



Universidad de Valladolid

ESCUELA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA (SG)

Grado en Ingeniería Informática de Servicios y
Aplicaciones

Estudio Estadístico de Valores Bursátiles Utilizando
R: Una Aproximación Didáctica Opensource

Alumno: Carlos García Mateo

Tutor: Juan José Álvarez Sánchez

Resumen

Hoy en día es complicado encontrar un buen asesoramiento bursátil de manera gratuita que nos permita obtener los conocimientos y técnicas para iniciar al usuario estándar en el mundo de las inversiones bursátiles. Las principales ofertas que se encuentran online, requieren un sacrificio económico inicial y crean cierto rechazo por parte del inversor al confiar el dinero del usuario a terceras personas sin una fiabilidad asegurada sobre el capital invertido.

Este TFG se ofrece como alternativa, aportando información técnica lo suficientemente avanzada para que cualquier usuario interesado en realizar inversiones en bolsa, aprenda a detectar las ocasiones que ofrece el mercado bursátil para obtener rentabilidad de su cartera de acciones.

A través de técnicas predictivas, usando algoritmos entrenados con datos bursátiles históricos, este TFG muestra cómo generar un sistema basado en técnicas de Machine Learning. Las técnicas llevadas a cabo durante el estudio, permiten obtener el conocimiento necesario para operar en bolsa de manera autónoma en condiciones similares a lo que se conseguiría mediante herramientas privativas.

Palabras Clave: Machine Learning, Estadística, Didáctica, Opensource, R, RStudio.

Abstract

Nowadays, it is difficult to find good stock advice free of charge that allows us to obtain the knowledge and techniques to start to the standard user in the world of stock investments. The main offers that are online, require an initial economic sacrifice and create some rejection by the investor to entrust the user's money to third parties without an assured reliability over the capital invested.

This TFG is offered as an alternative, providing technical information enough advanced so that any user interested in making investments in the stock market, learn to detect the opportunities offered by the stock market to obtain profitability from their portfolio.

Through predictive techniques, using algorithms trained with historical stock data, this TFG shows how to generate a system based on Machine Learning techniques. The studies carried out during the development, allow to obtain the knowledge necessary to operate in stock market autonomously in conditions similar to what would be achieved by proprietary tools.

Keywords: Machine Learning, Statistics, Opensource, Teaching Approach, R, RStudio.

INDICE DE CONTENIDOS

1.	Introducción	5
1.1	Motivación	5
1.2	Estado del Arte	6
1.2	Objetivos y Alcance.....	6
1.3	Hipótesis	7
1.4	Introducción al entorno de estudio	7
1.4.1	Bolsa de Valores	7
1.4.2	Machine Learning	9
1.4.3	Datos como fuente de información.....	10
1.5	Herramientas y Tecnologías utilizadas	11
1.5.1	R.....	11
1.6	Planificación.....	15
1.6.1	Estimación de horas.....	15
1.6.2	Presupuesto.....	17
1.7	Contenidos del CD	17
2.	Datos.....	19
2.1	Set de Datos Inicial.....	19
2.2	Adecuación de Datos a Estudio	20
2.2.1	Efecto de Eventos Externos sobre la Bolsa	21
2.3	Obtención de Datos en RStudio.....	23
3.	Estudio estadístico.....	25
3.1	Esperanza Matemática	25
3.2	Calculo de la Volatilidad.....	27
3.3	Estudios sobre el Precio.....	29
3.4	Análisis de Tendencias en los Valores.....	32
3.5	Estudios sobre el Volumen	34
3.5.1	Índice de Volumen Negativo (INV)	35
4.	Predicción de datos – Regresión Lineal	38
4.1	Regresión lineal Mono-Empresa.....	38
4.1	Información obtenida sobre el estudio	41
4.1.1	Distribución de los residuos.....	41
4.1.2	Peso de variables en la predicción.....	42
4.1.3	Significancia de variables.....	42

4.1.4 Grado de ajuste de las variables.....	43
4.1.5 Análisis de residuos	43
4.1.6 Durbin-Watson	45
4.2 Serie de Markov.....	45
4.3 Regresión Lineal Multi-Empresa.....	47
4.3.1 Regresión lineal mediante datos predichos	51
4.3.2 Regresión lineal mediante datos reales.....	53
6 Ejemplo Práctico – Simulación de Inversiones.....	54
6.1 IVN Banco Santander	54
6.1.2 Simulación de Inversiones IVN Banco Santander	57
6.2 Regresión Lineal Banco Santander	60
6.2.1 Regresión lineal con datos predichos	63
6.2.2 Regresión lineal con datos reales	68
6.3 Conclusiones de la Predicción	73
7. Conclusiones	75
ANEXO – R & RSTUDIO. Guía de Instalación y Uso	80
Descarga e Instalación	80
Interfaz de Usuario – RStudio	81
Manipulación de datos	86
Gráficos Básicos	88
Anexo IVN Santander.....	95
Anexo Cartera IVN Santander.....	99
ANEXO Datos Prueba RL Datos Predichos	104
ANEXO Cartera RL Datos Predichos	107
ANEXO Datos Prueba RL Datos Reales.....	111
ANEXO Cartera RL Datos Reales	115

1. Introducción

La inversión en bolsa y la oportunidad de hacer dinero por parte de los inversores de manera fácil y segura es un problema típico en la sociedad, debido a la dificultad de prever las subidas y bajadas del mercado, que presenta una complejidad dada por el enorme número de variables que están involucradas en el mundo de la especulación bursátil.

Durante la ejecución de este trabajo se van a exponer ciertos factores que influyen en el precio de los valores de las acciones para así ayudar a que las inversiones de los lectores sean inteligentes y se mostrarán técnicas para poder prever y explicar los comportamientos más típicos que se producen en el entorno bursátil. Se efectuarán distintos estudios para realizar predicciones sobre los valores de los activos bursátiles mediante el estudio de datos históricos del accionariado de las compañías en bolsa.

Los anteriores estudios serán realizados dando por cierta la premisa de que la bolsa es un entorno que tiene una distribución cíclica a lo largo de la historia y mediante el estudio de las características ofrecidas a lo largo del tiempo, podemos suponer la repetición de las mismas. Para localizar e interpretar correctamente los patrones en la evolución de los precios que nos señalen ciertos movimientos clave, tomaremos prestadas las técnicas ofrecidas por la *minería de datos o data mining* para poder llevar a cabo predicciones sobre el valor de las acciones en un futuro.

1.1 Motivación

La especulación en bolsa se ha convertido en un mundo excluyente para el usuario básico. Existe gran variedad de sitios web que ofrecen asesoramiento bursátil como forma de negocio pero a cambio una inversión monetaria mínima o una cuota monetaria mensual.

Este estudio trata de explicar las nociones básicas necesarias de las inversiones en bolsa de manera sencilla y lógica para que un usuario estándar pueda llegar a comprender los parámetros que rigen el mercado bursátil y saber donde depositar sus inversiones sin necesidad de asesoramiento externo. Se remarca que este TFG pretende ser una guía didáctica, que centra su fin en la enseñanza de técnicas de análisis y predictivas sobre el mercado bursátil.

Puede considerarse como un estudio, con fines pedagógicos, que contiene el análisis estadístico de las empresas en bolsa y las funcionalidades que ofrece RStudio para generar un algoritmo que prediga el comportamiento y valores futuros de los activos bursátiles.

1.2 Estado del Arte

La introducción de un usuario inexperto, que por primera vez quiere iniciarse en el mundo de la especulación bursátil, es siempre una experiencia que suscita desconfianza debido al riesgo que conlleva la especulación en bolsa por definición. Antes de realizar cualquier movimiento económico en compra/venta para su cartera, suele requerir asesoramiento sobre los activos en los que invertir.

El asesoramiento bursátil y la gestión de inversiones son formas de negocio regidas principalmente por empresas gestoras, las cuales requieren un pago sus servicios y una desconfianza producida, por el hecho simple de tener que confiar el dinero del usuario a terceras personas. A mayores el precio por los servicios ofrecidos por dichas empresas asesoras/gestoras disminuiría el porcentaje de beneficio obtenido.

Gracias al avance tecnológico que estamos experimentando en estos años, también existen multitud de sitios web y aplicaciones móviles que facilitan la introducción de usuarios al mundo bursátil. Dichos sitios Web o Apps ofrecen fácil acceso a la compra/venta de acciones y un control centrificado de los movimientos realizados a través de ellos. El servicio ofrecido acarrea costes de mantenimiento temporal de la cuenta de usuario y obtienen un beneficio fijo extra por cada movimiento del usuario en bolsa. Algunos ejemplos de dichos sitios Webs o Apps son eToro, Xtrend, Plus500, etc. Existen infinidad de opciones de este tipo que copan el mercado

Como alternativa gratuita, se ofrece el estudio realizado en este TFG que incluye la información y las técnicas para llegar a las conclusiones sobre donde y cuando invertir. Dicha información es generada por el propio usuario mediante el Software RStudio, herramienta especializada en estudios estadísticos, que presentará la información de manera fácil y visualmente entendible por el usuario.

1.2 Objetivos y Alcance

Como se ha comentado en la Introducción, el objetivo de este TFG es realizar, con fines didácticos, estudios estadísticos sobre los datos del accionariado de empresas, que nos permitan identificar los eventos más importantes dentro del entorno bursátil para comprender los parámetros que producen la variación de los precios y, posteriormente, saber adelantarse a los eventos que provocan variación en los valores de las acciones para, usando esa información, proveer al usuario de decisión propia y poder tomar decisiones sobre sus carteras de inversión.

Dichos estudios estadísticos mostrarán cuales son las mejores opciones de inversión mediante la evaluación de las características de las compañías.

Toda las operaciones serán realizados mediante una herramienta llamada RStudio especializada en estudios estadísticos de la cual también se elaborará una guía de uso/aprendizaje para que el lector pueda elaborar sus propios estudios bursátiles.

Posteriormente se realizará un ejercicio de Machine Learning para, aplicando un algoritmo diseñado ad hoc y haciendo uso de datos históricos de las acciones de las empresas en las que se pretende invertir, predecir la evolución de los precios y obtener rentabilidad económica.

1.3 Hipótesis

Teniendo en consideración lo expuesto en capítulos anteriores, el TFG desarrollado tiene como objetivo primordial verificar la siguiente hipótesis:

“Mediante la realización de análisis estadísticos y técnicos de los datos históricos de las acciones de cualquier empresa con actividad bursátil, es posible realizar una predicción sobre la evolución de los precios de dichas acciones, que permitirá al usuario determinar las distintas oportunidades del mercado bursátil por sí mismo para realizar inversiones inteligentes de manera autónoma.”

1.4 Introducción al entorno de estudio

En el presente apartado se va a realizar una introducción a los distintos temas sobre los que se va a hacer referencia a lo largo del TFG.

1.4.1 Bolsa de Valores

El IBEX 35 es el principal índice de valores bursátiles de España. Se originó el 14 de enero de 1992 y es gestionado por BME (Bolsas y Mercados Españoles). Está formado por las 35 principales empresas con respecto a su nivel de liquidez, de las cuatro mayores Bolsas de España (Madrid, Barcelona, Valencia y Bilbao).

Dichas compañías son las que más operaciones de compra-venta tienen en la actualidad y por lo tanto la que más interés suscitan por parte de los inversores.

La pertenencia a este selecto grupo no está cerrada, cada seis meses un Comité de Expertos se reúne para evaluar de nuevo a los pertenecientes en esta lista. La decisión se lleva a cabo calculando las empresas con mayor capitalización bursátil, que consiste en multiplicar la cantidad de acciones de las compañías por el precio unitario de las mismas.

El conjunto de capitalización bursátil de todas esas empresas es lo que pondera la fuerza del IBEX 35. A diario escuchamos los valores del IBEX 35 (“Se encuentra en los 9000 puntos”) cuyo significado es la suma de las capitalizaciones bursátiles de cada una de las

empresas que lo componen. En la actualidad alrededor del 70% del índice del IBEX 35 está constituido por solamente 5 de esas 35 empresas: Telefónica, Banco Santander, BBVA, Iberdrola y Repsol. Este dato hace que la mínima variación en uno de estos “gigantes” haga variar de una manera significativa la fuerza del IBEX 35 y no es, según los economistas, un valor fidedigno de la economía española, formada en gran medida por PYMES.

Gracias a la facilidad que aportan las nuevas tecnologías para la inversión en bolsa, el número de inversores particulares ha aumentado en gran medida durante los últimos años. Hoy en día, la cultura de la inversión en los mercados ha experimentado un auge debido a la facilidad de acceso al mercado bursátil, lo que permite alcanzar un volumen de negociación elevado y hace que los mercados ganen transparencia y fiabilidad; así como la seguridad que ofrece un marco regulatorio que aporta seguridad al inversor otorgado por el Banco de España y la Comisión Nacional de Mercado de Valores

Principales componentes del mercado español:

- **Activos de Renta Variable:** Es un tipo de inversión constituido por activos financieros cuya rentabilidad no está garantizada, así como la devolución del capital invertido ni la propia rentabilidad del activo. La rentabilidad de la inversión realizada sobre la empresa depende de la evolución de la misma en el tiempo o el comportamiento de los mercados financieros. La inversión en estos activos supone un mayor riesgo para el dinero lo que se traduce en una mayor rentabilidad que los valores fijos, generalmente a largo plazo, pero claramente no siempre es así. Los principales integrantes de las Rentas Variables son: Materias Primas (oro, plata, petróleo, gas natural...), Divisas (FOREX – Intercambio de Monedas Extranjeras) e Índices bursátiles (Acciones cotizadas en bolsa).
- **Activos de Renta Fija** (Bonos del Estado, Letras del Tesoro, Cuentas de Ahorro...).
- **Preferentes:** La remuneración del inversor depende de los beneficios obtenidos por la entidad que emite las preferentes. Constan de un alto riesgo para el inversor (caso de las preferentes de Bankia).

Principales tipos de mercados:

- **Mercados de capitales:** Renta fija o variable.
- **Mercados monetarios:** Mercados al por mayor cuyos participantes son grandes instituciones en los que se negocian activos financieros a corto plazo.
- **Mercados de deuda pública:** Se negocian financiación entre países e inversores.

1.4.2 Machine Learning

Machine Learning o Aprendizaje automático pertenece al campo de la ciencia de la computación y las neurociencias. Se basa en el estudio y reconocimiento de patrones, de diversos campos (como puede ser ingeniería, matemáticas, análisis de resultados deportivos, economía...) y el análisis de los mismos para que sirva de aprendizaje para las computadoras únicamente basándose en datos. Mediante este aprendizaje se pretende elaborar técnicas que permitan a las máquinas “aprender” para así, mejorar el rendimiento de una tarea específica.

El término fue acuñado en 1959 por Arthur Samuel, un pionero en el campo de los juegos informáticos y la inteligencia artificial. Su propósito se basaba en conseguir que las máquinas llegasen a aprender como un humano lo haría y llegar a poder hacer predicciones sobre distintas disciplinas simplemente aprendiendo de los datos.

En sus comienzos, sus operaciones eran básicas y se limitaban a filtrar emails: mediante una gran cantidad de emails, se detectaban patrones (palabras clave) para diferenciar posibles contenidos publicitarios o Spam. Aplicando el filtrado por dichos patrones, la aplicación era capaz de filtrar mediante la experiencia los emails según su contenido e identificarlos automáticamente como Spam sin la necesidad de la intervención humana.

Tom Mitchell en su libro “Machine Learning”(1997) define de manera clara la funcionalidad de Machine Learning: “Se dice que un programa de ordenador aprende de una experiencia **E** con respecto a una serie de tareas **T** con un rendimiento **R**, si su rendimiento **R** en esas tareas **T** ha mejorado con la experiencia **E**”. Se cita un ejemplo de aprendizaje en el juego de las Damas de la siguiente manera: “Un programa de computadora que aprende a jugar a las damas podría mejorar su rendimiento por su habilidad para ganar en la clase de tareas que involucran jugando a las Damas, a través de la experiencia obtenida jugando partidas contra sí mismo”

El problema de Aprendizaje de las Damas:

- Tarea **T** : Jugar a las Damas
- Rendimiento : Porcentaje de partidas ganadas contra oponentes
- Experiencia: Partidas jugadas consigo mismo.

En esencia los algoritmos de Machine Learning tratan de encontrar una relación entre nuestros datos para elaborar una predicción mediante el uso de ecuaciones matemáticas.

Tipología de Machine Learning

Para abordar un problema utilizando Machine Learning hay que tener en cuenta los datos de los que nuestro sistema puede aprender. El set inicial de datos puede llegar a ser determinante para que la predicción ofrecida por el sistema sea precisa en mayor o menor

medida. Una colección de datos en bruto puede ofrecer redundancia, ser demasiado grande u otorgar al sistema datos inútiles. Una operación común en muchas aplicaciones de Machine Learning consiste en una selección de características significativas (features en inglés).

Existe una clasificación de acuerdo a los algoritmos utilizados en Machine Learning:

- **Aprendizaje supervisado:** Se basa en unos datos de entrenamiento previamente etiquetados. Son problemas que ya hemos resuelto de los que se espera que sigan apareciendo en el futuro.
- **Aprendizaje sin supervisión:** El sistema no cuenta con etiquetado de salida con respecto a las entradas. A cambio, se le proporciona una enorme cantidad de datos. Las entradas con una similitud en sus características comunes son clasificadas juntas.
- **Aprendizaje por refuerzo:** También conocido como aprendizaje por ensayo y error. Se ofrece si la respuesta es correcta pero no se le indica cómo se ha conseguido dicha suposición. El algoritmo asocia los patrones de éxito que han desembocado en una respuesta positiva y los repite para llegar a la misma.

Muchas compañías han empezado a utilizar estas tecnologías a su actividad diaria para aumentar sus ganancias y automatizar y optimizar sus operaciones.

Puesto que cualquier sistema que utilice Machine Learning se basa en procesar y analizar datos, se puede aplicar a cualquier campo que cuente con bases de datos suficientemente grandes como para poder aplicar los algoritmos de aprendizaje. A día de hoy, los campos en los que se aplica esta metodología son los siguientes:

- Conducción de vehículos autónomos.
- Predicciones económicas y fluctuaciones en el mercado bursátil.
- Reconocimiento de imágenes y voz.
- Diagnósticos médicos.
- Buscadores de Internet (motores de recomendación).
- Campañas publicitarias.

1.4.3 Datos como fuente de información

Desde hace varias décadas, es posible almacenar datos de manera sencilla, gracias al rápido aumento de los volúmenes de almacenamiento de forma digital, de cualquier actividad realizada para su posterior análisis en busca de patrones. Con ello el ser humano busca encontrar teorías a través del estudio de los datos para adquirir **conocimiento**.

En 1989 el término *KDD Knowledge Discovery in Databases* fue acuñado con el propósito de identificar patrones en grandes volúmenes de datos que permitan obtener conclusiones que aporten información sobre diferentes estudios.

La minería de datos (*Data Mining*) es una etapa de la teoría KDD que consiste en realizar un análisis técnico de los datos para generar algoritmos, usando algún software especializado, que detectan patrones en la información sobre la que trabajan.

El proceso KDD se divide en varias etapas como son la selección de datos, procesado, transformación, minería de datos y evaluación.

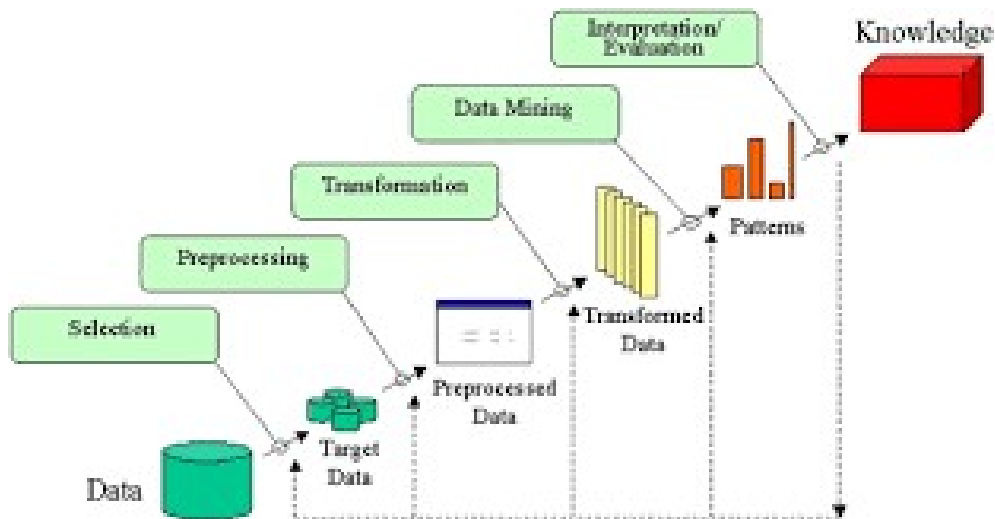


Ilustración 1. Proceso KDD

Dentro de la etapa de minería de datos, como hemos visto anteriormente en las técnicas de Machine Learning, existe una metodología de Aprendizaje Supervisado en el que se crea un sistema a partir de la información adquirida de un set de datos de entrenamiento para realizar una predicción. Una de las técnicas característica de esta clasificación es la regresión lineal, metodología que se usará en este TFG para llevar a cabo el estudio propuesto.

1.5 Herramientas y Tecnologías utilizadas

En este apartado se va a hablar sobre el Software utilizado para llevar a cabo los estudios que componen este TFG.

1.5.1 R

R es un proyecto de Software libre GNU dedicado al cálculo estadístico y a la generación de gráficas. Junto a sus librerías, el lenguaje y el entorno de desarrollo (REstudio) está diseñado para promover el aprendizaje inicial con mecanismos para programar ejercicios sencillos e, igualmente, aporta la ayuda para desarrollar aplicaciones más potentes.

R se presentó al mercado **en 1993** de la mano de sus creadores Robert Gentleman y Ross Ihaka, que desarrollaron la herramienta en el Departamento de Estadística de la Universidad de Auckland. Es un lenguaje orientado a objetos e interpretado lo que facilita la manipulación y análisis de datos complejos.

Gracias al acceso gratuito a su código, R no tiene limitadas sus funcionalidades, a diferencia a otros softwares de análisis estadísticos como Estadística, SPSS, etc.

Gracias a su entorno de desarrollo (RStudio) podemos manipular los recursos ofrecidos por R de una manera más sencilla ya que R se rige por comandos escritos en consola. El IDE RStudio ofrece esa familiaridad a la que acostumbramos al manipular herramientas de análisis estadístico.

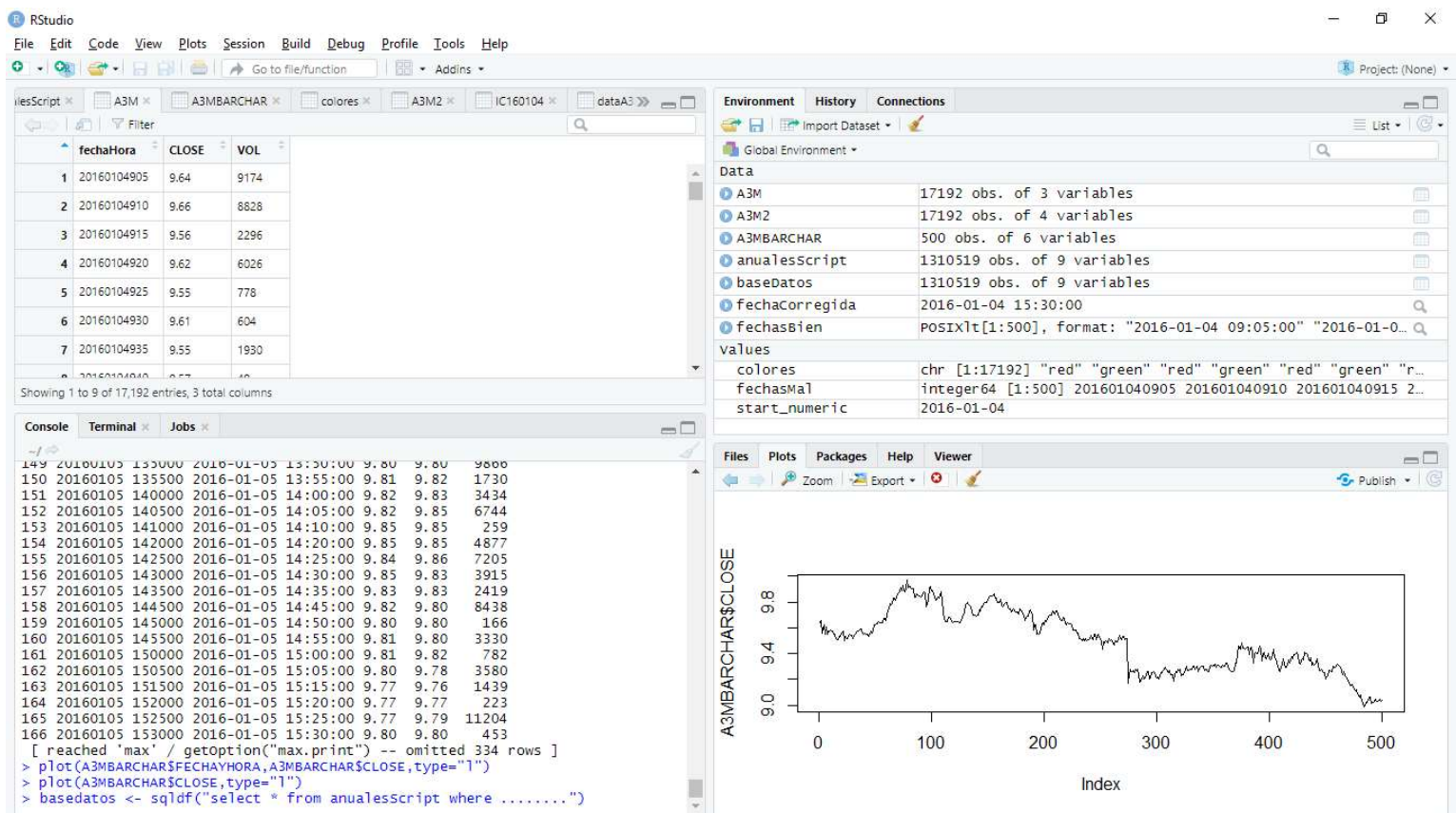


Ilustración 2. Interfaz de Usuario de RStudio General

Disponemos de cuatro sub-espacios donde se mostraran los datos con los que trabajemos y las respuestas que generemos:

- **Ficheros Abiertos / Tablas Generadas (Superior-Izquierda):** Se presenta un listado de los datos utilizados y las tablas utilizadas de manera visual.

	AAPL.Open	AAPL.High	AAPL.Low	AAPL.Close	AAPL.Volume	AAPL.Adjusted
2015-01-02	111.39	111.44	107.35	109.33	53204600	101.13870
2015-01-05	108.29	108.65	105.41	106.25	64285500	98.28947
2015-01-06	106.54	107.43	104.63	106.26	65797100	98.29873
2015-01-07	107.20	108.20	106.70	107.75	40105900	99.67709
2015-01-08	109.23	112.15	108.70	111.89	59364500	103.50690
2015-01-09	112.67	113.25	110.21	112.01	53699500	103.61792
2015-01-12	112.60	112.63	108.80	109.25	49650800	101.06471
2015-01-13	111.43	112.80	108.91	110.22	67091900	101.96201
2015-01-14	109.04	110.49	108.50	109.80	48956600	101.57351
2015-01-15	110.00	110.06	106.66	106.82	60014000	98.81675
2015-01-16	107.03	107.58	105.20	105.99	78513300	98.04894

Showing 1 to 13 of 251 entries, 6 total columns

Ilustración 3. Interfaz de Usuario de RStudio Ficheros y Tablas

- Environment / History (Superior-Derecha): Se presentan los datos importados para ser usados como BBDD y las variables (arrays de datos, constantes...)

Variable	Details
retLogDef	250 obs. of 2 variables
SAN	251 obs. of 2 variables
tablaIVNSAN	100 obs. of 6 variables
tablaVAR	num [1:250, 1] 30.5 30.2 30.3 30.2 29.7 ...
valoresVAR	num [1:250, 1] 30.5 30.2 30.3 30.2 29.7 ...
VAR	250 obs. of 2 variables
varConFechas	250 obs. of 2 variables
VARDEF	num [1:250, 1] 30.5 30.2 30.3 30.2 29.7 ...
VARvalores	int [1:250, 1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
VARvalores2	int [1:250, 1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
values	
alpha	0.05
cantidad	num [1:13] 1 2 3 5 5 1 4 2 3 5 ...
coloresBarplot	logical (empty)
cord.x	num [1:139] -3 -3 -2.99 -2.98 -2.97 -2.96 -2.95 -2.94 -2.93 ...
cord.y	num [1:139] 0 0.00443 0.00457 0.0047 0.00485 ...
correlacion	0.981844285502963
db_host	"127.0.0.1"
db_name	"rbo1sa"

Ilustración 4. Interfaz de Usuario de RStudio Environment / History

- Consola (Inferior-Izquierda): Aquí introduciremos los comandos para ejecutar las órdenes.

```

Console Terminal Jobs
~/
> view(AAPL)
> nuevoCierrePred <- 0.976493 * queryRLPrueba$cierreP1[i] +0.040986 * queryR
LPueba$cierreP2[i] + 0.045488 * queryRLPrueba$cierreP3[i] -0.099031 * query
RLPrueba$cierreP4[i] +0.036812 * queryRLPrueba$cierreP5[i] -0.078624 * queryR
LPueba$cierreP6[i] -0.002181 * queryRLPrueba$cierreP7[i] + 0.077897 * queryR
LPueba$cierreP8[i] + 0.004820 * queryRLPrueba$cierreP9[i] -0.019492 * queryR
LPueba$cierreP10[i]
> install.packages("quantmod")
Error in install.packages : updating loaded packages
> queryRLtirar <- mutate(queryRL, diffCierrePred = cierrePred - cierre)
Error in mutate(queryRL, diffCierrePred = cierrePred - cierre) :
could not find function "mutate"
> plot(queryRL$cierrePred,type="l",col="blue",ylim = c(0,40))
> abline(lm(queryRL$cierre~queryRL$cierreP1), col="red",lwd=2)
>

```

Ilustración 5. Interfaz de Usuario de RStudio Consola

- Gráficos/Paquetes (Inferior-Derecha): Se mostraran los Gráficos generados a partir de los comandos en Consola. Dispone de la interfaz para importar distintos paquetes que permitirán el uso de distintas funciones gráficas añadidas.

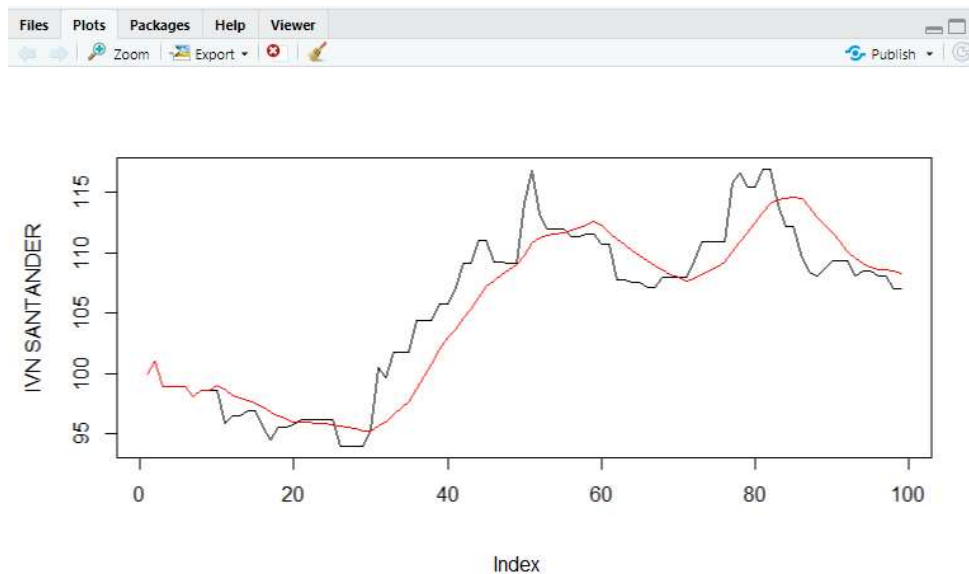


Ilustración 6. Interfaz de Usuario de RStudio Gráficos

Debido a que R utiliza una línea de comandos para ejecutar sus funciones en vez de una interfaz gráfica, el aprendizaje de la sintaxis es costoso y se requiere mucha practica para poder realizar estudios de manera correcta. Para ello, y con el fin de aportar información al lector para que pueda realizar sus propios estudios, se añadirá en los anexos una guía de instalación y uso de RStudio.

1.6 Planificación

El proyecto se inicia en febrero de 2019 pero al ser un TFG basado en investigación, no se pudo estimar desde un principio la fecha de finalización. En las primeras fases del estudio, se partía desde cero sin saber si la hipótesis propuesta por el tutor del proyecto podría tomar forma y validez.

Al tratarse de un TFG basado en investigación, la etapa de comprensión del entorno y la búsqueda de las distintas técnicas a utilizar para la predicción de datos, ha ocupado la mayor parte del tiempo estimado total. No obstante, la ejecución de las simulaciones de inversión es una pieza de este TFG vital para el entendimiento del mismo y su coste de recursos es significativo.

1.6.1 Estimación de horas

El objetivo del presente TFG es la creación de un modelo capaz de realizar una predicción a partir de los datos históricos del mercado de valores.

Las tareas principales se exponen a continuación con su duración real en horas invertidas.

1 Entendimiento del Entorno del Estudio

Se realiza una tarea de investigación y aprendizaje sobre los entornos del estudio.

El mercado de valores, las diferentes técnicas de evaluación de los activos, el significado y las causas de los movimientos bursátiles; así como del termino Machine Learning, su significado, su evolución y las posibilidades que ofrece como técnica de predicción de datos.

2 Aprendizaje R-RStudio

El tiempo desempeñado en este apartado se dedica al conocimiento de la herramienta RStudio y valorar las opciones que ofrece para el análisis estadístico. Manejo de datos, filtrado, conversión de tablas, importación de datos, mostrado de datos a nivel visual...

También se invierte tiempo en descubrir las funciones de las distintas librerías que permiten estudios predictivos mediante técnicas de MachineLearning.

3 Datos

A pesar de que todas las fases han sido de una importancia significativa, la comprensión de los datos, su análisis, adaptación a las necesidades, manipulación y limpieza ha sido clave para la ejecución del TFG. Muchas son las opciones de importación de los sets de datos, otras muchas son las de mostrado de los mismos. Se ha requerido una gran inversión de horas en adecuar los datos a las necesidades del proyecto.

4 Análisis Estadístico

Se han realizado estudios aplicando técnicas de evaluación de los activos bursátiles mediante el aprendizaje adquirido en las anteriores fases. Métodos de evaluación de acciones de empresas con respecto al precio, volumen y tendencias.

5 Análisis Predictivo

Fase más importante del TFG a nivel de objetivos, donde se han realizado predicciones sobre el precio, creando sistemas predictivos del precio de las acciones aplicando técnicas de Machine Learning. Los resultados obtenidos se han cotejado con resultados bursátiles reales para obtener conclusiones que aportan significancia al trabajo realizado.

6 Simulación de Inversión

Como etapa culmen del TFG, se han ejecutado las técnicas de las etapas 4 y 5 de manera práctica, ejemplificando los estudios e incluyendo simulaciones de los mismos para mostrar la efectividad de lo aprendido y verificando la hipótesis propuesta.

Tarea	Duración en Horas
1. Entendimiento del entorno de estudio	
1.1 Mercado de valores	16
1.2 Machine Learning	32
2. Aprendizaje R-RStudio	
2.1 Lenguaje R	16
2.2 Funcionalidades aplicadas al estudio	16
3. Datos	
3.1 Preparación de Datos	40
3.2 Decisión sobre Adecuación de Datos al estudio	24
3.3 Limpieza de Datos	24
3.4 Formateo de Datos	24
4. Análisis Estadístico	
4.1 Estudios Estadísticos de Datos	40
4.2 Evaluación de Resultados	20
5. Análisis Predictivo	
5.1 Selección de Técnica	12
5.2 Diseño de la Prueba	40
5.3 Evaluación de Resultados	32
6. Simulación de Inversión	60
Total de Horas Invertidas	396

Tabla 1. Estimación Temporal

Tras la finalización del TFG, se obtiene un total de 396 horas de trabajo que se amolda a la inversión temporal del Trabajo Fin de Grado de 12 créditos ECTS, donde cada crédito equivale a 25 horas ($12 \text{ ECTS} * 25 \frac{h}{\text{ECTS}} = 300 \text{ horas}$).

1.6.2 Presupuesto

A partir de la estimación realizada en el apartado anterior se calcula el valor monetario estimado del proyecto. Téngase en cuenta que las cifras ofrecidas a continuación son ficticias ya que, el proyecto de investigación desarrollado para este TFG es parte de la formación académica y no una forma de negocio.

El desarrollo de este TFG es un proceso de investigación, sin ánimo de lucro realizado por una única persona. El desglose del precio ficticio se divide en 3 partes: hardware, servicios y nóminas (recursos humanos)

Elemento	Coste €	Uso %	Total €
Ordenador Portatil	800	10	80

Tabla 2.Presupuesto Hardware

Elemento	Coste €/mes	Uso %	Duración (meses)	Total €
Conexión a Internet	60	10	5	30

Tabla 3.Presupuesto Servicios

Para el cálculo de las nóminas se establece un sueldo medio bruto de 22,000 €/año para el desarrollador y 28.000 €/año para el analista.

Rol	Coste €/hora	Duración horas	Total €
Programador	11,46	198	2.269,08
Analista	14,58	198	2,886,84

Tabla 4.Presupuesto Nóminas

El coste estimado total del proyecto asciende a 5.265,92 € brutos.

