Final

Miguel Angel Malagon - Manuel Camilo Corredor

2022-05-21

Instalación de Librerias

## Loading required package: xts

## Loading required package: zoo

##   
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## as.Date, as.Date.numeric

## Loading required package: TTR

## Registered S3 method overwritten by 'quantmod':  
## method from  
## as.zoo.data.frame zoo

##   
## Attaching package: 'PerformanceAnalytics'

## The following object is masked from 'package:graphics':  
##   
## legend

## ── Attaching packages ─────────────────────────────────────── tidyverse 1.3.1 ──

## ✔ ggplot2 3.3.6 ✔ purrr 0.3.4  
## ✔ tibble 3.1.7 ✔ dplyr 1.0.9  
## ✔ tidyr 1.2.0 ✔ stringr 1.4.0  
## ✔ readr 2.1.2 ✔ forcats 0.5.1

## ── Conflicts ────────────────────────────────────────── tidyverse\_conflicts() ──  
## ✖ dplyr::filter() masks stats::filter()  
## ✖ dplyr::first() masks xts::first()  
## ✖ dplyr::lag() masks stats::lag()  
## ✖ dplyr::last() masks xts::last()

#1. Measuring fund performance

Inicialmente seleccionamos 20 fondos mutuos de capital o ETF con sede en los Estados Unidos entre mayo de 2017 y abril de 2022.

library(readxl)  
nombre\_fondos <- read\_excel("Fondos.xlsx")  
nombre\_fondos

## # A tibble: 20 × 4  
## Symbol NAME `Market Cap` `Investment St…`  
## <chr> <chr> <chr> <chr>   
## 1 VSMPX Vanguard Total Stock Market Index Fund … Blend Large   
## 2 VFIAX Vanguard 500 Index Fund Blend Large   
## 3 DODGX Dodge & Cox Funds - Dodge & Cox Stock F… Value Large   
## 4 SWPPX Schwab Capital Trust - Schwab S&P 500 I… Blend Large   
## 5 RLBGX American Funds American Balanced Fund C… Blend Large   
## 6 FSGEX Fidelity Salem Street Trust - Fidelity … Blend Large   
## 7 VGHAX Vanguard Health Care Fund Admiral Shares Blend Large   
## 8 FPCIX Strategic Advisers Core Income Fund Value Mid   
## 9 FTBFX Fidelity Total Bond Fund Value Small   
## 10 BBCPX Bridge Builder Core Plus Bond Fund Value Small   
## 11 PTTRX PIMCO Total Return Fund Institutional C… Value Small   
## 12 FKINX Franklin Income Fund Class A1 Value Large   
## 13 CAIBX American Funds Capital Income Builder C… Value Large   
## 14 ABALX American Funds American Balanced Fund C… Blend Large   
## 15 AGTHX American Funds The Growth Fund of Ameri… Growth Large   
## 16 GFFFX American Funds The Growth Fund of Ameri… Growth Large   
## 17 AMECX American Funds The Income Fund of Ameri… Value Large   
## 18 TRBCX T. Rowe Price Blue Chip Growth Fund Growth Large   
## 19 PIMIX PIMCO Income Fund Institutional Class Value Mid   
## 20 FBKWX Fidelity Advisor Total Bond Fund Class Z Value Small

tickers <- c("VSMPX","VFIAX","DODGX","SWPPX","RLBGX","FSGEX","VGHAX",  
 "FPCIX","FTBFX","BBCPX","PTTRX","FKINX","CAIBX","ABALX",  
 "AGTHX","GFFFX","AMECX","TRBCX","PIMIX","FBKWX")

Calcule los rendimientos anuales promedio de cada fondo y determine qué fondos están en el top 5 de rendimiento. Presente algunas estadísticas de los fondos.

¿Cuáles son las limitaciones/problemas de clasificar el rendimiento utilizando rendimientos sin procesar?

Una vez tenemos nuestros precios vamos a calcular las rentabilidades de cada uno de los fondos, para conocer posteriormente cual es el fondo con mayores rentabilidades.

Rentabilidad <- c()  
n <- ncol(Prices)  
for (i in 1:n){  
  
 Rentabilidad <- cbind(Rentabilidad,monthlyReturn(Prices[,i],leading = FALSE))[-1,]  
}  
colnames(Rentabilidad)<-tickers   
media<-data.frame(sort(round(colMeans(Rentabilidad),4),decreasing = TRUE))  
colnames(media)<-"Media"  
head(media,5)

## Media  
## GFFFX 0.0146  
## AGTHX 0.0144  
## TRBCX 0.0144  
## SWPPX 0.0136  
## VFIAX 0.0135

nombre\_fondos[c(16,4,15,18,1,2,3,7),]

