

ANALISIS BURSÁTIL: ANÁLISIS DE RENDIMIENTOS, OPTIMIZACIÓN DE UNA CARTERA Y REGRESIÓN LINEAL EN R.

Ivan Weyner – Cristian Soto – Federico von Brudersdorff.
Diciembre 2019.

Universidad de Buenos Aires.
Facultad de Ciencias Económicas.
Computación Científica Actuarial

Introducción y Marco Teórico

Planteamiento

Los mercados bursátiles continúan adquiriendo relevancia en la economía global. Existen diversas herramientas, cada vez más accesibles que permiten un fácil de variables, al menos, interesantes de un activo financiero.

Existen diversas teorías que plantean distintas variables a observar para intentar entender el movimiento en los precios de un activo y las implicancias de estos movimientos.

Este trabajo utiliza como sustento teórico la visión de la teoría del portafolio de Markowitz, que requiere contar con un subrogante cuantitativo del riesgo y este es asociado a la distribución de probabilidad de los rendimientos.

La teoría del portafolio con los aportes de Markowitz, así como los de James Tobin, vendrían a dar una respuesta a la vieja preocupación de la no diversificación. Suponiendo aversión al riesgo de los inversores y un mundo de dos parámetros, riesgo y rendimiento, llega así a formular un set de portafolios óptimos, es decir los infinitos portafolios que cada uno, para un determinado nivel de rendimiento esperado, minimizan el riesgo. A través de la teoría de los mercados eficientes (HME), los mercados de capitales son importantes para la asignación de los recursos y, en la medida que ellos sean eficientes, podrán asegurar que ofrecen a los inversores las mejores opciones de riesgo y rendimiento, y los inversores podrán tomar las mejores oportunidades. Los precios que reflejan la información disponible serán cruciales para la eficiencia de los mercados.

El proceso de inversión consiste en dos tareas principales y son: la seguridad y el análisis del mercado, por el cual se asesora el riesgo y el beneficio esperado de toda una gama de herramientas de inversión. La formación de una óptima cartera de activos; esta tarea envuelve la determinación de la oportunidad de riesgo-beneficio que se puedan encontrar y la elección del mejor.

Cuando se habla de inversiones, índices se deben tener en cuenta dos aspectos: el riesgo, que es la probabilidad de perder todo o parte de lo que se invierte. Básicamente, la fuente de riesgo es la incertidumbre, que proviene del hecho de que no se puede saber exactamente lo que sucederá en el futuro. No se puede adivinar cuál va a ser el precio del dólar o de una acción. Las decisiones se toman con una expectativa de ganancias, que en el futuro se pueden realizar o no. Y el segundo aspecto es el rendimiento, lo que uno espera obtener por encima de lo que se invierte en el mercado. Hay una relación directa entre riesgo y rendimiento, es decir, un activo financiero que ofrezca mayor riesgo usualmente tiene un mayor riesgo implícito (aunque no se perciba). El rendimiento se puede ver como el incentivo que deben tener los agentes para vencer la natural aversión al riesgo.

Existe una relación directa entre el riesgo y rendimiento, ya que, a mayor rentabilidad esperada, es inevitable asumir también un mayor nivel de riesgo. La medida empleada habitualmente para evaluar el riesgo total es la desviación típica o volatilidad de los rendimientos. La volatilidad nos informa sobre la magnitud media de las fluctuaciones de la rentabilidad en torno al valor esperado de ésta y, por tanto, sobre la incertidumbre que existe sobre si se alcanzará o no dicho rendimiento. Una volatilidad baja señala que la

oscilación de los rendimientos es escasa, y la cartera relativamente segura, mientras que una volatilidad elevada se corresponde con un riesgo mayor.

Análisis de regresión: El análisis de regresión lineal es una técnica estadística utilizada para estudiar la relación lineal entre variables. Tanto en el caso de dos variables (regresión simple) como en el de más de dos variables (regresión múltiple), el análisis de regresión lineal puede utilizarse para explorar y cuantificar la relación entre una variable llamada dependiente (Y) y una o más variables llamadas independientes (X_1, X_2, \dots), así como para desarrollar una ecuación lineal con fines predictivos.

En la actualidad este tipo de análisis es fácil de realizar mediante diversos paquetes.

Objetivo

Mediante los diversos paquetes existentes en el lenguaje de programación R es posible analizar diversas variables de interés para el programador sobre un activo financiero. Se realizarán observaciones sobre el mercado financiero, más específicamente sobre ciertos índices bursátiles que reflejan el comportamiento de sus respectivos mercados.

En primer lugar, se analizan las tasas de rendimiento mensual de diversos índices bursátiles en una serie de tiempo para luego visualizar su distribución. Luego se muestra una regresión lineal simple entre el Merval y el SP500. Finalmente se ejemplifica con una optimización de una cartera de acciones argentinas.

Análisis de Resultados

Obtención de datos

Mediante el uso del paquete tidyquant es posible acceder a una amplia variedad de funciones utilizadas en las finanzas cuantitativas. Entre ellas se encuentra *tq_get* que permite acceder a la información de cualquier activo que se encuentre en Yahoo Finance, esta función se configura para recibir la serie de tiempo de los precios de un activo indicado, requiere que se le indique el comienzo y el fin de esta, es por eso que el script utiliza las variables *fecha.comienzo* y *fecha.fin* para unificar la información que se solicitará de distintos activos.