	% del total	Total €
Hardware	0,13	80
Servicios	0,06	30
Nóminas	99,81	5155,92

Tabla 5.Presupuesto Desglose

1.7 Contenidos del CD

En la raíz del CD correspondiente a este Trabajo Fin de Grado se encuentran los siguientes ficheros:

- memoria.pdf: versión en PDF de este documento.
- Bases de datos utilizadas en el estudio
 - **datos.txt** → Contiene el set de datos inicial, unido en un único archivo, facilitado por el Tutor del TFG. (01/01/2016 – 27/09/2016)
 - **datos20diario.csv** → Contiene datos diarios de las 20 empresas con más entradas en datos.txt. (01/01/2016 – 27/09/2016)

- **datos20diario.csv** → Contiene datos diarios de las 20 empresas con más entradas en datos.txt anteriores al Brexit. (01/01/2016 – 23/06/2016)
- **DatosACS.xlsx** → Contiene datos para la realización del estudio de Predicción mediante Regresión Lineal de la empresa ACS.(03/01/2017 – 28/11/2018)
- **DatosEntrenamientoBSantander.xlsx** → Contiene datos para la realización de la predicción de las acciones del Banco Santander (06/01/2016 – 30/05/2018).
- **DatosPruebaBSantander.xlsx** → Contiene datos para la realización de la predicción de las acciones del Banco Santander (01/06/2018 – 30/11/2018).
- **IVNBSantander.xlsx** → Contiene los datos utilizados para el estudio del IVN del Banco Santander. (01/06/2018 – 30/11/2018).

2. Datos

2.1 Set de Datos Inicial

La colección de datos inicial, tabla datos en MySQL, disponible para este proyecto es obtenida de las empresas del Ibex España de los primeros 9 meses del año 2016. De un total de 1310519 entradas, disponemos de 131 empresas de las que se recogen datos cada 5 minutos de las siguientes variables:

- Nombre : Abreviatura de Empresa
- Fecha : Fecha de la entrada con formato YYYY-MM-DD
- Hora: Hora de la entrada con formato HH-MM
- Valor de Apertura: Valor de apertura de la acción
- Valor más alto en el periodo : Valor máximo de la acción en el periodo temporal
- Valor más bajo en el periodo : Valor mínimo de la acción en el periodo temporal
- Valor de Cierre : Valor de cierre de la acción
- Volumen de operaciones en el periodo: Numero de acciones comercializadas en el periodo temporal

Debido a la diferencia de naturaleza de las empresas, la base de datos no dispone del mismo número de entradas por empresa. Hay empresas que debido a su importancia, ofrecen una mayor cantidad de datos que otras que no se encuentran en mercado continuo.

De las 131 empresas distintas, se ha creado una nueva tabla en la base de datos (datos20) con las 20 con más entradas. Utilizaremos dichas empresas, que aportarán un volumen de datos suficiente para el entrenamiento de nuestro sistema. La información obtenida contiene un significado temporal debido a la uniformidad temporal de los datos.

Símbolo	Nombre de Empresa	Número de Entradas
ACS	Actividades de Const.y Servicios S.A	19296
AMS	Amadeus IT Group	19268
BBVA	Banco BBVA	19396
BKT	Banco Bankinter	19180
CABK	CaixaBank SA	19268
DIA	Supermercados DIA	19168
ELE	Endesa	19285
ENG	Enagas	19243
FER	Ferrovial	19314
GAM	General de Alquiler de Maquinaria, S. A.	19191
GAS	Naturgy	19301
IAG	International Consolidad.Airlines Group	19242
IBE	Iberdrola	19295
ITX	Inditex	19395
MTS	ArcelorMittal	19175
POP	Banco Popular Español	19367

REP	Repsol	19394
SAB	Banco Sabadell	19216
SAN	Banco Santander	19395
TEF	Telefónica	19396

Tabla 6.Datos Entradas datos20

Column Name	Datatype	PK	NN	UQ	B	UN	ZF	AI	G	Default/Expression
idDatos	INT(11)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
empresa	VARCHAR(100)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
per	INT(11)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
fecha	INT(11)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
hora	INT(11)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
apertura	DECIMAL(10,2)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
alto	DECIMAL(10,2)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
bajo	DECIMAL(10,2)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
cierre	DECIMAL(10,2)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
vol	INT(11)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
diferencia	DECIMAL(10,2)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
progresion	TINYINT(3)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL

Ilustración 7.Descripción Tipo Datos Tabla datos20

Se han añadido dos campos con información relevante para el estudio:

- Diferencia : Valor del Cierre – Valor de Apertura
- Progresión : Tres posibles valores
 - 1 : Progresión positiva
 - 0 : Progresión neutra
 - -1 : Progresión negativa

Para posteriores estudios, se ha creado otra tabla en la base de datos MySQL (datos20Diario) que contiene datos diarios de las anteriores 20 empresas. Los campos de la tabla son el nombre de la empresa, la fecha, la media de los valores de cierre de todas las entradas de la fecha y el total de volumen de operaciones de la fecha.

Column Name	Datatype	PK	NN	UQ	B	UN	ZF	AI	G	Default/Expression
empresa	VARCHAR(100)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
fecha	INT(11)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
cierre	DECIMAL(14,6)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
vol	DECIMAL(32,0)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL

Ilustración 8.Descripción Tipo Datos Tabla datos20Diario

2.2 Adecuación de Datos a Estudio

Como se verá a continuación, en ocasiones no todos los set de datos iniciales son correctos. Debido a la naturaleza del mercado bursátil, los precios se pueden ver influidos por efectos externos al propio mundo económico, haciendo inservibles o faltos de utilidad los datos obtenidos anteriormente, puesto que dicho factor aporta un movimiento en los precios que carece de significado estadístico.

2.2.1 Efecto de Eventos Externos sobre la Bolsa

Visualizando los datos de las empresas seleccionadas, se ha detectado una anomalía en los mismos, consistente en una enorme caída de los precios de las acciones en la apertura de la sesión del 24/06/2016, fecha en la que Reino Unido hizo oficial el inicio de las negociaciones para la salida de la Unión Europea denominado comúnmente como Brexit.

EMPRESA	FECHA	CIERRE €
BBVA	23/06/2016	5.79
BBVA	24/06/2016	4.60
GAS	23/06/2016	17.66
GAS	24/06/2016	16.42
ITX	23/06/2016	30.98
ITX	24/06/2016	28.81
REP	23/06/2016	11.68
REP	24/06/2016	10.75
TEF	23/06/2016	9.21
TEF	24/06/2016	8.05

Tabla 7. Efecto Brexit Empresas datos20

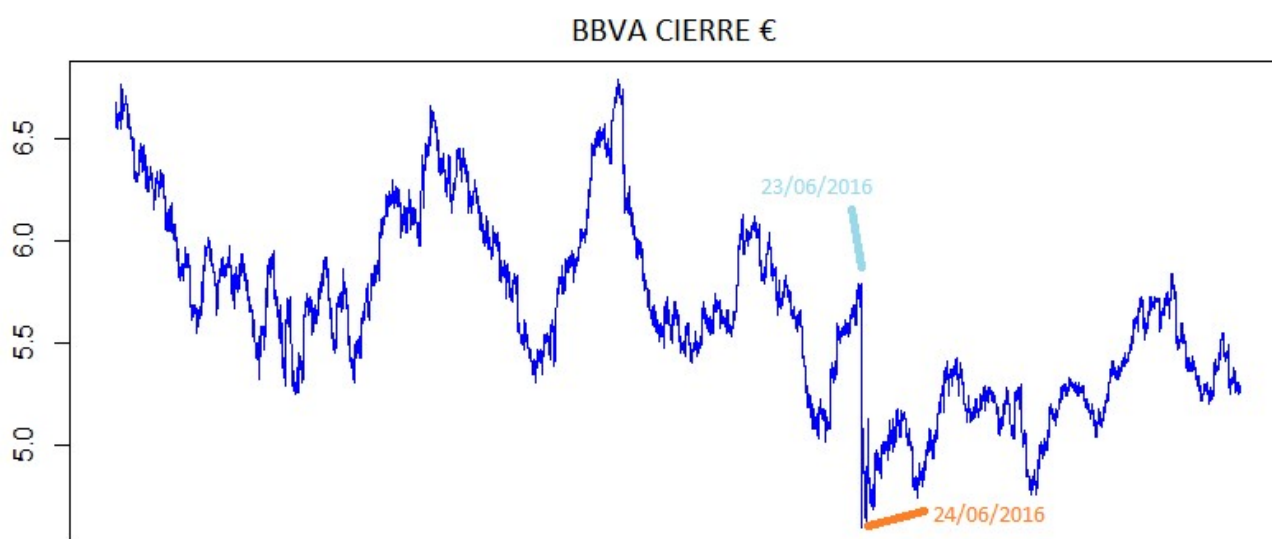


Ilustración 9. Efecto Brexit BBVA

Se puede observar una caída de los precios desmesurada en un periodo temporal de un día. El efecto del Brexit provocó una bajada del 12,35% en el Ibex 35, la mayor de su historia. La banca y las grandes empresas del sector turístico perdieron entre un 10% y un 26% durante la jornada del 24/06/2016. Dicha caída superó a la sufrida en octubre de 2008 por colapso provocado por el caso de Lehman Brothers del 9,14%.

La mayoría de los inversores mundiales no esperaban la decisión del pueblo británico de dar un portazo a Europa. Las encuestas de última hora no hacían presagiar la tormenta que se desencadenó tras abrir las Bolsas. A los 10 minutos de sonar la campana de

apertura se había negociado ya casi la mitad de operaciones que un día normal. Al final de la jornada el volumen de contratación casi triplicó la media mensual. Todas las órdenes de los inversores eran de venta y el rojo se extendió rápidamente por los índices europeos. La banca ha sido uno de los sectores más perjudicados al enfrentarse a un más que probable escenario prolongado de bajos tipos y una incertidumbre económica creciente.

Los valores que más han caído son los que tienen más intereses en el Reino Unido. Casi todas las multinacionales españolas cuentan con importantes negocios en las Islas y eso ha repercutido en la negativa evolución de la sesión. IAG, el grupo de aerolíneas en el que se integró Iberia junto a British Airlines, cerró la jornada con unas pérdidas del 26,86% tras reconocer que el Brexit afectará a sus objetivos financieros a corto plazo. Los bancos españoles también se dieron un buen batacazo. Bankia, Santander ,que obtiene casi un tercio de sus beneficios en las Islas, y Sabadell ,que compró el británico TSB hace poco más de un año, registraron números rojos de cerca el 20%. Perdieron una quinta parte de su valor en Bolsa en solo unas horas. CaixaBank se dejó un 18,1%; y el BBVA y el Popular, alrededor de un 16%.

Fuente de información:

https://elpais.com/economia/2016/06/24/actualidad/1466749835_626846.html

Dichos descensos provocados por este fenómeno externo hacen que el set de datos no sea el idóneo para el entrenamiento del sistema y para la posterior predicción de los datos.

Para evitar que la fecha 23/06/2016 se encuentre en nuestro set de datos, evitando así la anomalía causada por el Brexit, se han creado dos tablas similares a datos20 y datos20Diario con las mismas características pero con fecha límite 23/06/2016. Las nuevas tablas se han llamado datos20PreBrexit y datos20DiarioPreBrexit. Dichas tablas serán utilizadas para realizar distintos estudios estadísticos.

Para el entrenamiento y predicción, se ha seleccionado un nuevo set de datos que contiene los valores diarios de todos los días del año de 2017 y 2018 tanto del valor conjunto del IBEX, del Banco Santander y del grupo ACS. De esta manera evitaremos que eventos como los anteriormente citados influyan negativamente en nuestro estudio. La tabla será llamada *ibexml* y tiene la siguiente estructura de datos:

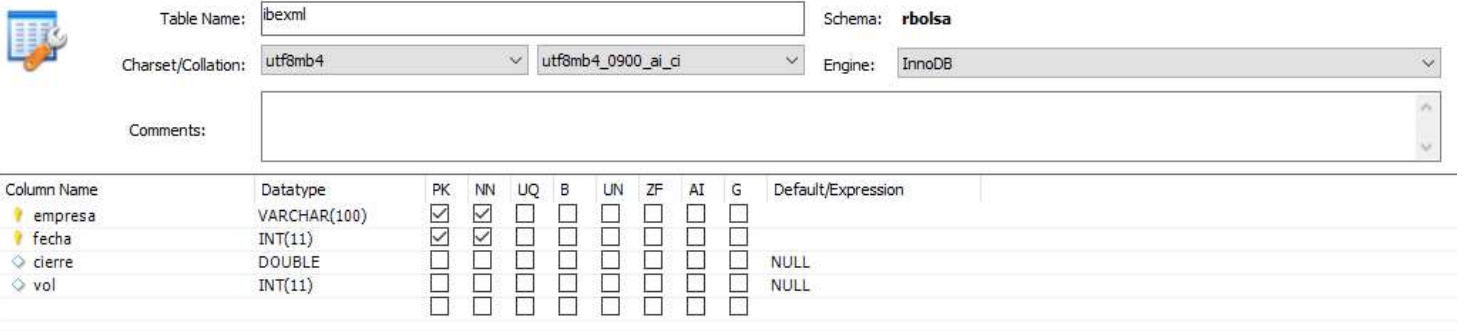


Table Name: Schema: **rbolsa**

Charset/Collation: Engine:

Comments:

Column Name	Datatype	PK	NN	UQ	B	UN	ZF	AI	G	Default/Expression
empresa	VARCHAR(100)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
fecha	INT(11)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
cierre	DOUBLE	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL
vol	INT(11)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	NULL

Ilustración 10.Descripción Tipo Datos Tabla *ibexml*

Se han seleccionado estas tres distintas entidades por su diferenciación de volumen y valor de acción como se muestra en la siguiente tabla para así poder intentar obtener conclusiones con respecto a la dependencia de estas variables.

Empresa	mediaCierre (€)	mediaVol
ACS	33.23	712621
SAN	5.23	40115086
IBEX	9931.36	190403030

Tabla 9. mediaCierre y mediaVol en tabla ibexml por Empresa

2.3 Obtención de Datos en RStudio

Para la realización de cualquier estudio estadístico sobre cualquier empresa que se encuentre actualmente en bolsa, es posible hacer una importación a través de RStudio de manera sencilla para así obtener el set de datos deseado.

Mediante el método `getSymbols` de la librería `quantmod` se pueden importar datos reales y actualizados directamente desde `yahoofinance` (<https://es.finance.yahoo.com/>) directamente desde RStudio.

```
getSymbols("AAPL",src="yahoo",from=as.Date('2015-01-01'), to=as.Date('2015-12-31'))
```

Importación de datos de Apple desde el 01/01/2015 hasta el 31/12/2015 mediante `getSymbols`

La importación mediante la función `getSymbols` ofrece datos expuestos en el formato extensible time-series: matrices “bidimensionales” de datos cuyos índices son por un lado la Fecha y por otro lado los Valores de las acciones.

```

AAPL | An 'xts' object on 2015-01-02/2015-12-30 containing:
Data: num [1:251, 1:6] 111 108 107 107 109 ...
- attr(*, "dimnames")=List of 2
..$ : NULL
..$ : chr [1:6] "AAPL.Open" "AAPL.High" "AAPL.Low" "AAPL.Close" ...
Indexed by objects of class: [Date] TZ: UTC
xts Attributes:
List of 2
src : chr "yahoo"
updated: POSIXct[1:1], format: "2019-06-17 10:37:02"

AMZN | An 'xts' object on 2015-01-02/2015-12-30 containing:

```

Ilustración 11. Formato datos xts

```
head(AAPL,5)
```

		AAPL.High	AAPL.Low	AAPL.Close	AAPL.Volume	AAPL.Adjusted
2015-01-02	111.39	111.44	107.35	109.33	53204600	101.13870
2015-01-05	108.29	108.65	105.41	106.25	64285500	98.28947
2015-01-06	106.54	107.43	104.63	106.26	65797100	98.29873
2015-01-07	107.20	108.20	106.70	107.75	40105900	99.67709
2015-01-08	109.23	112.15	108.70	111.89	59364500	103.50690

Tabla 10. Muestra datos importados xts

Rstudio contiene librerías con funciones graficas preparadas para mostrar los datos en este formato de una manera avanzada con infinidad de opciones, como se mostrara en el anexo **R & RSTUDIO. Guía de Instalación y Uso.**

3. Estudio estadístico

En este apartado se van a desarrollar distintos estudios para la evaluación de las principales características de las acciones de las empresas según distintos valores estadísticos.

3.1 Esperanza Matemática

El cálculo de la esperanza matemática de acciones de bolsa es una de las principales operaciones llevadas a cabo por los inversionistas y estudiosos de las finanzas. Hallar una esperanza matemática positiva es indispensable a la hora de invertir para considerar una fiabilidad aceptable.

La esperanza matemática mide la cantidad que se espera ganar o perder en promedio por cada transacción en bolsa realizada. Para optimizar el cálculo de la esperanza matemática es necesario una gran cantidad de entradas.

La esperanza matemática $E(X)$ se define como “la suma de la probabilidad de cada posible suceso multiplicado por la frecuencia de dicho proceso”. Traduciendo al mundo de la bolsa es: la ganancia de promedio de las operaciones ganadoras * el % de acierto de nuestro sistema + la pérdida de promedio * el % de fallo.

Se ha generado un campo a mayores en los datos llamado **diferencia** que contiene el valor de la resta del precio de cierre y el precio de apertura. Si el valor es positivo, habrá aumentado el precio de la acción, si es negativo habrá disminuido y si se mantiene a 0 no habrá variado durante el periodo de medida.

Se ha realizado el cálculo de la esperanza matemática sobre todos los datos de la empresa ACS (18642 entradas en 9 meses), suponiendo una inversión constante de una unidad monetaria en cada entrada del sistema obteniendo los siguientes resultados:

$$EM = (\text{Prob.Gana} \times \text{Med Gana}) - (\text{Prob.Perd} * \text{Med Perd})$$

Prob.Gana = porcentaje de operaciones positivas

Med Gana = media ganancia

Prob.Perd = porcentaje de operaciones negativas

Med Perd = media pérdidas

Con RStudio:

- Como primer paso, filtramos las operaciones que tienen variación de precio con respecto la entrada anterior. De un total de 18642 entradas, solamente 16229 tienen variación de precio ya que en el resto el precio de cierre es igual que el precio de apertura.

```
operacionesVariaPrecio <- dbGetQuery(basedatos,statement = "select * from datos20  
where empresa like 'ACS' and diferencia != 0")
```


mediaGanancias	0.034107
mediaPerdidas	-0.035555
porcentajeNegativas	0.493761852480287
porcentajePositivas	0.506238147519713

Ilustración 14. Cálculos Esperanza Matemática datos Brexit

- Finalmente aplicando la formula anterior obtenemos la esperanza matemática de la empresa ACS dentro de nuestro set de datos.

$$EM \leftarrow (\text{porcentajePositivas} * \text{mediaGanancias}) - (\text{porcentajeNegativas} * \text{mediaPerdidas})$$

EM	0.0348219671623915
----	--------------------

Ilustración 15. Resultado Esperanza Matemática Datos Brexit

Se observa de la comparativa de las dos esperanzas matemáticas que durante el periodo que va de los meses 1-6/2016 se obtiene una mayor esperanza matemática sobre los datos de la empresa ACS que contando el periodo en el que se incluye el fenómeno del Brexit (meses 1-9/2016). Este resultado se produce debido a que no se tienen en cuenta los días previos al Brexit que tuvieron una tendencia bajista, así como el tiempo que transcurrió hasta que el mercado volvió a recuperar su actividad normal después del desplome producido.

3.2 Calculo de la Volatilidad

La volatilidad de una serie de valores de una acción refleja cómo son de dispersos los datos respecto a su promedio → Desviación estándar.

Una empresa cuyos datos ofrecidos tengan una desviación estándar más alta es más volátil y se asumiría un mayor riesgo que otra empresa con datos con menos volatilidad. Cuanto mayor sea la dispersión de los datos mayor será el riesgo.

Para ello se ha creado en RStudio un set de datos de dos empresas distintas. La media de los valores de ambas es 3, pero la desviación estándar de la primera es 2 mientras que la de la segunda es 6.

```
dataDS<- data.frame(empresa1=rnorm(50,mean=3,sd=2),empresa2=rnorm(50,mean=3,sd=6))
```

Datos Empresa1 --> media = 3 , DS = 2

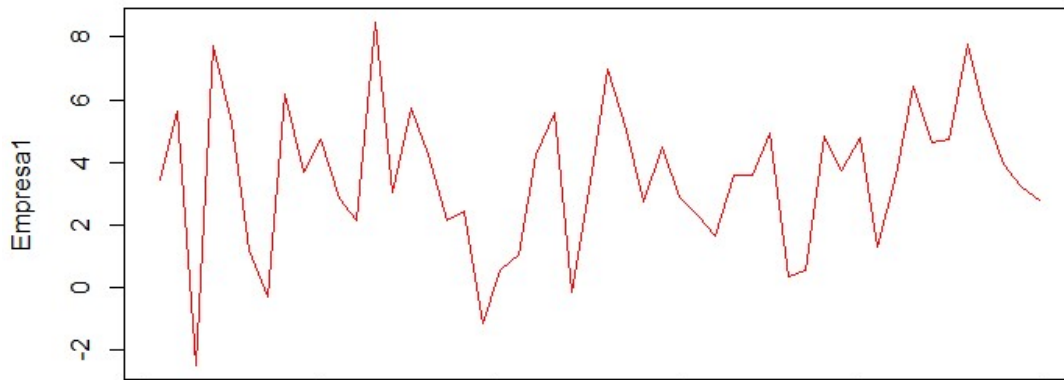


Ilustración 16. Plot() Volatilidad Empresa 1

Datos Empresa2 --> media = 3 , DS = 6

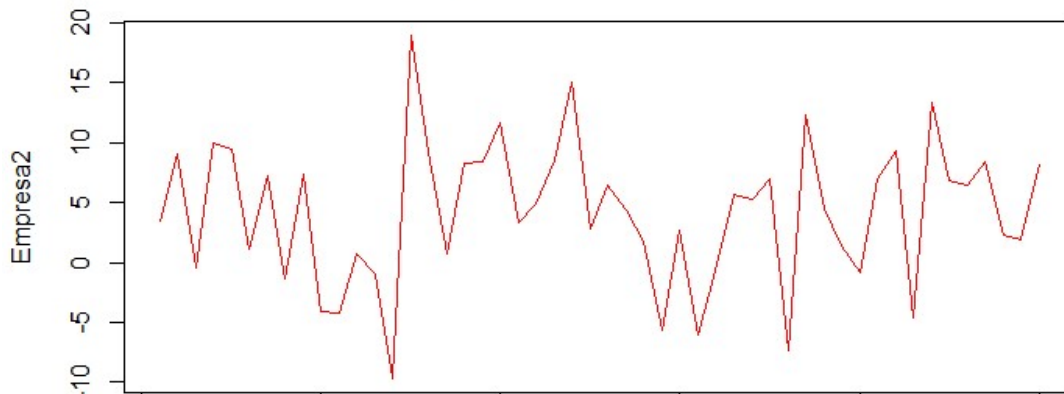


Ilustración 17. Plot() Volatilidad Empresa 2

Podemos observar que mientras que los valores de la Empresa1 varían entre (-2,8) los de la Empresa2 lo hacen entre (-10,20)

El mercado de valores, por naturaleza, ofrece mayor remuneración a quien asume más riesgos: una mayor volatilidad implica un mayor rendimiento obtenido. La volatilidad es la medida del riesgo más utilizada.

3.3 Estudios sobre el Precio

La variación del Precio es cualquier modificación del precio de un activo a lo largo del tiempo. Es la información más simple que nos proporciona directamente el mercado, pero a su vez es también la más importante. Es la única información fiel a la situación de un activo en contra a otras informaciones que suelen ser imprecisas, confusas o directamente falsas; como pueden ser las noticias, reportajes bursátiles, informes de las empresas en bolsa...

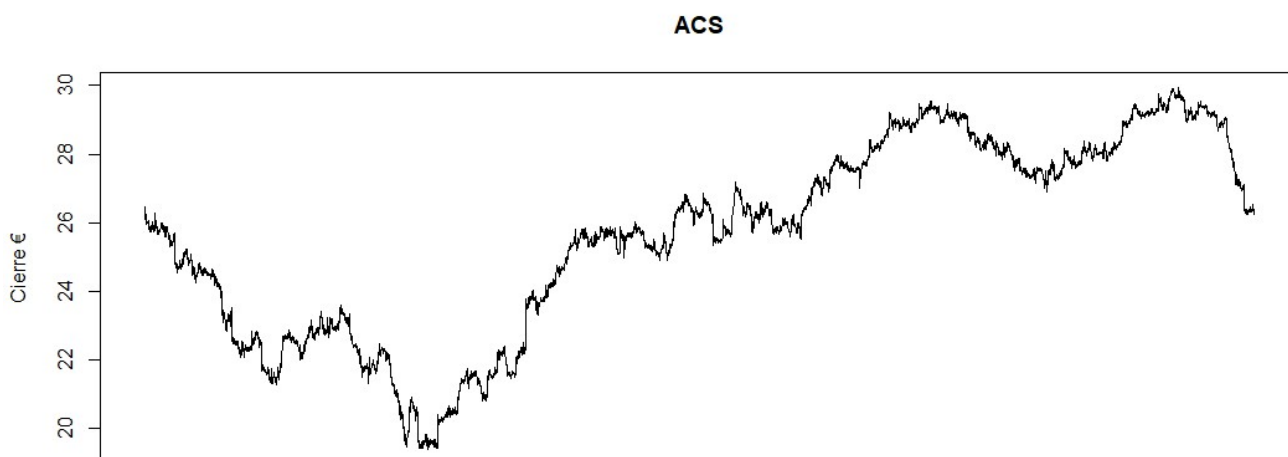


Ilustración 18. Plot() Cierre ACS Estudios Precio

La problemática reside en que esos datos individuales del precio no aportan por ellos solos una información que nos sea realmente útil. Por ello se utilizan graficas del precio para mostrar de manera visual la información cambiante que nos ofrece la evolución del precio de una acción a lo largo de un determinado periodo.

Los precios de las acciones por definición varían dependiendo de la oferta y la demanda de los mismos. La clave para obtener la rentabilidad sobre un valor a la hora de invertir en bolsa es saber si el activo se encuentra en un momento toro o un momento oso. Es decir, saber si en el momento de realizar la inversión el precio del activo es alcista o bajista.

El mundo bursátil utiliza una analogía animal consistente en la envestida del toro y el zarpazo del oso.



Ilustración 19. Oso vs Toro Estudio Precio

Momento Toro: Los inversores reconocen que el activo es fiable a largo plazo y es rentable. La tendencia de los inversores es comprar para obtener beneficio en un futuro aprovechando la “inversión del toro”.

Momento Oso: La situación del activo es débil, ofrece poca confianza a los inversores y la tendencia será bajista. La tendencia de los inversores es vender para no perder sus depósitos en el activo.

Una manera más completa de aportar información sobre lo ocurrido en las sesiones es utilizando gráficos de velas. Cada vela representa una sesión y aporta información sobre:

- Precio de Apertura.
- Precio de Cierre.
- Valor más alto alcanzado en la sesión.
- Valor más bajo alcanzado en la sesión.
- Color identificativo dependiendo la tendencia en el precio en la sesión: verde si Cierre > Apertura; Rojo si Apertura > Cierre.

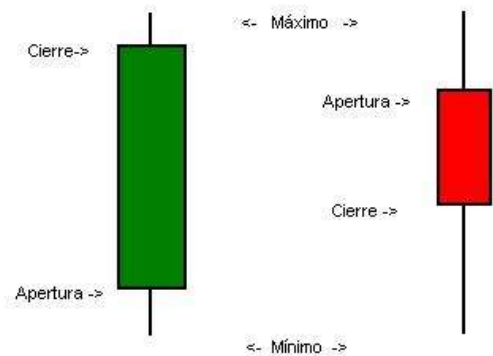


Ilustración 20. Característica de Velas

La correcta lectura de una gráfica de velas nos ayudará a identificar las futuras acciones del mercado y sus consecuencias.

Existen dos categorías de Velas distintas:

- **Velas de Tendencia TB (Trend Bar):** Son aquellas donde los inversores alcistas (bulls) o bajistas (bears) tuvieron gran participación en la sesión. El cuerpo de la vela es grande con respecto al tamaño total de la vela, que incluye también los valores máximos y mínimos del valor de la acción en la sesión. Las velas de este tipo de color verde muestran un predominio de inversores alcistas, mientras que las velas de color rojo son predominadas por los inversores bajistas. Se denominan

de tendencia ya que gran cantidad de inversores han comprado/vendido acciones de ese activo y como consecuencia se puede producir una tendencia alcista/bajista.

- **Velas de Rango Dojis:** Son aquellas que muestran una sesión equilibrada entre inversores alcistas y bajistas. Su cuerpo es pequeño en relación a la distancia entre el valor máximo y el valor mínimo.

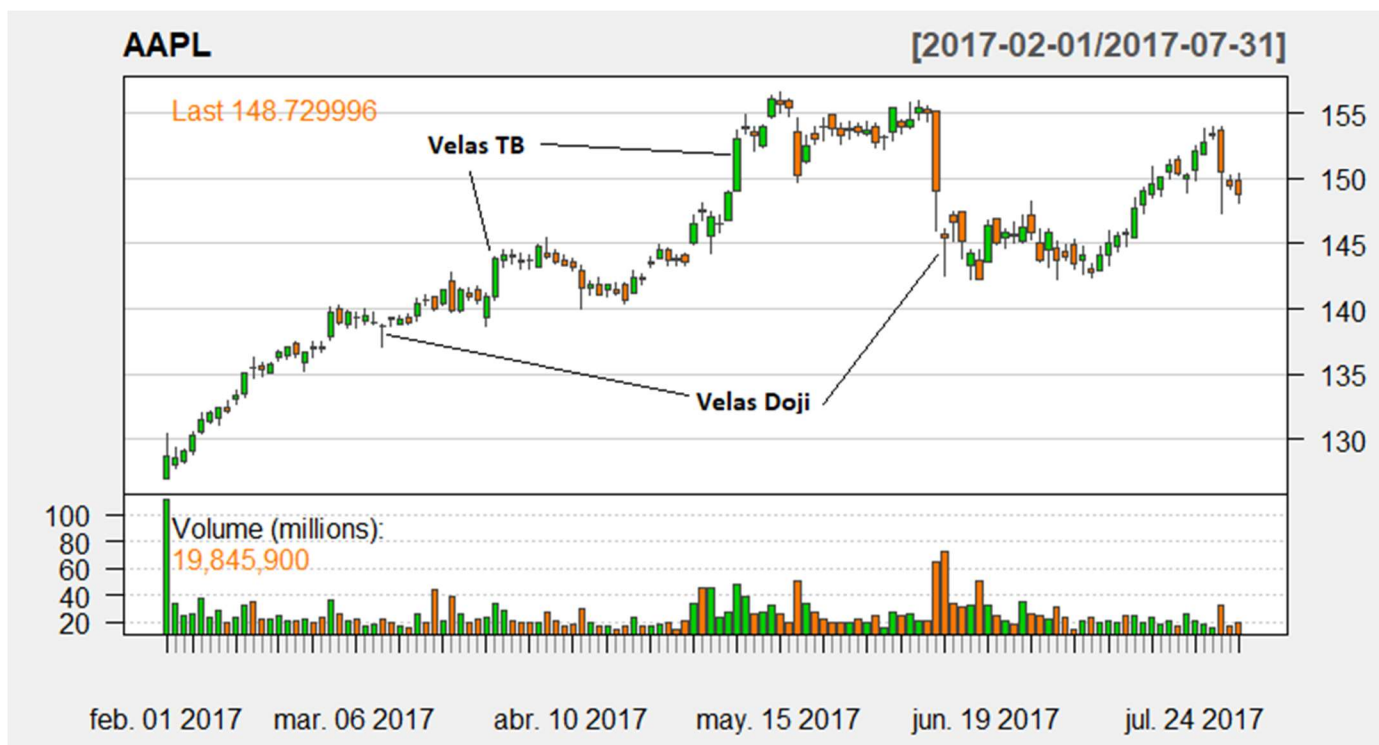


Ilustración 21. Gráfica de velas con valor de las acciones de Apple y diagrama de barras de volumen

La clasificación de estos dos tipos es relativa ya que dependen del conjunto de velas dentro de un periodo de tiempo, puesto que dependiendo de los datos del mercado. Para una vela cuyo cuerpo es una quinta parte del total de la vela, dependiendo de la naturaleza de los datos puede ser considerada como DF o Doji. La importancia de los diagramas de velas es saber la naturaleza de las inversiones en las distintas sesiones bursátiles.

Otra variable importante con respecto a los gráficos de velas es la duración del intervalo temporal de la vela. Supongamos una gráfica con todos los valores de un activo bursátil durante un trimestre. Si tuviésemos velas cada 5 minutos obtendríamos información detallada de cada movimiento que ese activo pudiese sufrir (máximo, mínimo, precio de apertura, precio de cierre), y se podría actuar con precisión sobre cada uno de los momentos en los que detectásemos oportunidad para nuestras inversiones.

En cambio si nuestro objetivo es realizar inversiones a medio-largo plazo, las velas de 5 minutos no nos aportan información relevante; la mejor opción sería hacer que el periodo de la vela fuese mayor. A su vez, periodos grandes de tiempo representados en una misma vela, hace que el inversor pierda información relevante para su bolsa de valores. Se podría resumir el estudio trimestral del valor de la acción en una única vela, pero sin significado alguno para el inversor.

Se debe buscar un equilibrio entre periodo y frecuencia que sea coherente con el plazo de inversión deseado para obtener información útil de los datos.

- Inversiones a largo plazo : Periodo de 1 año – Frecuencia diaria
- Inversiones a medio plazo : Periodo de 1 mes – Frecuencia de 4 horas
- Inversiones a corto plazo : Periodo de 2 días – Frecuencia de 5 minutos

3.4 Análisis de Tendencias en los Valores

Una tendencia es por definición una serie de cambios del precio de las acciones de un valor, ya sea alcista (subida de precios), bajista (bajada de precios), o neutra (el precio se mantiene). Se pueden dar tendencias temporalmente breves de duración, a escala diaria, o incluso tendencias anuales.

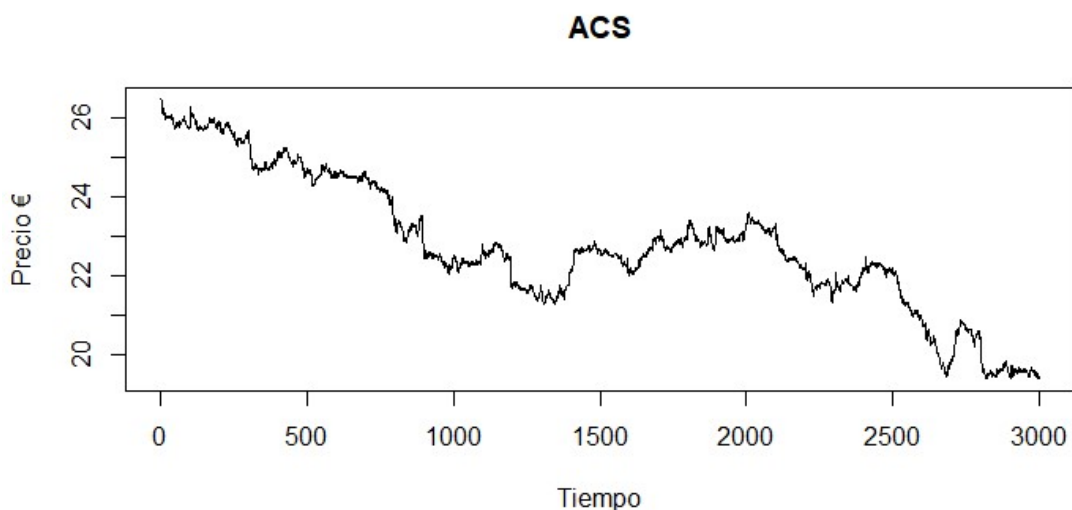


Ilustración 22. Plot ACS Tendencias

Dentro de una tendencia podemos encontrar otras tendencias con rango temporal menor:

- **Retracciones:** Pequeñas tendencias contrarias a la tendencia general.
- **Giro:** Cambio de dirección de la tendencia.
- **Movimiento lateral:** Intervalo de datos con tendencia neutra.
- **Segmento:** Línea que divide una tendencia en diferentes subtendencias menores. Indican los puntos de inflexión, retracciones y giros.

En la figura se puede observar que la tendencia de la gráfica total es generalmente bajista, pero podemos encontrar situaciones con una escala más reducida de tendencia neutra (entradas eje X 1500-2000) y periodos con tendencias alcistas de corta duración (entradas eje X 2700-2750)

La importancia de las tendencias reside en saber identificarlas y sacar provecho de ellas realizando operaciones en los momentos idóneos.

En los dos siguientes gráficos se muestra un fragmento de un total de 700 entradas de la gráfica completa de la evolución del precio de las acciones de ACS comparada con el volumen de operaciones por cada sesión.