## # A tibble: 8 × 4  
## Symbol NAME `Market Cap` `Investment St…`  
## <chr> <chr> <chr> <chr>   
## 1 GFFFX American Funds The Growth Fund of America Growth Large   
## 2 SWPPX Schwab Capital Trust - Schwab S&P 500 In… Blend Large   
## 3 AGTHX American Funds The Growth Fund of Americ… Growth Large   
## 4 TRBCX T. Rowe Price Blue Chip Growth Fund Growth Large   
## 5 VSMPX Vanguard Total Stock Market Index Fund I… Blend Large   
## 6 VFIAX Vanguard 500 Index Fund Blend Large   
## 7 DODGX Dodge & Cox Funds - Dodge & Cox Stock Fu… Value Large   
## 8 VGHAX Vanguard Health Care Fund Admiral Shares Blend Large

¿Cuáles son las limitaciones/problemas de clasificar el rendimiento utilizando rendimientos sin procesar?

Calcular la media de las rentabilidades de manera aritmética puede estar un sesgada, pues en la muestra puede haber datos que jalen la muestra ya sea hacía arriba (Datos muy altos) o hacía abajo (Datos muy bajos), dificultando tomar una decisión de manera más objetiva a partir de las rentabilidades. En los apartados siguientes mostraremos otras maneras de analizar las rentabilidades.

**Sharpe Ratio:**

* Calcule el Sharpe Ratio (SR) de cada fondo.
* Clasificar los fondos por (SR). ¿Cuáles son los 5 primeros? ¿Son estos los mismos que la pregunta anterior? Explicar

sharpe\_ratio <- round(  
 SharpeRatio(Rentabilidad, Rf = 0.0016761), 4  
)  
  
Filtro <- cbind(sort(sharpe\_ratio[1,1:20]))  
print(Filtro[16:20,1])

## GFFFX VSMPX TRBCX SWPPX VFIAX   
## 0.1994 0.2347 0.2350 0.2475 0.2488

#Filtro <- as.matrix(sort(Filtro,decreasing = TRUE))  
#head(Filtro)

Una vez tenemos el sharpe Ratio calculado, realizamos la comparación con la tabal de medias y notamos que en esta oportunidad el top 5 se invierte y aparece un nuevo fondo \*\* VSMPX\*\*

* ¿Cuáles son las limitaciones de usar SR para clasificar el rendimiento de los fondos?

Claramente el SR esta teniendo encuenta la tasa libre de riesgo y la deviación estandar, es por eso que hay variación en los resultados. Pero así como esto nos acerca a conocer un poco más cual puede llegar a tener un portafolio optimo, pero puede tener otra implicación grande y es que el Sharpe Ratio, puede tener estar sobre estimando el Risk Free Asset.

## Fama-French 3F model

Utilice los 3 factores de Fama-French para estimar la siguiente ecuación para cada fondo:

# FAMA & FRENCH  
Data\_Factors <- read\_excel("Data\_Factors.xlsx")  
names(Data\_Factors)[2] <-"RMRF"

#CALCULAMOS LAS VARIABLES Y (Rentabilidad\_activo - RF)  
variable\_y <- c()  
x <- ncol(Rentabilidad)  
for (i in 1:x) {  
 variable\_y<- cbind(variable\_y,((Rentabilidad[,i])-(Data\_Factors$RF)))  
}

#creo que no es necesario  
#Data\_Regression <- merge(x=Data\_Factors,y=variable\_y,by =NULL)  
Data\_Regression <- cbind(Data\_Factors[,2:5],variable\_y)

#Preparamos la Regresión  
  
  
regression <- lm(VSMPX ~ RMRF + SMB + HML, data = Data\_Regression)  
#summary(regression)  
coefficients(regression)

## (Intercept) RMRF SMB HML   
## -0.0003851893 1.0178452739 -0.0543356195 0.0299583525

# NOTA: Falta hacer un for que haga cada regresion cambiando el activo y lo coloque en un dataframe

X1 <- Data\_Factors[,2:4]  
X <- as.matrix( cbind(1,X1))  
Y <- as.matrix(variable\_y[,1])  
beta <- solve(t(X)%\*%X)%\*%t(X)%\*%Y  
beta

## VSMPX  
## 1 -0.0003851893  
## RMRF 1.0178452739  
## SMB -0.0543356195  
## HML 0.0299583525

betas <- cbind()  
Intercepto <- cbind()  
RMRF <- cbind()  
SMB <- cbind()  
HML <- cbind()  
for (i in 1:20){  
 betas <- solve(t(X)%\*%X)%\*%t(X)%\*%variable\_y[,i]  
 Intercepto[i] <- betas[1,1]  
 RMRF[i]<- betas[2,1]  
 SMB[i] <- betas[3,1]  
 HML[i] <- betas[4,1]  
}

todo <- cbind(Intercepto,RMRF,SMB,HML)  
# Transpone todas las columnas menos la primer  
df\_transpose <- data.frame(t(todo))  
# Añadimos los nombres de las columnas  
colnames(df\_transpose)<-tickers