Se busca información de los siguientes índices: Merval(Argentina), S&P 500(EE UU), Nikkei(Japón) esta selección no tiene ninguna particularidad a priori.

date	open	high	low	close	adjusted
2009-12-01	2150	2213	2150	2110	2210
2009-12-02	2210	2239	2210	2221	2221
2009-12-03	2221	223	2213	2213	2213
2009-12-04	2213	2236	2166	2174	2174
2009-12-07	2174	2175	2167	2173	2173
2009-12-09	2173	2173	2138	2163	2163

Tabla 1. Primeros 6 datos obtenidos de la función tq_get del índice Merval

Manejo de los Datos

Fueron creadas 7 funciones diferentes para poder manipular los datos de forma de poder obtener los resultados buscados y permitan llegar al objetivo planteado. Las funciones utilizadas fueron: `delete_na_values`, `actualizar_precios`, `graficar_precios`, `graph_index_returns_monthly`, `graph_density_returns`, `periodic_returns`, `ticker_history`.

Una vez obtenidos los datos de los índices con la función `ticker_history` se obtiene también el tipo de cambio desde la fecha de inicio hasta el fin, para luego eliminar los valores nulos con la función `delete_na_values` con la finalidad de alterar la columna `adjusted` para que los precios de cierre de cada bola estén en una unidad constante con la función `actualizar_precios`.

En el caso del modelo de regresión, primero se obtuvieron los retornos diarios del Merval y el SP500. La idea era intentar trazar una relación entre ambos, bajo la hipótesis de que los retornos al cierre del día anterior de uno serían tomados en cuenta como indicador general de la economía por los inversores, impactando en los retornos del otro al día siguiente. Se eligió explicar los retornos del Merval en base a los retornos del día anterior del SP500. El esquema temporal se debió principalmente a la simpleza: si bien se podría plantear el efecto de los cambios intradiarios de un índice sobre el otro, no es difícil entender que requiere una complejidad mucho mayor a la del sistema propuesto. La justificación de la elección de índices sigue un razonamiento similar: es más sencillo imaginar que un índice de la importancia y tamaño del SP500 influirá sobre los resultados de uno como el Merval (léase, de menor tamaño, de una economía en vías de desarrollo, etc) que el inverso, evitando cuestiones de retroalimentación. Se esperaba que esta

influencia fuera ínfima, si siquiera existente. No es nueva la idea del movimiento diario de activos modelado como un paseo aleatorio. Sin embargo, en el proceso de programación de los métodos, se crearon herramientas que pueden servir para analizar cualesquiera dos activos con variaciones diarias. Los datos se dividieron en un 75% para el entrenamiento y un 25% para el testeo.

Para realizar la optimización de cartera, en donde se busca obtener el peso óptimo de cada activo en el portafolio con la finalidad de maximizar los retornos esperados minimizando el riesgo del portafolio. Entonces es necesario obtener un data.frame con los retornos de cada día de nuestros activos que para este caso serán las siguientes acciones: BMA, CRES, EDN, GGAL, VALO, PAMP, TECO2, TRAN, TGSU2, YPF.

Resultados Obtenidos

Lo primero en obtenerse con la funcion `graph_index_returns_monthly` es una serie de tiempo que muestra los retornos mensuales.

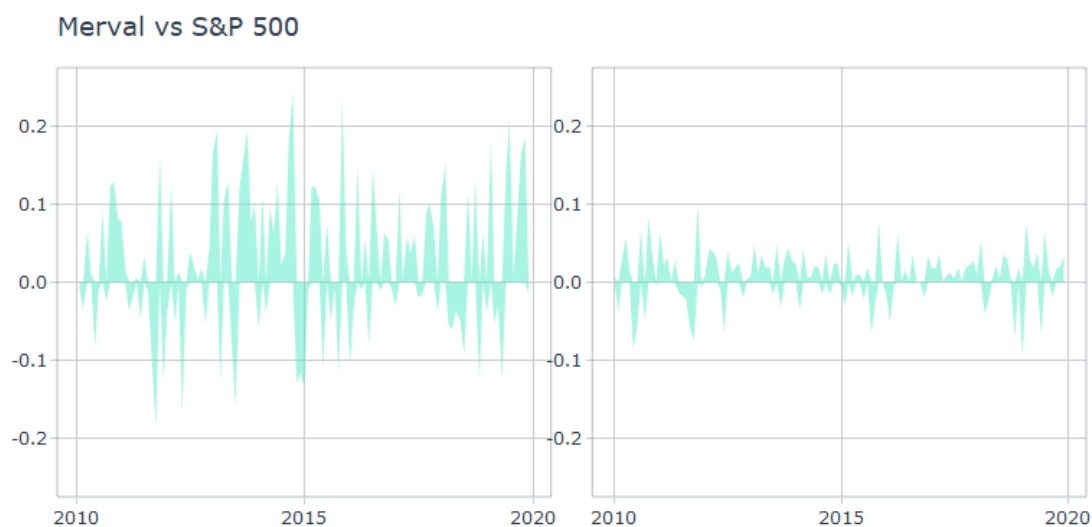


Figura 2. Retornos mensuales del Índice Merval(izquierda) versus S&P 500(derecha) hasta la actualidad expresada en dólares estadounidenses.

