06-ESTACIONARIEDAD

Emiliano Pérez Caullieres

2022-09-20

Contents

1 Mínimos Cuadrados Ordinarios **5**
- 1.1 El problema . . . 5
- 1.2 Estimación R . . . 6
- 1.3 Ejercicio . . . 9

2 Máxima Verosimilitud **11**
- 2.1 El problema . . . 11
- 2.2 Estimación y simunlación . . . 12

3 Método Generalizado de Momentos (MGM) **15**
- 3.1 El problema . . . 15

4 CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM) **17**
- 4.1 El problema . . . 17
- 4.2 Estimación R . . . 18
- 4.3 ESTIMACIÓN . . . 18
- 4.4 Ejercicio Compara con TSLA con el APPLE . . . 22

5 ESTACIONARIEDAD **25**

Chapter 1

Mínimos Cuadrados Ordinarios

1.1 El problema

Recordando que el método de MCO resulta en encontrar la combinación de valores de los estimadores de los parámetros $\hat{\beta}$ que permita minimizar la suma de los residuales (estimadores de los términos de erro ε) al cuadrado dada por:

$$\sum_{i=1}^{N} e_i^2 = \sum_{i=1}^{N} (y_i - \mathbf{X}_i'\hat{\beta})^2$$

Donde $\hat{\beta}$ denota el vector de estimadores $\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_K$ y dado que $(e_1, e_2, \dots, e_n)'(e_1, e_2, \dots, e_n) = \mathbf{e}'\mathbf{e}$, el problema del método de MCO consiste en resolver el problema de óptimización:

$$Minimizar_{\hat{\beta}} S(\hat{\beta}) = Minimizar_{\hat{\beta}} \mathbf{e}'\mathbf{e}$$
$$= Minimizar_{\hat{\beta}} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta})$$

Expandiendo la expresión $\mathbf{e}'\mathbf{e}$ obtenemos:

$$\mathbf{e}'\mathbf{e} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\mathbf{Y}'\mathbf{X}\hat{\beta} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta}$$

De esta forma obtenemos que las condiciones necesarias de un mínimo son:

$$\frac{\partial S(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{0}$$

Y se pueden despejar las *ecuaciones normales* dadas por:

Debido a que el objetivo es encontrar la matriz $\hat{\beta}$ despejamos:

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

1.2 Estimación R

Para la estimación utilizaremos el paquete "BatchGetSymbols". Este paquete nos permitirá descargar información acerca de la bolsa de valores internacional.

1.2.1 Dependencias

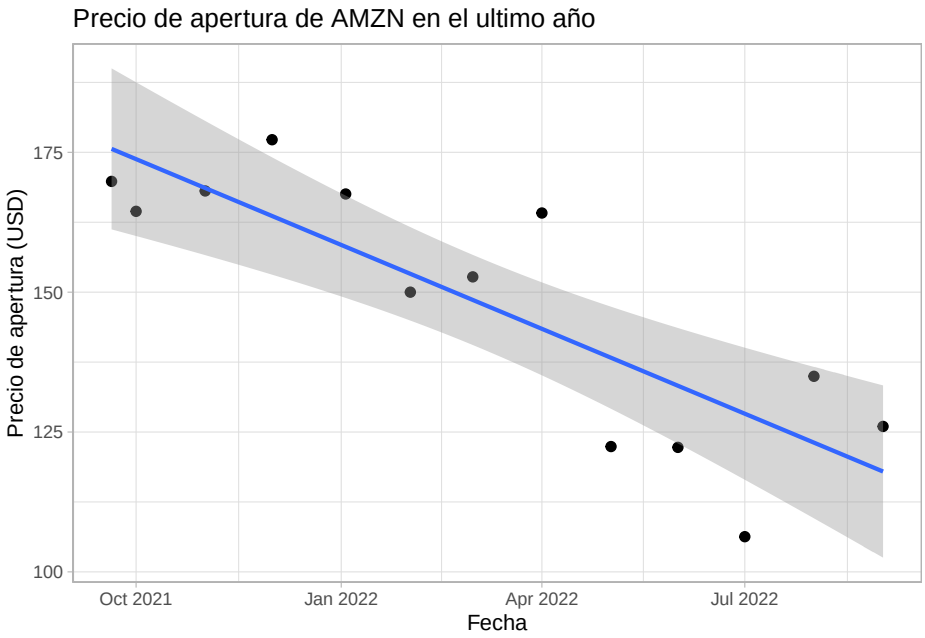
```
#install.packages("pacman")
#pacman nos permite cargar varias librerias en una sola línea
library(pacman)
pacman::p_load(tidyverse,BatchGetSymbols,ggplot2, lubridate)
```