ACS

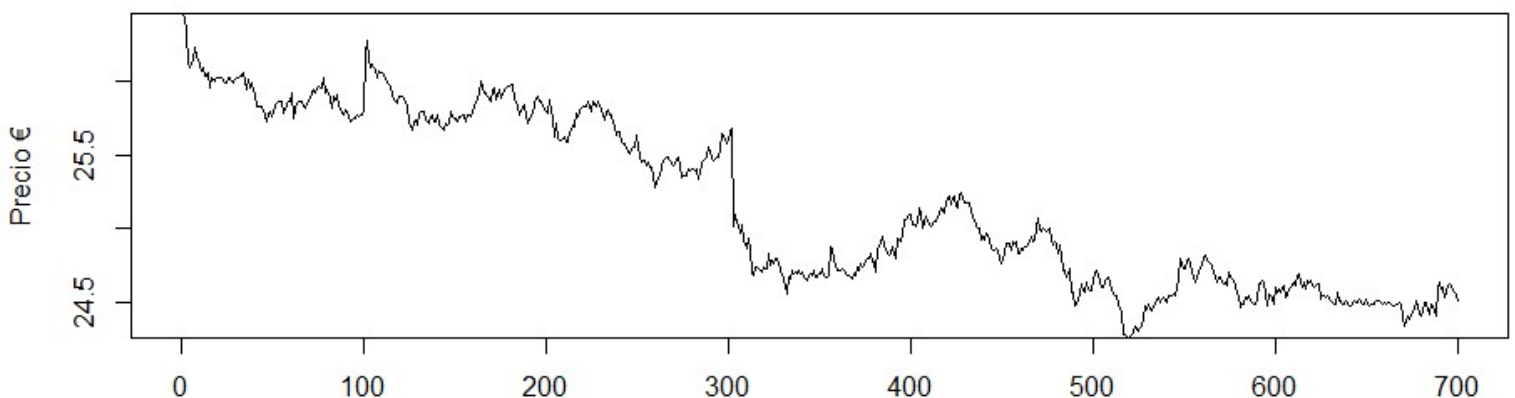


Ilustración 24. Plot Cierre ACS Estudio Precio Vss Volumen

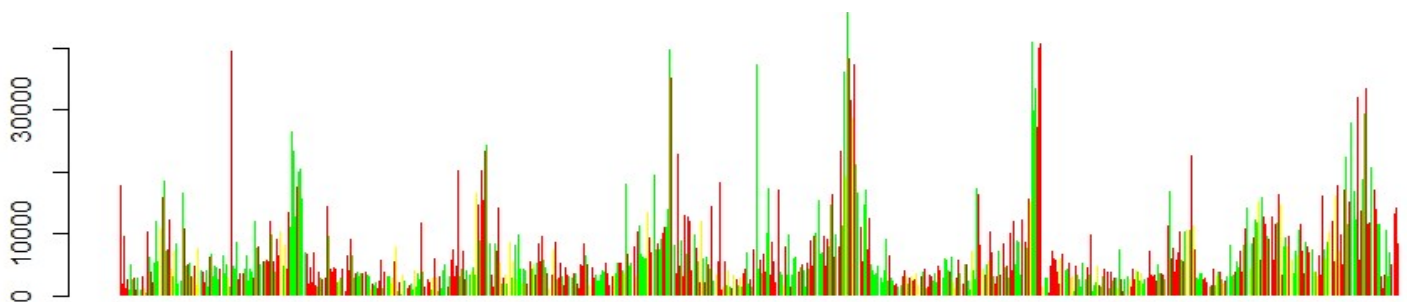


Ilustración 23. Diagrama de Barras Volumen ACS Estudio Precio Vss Volumen

En la primera gráfica se refleja simplemente la evolución del precio de las acciones durante 700 entradas.

En la segunda gráfica se refleja para los mismos instantes, el volumen de operaciones negociadas siguiendo el siguiente código de colores:

- **Verde:** El precio sube durante la sesión.
- **Amarillo:** El precio se mantiene durante la sesión.
- **Rojo:** El precio disminuye durante la sesión.

Se puede apreciar varios puntos en los que se encuentra relación entre ambas gráficas:

- **X=100:** Sobre este punto se produce un aumento repentino del precio de la acción ocasionado por una gran cantidad de sesiones seguidas con alto volumen en las que el precio sube.
- **X=200:** Se produce una pequeña subida en el precio de la acción reflejada en una gran cantidad de entradas con volumen discreto pero con índice de ganancia (color verde)
- **X=300:** Observamos una gran caída del precio de la acción acarreada por un predominio de valores con tendencia decreciente (color rojo)
- **X=500:** Se aprecia la llegada del precio a un límite mínimo debido a una disminución del precio de la acción consecuencia de valores negativos con un alto volumen de transacción para posteriormente continuar mayoritariamente con una tendencia negativa en las siguientes sesiones.

3.5 Estudios sobre el Volumen

El volumen de operaciones en los periodos es un factor de vital importancia para la correcta interpretación de las tendencias de los valores de la bolsa. Los mercados con tendencia positiva vienen acompañados con un aumento en el volumen y viceversa. Los volúmenes son un indicador del nivel de intercambio de acciones entre inversores. Es utilizado para confirmar la existencia de actividad bursátil y para prever un cambio de tendencia generalizado.

PRECIOS	VOLUMEN	MERCADO	TENDENCIA
Suben	Sube	Fuerte	Alza
Suben	Baja	Débil	Baja
Suben	Igual	Neutro	Neutra
Bajan	Sube	Débil	Baja
Bajan	Baja	Fuerte	Sube
Bajan	Igual	Neutro	Neutra

Tabla 11. Características de Tendencias Respecto a Precios/Volumen/Mercado

En el apartado anterior de Datos, se ha realizado una limpieza de la gran cantidad de los mismos aportados desde el inicio para hacer un filtrado por las empresas de las que más entradas se tienen. Las empresas seleccionadas del IBEX, además de ser las de mayor número de entradas por ser muy activas en el mercado continuo de valores, son las que más volumen de operaciones poseen. Dichas empresas son las denominadas con el término anglosajón “**Blue Chips**”. El término procede de la década de los años 20 en EE.UU haciendo referencia al color azul de las fichas con más valor de los casinos.

Características de las “**Blue Chips**”:

- Son empresas conocidas a nivel internacional cuya actividad comercial genera elevados beneficios.
- Valores con gran solidez.

- Fuerte estabilidad.
- Volumen de operaciones elevado respecto la media del mercado.

3.5.1 Índice de Volumen Negativo (INV)

El Índice de Volumen Negativo relaciona la influencia del volumen de operaciones frente a su precio. Puede detectar un ascenso de los volúmenes unido a un incremento de los precios de las acciones. Se centra en la identificación de caídas/subidas de volumen con una correlación a los precios.

Los grandes inversores, o manos fuertes, son los que manifiestan en un alto porcentaje los valores del volumen, mientras que los pequeños inversores, o manos débiles, siguen tendencias alcistas por lo general para realizar sus inversiones.

Se ha calculado el INV de una serie de datos consistentes en los valores diarios del Banco Santander durante 100 días desde 03/01/2016 al 24/05/2016 siguiendo la siguiente fórmula del INV:

- Si $Vol_i \geq Vol_{i-1}$ entonces $INV = INV_{i-1}$
- Si $Vol_i < Vol_{i-1}$ entonces

$$INV = INV_{i-1} + \left(\frac{Cie_i - Cie_{i-1}}{Cie_{i-1}} \right) * INV_{i-1}$$

	Cierre	Vol	CampoA	CampoB	CampoC	INV
1	6,599082	15058375	0	0	0	100
2	6,668713	12830580	0,069631	0,010551619	1,05516191	101,0551619
3	6,531979	9368929	-0,136734	-0,020503806	-2,072015476	98,98314643
4	6,345392	16860580	-0,186587	-0,028565156	-2,827469029	98,98314643
5	6,392647	18644040	0,047255	0,007447136	0,737140993	98,98314643
6	6,30604	20575690	-0,086607	-0,013547909	-1,34101466	98,98314643
7

Tabla 12. Muestra Datos INV

- **Cierre:** Precio de cierre de la sesión
- **Vol :** Volumen de transacciones de la sesión
- **CampoA:** $Cie_i - Cie_{i-1}$
- **CampoB:** $(Cie_i - Cie_{i-1})/Cie_{i-1}$
- **CampoC:** $((Cie_i - Cie_{i-1})/Cie_{i-1}) * INV_{i-1}$
- **INV:** Valores del INV que nos aportará significado al compararlo con su media móvil. La primera entrada toma un valor de referencia de 100 unidades.

El INV suele combinarse con su media móvil, de manera que cuando el INV supera a su media móvil, las posibilidades de un mercado alcista son de cerca de un 90%. En cambio,

si el NVI se sitúa por debajo de su media móvil, la probabilidad de un mercado alcista se reduce a un 50% y lo más probable es que el mercado adquiera una tendencia bajista.

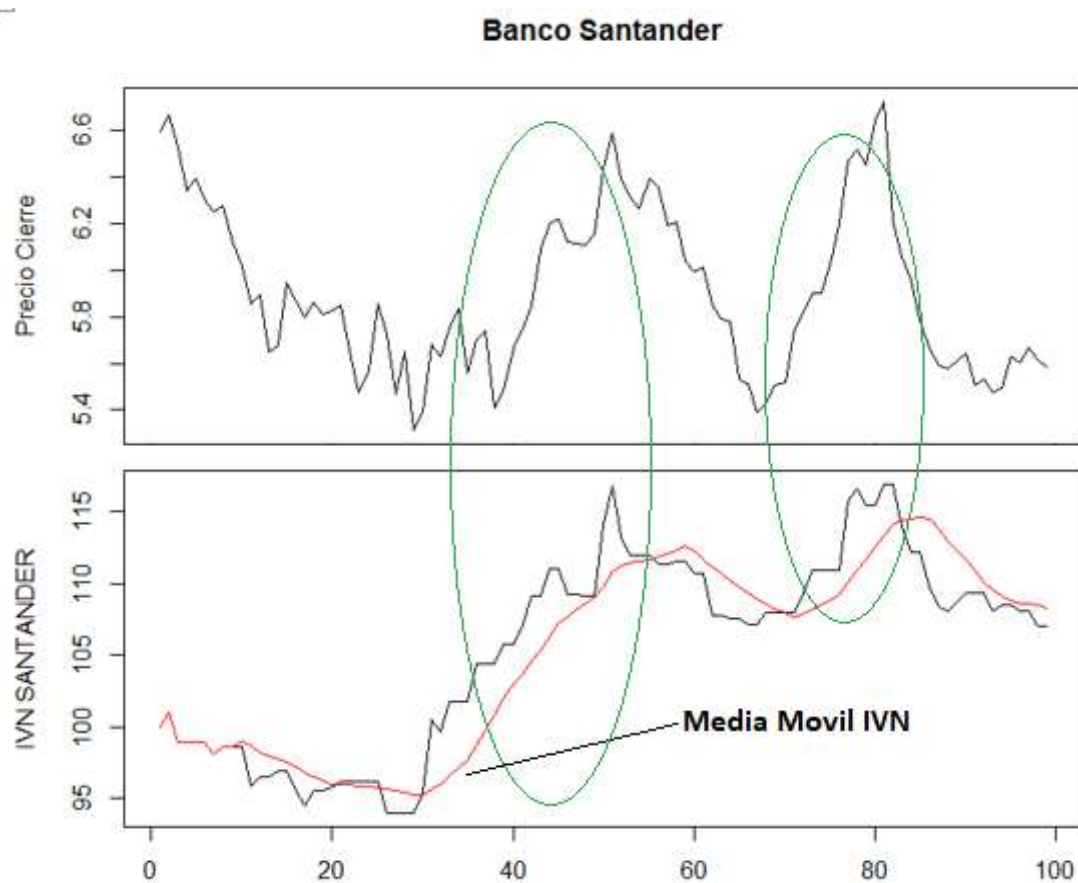


Ilustración 25. Estudio IVN Precio Vss Volumen IVN Tendencias Alcistas

Como se puede apreciar en la gráfica, vemos que existen dos periodos (zonas verdes) en los que los valores del IVN se encuentran por encima de la media móvil y que el precio de las acciones del Banco Santander efectivamente, aumenta.

Cuando se produce este fenómeno, el mercado puede estar controlado por grandes inversores realizando operaciones de compra lo que hace que los precios de las acciones aumenten.

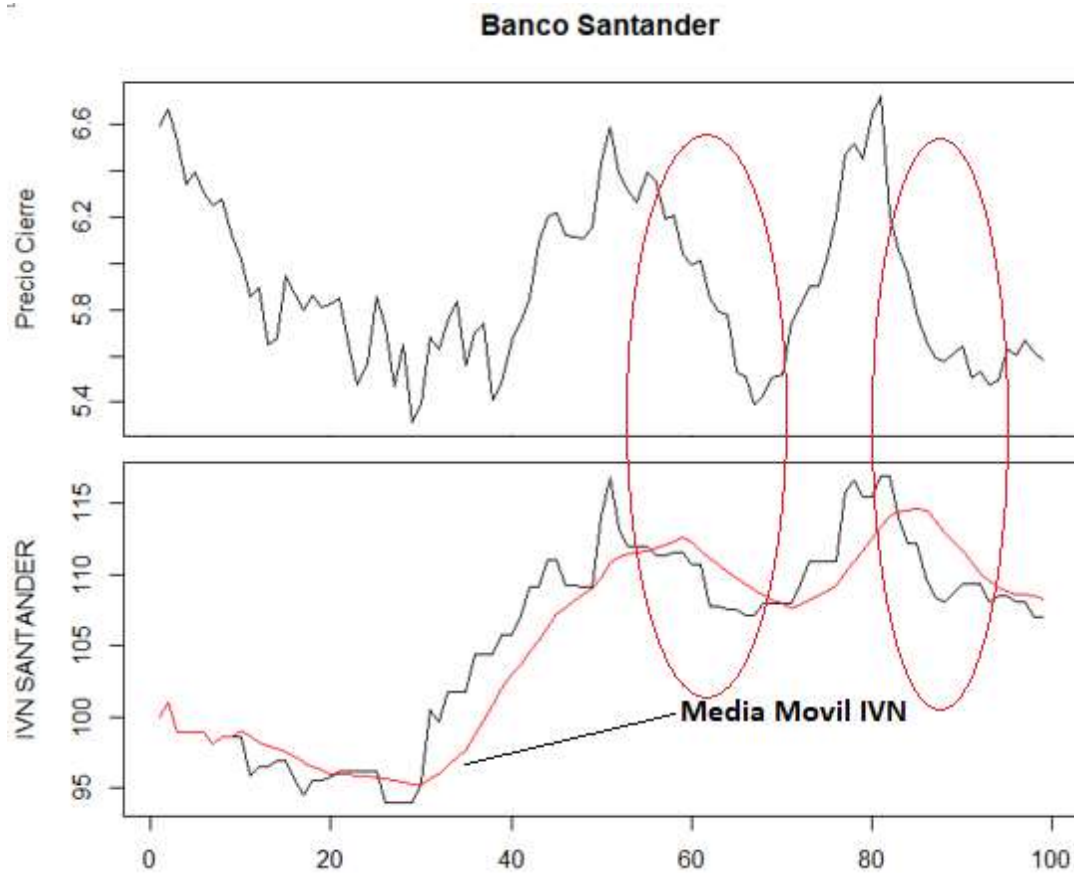


Ilustración 26. Estudio IVN Precio Vss Volumen IVN Tendencias Bajistas

Como se puede apreciar en la gráfica, vemos que existen dos periodos (zonas rojas) en los que los valores del IVN se encuentran por debajo de la media móvil y que el precio de las acciones del Banco Santander efectivamente disminuye.

Cuando los valores de IVN se encuentran por debajo de su media móvil, los grandes inversores se encuentran vendiendo sus acciones, lo que desemboca en una bajada de precios.

4. Predicción de datos – Regresión Lineal

En este capítulo se va a llevar a cabo el estudio de las técnicas que permitirán corroborar o desmentir la hipótesis expuesta en este TFG.

Se van a ver distintos casos en los que utilizando una técnica predictiva, como es la regresión lineal, sobre una serie de sets de datos. De su ejecución y estudio se obtendrán conclusiones sobre la validez de los estudios.

4.1 Regresión lineal Mono-Empresa

Para este primer estudio, se va a probar la validez de la hipótesis de si se pueden realizar predicciones basadas solamente en los valores de las acciones de la misma empresa los días previos. Por cada entrada de nuestros datos, se van a generar datos históricos de los 10 días anteriores, generando para ello una columna diferente para cada valor/día.

Datos originales:

	empresa	fecha	cierre
1	ACS	20170117	30.000
2	ACS	20170118	29.885
3	ACS	20170119	29.525
4	ACS	20170120	29.300
5	ACS	20170123	28.775
6	ACS	20170124	28.705

Tabla 13. Datos ACS ibexml Inicial

Datos Convertidos:

Para la transformación de los datos se ha creado en MySQL una nueva tabla llamada regresiónlineal mediante el siguiente código:

```
create table regresionLineal
SELECT empresa, fecha, cierre
, lag(cierre,1,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP1"
, lag(cierre,2,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP2"
, lag(cierre,3,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP3"
, lag(cierre,4,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP4"
, lag(cierre,5,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP5"
, lag(cierre,6,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP6"
, lag(cierre,7,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP7"
, lag(cierre,8,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP8"
, lag(cierre,9,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP9"
, lag(cierre,10,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP10"
FROM rbolsa.ibexml where empresa like "ACS"
union
SELECT empresa, fecha, cierre
, lag(cierre,1,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP1"
, lag(cierre,2,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP2"
, lag(cierre,3,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP3"
, lag(cierre,4,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP4"
, lag(cierre,5,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP5"
, lag(cierre,6,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP6"
, lag(cierre,7,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP7"
```

```

,lag(cierre,8,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP8"
,lag(cierre,9,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP9"
,lag(cierre,10,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP10"
FROM rbolsa.ibexml where empresa like "SAN"
union
SELECT empresa, fecha, cierre
,lag(cierre,1,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP1"
,lag(cierre,2,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP2"
,lag(cierre,3,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP3"
,lag(cierre,4,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP4"
,lag(cierre,5,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP5"
,lag(cierre,6,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP6"
,lag(cierre,7,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP7"
,lag(cierre,8,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP8"
,lag(cierre,9,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP9"
,lag(cierre,10,0) OVER (ORDER BY (fecha)) AS "cierreP10"
FROM rbolsa.ibexml where empresa like "IBEX"

```

Obtenemos en esta fase la tabla de valores de cierre, con sus 10 días anteriores por fila pero con la problemática de que las 10 primeras fechas de cada empresa, tienen valores a los que les falta información.

	empresa	fecha	cierre	cierreP1	cierreP2	cierreP3	cierreP4	cierreP5	cierreP6	cierreP7	cierreP8	cierreP9	cierreP10
▶	ACS	20170103	30.64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ACS	20170104	30.71	30.64	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ACS	20170105	30.26	30.71	30.64	0	0	0	0	0	0	0	0
	ACS	20170106	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0	0	0	0	0	0
	ACS	20170109	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0	0	0	0	0
	ACS	20170110	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0	0	0	0
	ACS	20170111	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0	0	0
	ACS	20170112	30.61	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0	0
	ACS	20170113	30.165	30.61	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0	0
	ACS	20170116	30.415	30.165	30.61	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64	0
	ACS	20170117	30	30.415	30.165	30.61	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71	30.64
	ACS	20170118	29.885	30	30.415	30.165	30.61	30.085	30.05	30.265	30.225	30.26	30.71

Ilustración 27. Generación tabla regresionLineal

Para ello se ha ejecutado una limpieza de esos datos, eliminando las filas antes mencionadas.

```
delete from regresionlineal where cierreP10 =0;
```

Objetivo:

El objetivo del estudio es obtener los valores de las acciones de la empresa escogida de mañana (valores futuros) a partir de los de los 10 días anteriores:

$$Cierre_t = \alpha * Cierre_{t-1} + \beta * Cierre_{t-2} + \gamma * Cierre_{t-3} + \dots$$

Regresión Lineal Múltiple

Mediante la técnica de la Regresión Lineal Múltiple se desea construir un modelo estadístico con la intención de observar el efecto de múltiples factores X sobre la variable dependiente Y.

$$Y = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_n * X_n$$

Para ello vamos a dividir nuestro set de datos en **Datos de Entrenamiento** y **Datos de Prueba**.

El conjunto de datos disponible abarca todos los datos diarios desde 17/01/2017 hasta el 31/12/2018 por lo que se va a realizar una división entre datos de entrenamiento y datos de prueba:

- Datos de Entrenamiento: 17/01/2017 – 31/08/2018 → 415 instancias.
- Datos de Prueba: 01/09/2018 – 31/12/2018 → 63 instancias.

Del estudio realizado sobre los Datos de entrenamiento, se obtendrán unos valores del vector b, que al aplicarlos sobre los datos de Prueba se obtendrán las predicciones que buscamos.

Cálculo de coeficientes de Regresión Lineal Múltiple

Para el estudio se ha escogido los datos de la empresa ACS entre las fechas del periodo de Entrenamiento

```
querryRL <- dbGetQuery(basedatos,statement ="select
cierre,cierreP1,cierreP2,cierreP3,cierreP4,cierreP5,cierreP6,c
ierreP7,cierreP8,cierreP9,cierreP10 from regresionlineal where
empresa like 'ACS' and fecha <= 20180831")
```

Una vez que tenemos los datos de entrenamiento ejecutamos el estudio de la regresión lineal múltiple. Para obtener el valor de cierre en la predicción, se incluyen como valores de influencia todas las variables cierrePx que disponemos históricamente.

```
regresionLineal <- lm(querryRL$cierre ~ querryRL$cierreP1 +
querryRL$cierreP2 + querryRL$cierreP3+ querryRL$cierreP4+
querryRL$cierreP5+ querryRL$cierreP6+ querryRL$cierreP7+
querryRL$cierreP8+ querryRL$cierreP9+ querryRL$cierreP10,data
= querryRL )
```

```
summary(regresionLineal)
```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.14656	-0.25041	-0.02239	0.23424	2.94076
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.575204	0.329412	1.746	0.0815
querryRL\$cierreP1	0.976493	0.049741	19.632	<2e-16 ***
querryRL\$cierreP2	0.040986	0.069606	0.589	0.5563
querryRL\$cierreP3	0.045488	0.069370	0.656	0.5124

querryRL\$cierraP4	-0.099031	0.069489	-1.425	0.1549
querryRL\$cierraP5	0.036812	0.069588	0.529	0.5971
querryRL\$cierraP6	-0.078624	0.069609	-1.130	0.2594
querryRL\$cierraP7	-0.002181	0.069626	-0.031	0.9750
querryRL\$cierraP8	0.077897	0.069696	1.118	0.2644
querryRL\$cierraP9	0.004820	0.069744	0.069	0.9449
querryRL\$cierraP10	-0.019492	0.050073	-0.389	0.6973

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.4754 on 404 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.964, Adjusted R-squared: 0.9631				
F-statistic: 1082 on 10 and 404 DF, p-value: < 2.2e-16				

Ilustración 28. Información de Regresión Lineal Mono-Empresa CierrePx [1-10]

4.1 Información obtenida sobre el estudio

Del estudio de regresión lineal efectuado en RStudio obtenemos parámetros que ofrecen la adecuación de las variables al valor predicho. Dichos valores establecerán las pautas para la aceptación y viabilidad de las hipótesis propuestas.

4.1.1 Distribución de los residuos.

Residuals:
 Min 1Q Median 3Q Max
 -2.14656 -0.25041 -0.02239 0.23424 2.94076

El residuo es la diferencia de adecuación del valor real (Measured Value) frente al valor predicho (Predicted Value). Cuanto menor sea el valor de los residuos, más precisa será la predicción realizada.

Cuanto mayor sean los residuos generales del estudio, más alejada va a estar la predicción sobre los datos reales.

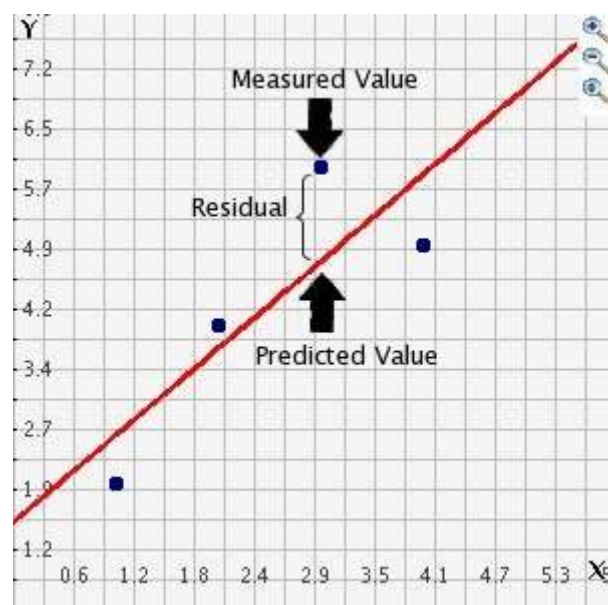


Ilustración 29. Residuos

La información de los residuos viene expresada mediante una distribución en cuartiles que dividen los datos residuales en cuatro partes iguales.

- Entre el Min y el 1Q se encuentran los primeros 25% de los datos
- Entre el 1Q y la Median el siguiente 25% de los datos
- Entre la Mediana o 2Q y el 3Q el siguiente 25% de los datos.
- Entre el 3Q y el Max el restante 25% de los datos.

4.1.2 Peso de variables en la predicción

Como se muestra en el resumen del estudio, hay variables que ofrecen una mayor influencia que otras sobre el valor final del cierre. El valor Estimate de cada variable respecto al valor cierre tiene más peso cuanto mayor sea. Inversamente, cuanto menor sea el valor Estimate, menor peso tendrá sobre el valor predicho.

4.1.3 Significancia de variables

Veamos cómo se ajusta la variable con mayor significancia p $queryRL$cierreP1 = <2e-16$ mediante un diagrama de dispersión al valor del Cierre.

```
plot(queryRL$cierre, queryRL$cierreP1, main="Diagrama Dispersión")
> abline(lm(queryRL$cierre~queryRL$cierreP1), col="red", lwd=2)
```

Se observa que la distribución de datos se adecúa de manera próxima a la recta generando así pocos residuos. Es lógico pensar que el valor del día anterior va a influir en mayor medida al valor del día de hoy.

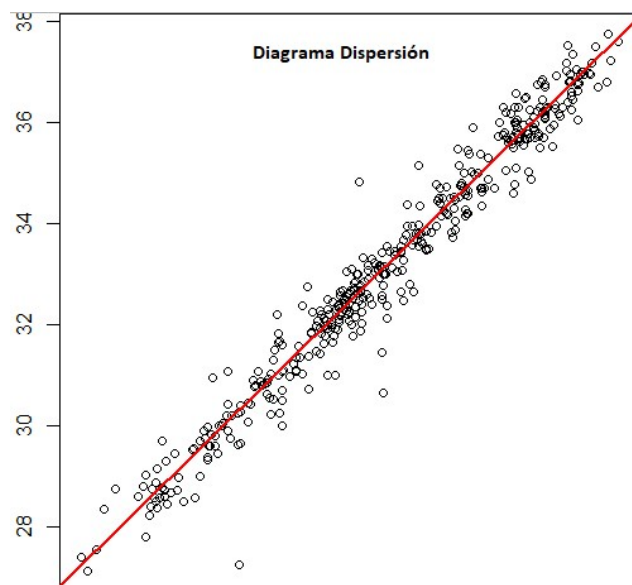


Ilustración 30. Diagrama de Dispersión CierreP1

En cambio, veamos ahora cómo se ajusta la variable $queryRL$cierreP4 = 0.1549$ mediante un diagrama de dispersión al valor del Cierre.

```
plot(queryRL$cierre, queryRL$cierreP4, main="Diagrama Dispersión")
> abline(lm(queryRL$cierre~queryRL$cierreP4), col="red", lwd=2)
```

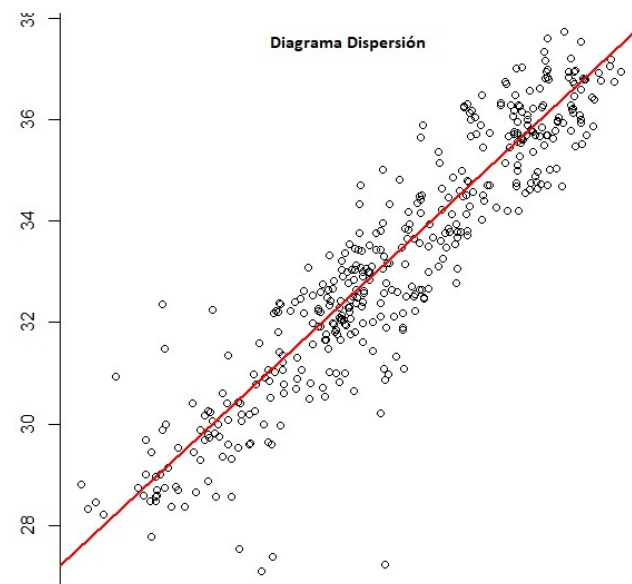


Ilustración 31. Diagrama de Dispersión CierreP4

Se puede observar que en comparativa con el primer plot, donde la variable tenía un mejor grado de adecuación, en este estudio los valores tienen una mayor dispersión, lo que generará un mayor residuo.

Dicho efecto se produce debido a que el grado de significancia p ($\Pr(>|t|)$) de la variable `querryRL$cierraP4` es 0.1549, valor insuficiente como para valorarlo dentro de las variables que componen la predicción de nuestra regresión lineal. Estimaremos una mínima p de $<0,05$ para aceptar la variable válida a la hora de poseer fines predictivos.

De igual manera sucede para las variables [`querryRL$cierraP2`- `querryRL$cierraP10`], por lo tanto se eliminarán del estudio. Lo que quiere decir que los valores de más de un día de antigüedad no influyen de manera significativa sobre el valor predicho del día de hoy.

Dichos resultados de NO ADECUACIÓN nos invitan a seleccionar otro set de datos con variables con una adecuación mayor al valor del cierre predicho.

La premisa de que mediante una regresión lineal, se puede predecir con exactitud los valores futuros de las acciones de una empresa utilizando valores de 10 días anteriores, para obtener el algoritmo que rija su evolución es incorrecta.

4.1.4 Grado de ajuste de las variables

Pese a ello el estudio de esta regresión lineal, no errónea pero sí poco significativa, nos ofrece un valor de `Multiple R-squared`: 0.964 que es un valor que cuanto más cerca de la unidad este situado, mayor será el ajuste del modelo a la variable predicha. Ciertamente el modelo es idóneo respecto a su R-Cuadrado pero adquiere dicho valor debido a que la variable `CierreP1` tiene una relevancia de 0.976493 unidades sobre el valor predicho.

De igual manera el gran peso de la variable `CierreP1` sobre la predicción del Cierre hace que el modelo obtenga un F-statistic: 1263 on 10 and 477 DF, p-value: $< 2.2e-16$

Lo que significa que el “modelo explica más de lo que no explica” o, en otras palabras, que las variables del estudio tienen significancia en la predicción (vemos que el p-valor es $<0,05$).

4.1.5 Análisis de residuos

El siguiente gráfico nos muestra la distribución de los residuos con respecto al valor de la predicción del Cierre.

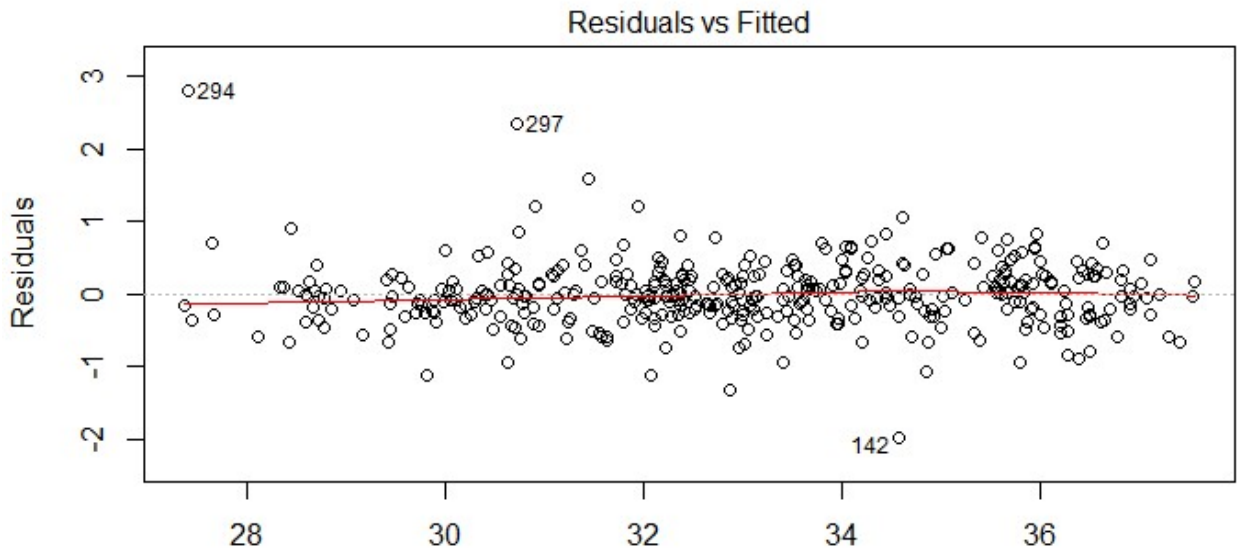


Ilustración 32. Distribución de Residuos Vss CierrePred

Como se observa, los residuos no tienen ninguna tendencia por lo que asumimos que los residuos producidos por nuestro sistema no aumentan o disminuyen cuando el valor del Cierre lo hace por lo que asumimos que siguen una distribución homogénea.

El siguiente gráfico nos muestra la normalidad de los residuos.

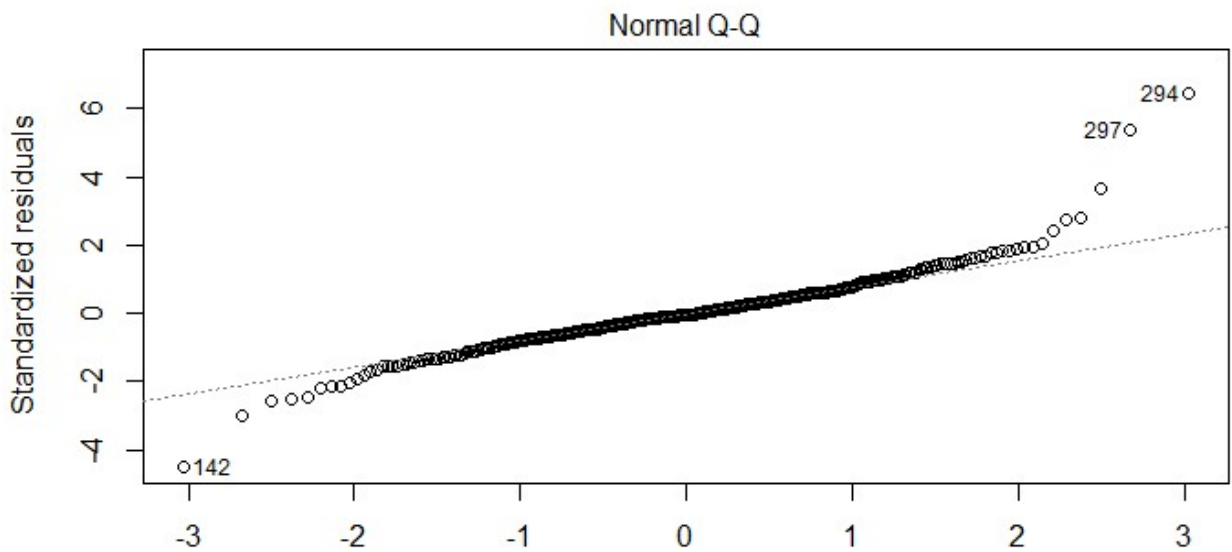


Ilustración 33. Normalidad de Residuos

Observamos que los residuos se posicionan en su mayor parte sobre la línea, lo que significa que los residuos siguen una distribución normal.

Se puede observar mediante un histograma

```
> residuos <- residuals(regresionLinealEntrenamiento)
> hist(residuos)
```

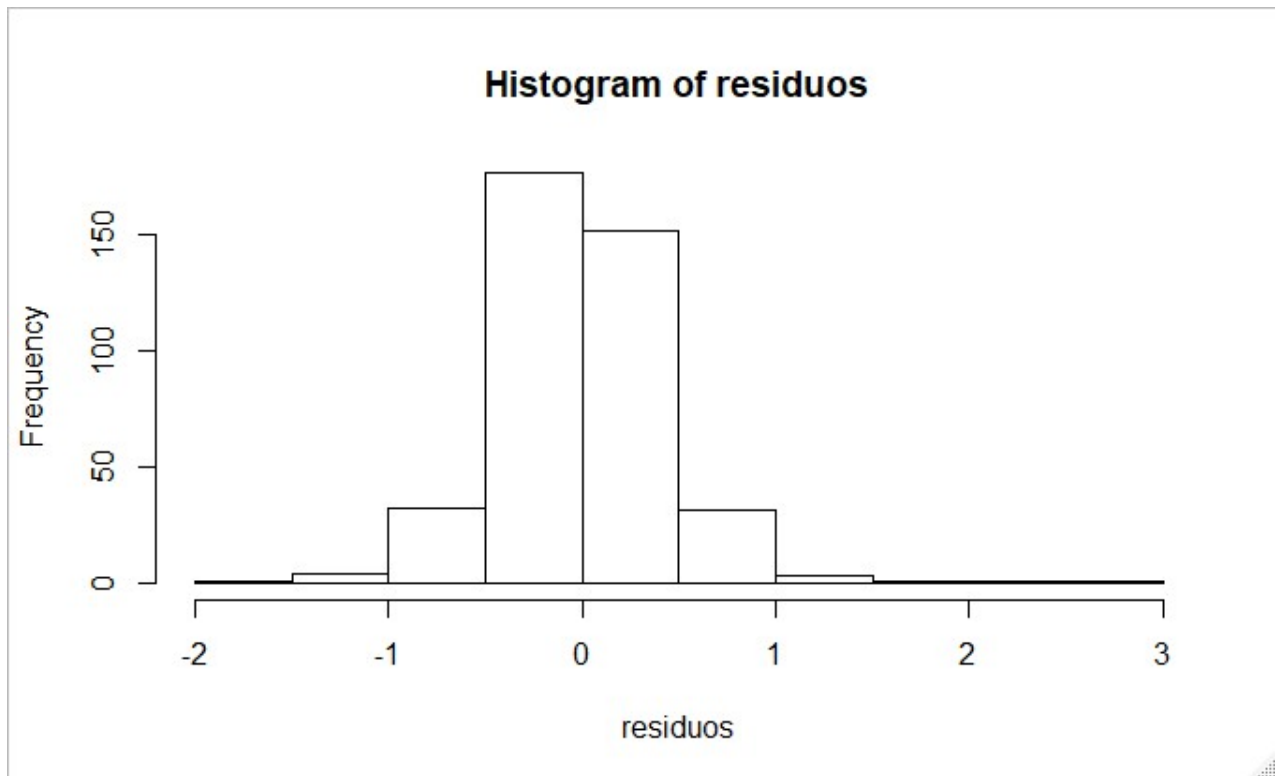


Ilustración 34. Histograma Normalidad Residuos

4.1.6 Durbin-Watson

El método de Durbin-Watson es una medida estadística que mide el grado de correlación entre los residuos en una regresión lineal. El valor ideal para descartar la correlación es 2 y se admitiría un valor de entre 1,75 y 2,25 para descartar la correlación del sistema.

```
dwtest(regresionLinealEntrenamiento)
```

```
Durbin-watson test
```

```
data: regresionLinealEntrenamiento
DW = 2.1217
```

4.2 Serie de Markov

Como hemos observado, sólo la variable `querryRL$cierraP1` es significativa para la predicción de `querryRL$cierra`. Nos encontraríamos ante una serie de Markov, un proceso estocástico en el que el valor del precio sólo depende del estado anterior.