Con la función `graficar_precios` es posible visualizar el comportamiento del precio de un índice. Luego con la función `periodic_returns` se crea un `data.table` que muestra los retornos del período solicitado. Para graficarlos, se utiliza la función `graph_density_returns`.



Figura 2. Serie de precios del índice Nikkei 225 (Japón) creado con `graficar_precios()`.



Figura 3. Serie de precios del Índice Merval hasta la actualidad expresada en dólares estadounidenses.

En este grafico se pueden observar varios ciclos de baja y alta de los precios, probablemente debido a etapas ascendentes y depresivas de la economía argentina. Podría considerarse que presenta una cierta estacionalidad hasta el año 2018, donde luego decrece abruptamente.

En cambio, si se realiza el grafico del merval en pesos se obtiene:



Figura 4. Indice Merval en moneda local.

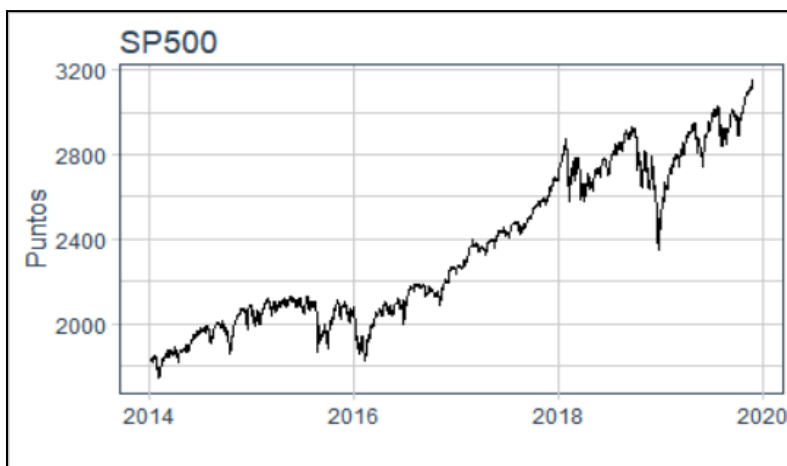


Figura 5. Indice SP500 en dólares.

Con la utilización de la mencionada función `graph_density_returns` se obtienen las distribuciones de retornos mensuales para este caso.

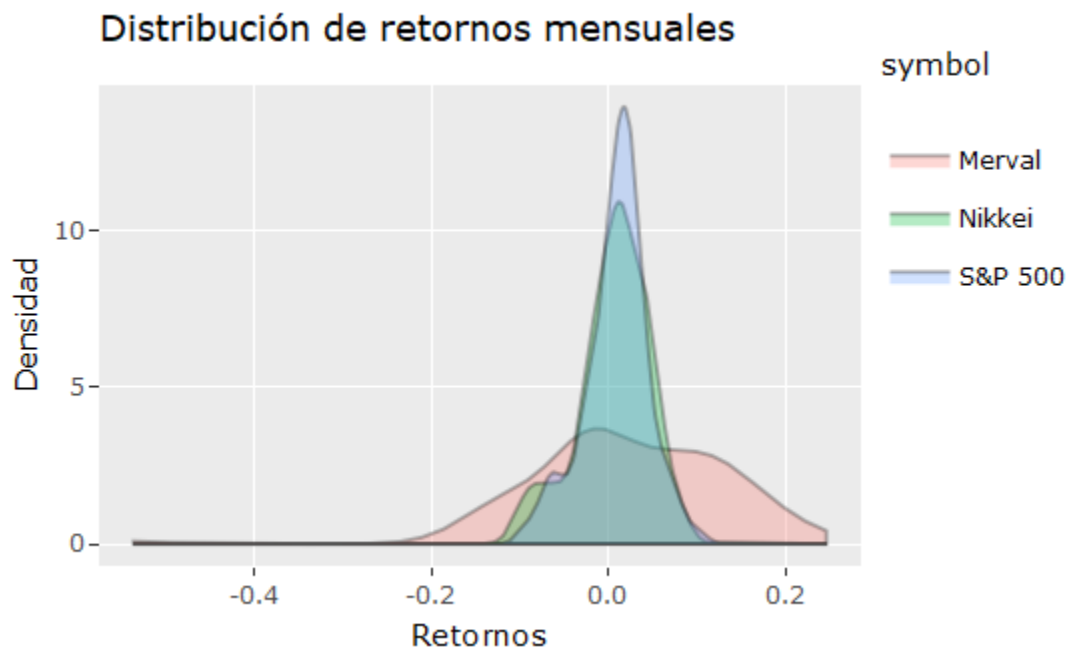


Figura 6. Gráfico de densidad de 3 índices diferentes representativos de sus respectivos países

A través del gráfico de densidad, se puede observar cómo los retornos del S&P 500 distribuyen normalmente, con la forma de una campana de Gauss, con tendencia a la media, es decir, que los valores se encuentran concentrados cercanos a la media, en cambio, el Merval presenta una forma más aplanada, lo que implica una volatilidad mayor y que los retornos se encuentran más distribuidos a lo largo de la distribución. Por otro lado, el índice de Nikkei presenta una forma de campana, pero con colas más pesadas, debido a que se

encuentra más dispersa y presenta una desviación estándar mayor que el SP500 cuya forma es más alta, puntiaguda y estrecha.