1.2.2 Descarga de los valores

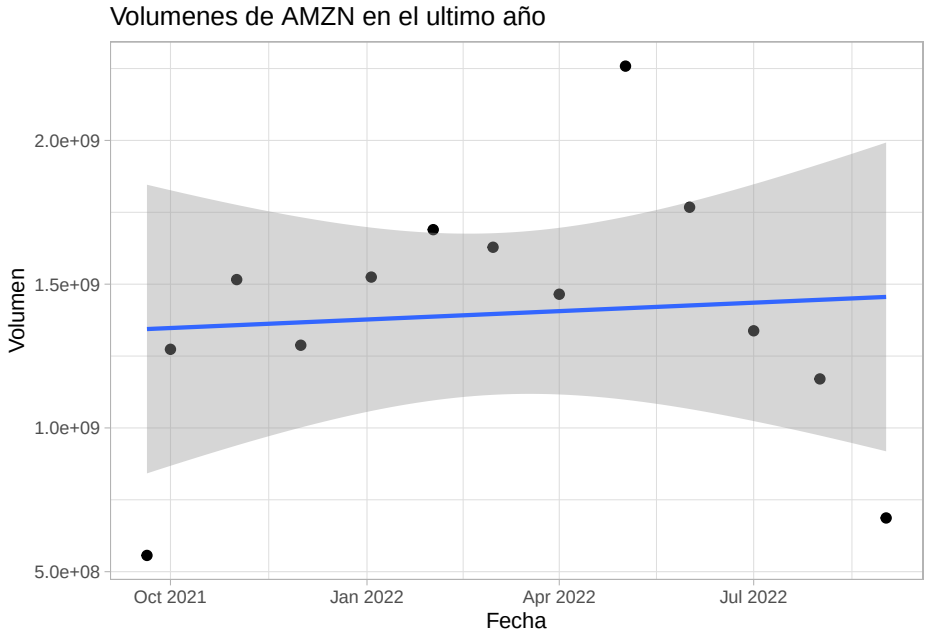
```
#Primero determinamos el lapso de tiempo
pd<-Sys.Date()-365 #primer fecha
pd
#> [1] "2021-09-20"
ld<-Sys.Date() #última fecha
ld
#> [1] "2022-09-20"
#Intervalos de tiempo
int<-"monthly"
#Datos a elegir
dt<-c("AMZN")

#Descargando los valores
?BatchGetSymbols()
data<- BatchGetSymbols(tickers = dt,
                       first.date = pd,
                       last.date = ld,
                       freq.data = int,
                       do.cache = FALSE,
                       thresh.bad.data = 0)

#Generando data frame con los valores
```

```
data_precio<-data$df.tickers
colnames(data_precio)
#>  [1] "ticker"               "ref.date"
#>  [3] "volume"               "price.open"
#>  [5] "price.high"           "price.low"
#>  [7] "price.close"          "price.adjusted"
#>  [9] "ret.adjusted.prices" "ret.closing.prices"
```

```
sp_precio<-ggplot(data_precio, aes(x=ref.date, y=price.open))+geom_point(size =2, colour = "black
sp_precio
```




```
sp_volumen<-ggplot(data_precio, aes(x=ref.date, y=volume))+geom_point(size =2, colour = "black")+
sp_volumen
```



1.2.4 Regresión lineal que optiene los coeficientes $\hat{\beta}$

```
#datos estadísticos
summary(data_precio[c("price.open","volume")])
#>    price.open        volume
#>  Min.   :106.3   Min.   :5.565e+08
#>  1st Qu.:126.0   1st Qu.:1.273e+09
#>  Median :152.7   Median :1.465e+09
#>  Mean   :148.1   Mean   :1.397e+09
#>  3rd Qu.:167.6   3rd Qu.:1.628e+09
#>  Max.   :177.2   Max.   :2.258e+09
#análisis de regresión lineal lm() y=precio,x=fecha
reg_tiempo_precio<-lm(price.open~ref.date, data=data_precio)
#¡Siempre se pone dentro de lm() la variable dependiente primero y luego la independie
summary(reg_tiempo_precio)
#>
#> Call:
#> lm(formula = price.open ~ ref.date, data = data_precio)
#>
#> Residuals:
#>     Min      1Q  Median      3Q     Max
#> -21.983  -9.331  -0.524   9.438  20.707
#>
#> Coefficients:
```

```
#>               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
#> (Intercept) 3324.56599  626.77652   5.304 0.000251 ***
#> ref.date      -0.16670    0.03289  -5.068 0.000362 ***
#> ---
#> Signif. codes:
#> 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
#>
#> Residual standard error: 13.19 on 11 degrees of freedom
#> Multiple R-squared:  0.7001, Adjusted R-squared:  0.6729
#> F-statistic: 25.68 on 1 and 11 DF,  p-value: 0.0003617

#análisis de regresión lineal lm() y=volumen,x=fecha
reg_tiempo_volumen<-lm(volume~ref.date, data=data_precio)
summary(reg_tiempo_volumen)
#>
#> Call:
#> lm(formula = volume ~ ref.date, data = data_precio)
#>
#> Residuals:
#>        Min         1Q     Median         3Q        Max
#> -787370960  -97770329   58771653  232260466  842228839
#>
#> Coefficients:
#>               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
#> (Intercept) -4.756e+09  2.186e+10  -0.218    0.832
#> ref.date     3.229e+05  1.147e+06   0.281    0.784
#>
#> Residual standard error: 460200000 on 11 degrees of freedom
#> Multiple R-squared:  0.00715,    Adjusted R-squared:  -0.08311
#> F-statistic: 0.07922 on 1 and 11 DF,  p-value: 0.7836
```

1.3 Ejercicio

El objetivo de este ejrcicio es simplemente que indiquen y modifiquen los errores en el código. Así pues, deberán descomentar -*quitar las #antes del código*- para empezar el ejercicio.

1.3.1 1

El objetivo de este código es explicar la variable **"volume"** con la variable **"price.high"**.

```
#reg_tiempo_ej1<-lm(price.high~volume, data=data_precio)
#sumary(reg_tiempo_ej1)
```

1.3.2 2

El objetivo de este código es explicar la variable **"volume"** con la variable **"price.low"**.

```
#reg_tiempo_ej2<-lm(price.low~volume, data=data_precio)
#summary(reg_tiempo_ej1)
```

1.3.3 3 (opcional)

El objetivo de este ejercicio es descargar los valores del stock de Tesla *BMV: TSLA* en los últimos *dos años*.

```
#dt_ej3<-("TSLA")
#pdej<-Sys.Date()-(365*3) #primer fecha
#pdej
#Descargando los valores
#dataej3<- BatchgetSymbols(tickers = dt_ej3,
                          #first.date = pdej,
                          #last.date = ld,
                          #freq.data = int,
                          #do.cache = FALSE,
                          #thresh.bad.data = 0)

#Generando data frame con los valores
#data_precio_ej2<-dataej3$df.tickers
#1colnames(data_precio_ej2)
```

Chapter 2

Máxima Verosimilitud

2.1 El problema

Recordemos que dado $f(y_i|\mathbf{x}_i)$ la función de densidad condicional de y_i dado $\mathbf{x}_i$. Sea θ un conjunto de parámetros de la función. Entonces la función de densidad conjunta de variables aleatorias independientes $\{y_i : y_i \in \mathbb{R}\}$ dados los valores $\{\mathbf{x}_i : \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^K\}$ estará dada por:

$$\Pi_{i=1}^{n} f(y_i|\mathbf{x}_i;\theta) = f(y_1, y_2, ..., y_n|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, ..., \mathbf{x}_n;\theta) = L(\theta) \tag{2.1}$$