Filtro1 <- cbind(sort(df\_transpose[1,1:20]))

## Warning in xtfrm.data.frame(x): cannot xtfrm data frames

Filtro2 <- t(Filtro1)  
print(Filtro2[16:20,1])

## SWPPX PIMIX FPCIX BBCPX PTTRX   
## 9.942364e-05 1.261442e-04 2.988746e-04 4.088653e-04 5.529199e-04

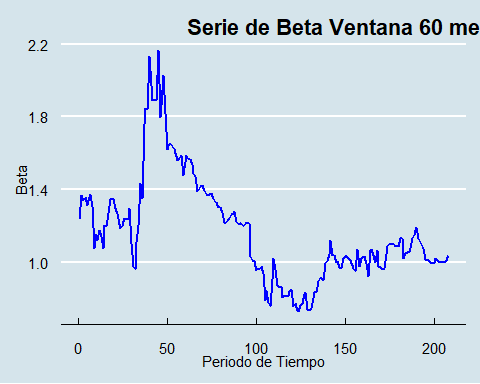
#2. Time varying beta

Betas <- read\_excel("Betas.xlsx")

Rm <-Betas$`Adj Close\*\*`  
Raapl <- Betas$`Adj Close`  
Var1 <- c()  
Var2 <- c()  
n <- length(Rm)  
for(i in 1:n){  
Var1[i] <- (Rm[i+1]/Rm[i])-1  
Var2[i] <- (Raapl[i+1]-Raapl[i])/Raapl[i]  
  
}  
Var1 <- c(NA,Var1)  
Var1 <-Var1[-269]  
Var2<- c(NA,Var2)  
Var2 <-Var2[-269]  
  
Data\_Betas <- as.data.frame(cbind(Raapl,Var2,Rm,Var1)[-1,])  
#Data\_Betas <- cbind(Data\_Betas)

cov <- cov(Data\_Betas$Var2,Data\_Betas$Var1)  
var <- var(Data\_Betas$Var1)  
  
beta <- cov/var  
t <- dim(Data\_Betas)[1]  
ventana <- cbind()  
cov1 <- cbind()  
var1 <- cbind()  
  
  
for(i in 1:(n-60)){  
 cov1[i] <- cov(Data\_Betas$Var2[i:(59+i)],Data\_Betas$Var1[i:(59+i)])  
 var1[i] <- var(Data\_Betas$Var1[i:(59+i)])  
 ventana <- cov1/var1  
}  
y <- 1:208  
ventana1 <- as.data.frame(cbind(ventana,y))

ggplot(ventana1) +  
geom\_line(aes(y=ventana,x=y), colour= "blue",size=1) +  
ggtitle(" Serie de Beta Ventana 60 meses") +  
labs(x="Periodo de Tiempo",y="Beta" )+  
theme\_economist()+theme(axis.text = element\_text(angle=0))



#3. Performance of Colombian Pension Funds.

Descargue una serie mensual de 10 años de rendimientos para cada una de las cuatro compañías administradoras de fondos de pensiones obligatorias en Colombia (use el “Portafolio Moderado”).

Fondos <- read\_excel("retornos\_fondos.xlsx")  
head(Fondos)

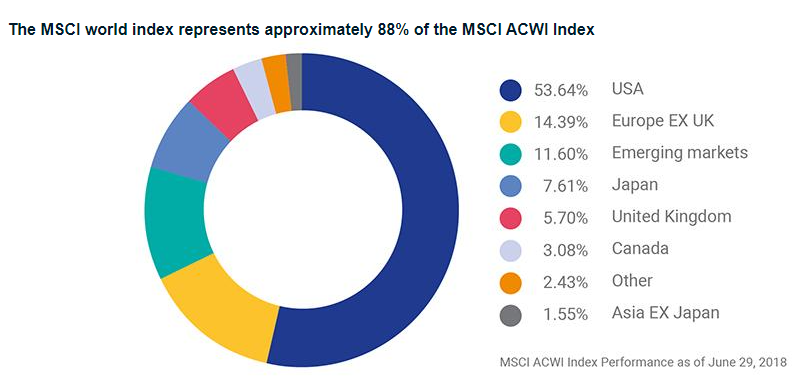
## # A tibble: 6 × 7  
## DATE PROTECCION PORVENIR SKANDIA COLFONDOS `MSCI -DTF`  
## <dttm> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 2011-02-01 00:00:00 0.00426 0.00816 0.00322 0.00412 0.0525   
## 2 2011-03-01 00:00:00 -0.132 -0.0430 -0.124 -0.121 -0.0340   
## 3 2011-04-01 00:00:00 0.00390 0.00939 0.00719 0.00669 -0.0353   
## 4 2011-05-01 00:00:00 0.0206 0.0209 0.0162 0.0216 0.00642  
## 5 2011-06-01 00:00:00 -0.0102 -0.00817 -0.00505 -0.0102 -0.0389   
## 6 2011-07-01 00:00:00 -0.00150 -0.00284 -0.00897 -0.00296 -0.0492   
## # … with 1 more variable: `COLCAP - DTF` <dbl>