Por último, se introduce una tabla para observar las volatilidades y retornos tanto del SP500 como del Merval. El mayor retorno en el Merval está asociado a una mayor volatilidad en los precios diarios.

MERVAL en USD	SP500
0.0074435236458501	-0.00158400612643383
-0.0037964625556528	0.00217257394241877
-0.0377806310285989	0.0074792520421898
0.0489623448099183	0.00219316365957134
0.00546227625771367	0.00416573553549604
0.0129169411120107	-0.00401928643868033

Tabla 2. Retornos diarios de los últimos días de observación de los Índices

MERVAL en USD	SP500
0.413859293104655	0.0517136826292006
0.411472352051523	0.050394674827017
0.454435053810121	0.0618937319567776
0.497390471213622	0.0617985751414521
0.405086030894995	0.0629426442318169
0.39017345615186	0.0601920463411413

Tabla 3. Volatilidades diarias con un horizonte temporal de 10 días.

Modelo de Regresión Lineal

```
Call:
lm(formula = merval ~ sp500 - 1, data = d_merval_train)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.37831 -0.01129  0.00064  0.01273  0.11438

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
sp500    0.25051     0.06075   4.123 3.91e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.02428 on 1751 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.009616, Adjusted R-squared:  0.009051
F-statistic: 17 on 1 and 1751 DF, p-value: 3.909e-05
```

Figura 7. Resultados arrojados por la regresión

Como se anticipaba, los retornos del día inmediatamente anterior no explican las variaciones en gran medida (menos de un 1%). Sin embargo, el nivel de significatividad del coeficiente da a entender que existe una correlación. Por supuesto, este modelo resulta demasiado simple como para pretender dar interpretaciones demasiado precisas de sus resultados.

Para realizar la optimización de cartera, es necesario también colocar las restricciones al modelo, que para este caso será que no puede haber ventas en corto, así como que el mínimo de peso de cada activo será del 0% y el máximo del 40% del portafolio. De la misma manera es necesario establecer los objetivos del modelo, que son los mencionados anteriormente, minimizar el riesgo, asociado al desvío estándar y maximizar los retornos esperados asociados a la media.

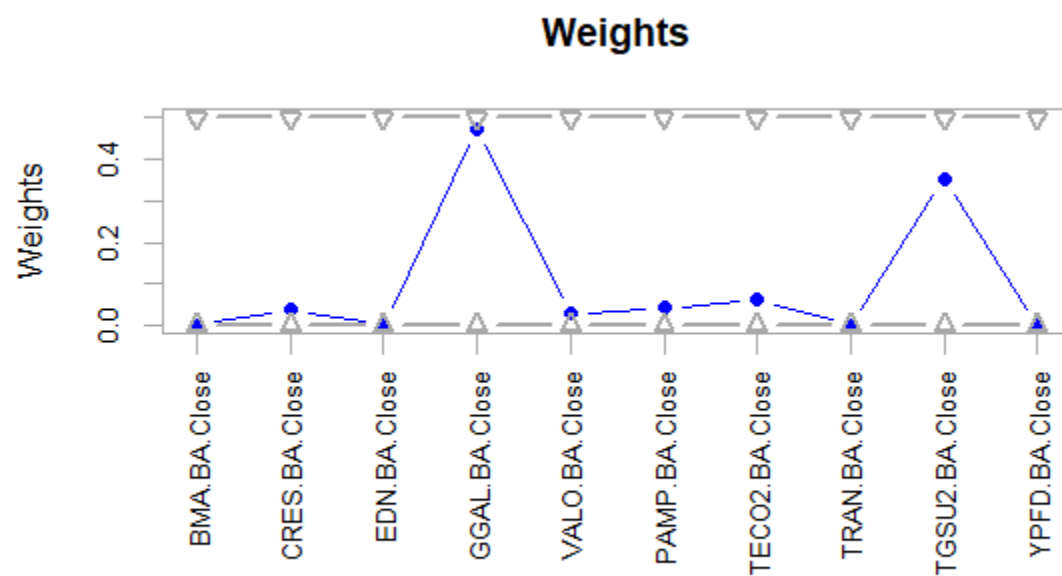


Figura 8. Pesos óptimos en porcentaje del portafolio según los parámetros dados.