A priori, la idea de realizar el estudio de predicción de precios de acciones en bolsa de una empresa, a partir solamente de su anterior valor, es insuficiente y los resultados que nos va a aportar carecerán de información lo valida como para poner confiar en su

corrección. Dicha hipótesis nos lleva por lógica casi inmediata al rechazo del método de Markov como método de predicción de valores bursátiles. Aun así se va a demostrar su inoperancia como parte del estudio.

Sobre los datos de entrenamiento, generamos el estudio para conseguir la fórmula de regresión lineal para posteriormente aplicarla en los datos de prueba.

$$\text{queryRL\$cierre} = b_0 + b_1 \text{queryRL\$cierreP1}$$

```
> regresionLinealMarkov <- lm(queryRL$cierre ~ queryRL$cierr
eP1)
> summary(regresionLinealMarkov)
```

Call:				
lm(formula = queryRL\$cierre ~ queryRL\$cierreP1)				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.20443	-0.25888	-0.00972	0.23638	2.87335
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.573034	0.313837	1.826	0.0686 .
queryRL\$cierreP1	0.983240	0.009426	104.310	<2e-16 ***

Signif. codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.474 on 413 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.9634, Adjusted R-squared: 0.9633				
F-statistic: 1.088e+04 on 1 and 413 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabla 14. Información Regresión Lineal Markov

Vemos que la adecuación de la variable queryRL\$cierreP1 es correcta para nuestro sistema por lo que procedemos a generar los valores predichos con los b generados en la columna Estimate sobre los datos de prueba.

$$\text{queryRL\$cierre} = 0.573034 + 0.983240 * \text{queryRL\$cierreP1}$$

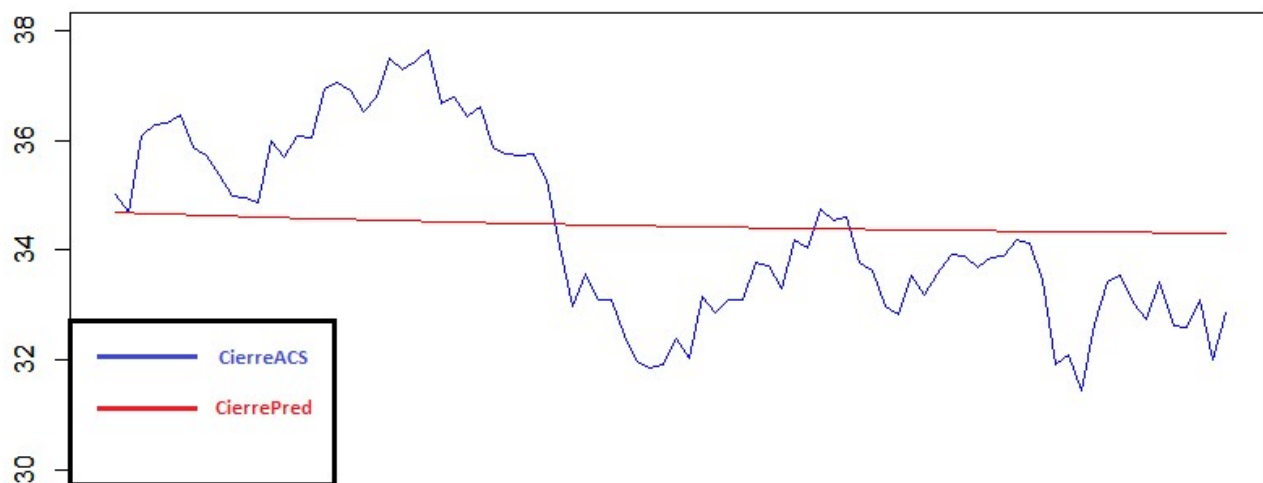


Ilustración 35. Plot Enfrentado CierreACS Vss CierrePred Markov

Se observa que la gráfica de predicción (Rojo) se aleja en gran medida del precio real (Azul) que adoptan acciones de ACS a lo largo del tiempo del periodo de prueba. La predicción, al componerse de un 98,32% del anterior valor predicho sumado a la constante b_0 pierde significado económico.

En vista de los resultados obtenidos, podemos negar la validez del método de Markov en el entorno de predicción bursátil

4.3 Regresión Lineal Multi-Empresa

Se ha escogido un nuevo set de datos para la generación de una regresión lineal múltiple obteniendo información de la tabla existente `ibexml` que contenía los datos de las empresas ACS y Banco Santander, así como del valor total del IBEX diariamente de los años 2017 y 2018.

Podemos pensar, como hipótesis, que el valor de las acciones de ACS se puede ver influido por el valor de las acciones del Banco Santander y pueda seguir una tónica similar a la que pueda tener el IBEX como conjunto.

Se divide el set de datos completo en datos de Entrenamiento y datos de Prueba:

Datos de Entrenamiento 2017-30/07/2018

```
> datosMLEntrenamiento <- subset(ibexP,ibexP$FECHA<=20180801)
```

Datos de Prueba 01/08/2018

```
> datosMLPrueba <- subset(ibexP,ibexP$FECHA>20180801)
```


Se trabajará en una primera fase sobre los datos de Entrenamiento para obtener el modelo para posteriormente aplicarlo sobre los datos de prueba.

Muestra de datos de Entrenamiento:

	FECHA	Cierre ACS	Cierre ACSP1	VolACS	Vol ACSP1	Cierre SAN	Cierre SANP1	VolSAN	Cierre IBEX	Cierre IBEXP1	VolIBEX	VolBEXP1
1	20170103	30.640	30.620	529413	529320	4.990	4.960	18613536	9448,3	9.448,25 2	280878700	244152612
2	20170104	30.710	30.640	706983	529413	5.111	4.990	52716527	9522,1	9.448,3	238018000	280878700
3	20170105	30.260	30.710	940802	706983	5.134	5.111	52710703	9427,9	9.522,1	221279300	238018000
4	20170106	30.225	30.260	513096	940802	5.149	5.134	34485028	9487,0	9.427	144566300	221279300
5	20170109	30.265	30.225	298288	513096	5.178	5.149	23341864	9536,9	9.487	194378000	144566300

Tabla 16.Muestra Datos Entrenamiento Regresión Lineal

Se realiza la regresión lineal mediante RStudio con todas las variables para ver los grados de significancia sobre el cierre de ACS.

```
regresionLinealEntrenamiento <- lm(datosMLEntrenamiento$CierreACS ~
datosMLEntrenamiento$CierreACSP1 + datosMLEntrenamiento$VolACS +
datosMLEntrenamiento$VolACSP1 + datosMLEntrenamiento$CierresAN +
datosMLEntrenamiento$CierresANP1 + datosMLEntrenamiento$VolSAN +
datosMLEntrenamiento$cierreIBEX + datosMLEntrenamiento$CierreIBEXP1 +
datosMLEntrenamiento$VolIBEX + datosMLEntrenamiento$VolBEXP1,data =
datosMLEntrenamiento )

> summary(regresionLinealEntrenamiento)
```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.05402	-0.23733	-0.02339	0.22729	2.75598
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.231e-01	5.444e-01	0.777	0.43755
datosMLEntrenamiento\$CierreACSP1	9.868e-01	1.236e-02	79.842	< 2e-16 ***
datosMLEntrenamiento\$VolACS	3.055e-08	7.282e-08	0.420	0.67507
datosMLEntrenamiento\$VolACSP1	1.650e-07	6.908e-08	2.389	0.01737 *
datosMLEntrenamiento\$CierreSAN	1.508e+00	3.203e-01	4.708	3.48e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$CierreSANP1	-1.527e+00	3.191e-01	-4.787	2.41e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$VolSAN	-6.997e-10	1.391e-09	-0.503	0.61528
datosMLEntrenamiento\$cierreIBEX	7.894e-04	2.896e-04	2.726	0.00670 **
datosMLEntrenamiento\$CierreIBEXP1	-7.845e-04	2.875e-04	-2.729	0.00663 **
datosMLEntrenamiento\$VolIBEX	-8.490e-10	3.566e-10	-2.381	0.01776 *
datosMLEntrenamiento\$VolBEXP1	6.864e-10	4.011e-10	1.711	0.08784
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.4394 on 392 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.9684, Adjusted R-squared: 0.9676				
F-statistic: 1202 on 10 and 392 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabla 17.Información Regresión Lineal Multi-Empresa

Como observamos, hay varias variables marcadas en rojo, que no poseen un valor $p < 0,05$ para ser significativas en nuestro modelo, por lo que serán eliminadas.

```
> regresionLinealEntrenamiento <- lm(datosMLEntrenamiento$CierreACS ~
datosMLEntrenamiento$CierreACSP1 + datosMLEntrenamiento$VolACSP1 +
datosMLEntrenamiento$CierresAN + datosMLEntrenamiento$CierresANP1 +
datosMLEntrenamiento$cierreIBEX + datosMLEntrenamiento$CierreIBEXP1 +
datosMLEntrenamiento$VolIBEX, data = datosMLEntrenamiento )

> summary(regresionLinealEntrenamiento)
```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.98172	-0.24008	-0.01892	0.22493	2.76957
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.836e-01	5.398e-01	0.896	0.37088
datosMLEntrenamiento\$CierreACSP1	9.848e-01	1.231e-02	79.982	< 2e-16 ***
datosMLEntrenamiento\$VolACSP1	1.886e-07	6.325e-08	2.982	0.00304 **
datosMLEntrenamiento\$CierresAN	1.551e+00	3.183e-01	4.873	1.60e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$CierresANP1	-1.569e+00	3.178e-01	-4.938	1.17e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$cierreIBEX	7.942e-04	2.877e-04	2.760	0.00604 **
datosMLEntrenamiento\$CierreIBEXP1	-7.862e-04	2.869e-04	-2.740	0.00642 **
datosMLEntrenamiento\$VolIBEX	-4.653e-10	2.866e-10	-1.623	0.10536
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.4397 on 395 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.9681, Adjusted R-squared: 0.9676				
F-statistic: 1714 on 7 and 395 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabla 18. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada(1)

De nuevo tenemos una variable `datosMLEntrenamiento$VolIBEX` que no cumple con las especificaciones de significancia requeridas por lo que será eliminada del modelo predictivo.

```
> regresionLinealEntrenamiento <- lm(datosMLEntrenamiento$CierreACS ~
datosMLEntrenamiento$CierreACSP1 + datosMLEntrenamiento$VolACSP1 + dat
osMLEntrenamiento$CierresAN + datosMLEntrenamiento$CierresANP1 + datos
MLEntrenamiento$cierreIBEX + datosMLEntrenamiento$CierreIBEXP1 , data
= datosMLEntrenamiento )
> summary(regresionLinealEntrenamiento)
```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.97155	-0.24407	-0.02044	0.22041	2.80618
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.224e-01	5.396e-01	0.783	0.43416
datosMLEntrenamiento\$CierreACSP1	9.879e-01	1.219e-02	81.010	< 2e-16 ***
datosMLEntrenamiento\$VolACSP1	1.758e-07	6.288e-08	2.796	0.00543 **
datosMLEntrenamiento\$CierresAN	1.540e+00	3.189e-01	4.828	1.97e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$CierresANP1	-1.553e+00	3.183e-01	-4.878	1.56e-06 ***
datosMLEntrenamiento\$cierreIBEX	7.735e-04	2.880e-04	2.685	0.00755 **
datosMLEntrenamiento\$CierreIBEXP1	-7.804e-04	2.875e-04	-2.714	0.00693 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.4406 on 396 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.9679, Adjusted R-squared: 0.9674				

F-statistic: 1991 on 6 and 396 DF, p-value: < 2.2e-16

Tabla 19..Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada(2)

Finalmente conseguimos un conjunto de variables con las que poder realizar el estudio de regresión lineal, con un grado de significancia aceptado en nuestras premisas de >0,05. Se procederá a obtener la formula que rige la regresión lineal.

$$Y = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_n * X_n$$

Donde los parámetros del vector “b” nos lo ofrece el estudio realizado previamente en la columna Estimate.

b[0.4224 , 0.9879 , 0.0000001758 , 1.54 , -1.553 , 0.0007735, - 0.0007804]

(Datos expresados en forma decimal para su mejor comprensión)

Y = 0.4224 + CierreACSP1 * 0.9879 + 0.0000001758* VolACSP1 + 1.54 * CierreSAN -1.553 * CierreSANP1 + 0.0007735 * cierreIBEX - 0.0007804 * CierreIBEXP1

Con esta información, se genera una nueva columna en la tabla que contendrá el valor predicho por el estudio. Así como otra con la diferencia entre el valor predicho y el valor real y una tercera con el cuadrado de las diferencias.

```
datosMLEntrenamiento <- mutate(datosMLEntrenamiento, cierrePred = 0
.4224 + 0.9879 * datosMLEntrenamiento$CierreACSP1 + 0.0000001758 *
datosMLEntrenamiento$VolACSP1 + 1.54 * datosMLEntrenamiento$Cierre
SAN - 1.553 * datosMLEntrenamiento$CierreSANP1 + 0.0007735 * datos
MLEntrenamiento$cierreIBEX - 0.0007804 * datosMLEntrenamiento$Cierr
eIBEXP1)
```

```
datosMLEntrenamiento <- mutate(datosMLEntrenamiento, diffCierrePred
= cierrePred - CierreACS)
```

```
datosMLEntrenamiento <- mutate(datosMLEntrenamiento, diffCuad = dif
fCierrePred * diffCierrePred )
```

A continuación se comparan las distribuciones enfrentándolas en un plot para ver si el sistema se ajusta visualmente a los valores del cierre.



Ilustración 36. Plot Adecuación Regresión Lineal Datos Entrenamiento

Se aprecia efectivamente que la regresión lineal múltiple es un método que aproxima muy certeramente los valores predichos a los valores reales en la fase de entrenamiento.

Una vez realizado el estudio sobre los datos de entrenamiento, se va a aplicar el mismo modelo a los Datos de Prueba para verificar el método ofrece valores satisfactorios para el estudio.

A partir de aquí, con las premisas de los datos aceptadas, se pueden tomar dos caminos distintos.

4.3.1 Regresión lineal mediante datos predichos

Existe la posibilidad de ejecutar el algoritmo utilizando datos predichos como parte del mismo. En este caso se sustituye el cierre predicho del día anterior como sustitución al CierreACSP1.

En primera instancia se aplicará la fórmula estableciendo que el valor de cierre anterior para `datosMLPrueba$CierreACSP1` → `cierrePredP1`. De esta manera involucramos las predicciones dentro de la fórmula de predicción de valores futuros.

$$\text{cierrePred} = 0.4224 + 0.9879 * \text{cierrePredP1} + 0.000001758 * \text{datosMLPrueba$VolACSP1} + 1.54 * \text{datosMLPrueba$CierresAN} - 1.53 * \text{datosMLPrueba$CierresANP1} + 0.0007735 * \text{datosMLPrueba$cierreIBEX} - 0.0007804 * \text{datosMLPrueba$CierreIBEXP1}$$

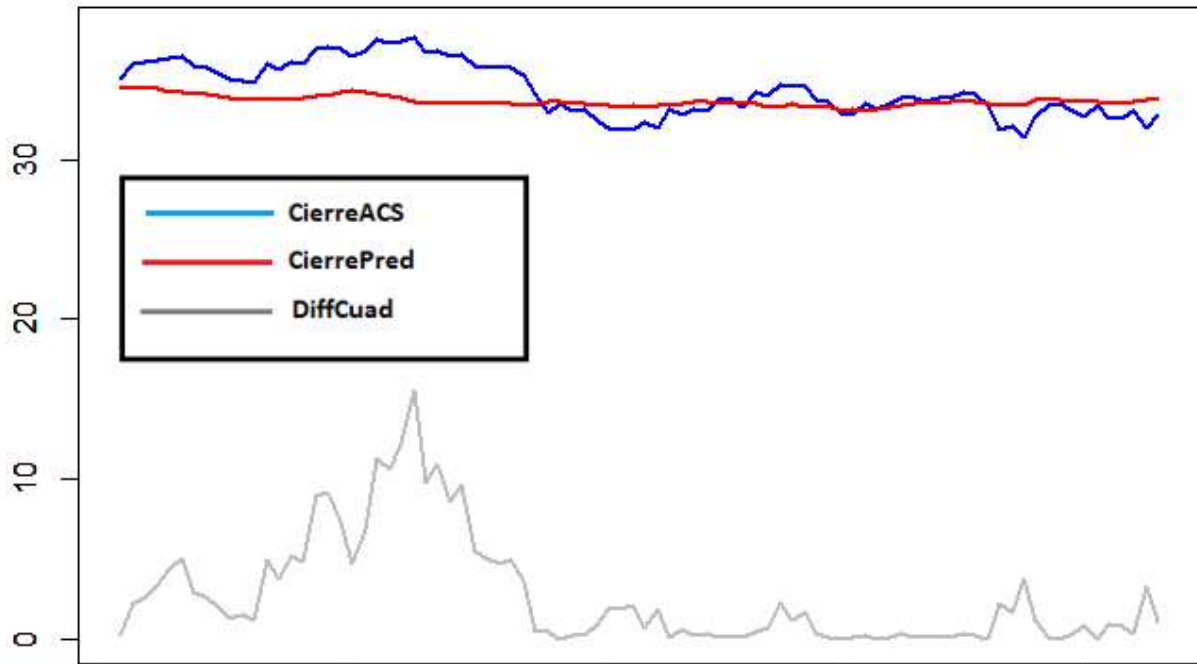


Ilustración 37. Plot Regresión Lineal Datos Predichos

La línea de CierrePred marca la predicción del sistema frente a la fórmula establecida en los datos de entrenamiento. Vemos como en cierta manera se adecua al precio real de las acciones, pero con una precisión discreta. Obtenemos información sobre los momentos de compra/venta que nos indicará la estrategia bursátil a seguir: cuando el precio está por encima de nuestra predicción y la tendencia de los precios es negativa es un indicador de venta, por el contrario, si el precio está por debajo de la predicción del sistema y la tendencia es positiva, es un momento de compra.

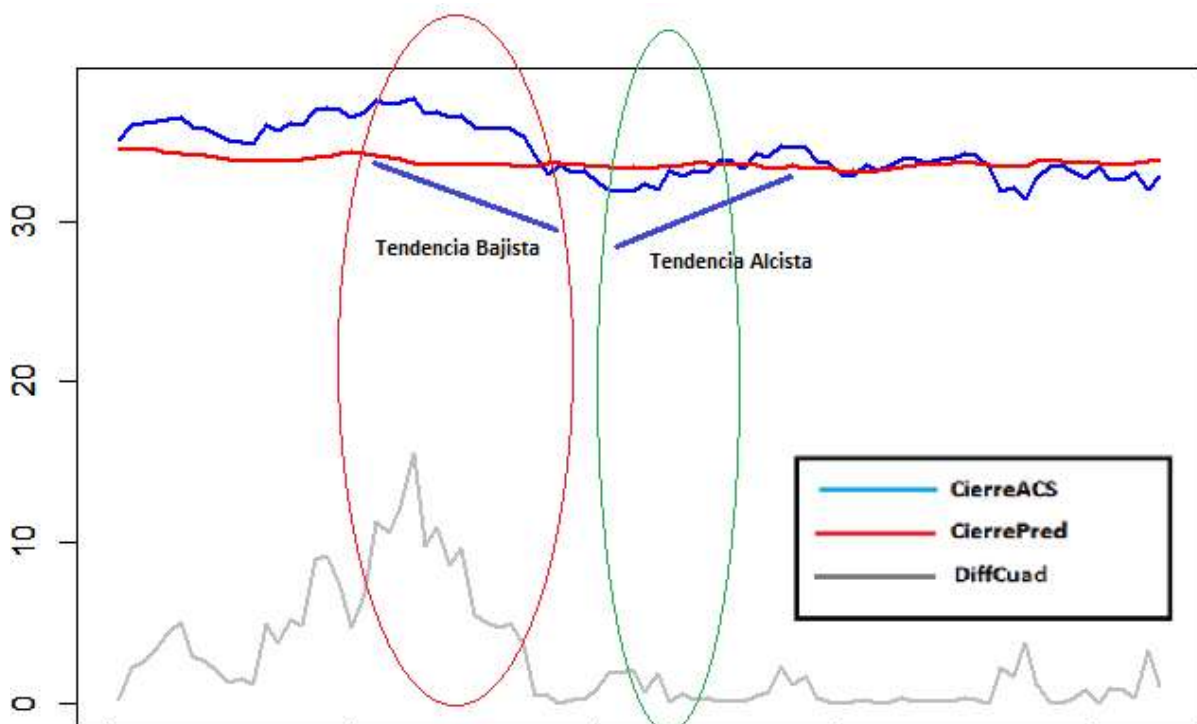


Ilustración 38. Análisis de Tendencias

- Rodeado en rojo identificamos una oportunidad de venta puesto que los precios se encuentran por encima de nuestra predicción y la tendencia de los mismos es bajista.
- Rodeado en verde identificamos una oportunidad de compra puesto que los precios se encuentran por debajo de nuestra predicción y la tendencia de los mismos es alcista.

4.3.2 Regresión lineal mediante datos reales

Por otro lado, al utilizar en la fórmula sólo valores que tenemos en nuestras tablas para predecir datos futuros de la empresa ACS, es posible utilizar el propio valor CierreACSP1 como nos indica el algoritmo original.

```
cierrePred = 0.4224 + 0.9879 * cierreACSP1 + 0.0000001758 * d
atosMLPrueba$VolACSP1 + 1.54 * datosMLPrueba$CierresAN - 1.55
3 * datosMLPrueba$CierreSANP1 + 0.0007735 * datosMLPrueba$cier
reIBEX - 0.0007804 * datosMLPrueba$CierreIBEXP1)
```

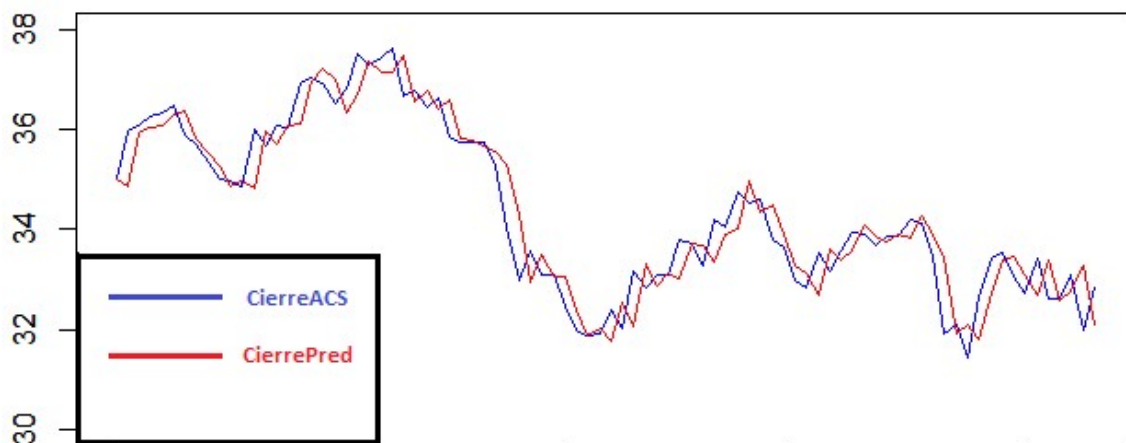


Ilustración 39. Plot Regresión Lineal Datos Reales

Gráficamente vemos la adecuación de las predicciones CierrePred con respecto a los datos reales de los precios de CierreACS. Ambas gráficas siguen una evolución similar lo que aporta un grado de aceptación de la hipótesis alto.

Para probar la hipótesis aceptada, se va a realizar una simulación de inversiones a través de diferentes técnicas, con un nuevo set de datos.

6 Ejemplo Práctico – Simulación de Inversiones

En este último capítulo, como culmen de todo el estudio previo realizado en el TFG, se van a realizar distintas simulaciones de inversión utilizando las técnicas expuestas.

6.1 IVN Banco Santander

El Índice de Volumen Negativo relaciona la influencia del volumen de operaciones frente a su precio. Puede detectar un ascenso de los volúmenes unido a un incremento de los precios de las acciones. Se centra en la identificación de caídas/subidas de volumen con una correlación a los precios.

Para este estudio se va a comprobar si la técnica del IVN produce resultados que aporten información sobre las situaciones favorables que pueda tener un usuario a la hora de la compra/venta de acciones.

Se ha calculado el IVN de una serie de datos consistentes en los valores diarios del Banco Santander durante 100 días desde 03/01/2016 al 24/05/2016 siguiendo la siguiente fórmula del IVN:

- Si $Vol_i \geq Vol_{i-1}$ entonces $IVN = IVN_{i-1}$
- Si $Vol_i < Vol_{i-1}$ entonces

$$IVN = IVN_{i-1} + \left(\frac{Cie_i - Cie_{i-1}}{Cie_{i-1}} \right) * IVN_{i-1}$$

Fecha	Cierre	Vol	A	B	C	IVN	MediaM10
01/06/2018	5,57	15080000	0	0	0	100	100
04/06/2018	5,6	7675000	0,03	0,005386	0,5386	100,5385996	100,5385996
05/06/2018	5,51	6843400	-0,09	-0,01607	-1,6158	98,92280072	98,92280072
06/06/2018	5,67	7823600	0,16	0,029038	2,872531	98,92280072	98,92280072
07/06/2018	5,59	8100000	-0,08	-0,01411	-1,39574	98,92280072	98,92280072
08/06/2018	5,55	7065200	-0,04	-0,00716	-0,70786	98,21494526	98,21494526
11/06/2018	5,73	12361800	0,18	0,032432	3,18535	98,21494526	98,21494526
12/06/2018	5,64	6325700	-0,09	-0,01571	-1,54264	96,67230214	96,67230214
13/06/2018	5,63	8092700	-0,01	-0,00177	-0,1714	96,67230214	96,67230214
14/06/2018	5,56	6791900	-0,07	-0,01243	-1,20196	95,47033746	98,2551834
15/06/2018	5,45	10949800	-0,11	-0,01978	-1,8888	95,47033746	97,80221715
18/06/2018	5,43	6893100	-0,02	-0,00367	-0,35035	95,1199876	97,26035595

**Nota: Ver “Anexo IVN Santander” para obtener los datos completos.

- **Cierre:** Precio de cierre de la sesión
- **Vol :** Volumen de transacciones de la sesión
- **CampoA:** $Cie_i - Cie_{i-1}$

- **CampoB:** $(Cie_i - Cie_{i-1})/Cie_{i-1}$
- **CampoC:** $((Cie_i - Cie_{i-1})/Cie_{i-1}) * IVN_{i-1}$
- **IVN:** Valores del IVN que nos aportará significado al compararlo con su media móvil. La primera entrada toma un valor de referencia de 100 unidades.

Detectamos varios periodos de compra/venta.



Ilustración 41. Evolución Precio Banco Santander IVN

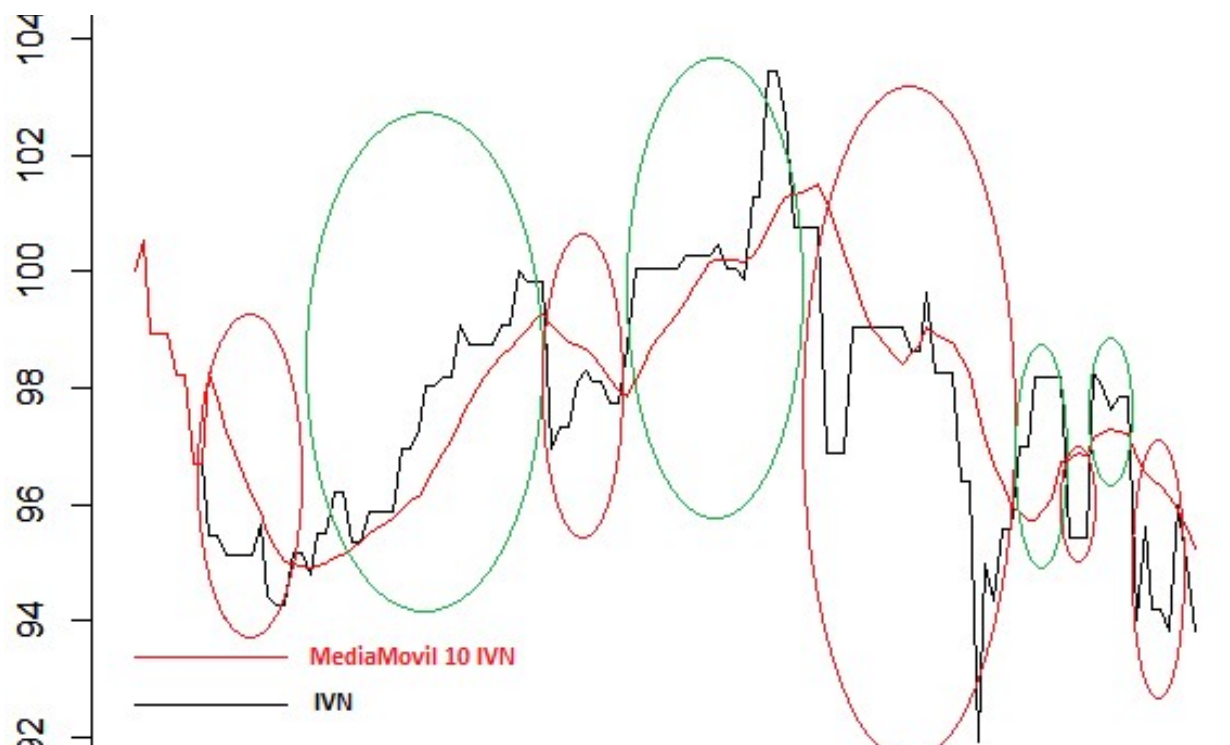


Ilustración 40. IVN Banco Santander. Análisis de Oportunidades de inversión

En la gráfica superior se puede ver la evolución del precio a lo largo del periodo de prueba. En la gráfica inferior se observa el estudio del IVN del Santander comparado con su media móvil con $k=10$. Los valores de la media móvil diaria se obtienen de la media de los 10 anteriores valores de IVN.

Los grandes inversores, o manos fuertes, son los que manifiestan en un alto porcentaje los valores del volumen, mientras que los pequeños inversores, o manos débiles, siguen tendencias alcistas por lo general para realizar sus inversiones.

Como se puede apreciar en la gráfica, vemos que existen hasta 4 periodos (zonas verdes) en los que los valores del IVN se encuentran por encima de la media móvil y que el precio de las acciones del Banco Santander efectivamente, aumenta.

Por otro lado, se observa que existen cinco periodos (zonas rojas) en los que los valores del IVN se encuentran por debajo de la media móvil y que el precio de las acciones del Banco Santander efectivamente, disminuye.

Se incluyen a continuación, los momentos temporales claves para nuestras inversiones. Son puntos de corte entre la gráfica del IVN y de la mediaMovil coincidiendo también con los puntos de inflexión de la tendencia del Volumen.

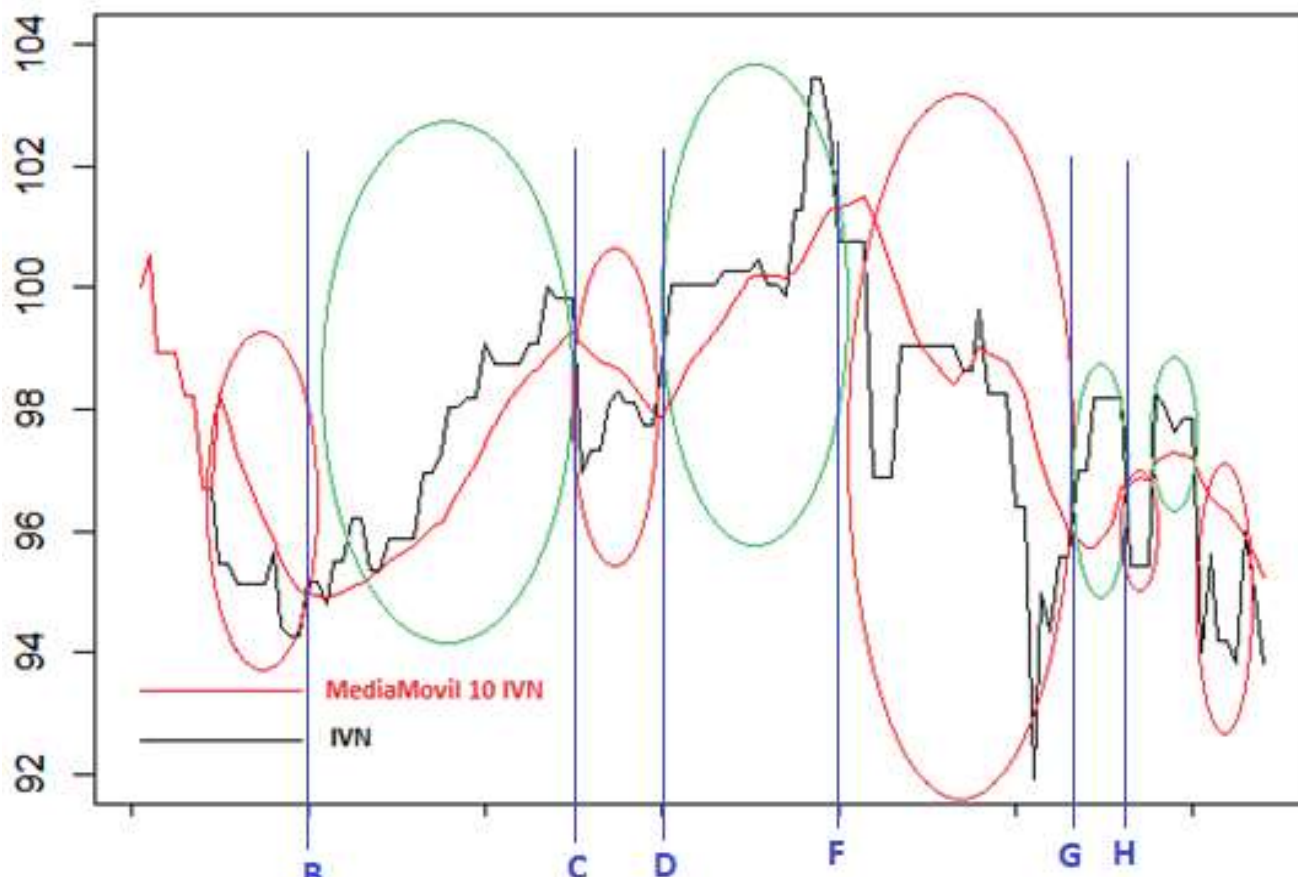


Ilustración 42. Momentos Temporales Significativos IVN Banco Santander

6.1.2 Simulación de Inversiones IVN Banco Santander

Simularemos una serie de inversiones de compra/venta de acciones. Suponemos una inversión inicial de 1000€.

Cada compra/venta consistirá en 10 acciones de la empresa cuyo precio será el estipulado en los datos de prueba.

Estado inicial del ejercicio:

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
01/06/2018	5,57		1000	0	1000

Tabla 20.Momento Inicial Inversión IVN Banco Santander

B → 2018-06-28. El ivn nos indica que los precios van a subir a partir de esta fecha después de haber sufrido una disminución de valor. Procedemos a la realización de 3 movimientos de compra de 10 acciones 3 días antes 26-27-28 de junio y tres días después 29 de junio y 02,03 de julio.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
26/06/2018	5,41	C	945,9	10	1000
27/06/2018	5,27	C	893,2	20	998,6
28/06/2018→B	5,32	C	840	30	999,6
29/06/2018	5,34	C	786,6	40	1000,2
02/07/2018	5,32	C	733,4	50	999,4
03/07/2018	5,36	C	679,8	60	1001,4

Tabla 21.Inversiones momento B IVN Banco Santander

C → 2018-08-09.Nos indica que los precios van a descender después de una subida. Como la subida ha sido prolongada y el IVN se desploma inmediatamente procederemos a realizar las 6 operaciones antes del día en el que se encuentra el punto de inflexión para que no perdamos valor en nuestras acciones.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
02/08/2018	5,42	V	734	50	1005
03/08/2018	5,44	V	788,4	40	1006
06/08/2018	5,39	V	842,3	30	1004
07/08/2018	5,44	V	896,7	20	1005,5
08/08/2018	5,43	V	951	10	1005,3
09/08/2018→C	5,37	V	1004,7	0	1004,7

Tabla 22.Inversiones momento C IVN Banco Santander

D → 2018-08-24.El ivn nos indica que los precios van a subir a partir de esta fecha después de haber sufrido una disminución de valor. Procedemos a la realización de 3

movimientos de compra de 10 acciones 3 días antes 22-23-24 y tres días después 27,28,29 de agosto.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
22/08/2018	5,08	C	953,9	10	1004,7
23/08/2018	5,01	C	903,8	20	1004
24/08/2018→D	5,06	C	853,2	30	1005
27/08/2018	5,13	C	801,9	40	1007,1
28/08/2018	5,09	C	751	50	1005,5
29/08/2018	5,12	C	699,8	60	1007

Tabla 23. Inversiones momento D IVN Banco Santander

F → 2018-09-24. Después de casi un mes de subida de precios se avecina un cambio de tendencia que nos indica la posibilidad de obtener renta de las acciones adquiridas anteriormente. Se realizan 6 operaciones de venta en torno a la fecha.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
19/09/2018	5,25	V	752,3	50	1014,8
20/09/2018	5,41	V	806,4	40	1022,8
21/09/2018	5,37	V	860,1	30	1021,2
24/09/2018→F	5,27	V	912,8	20	1018,2
25/09/2018	5,32	V	966	10	1019,2
26/09/2018	5,25	V	1018,5	0	1018,5

Tabla 24. Inversiones momento F IVN Banco Santander

G → 2018-10-30. Después de un mes de bajadas de precios indicada por el IVN mediante una tendencia negativa, encontramos la posibilidad de comprar al precio más bajo de nuestros datos de prueba. Observamos que el día 08/11 se produce un cambio de tendencia en el que la media móvil se cruza con el IVN, pero que unos días antes el IVN alcanza índices negativos históricos. Por lo tanto las 6 operaciones se van a realizar los 6 días previos al 30/10 para así comprar las acciones al mínimo precio posible.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
23/10/2018	4,72	C	971,3	10	1018,5
24/10/2018	4,5	C	926,3	20	1016,3
25/10/2018	4,65	C	879,8	30	1019,3
26/10/2018	4,62	C	833,6	40	1018,4
29/10/2018	4,68	C	786,8	50	1020,8
30/10/2018→G	4,71	C	739,7	60	1022,3

Tabla 25. Inversiones momento G IVN Banco Santander

H → 2018-11-08. Para aprovechar los precios bajos de las anteriores compras, detectamos que en la fecha señalada se produce un máximo por lo que procederemos a vender las acciones anteriormente adquiridas. Como rápidamente se vuelve a producir una tendencia negativa, las operaciones se efectuarán los 6 días anteriores a la fecha.