RG <- Fondos$`MSCI -DTF`  
RL <- Fondos$`COLCAP - DTF`  
Xfondos <- cbind(1,RG,RL)  
PROTECCION <- cbind(Fondos$PROTECCION)  
PORVENIR<- cbind(Fondos$PORVENIR)  
SKANDIA<- cbind(Fondos$SKANDIA)  
COLFONDOS<- cbind(Fondos$COLFONDOS)

## Estimación de CAPM Mix

Vamos a estimar un CAPM ‘mixto’ donde la cartera de mercado incluye tanto los rendimientos de un índice de renta variable internacional (los rendimientos de una cartera de renta variable global en COP sobre el activo libre de riesgo, RG) como el rendimiento del mercado de renta variable nacional (rendimiento del COLCAP sobre el activo libre de riesgo, RL). Para cada fondo de pensiones, hay que estimar la siguiente ecuación:

Para la estimación del CAPM mixto, vamos a utilizar los rendimientos de el MSCI index Global, el cual esta compuesto por las empresas más rentables en los diferentes países desarrollados.



avatar

Por otro lado, utilizamos el DTF como la tasa libre de riesgo y el COLCAP como el índice de capital nacional.

* **VARIABLES**:
* -*RG:* MSCI - DF
* -*RL:* COLCAP -DF

Para cada fondo de pensiones, se realizaron las estimaciones conforme a la siguiente ecuación:

Explicar cuál es el papel de los coeficientes, y qué nos dicen los valores estimados sobre cada fondo de pensiones y su perfil de riesgo. ¿Son muy diferentes los coeficientes estimados? Explicar.

* Fondo Proteccion:

lm(PROTECCION~RG+RL)

##   
## Call:  
## lm(formula = PROTECCION ~ RG + RL)  
##   
## Coefficients:  
## (Intercept) RG RL   
## 0.007757 0.280978 0.080753

Para el fondo de proteccion podemos notar que el coeficiente que más afecta el modelo es el RG, es decir el indice global, en comparación con el coeficiente asociado a la varaible RL (cOLCAP).

* Fondo Porvenir:

lm(PORVENIR~RG+RL)

##   
## Call:  
## lm(formula = PORVENIR ~ RG + RL)  
##   
## Coefficients:  
## (Intercept) RG RL   
## 0.01053 0.12649 0.01467

Por otro lado, el portafolio moderado de pensiones de poervenir muestra un mayor coeficiente en la variable RG.

* Fondo Skandia:

lm(SKANDIA~RG+RL)

##   
## Call:  
## lm(formula = SKANDIA ~ RG + RL)  
##   
## Coefficients:  
## (Intercept) RG RL   
## 0.006262 0.145670 0.016065

Así mismo para el caso del fondo Skandia el factor internacional representado en el MSCI index Global, tiene un mayor impacto a comparación con el Colcap.

* Fondo Colfondos:

lm(COLFONDOS~RG+RL)

##   
## Call:  
## lm(formula = COLFONDOS ~ RG + RL)  
##   
## Coefficients:  
## (Intercept) RG RL   
## 0.004592 0.174990 0.024427

Finalmente para el caso del fondo COLFONDOS, este tambien tiene un coeficiente alto para la variable RG, en comparación con el RL

Beta\_PROTECCION <- solve(t(Xfondos)%\*%Xfondos)%\*%t(Xfondos)%\*%PROTECCION  
Beta\_PORVENIR <- solve(t(Xfondos)%\*%Xfondos)%\*%t(Xfondos)%\*%PORVENIR  
Beta\_SKANDIA <- solve(t(Xfondos)%\*%Xfondos)%\*%t(Xfondos)%\*%SKANDIA  
Beta\_COLFONDOS <- solve(t(Xfondos)%\*%Xfondos)%\*%t(Xfondos)%\*%COLFONDOS  
#Beta\_PROTECCION  
#Beta\_PORVENIR   
#Beta\_SKANDIA  
#Beta\_COLFONDOS

## Macro-factor model:

library(readxl)  
macro\_factors <- read\_excel("macro\_factors.xlsx")