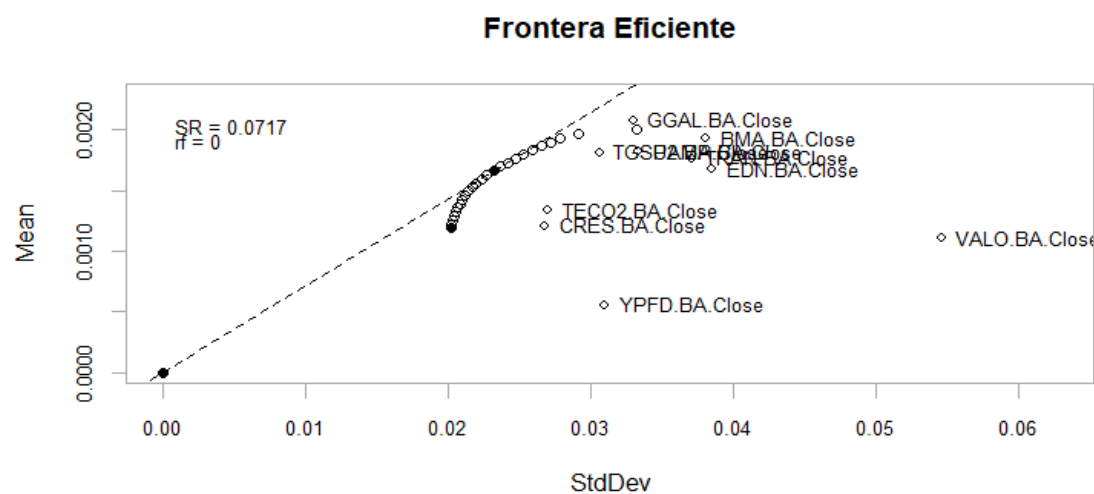


Figura 9. Frontera eficiente de inversión.

```

Call:
optimize.portfolio(R = portfolioReturns, portfolio = portf, optimize_method = "ROI",
  trace = TRUE)

Optimal weights:
  BMA.BA.Close  CRES.BA.Close  EDN.BA.Close  GGAL.BA.Close  VALO.BA.Close  PAMP.BA.Close
    0.0000      0.0397      0.0000      0.4749      0.0280      0.0417
TECO2.BA.Close  TRAN.BA.Close  TGSU2.BA.Close  YPFD.BA.Close
    0.0634      0.0000      0.3523      0.0000

Objective Measure:
  mean
0.001864

  StdDev
0.02647

```

Figura 10. Resultado de la cartera optima.

A través de la optimización de las respectivas carteras los datos arrojaron un rendimiento, desvío menor para la cartera compuesta por diferentes acciones del SP500, pero un ratio de Sharpe mayor. En finanzas, cuanto más arriesgada sea una inversión, la rentabilidad que se espera de ella es mayor, dado que esperamos que se pague más por arriesgar más. Con el ratio de Sharpe podemos comparar carteras con riesgos diferentes y saber cuál ha tenido más éxito, ya que estamos ajustando el riesgo. Este ratio financiero nos dice lo buena que es una inversión. Gracias al ajuste por riesgo podemos ver qué inversión ha obtenido más rentabilidad de su riesgo, o dicho de otra manera, cuanta rentabilidad adicional ha conseguido por invertir en activos financieros más arriesgados.

	Rendimientos	Desvíos	Ratio de Sharpe
Merval	0.001863987	0.02647444	0.07040703
SP500	0.001176633	0.01287578	0.09138343

Tabla 4. Datos obtenidos a partir de la optimización de portfolio.

Conclusiones

En principio en el grafico comparativo de los retornos (figura 1) se observa como el Merval tiene mayor volatilidad a lo largo del tiempo. No obstante, este grafico es difícil de interpretar y es poco representativo, es mejor obtener el desvio estándar de cada índice o graficar su distribución.

Al graficar los precios tanto en moneda extranjera como local (Figura 3 y 4) Como se puede observar, si no se tiene en cuenta el tipo de cambio a lo largo del tiempo, se observa una tendencia alcista en el índice, lo cual no coincidiría con la situación en la relación entre la divisa americana y la Argentina.

A través del grafico de densidad (Figura 7), se puede observar cómo los retornos del S&P 500 distribuyen normalmente, con la forma de una campana de Gauss, con tendencia a la media, es decir, que los valores se encuentran concentrados cercanos a la media, en cambio, el Merval presenta una forma más aplanada, lo que implica una volatilidad mayor y que los retornos se encuentran más distribuidos a lo largo de la distribución. Por otro lado, el índice de Nikkei presenta una forma de campana, pero con colas más pesadas, debido a que se encuentra más dispersa y presenta una desviación estándar mayor que el SP500 cuya forma es más alta, puntiaguda y estrecha.

Por último, se introduce una tabla para observar las volatilidades y retornos tanto del SP500 como del Merval (Tabla 1 y 2). El mayor retorno en el Merval está asociado a una mayor volatilidad en los precios diarios. ----- Como se puede observar, si no se tiene en cuenta el tipo de cambio a lo largo del tiempo, se observa una tendencia alcista en el índice,

lo cual no coincidiría con la situación en la relación entre la divisa americana y la Argentina.