A la ecuación (2.1) se le conoce como ecuación de verosimilitud. El problema de máxima verosimilitud entonces será:

$$\max_{\theta\in\Theta} \Pi_{i=1}^{n} f(y_i|\mathbf{x}_i;\theta) = \max_{\theta\in\Theta} L(\theta) \tag{2.2}$$

Dado que el logaritmo natural es una transformación monotona, podemos decir que el problema de la ecuación (2.2) es equivalente a:

$$\max_{\theta\in\Theta} lnL(\theta) = \max_{\theta\in\Theta} ln\Pi_{i=1}^{n} f(y_i|\mathbf{x}_i;\theta) = \max_{\theta\in\Theta} \sum_{i=1}^{n} lnf(y_i|\mathbf{x}_i;\theta) \tag{2.3}$$

Para solucionnar el problema se tiene que determinar las condicones de primer y segundo orden, las cuales serán:

$$\frac{\partial}{\partial\theta} lnL(\theta) = \nabla lnL(\theta) \tag{2.4}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial^2\theta} lnL(\theta) = \frac{\partial}{\partial\theta} lnL(\theta) \cdot \frac{\partial}{\partial\theta} lnL(\theta') = H(\theta) \tag{2.5}$$

La solución estará dada por aquel valor de $\hat{\theta}$ que hace:

$$\frac{\partial}{\partial\theta} lnL(\hat{\theta}) = 0$$

A su vez, la varianza será aquella que resulta de:

$$Var[\hat{\theta}|\mathbf{X}] = \left(-\mathbb{E}_{\hat{\theta}}[H(\theta)]\right)^{-1}$$

2.2 Estimación y simunlación

2.2.1 Lanzar una moneda

```
set.seed(1234)#esto sirve para siempre generar los mismos numeros aleatorios
#rbinom(numero observaciones,numero de ensayos,probabilidad de exito en cada ensayo)
cara<-rbinom(1,100,0.5)
cara#esto nos dice de los 100 ensayos cuantos fueron cara
#> [1] 47
sol<-100-cara
sol
#> [1] 53


#Ahora definiremos la función que encontrará la función de verosimilutud para determin
#
verosimilitud <- function(p){
  dbinom(cara, 100, p)
}

#si suponemos que la probabilidad sesgada de que caiga cara es 40%
prob_sesgada<-0.4
#es posible calcular la función de que salga cara
verosimilitud(prob_sesgada)
#> [1] 0.02919091
#ahora es posible generar una función de verimilitud negativa
#para maximizar el valor de la verosimilitud
neg_verosimilitud <- function(p){
  dbinom(cara, 100, p)*-1
}
neg_verosimilitud(prob_sesgada)
#> [1] -0.02919091
# unamos la función nlm() para maximizar esta función no linear
#?nlm()
nlm(neg_verosimilitud,0.5,stepmax=0.5)#se pone un parametro porque sabemos que hay un
#> $minimum
```

```
#> [1] -0.07973193
#>
#> $estimate
#> [1] 0.47
#>
#> $gradient
#> [1] 1.589701e-10
#>
#> $code
#> [1] 1
#>
#> $iterations
#> [1] 4
```

Si bien el ejercicio anterior es un tanto repetitivo debido a que sabemos que hay un 50% de que caiga una moneda de un lado o otro. Esto ejemplifica la manera en la que se utiliza el metodo de maximización de máxima verosimilitud.

Chapter 3

Método Generalizado de Momentos (MGM)

3.1 El problema

Retomemos el modelo de regresión lineal tal que:

$$y_i = X_i\beta + u_i \tag{3.1}$$

Tomando en cuenta los principios de ortogonalidad ($E(Z_i u_i) = 0$) y ($rankE(Z_i^{'} X_i) = 0$) sabemos que β es el único vector de $N \times 1$ que resuelve las condiciones de momento de determinada población. En otras palabras, $E[z_i^{'}(y_i - x_i\beta)] = 0$ es una solución y $E[z_i^{'}(y_i - x_i\beta)] \neq 0$ NO es una solución. Debido a que la media muestral son estimadores consistentes de momentos de una población, se puede:

$$N^{-1}\sum_{i=1}^{N} z_i^{'}(y_i - x_i\beta) = 0 \tag{3.2}$$

Asumiendo que la ecuación (3.2) tiene L ecuaciones lineales y K coeficientes β desconocidos y $K = L$, entonces la matriz $\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} x_i$ debe ser no singular para encontrar los coeficientes de la siguiente manera.

$$\hat{\beta} = N^{-1}\left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} x_i\right]^{-1}\left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} y_i\right] \tag{3.3}$$

Para simplificar (3.3) se puede nombrar Z juntando z_i N veces para crear una matriz de tamaño $NG \times L$. Lo mismo hacemos con X juntando x_i para obtener una de $NG \times K$ y Y obteniendo una $NG \times 1$. Obteniendo:

$$\hat{\beta} = [Z^{'} X]^{-1} [Z^{'} Y] \tag{3.4}$$

Es importante tomar en cuenta cuando el caso en el que hay más ecuaciones lineales que coeficientes β; es decir, $L \geq K$. En estos casos es muy probrable que no haya solución, por lo que mejor que se puede estimar es pones la ecuación (3.2), tan pequeña como sea posible. Por lo mismo el paso que nos lleva a la ecuación (3.3), debe eliminarse N^{-1}. El objetivo:

$$\min_{\beta} \left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} x_i \beta \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} y_i \beta \right] \tag{3.5}$$

Así pues nombramos a W como una matriz simétrica de $W \times W$ donde se genera la variable b que debemos minimizar que sustituye a β creando una función cuadrática en la ecuación (3.3).

$$\min_{b} \left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} x_i b \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^{N} z_i^{'} y_i b \right] \tag{3.6}$$

$$\therefore \hat{\beta} = [X^{'} Z \hat{W} Z^{'} X]^{-1} [X^{'} Z \hat{W} Z^{'} Y] \tag{3.7}$$

Sin embargo, $X^{'} Z \hat{W} Z^{'} X$ debe ser no singular para que haya una solución. Para esto se asume que $\hat{W}$ tiene un limite de probabilidad no singular. Esto se describe como $\hat{W} \xrightarrow{p} W$ y $N \to W\infty$ donde W no es aleatorio, es una matriz positiva definida simétrica de $L \times L$.

