales_dep)) +
  facet_wrap(~departamento, scales = "free_y")

## Warning: Ignoring unknown aesthetics: label
```



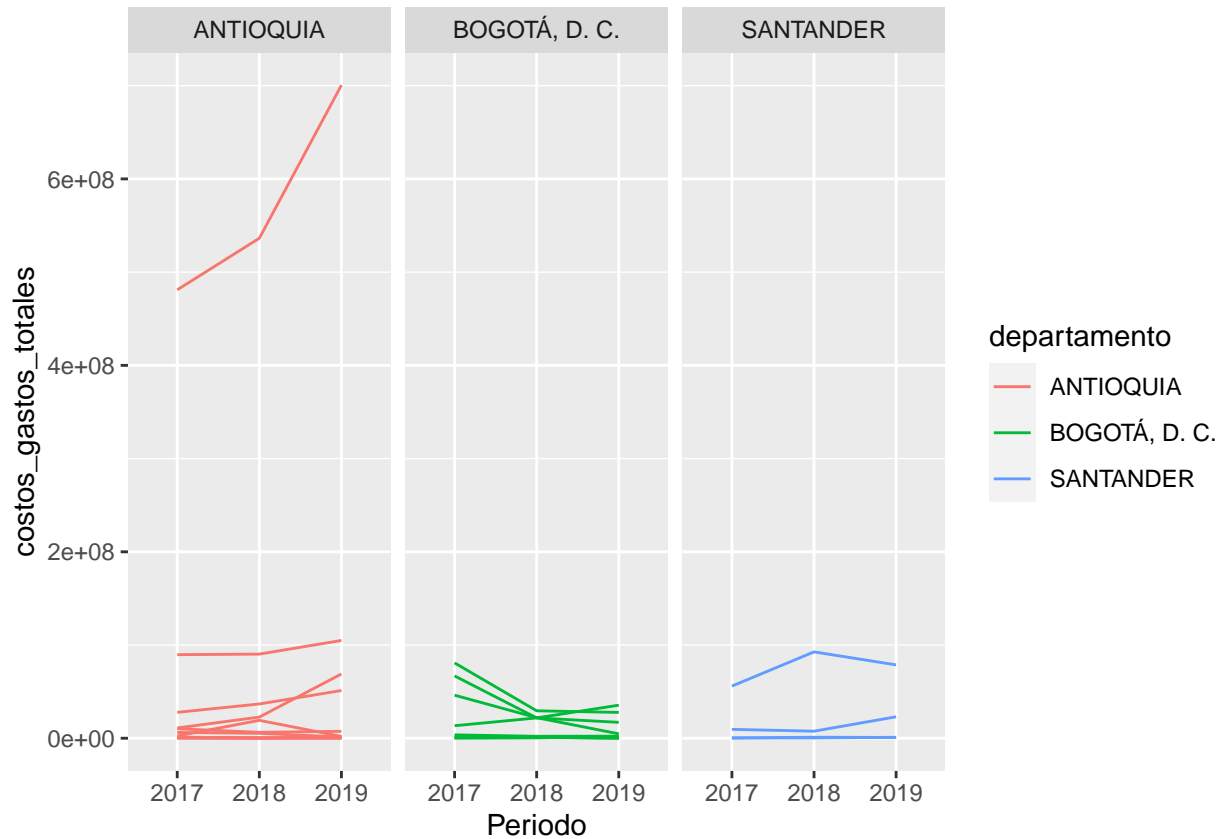
```
base_modelado$NIT=as.factor(base_modelado$NIT)
base_modelado$Periodo=as.factor(base_modelado$Periodo)