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
01/11/2018	4,88	V	788,5	50	1032,5

02/11/2018	4,94	V	837,9	40	1035,5
05/11/2018	4,85	V	886,4	30	1031,9
06/11/2018	4,96	V	936	20	1035,2
07/11/2018	4,96	V	985,6	10	1035,2
08/11/2018→H	4,82	V	1033,8	0	1033,8

Tabla 26. Inversiones momento H IVN Banco Santander

En el resto de días dentro del periodo no se ha detectado posibilidad de inversión ya que no se encuentran cercanos a los puntos de inflexión [B,C,D,F,G,H] y su precio no indica la posibilidad de ganancia para nuestra cartera de valores.

Estado final del ejercicio:

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
30/11/2018	4,76	.	1033,8	0	1033,8

Tabla 27. Momento Final Inversion IVN Banco Santander

Conclusiones

**Nota: Se han incluido en el "ANEXO Cartera IVN Santander" los datos de la cartera del Periodo de Prueba

Durante el periodo de prueba, desde el 01/06/2018 al 30/11/2018 el precio de las acciones del Banco Santander (SAN) han decrecido desde 5,47 € hasta 4,76€ que supone una pérdida acumulada del valor de los activos de:

$$(5,47/4,76) - 1 = -12,98\%$$

En cambio, gracias al estudio realizado sobre el IVN de las acciones del Banco Santander durante el periodo analizado, conseguimos los siguientes datos:

Fecha	Cierre	Operación	Cartera	TotalAcciones	ValorTotal
01/06/2018	5,57	.	1000	0	1000
30/11/2018	4,76	.	1033,8	0	1033,8

Tabla 28. Comparación Momento Inicial Vss Final IVN Banco Santander

$$(1000 / 1033,8) - 1 = 3,38\%$$

Gracias a la información ofrecida por el IVN hemos conseguido, no sólo mitigar el 12,98% de pérdidas de la compañía en nuestra cartera, si no conseguir un beneficio del 3,38%, consiguiendo un **beneficio acumulado del 16,36%**

6.2 Regresión Lineal Banco Santander

Se va a realizar un estudio de Regresión Lineal Múltiple para predecir el comportamiento del precio de las acciones del Banco Santander en el periodo de prueba a través de los datos de entrenamiento. Se ha generado una tabla de datos llamada RLDE (Regresión Lineal Datos de Entrenamiento) con la siguiente información.

Periodo temporal: 06/01/2016 – 30/05/2018.

Empresas:

- Banco Santander (SAN)
- Banco BBVA (BBVA)
- Banco HSBC (HSBC)
- Total IBEX (IBEX)

Campos por cada empresa:

- Fecha → Fecha de entrada de datos.
- [EMP]Close → Valor de Cierre
- [EMP]CloseP1 → Valor de Cierre en la fecha t-1
- [EMP]CloseP2 → Valor de Cierre en la fecha t-2
- [EMP]Vol → Volumen de operaciones.
- [EMP]VolP1 → Volumen de operaciones en la fecha t-1.
- [EMP]VolP2 → Volumen de operaciones en la fecha t-2.

Los datos de entrenamiento disponen de información sobre los precios de las acciones del Banco Santander, BBVA, HSBC y del IBEX de 3 días anteriores así como de su volumen.

El objeto del estudio estima que para poder predecir los valores futuros de SAN a partir del 01/06/2018, los valores de las acciones de empresas del mismo sector, sector bancario, como el BBVA, a nivel nacional; o el HSBC a nivel más global, puedan tener influencia. Así como el conjunto de empresas españolas llamadas (IBEX) se puede creer que tendrá influencia en nuestra predicción.

```

Rlineal <- lm(RLDE$SANClose ~ RLDE$SANCloseP1 + RLDE$SANCloseP2 + RLDE$SANVol
+ RLDE$SANVolP1 + RLDE$SANVolP2 + RLDE$BBVAClose +RLDE$BBVACloseP1 +RLDE$
BBVACloseP2 +RLDE$BBVAVol +RLDE$BBVAVolP1 +RLDE$BBVAVolP2 + RLDE$HSBC
lose + RLDE$HSBCCloseP1 + RLDE$HSBCCloseP2 + RLDE$HSBCVol + RLDE$HSBCVolP1 +
RLDE$HSBCVolP2 + RLDE$IBEXClose + RLDE$IBEXCloseP1 + RLDE$IBEXCloseP2 ,data =
RLDE)

```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.194980	-0.027542	-0.000453	0.028127	0.258630
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-5.464e-02	5.113e-02	-1.069	0.28567
RLDE\$SANCloseP1	9.366e-01	4.147e-02	22.588	< 2e-16 ***

RLDE\$SANCloseP2	3.623e-02	4.149e-02	0.873	0.38284
RLDE\$SANVol	4.630e-10	4.173e-10	1.110	0.26765
RLDE\$SANVolP1	3.409e-10	4.256e-10	0.801	0.42349
RLDE\$SANVolP2	-2.015e-10	4.260e-10	-0.473	0.63639
RLDE\$BBVAClose	4.933e-01	2.308e-02	21.377	< 2e-16 ***
RLDE\$BBVACloseP1	-4.796e-01	3.796e-02	-12.633	< 2e-16 ***
RLDE\$BBVACloseP2	3.203e-03	3.119e-02	0.103	0.91823
RLDE\$BBVAVol	1.391e-09	1.146e-09	1.214	0.22522
RLDE\$BBVAVolP1	3.743e-10	1.152e-09	0.325	0.74528
RLDE\$BBVAVolP2	-2.622e-10	1.129e-09	-0.232	0.81645
RLDE\$HSBCClose	2.162e-02	4.773e-03	4.531	7.14e-06 ***
RLDE\$HSBCCloseP1	-2.249e-02	6.827e-03	-3.294	0.00105 **
RLDE\$HSBCCloseP2	1.500e-03	4.847e-03	0.309	0.75714
RLDE\$HSBCVol	-2.001e-09	2.287e-09	-0.875	0.38196
RLDE\$HSBCVolP1	2.068e-09	2.427e-09	0.852	0.39448
RLDE\$HSBCVolP2	-2.796e-09	2.246e-09	-1.245	0.21372
RLDE\$IBEXClose	2.495e-04	2.873e-05	8.685	< 2e-16 ***
RLDE\$IBEXCloseP1	-1.863e-04	3.721e-05	-5.008	7.31e-07 ***
RLDE\$IBEXCloseP2	-5.764e-05	2.960e-05	-1.947	0.05198 .
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.04689 on 583 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.9982, Adjusted R-squared: 0.9981				
F-statistic: 1.575e+04 on 20 and 583 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabla 29. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Simulación

Como se han obtenido variables del estudio de regresión lineal con significancia Pr menor que 0,05 se eliminan debido a su falta de significancia.

Se vuelve a realizar el estudio de regresión lineal solamente con las variables que han mostrado significancia en el caso anterior.

```
rlineal <- lm(RLDE$SANClose ~ RLDE$SANCloseP1 + RLDE$BBVAClose + RLDE$
BBVACloseP1 + RLDE$HSBCClose + RLDE$HSBCCloseP1 + RLDE$IBEXClose + RL
DE$IBEXCloseP1 ,data = RLDE)
```

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.195001	-0.028644	-0.000963	0.026803	0.264133

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.06652014	0.04348460	-1.530	0.127
RLDE\$SANCloseP1	0.97439087	0.00965951	100.874	< 0.0000000000000002 ***
RLDE\$BBVAClose	0.50275178	0.02238195	22.462	< 0.0000000000000002 ***
RLDE\$BBVACloseP1	-0.48741253	0.02297667	-21.213	< 0.0000000000000002 ***
RLDE\$HSBCClose	0.02092203	0.00471263	4.440	0.000010742204461235 ***
RLDE\$HSBCCloseP1	-0.02023908	0.00471910	-4.289	0.000020958269389925 ***
RLDE\$IBEXClose	0.00023116	0.00002666	8.670	< 0.0000000000000002 ***
RLDE\$IBEXCloseP1	-0.00022393	0.00002669	-8.390	0.000000000000000354 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.04685 on 596 degrees of freedom				

Multiple R-squared: 0.9981, Adjusted R-squared: 0.9981
--

Tabla 30. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada Simulación

Ahora disponemos de todas las variables con alto valor de significancia, información sobre los residuos, los valores del vector b y datos de ajuste de las variables al modelo correctos, como para continuar con nuestro ejemplo práctico.

$$Y = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_n * X_n$$

```
CierreSANPred = -0.06652014 + RLDE$SANCloseP1 * 0.97439087 +  
RLDE$BBVAClose * 0.50275178 + RLDE$BBVACloseP1 * -0.48741253 +  
RLDE$HSBCClose * 0.02092203 + RLDE$HSBCCloseP1 * -0.02023908 +  
RLDE$IBEXClose * 0.00023116 + RLDE$IBEXCloseP1 * -0.00022393
```

Mediante esta fórmula tenemos la línea de regresión que marca la distribución de los datos de CierreSan teniendo en cuenta la significancia sobre si las otras variables durante este periodo de entrenamiento.

Ahora llega la hora de hacer las predicciones sobre el periodo de prueba del modelo 01/06/2018 – 30/11/2018. Para ello suponemos que los datos van a seguir la misma distribución que durante los dos años y medio del periodo de prueba por lo que se les aplica la misma fórmula.

Se utilizara para la predicción la tabla de datos llamada RLDP (Regresión Lineal Datos de Prueba) con la misma estructura de campos que RLDE pero con el siguiente periodo temporal (01/06/2018 – 30/11/2018).

Como se habrá podido observar, el planteamiento de predicción a través del estudio de los datos de entrenamiento ofrece unos datos de adecuación positivos, pero técnicamente **no es posible realizarlo con estos datos**. La razón reside en que se está prediciendo precios de las acciones del banco Santander para la fecha f, pero como variables que influyen en el estudio, se están escogiendo precios de acciones del BBVA, HSBC e IBEX de la fecha f y f-1. Es ilógico intentar predecir los precios del accionariado del Banco Santander del día de hoy ya sabiendo los precios de cierre del BBVA, HSBC e IBEX de del mismo día.

Para solventar dicho problema, se aplica el mismo algoritmo diseñado en los datos de un día anterior.

Más que un problema, esta casuística supone el descubrimiento del algoritmo que se estaba buscando para realizar una predicción de valores válida, como veremos a continuación en los siguientes estudios.

Sustituimos:

- RLDP\$BBVAClose por RLDP\$BBVACloseP1
- RLDP\$BBVACloseP1 por RLDP\$BBVACloseP2
- RLDP\$HSBCClose por RLDP\$HSBCCloseP1

- RLDP\$HSBCCloseP1 por RLDP\$HSBCCloseP2
- RLDP\$IBEXClose por RLDP\$IBEXCloseP1
- RLDP\$IBEXCloseP1 por RLDP\$IBEXCloseP2

A partir de aquí, con las premisas de los datos aceptadas, se pueden tomar dos caminos distintos.

- Opción A → Existe la posibilidad de ejecutar el algoritmo utilizando datos predichos como parte del mismo. En este caso se sustituye el cierre predicho del día anterior como sustitución al SANCcloseP1.

$$\begin{aligned} \text{CierresANPred} = & -0.06652014 + \text{CierresANPredP1} * 0.97439087 + \\ & \text{RLDEP\$BBVACloseP1} * 0.50275178 + \text{RLDP\$BBVACloseP2} * -0.48741253 \\ & + \text{RLDP\$HSBCCloseP1} * 0.02092203 + \text{RLDP\$HSBCCloseP2} * -0.02023908 \\ & + \text{RLDP\$IBEXCloseP1} * 0.00023116 + \text{RLDP\$IBEXCloseP2} * -0.00022393 \end{aligned}$$

- Opción B → Por otro lado, al utilizar sólo valores del pasado para predecir datos futuros, es posible utilizar el propio valor SANCcloseP1 como nos indica el algoritmo original.

$$\begin{aligned} \text{CierresANPred} = & -0.06652014 + \text{RLDP\$SANCcloseP1} * 0.97439087 + \\ & \text{RLDP\$BBVACloseP1} * 0.50275178 + \text{RLDP\$BBVACloseP2} * -0.48741253 + \\ & \text{RLDP\$HSBCCloseP1} * 0.02092203 + \text{RLDP\$HSBCCloseP2} * -0.02023908 + \\ & \text{RLDP\$IBEXCloseP1} * 0.00023116 + \text{RLDP\$IBEXCloseP2} * -0.00022393 \end{aligned}$$

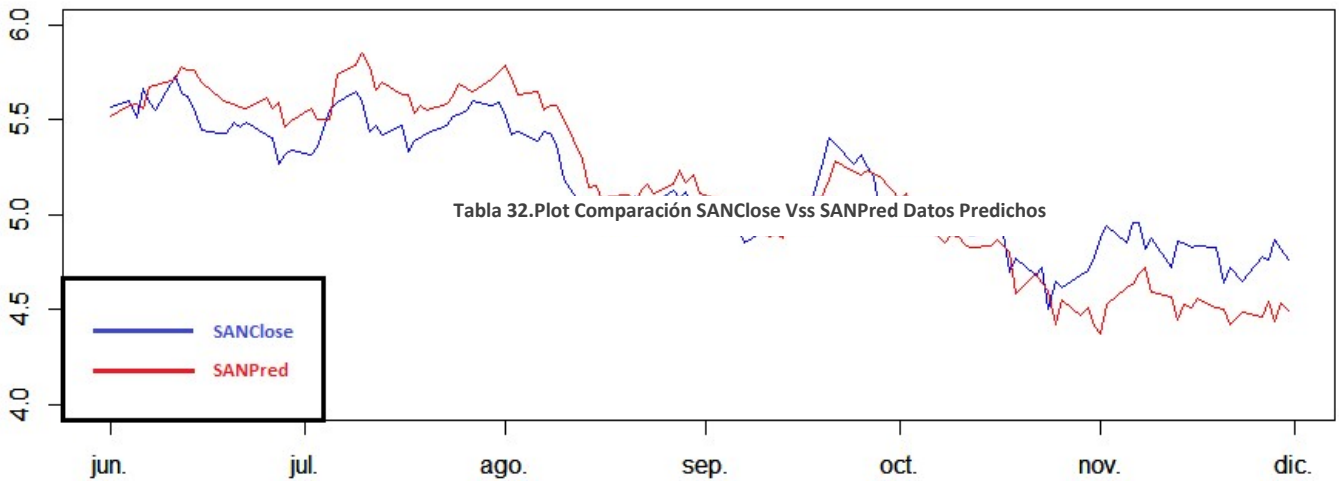
6.2.1 Regresión lineal con datos predichos

Aplicando el algoritmo del modelo sobre los datos de Prueba obtenemos las predicciones sobre el precio de las acciones del Banco Santander.

	Fecha	SANCclose	SANPred
1	2018-06-01	5.57	5.517678
2	2018-06-04	5.60	5.573879
3	2018-06-05	5.51	5.587620
4	2018-06-06	5.67	5.560173
5	2018-06-07	5.59	5.672787
6	2018-06-08	5.55	5.686990

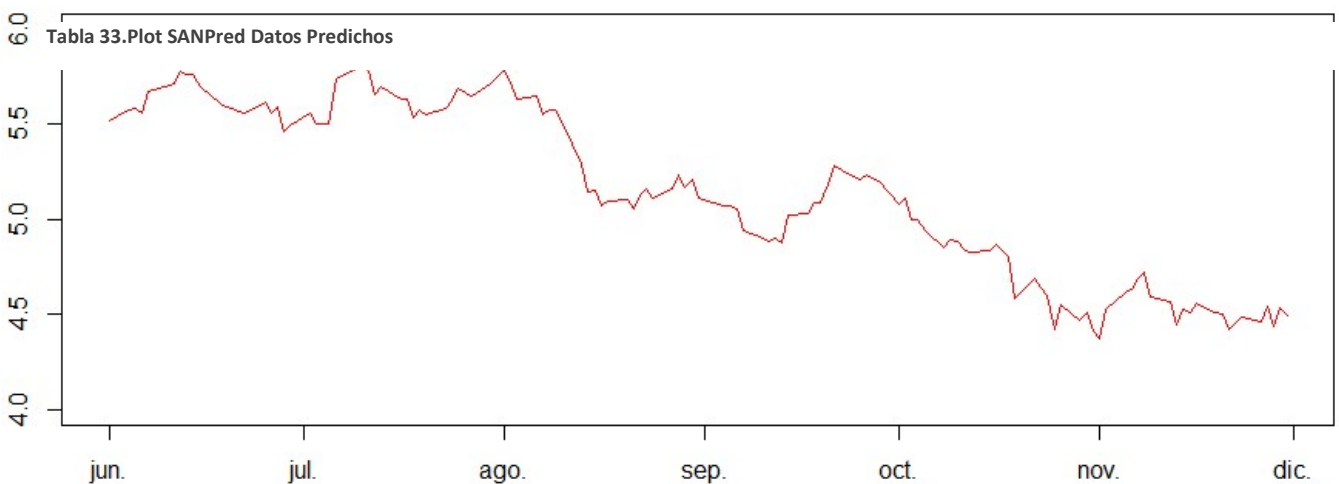
Tabla 31. Muestra Datos Regresión Lineal Datos Predichos

Gráficamente vemos la adecuación de las predicciones SANPred con respecto a los datos reales de los precios de SANCclose. Pese a no aproximarse a la línea real de precios de cierre de las acciones del Banco Santander, este estudio nos permite identificar los puntos de compra/venta que utilizaremos en las inversiones, viendo claramente que, ambas líneas coinciden durante el estudio del periodo de prueba en las tendencias. Ambas coinciden en las mismas fechas aproximadamente en puntos mínimos y máximos de valores.



Para realizar la inversión monetaria, nos olvidaremos momentáneamente de los datos reales y nos guiaremos por las impresiones que nos ofrezca la gráfica de predicciones.

SANPred



Procederemos a realizar inversiones en distintas etapas durante el periodo de Prueba, comprando acciones a precio bajo para luego venderlas cuando los precios aumenten. Puede parecer sencillo, pero al saber la evolución de los precios no hay que realizar mayor esfuerzo que comprar barato para posteriormente vender caro y obtener beneficio.

Identificaremos los momentos de compra y venta de manera intuitiva según la evolución de SANPred a lo largo de la línea temporal. La evaluación de los puntos de inversión

Compra/Venta se realiza sobre la gráfica de SANPred, pero los valores monetarios se seleccionan de los datos de SANClose para hacer inversiones reales.

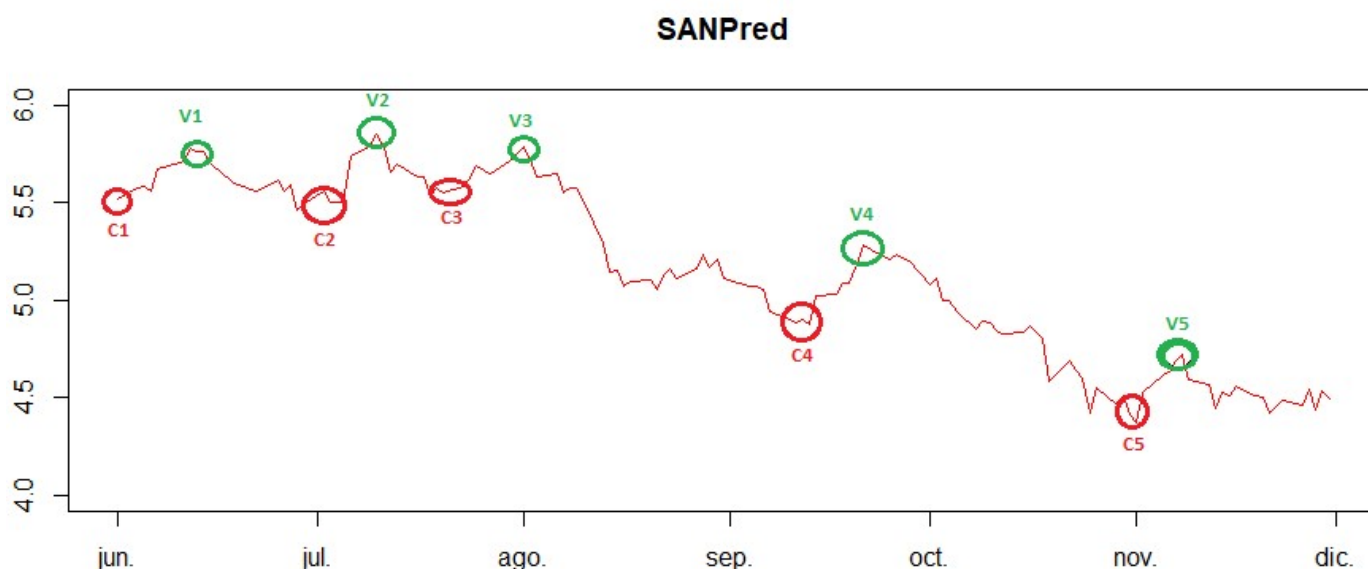


Tabla 34. Plot SANPred Con Puntos Temporales de inversion Datos Predichos

Se procederá a realizar ventas en los puntos temporales V[1-5] para obtener beneficio de las compras realizadas en los puntos temporales C[1-5].

Simulación de inversiones

Para ello, simularemos una serie de inversiones de compra/venta de acciones con una inversión inicial ficticia de 1000€. Cada Compra/Venta de acciones será de un total de 10 unidades.

Estado inicial del ejercicio:

Fecha	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	1000	0	1000

Tabla 35. Momento Inicial Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento C1 Compra de 30 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	5,57	5,517678216	C	944,3	10	1000
04/06/2018	5,6	5,573879343	C	888,3	20	1000,3
05/06/2018	5,51	5,587620199	C	833,2	30	998,5

Tabla 36. Momento C1 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento V1 Venta de 30 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
-------	----------	---------	-------	---------	---------	---------

11/06/2018	5,73	5,712096069	V	890,5	20	1005,1
12/06/2018	5,64	5,783180015	V	946,9	10	1003,3
13/06/2018	5,63	5,765673656	V	1003,2	0	1003,2

Tabla 37.Momento V1 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento C2 Compra de 30 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
28/06/2018	5,32	5,467141127	C	950	10	1003,2
29/06/2018	5,34	5,496909921	C	896,6	20	1003,4
02/07/2018	5,32	5,558643494		896,6	20	1003
03/07/2018	5,36	5,506103314	C	843	30	1003,8
05/07/2018	5,55	5,507043785	C	787,5	40	1009,5

Tabla 38.Momento C2 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento V2 Venta de 30 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
06/07/2018	5,59	5,741091055	V	843,4	30	1011,1
09/07/2018	5,65	5,784977245	V	899,9	20	1012,9
10/07/2018	5,6	5,851144644	V	955,9	10	1011,9
11/07/2018	5,44	5,784240947	V	1010,3	0	1010,3

Tabla 39.Momento V2 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento C3 Compra 60 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
18/07/2018	5,39	5,535083343	C	956,4	10	1010,3
19/07/2018	5,41	5,576274545	C	902,3	20	1010,5
20/07/2018	5,43	5,551199183	C	848	30	1010,9
23/07/2018	5,47	5,586515137	C	793,3	40	1012,1

Tabla 40.Momento C3 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento V3 Venta de 60 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
30/07/2018	5,58	5,718484907	V	849,1	30	1016,5
31/07/2018	5,59	5,757015524	V	905	20	1016,8
01/08/2018	5,52	5,787557941	V	960,2	10	1015,4
02/08/2018	5,42	5,722858349	V	1014,4	0	1014,4

Tabla 41.Momento V3 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento C4 Compra de 40 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
07/09/2018	4,85	4,943284221	C	965,9	10	1014,4
10/09/2018	4,92	4,901884442	C	916,7	20	1015,1
11/09/2018	4,93	4,886999042	C	867,4	30	1015,3

12/09/2018	4,91	4,897781264	C	818,3	40	1014,7
13/09/2018	4,99	4,874271157	C	768,4	50	1017,9

Tabla 42.Momento C4 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento V4 Venta de 40 Acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
21/09/2018	5,37	5,283950736	V	822,1	40	1036,9
24/09/2018	5,27	5,229217279	V	874,8	30	1032,9
25/09/2018	5,32	5,211413873	V	928	20	1034,4
26/09/2018	5,25	5,234166772	V	980,5	10	1033
27/09/2018	5,2	5,215370389	V	1032,5	0	1032,5

Tabla 43.Momento V4 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento C5 Compra de 50 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
29/10/2018	4,68	4,473970883	C	985,7	10	1032,5
30/10/2018	4,71	4,509500639	C	938,6	20	1032,8
31/10/2018	4,78	4,417070177	C	890,8	30	1034,2
01/11/2018	4,88	4,37189451	C	842	40	1037,2

Tabla 44.Momento C5 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Momento V5 venta de 50 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
05/11/2018	4,85	4,619480051	V	890,5	30	1036
06/11/2018	4,96	4,631565405	V	940,1	20	1039,3
07/11/2018	4,96	4,690382714	V	989,7	10	1039,3
08/11/2018	4,82	4,724902264	V	1037,9	0	1037,9

Tabla 45.Momento V5 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Estado Final del Ejercicio

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
30/11/2018	4,76	4,492947701		1037,9	0	1037,9

Tabla 46.Momento Final Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander

Análisis de resultados

**Nota: Se han incluido en el "ANEXO Cartera RL Datos Predichos" los datos de la cartera del Periodo de Prueba

Durante el periodo de prueba, desde el 01/06/2018 al 30/11/2018 el precio de las acciones del Banco Santander (SAN) han decrecido desde 5,47 € hasta 4,76€ que supone una pérdida acumulada del valor de los activos de:

$$(4,76/5,47) - 1 = -12,98\%$$

Según nuestras predicciones el precio de las acciones del Banco Santander (SAN) han decrecido desde 5,517678216 € hasta 4,492947701€ lo que supone una pérdida acumulada del valor de los activos de:

$$(4,51248762 / 5,51767822) - 1 = -18,22\%$$

Aún con todo, gracias al estudio de los datos durante el periodo de entrenamiento y de la aplicación del algoritmo generado por el modelo sobre los datos de Prueba obtenemos:

Fecha	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	1000	0	1000
30/11/2018	1037,9	0	1037,9

Tabla 47.Comparación Momento Inicial Vss Final Regresion Lineal Datos Predichos Banco Santander

Comparando las carteras en ambos estados del ejercicio→

$$(1037,9 / 1000) - 1 = 3,79 \% \text{ de rentabilidad}$$

Gracias a la información ofrecida por la regresión lineal hemos conseguido, no sólo mitigar el 12,98% de pérdidas de la compañía en nuestra cartera, si no conseguir un beneficio del 3,79%, lo que hace un **acumulado de 16,77%**

6.2.2 Regresión lineal con datos reales

Aplicando el algoritmo del modelo sobre los datos de Prueba obtenemos las predicciones sobre el precio de las acciones del Banco Santander.

	Fecha	SANClose	SANPred
1	2018-06-01	5.57	5.517678
2	2018-06-04	5.60	5.624861
3	2018-06-05	5.51	5.613072
4	2018-06-06	5.67	5.484541
5	2018-06-07	5.59	5.779802
6	2018-06-08	5.55	5.606322

Tabla 48.Muestra Datos Regresión Lineal Datos Reales

Gráficamente vemos la adecuación de las predicciones SANPred con respecto a los datos reales de los precios de SANClose. Se observa que las dos distribuciones de datos se van solapando a lo largo del periodo que abarca los datos de prueba, aunque la gráfica de los valores de SANPred sufre alteraciones violentas,produciendo picos en la gráfica, dificultando la identificación de semejanzas en las tendencias a simple vista. Aun así mejora la coincidencia con respecto a puntos mínimos y máximos de valores de acciones en ciertos periodos.

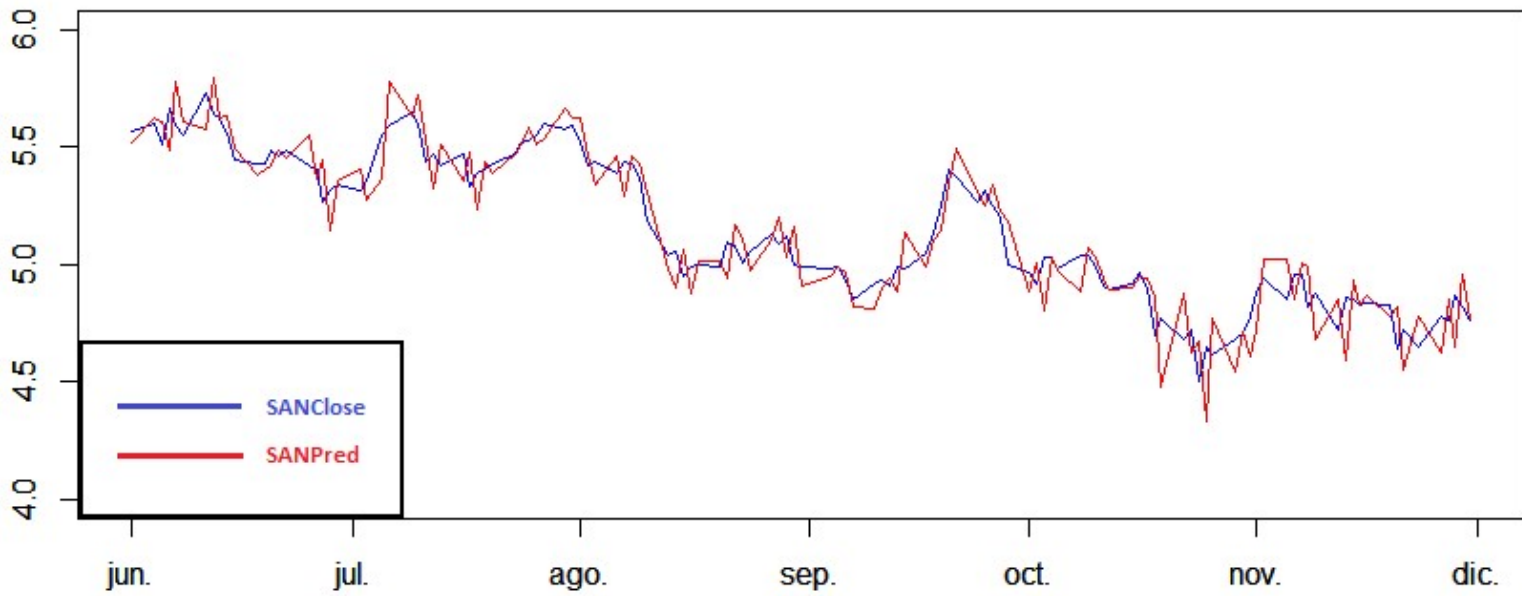


Tabla 49. Muestra Datos Regresión Lineal Datos Reales

Para realizar la inversión monetaria, nos olvidaremos momentáneamente de los datos reales y nos guiaremos por los datos que nos ofrezca la gráfica de predicciones.

SANPred

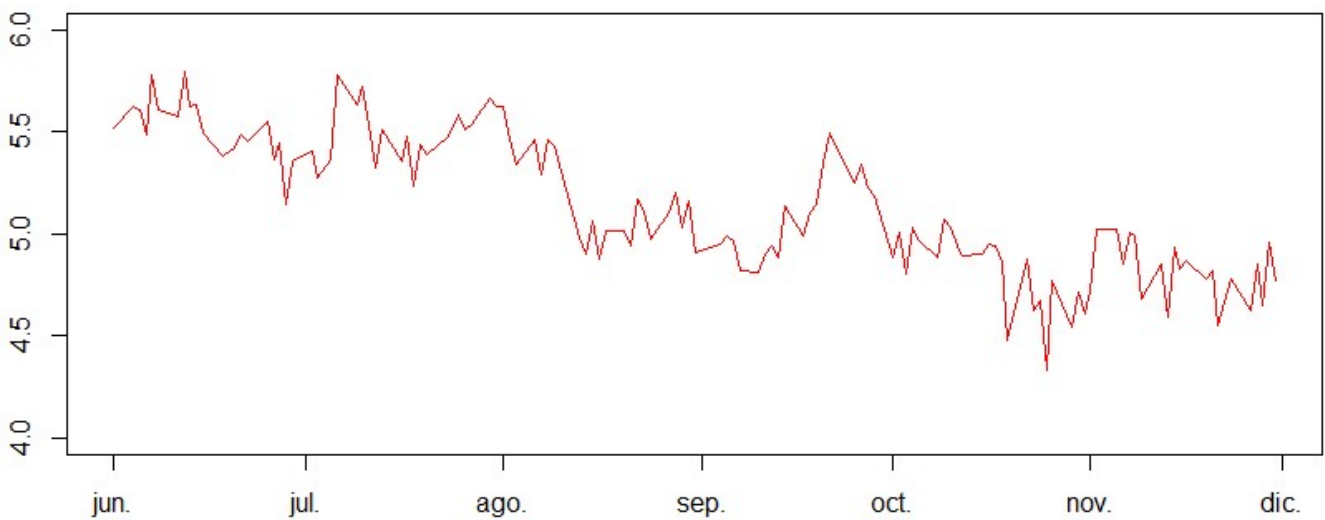


Tabla 50. Plot SANPred Datos Reales

Procederemos a realizar inversiones en distintas etapas durante el periodo de Prueba, comprando acciones a precio bajo para luego venderlas cuando los precios aumenten.

Puede parecer sencillo, pero al saber la evolución de los precios no hay que realizar mayor esfuerzo que comprar barato para posteriormente vender caro y obtener beneficio.

Identificaremos los momentos de compra y venta de manera intuitiva según la evolución de SANPred a lo largo de la línea temporal. La evaluación de los puntos de inversión Compra/Venta se realiza sobre la gráfica de SANPred, pero los valores monetarios se seleccionan de los datos de SANClose para hacer inversiones reales.

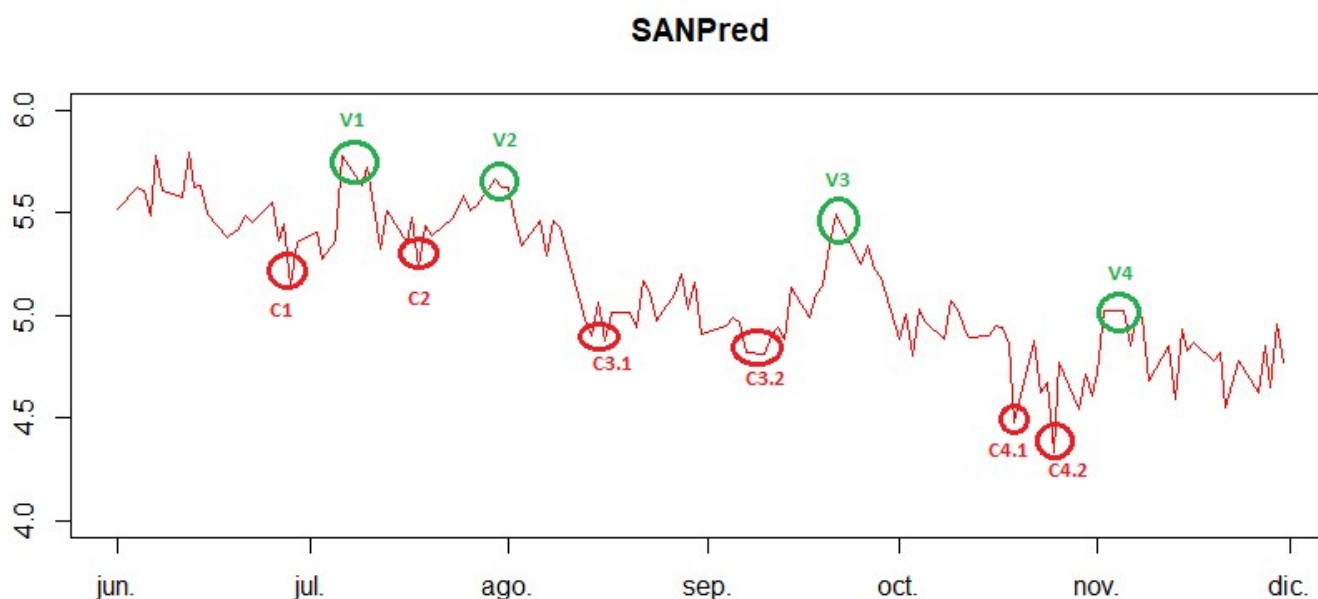


Tabla 51. Plot SANPred Con Puntos Temporales de inversion Datos Reales

Se procederá a realizar ventas en los puntos temporales V[1-4] para obtener beneficio de las compras realizadas en los puntos temporales C[1-4].

Simulación de inversiones

Para ello, simularemos una serie de inversiones de compra/venta de acciones con una inversión inicial ficticia de 1000€. Cada Compra/Venta de acciones será de un total de 10 unidades.