En el portafolio optimo se obtiene un resultado donde éste se consigue con solo 6 activos, donde se espera un retorno diario del 0.001864 y un desvío de 0.02647. A partir de la optimización de cartera se pudieron obtener los pesos relativos de cada cartera que minimizan los desvíos. Al comparar las dos carteras analizadas, se escogerá la que obtiene el ratio de Sharpe mayor. Además, se puede observar en el gráfico de curva de eficiencia que al comparar dos acciones de una misma cartera que las que tienen un desvío o riesgo menor, pero un mismo rendimiento tendrán un peso de 0 o muy cercano a 0.

Como se esperaba, la regresión lineal simple no logró explicar gran parte de la variación diaria. Sin embargo, el coeficiente estimado tiene una significatividad importante, lo que hace pensar que hay una correlación real positiva entre el retorno de un día del SP500 y el del día siguiente del Merval.

Futuras Investigaciones y Limitaciones

El modelo lineal está obviamente limitado por su simpleza, y la variabilidad inherente en los retornos de los índices. Sin embargo, cabe resaltar 2 puntos: en primera instancia, la significatividad del coeficiente hallado da esperanzas de que un modelo más complejo pueda llegar a dar resultados interesantes. Por otro lado, las herramientas desarrolladas para evaluar este modelo son de fácil aplicación a cualquier tipo de activos de retornos diarios, con lo que es posible imaginar una futura investigación que vincule otros instrumentos de interés (e.g. tipo de cambio, commodities).

Tanto el cálculo de la cartera eficiente como el ratio de sharpe fueron calculados con una tasa libre de riesgo de 0, debido a la dificultad de encontrar una base de datos que contenga una extensa información sobre las variaciones de esta tasa.

Bibliografía

Wigglesworth, Robin (2018), An abridged, illustrated history of volatility. Financial Times

Markowitz, Harry, Portfolio Selection. The Journal of Finance, Vol. 7, No. 1. (Mar., 1952), pp. 77-91.

Dancho, Matt. Performance Analysis with tidyquant. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/tidyquant/vignettes/TQ05-performance-analysis-with-tidyquant.html>

Ipolitti, Lorenzo (2018), Desviación estándar, volatilidad, riesgo, movimientos esperados e inesperados.

Sanchez, Carlos Piñeiro, La teoría financiera. URL: https://www.udc.es/grupos/fysig/carlos/oikonomicon/la_teora_financiera.html

Fernando Gómez-Bezares, José Antonio Madariaga y José Vicente Ugarte, LA EFICIENCIA EN EL MERCADO BURSÁTIL ESPAÑOL Publicado en Actualidad Financiera, nº 42, Noviembre, 1988

ALAITZ MENDIZÁBAL ZUBELDIA, LUIS M.^a MIERA ZABALZA, MARIAN ZUBIA ZUBIAURRE, El modelo de Markowitz en la gestión de carteras¹ URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/6565186.pdf>

TEORIA DE LAS FINANZAS, Sus supuestos, neoclasicismo y psicología cognitiva URL: http://www.economicas.unsa.edu.ar/afinan/informacion_general/sadaf/xxxi_jornadas/xxxi-j-pascale.pdf

Fernando Gómez-Bezares José A. Madariaga Javier Santibáñez, Lecturas sobre la optimización de carteras.

Luis C. Franco-Arbeláez¹, Claudia T. Avendaño-Rúa, Haroldo Barbutín-Díaz, Modelo de Markowitz y Modelo de Black-Litterman en la Optimización de Portafolios de Inversión. URL: <http://www.scielo.org.co/pdf/teclo/n26/n26a05.pdf>

Anexo (Códigos en Rstudio)

```
library(tidyquant)
library(tidyverse)
library(quantmod)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(plotly)
library(chron)
library(caret)
library(e1071)
library(hrbrthemes)
library(quantmod)
library(PerformanceAnalytics)
library(PortfolioAnalytics)
library(ROI)
require(ROI.plugin.glpk)
require(ROI.plugin.quadprog)

fecha.comienzo = "2009-12-01"
fecha.fin = "2019-12-01"
```

Anexo 1. Paquetes

```
delete_na_values = function(c_exchglist)
{
  if(is_tibble(c_exchglist))
  {
    c_exchglist <- c_exchglist %>%
      mutate(adjusted = replace(adjusted,
                                is.na(adjusted),
                                0))
  }
  else return("Parámetros mal ingresados")
}

actualizar_precios = function(index, c_exchglist)
{
  for (i in 1:nrow(index))
  {
    exchange_rate = c_exchglist %>%
      select(adjusted) %>%
      filter(as.Date(c_exchglist$date) == as.Date(index$date[i]))
    if(as.numeric(exchange_rate) == 0)
    {
      index[i, "adjusted"] = NA
    }
    else
      index[i, "adjusted"] = index[i, "adjusted"]/exchange_rate
  }
  return(index)
}
```