p1=ggplot(base_modelado, aes(y=costos_gastos_totales,x=Periodo,group=NIT,colour=departamento))
p1+geom_line()
```



Se pueden ver algunos comportamientos diferentes por departamento, sin embargo separemos el gráfico para ver mejor:

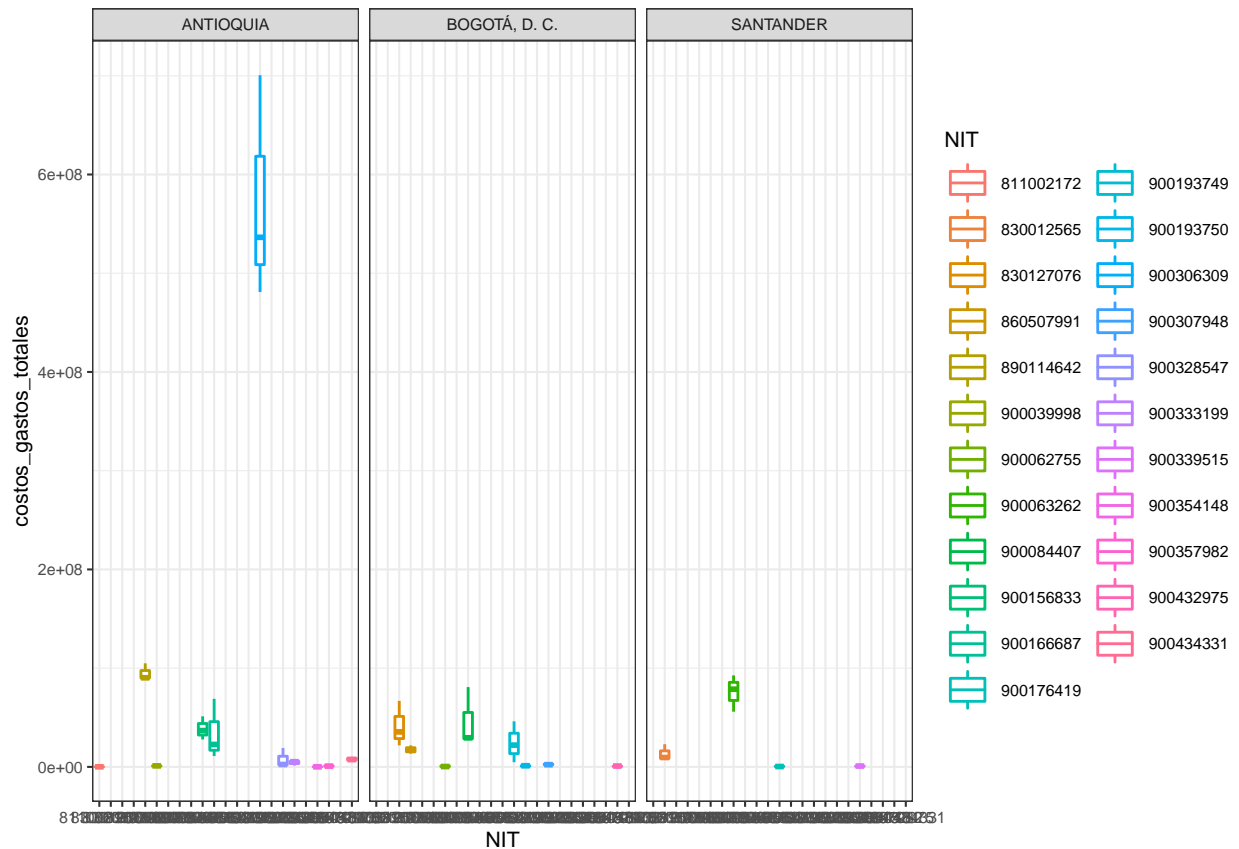
```
p1+geom_line()+facet_grid(.~departamento)
```



El gráfico anterior nos muestra que cada empresa tiene costos/gastos totales particulares. Adicionalmente, hay una empresa de Medellín que tiene costos/gastos totales mas altos, comparada con las otras. Tratemos de identificar las empresas que tienen un comportamiento más diferente a las demás.

```
theme_set(theme_bw(base_size = 8))