Chapter 4

CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM)

4.1 El problema

Una vez que hemos establecido la manera en la que se pueden estimar algunos valores –como las regresiones lineales y el método de máxima verosimilitud–, además de la naturaleza de los retornos de algunos activos en el capítulo 4, es posible comenzar a hablar de maneras en la que se pueden estimar los valores futuros de los rendimientos de activos y –de esta manera– poder tomar mejores decisiones de inversiones. Por ello, hablaremos del modelo de **Capital Asset Pricing Model**. El modelo es muy sencillo y pretende estimar su rentabilidad esperada en función del **riesgo sistemático**. Por lo mismo, en este modelo se utilizan los valores de los precios de los activos a lo largo del tiempo y utiliza la intuición con la que derivamos la ecuación lineal con los Mínimos cuadrados ordinarios (MCO).

$$R_{jt} - Rft = \alpha_j + \beta_j(R_{mt} - R_{ft}) + u_{jt} \tag{4.1}$$

En la ecuación (4.1)

- R_{jt} es el retorno del portafolio j en el tiempo t
- R_{ft} es el retorno de un bono sin riesgo gubernamental en un año. **Parecido a los CETES**.
- R_{mt} es el retorno en un portafolio de mercado.
- u_{jt} es el retorno en un portafolio de mercado.

- α_j, β_j son los coeficientes que queremos obtener.

De esta manera, α_j es el coeficiente que más nos interesa debido a que queremos ver si el activo supera o no el index del mercado con base en el activo fijo.

Si α_j es positivo entonces sabemos que el retorno tiene buenos rendimiendtos y uno negativo significa que no. Por tanto $H_0 : \alpha_j = 0$

4.2 Estimación R

Para la estimación utilizaremos el paquete "BatchGetSymbols". Este paquete nos permitirá descargar información acerca de la bolsa de valores internacional.

4.3 ESTIMACIÓN

4.3.1 Dependencias

```
#install.packages("pacman")
#pacman nos permite cargar varias librerias en una sola línea
library(pacman)
pacman::p_load(tidyverse,BatchGetSymbols,ggplot2,lubridate,readxl,tidyquant)
```

4.3.2 Descarga de los valores

```
#Primero determinamos el lapso de tiempo
pd<-as.Date("2021/09/18") #primer fecha
pd
#> [1] "2021-09-18"
ld<-as.Date("2022/09/18") #última fecha
ld
#> [1] "2022-09-18"
#Intervalos de tiempo
int<-"monthly"
#Datos a elegir
dt<-c("AMZN")
dt2<-c("TSLA")
#Descargando los valores
?BatchGetSymbols()
data1<- BatchGetSymbols(tickers = dt,
                        first.date = pd,
                        last.date = ld,
                        freq.data = int,
                        do.cache = FALSE,
                        thresh.bad.data = 0)
data2<- BatchGetSymbols(tickers = dt2,
```

```
                        first.date = pd,
                        last.date = ld,
                        freq.data = int,
                        do.cache = FALSE,
                        thresh.bad.data = 0)

#Generando data frame con los valores
data_precio_amzn<-data1$df.tickers
colnames(data_precio_amzn)
#>  [1] "ticker"              "ref.date"
#>  [3] "volume"              "price.open"
#>  [5] "price.high"          "price.low"
#>  [7] "price.close"         "price.adjusted"
#>  [9] "ret.adjusted.prices" "ret.closing.prices"
data_precio_tls<-data2$df.tickers
colnames(data_precio_tls)
#>  [1] "ticker"              "ref.date"
#>  [3] "volume"              "price.open"
#>  [5] "price.high"          "price.low"
#>  [7] "price.close"         "price.adjusted"
#>  [9] "ret.adjusted.prices" "ret.closing.prices"
#necesitamos convertir la serie de tiempo de precios en retornos continuos compuestos de los prec
data_precio_amzn$ccrAMZN<-c(NA ,100*diff(log(data_precio_amzn$price.open)))#agregamos un valor NA
data_precio_amzn$ccrAMZN#estos son los retornos
#>  [1]          NA  -3.2011678   2.1889913   5.3061639
#>  [5]  -5.6279333 -11.0646538   1.8052718   7.2089622
#>  [9] -29.3475086  -0.1185366 -13.9945965  23.8807273
#> [13]  -6.8696583

data_precio_tls$ccrTSLA<-c(NA ,100*diff(log(data_precio_tls$price.open)))#agregamos un valor NA c
data_precio_tls$ccrTSLA
#>  [1]         NA   5.796888  38.591933   1.361865  -1.121972
#>  [6] -20.478772  -7.264574  21.765521 -22.795320 -13.089771
#> [11] -10.336735  28.307900 -10.009692
#formateando por año y mes
data_precio_tls$ref.date=format(as.Date(data_precio_tls$ref.date), "%m/%Y")
data_precio_amzn$ref.date=format(as.Date(data_precio_amzn$ref.date), "%m/%Y")
#Compararemos con los CETES
CETES_sep2021_2022<-read_excel("BD/CETES-sep2021-2022.xlsx", skip=17)
head(CETES_sep2021_2022)
#> # A tibble: 6 x 2
#>   Fecha               SF43936
#>   <dttm>                <dbl>
#> 1 2021-09-15 00:00:00    4.6
#> 2 2021-09-23 00:00:00    4.58
```

```
#> 3 2021-09-30 00:00:00    4.69
#> 4 2021-10-07 00:00:00    4.81
#> 5 2021-10-14 00:00:00    4.79
#> 6 2021-10-21 00:00:00    4.83
#indice sp500
SP500 <- read_csv("BD/Download Data - INDEX_US_S&P US_SPX.csv")
SP500$ccrSP500<-c(NA ,100*diff(log(SP500$Open)))
names(SP500)[1]<-paste('ref.date')
#formateando por año y mes

#cetes
cete_1_año<-10.10#esto es el rendimiento a un año de un cete gubernamental seguro

#Juntamos el df
CAPM_2<-merge(data_precio_amzn, data_precio_tls, by = c('ref.date'))
CAPM_4<-merge(SP500, CAPM_2, by = c('ref.date'))
CAPM<-data.frame(CAPM_4)

#exceso de retorno
CAPM$excess_ret_AMZN<-CAPM$ccrAMZN-cete_1_año
CAPM$excess_ret_SP500<-CAPM$ccrSP500-cete_1_año
CAPM$excess_ret_TSLA<-CAPM$ccrTSLA-cete_1_año
```

```
#relacion entre los excesos de demanda
ggplot(CAPM, aes(x=excess_ret_AMZN, y=excess_ret_SP500))+geom_point()+labs(title="Rela
#> Warning: Removed 2 rows containing missing values
#> (geom_point).
```

```
#relacion entre los excesos de demanda
ggplot(CAPM, aes(x=excess_ret_TSLA, y=excess_ret_SP500))+geom_point()+labs(title="Rela
#> Warning: Removed 2 rows containing missing values
#> (geom_point).
```

```
#veamos la regresion lineal
CAPM_lr<-lm(excess_ret_TSLA~excess_ret_SP500,data = CAPM)
summary(CAPM_lr)
#>
#> Call:
#> lm(formula = excess_ret_TSLA ~ excess_ret_SP500, data = CAPM)
#>
#> Residuals:
#>     Min      1Q  Median      3Q     Max
#> -23.980 -13.391  -5.548  11.572  37.067
#>
#> Coefficients:
#>                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

Figure 4.1: Relación de excesos de retornos entre AMZN y SP500

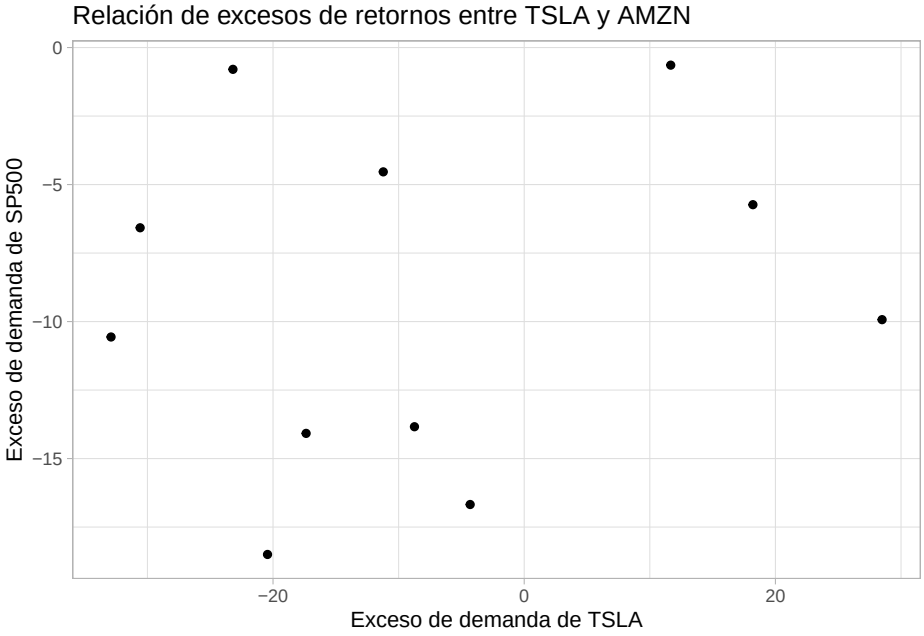


Figure 4.2: Relación de excesos de retornos entre TSLA y SP500