Anexo 2. Funciones

```

graficar_precios = function(index, title, y, x)
{
  #Procurar utilizar datos actualizados
  index %>%
    ggplot(aes(x = date, y = adjusted)) +
    geom_line() +
    labs(title = title, y = y, x = x) +
    theme_tq()
}

graph_index_returns_monthly <- function(index, title, y, x)
{
  index_returns_monthly <- index %>%
    tq_transmute(select      = adjusted,
                  mutate_fun = periodReturn,
                  period     = "monthly",
                  type       = "log",
                  col_rename = "returns")

  p = index_returns_monthly %>%
    ggplot(aes(x = date, y = index_returns_monthly$returns)) +
    geom_area(fill="#4fe8c5", alpha=0.5, name = ~title) +
    ylim(c(-0.25,0.25)) +
    labs(title = title, y = y, x = x, caption="Source: YahooFinance") +
    theme_tq()
  ggplotly(p)
  #return(p)
}

```

Anexo 3. Funciones

```

graph_density_returns = function(indexframe, title, x, y)
{
  markets.returns <- indexframe
  p = markets.returns %>%
    ggplot(aes(x = returns, fill = symbol)) +
    labs(title = title, x = x, y = y) +
    #xlim(c(-0.4, 0.3)) +
    #ylim(c(0,15)) +
    geom_density(alpha = 0.3)
  ggplotly(p)
}

periodic_returns <- function(index, period) {
  return (index %>%
    tq_transmute(select      = adjusted,
                  mutate_fun = periodReturn,
                  period      = period,
                  type = "log",
                  col_rename = "returns"))
}

ticker_history <- function(ticker, start, end) {
  ticker %>%
    tq_get(get = "stock.prices",
           from = start,
           to = end,
           complete_cases = T)
}

```

Anexo 4. Funciones.

```

dataMatch <- function(baseIndexReturns, matchingIndexReturns, baseIndexName, matchingIndexName){
  dataConsolidada <- data.frame(baseIndexReturns)
  colnames(dataConsolidada)[2] <- baseIndexName
  for(i in 1:nrow(dataConsolidada)){
    if (wday(dataConsolidada$date[i]) == 2) {
      #Si el día es lunes, se obtienen los datos del viernes.
      if (length(filter(matchingIndexReturns, (dataConsolidada$date[i]-3) == date)$returns) != 0){
        dataConsolidada$index2[i] <- select(filter(matchingIndexReturns, (dataConsolidada$date[i]-3) == date), returns)
      } else {dataConsolidada$index2[i] <- NA}
    } else {
      if (length(filter(matchingIndexReturns, (dataConsolidada$date[i]-1) == date)$returns) != 0){
        dataConsolidada$index2[i] <- select(filter(matchingIndexReturns, (dataConsolidada$date[i]-1) == date), returns)
      } else {dataConsolidada$index2[i] <- NA}
    }
  }
  dataConsolidada <- filter(dataConsolidada, !is.na(index2))
  dataConsolidada$index2 <- unlist(dataConsolidada$index2)
  colnames(dataConsolidada)[ncol(dataConsolidada)] <- matchingIndexName
  return(dataConsolidada)
}

```

Anexo 5. Función para modelo.

```
#####.Bolsas#####
Merval <- ticker_history("^MERV", fecha.comienzo, fecha.fin)

#EEUU
SP500 <- ticker_history("^GSPC", fecha.comienzo, fecha.fin)

#Japón
Nikkei225 <- ticker_history("^N225", fecha.comienzo, fecha.fin)
```

Anexo 6. Obtención de índices.

```
#####.Exchange rates#####
usd_ars = ticker_history("USDARS=X", fecha.comienzo, fecha.fin)
usd_ars = delete_na_values(usd_ars)

usd_jpy = ticker_history("USDJPY=X", fecha.comienzo, fecha.fin)
usd_jpy = delete_na_values(usd_jpy)
```

Anexo 7. Obtención de monedas.

```
Merval <- actualizar_precios(Merval, usd_ars)
graficar_precios(Merval, "Merval en dólares", "Puntos", "")
x <- graph_index_returns_monthly(Merval, "Merval", "Retornos", "")
y <- graph_index_returns_monthly(SP500, "Merval vs S&P 500", "Retornos", "")
p <- subplot(x, y)
#Grafico Nikkei en dolares
Nikkei225 <- actualizar_precios(Nikkei225, usd_jpy)
graficar_precios(Nikkei225, "Nikkei225 en dólares", "Puntos", "")
p2 = graph_index_returns_monthly(Nikkei225, "Nikkei225", "Retornos", "")
###.Graficos de densidad###
sp500_returns_monthly <- periodic_returns(SP500, "monthly")
sp500_returns_monthly <- mutate(sp500_returns_monthly, symbol = "S&P 500")

merval_returns_monthly <- periodic_returns(Merval, "monthly")
merval_returns_monthly <- mutate(merval_returns_monthly, symbol = "Merval")

nikkei_returns_monthly <- periodic_returns(Nikkei225, "monthly")
nikkei_returns_monthly <- mutate(nikkei_returns_monthly, symbol = "Nikkei")

graph_density_returns(rbind(sp500_returns_monthly,nikkei_returns_monthly,merval_returns_monthly), "Distribución de
retornos mensuales",
"Retornos", "Densidad")
```