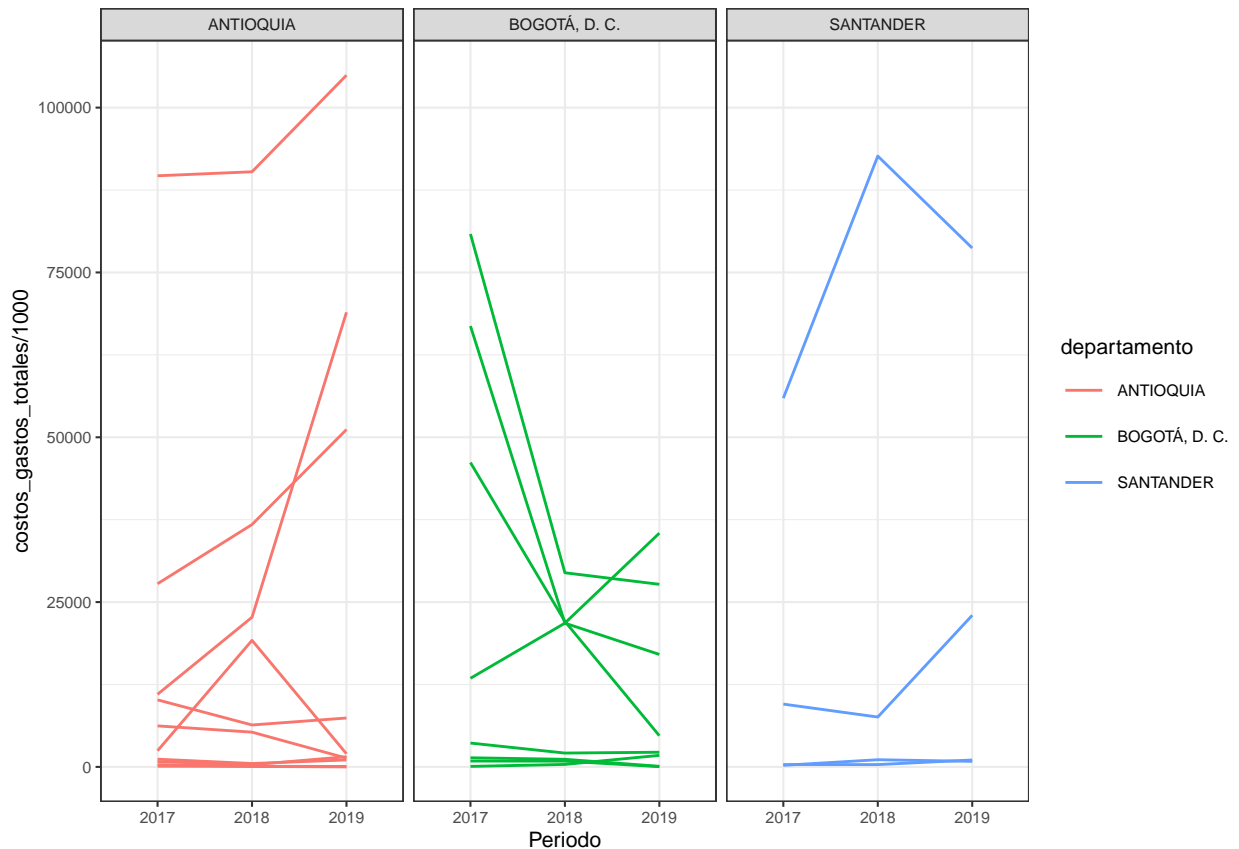
qplot(NIT, costos_gastos_totales, facets = . ~ departamento,
      colour = NIT, geom = "boxplot", data = base_modelado)
```

Al parecer solo hay 1 empresa que tiene comportamiento de costos/gastos totales mucho mas diferente a las demás.

Realizaremos el ejercicio de eliminar (solo para efectos visuales) la empresa que es mas diferente a las demas.

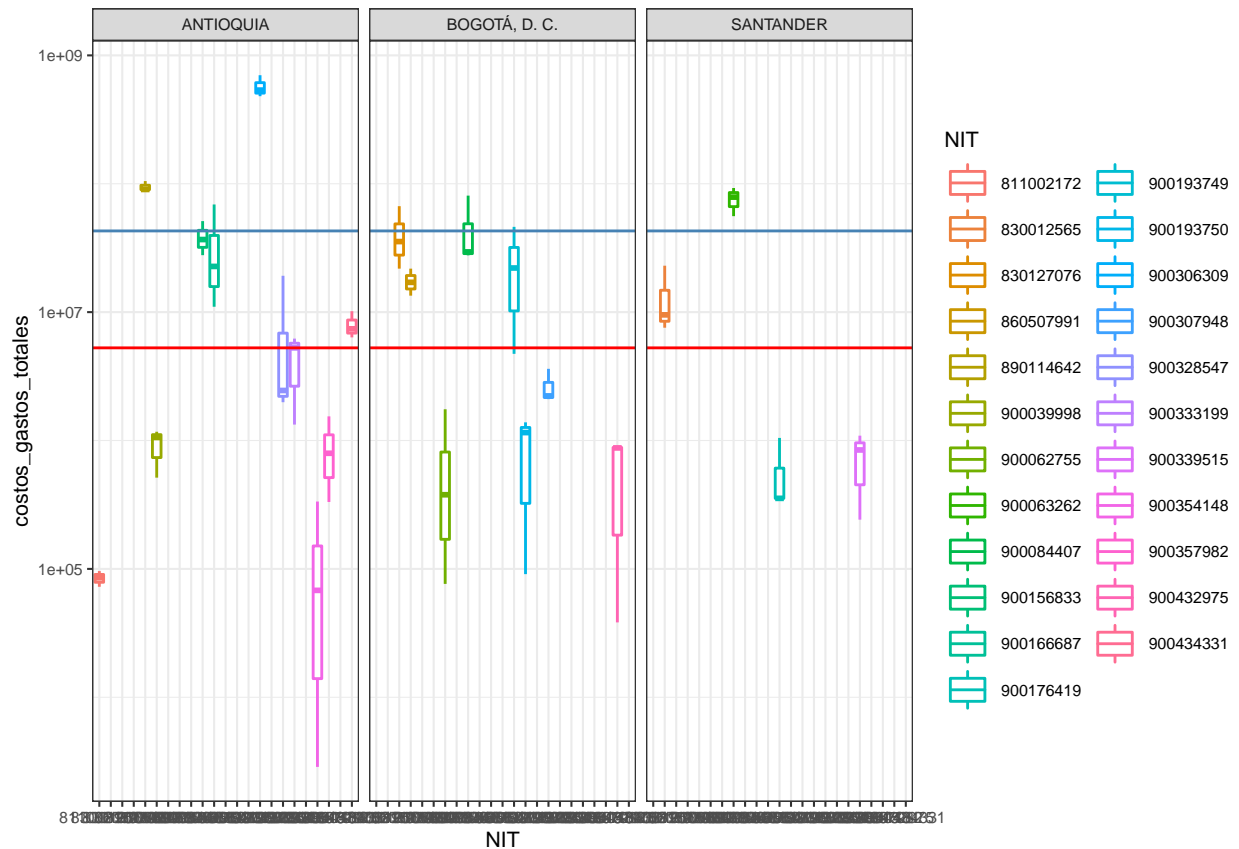
```
datosValidar <- filter(base_modelado, NIT!=900306309)
p1=ggplot(datosValidar, aes(y=costos_gastos_totales/1000,x=Periodo,group=NIT,colour=departamento))
p1+geom_line()+facet_grid(.~departamento)
```



Confirmamos que los costos/gastos totales son particulares de cada empresa. Cambiemos la escala de los datos y volvamos a graficar, para poder apreciar mejor el comportamiento de las otras empresas que tienen costos/gastos totales mas bajos, pero con el set de empresas completo.