```
#> (Intercept)       -3.2334    11.8097  -0.274     0.79
#> excess_ret_SP500   0.5379     1.0789   0.499     0.63
#>
#> Residual standard error: 20.88 on 9 degrees of freedom
#>   (2 observations deleted due to missingness)
#> Multiple R-squared:  0.02687,    Adjusted R-squared:  -0.08125
#> F-statistic: 0.2486 on 1 and 9 DF,  p-value: 0.6301
alpha1<-coefficients(CAPM_lr)[1]
alpha1<0
#> (Intercept)
#>        TRUE
```

De esta manera sabemos que el rendimiento de TSLA NO es mayor debido a que el coeficiente $\alpha = -2.9534$, lo cual indica peores rendimientos al resto del SP500.

4.4 Ejercicio Compara con TSLA con el APPLE

```
dt3<-"AAPL"
data3<-BatchGetSymbols(tickers = dt3,
                       first.date = pd,
                       last.date = ld,
                       freq.data = int,
                       do.cache = FALSE,
                       thresh.bad.data = 0)
#> Warning: `BatchGetSymbols()` was deprecated in BatchGetSymbols 2.6.4.
#> Please use `yfR::yf_get()` instead.
#> 2022-05-01: Package BatchGetSymbols will soon be replaced by yfR.
#> More details about the change is available at github <<www.github.com/msperlin/yfR>
#> You can install yfR by executing:
#>
#> remotes::install_github('msperlin/yfR')
#>
#> Running BatchGetSymbols for:
#>    tickers =AAPL
#>    Downloading data for benchmark ticker
#> ^GSPC | yahoo (1|1)
#> AAPL | yahoo (1|1) - Got 100% of valid prices | Well done!
data_precio_AAPL<-data3$df.tickers
colnames(data_precio_AAPL)
#>  [1] "ticker"              "ref.date"
#>  [3] "volume"              "price.open"
#>  [5] "price.high"          "price.low"
#>  [7] "price.close"         "price.adjusted"
```