Anexo 8. Gráficos

```

ohlcv=Merval[, "adjusted"]
ohlcv=na.omit(ohlcv)
v1=volatility(ohlcv, calc = "close")
ohlcv2=SP500[,c("open", "high", "low", "close")]
ohlcv2=na.omit(ohlcv2)
v2=volatility(ohlcv2, calc = "close")
volatilidades=data.frame(tail(v1), tail(v2))
names(volatilidades)=c("Vol.Merval", "Vol.SP500")
view(volatilidades)
Retornos=data.frame(tail(ROC(ohlcv)), tail(ROC(ohlcv2)))
names(Retornos)=c("Ret.Merval", "Ret.SP500")

## Modelado
## Idea: Retorno diario del Merval en función de los retornos del día anterior de los otros índices.
merval_returns_daily <- periodic_returns(Merval, "daily")
sp500_returns_daily <- periodic_returns(SP500, "daily")

dataConsolidada <- dataMatch(merval_returns_daily, sp500_returns_daily, "merval", "sp500")
dataConsolidada <- dataConsolidada[-c(1,2),]

set.seed(6)
trainIndex=createDataPartition(dataConsolidada$merval, p=0.75)$Resample1

d_merval_train=dataConsolidada[trainIndex, ]
d_merval_test= dataConsolidada[-trainIndex, ]

modelo<- lm(merval ~ sp500, data = d_merval_train)
summary(modelo)
d_merval_test$pred<-predict(modelo, d_merval_test, type= "response")
plot(d_merval_test$merval, col="blue")
points(d_merval_test$pred, col = "red")

```

Anexo 9. Modelo lineal

```

tickers <- c("BMA.BA", "CRES.BA", "EDN.BA", "GGAL.BA", "VALO.BA",
            "PAMP.BA", "TECO2.BA", "TRAN.BA", "TGSU2.BA", "YPFD.BA")

portfolioPrices <- NULL
for(ticker in tickers) {
  portfolioPrices <- cbind(portfolioPrices,
                           getSymbols(ticker, from='2009-01-03', periodicity = 'daily', auto.assign=FALSE)[,4])
}

portfolioReturns <- na.omit(ROC(portfolioPrices))

portf <- portfolio.spec(colnames(portfolioReturns))

portf <- add.constraint(portf, type="weight_sum", min_sum=1, max_sum=1)
portf <- add.constraint(portf, type="box", min=0, max=.50)
portf <- add.objective(portf, type="return", name="mean")
portf <- add.objective(portf, type="risk", name="stdDev")

optPort <- optimize.portfolio(portfolioReturns, portf, optimize_method = "ROI", trace=TRUE)

chart.weights(optPort)

ef <- extractEfficientFrontier(optPort, match.col = "StdDev", n.portfolios = 25,
                              risk_averion = NULL)

chart.EfficientFrontier(ef,
                        match.col = "StdDev", n.portfolios = 25, xlim = NULL, ylim = NULL,
                        cex.axis = 0.8, element.color = "darkgray", main = "Frontera Eficiente",
                        RAR.text = "SR", rf = 0, tangent.line = TRUE, cex.legend = 0.8,
                        chart.assets = TRUE, labels.assets = TRUE, pch.assets = 21,
                        cex.assets = 0.8)

```

Anexo 10. Modelo de frontera eficiente

```

cartera <- c("AXP", "EBAY", "CL", "DISCK", "FB",
            "F", "FOXA", "GPS", "HPQ", "MSFT")

portfolioPrices2 <- NULL
for(cartera in cartera) {
  portfolioPrices2 <- cbind(portfolioPrices2,
                           getSymbols(cartera, from='2009-01-03', periodicity = 'daily', auto.assign=FALSE)[,4])
}

retornos <- na.omit(ROC(portfolioPrices2))

portf2 <- portfolio.spec(colnames(retornos))

portf2 <- add.constraint(portf2, type="weight_sum", min_sum=1, max_sum=1)
portf2 <- add.constraint(portf2, type="box", min=0, max=.50)
portf2 <- add.objective(portf2, type="return", name="mean")
portf2 <- add.objective(portf2, type="risk", name="StdDev")
optPort2 <- optimize.portfolio(retornos, portf2, optimize_method = "ROI", trace=TRUE)

ef2 <- extractEfficientFrontier(optPort2, match.col = "StdDev", n.portfolios = 25,
                              risk_aversion = NULL)

chart.EfficientFrontier(ef2,
                       match.col = "StdDev", n.portfolios = 25, xlim = NULL, ylim = NULL,
                       cex.axis = 0.8, element.color = "darkgray", main = "Efficient Frontier",
                       RAR.text = "SR", rf = 0, tangent.line = TRUE, cex.legend = 0.8,
                       chart.assets = TRUE, labels.assets = TRUE, pch.assets = 21,
                       cex.assets = 0.8)

rendimientos<-c(optPort2$objective_measures$mean,optPort2$objective_measures$mean)
desvios<-c(optPort2$objective_measures$StdDev,optPort2$objective_measures$StdDev)
sharpe<-c((rendimientos[1]-0)/desvios[1],(rendimientos[2]-0)/desvios[2])
tabla<-cbind(rendimientos,desvios,sharpe)
rownames(tabla)<-c("merval","sp500")

```

Anexo 11. Cartera 2