```
theme_set(theme_bw(base_size = 8))

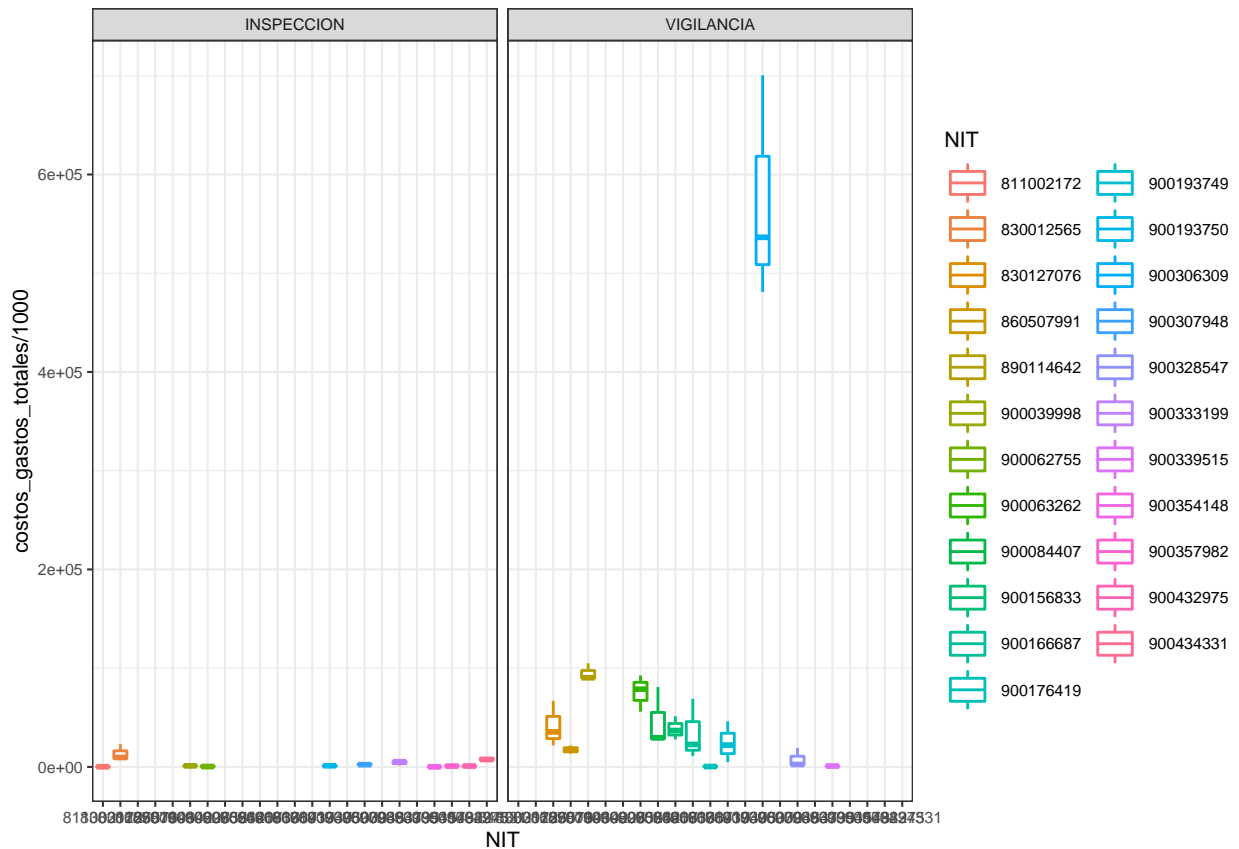
qplot(NIT, costos_gastos_totales, facets = . ~ departamento,
      colour = NIT, geom = "boxplot", data = base_modelado) +
  scale_y_log10() +
  geom_hline(aes(yintercept = mean(costos_gastos_totales)), color = "steelblue") +
  geom_hline(aes(yintercept = median(costos_gastos_totales)), color = "red")
```



Ahora podemos ver mejor que cada empresa tiene unos costos/gastos totales particulares, así como costos promedio diferentes. Además, encontramos que solamente hay 5 empresas que tienen un comportamiento general en sus costos/gastos totales. Ahora revisemos los costos/gastos totales con el estado.

```
theme_set(theme_bw(base_size = 8))

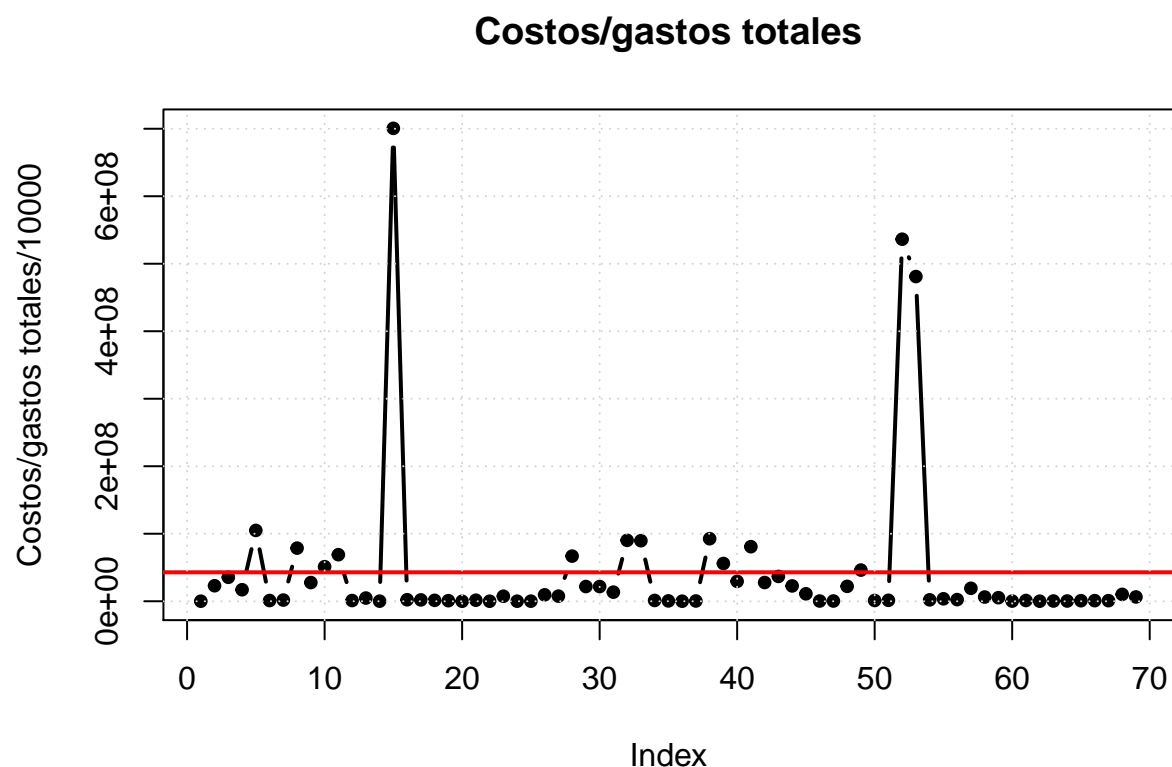
qplot(NIT, costos_gastos_totales/1000, facets = . ~ estado,
      colour = NIT, geom = "boxplot", data = base_modelado)
```



Podemos ver que las empresas con estado inspección presentan costos/gastos totales menores que las empresas con estado vigilancia.

Veamos ahora la dispersion de nuestra variable objetivo.