```
#>  [9] "ret.adjusted.prices" "ret.closing.prices"
data_precio_AAPL$ccrAAPL<-c(NA ,100*diff(log(data_precio_AAPL$price.open)))#agregamos un valor NA
data_precio_AAPL$ccrAAPL
#>  [1]         NA  -1.330092   4.875668  11.698469   5.996413
#>  [6]  -2.171531  -5.498712   5.510207 -10.483068  -4.442864
#> [11]  -9.701946  16.851754  -2.751627
data_precio_AAPL$ref.date=format(as.Date(data_precio_AAPL$ref.date), "%m/%Y")
CAPM_3<-merge(data_precio_AAPL, CAPM, by = c('ref.date'))
CAPM_3$excess_ret_AAPL<-CAPM_3$ccrAAPL-cete_1_año
#veamos la regresion lineal
CAPM3_lr<-lm(excess_ret_AAPL~excess_ret_SP500,data = CAPM_3)
summary(CAPM3_lr)
#>
#> Call:
#> lm(formula = excess_ret_AAPL ~ excess_ret_SP500, data = CAPM_3)
#>
#> Residuals:
#>      Min       1Q   Median       3Q      Max
#> -10.9038  -5.4365   0.4641   3.4629  14.1798
#>
#> Coefficients:
#>                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
#> (Intercept)       -4.7542     4.9105  -0.968    0.358
#> excess_ret_SP500   0.4663     0.4486   1.039    0.326
#>
#> Residual standard error: 8.682 on 9 degrees of freedom
#>   (2 observations deleted due to missingness)
#> Multiple R-squared:  0.1072, Adjusted R-squared:  0.007964
#> F-statistic:  1.08 on 1 and 9 DF,  p-value: 0.3258
alpha2<-coefficients(CAPM3_lr)[1]
alpha2<0
#> (Intercept)
#>        TRUE
```

Chapter 5

ESTACIONARIEDAD

5.0.1 Dependencias

```
#install.packages("pacman")
#pacman nos permite cargar varias librerias en una sola línea
library(pacman)
pacman::p_load(tidyverse,BatchGetSymbols,ggplot2,lubridate,readxl,forecast,stats)
```

```
#Primero determinamos el lapso de tiempo
pd<-Sys.Date()-(365*20) #primer fecha
pd
#> [1] "2002-09-25"
ld<-Sys.Date() #última fecha
ld
#> [1] "2022-09-20"
#Intervalos de tiempo
int<-"monthly"
#Datos a elegir
dt<-c("AMZN")
dt2<-c("TSLA")
#Descargando los valores
data1<- BatchGetSymbols(tickers = dt,
                        first.date = pd,
                        last.date = ld,
                        freq.data = int,
                        do.cache = FALSE,
                        thresh.bad.data = 0)
#Generando data frame con los valores
data_precio_amzn<-data1$df.tickers
colnames(data_precio_amzn)
```

```
#>  [1] "ticker"              "ref.date"
#>  [3] "volume"              "price.open"
#>  [5] "price.high"          "price.low"
#>  [7] "price.close"         "price.adjusted"
#>  [9] "ret.adjusted.prices" "ret.closing.prices"

#necesitamos convertir la serie de tiempo de precios en retornos continuos compuestos
data_precio_amzn$ccrAMZN<-c(NA ,100*diff(log(data_precio_amzn$price.open)))#agregamos
data_precio_amzn$ccrAMZN#estos son los retornos
#>   [1]           NA   0.37037079  16.90900220  22.83329766
#>   [5] -22.98950701  13.39221448   0.95260416  14.27998202
#>   [9]  11.55626991  24.11122449  -0.46684144  13.08785513
#>  [13]  11.63599301   3.89974592  12.48104071  -0.73260401
#>  [17]  -3.06108260  -4.08140972 -16.32741069   0.99457279
#>  [21]   0.06902105   9.61879412  11.67844638 -33.59147712
#>  [25]  -0.57381482   7.69997922 -18.78100714  15.60691856
#>  [29]  11.66713068  -4.43506452 -20.41392362  -1.23405211
#>  [33]  -6.96531282   9.64353557  -6.77486160  30.02382912
#>  [37]  -5.40177077   6.39945115 -12.58398922  20.12391421
#>  [41]  -2.92703823  -7.77281354 -15.93630872  -2.10477279
#>  [45]  -4.11970307  -1.60415929  10.64572285 -37.21478392
#>  [49]  15.01070027   3.59739571  17.58906665   5.43570463
#>  [53]  -4.00357496  -1.90531667   3.54637914   1.33891100
#>  [57]  42.77167396  11.98170332  -0.13070948  12.66409736
#>  [61]   2.27857959  15.63296023  -6.26135927   2.56510858
#>  [65]   5.74113839 -18.78533471 -21.72447597  13.78662202
#>  [69]   7.15014819   3.44753666 -11.63053849   5.54650897
#>  [73]   8.53074641 -14.71605773 -24.20236452 -29.39126222
#>  [77]  20.09953181  13.15576837   8.77225235  13.27882326
#>  [81]   9.60320128  -2.73678724   7.64068237   2.50334747
#>  [85]  -6.96036997  13.59745291  24.90536163  14.32806129
#>  [89]  -0.50514401 -10.08447333  -3.70473986  13.45839135
#>  [93]   1.02565002  -9.33660068 -13.76436786   8.99531736
#>  [97]   5.87517724  21.76202538   4.58513429   8.56726887
#> [101]   1.22598823  -6.16865517   1.74979032   4.53458328
#> [105]   7.93222740  -0.25978671   4.72685785   9.04110889
#> [109]  -4.41608958   0.80039290  -4.18766494  -8.13529694
#> [113]  -8.68550170  -1.18960511   3.43828044   9.60224827
#> [117]  14.70991690  -9.58159747   9.53799598   2.08880372
#> [121]   5.85976366   2.83140800  -8.65274050   7.52661134
#> [125]   1.39202437   4.89612270  -2.12710012   1.39936277
#> [129]  -5.02332605   5.76221809   3.66491122   8.27850152
#> [133]  -6.24554343   9.85520147  15.15285156   8.73395739
#> [137]  -0.05013788 -10.51934673  -0.06687288  -5.92858190
#> [141] -10.58568315   2.74371861   4.15753522  -3.80625428
```