Estado inicial del ejercicio:

Fecha	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	1000	0	1000

Tabla 52. Momento Inicial Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C1 compra de 40 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
26/06/2018	5,41	5,364247428	10	C	945,9	10	1000
28/06/2018	5,32	5,149192782	10	C	892,7	20	999,1

29/06/2018	5,34	5,353536951	10	C	839,3	30	999,5
03/07/2018	5,36	5,273571272	10	C	785,7	40	1000,1

Tabla 53.Momento C1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento V1 venta de 40 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
06/07/2018	5,59	5,782947199	10	V	841,6	30	1009,3
09/07/2018	5,65	5,6377555	10	V	898,1	20	1011,1
10/07/2018	5,6	5,719624048	10	V	954,1	10	1010,1
11/07/2018	5,44	5,5395279	10	V	1008,5	0	1008,5

Tabla 54.Momento V1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C2 compra de 30 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
12/07/2018	5,47	5,324425023	10	C	953,8	10	1008,5
16/07/2018	5,47	5,359230037	10	C	899,1	20	1008,5
18/07/2018	5,39	5,235621324	10	C	845,2	30	1006,9

Tabla 55.Momento C2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento V2 venta de 30 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
30/07/2018	5,58	5,669203387	10	V	901	20	1012,6
31/07/2018	5,59	5,622077095	10	V	956,9	10	1012,8
01/08/2018	5,52	5,624819539	10	V	1012,1	0	1012,1

Tabla 56.Momento V2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C3.1 compra de 20 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
14/08/2018	5,06	4,901449083	10	C	961,5	10	1012,1
16/08/2018	4,99	4,873041158	10	C	911,6	20	1011,4

Tabla 57.Momento C3.1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C3.2 compra de 40 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
07/09/2018	4,85	4,822632723	10	C	863,1	30	1008,6
10/09/2018	4,92	4,810989148	10	C	813,9	40	1010,7

11/09/2018	4,93	4,904650677	10	C	764,6	50	1011,1
12/09/2018	4,91	4,939681005	10	C	715,5	60	1010,1

Tabla 58.Momento C3.2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento V3 venta de 60 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
20/09/2018	5,41	5,345775234	20	V	823,7	40	1040,1
21/09/2018	5,37	5,499632086	20	V	931,1	20	1038,5
24/09/2018	5,27	5,313062896	20	V	1036,5	0	1036,5

Tabla 59.Momento V3 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C4.1 compra de 10 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
19/10/2018	4,77	4,477219961	10	C	988,8	10	1036,5

Tabla 60.Momento C4.1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento C4.2 compra de 20 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
25/10/2018	4,65	4,329467672	10	C	942,3	20	1035,3
29/10/2018	4,68	4,54015819	10	C	895,5	30	1035,9

Tabla 61.Momento C4.2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Momento V4 venta de 30 acciones

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
02/11/2018	4,94	5,021156043	10	V	944,9	20	1043,7
05/11/2018	4,85	5,022816784	10	V	993,4	10	1041,9
07/11/2018	4,96	5,010406384	10	V	1043	0	1043

Tabla 62.Momento V4 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Estado Final del Ejercicio

Fecha	Cartera	Nº Acc.	V.Total
30/11/2018	1043	0	1043

Tabla 63.Momento Final Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander

Análisis de resultados

**Nota: Se han incluido en el "ANEXO Cartera RL Datos Reales" los datos de la cartera del Periodo de Prueba

Durante el periodo de prueba, desde el 01/06/2018 al 30/11/2018 el precio de las acciones del Banco Santander (SAN) han decrecido desde 5,47 € hasta 4,76€ que supone una pérdida acumulada del valor de los activos de:

$$(4,76/5,47) - 1 = -12,98\%$$

Según nuestras predicciones el precio de las acciones del Banco Santander (SAN) han decrecido desde 5,517678216 € hasta 4,768429872 € lo que supone una pérdida acumulada del valor de los activos de:

$$(4,768429872 / 5,517678216) - 1 = -13,58\%$$

Aún con todo, gracias al estudio de los datos durante el periodo de entrenamiento y de la aplicación del algoritmo generado por el modelo sobre los datos de Prueba obtenemos →

Fecha	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	1000	0	1000
30/11/2018	1043	0	1043

Tabla 64.Comparación Momento Inicial Vss Final Regresion Lineal Datos Reales Banco Santander

Comparando las carteras en ambos estados del ejercicio→

$$(1043/ 1000) - 1 = 4,3 \% \text{ de rentabilidad}$$

Gracias a la información ofrecida por la regresión lineal hemos conseguido, no sólo mitigar el 12,98% de pérdidas de la compañía en nuestra cartera, si no conseguir un beneficio del 4,3%, lo que hace un **acumulado de 17,28%**

6.3 Conclusiones de la Predicción

Los datos ofrecidos en el estudio del IVN del Banco Santander, corroboran la validez de la técnica con un rendimiento positivo acumulado de **16,36%**.

Como se ha observado en los estudios de predicción de datos mediante regresión lineal, se ha podido conseguir un porcentaje positivo significativo del **16,77%** con la técnica de Datos Predichos y un **17,28%** con la técnica de los Datos Reales.

Dichos valores, no deben interpretarse cuantitativamente ya que el porcentaje puede variar dependiendo de la estrategia de inversión. En nuestro caso se ha estado haciendo compras/ventas simbólicas de acciones de 10 unidades ya que lo que se pretendía era la identificación de los momentos de inversión que arroja el estudio. Al igual que no se ha tenido en cuenta los gastos de gestión por cada movimiento bursátil generado.

Durante el Periodo de Prueba comprendido entre el 1/06/2018 al 31/11/2018 las acciones del Banco Santander han experimentado una disminución de valor de un **12,98%**. Con la ejecución de los estudios realizados, no solo se ha conseguido mitigar esa caída en nuestra cartera ficticia, sino que se ha obtenido rentabilidad económica y más importante aún el conocimiento para obtenerla.

7. Conclusiones

Dentro de la motivación y de los objetivos e hipótesis planteadas, se ha conseguido lograr el desarrollo de una investigación que satisface las necesidades de este TFG. La guía de carácter didáctico generada a lo largo del documento, satisface y completa el recorrido general del proyecto desarrollado.

El tratamiento de los datos por parte de la herramienta RStudio y sus funcionalidades, facilitan el estudio estadístico de las distintas fuentes de datos para la obtención de conclusiones que aportan significancia al TFG. El software utilizado hace muy cómoda la interacción y tratamiento con los datos involucrados pese a su gran volumen, tarea que no sería posible sin la ayuda de su capacidad.

A nivel de objetivos, ha resultado altamente satisfactorio observar cómo, mediante el estudio realizado en los datos, el sistema generado es capaz de satisfacer las hipótesis expuestas. Pueden existir otras muchas e igual de válidas alternativas para llevar a cabo predicciones de datos en el mundo bursátil, pero la expuesta en este proyecto completa un recorrido con un fin altamente satisfactorio.

Profesionalmente, el inicio de un proyecto de investigación sobre un área sobre el que no había tenido relación, me ha supuesto un gran reto, puesto que no se ciñe al entorno en el que he estado trabajando durante los tres últimos años. Se aleja mucho del desempeño que un desarrollador de software pueda estar acostumbrado, pero aun así el grado de interés por los objetivos ha sido alto y me ha aportado conocimientos sobre campos de la predicción de datos que sin duda me servirán en mi futura vida laboral.

A nivel personal, el cambio de campo de actividad antes reflejado, me ha suscitado un gran interés desde el principio. El conocimiento de las características del entorno bursátil para poder llegar a predecir valores futuros de acciones es un asunto que siempre causa curiosidad.

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Estimación Temporal	16
Tabla 2. Presupuesto Hardware	17
Tabla 3. Presupuesto Servicios	17
Tabla 4. Presupuesto Nóminas	17
Tabla 5. Presupuesto Desglose	17
Tabla 6. Datos Entradas datos20	20
Tabla 7. Efecto Brexit Empresas datos20	21
Tabla 8. Descripción Tipo Datos Tabla ibexml	22
Tabla 9. mediaCierre y mediaVol en tabla ibexml por Empresa	23
Tabla 10. Muestra datos importados xts	23
Tabla 11. Características de Tendencias Respecto a Precios/Volumen/Mercado	34
Tabla 12. Muestra Datos IVN	35
Tabla 13. Datos ACS ibexml Inicial	38
Tabla 14. Información Regresión Lineal Markov	46
Tabla 15. Muestra Datos Entrenamiento Regresión Lineal	47
Tabla 16. Muestra Datos Entrenamiento Regresión Lineal	48
Tabla 17. Información Regresión Lineal Multi-Empresa	48
Tabla 18. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada(1)	49
Tabla 19. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada(2)	50
Tabla 20. Momento Inicial Inversión IVN Banco Santander	57
Tabla 21. Inversiones momento B IVN Banco Santander	57
Tabla 22. Inversiones momento C IVN Banco Santander	57
Tabla 23. Inversiones momento D IVN Banco Santander	58
Tabla 24. Inversiones momento F IVN Banco Santander	58
Tabla 25. Inversiones momento G IVN Banco Santander	58
Tabla 26. Inversiones momento H IVN Banco Santander	59
Tabla 27. Momento Final Inversión IVN Banco Santander	59
Tabla 28. Comparación Momento Inicial Vss Final IVN Banco Santander	59
Tabla 29. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Simulación	61
Tabla 30. Información Regresión Lineal Multi-Empresa Depurada Simulación	62
Tabla 31. Muestra Datos Regresión Lineal Datos Predichos	63
Tabla 32. Plot Comparación SANClose Vss SANPred Datos Predichos	64
Tabla 33. Plot SANPred Datos Predichos	64
Tabla 34. Plot SANPred Con Puntos Temporales de inversión Datos Predichos	65
Tabla 35. Momento Inicial Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	65
Tabla 36. Momento C1 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	65
Tabla 37. Momento V1 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	66
Tabla 38. Momento C2 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	66
Tabla 39. Momento V2 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	66
Tabla 40. Momento C3 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	66
Tabla 41. Momento V3 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	66
Tabla 42. Momento C4 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	67
Tabla 43. Momento V4 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	67
Tabla 44. Momento C5 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	67
Tabla 45. Momento V5 Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	67
Tabla 46. Momento Final Inversión Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	67
Tabla 47. Comparación Momento Inicial Vss Final Regresión Lineal Datos Predichos Banco Santander	68
Tabla 48. Muestra Datos Regresión Lineal Datos Reales	68

<i>Tabla 49.Muestra Datos Regresión Lineal Datos Reales</i>	69
<i>Tabla 50.Plot SANPred Datos Reales</i>	69
<i>Tabla 51.Plot SANPred Con Puntos Temporales de inversion Datos Reales</i>	70
<i>Tabla 52.Momento Inicial Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	70
<i>Tabla 53.Momento C1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	71
<i>Tabla 54.Momento V1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	71
<i>Tabla 55.Momento C2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	71
<i>Tabla 56.Momento V2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	71
<i>Tabla 57.Momento C3.1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	71
<i>Tabla 58.Momento C3.2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 59.Momento V3 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 60.Momento C4.1 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 61.Momento C4.2 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 62.Momento V4 Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 63.Momento Final Inversión Regresión Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	72
<i>Tabla 64.Comparación Momento Inicial Vss Final Regresion Lineal Datos Reales Banco Santander</i>	73

INDICE DE FIGURAS

<i>Ilustración 1. Proceso KKD</i>	11
<i>Ilustración 2. Interfaz de Usuario de RStudio General</i>	12
<i>Ilustración 3. Interfaz de Usuario de RStudio Ficheros y Tablas</i>	13
<i>Ilustración 4. Interfaz de Usuario de RStudio Environment / History</i>	13
<i>Ilustración 5. Interfaz de Usuario de RStudio Consola</i>	14
<i>Ilustración 6. Interfaz de Usuario de RStudio Gráficos</i>	14
<i>Ilustración 7. Descripción Tipo Datos Tabla datos20</i>	20
<i>Ilustración 8. Descripción Tipo Datos Tabla datos20Diario</i>	20
<i>Ilustración 9. Efecto Brexit BBVA</i>	21
<i>Ilustración 10. Descripción Tipo Datos Tabla ibexml</i>	22
<i>Ilustración 11. Formato datos xts</i>	23
<i>Ilustración 12. Cálculos Esperanza Matemática</i>	26
<i>Ilustración 13. Resultado Esperanza Matemática</i>	26
<i>Ilustración 14. Cálculos Esperanza Matemática datos Brexit</i>	27
<i>Ilustración 15. Resultado Esperanza Matemática Datos Brexit</i>	27
<i>Ilustración 16. Plot() Volatilidad Empresa 1</i>	28
<i>Ilustración 17. Plot() Volatilidad Empresa 2</i>	28
<i>Ilustración 18. Plot() Cierre ACS Estudios Precio</i>	29
<i>Ilustración 19. Oso Vss Toro Estudio Precio</i>	30
<i>Ilustración 20. Característica de Velas</i>	30
<i>Ilustración 21. Gráfica de velas con valor de las acciones de Apple y diagrama de barras de volumen</i>	31
<i>Ilustración 22. Plot ACS Tendencias</i>	32
<i>Ilustración 23. Diagrama de Barras Volumen ACS Estudio Precio Vss Volumen</i>	33
<i>Ilustración 24. Plot Cierre ACS Estudio Precio Vss Volumen</i>	33
<i>Ilustración 25. Estudio IVN Precio Vss Volumen IVN Tendencias Alcistas</i>	36
<i>Ilustración 26. Estudio IVN Precio Vss Volumen IVN Tendencias Bajistas</i>	37
<i>Ilustración 27. Generación tabla regresionLineal</i>	39
<i>Ilustración 28. Información de Regresión Lineal Mono-Empresa CierrePx [1-10]</i>	41
<i>Ilustración 29. Residuos</i>	41
<i>Ilustración 30. Diagrama de Dispersión CierreP1</i>	42
<i>Ilustración 31. Diagrama de Dispersión CierreP4</i>	42
<i>Ilustración 32. Distribución de Residuos Vss CierrePred</i>	44
<i>Ilustración 33. Normalidad de Residuos</i>	44
<i>Ilustración 34. Histograma Normalidad Residuos</i>	45
<i>Ilustración 35. Plot Enfrentado CierreACS Vss CierrePred Markov</i>	47
<i>Ilustración 36. Plot Adecuación Regresión Lineal Datos Entrenamiento</i>	51
<i>Ilustración 37. Plot Regresión Lineal Datos Predichos</i>	52
<i>Ilustración 38. Análisis de Tendencias</i>	52
<i>Ilustración 39. Plot Regresión Lineal Datos Reales</i>	53
<i>Ilustración 40. IVN Banco Santander. Análisis de Oportunidades de inversión</i>	55
<i>Ilustración 41. Evolución Precio Banco Santander IVN</i>	55
<i>Ilustración 42. Momentos Temporales Significativos IVN Banco Santander</i>	56

ANEXO – R & RSTUDIO. Guía de Instalación y Uso

En el presente apartado se va a explicar la instalación y varias operaciones básicas de R para su comprensión de manera fácil.

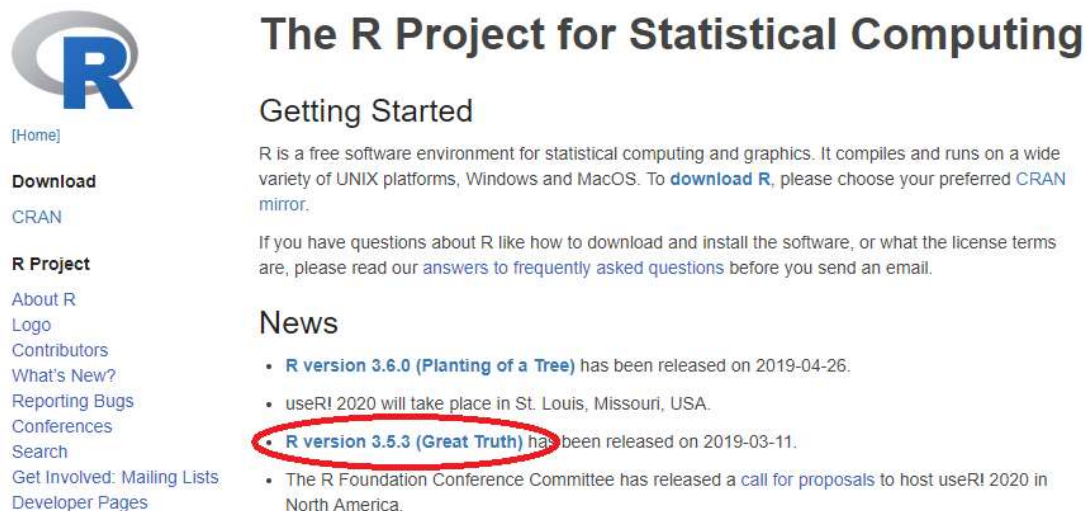
R es un proyecto de Software libre GNU dedicado al cálculo estadístico y a la generación de gráficas. Junto a sus librerías, el lenguaje y el entorno de desarrollo (RStudio) está diseñado para promover el aprendizaje inicial con mecanismos para programar ejercicios sencillos e, igualmente, aporta la ayuda para desarrollar aplicaciones más potentes.

Descarga e Instalación

Acudimos a la página oficial de R donde podremos encontrar tanto el compilador de R como la interfaz RStudio.

<https://www.r-project.org/> - Descarga de R

La versión utilizada en mi proyecto es la **R version 3.5.3 (Great Truth)** lanzada el 2019-03-11 , aunque existe otra versión publicada el 2019-04-26.



The screenshot shows the R Project website. On the left is a navigation menu with links like [Home], Download, CRAN, R Project, About R, Logo, Contributors, What's New?, Reporting Bugs, Conferences, Search, Get Involved: Mailing Lists, and Developer Pages. The main content area has the heading 'The R Project for Statistical Computing' and 'Getting Started'. Below that, it says 'R is a free software environment for statistical computing and graphics...' and provides instructions on how to download R. The 'News' section lists recent releases, with 'R version 3.5.3 (Great Truth)' circled in red, indicating it is the version used in the project.

<https://www.rstudio.com/products/rstudio/download/> - Descarga de Rstudio

RStudio es un entorno de desarrollo integrado (IDE) que dispone de herramientas que ayudan a la manipulación y transformación de nuestros datos mediante gráficas y funciones.

Existen versiones de pago a nivel comercial, pero para nuestro propósito, utilizaremos la gratuita que nos proporciona herramientas suficientes para manejar R.

Choose Your Version of RStudio

RStudio is a set of integrated tools designed to help you be more productive with R. It includes a console, syntax-highlighting editor that supports direct code execution, and a variety of robust tools for plotting, viewing history, debugging and managing your workspace. [Learn More](#) about RStudio features.

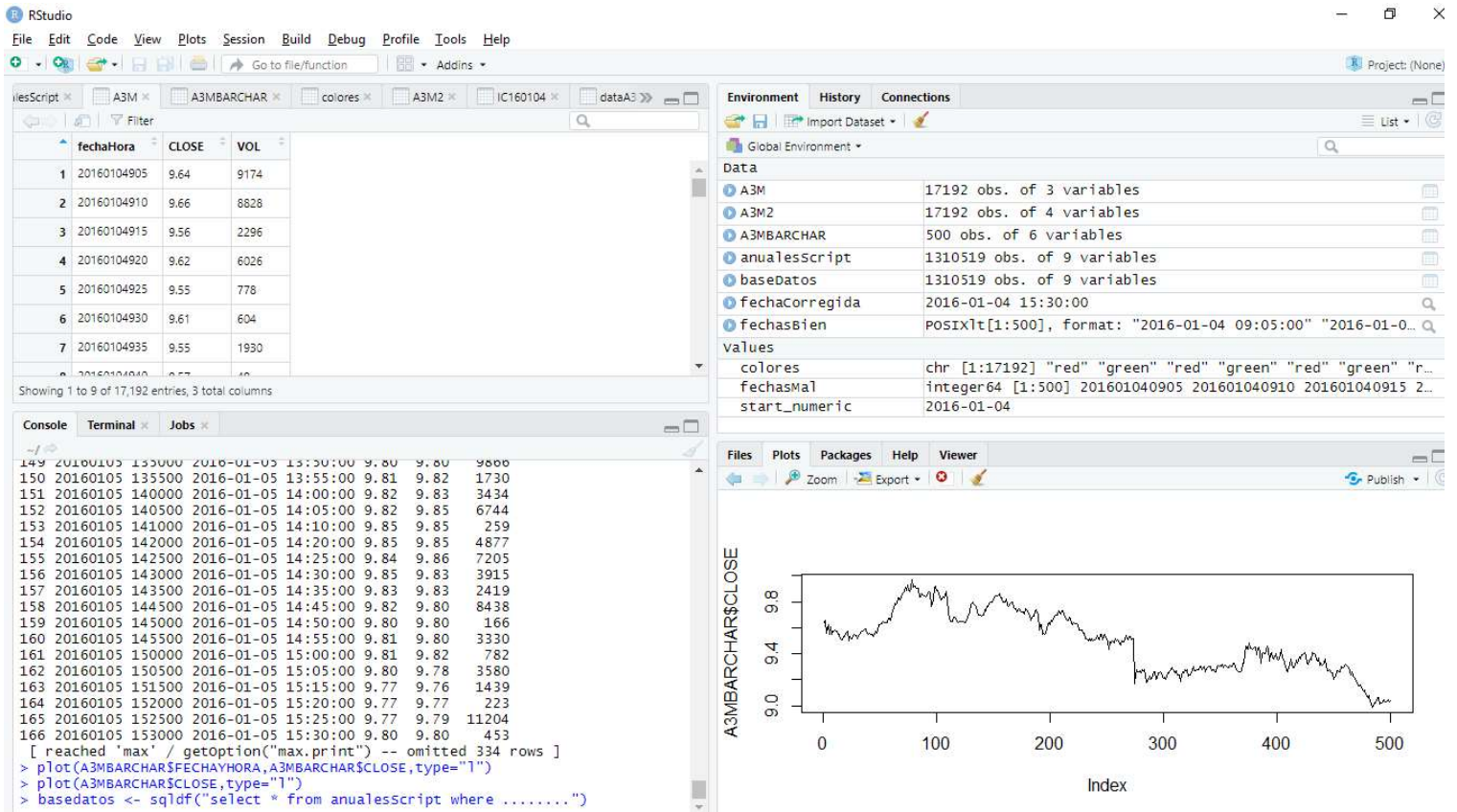


RStudio Desktop Open Source License	RStudio Desktop Commercial License	RStudio Server Open Source License	RStudio Server Pro Commercial License	RStudio Server Pro + RStudio Connect Commercial License
FREE	\$995 per year	FREE	\$9,995 per year	\$29,995 per year
DOWNLOAD Learn More	BUY Learn More	DOWNLOAD Learn More	DOWNLOAD Learn More	TALK Learn More
Integrated Tools for R				

Interfaz de Usuario – RStudio

Disponemos de cuatro apartados donde se mostraran los datos con los que trabajemos y las respuestas que generemos:

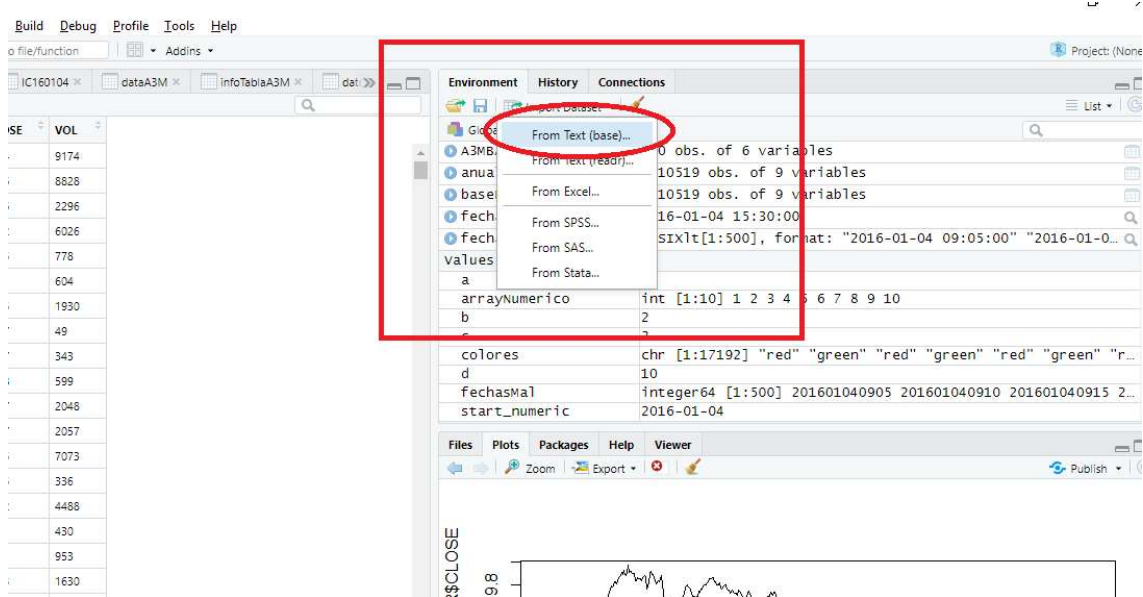
- **Ficheros Abiertos / Tablas Generadas** (Superior-Izquierda): Se presenta un listado de los datos utilizados y las tablas utilizadas.
- **Environment / History** (Superior-Derecha): Se presentan los datos importados para ser usados como BBDD y las variables (arrays de datos, constantes...)
- **Consola** (Inferior-Izquierda): Aquí introduciremos los comandos.
- **Gráficos/Paquetes** (Inferior-Derecha): Se mostraran los Gráficos generados a partir de los comandos en Consola. Dispone de la interfaz para importar distintos paquetes que permitirán el uso de distintas funciones gráficas añadidas.

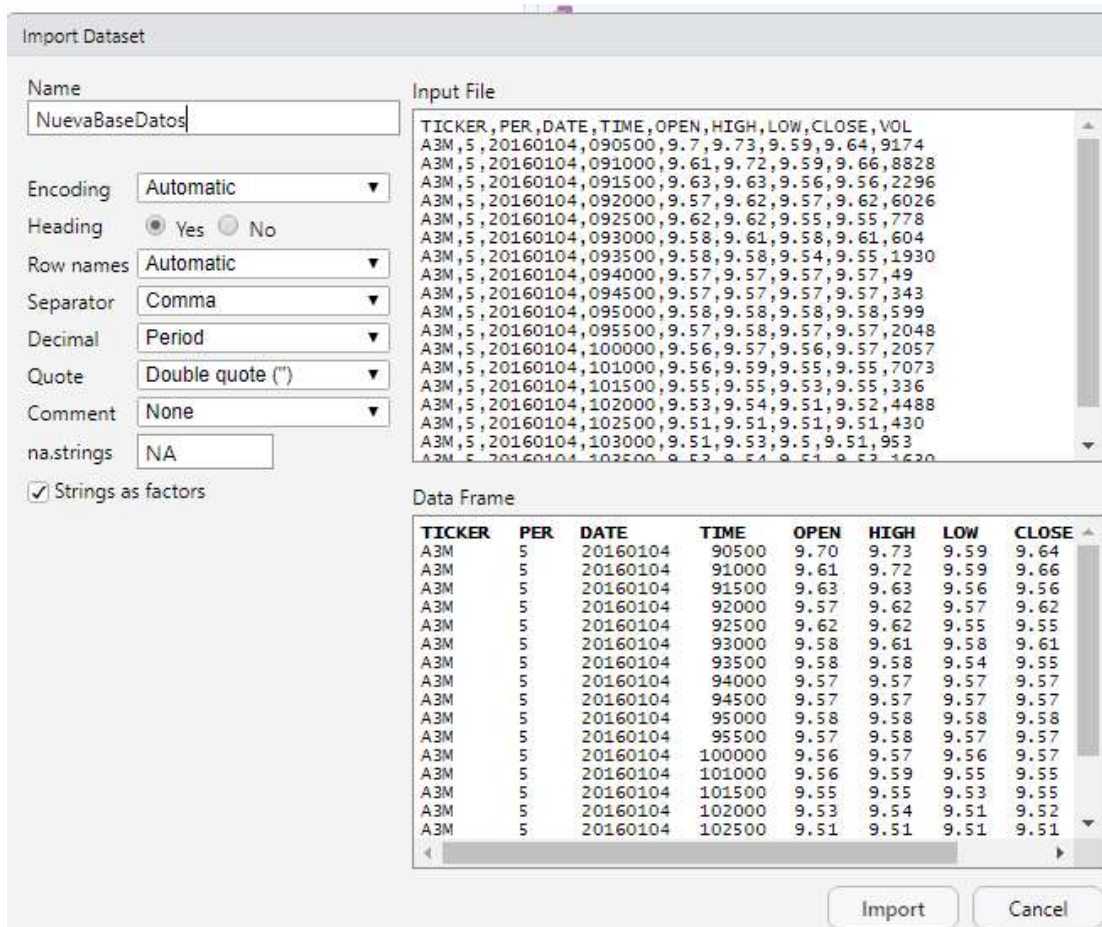


Comandos Básicos.

Importación de datos

Mediante la herramienta gráfica de RStudio, se puede importar una base de datos directamente desde un .txt, .csv, .xlsx, etc.





La funcionalidad ofrece distintas opciones para modelar los datos importados como el separador de decimales, el separador de campos, encabezados, codificación de texto...

Una vez importados los datos, se mostrará el nombre elegido de la BBDD en la parte superior derecha y la tabla en la parte superior izquierda.

De manera análoga, se puede importar los datos mediante la consola mediante el método `read.csv / read.table`

The screenshot shows the RStudio interface. The main window displays a data table with columns: TICKER, PER, DATE, TIME, OPEN, HIGH, LOW, CLOSE, and VOL. The Environment pane on the right lists several objects: `anualesscript` (1310519 obs. of 9 variables), `baseDatos` (1310519 obs. of 9 variables), `fechaCorregida` (2016-01-04 15:30:00), `fechaInicio` (POSIXlt[1:500], format: "2016-01-04 09:05:00" "2016-01-04 09:05:00"), and `NuevaBaseDatos` (7145 obs. of 9 variables). The `NuevaBaseDatos` object is circled in red. Below the Environment pane, a line plot titled "A3MARCHAR\$CLOSE" shows the closing price over an index from 0 to 500. The y-axis ranges from 9.0 to 9.8. The Console pane at the bottom shows the following code:

```

> NuevaBaseDatos <- read.csv("c:/Users/Carlos/Desktop/Proyecto R/Intradia_IBEX35_2016/Enero/Enero/ic160104.txt")
> View(NuevaBaseDatos)
> View(NuevaBaseDatos)

```

Operaciones Matemáticas básicas

The screenshot shows the RStudio Console with the following code and output:

```

> a=1
> b=2
> c=3
> d=10
> a+b+c+d
[1] 16
> |

```

Creación de Funciones

The screenshot shows the RStudio Console with the following code and output:

```

> 
> 
> hola.Mundo <- function() {cat(";Hola mundo!\n")}
> hola.Mundo()
;Hola mundo!
> |

```

Definición de Arrays

The screenshot shows the RStudio Console with the following code and output:

```

> arrayNumerico <- (1:10)
> arrayNumerico
[1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
> 

```

Visualización de la estructura de los Datos

`str(operacionesACS)`

```
'data.frame':    11380 obs. of  7 variables:
 $ empresa  : chr "ACS" "ACS" "ACS" "ACS" ...
 $ fecha    : int 20160104 20160104 20160104 20160104 20160104 ...
 $ apertura : num 26.7 26.6 26.4 26.3 26.1 ...
 $ cierre   : num 26.5 26.4 26.3 26.1 26.1 ...
 $ vol      : int 17847 1740 9570 1214 2659 938 4890 2488 2876 ...
 $ diferencia: num -0.23 -0.11 -0.05 -0.16 -0.03 0.02 0.02 0.06 ...
 $ progresion: int -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 ...
```

Visualización de N elementos de tablas

`head(operacionesACS,8)`

	empresa	fecha	apertura	cierre	vol	diferencia	progresion
1	ACS	20160104	26.69	26.46	17847	-0.23	-1
2	ACS	20160104	26.55	26.44	1740	-0.11	-1
3	ACS	20160104	26.39	26.34	9570	-0.05	-1
4	ACS	20160104	26.29	26.13	1214	-0.16	-1
5	ACS	20160104	26.13	26.10	2659	-0.03	-1
6	ACS	20160104	26.10	26.12	938	0.02	1
7	ACS	20160104	26.12	26.14	4890	0.02	1
8	ACS	20160104	26.17	26.23	2488	0.06	1

`tail(operacionesACS,6)`

	empresa	fecha	apertura	cierre	vol	diferencia	progresion
11375	ACS	20160614	26.28	26.29	5477	0.01	1
11376	ACS	20160614	26.30	26.34	6532	0.04	1
11377	ACS	20160614	26.33	26.29	4396	-0.04	-1
11378	ACS	20160614	26.30	26.29	22010	-0.01	-1
11379	ACS	20160614	26.31	26.29	13621	-0.02	-1
11380	ACS	20160614	26.28	26.24	5603	-0.04	-1

Contar número de elementos de una categoría

`table(operacionesACS$progresion)`

```
-1  0  1
4947 1361 5072
```

Tabla de contingencias

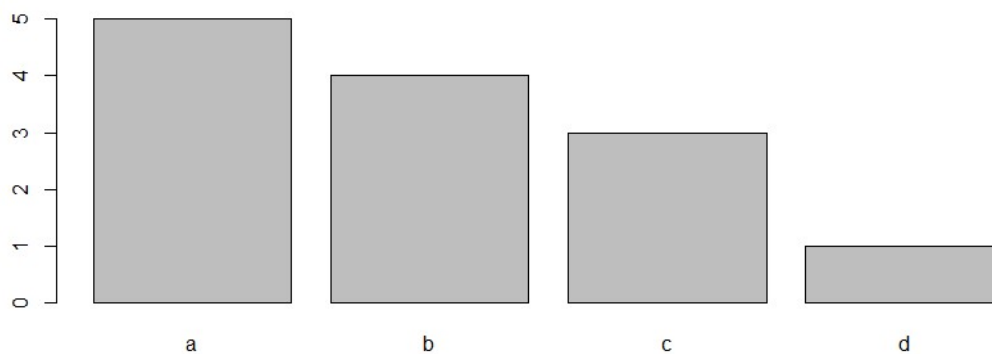
Representa el número de observaciones con respecto a dos variables.

```
head(table(datosDiario$empresa,datosDiario$progresion),6)
```

```
      -1  0  1
ACS 8044 2413 8185
AMS 8256 2192 8331
BBVA 6105 5646 6094
BKT 5214 4700 5126
CABK 3961 5141 3882
DIA 4340 4489 4457
```

Conteo de Apariciones de elementos

```
valoresLetras <- c("a","a","a","a","a","b","b","b","b","c","c","c","d")
letrasAgrupadas <- table(valoresLetras)
barplot(letrasAgrupadas, names.arg = names(letrasAgrupadas))
```



Manipulación de datos

Filtrado de datos

```
filter(datosDiario,empresa=="SAN",apertura < 4,cierre > 4,vol >= 700000)
```

idDatos	empresa	per	fecha	hora	apertura	alto	bajo	cierre	vol	diferencia	progresion	
1	348465	SAN	5	20160122	112500	3.99	4.01	3.99	4.01	1230080	0.02	1
2	348753	SAN	5	20160127	94000	3.99	4.01	3.99	4.01	925200	0.02	1
3	351414	SAN	5	20160302	165500	3.99	4.01	3.99	4.01	2286350	0.02	1
4	353108	SAN	5	20160329	123000	3.99	4.01	3.99	4.01	708070	0.02	1
5	354320	SAN	5	20160414	103000	3.99	4.02	3.99	4.01	790100	0.02	1
6	356453	SAN	5	20160513	91500	3.99	4.01	3.97	4.01	725708	0.02	1
7	359199	SAN	5	20160621	161500	3.97	4.01	3.97	4.01	1017710	0.04	1
8	365876	SAN	5	20160921	91000	3.99	4.01	3.98	4.01	1054138	0.02	1

Ordenar datos

`arrange(datosDiario,cierre)`

	idDatos	empresa	per	fecha	hora	apertura	alto	bajo	cierre	vol	diferencia	progresion
1	307770	POP	5	20160920	92000	1.09	1.09	1.08	1.08	215924	-0.01	-1
2	307771	POP	5	20160920	92500	1.08	1.08	1.07	1.08	784523	0.00	0
3	307782	POP	5	20160920	102000	1.09	1.09	1.08	1.08	141050	-0.01	-1
4	307783	POP	5	20160920	102500	1.09	1.09	1.08	1.08	609862	-0.01	-1
5	307785	POP	5	20160920	103500	1.09	1.09	1.08	1.08	107868	-0.01	-1

`arrange(datosDiario,desc(cierre))`

	idDatos	empresa	per	fecha	hora	apertura	alto	bajo	cierre	vol	diferencia	progresion
1	38235	AMS	5	20160922	155000	44.63	44.67	44.63	44.66	1455	0.03	1
2	38234	AMS	5	20160922	154500	44.58	44.64	44.58	44.64	3544	0.06	1
3	38232	AMS	5	20160922	153500	44.60	44.62	44.59	44.62	3998	0.02	1
4	38236	AMS	5	20160922	155500	44.65	44.65	44.62	44.62	617	-0.03	-1
5	38233	AMS	5	20160922	154000	44.62	44.63	44.61	44.61	1908	-0.01	-1

Seleccionar Rangos de columnas

`select(datosDiario,empresa:cierre)`

	empresa	per	fecha	hora	apertura	alto	bajo	cierre
1	ACS	5	20160104	90500	26.69	26.69	26.45	26.46
2	ACS	5	20160104	91000	26.55	26.55	26.40	26.44
3	ACS	5	20160104	91500	26.39	26.41	26.17	26.34
4	ACS	5	20160104	92000	26.29	26.29	26.13	26.13
5	ACS	5	20160104	92500	26.13	26.13	26.07	26.10