```
plot(base_modelado$costos_gastos_totales, main="Costos/gastos totales",
     type="b", ylab="Costos/gastos totales/10000", pch= 20, lwd=2)
abline(h=mean(base_modelado$costos_gastos_totales), lwd=2, col= "red")
grid()
```



Con esto confirmamos que la dispersion de los costos/gastos totales no tiene un comportamiento general.

Capítulo 5: Correlaciones

```
## Warning: package 'Hmisc' was built under R version 4.0.3
## Loading required package: lattice
## Loading required package: survival
## Loading required package: Formula
## Warning: package 'Formula' was built under R version 4.0.3
##
## Attaching package: 'Hmisc'
## The following objects are masked from 'package:dplyr':
##
##   src, summarize
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##   format.pval, units
## Warning: package 'corrplot' was built under R version 4.0.3
```

```
## corrplot 0.84 loaded
## Warning: package 'PerformanceAnalytics' was built under R version 4.0.3
## Loading required package: xts
## Warning: package 'xts' was built under R version 4.0.3
## Loading required package: zoo
## Warning: package 'zoo' was built under R version 4.0.3
##
## Attaching package: 'zoo'
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##      as.Date, as.Date.numeric
##
## Attaching package: 'xts'
## The following objects are masked from 'package:dplyr':
##
##      first, last
##
## Attaching package: 'PerformanceAnalytics'
## The following object is masked from 'package:graphics':
##
##      legend
```

Se presenta la base de datos

```
head(base_modelado)
```

```
##          NIT          razon_social CIIU      ciudad departamento
## 1 811002172      MINERA CROESUS S.A.S B0722    MEDELLÍN    ANTIOQUIA
## 2 830012565      ECO ORO MINERALS CORP B0722  BUCARAMANGA    SANTANDER
## 3 830127076  ANGLOGOLD ASHANTI COLOMBIA S.A. B0722 BOGOTÁ, D.C. BOGOTÁ, D. C.
## 4 860507991      SANTIAGO OIL COMPANY B0722 BOGOTÁ, D.C. BOGOTÁ, D. C.
## 5 890114642      CALDAS GOLD MARMATO S.A.S. B0722    MEDELLÍN    ANTIOQUIA
## 6 900039998 MINERALES ANDINOS DE OCCIDENTE S.A B0722    MEDELLÍN    ANTIOQUIA
##      estado situacion          organo_societario etapa_situacion Periodo
## 1 INSPECCION    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## 2 INSPECCION    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## 3 VIGILANCIA    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## 4 VIGILANCIA    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## 5 VIGILANCIA    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## 6 INSPECCION    ACTIVA ACTIVIDAD ECONOMICA DIFERENTE      ACTIVA    2019
## costo_ventas gastos_administracion otros_gastos costos_financieros
## 1          0          53823          0          3271606
## 2          0          6963079      15986104          0
```

```

## 3      35455996          0          0          2437764
## 4      21785731          920119        418332        4972993
## 5      95446409          2372895        621250        2425250
## 6          0          0        1053083        7160223
##      gasto_impuestos ingresos_actividades_ordinarias otros_ingresos
## 1          18725          0          975059
## 2          49834          0          565503
## 3          0          0          0
## 4         -6062218          27158134          274473
## 5          6473853          117246642          1691325
## 6          2414          0          0
##      ingresos_financieros TRM_media TRM_mediana PIB_M.E. Var.PIB Inflacion
## 1          0 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
## 2          0 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
## 3          0 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
## 4          885317 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
## 5          3104595 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
## 6          0 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8
##      Desempleo var.Desempleo GNC Balance_Cuenta_Corriente TIM_promedio
## 1          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
## 2          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
## 3          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
## 4          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
## 5          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
## 6          10.5          8.25 -2.5          -12036.18          4.25
##      costos_gastos_totales ingresos_totales
## 1          72548          975059
## 2          22999017          565503
## 3          35455996          0
## 4          17061964          28317924
## 5          104914407          122042562
## 6          1055497          0

```

Para el análisis de correlaciones se toman las variables macroeconomicas (PIB, Inflación, Desempleo, GNC, Balance de cuenta corriente y TIM) y se comparan respecto a los costos de ventas.

#A continuación se agrupan las variables de interés en un nuevo dataframe