```
#> [145]   8.04816141  -5.42111518  -5.03065911   9.90317538
#> [149]  -7.85404256  11.32156221   8.43295383  -2.32429615
#> [153]  13.01462014   1.54061721   2.05813986  20.15392877
#> [157]  -7.39490376   2.34828935  20.47843365   7.17052347
#> [161]  -2.62563883 -12.67694180  -3.85435390   5.96629237
#> [165]  11.72089295   8.23387458  -0.49783030   5.76252931
#> [169]   1.44112456   8.10699776  -4.52676184  -6.00796092
#> [173]   0.72964776   8.98955770   2.83447462   4.01536256
#> [177]   4.38443827   7.35281333  -2.61760725   2.36894617
#> [181]  -1.20285851  -2.07377928  13.68712240   5.85471090
#> [185]  -0.00427124  20.93976645   4.63815978  -6.55115525
#> [189]   9.77684681   4.61358018   2.75160333   5.84583306
#> [193]  12.74521370  -0.22279328 -21.94794383   8.60716489
#> [197] -18.86826361  11.20213025   0.98664739   8.39682297
#> [201]   7.12720047  -9.38002536   8.85565506  -2.70183034
#> [205]  -5.58782369  -1.36520548   2.37757442   0.91249016
#> [209]   3.83805218   6.98245156  -5.31693095   1.37938043
#> [213]  18.97247680   4.64889431  11.92308161  14.25393454
#> [217]   9.27398656  -8.41337555  -4.66642316   4.05671846
#> [221]   2.52393793  -0.84885499  -3.59427728  -0.31861156
#> [225]  11.12179968  -7.17375312   5.72503641  -2.40180912
#> [229]   4.18486227  -6.11473001   2.18899134   5.30616390
#> [233]  -5.62793333 -11.06465380   1.80527180   7.20896224
#> [237] -29.34750864  -0.11853658 -13.99459654  23.88072732
#> [241]  -6.86965832
#tenemos 20 retornos a lo largo de 20 años
```

Veamos la serie de tiempo

```
ret_20_amazn<-ggplot(data=data_precio_amzn, aes(x=ref.date))+geom_line(aes(y=ccrAMZN))+labs(title
ret_20_amazn
```

5.0.2 Serie de tiempo

Primero que nada es importante cargar los datos a un objeto series de tiempo. Esto nos lo permite la función ts(). Además debemos serciorarnos de que los datos esten en orden cronológico.

```
data_precio_amzn<-data_precio_amzn[order(data_precio_amzn$ref.date),]
head(data_precio_amzn)#dado que ya estaba en orden cronológico nuestro df no cambia
#> # A tibble: 6 x 11
#>   ticker ref.date     volume price~1 price~2 price~3 price~4
#>   <chr>  <date>        <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>
#> 1 AMZN   2002-09-25   7.45e8   0.808    0.87   0.764   0.796
#> 2 AMZN   2002-10-01   4.07e9   0.812    1.01   0.800   0.968
#> 3 AMZN   2002-11-01   4.13e9   0.961    1.23   0.91    1.17
```

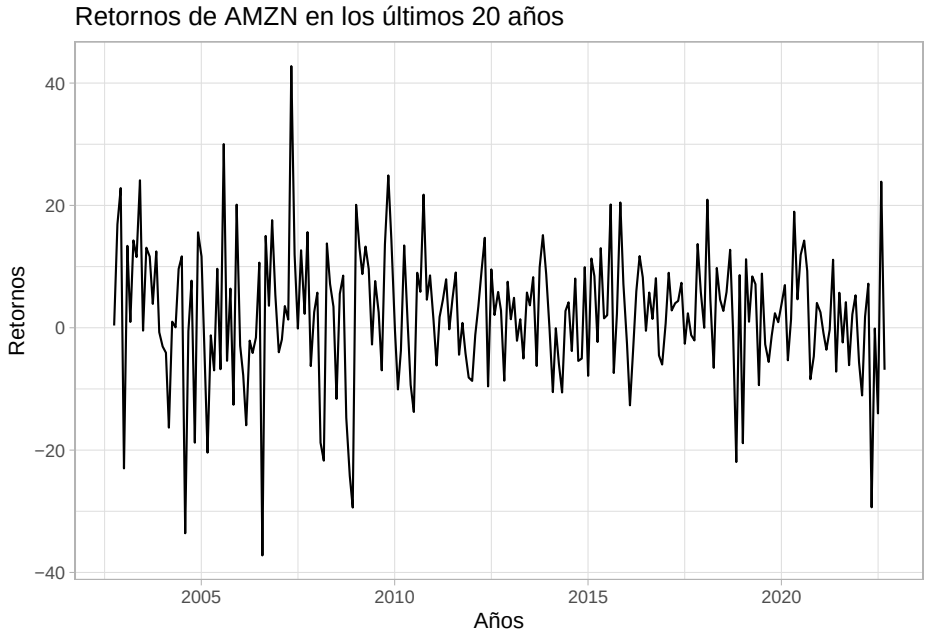
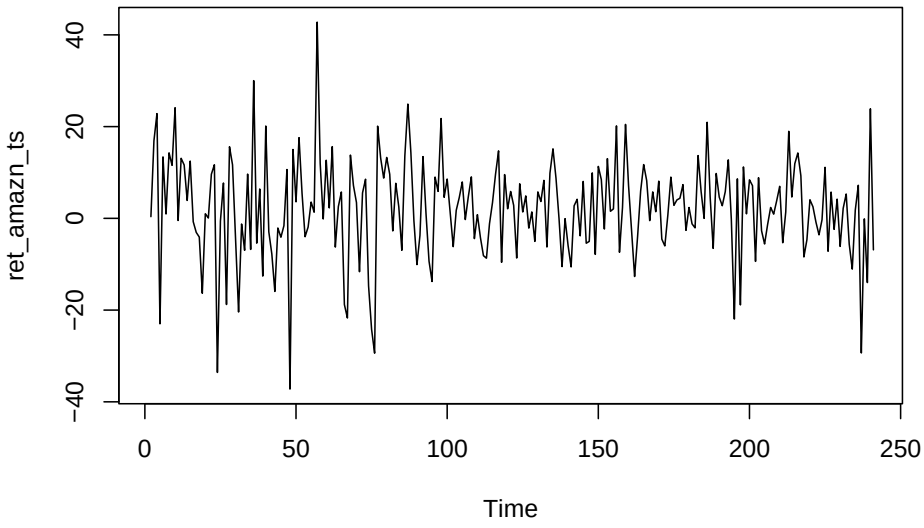


Figure 5.1: Serie de tiempo de los retornos de año en los últimos 20 años