Excluir columnas

`select(datosDiario,-(idDatos),-(vol:progresion))`

	empresa	per	fecha	hora	apertura	alto	bajo	cierre
1	ACS	5	20160104	90500	26.69	26.69	26.45	26.46
2	ACS	5	20160104	91000	26.55	26.55	26.40	26.44
3	ACS	5	20160104	91500	26.39	26.41	26.17	26.34
4	ACS	5	20160104	92000	26.29	26.29	26.13	26.13
5	ACS	5	20160104	92500	26.13	26.13	26.07	26.10

Realizar Distinct sobre datos

`distinct(datosDiario,empresa)`

	empresa
1	ACS
2	AMS
3	BBVA
4	BKT

5 CABK

Insertar columnas

```
mutate(querriIBEX,ABSDiff = abs(cierre - apertura))
```

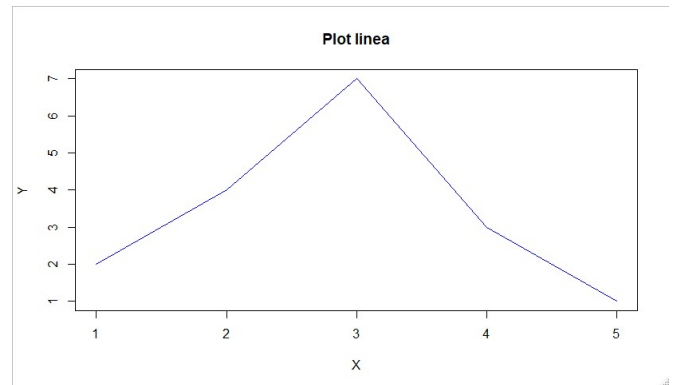
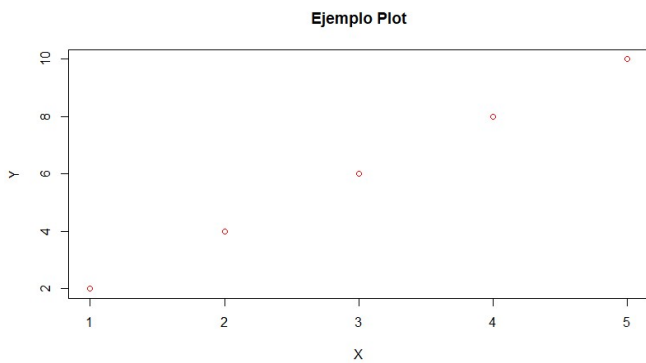
	fecha apertura	alto	bajo	cierre	vol	ABSDiff	
1	2017-01-03	9448.3	9552.1	9438.8	9494.7	280878700	46.400390
2	2017-01-04	9522.1	9538.4	9424.1	9462.9	238018000	59.199218
3	2017-01-05	9427.9	9507.2	9413.6	9488.2	221279300	60.299804
4	2017-01-06	9487.0	9515.9	9451.2	9515.9	144566300	28.900391
5	2017-01-09	9536.9	9536.9	9446.2	9492.8	194378000	44.100586

Gráficos Básicos

plot()

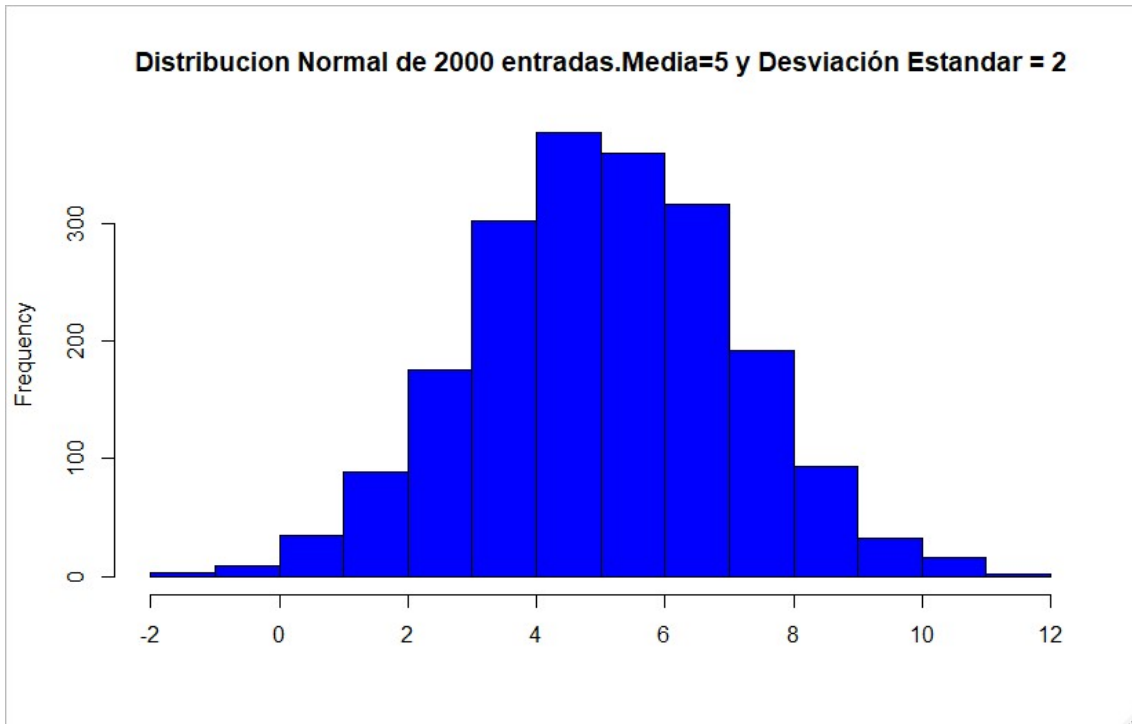
```
plot(c(1:5), c(2,4,6,8,10),xlab="X",ylab = "Y",main = "Ejemplo Plot",type = "p",col="red")
```

```
plot(c(1:5), c(2,4,7,3,1), xlab="X",ylab = "Y",main = "Plot linea",type = "l",col="blue")
```



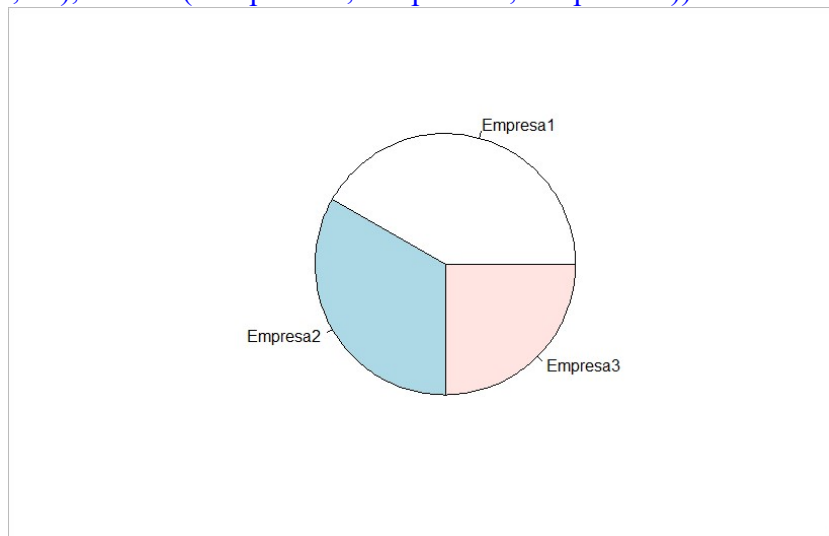
HIST()

```
hist(rnorm(2000,mean=5,sd=2),breaks=15,col = "blue",xlab = "",main = "Distribucion Normal de 2000 entradas.Media=5 y Desviación Estandar = 2")
```



PIE Gráfico circular

`pie(c(50, 40, 30), label=c("Empresa1","Empresa2","Empresa3"))`



Barras Horizontales

`letras <- factor(c("A","B","C","D","E","F"))`

`cantidad <- c(2,5,8,4,3,9)`

`data<-data.frame(letras=letras,cantidad=cantidad)`

```
ggplot(data, aes(letras, cantidad)) +
+   geom_bar(stat = "identity", color = "red") +
+   coord_flip()
```

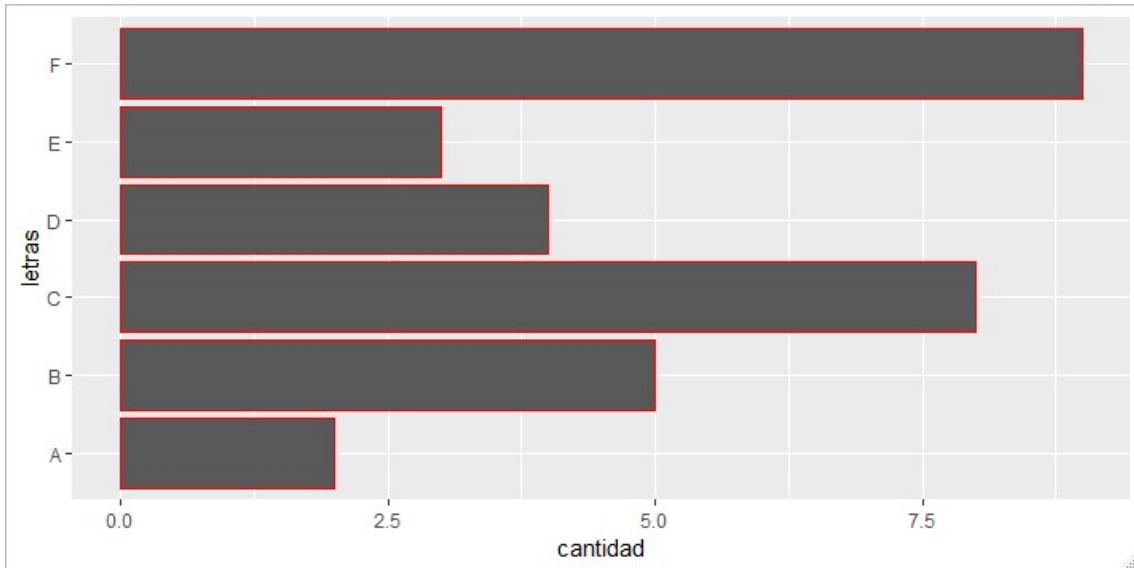


Gráfico de Velas

```
letra <- c("A","B","C","A","B","C","A","A","D","C","A","A","D")
cantidad <-c(1,2,3,5,5,1,4,2,3,5,1,2,7)
qplot(letra,cantidad,data=datos,geom = "boxplot",fill=I("blue"),col="red")
```

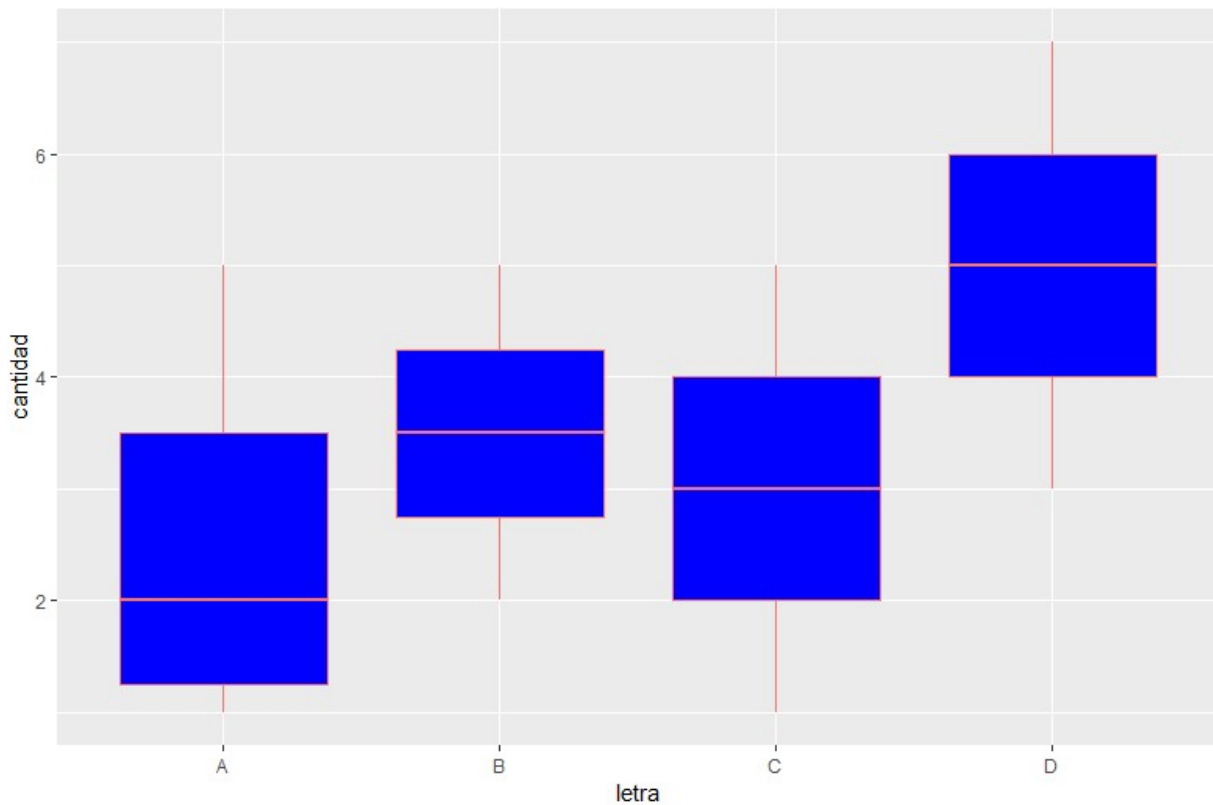
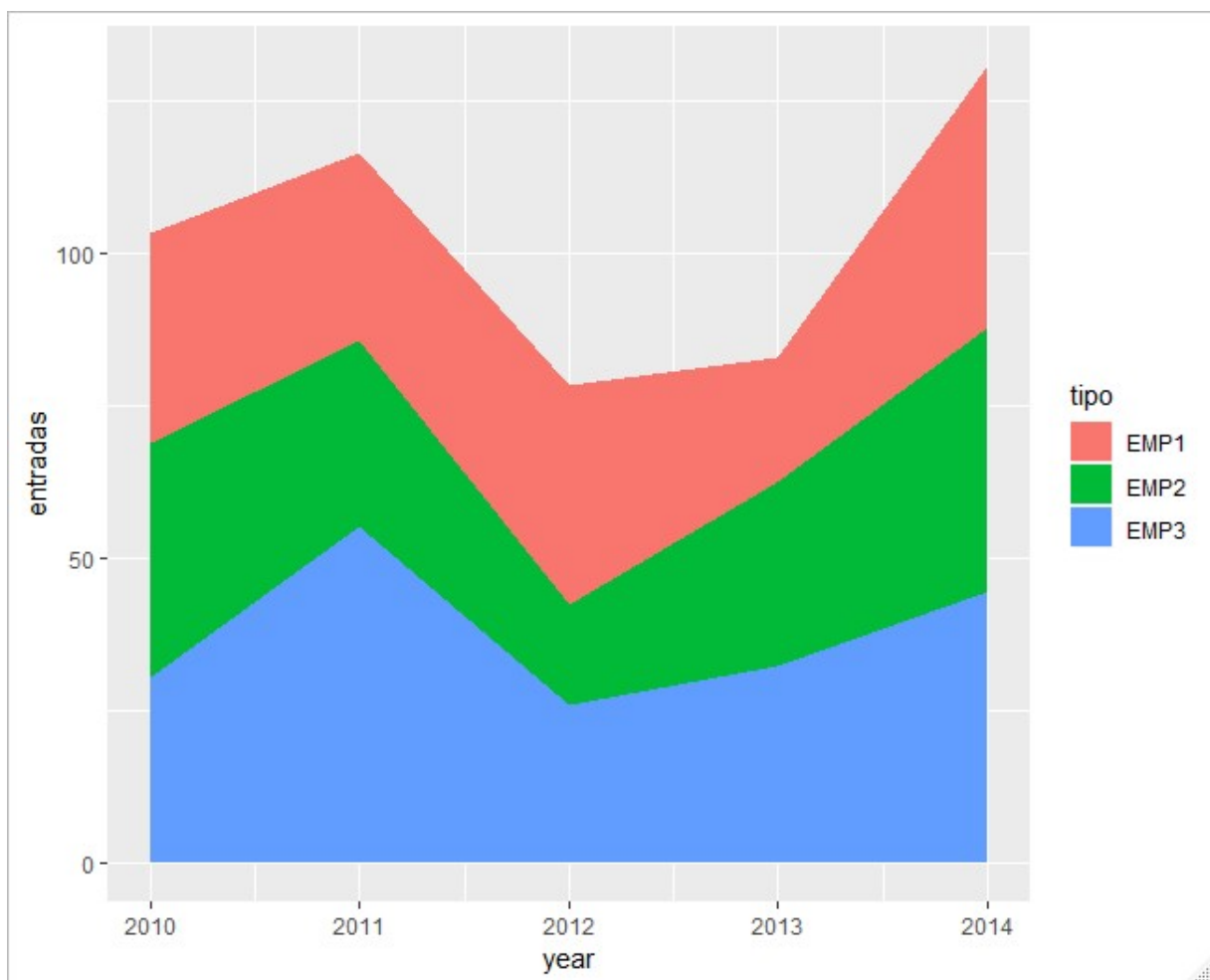


Gráfico de Areas

```
tipo <- c(rep("EMP1",5),rep("EMP2",5),rep("EMP3",5))
tipo
[1] "EMP1" "EMP1" "EMP1" "EMP1" "EMP1" "EMP2" "EMP2" "EMP2" "EMP2" "EMP2"
[11] "EMP3" "EMP3" "EMP3" "EMP3" "EMP3"
year <- rep(c(2010,2011,2012,2013,2014),3)
year
[1] 2010 2011 2012 2013 2014 2010 2011 2012 2013 2014 2010 2011 2012 2013 2014
entradas <- rnorm(15,mean=30,sd=10)
entradas
[1] 37.43424 43.73259 20.80467 12.08567 15.24660 15.75203 48.33297 22.15770
[9] 25.20451 35.42501 46.78448 27.72580 15.71736 42.92321 37.94033
ggplot(datos, aes(year, entradas)) + geom_area(aes(fill = tipo))
```



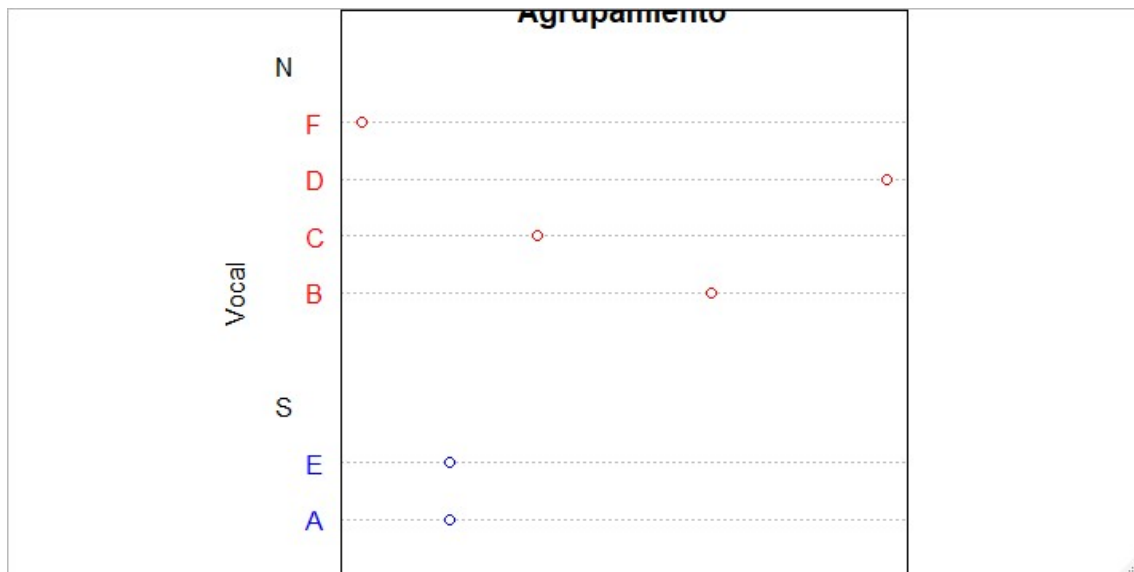
Agrupamiento en graficas

```
letra <- c("A","B","C","D","E","F")
cantidad <- c(2,5,3,7,2,1)
```

```

isVocal <- c("S","N","N","N","S","N")
datos <- data.frame(letra=letra,cantidad=cantidad,isVocal=isVocal)
datos$isVocal <- factor(datos$isVocal)
datos$color[datos$isVocal=="S"] <- "blue"
datos$color[datos$isVocal=="N"] <- "red"
dotchart(datos$cantidad,labels=datos$letra, groups= datos$isVocal,
main="Agrupamiento", ylab="Vocal",xlab="Cantidad", color=datos$color)

```



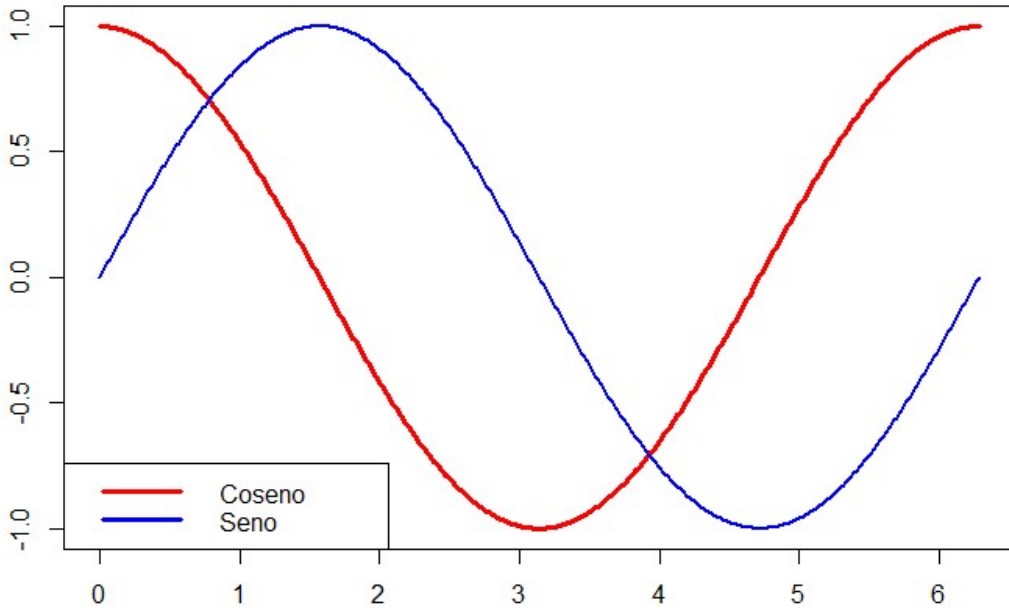
Multiples líneas en grafico

```

plot(x,cos(x),type = "l",lwd=3,col="red",main="Seno y Coseno",ylab="",xlab="")
lines(x,sin(x),type="l",lwd=2,col="blue")
legend("bottomleft",col=c("red","blue"),legend =c("Coseno","Seno"), lwd=3)

```

Seno y Coseno



Expresiones matemáticas avanzadas

Para expresiones más avanzadas la herramienta RStudio dispone de ayuda a partir del comando `demo(plotmath)`

`demo(plotmath)`

Arithmetic Operators	Lists	Ellipsis	Arrows
$x + y$	<code>list(x, y, z)</code>	x_1, \dots, x_n	$x \leftrightarrow y$
$x - y$	x, y, z	$x[1] + \dots + x[n]$	$x \rightarrow y$
$x * y$	Relations	<code>list(x[1], cdots, x[n])</code>	$x \leftarrow y$
x / y	$x == y$	$x[1] + \ldots + x[n]$	$x \uparrow y$
$x \%+-\% y$	$x != y$	Set Relations	$x \downarrow y$
$x \% \pm \%$	$x < y$	$x \%subset\% y$	$x \subseteq y$
$x \% / \%$	$x <= y$	$x \%subsetq\% y$	$x \subsetneq y$
$x \% *\%$	$x > y$	$x \%supseteq\% y$	$x \supseteq y$
$x \% . \%$	$x >= y$	$x \%subsetneq\% y$	$x \supsetneq y$
$-x$	$x \% \sim \%$	$x \%notsubset\% y$	$x \notin y$
$+x$	$x \% == \%$	$x \%in\% y$	$x \in y$
Sub/Superscripts	$x \% \approx \%$	$x \%notin\% y$	Symbolic Names
$x[i]$	$x \% \propto \%$	Accents	Alpha - Omega
x^2	$x \% \sim \%$	\hat{x}	$\alpha - \omega$
Juxtaposition	Typeface	\tilde{x}	$\phi 1 + \sigma 1$
$x * y$	<code>plain(x)</code>	\bar{x}	$\upsilon 1$
<code>paste(x, y, z)</code>	<code>italic(x)</code>	\underline{x}	∞
Radicals	<code>bold(x)</code>	\overline{xy}	32 * degree
<code>sqrt(x)</code>	<code>bolditalic(x)</code>	\widehat{xy}	60 * minute
<code>sqrt(x, y)</code>	<code>underline(x)</code>	\widetilde{xy}	30 * second

Big Operators		Grouping		Style	
$\text{sum}(x[i], i = 1, n)$	$\sum_1^n x_i$	$\{(x, y)$	(x, y)	$\text{displaystyle}(x)$	x
$\text{prod}(\text{plain}(P)(X == x), x)$	$\prod_x P(X = x)$	$(x + y) * z$	$(x + y)z$	$\text{textstyle}(x)$	x
$\text{integral}(f(x) * dx, a, b)$	$\int_a^b f(x) dx$	$x^a y + z$	$x^y + z$	$\text{scriptstyle}(x)$	x
$\text{union}(A[i], i == 1, n)$	$\bigcup_{i=1}^n A_i$	$x^a\{y + z\}$	$x^{(y+z)}$	$\text{scriptscriptstyle}(x)$	x
$\text{intersect}(A[i], i == 1, n)$	$\bigcap_{i=1}^n A_i$	$x^a\{y + z\}$	x^{y+z}	Spacing	
$\lim(f(x), x \rightarrow 0)$	$\lim_{x \rightarrow 0} f(x)$	$\text{group}("(", \text{list}(a, b), ")")$	(a, b)	$x \sim -y$	$x \ y$
$\min(g(x), x >= 0)$	$\min_{x \geq 0} g(x)$	$\text{group}("(", \text{atop}(x, y), ")")$	$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$	$x + \text{phantom}(0) + y$	$x + \ +y$
$\inf(S)$	$\inf S$	$\text{group}(\lceil x, \rceil)$	$\lceil x \rceil$	$x + \text{over}(1, \text{phantom}(0))$	$x + \frac{1}{-}$
$\sup(S)$	$\sup S$	$\text{group}(\lfloor x, \rfloor)$	$\lfloor x \rfloor$	Fractions	
		$\text{group}(, x,)$	$ x $	$\text{frac}(x, y)$	$\frac{x}{y}$
				$\text{over}(x, y)$	$\frac{x}{-}$
				$\text{atop}(x, y)$	$\frac{x}{y}$

Anexo IVN Santander

Fecha	Cierre	Vol	A	B	C	IVN	MediaM10
01/06/2018	5,57	15080000	0	0	0	100	100
04/06/2018	5,6	7675000	0,03	0,005386	0,53859964	100,5386	100,5386
05/06/2018	5,51	6843400	-0,09	-0,01607143	-1,61579892	98,9228007	98,9228007
06/06/2018	5,67	7823600	0,16	0,02903811	2,87253142	98,9228007	98,9228007
07/06/2018	5,59	8100000	-0,08	-0,01410935	-1,39573617	98,9228007	98,9228007
08/06/2018	5,55	7065200	-0,04	-0,00715564	-0,70785546	98,2149453	98,2149453
11/06/2018	5,73	12361800	0,18	0,03243243	3,18534958	98,2149453	98,2149453
12/06/2018	5,64	6325700	-0,09	-0,01570681	-1,54264312	96,6723021	96,6723021
13/06/2018	5,63	8092700	-0,01	-0,00177305	-0,17140479	96,6723021	96,6723021
14/06/2018	5,56	6791900	-0,07	-0,01243339	-1,20196468	95,4703375	98,2551834
15/06/2018	5,45	10949800	-0,11	-0,01978417	-1,88880164	95,4703375	97,8022171
18/06/2018	5,43	6893100	-0,02	-0,00366972	-0,35034986	95,1199876	97,2603559
19/06/2018	5,43	6209900	0	0	0	95,1199876	96,8800746
20/06/2018	5,49	6249100	0,06	0,01104972	1,05104959	95,1199876	96,4997933
21/06/2018	5,46	8588100	-0,03	-0,00546448	-0,51978135	95,1199876	96,119512
22/06/2018	5,49	7691600	0,03	0,00549451	0,52263729	95,6426249	95,86228
25/06/2018	5,42	6388100	-0,07	-0,01275046	-1,21948702	94,4231379	95,4830992
26/06/2018	5,41	5437300	-0,01	-0,00184502	-0,17421243	94,2489254	95,2407616
27/06/2018	5,27	9503400	-0,14	-0,025878	-2,43897404	94,2489254	94,9984239
28/06/2018	5,32	6848700	0,05	0,00948767	0,89420233	95,1431278	94,9657029
29/06/2018	5,34	8515100	0,02	0,0037594	0,35768093	95,1431278	94,932982
02/07/2018	5,32	6382800	-0,02	-0,00374532	-0,3563413	94,7867865	94,8996618
03/07/2018	5,36	4646200	0,04	0,0075188	0,7126826	95,4994691	94,93761
05/07/2018	5,55	10509000	0,19	0,03544776	3,38524237	95,4994691	94,9755581
06/07/2018	5,59	3867200	0,04	0,00720721	0,68828446	96,1877535	95,0823347
09/07/2018	5,65	7427200	0,06	0,01073345	1,03242669	96,1877535	95,1368476
10/07/2018	5,6	4791400	-0,05	-0,00884956	-0,85121906	95,3365345	95,2281873
11/07/2018	5,44	8364600	-0,16	-0,02857143	-2,72390098	95,3365345	95,3369482
12/07/2018	5,47	5601400	0,03	0,00551471	0,52575295	95,8622874	95,4982844
13/07/2018	5,42	5907200	-0,05	-0,00914077	-0,87625491	95,8622874	95,5702003
16/07/2018	5,47	7299600	0,05	0,00922509	0,88433844	95,8622874	95,6421163
17/07/2018	5,33	51044100	-0,14	-0,02559415	-2,45351375	95,8622874	95,7496664
18/07/2018	5,39	13921300	0,06	0,01125704	1,07912519	96,9414126	95,8938607
19/07/2018	5,41	18997900	0,02	0,00371058	0,3597084	96,9414126	96,0380551
20/07/2018	5,43	10217400	0,02	0,00369686	0,3583786	97,2997912	96,1492589
23/07/2018	5,47	8120100	0,04	0,00736648	0,71675721	98,0165484	96,3321383
24/07/2018	5,52	10322900	0,05	0,00914077	0,89594651	98,0165484	96,6001397
25/07/2018	5,53	7196600	0,01	0,00181159	0,17756621	98,1941146	96,8858978
26/07/2018	5,55	8878900	0,02	0,00361664	0,35513242	98,1941146	97,1190805
27/07/2018	5,6	6781600	0,05	0,00900901	0,88463166	99,0787463	97,4407264

30/07/2018	5,58	4204600	-0,02	-0,00357143	-0,35385267	98,7248936	97,726987
31/07/2018	5,59	4867900	0,01	0,00179211	0,17692633	98,7248936	98,0132476
01/08/2018	5,52	5113900	-0,07	-0,01252236	-1,23626879	98,7248936	98,1915957
02/08/2018	5,42	8040300	-0,1	-0,01811594	-1,78849445	98,7248936	98,3699438
03/08/2018	5,44	4507600	0,02	0,00369004	0,3642985	99,0891921	98,5488839
06/08/2018	5,39	6649400	-0,05	-0,00919118	-0,91074625	99,0891921	98,6561483
07/08/2018	5,44	5896500	0,05	0,00927644	0,91919473	100,008387	98,8553321
08/08/2018	5,43	3731900	-0,01	-0,00183824	-0,18383895	99,8245479	99,0183754
09/08/2018	5,37	3858800	-0,06	-0,01104972	-1,10303368	99,8245479	99,1814188
10/08/2018	5,19	17258800	-0,18	-0,03351955	-3,34607423	99,8245479	99,2559989
13/08/2018	5,04	14479900	-0,15	-0,02890173	-2,88510254	96,9394454	99,0774541
14/08/2018	5,06	8178800	0,02	0,00396825	0,38468034	97,3241257	98,9373773
15/08/2018	4,95	10055000	-0,11	-0,02173913	-2,11574186	97,3241257	98,7973005
16/08/2018	4,99	9111100	0,04	0,00808081	0,78645758	98,1105833	98,7358695
17/08/2018	5	6486800	0,01	0,00200401	0,1966144	98,3071977	98,6576701
20/08/2018	4,99	2890200	-0,01	-0,002	-0,1966144	98,1105833	98,5598092
21/08/2018	5,1	6207000	0,11	0,02204409	2,16275835	98,1105833	98,3700288
22/08/2018	5,08	5857800	-0,02	-0,00392157	-0,38474739	97,7258359	98,1601576
23/08/2018	5,01	6372400	-0,07	-0,01377953	-1,34661585	97,7258359	97,9502864
24/08/2018	5,06	3503500	0,05	0,00998004	0,97530774	98,7011437	97,837946
27/08/2018	5,13	3239400	0,07	0,01383399	1,36543084	100,066574	98,1506589
28/08/2018	5,09	4396400	-0,04	-0,00779727	-0,78024619	100,066574	98,4249038
29/08/2018	5,12	4668500	0,03	0,00589391	0,58978335	100,066574	98,6991487
30/08/2018	5	4862300	-0,12	-0,0234375	-2,34531034	100,066574	98,8947478
31/08/2018	4,99	6361500	-0,01	-0,002	-0,20013315	100,066574	99,0706855
04/09/2018	4,98	6991100	-0,01	-0,00200401	-0,20053422	100,066574	99,2662846
05/09/2018	4,99	4101700	0,01	0,00200803	0,2009369	100,267511	99,4819774
06/09/2018	4,93	4425800	-0,06	-0,01202405	-1,20562138	100,267511	99,7361449
07/09/2018	4,85	7324400	-0,08	-0,01622718	-1,62705901	100,267511	99,9903125
10/09/2018	4,92	8346300	0,07	0,01443299	1,44715996	100,267511	100,146949
11/09/2018	4,93	3479300	0,01	0,00203252	0,20379575	100,471307	100,187423
12/09/2018	4,91	3313100	-0,02	-0,0040568	-0,40759151	100,063716	100,187137
13/09/2018	4,99	5570000	0,08	0,01629328	1,63036604	100,063716	100,186851
14/09/2018	4,98	5353300	-0,01	-0,00200401	-0,20052849	99,8631871	100,166512
17/09/2018	5,05	3921200	0,07	0,01405622	1,40369942	101,266887	100,286543
18/09/2018	5,14	11564900	0,09	0,01782178	1,80475639	101,266887	100,406574
19/09/2018	5,25	8400200	0,11	0,02140078	2,16719018	103,434077	100,723231
20/09/2018	5,41	10401000	0,16	0,03047619	3,15227662	103,434077	101,039887
21/09/2018	5,37	4650000	-0,04	-0,00739372	-0,76476212	102,669315	101,280068
24/09/2018	5,27	4358600	-0,1	-0,01862197	-1,9119053	100,757409	101,329058
25/09/2018	5,32	4814500	0,05	0,00948767	0,95595265	100,757409	101,357668
26/09/2018	5,25	7212400	-0,07	-0,01315789	-1,32575539	100,757409	101,427037
27/09/2018	5,2	8422100	-0,05	-0,00952381	-0,95959437	100,757409	101,496407

28/09/2018	5	6338900	-0,2	-0,03846154	-3,87528497	96,8821244	101,1983
01/10/2018	4,97	6664700	-0,03	-0,006	-0,58129275	96,8821244	100,759824
02/10/2018	4,92	8678800	-0,05	-0,01006036	-0,97466926	96,8821244	100,321348
03/10/2018	5,03	7054400	0,11	0,02235772	2,16606376	99,0481881	99,882759
04/10/2018	5,03	4303300	0	0	0	99,0481881	99,4441701
05/10/2018	4,98	4559400	-0,05	-0,00994036	-0,98457443	99,0481881	99,0820575
08/10/2018	5,04	7255300	0,06	0,01204819	1,19335166	99,0481881	98,9111353
09/10/2018	5,04	6496900	0	0	0	99,0481881	98,7402132
10/10/2018	4,99	8132000	-0,05	-0,00992063	-0,98262091	99,0481881	98,5692911
11/10/2018	4,91	9818800	-0,08	-0,01603206	-1,5879469	99,0481881	98,398369
12/10/2018	4,89	6767200	-0,02	-0,00407332	-0,40345494	98,6447332	98,5746299
15/10/2018	4,92	10489100	0,03	0,00613497	0,60518241	98,6447332	98,7508907
16/10/2018	4,97	6526600	0,05	0,0101626	1,00248713	99,6472203	99,0274003
17/10/2018	4,9	6166300	-0,07	-0,01408451	-1,40348198	98,2437383	98,9469554
18/10/2018	4,7	8660600	-0,2	-0,04081633	-4,0099485	98,2437383	98,8665104
19/10/2018	4,77	12789300	0,07	0,01489362	1,46320461	98,2437383	98,7860654
22/10/2018	4,68	6346300	-0,09	-0,01886792	-1,85365544	96,3900829	98,5202549
23/10/2018	4,72	21633400	0,04	0,00854701	0,82384686	96,3900829	98,2544444
24/10/2018	4,5	16777500	-0,22	-0,04661017	-4,4927581	91,8973248	97,539358
25/10/2018	4,65	15014600	0,15	0,03333333	3,06324416	94,9605689	97,1305961
26/10/2018	4,62	12853100	-0,03	-0,00645161	-0,61264883	94,3479201	96,7009148
29/10/2018	4,68	7769300	0,06	0,01298701	1,22529766	95,5732178	96,3937633
30/10/2018	4,71	10717500	0,03	0,00641026	0,61264883	95,5732178	95,986363
31/10/2018	4,78	10039700	0,07	0,014862	1,42040876	96,9936265	95,8613518
01/11/2018	4,88	11460700	0,1	0,0209205	2,02915537	96,9936265	95,7363406
02/11/2018	4,94	7972700	0,06	0,01229508	1,19254459	98,1861711	95,7305839
05/11/2018	4,85	8930700	-0,09	-0,01821862	-1,78881688	98,1861711	95,9101927
06/11/2018	4,96	16326100	0,11	0,02268041	2,22690285	98,1861711	96,0898016
07/11/2018	4,96	10167800	0	0	0	98,1861711	96,7186862
08/11/2018	4,82	8338500	-0,14	-0,02822581	-2,77138386	95,4147872	96,764108
09/11/2018	4,88	8929500	0,06	0,01244813	1,18773594	95,4147872	96,8707948
12/11/2018	4,72	16377500	-0,16	-0,03278689	-3,12835368	95,4147872	96,8549517
13/11/2018	4,86	10698500	0,14	0,02966102	2,83009962	98,2448869	97,1221186
14/11/2018	4,85	6285900	-0,01	-0,00205761	-0,20214997	98,0427369	97,2270296
15/11/2018	4,83	5770200	-0,02	-0,00412371	-0,40429995	97,638437	97,2915107
16/11/2018	4,84	4551200	0,01	0,00207039	0,20214997	97,8405869	97,2569523
19/11/2018	4,83	11947100	-0,01	-0,00206612	-0,20214997	97,8405869	97,2223939
20/11/2018	4,64	6674300	-0,19	-0,03933747	-3,84880156	93,9917854	96,8029553
21/11/2018	4,72	4963900	0,08	0,01724138	1,62054802	95,6123334	96,5455715
23/11/2018	4,65	3255400	-0,07	-0,01483051	-1,41797952	94,1943539	96,4235282
26/11/2018	4,78	8605200	0,13	0,02795699	2,63339054	94,1943539	96,3014848
27/11/2018	4,76	6571100	-0,02	-0,0041841	-0,39411864	93,8002352	96,1400296
28/11/2018	4,87	5740800	0,11	0,02310924	2,16765249	95,9678877	95,9123297