```

base = base_modelado[,19:28]
base['Var.objetivo']= base_modelado[29]
head(base)

```

```

##      TRM_media TRM_mediana PIB_M.E. Var.PIB Inflacion Desempleo var.Desempleo GNC
## 1 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5
## 2 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5
## 3 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5
## 4 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5
## 5 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5
## 6 3281.092 3277.14 255.416 2.1 3.8 10.5 8.25 -2.5

```

```
## Balance_Cuenta_Corriente TIM_promedio Var.objetivo
## 1 -12036.18 4.25 72548
## 2 -12036.18 4.25 22999017
## 3 -12036.18 4.25 35455996
## 4 -12036.18 4.25 17061964
## 5 -12036.18 4.25 104914407
## 6 -12036.18 4.25 1055497
```

#Calcular el coeficiente de correlación Este comando calcula la matriz de correlación:

```
round(cor(base),2)
```

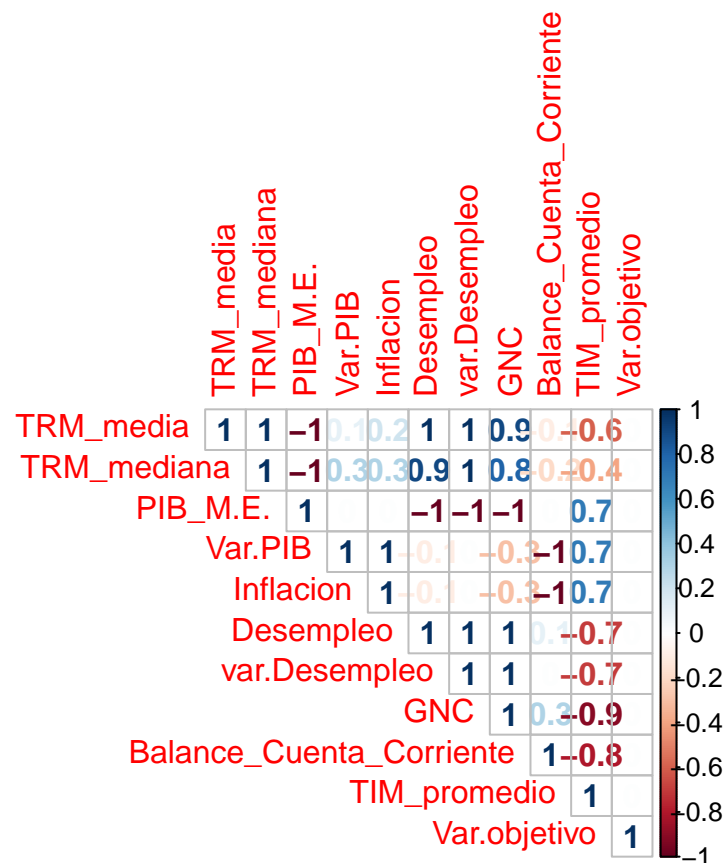
```
## TRM_media TRM_mediana PIB_M.E. Var.PIB Inflacion
## TRM_media 1.00 0.99 -0.99 0.14 0.19
## TRM_mediana 0.99 1.00 -0.96 0.26 0.31
## PIB_M.E. -0.99 -0.96 1.00 0.00 -0.05
## Var.PIB 0.14 0.26 0.00 1.00 1.00
## Inflacion 0.19 0.31 -0.05 1.00 1.00
## Desempleo 0.97 0.93 -0.99 -0.11 -0.06
## var.Desempleo 0.99 0.96 -1.00 -0.03 0.02
## GNC 0.90 0.84 -0.95 -0.31 -0.26
## Balance_Cuenta_Corriente -0.13 -0.25 -0.02 -1.00 -1.00
## TIM_promedio -0.55 -0.45 0.67 0.75 0.71
## Var.objetivo 0.04 0.04 -0.04 0.00 0.01
## Desempleo var.Desempleo GNC Balance_Cuenta_Corriente
## TRM_media 0.97 0.99 0.90 -0.13
## TRM_mediana 0.93 0.96 0.84 -0.25
## PIB_M.E. -0.99 -1.00 -0.95 -0.02
## Var.PIB -0.11 -0.03 -0.31 -1.00
## Inflacion -0.06 0.02 -0.26 -1.00
## Desempleo 1.00 1.00 0.98 0.12
## var.Desempleo 1.00 1.00 0.96 0.04
## GNC 0.98 0.96 1.00 0.32
## Balance_Cuenta_Corriente 0.12 0.04 0.32 1.00
## TIM_promedio -0.74 -0.68 -0.86 -0.76
## Var.objetivo 0.04 0.04 0.03 0.00
## TIM_promedio Var.objetivo
## TRM_media -0.55 0.04
## TRM_mediana -0.45 0.04
## PIB_M.E. 0.67 -0.04
## Var.PIB 0.75 0.00
## Inflacion 0.71 0.01
## Desempleo -0.74 0.04
## var.Desempleo -0.68 0.04
## GNC -0.86 0.03
## Balance_Cuenta_Corriente -0.76 0.00
## TIM_promedio 1.00 -0.02
## Var.objetivo -0.02 1.00
```


Podemos interpretar que, la correlación entre las variables macroeconomicas y la variable objetivo no son explicativas, si nivel de significancia es cercano a cero. Es decir, no hay una asociación entre estas variables y la variable objetivo, que nos ayude a predecir o explicar el comportamiento de los costos y gastos totales.

#Ver la matriz de forma gráfica Podemos graficar con el comando corrplot. Ver más en este enlace: Lo primero es calcular la matriz de correlación y guardarla en un objeto y luego graficarlo. En este caso vamos a graficar los coeficientes.

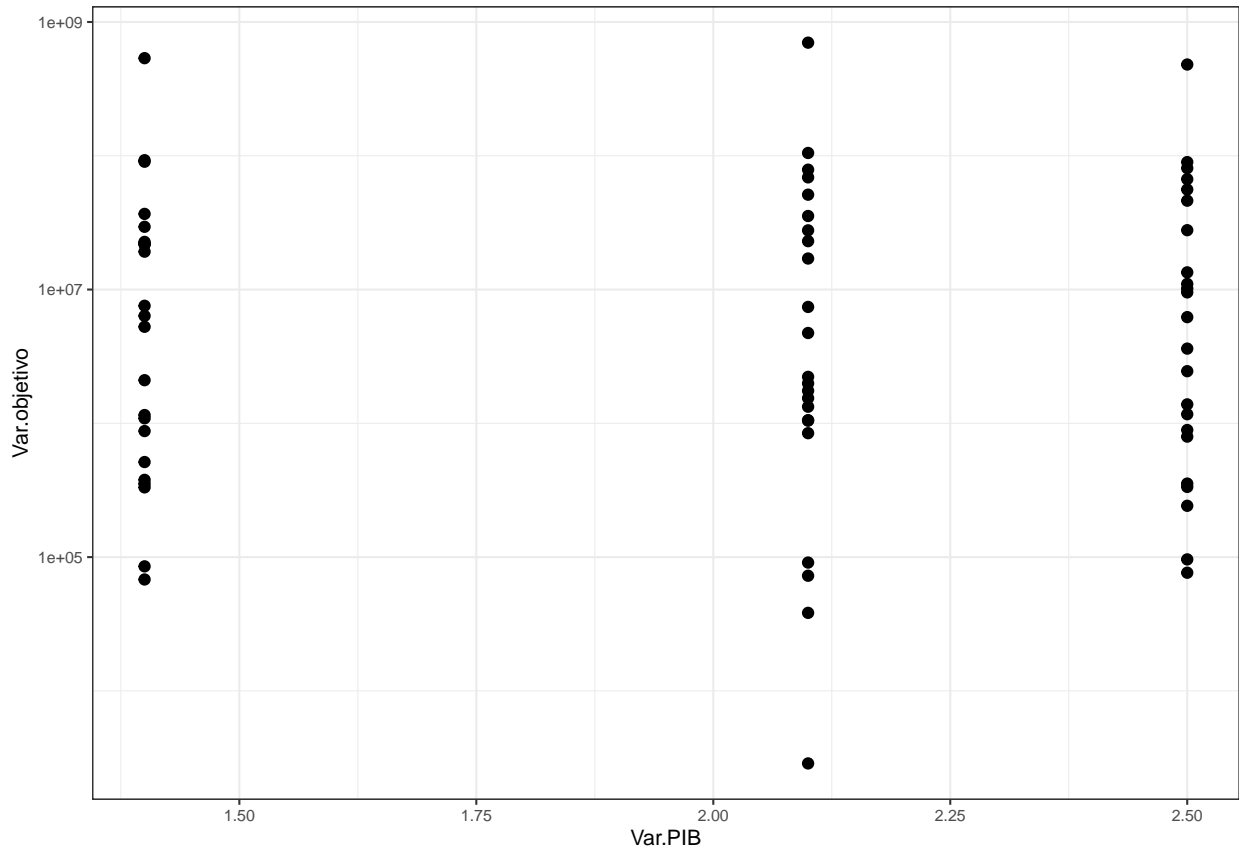
```
correlacion<-round(cor(base), 1)