```
#> 4 AMZN   2002-12-02   3.11e9   1.21     1.25   0.922   0.944
#> 5 AMZN   2003-01-02   3.38e9   0.960    1.16   0.928   1.09
#> 6 AMZN   2003-02-03   2.32e9   1.10     1.12   0.980   1.10
#> # ... with 4 more variables: price.adjusted <dbl>,
#> #   ret.adjusted.prices <dbl>, ret.closing.prices <dbl>,
#> #   ccrAMZN <dbl>, and abbreviated variable names
#> #   1: price.open, 2: price.high, 3: price.low,
#> #   4: price.close
#hagamos el objeto ts
ret_amazn_ts<-ts(data_precio_amzn$ccrAMZN)
plot(ret_amazn_ts)#de esta manera podemos ver que se cargo bien debido a que es igual
```



5.0.3 Estacionariedad

```
#MA_m5<-forecast::ma(ret_amazn_ts,order=11,centre=TRUE)
#plot(ret_amazn_ts)+lines(MA_m5, col="red", lwd=2)
gglagplot(ret_amazn_ts,lags=20,do.lines=FALSE,colour=FALSE)+theme_minimal()
```

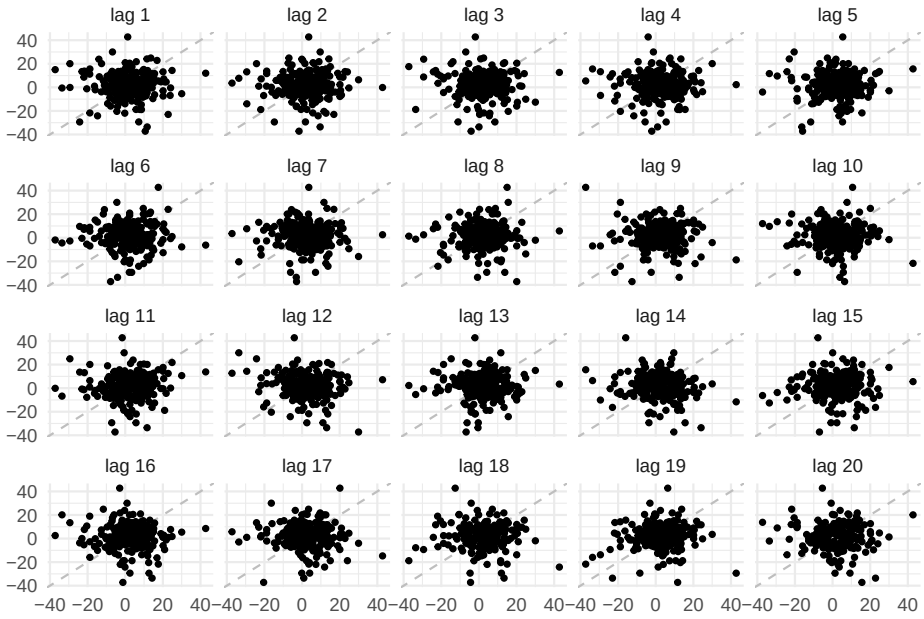


Figure 5.2: Lag Plot que nos muestra la correlación entre 20 lags

```
ACF_ret_amazn_ts<-acf(ret_amazn_ts,na.action = na.pass)
```

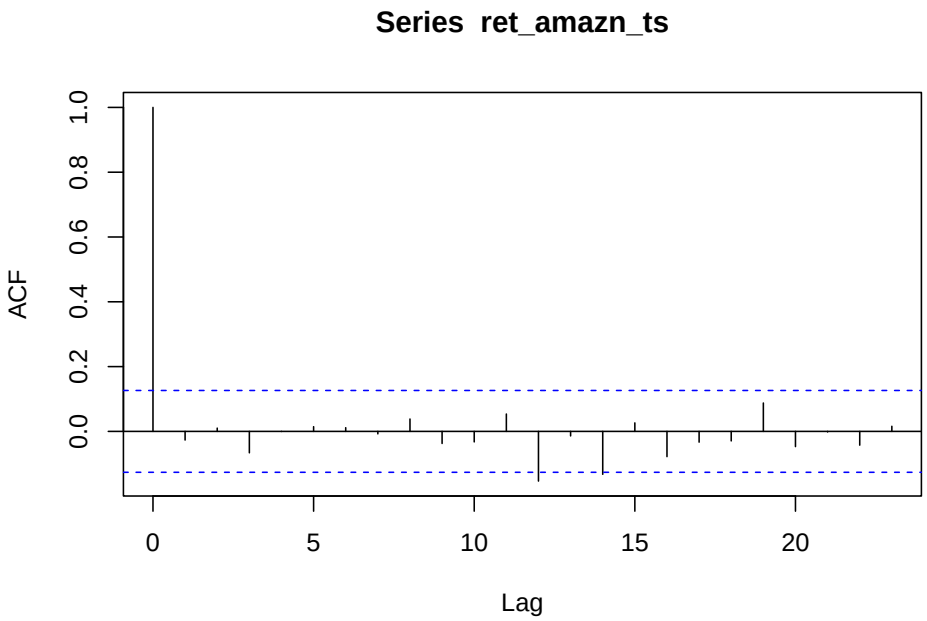


Figure 5.3: Función de Autocorrelación de los retornos de AMZN en los ultimos 20 años

La Figura 5.2 nos idica la manera en la que se correlacionan los lags, evidentemente no se puede ver ningún tipo de correlacioo1ón visible. Similarmente la Figura 5.3 en donde se muestra la función de autocorrelación. Expecto al primer lag –que muestra correlacion debido a que se esta comparando consigo mismo– es evidente que no hay correlacioo1ón fuerte entre ninguno de los lags. Por lo mismo, sería difícil poder encontrar y estimar valores futuros debido a que la Figura 5.2 y la Figura 5.3 indican que la serie de tiempo de los retornos de AMZN de la Figura 5.1 es **completamente aleatorio y no hay estacionariedad**.