corrplot(correlacion, method="number", type="upper")
```



A continuación se grafican los datos de la Variable objetivo (costos y gastos totales) con respecto a var.PIB (Variación del PIB)

```
ggplot(base, aes(x=Var.PIB, y=Var.objetivo)) +geom_point()+scale_y_log10()
```



Podemos apreciar que no se presenta un comportamiento lineal entre las variables. Por tal motivo se decide no trabajar con las variables macroeconomicas en los modelos.

```
base_modelado %>% select(departamento, estado, Periodo, costos_gastos_totales, ciudad, ingresos_
#definir variable de tamaño de la empresa
bussiness_size <- cut(base_modelo_lineal$costos_gastos_totales, breaks=4)
levels(bussiness_size) <- list(small = "(-6.98e+05,1.75e+08]", medium = "(1.75e+08,3.5e+08]", bi
base_modelo_lineal['tamano_empresa'] <- bussiness_size
base_modelo_lineal %>% filter(NIT != 900306309) -> base_modelo_lineal
head(base_modelo_lineal)
```

##	departamento	estado	Periodo	costos_gastos_totales	ciudad
## 1	ANTIOQUIA	INSPECCION	2019	72548	MEDELLÍN
## 2	SANTANDER	INSPECCION	2019	22999017	BUCARAMANGA
## 3	BOGOTÁ, D. C.	VIGILANCIA	2019	35455996	BOGOTÁ, D.C.
## 4	BOGOTÁ, D. C.	VIGILANCIA	2019	17061964	BOGOTÁ, D.C.
## 5	ANTIOQUIA	VIGILANCIA	2019	104914407	MEDELLÍN
## 6	ANTIOQUIA	INSPECCION	2019	1055497	MEDELLÍN

##	ingresos_totales	NIT	razon_social	otros_ingresos
## 1	975059	811002172	MINERA CROESUS S.A.S	975059
## 2	565503	830012565	ECO ORO MINERALS CORP	565503
## 3	0	830127076	ANGLOGOLD ASHANTI COLOMBIA S.A.	0
## 4	28317924	860507991	SANTIAGO OIL COMPANY	274473
## 5	122042562	890114642	CALDAS GOLD MARMATO S.A.S.	1691325

```
## 6          0 900039998 MINERALES ANDINOS DE OCCIDENTE S.A          0
## ingresos_financieros tamano_empresa
## 1          0          small
## 2          0          small
## 3          0          small
## 4          885317         small
## 5          3104595        small
## 6          0          small
```

Capítulo 6 Aplicación de modelo

Primer modelo regresión Lineal

```
library(broom)

mod1 <- lm(costos_gastos_totales ~ estado, data= base_modelo_lineal)
anova(mod1)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: costos_gastos_totales
##      Df      Sum Sq   Mean Sq F value    Pr(>F)
## estado    1 1.6640e+16 1.6640e+16  30.862 5.742e-07 ***
## Residuals 64 3.4507e+16 5.3918e+14
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

calculamos el resumen del modelo 1

```
summary(mod1)

##
## Call:
## lm(formula = costos_gastos_totales ~ estado, data = base_modelo_lineal)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -34469500 -10761423  -2118984   3368677   70203031
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    2954601    4042112   0.731   0.467
## estadoVIGILANCIA 31756775    5716409   5.555 5.74e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 23220000 on 64 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3253, Adjusted R-squared:  0.3148
## F-statistic: 30.86 on 1 and 64 DF, p-value: 5.742e-07
```

Segundo Modelo Regresión lineal Sin efectos aleatorios

```
mod2 <- lm(costos_gastos_totales ~ estado + ingresos_totales, data= base_modelo_lineal)
anova(mod2)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: costos_gastos_totales
##           Df      Sum Sq   Mean Sq F value    Pr(>F)
## estado      1 1.6640e+16 1.6640e+16   51.004 1.131e-09 ***
## ingresos_totales 1 1.3953e+16 1.3953e+16   42.769 1.258e-08 ***
## Residuals    63 2.0554e+16 3.2625e+14
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
summary(mod2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = costos_gastos_totales ~ estado + ingresos_totales,
##     data = base_modelo_lineal)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -30255617 -4992649 -1880040  2979397  55986413
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  2.471e+06  3.145e+06   0.786    0.435
## estadoVIGILANCIA 2.231e+07  4.675e+06   4.773 1.12e-05 ***
## ingresos_totales 6.869e-01  1.050e-01   6.540 1.26e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 18060000 on 63 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5981, Adjusted R-squared:  0.5854
## F-statistic: 46.89 on 2 and 63 DF, p-value: 3.375e-13
```

Modelo lineal con intercepto aleatorio

```
library(lme4)
```

```
## Warning: package 'lme4' was built under R version 4.0.3
## Loading required package: Matrix
##
## Attaching package: 'Matrix'
## The following objects are masked from 'package:tidyr':
```

```
##
##      expand, pack, unpack
mod4 <- lmer(costos_gastos_totales ~ ingresos_totales + (1|departamento), data= base_modelo_lineal)

## Warning: Some predictor variables are on very different scales: consider
## rescaling

## boundary (singular) fit: see ?isSingular
anova(mod4)

## Analysis of Variance Table
##              npar      Sum Sq    Mean Sq F value
## ingresos_totales      1 2.3162e+16 2.3162e+16  52.967
summary(mod4)

## Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
## Formula: costos_gastos_totales ~ ingresos_totales + (1 | departamento)
##      Data: base_modelo_lineal
##
## REML criterion at convergence: 2381.4
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.0611 -0.5900 -0.4911  0.3066  3.2155
##
## Random effects:
##      Groups      Name      Variance Std.Dev.
## departamento (Intercept) 1.290e-05 3.592e-03
## Residual                4.373e+14 2.091e+07
## Number of obs: 66, groups: departamento, 3
##
## Fixed effects:
##              Estimate Std. Error t value
## (Intercept)    1.246e+07  2.719e+06   4.581
## ingresos_totales 8.417e-01  1.157e-01   7.278
##
## Correlation of Fixed Effects:
##              (Intr)
## ingrass_ttls -0.322
## fit warnings:
## Some predictor variables are on very different scales: consider rescaling
## convergence code: 0
## boundary (singular) fit: see ?isSingular
```

Capítulo 7: Conclusiones

Se verificaron tres tipos de modelos el primero con una sola variable explicativa llamada estado el cual tiene un aporte al costo y al gasto de forma positiva, el segundo modelo se encuentra que agregando la variable de ingresos totales y el estado el modelo un mejor ajuste de explicación del gasto y el costo para el sector minero. Para el tercer modelo que es el que tiene departamento evidenciamos que no es un modelo apropiado para predecir los costos y gastos del sector minero trabajado, debido a que las variables no son significativas. Por lo anterior se selecciona como un posible modelo el modelo número 2 sin efecto aleatorio el cual presenta el menor residual.

REFERENCIAS:

https://www.dian.gov.co/ciiu/Documents/Resolucion_000139_21_Nov_2012.pdf

<https://linea.ccb.org.co/descripcionciiu/>

<https://siis.ia.supersociedades.gov.co/>

https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_aec/Paginas/Base-completa-EF-2019.aspx