29/11/2018	4,82	4442800	-0,05	-0,01026694	-0,98529659	94,9825911	95,6063151
30/11/2018	4,76	4183700	-0,06	-0,01244813	-1,18235591	93,8002352	95,222495

Anexo Cartera IVN Santander

Fecha	Cierre	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	5,57	.	1000	0	1000
04/06/2018	5,6	.	1000	0	1000
05/06/2018	5,51	.	1000	0	1000
06/06/2018	5,67	.	1000	0	1000
07/06/2018	5,59	.	1000	0	1000
08/06/2018	5,55	.	1000	0	1000
11/06/2018	5,73	.	1000	0	1000
12/06/2018	5,64	.	1000	0	1000
13/06/2018	5,63	.	1000	0	1000
14/06/2018	5,56	.	1000	0	1000
15/06/2018	5,45	.	1000	0	1000
18/06/2018	5,43	.	1000	0	1000
19/06/2018	5,43	.	1000	0	1000
20/06/2018	5,49	.	1000	0	1000
21/06/2018	5,46	.	1000	0	1000
22/06/2018	5,49	.	1000	0	1000
25/06/2018	5,42	.	1000	0	1000
26/06/2018	5,41	C	945,9	10	1000
27/06/2018	5,27	C	893,2	20	998,6
28/06/2018	5,32	C	840	30	999,6
29/06/2018	5,34	C	786,6	40	1000,2
02/07/2018	5,32	C	733,4	50	999,4
03/07/2018	5,36	C	679,8	60	1001,4
05/07/2018	5,55	.	679,8	60	1012,8
06/07/2018	5,59	.	679,8	60	1015,2
09/07/2018	5,65	.	679,8	60	1018,8
10/07/2018	5,6	.	679,8	60	1015,8
11/07/2018	5,44	.	679,8	60	1006,2
12/07/2018	5,47	.	679,8	60	1008
13/07/2018	5,42	.	679,8	60	1005
16/07/2018	5,47	.	679,8	60	1008
17/07/2018	5,33	.	679,8	60	999,6
18/07/2018	5,39	.	679,8	60	1003,2
19/07/2018	5,41	.	679,8	60	1004,4
20/07/2018	5,43	.	679,8	60	1005,6
23/07/2018	5,47	.	679,8	60	1008
24/07/2018	5,52	.	679,8	60	1011
25/07/2018	5,53	.	679,8	60	1011,6
26/07/2018	5,55	.	679,8	60	1012,8
27/07/2018	5,6	.	679,8	60	1015,8

30/07/2018	5,58	.	679,8	60	1014,6
31/07/2018	5,59	.	679,8	60	1015,2
01/08/2018	5,52	.	679,8	60	1011
02/08/2018	5,42	V	734	50	1005
03/08/2018	5,44	V	788,4	40	1006
06/08/2018	5,39	V	842,3	30	1004
07/08/2018	5,44	V	896,7	20	1005,5
08/08/2018	5,43	V	951	10	1005,3
09/08/2018	5,37	V	1004,7	0	1004,7
10/08/2018	5,19	.	1004,7	0	1004,7
13/08/2018	5,04	.	1004,7	0	1004,7
14/08/2018	5,06	.	1004,7	0	1004,7
15/08/2018	4,95	.	1004,7	0	1004,7
16/08/2018	4,99	.	1004,7	0	1004,7
17/08/2018	5	.	1004,7	0	1004,7
20/08/2018	4,99	.	1004,7	0	1004,7
21/08/2018	5,1	.	1004,7	0	1004,7
22/08/2018	5,08	C	953,9	10	1004,7
23/08/2018	5,01	C	903,8	20	1004
24/08/2018	5,06	C	853,2	30	1005
27/08/2018	5,13	C	801,9	40	1007,1
28/08/2018	5,09	C	751	50	1005,5
29/08/2018	5,12	C	699,8	60	1007
30/08/2018	5	.	699,8	60	999,8
31/08/2018	4,99	.	699,8	60	999,2
04/09/2018	4,98	.	699,8	60	998,6
05/09/2018	4,99	.	699,8	60	999,2
06/09/2018	4,93	.	699,8	60	995,6
07/09/2018	4,85	.	699,8	60	990,8
10/09/2018	4,92	.	699,8	60	995
11/09/2018	4,93	.	699,8	60	995,6
12/09/2018	4,91	.	699,8	60	994,4
13/09/2018	4,99	.	699,8	60	999,2
14/09/2018	4,98	.	699,8	60	998,6
17/09/2018	5,05	.	699,8	60	1002,8
18/09/2018	5,14	.	699,8	60	1008,2
19/09/2018	5,25	V	752,3	50	1014,8
20/09/2018	5,41	V	806,4	40	1022,8
21/09/2018	5,37	V	860,1	30	1021,2
24/09/2018	5,27	V	912,8	20	1018,2
25/09/2018	5,32	V	966	10	1019,2
26/09/2018	5,25	V	1018,5	0	1018,5
27/09/2018	5,2	.	1018,5	0	1018,5

28/09/2018	5	.	1018,5	0	1018,5
01/10/2018	4,97	.	1018,5	0	1018,5
02/10/2018	4,92	.	1018,5	0	1018,5
03/10/2018	5,03	.	1018,5	0	1018,5
04/10/2018	5,03	.	1018,5	0	1018,5
05/10/2018	4,98	.	1018,5	0	1018,5
08/10/2018	5,04	.	1018,5	0	1018,5
09/10/2018	5,04	.	1018,5	0	1018,5
10/10/2018	4,99	.	1018,5	0	1018,5
11/10/2018	4,91	.	1018,5	0	1018,5
12/10/2018	4,89	.	1018,5	0	1018,5
15/10/2018	4,92	.	1018,5	0	1018,5
16/10/2018	4,97	.	1018,5	0	1018,5
17/10/2018	4,9	.	1018,5	0	1018,5
18/10/2018	4,7	.	1018,5	0	1018,5
19/10/2018	4,77	.	1018,5	0	1018,5
22/10/2018	4,68	.	1018,5	0	1018,5
23/10/2018	4,72	C	971,3	10	1018,5
24/10/2018	4,5	C	926,3	20	1016,3
25/10/2018	4,65	C	879,8	30	1019,3
26/10/2018	4,62	C	833,6	40	1018,4
29/10/2018	4,68	C	786,8	50	1020,8
30/10/2018	4,71	C	739,7	60	1022,3
31/10/2018	4,78	.	739,7	60	1026,5
01/11/2018	4,88	V	788,5	50	1032,5
02/11/2018	4,94	V	837,9	40	1035,5
05/11/2018	4,85	V	886,4	30	1031,9
06/11/2018	4,96	V	936	20	1035,2
07/11/2018	4,96	V	985,6	10	1035,2
08/11/2018	4,82	V	1033,8	0	1033,8
09/11/2018	4,88	.	1033,8	0	1033,8
12/11/2018	4,72	.	1033,8	0	1033,8
13/11/2018	4,86	.	1033,8	0	1033,8
14/11/2018	4,85	.	1033,8	0	1033,8
15/11/2018	4,83	.	1033,8	0	1033,8
16/11/2018	4,84	.	1033,8	0	1033,8
19/11/2018	4,83	.	1033,8	0	1033,8
20/11/2018	4,64	.	1033,8	0	1033,8
21/11/2018	4,72	.	1033,8	0	1033,8
23/11/2018	4,65	.	1033,8	0	1033,8
26/11/2018	4,78	.	1033,8	0	1033,8
27/11/2018	4,76	.	1033,8	0	1033,8
28/11/2018	4,87	.	1033,8	0	1033,8

29/11/2018	4,82	.	1033,8	0	1033,8
30/11/2018	4,76	.	1033,8	0	1033,8

ANEXO Datos Prueba RL Datos Predichos

Fecha	SANClose	SANCloseP1	BBVAClos	BBVACloseP1	HSBCClose	HSBCCloseP1	IBEXClose	IBEXCloseP1	SANPred	Error
01/06/2018	5,57	5,46	6,98	6,88	48,77	48,38	9625,1	9636,6	5,517678216	-0,052321784
04/06/2018	5,6	5,51767821	7,03	6,98	49,08	48,77	9544,7	9625,1	5,573879343	-0,026120657
05/06/2018	5,51	5,57387934	6,91	7,03	48,72	49,08	9716,3	9544,7	5,587620199	0,077620199
06/06/2018	5,67	5,58762019	7,1	6,91	49,35	48,72	9730,6	9716,3	5,560173084	-0,109826916
07/06/2018	5,59	5,56017308	7,14	7,1	49,32	49,35	9702,7	9730,6	5,672787398	0,082787398
08/06/2018	5,55	5,67278739	7,12	7,14	49,38	49,32	9844,2	9702,7	5,686989782	0,136989782
11/06/2018	5,73	5,68698978	7,3	7,12	49,29	49,38	9762,7	9844,2	5,712096069	-0,017903931
12/06/2018	5,64	5,71209606	7,23	7,3	49,26	49,29	9835,0	9762,7	5,783180015	0,143180015
13/06/2018	5,63	5,78318001	7,17	7,23	49,3	49,26	9940,6	9835,0	5,765673656	0,135673656
14/06/2018	5,56	5,76567365	7,06	7,17	49,16	49,3	9900,2	9940,6	5,762233754	0,202233754
15/06/2018	5,45	5,76223375	6,95	7,06	48,51	49,16	9862,4	9900,2	5,696099705	0,246099705
18/06/2018	5,43	5,69609970	6,84	6,95	48,51	48,51	9980,1	9862,4	5,619514964	0,189514964
19/06/2018	5,43	5,61951496	6,91	6,84	48,09	48,51	9818,0	9980,1	5,592031437	0,162031437
20/06/2018	5,49	5,59203143	6,96	6,91	48,25	48,09	9656,6	9818,0	5,581445158	0,091445158
21/06/2018	5,46	5,58144515	6,89	6,96	47,42	48,25	9835,0	9656,6	5,572986286	0,112986286
22/06/2018	5,49	5,57298628	6,99	6,89	47,95	47,42	9824,4	9835,0	5,561958673	0,071958673
25/06/2018	5,42	5,56195867	6,94	6,99	47,16	47,95	9738,9	9824,4	5,62109523	0,20109523
26/06/2018	5,41	5,62109523	7,01	6,94	47,5	47,16	9711,4	9738,9	5,560192784	0,150192784
27/06/2018	5,27	5,56019278	6,81	7,01	46,57	47,5	9670,3	9711,4	5,596304725	0,326304725
28/06/2018	5,32	5,59630472	6,87	6,81	46,94	46,57	9636,6	9670,3	5,467141127	0,147141127
29/06/2018	5,34	5,46714112	7	6,87	47,14	46,94	9603,6	9636,6	5,496909921	0,156909921
02/07/2018	5,32	5,49690992	6,89	7	46,52	47,14	9671,1	9603,6	5,558643494	0,238643494
03/07/2018	5,36	5,55864349	6,95	6,89	46,73	46,52	9526,3	9671,1	5,506103314	0,146103314
05/07/2018	5,55	5,50610331	7,37	6,95	47,11	46,73	9591,6	9526,3	5,507043785	-0,042956215
06/07/2018	5,59	5,50704378	7,43	7,37	47,14	47,11	9643,8	9591,6	5,741091055	0,151091055
09/07/2018	5,65	5,74109105	7,47	7,43	47,85	47,14	9773,5	9643,8	5,784977245	0,134977245
10/07/2018	5,6	5,78497724	7,29	7,47	47,45	47,85	9905,0	9773,5	5,851144644	0,251144644
11/07/2018	5,44	5,85114464	7,06	7,29	46,77	47,45	9923,5	9905,0	5,784240947	0,344240947
12/07/2018	5,47	5,78424094	7,1	7,06	47,55	46,77	9935,6	9923,5	5,659850259	0,189850259
13/07/2018	5,42	5,65985025	7,02	7,1	47,44	47,55	9822,5	9935,6	5,69959606	0,27959606
16/07/2018	5,47	5,69959606	7,05	7,02	47,5	47,44	9774,8	9822,5	5,631665885	0,161665885
17/07/2018	5,33	5,63166588	6,85	7,05	47,04	47,5	9807,5	9774,8	5,637332537	0,307332537
18/07/2018	5,39	5,63733253	6,95	6,85	47,43	47,04	9733,6	9807,5	5,535083343	0,145083343
19/07/2018	5,41	5,53508334	6,92	6,95	47,14	47,43	9716,4	9733,6	5,576274545	0,166274545
20/07/2018	5,43	5,57627454	6,97	6,92	47,38	47,14	9739,1	9716,4	5,551199183	0,121199183
23/07/2018	5,47	5,55119918	7,02	6,97	47,79	47,38	9748,9	9739,1	5,586515137	0,116515137
24/07/2018	5,52	5,58651513	7,14	7,02	48,41	47,79	9710,4	9748,9	5,622596808	0,102596808
25/07/2018	5,53	5,62259680	7,1	7,14	48,5	48,41	9699,7	9710,4	5,687293333	0,157293333
26/07/2018	5,55	5,68729333	7,05	7,1	48,04	48,5	9775,9	9699,7	5,667216062	0,117216062
27/07/2018	5,6	5,66721606	7,18	7,05	48,21	48,04	9769,8	9775,9	5,650576746	0,050576746
30/07/2018	5,58	5,65057674	7,27	7,18	48,17	48,21	9741,2	9769,8	5,718484907	0,138484907
31/07/2018	5,59	5,71848490	7,3	7,27	48,42	48,17	9781,6	9741,2	5,757015524	0,167015524
01/08/2018	5,52	5,75701552	7,19	7,3	47,41	48,42	9827,9	9781,6	5,787557941	0,267557941
02/08/2018	5,42	5,78755794	7,04	7,19	46,61	47,41	9846,2	9827,9	5,722858349	0,302858349
03/08/2018	5,44	5,72285834	7,04	7,04	47,19	46,61	9871,1	9846,2	5,635584164	0,195584164
06/08/2018	5,39	5,63558416	6,92	7,04	46,42	47,19	9765,9	9871,1	5,653640789	0,263640789
07/08/2018	5,44	5,65364078	6,98	6,92	46,74	46,42	9710,3	9765,9	5,55316258	0,11316258
08/08/2018	5,43	5,55316258	6,94	6,98	47,15	46,74	9758,4	9710,3	5,576895911	0,146895911

09/08/2018	5,37	5,57689591	6,81	6,94	46,97	47,15	9751,8	9758,4	5,576337727	0,206337727
10/08/2018	5,19	5,57633772	6,4	6,81	46,39	46,97	9763,9	9751,8	5,505571664	0,315571664
13/08/2018	5,04	5,50557166	6,14	6,4	45,99	46,39	9745,2	9763,9	5,289636754	0,249636754
14/08/2018	5,06	5,28963675	6,19	6,14	46,02	45,99	9669,6	9745,2	5,144692857	0,084692857
15/08/2018	4,95	5,14469285	6,12	6,19	45,27	46,02	9543,8	9669,6	5,15076069	0,20076069
16/08/2018	4,99	5,15076069	6,17	6,12	45,08	45,27	9574,8	9543,8	5,068660542	0,078660542
17/08/2018	5	5,06866054	6,22	6,17	44,92	45,08	9537,0	9574,8	5,094459807	0,094459807
20/08/2018	4,99	5,09445980	6,17	6,22	45,05	44,92	9440,8	9537,0	5,105183606	0,115183606
21/08/2018	5,1	5,10518360	6,31	6,17	45,09	45,05	9450,3	9440,8	5,058309552	-0,041690448
22/08/2018	5,08	5,05830955	6,37	6,31	45,19	45,09	9448,9	9450,3	5,129335709	0,049335709
23/08/2018	5,01	5,12933570	6,31	6,37	44,48	45,19	9465,9	9448,9	5,159302115	0,149302115
24/08/2018	5,06	5,15930211	6,37	6,31	44,52	44,48	9535,5	9465,9	5,116455792	0,056455792
27/08/2018	5,13	5,11645579	6,46	6,37	45,33	44,52	9592,5	9535,5	5,161605047	0,031605047
28/08/2018	5,09	5,16160504	6,37	6,46	44,91	45,33	9559,7	9592,5	5,235328938	0,145328938
29/08/2018	5,12	5,23532893	6,41	6,37	45,09	44,91	9631,6	9559,7	5,172523117	0,052523117
30/08/2018	5	5,17252311	6,23	6,41	44,34	45,09	9667,6	9631,6	5,211534404	0,211534404
31/08/2018	4,99	5,21153440	6,2	6,23	44,01	44,34	9585,7	9667,6	5,112441593	0,122441593
04/09/2018	4,98	5,11244159	6,23	6,2	44,1	44,01	9546,1	9585,7	5,069819855	0,089819855
05/09/2018	4,99	5,06981985	6,24	6,23	43,78	44,1	9466,3	9546,1	5,075742096	0,085742096
06/09/2018	4,93	5,07574209	6,08	6,24	43,3	43,78	9387,7	9466,3	5,053822485	0,123822485
07/09/2018	4,85	5,05382248	6,01	6,08	42,82	43,3	9414,7	9387,7	4,943284221	0,093284221
10/09/2018	4,92	4,94328422	6,01	6,01	42,91	42,82	9353,2	9414,7	4,901884442	-0,018115558
11/09/2018	4,93	4,90188444	6,08	6,01	42,81	42,91	9267,7	9353,2	4,886999042	-0,043000958
12/09/2018	4,91	4,88699904	6,06	6,08	42,93	42,81	9209,2	9267,7	4,897781264	-0,012218736
13/09/2018	4,99	4,89778126	6,35	6,06	43,61	42,93	9173,0	9209,2	4,874271157	-0,115728843
14/09/2018	4,98	4,87427115	6,31	6,35	43,55	43,61	9301,1	9173,0	5,023439549	0,043439549
17/09/2018	5,05	5,02343954	6,43	6,31	43,53	43,55	9286,5	9301,1	5,030028082	-0,019971918
18/09/2018	5,14	5,03002808	6,44	6,43	43,29	43,53	9308,0	9286,5	5,085010317	-0,054989683
19/09/2018	5,25	5,08501031	6,58	6,44	44,19	43,29	9359,4	9308,0	5,088745243	-0,161254757
20/09/2018	5,41	5,08874524	6,75	6,58	44,79	44,19	9350,3	9359,4	5,188650071	-0,221349929
21/09/2018	5,37	5,18865007	6,61	6,75	44,92	44,79	9406,7	9350,3	5,283950736	-0,086049264
24/09/2018	5,27	5,28395073	6,56	6,61	44,65	44,92	9464,4	9406,7	5,229217279	-0,040782721
25/09/2018	5,32	5,22921727	6,59	6,56	44,76	44,65	9489,5	9464,4	5,211413873	-0,108586127
26/09/2018	5,25	5,21141387	6,49	6,59	44,9	44,76	9614,3	9489,5	5,234166772	-0,015833228
27/09/2018	5,2	5,23416677	6,49	6,49	44,88	44,9	9549,9	9614,3	5,215370389	0,015370389
28/09/2018	5	5,21537038	6,3	6,49	43,99	44,88	9524,8	9549,9	5,199711716	0,199711716
01/10/2018	4,97	5,19971171	6,37	6,3	44,11	43,99	9519,6	9524,8	5,079334095	0,109334095
02/10/2018	4,92	5,07933409	6,17	6,37	43,6	44,11	9492,5	9519,6	5,114782367	0,194782367
03/10/2018	5,03	5,11478236	6,17	6,17	44,16	43,6	9468,0	9492,5	4,996454816	-0,033545184
04/10/2018	5,03	4,99645481	6,1	6,17	44,2	44,16	9384,3	9468,0	5,001083299	-0,028916701
05/10/2018	4,98	5,00108329	5,95	6,1	43,82	44,2	9349,1	9384,3	4,946041771	-0,033958229
08/10/2018	5,04	4,94604177	6,04	5,95	43,56	43,82	9360,6	9349,1	4,852962091	-0,187037909
09/10/2018	5,04	4,85296209	6,04	6,04	43,5	43,56	9349,0	9360,6	4,893417483	-0,146582517
10/10/2018	4,99	4,89341748	5,98	6,04	43,17	43,5	9318,1	9349,0	4,887719998	-0,102280002
11/10/2018	4,91	4,88771999	6,05	5,98	41,78	43,17	9227,1	9318,1	4,841767955	-0,068232045
12/10/2018	4,89	4,84176795	6,07	6,05	41,98	41,78	9231,7	9227,1	4,82491132	-0,06508868
15/10/2018	4,92	4,82491132	6,14	6,07	41,76	41,98	9243,2	9231,7	4,838180355	-0,081819645
16/10/2018	4,97	4,83818035	6,19	6,14	41,73	41,76	9018,4	9243,2	4,869531424	-0,100468576

17/10/2018	4,9	4,86953142	6,1	6,19	41,53	41,73	9094,7	9018,4	4,840383351	-0,059616649
18/10/2018	4,7	4,84038335	5,81	6,1	40,15	41,53	8883,1	9094,7	4,806763097	0,106763097
19/10/2018	4,77	4,80676309	5,98	5,81	40,46	40,15	8967,8	8883,1	4,581248948	-0,188751052
22/10/2018	4,68	4,58124894	5,82	5,98	40,35	40,46	9113,4	8967,8	4,689706232	0,009706232
23/10/2018	4,72	4,68970623	5,85	5,82	39,4	40,35	8970,7	9113,4	4,638200184	-0,081799816
24/10/2018	4,5	4,63820018	5,59	5,85	38,57	39,4	8874,7	8970,7	4,597841172	0,097841172
25/10/2018	4,65	4,59784117	5,77	5,59	39,14	38,57	8997,7	8874,7	4,424803217	-0,225196783
26/10/2018	4,62	4,42480321	5,77	5,77	38,66	39,14	8715,4	8997,7	4,552073145	-0,067926855
29/10/2018	4,68	4,55207314	5,76	5,77	40,18	38,66	8767,0	8715,4	4,473970883	-0,206029117
30/10/2018	4,71	4,47397088	5,62	5,76	40,67	40,18	8639,5	8767,0	4,509500639	-0,200499361
31/10/2018	4,78	4,50950063	5,47	5,62	41,09	40,67	8746,1	8639,5	4,417070177	-0,362929823
01/11/2018	4,88	4,41707017	5,75	5,47	41,56	41,09	8775,7	8746,1	4,37189451	-0,50810549
02/11/2018	4,94	4,37189451	5,89	5,75	41,96	41,56	8849,5	8775,7	4,526062693	-0,413937307
05/11/2018	4,85	4,52606269	5,9	5,89	41,7	41,96	8911,5	8849,5	4,619480051	-0,230519949
06/11/2018	4,96	4,61948005	6,03	5,9	41,79	41,7	8882,5	8911,5	4,631565405	-0,328434595
07/11/2018	4,96	4,63156540	6	6,03	42,28	41,79	9058,7	8882,5	4,690382714	-0,269617286
08/11/2018	4,82	4,69038271	5,77	6	41,93	42,28	9005,4	9058,7	4,724902264	-0,095097736
09/11/2018	4,88	4,72490226	5,77	5,77	41,23	41,93	9002,3	9005,4	4,588510114	-0,291489886
12/11/2018	4,72	4,58851011	5,46	5,77	40,88	41,23	9165,2	9002,3	4,57137268	-0,14862732
13/11/2018	4,86	4,57137268	5,58	5,46	41,79	40,88	9182,7	9165,2	4,444016083	-0,415983917
14/11/2018	4,85	4,44401608	5,59	5,58	41,77	41,79	9117,7	9182,7	4,525038817	-0,324961183
15/11/2018	4,83	4,52503881	5,64	5,59	42,4	41,77	9174,8	9117,7	4,512744465	-0,317255535
16/11/2018	4,84	4,51274446	5,58	5,64	42,24	42,4	9097,2	9174,8	4,56236868	-0,27763132
19/11/2018	4,83	4,56236868	5,59	5,58	41,91	42,24	9097,8	9097,2	4,509363943	-0,320636057
20/11/2018	4,64	4,50936394	5,44	5,59	41,05	41,91	9133,7	9097,8	4,50583835	-0,13416165
21/11/2018	4,72	4,50583835	5,55	5,44	41,87	41,05	9111,6	9133,7	4,418966566	-0,301033434
23/11/2018	4,65	4,41896656	5,54	5,55	41,74	41,87	9073,8	9111,6	4,484147795	-0,165852205
26/11/2018	4,78	4,48414779	5,69	5,54	43,17	41,74	8970,7	9073,8	4,465912166	-0,314087834
27/11/2018	4,76	4,46591216	5,52	5,69	42,85	43,17	8905,7	8970,7	4,545612016	-0,214387984
28/11/2018	4,87	4,54561201	5,7	5,52	43,27	42,85	8917,4	8905,7	4,437115901	-0,432884099
29/11/2018	4,82	4,43711590	5,64	5,7	42,81	43,27	8903,2	8917,4	4,537277553	-0,282722447
30/11/2018	4,76	4,53727755	5,66	5,64	42,54	42,81	8984,0	8903,2	4,492947701	-0,267052299

ANEXO Cartera RL Datos Predichos

Fecha	SANClose	SANPred	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
Inicial				1000	0	1000
01/06/2018	5,57	5,517678216	C	944,3	10	1000
04/06/2018	5,6	5,573879343	C	888,3	20	1000,3
05/06/2018	5,51	5,587620199	C	833,2	30	998,5
06/06/2018	5,67	5,560173084	.	833,2	30	1003,3
07/06/2018	5,59	5,672787398	.	833,2	30	1000,9
08/06/2018	5,55	5,686989782	.	833,2	30	999,7
11/06/2018	5,73	5,712096069	V	890,5	20	1005,1
12/06/2018	5,64	5,783180015	V	946,9	10	1003,3
13/06/2018	5,63	5,765673656	V	1003,2	0	1003,2
14/06/2018	5,56	5,762233754	.	1003,2	0	1003,2
15/06/2018	5,45	5,696099705	.	1003,2	0	1003,2
18/06/2018	5,43	5,619514964	.	1003,2	0	1003,2
19/06/2018	5,43	5,592031437	.	1003,2	0	1003,2
20/06/2018	5,49	5,581445158	.	1003,2	0	1003,2
21/06/2018	5,46	5,572986286	.	1003,2	0	1003,2
22/06/2018	5,49	5,561958673	.	1003,2	0	1003,2
25/06/2018	5,42	5,62109523	.	1003,2	0	1003,2
26/06/2018	5,41	5,560192784	.	1003,2	0	1003,2
27/06/2018	5,27	5,596304725	.	1003,2	0	1003,2
28/06/2018	5,32	5,467141127	C	950	10	1003,2
29/06/2018	5,34	5,496909921	C	896,6	20	1003,4
02/07/2018	5,32	5,558643494	.	896,6	20	1003
03/07/2018	5,36	5,506103314	C	843	30	1003,8
05/07/2018	5,55	5,507043785	C	787,5	40	1009,5
06/07/2018	5,59	5,741091055	V	843,4	30	1011,1
09/07/2018	5,65	5,784977245	V	899,9	20	1012,9
10/07/2018	5,6	5,851144644	V	955,9	10	1011,9
11/07/2018	5,44	5,784240947	V	1010,3	0	1010,3
12/07/2018	5,47	5,659850259	.	1010,3	0	1010,3
13/07/2018	5,42	5,69959606	.	1010,3	0	1010,3
16/07/2018	5,47	5,631665885	.	1010,3	0	1010,3
17/07/2018	5,33	5,637332537	.	1010,3	0	1010,3
18/07/2018	5,39	5,535083343	C	956,4	10	1010,3
19/07/2018	5,41	5,576274545	C	902,3	20	1010,5
20/07/2018	5,43	5,551199183	C	848	30	1010,9
23/07/2018	5,47	5,586515137	C	793,3	40	1012,1
24/07/2018	5,52	5,622596808	.	793,3	40	1014,1
25/07/2018	5,53	5,687293333	.	793,3	40	1014,5

26/07/2018	5,55	5,667216062	.	793,3	40	1015,3
27/07/2018	5,6	5,650576746	.	793,3	40	1017,3
30/07/2018	5,58	5,718484907	V	849,1	30	1016,5
31/07/2018	5,59	5,757015524	V	905	20	1016,8
01/08/2018	5,52	5,787557941	V	960,2	10	1015,4
02/08/2018	5,42	5,722858349	V	1014,4	0	1014,4
03/08/2018	5,44	5,635584164	.	1014,4	0	1014,4
06/08/2018	5,39	5,653640789	.	1014,4	0	1014,4
07/08/2018	5,44	5,55316258	.	1014,4	0	1014,4
08/08/2018	5,43	5,576895911	.	1014,4	0	1014,4
09/08/2018	5,37	5,576337727	.	1014,4	0	1014,4
10/08/2018	5,19	5,505571664	.	1014,4	0	1014,4
13/08/2018	5,04	5,289636754	.	1014,4	0	1014,4
14/08/2018	5,06	5,144692857	.	1014,4	0	1014,4
15/08/2018	4,95	5,15076069	.	1014,4	0	1014,4
16/08/2018	4,99	5,068660542	.	1014,4	0	1014,4
17/08/2018	5	5,094459807	.	1014,4	0	1014,4
20/08/2018	4,99	5,105183606	.	1014,4	0	1014,4
21/08/2018	5,1	5,058309552	.	1014,4	0	1014,4
22/08/2018	5,08	5,129335709	.	1014,4	0	1014,4
23/08/2018	5,01	5,159302115	.	1014,4	0	1014,4
24/08/2018	5,06	5,116455792	.	1014,4	0	1014,4
27/08/2018	5,13	5,161605047	.	1014,4	0	1014,4
28/08/2018	5,09	5,235328938	.	1014,4	0	1014,4
29/08/2018	5,12	5,172523117	.	1014,4	0	1014,4
30/08/2018	5	5,211534404	.	1014,4	0	1014,4
31/08/2018	4,99	5,112441593	.	1014,4	0	1014,4
04/09/2018	4,98	5,069819855	.	1014,4	0	1014,4
05/09/2018	4,99	5,075742096	.	1014,4	0	1014,4
06/09/2018	4,93	5,053822485	.	1014,4	0	1014,4
07/09/2018	4,85	4,943284221	C	965,9	10	1014,4
10/09/2018	4,92	4,901884442	C	916,7	20	1015,1
11/09/2018	4,93	4,886999042	C	867,4	30	1015,3
12/09/2018	4,91	4,897781264	C	818,3	40	1014,7
13/09/2018	4,99	4,874271157	C	768,4	50	1017,9
14/09/2018	4,98	5,023439549	.	768,4	50	1017,4
17/09/2018	5,05	5,030028082	.	768,4	50	1020,9
18/09/2018	5,14	5,085010317	.	768,4	50	1025,4
19/09/2018	5,25	5,088745243	.	768,4	50	1030,9
20/09/2018	5,41	5,188650071	.	768,4	50	1038,9
21/09/2018	5,37	5,283950736	V	822,1	40	1036,9
24/09/2018	5,27	5,229217279	V	874,8	30	1032,9
25/09/2018	5,32	5,211413873	V	928	20	1034,4

26/09/2018	5,25	5,234166772	V	980,5	10	1033
27/09/2018	5,2	5,215370389	V	1032,5	0	1032,5
28/09/2018	5	5,199711716	.	1032,5	0	1032,5
01/10/2018	4,97	5,079334095	.	1032,5	0	1032,5
02/10/2018	4,92	5,114782367	.	1032,5	0	1032,5
03/10/2018	5,03	4,996454816	.	1032,5	0	1032,5
04/10/2018	5,03	5,001083299	.	1032,5	0	1032,5
05/10/2018	4,98	4,946041771	.	1032,5	0	1032,5
08/10/2018	5,04	4,852962091	.	1032,5	0	1032,5
09/10/2018	5,04	4,893417483	.	1032,5	0	1032,5
10/10/2018	4,99	4,887719998	.	1032,5	0	1032,5
11/10/2018	4,91	4,841767955	.	1032,5	0	1032,5
12/10/2018	4,89	4,82491132	.	1032,5	0	1032,5
15/10/2018	4,92	4,838180355	.	1032,5	0	1032,5
16/10/2018	4,97	4,869531424	.	1032,5	0	1032,5
17/10/2018	4,9	4,840383351	.	1032,5	0	1032,5
18/10/2018	4,7	4,806763097	.	1032,5	0	1032,5
19/10/2018	4,77	4,581248948	.	1032,5	0	1032,5
22/10/2018	4,68	4,689706232	.	1032,5	0	1032,5
23/10/2018	4,72	4,638200184	.	1032,5	0	1032,5
24/10/2018	4,5	4,597841172	.	1032,5	0	1032,5
25/10/2018	4,65	4,424803217	.	1032,5	0	1032,5
26/10/2018	4,62	4,552073145	.	1032,5	0	1032,5
29/10/2018	4,68	4,473970883	C	985,7	10	1032,5
30/10/2018	4,71	4,509500639	C	938,6	20	1032,8
31/10/2018	4,78	4,417070177	C	890,8	30	1034,2
01/11/2018	4,88	4,37189451	C	842	40	1037,2
02/11/2018	4,94	4,526062693	.	842	40	1039,6
05/11/2018	4,85	4,619480051	V	890,5	30	1036
06/11/2018	4,96	4,631565405	V	940,1	20	1039,3
07/11/2018	4,96	4,690382714	V	989,7	10	1039,3
08/11/2018	4,82	4,724902264	V	1037,9	0	1037,9
09/11/2018	4,88	4,588510114	.	1037,9	0	1037,9
12/11/2018	4,72	4,57137268	.	1037,9	0	1037,9
13/11/2018	4,86	4,444016083	.	1037,9	0	1037,9
14/11/2018	4,85	4,525038817	.	1037,9	0	1037,9
15/11/2018	4,83	4,512744465	.	1037,9	0	1037,9
16/11/2018	4,84	4,56236868	.	1037,9	0	1037,9
19/11/2018	4,83	4,509363943	.	1037,9	0	1037,9
20/11/2018	4,64	4,50583835	.	1037,9	0	1037,9
21/11/2018	4,72	4,418966566	.	1037,9	0	1037,9
23/11/2018	4,65	4,484147795	.	1037,9	0	1037,9
26/11/2018	4,78	4,465912166	.	1037,9	0	1037,9

27/11/2018	4,76	4,545612016	.	1037,9	0	1037,9
28/11/2018	4,87	4,437115901	.	1037,9	0	1037,9
29/11/2018	4,82	4,537277553	.	1037,9	0	1037,9
30/11/2018	4,76	4,492947701	.	1037,9	0	1037,9

ANEXO Datos Prueba RL Datos Reales

Fecha	SANClose	SANCloseP1	BBVAClose	BBVACloseP1	HSBCClose	HSBCCloseP1	IBEXClose	IBEXCloseP1	SANPred	Error
01/06/2018	5,57	5,46	6,98	6,88	48,77	48,38	9625,1	9636,6	5,51767822	-0,0523218
04/06/2018	5,6	5,57	7,03	6,98	49,08	48,77	9544,7	9625,1	5,62486121	0,02486121
05/06/2018	5,51	5,6	6,91	7,03	48,72	49,08	9716,3	9544,7	5,61307193	0,10307193
06/06/2018	5,67	5,51	7,1	6,91	49,35	48,72	9730,6	9716,3	5,48454067	-0,1854593
07/06/2018	5,59	5,67	7,14	7,1	49,32	49,35	9702,7	9730,6	5,77980174	0,18980174
08/06/2018	5,55	5,59	7,12	7,14	49,38	49,32	9844,2	9702,7	5,6063225	0,0563225
11/06/2018	5,73	5,55	7,3	7,12	49,29	49,38	9762,7	9844,2	5,57861448	-0,1513855
12/06/2018	5,64	5,73	7,23	7,3	49,26	49,29	9835,0	9762,7	5,80062544	0,16062544
13/06/2018	5,63	5,64	7,17	7,23	49,3	49,26	9940,6	9835,0	5,62616036	-0,0038396
14/06/2018	5,56	5,63	7,06	7,17	49,16	49,3	9900,2	9940,6	5,63003458	0,07003458
15/06/2018	5,45	5,56	6,95	7,06	48,51	49,16	9862,4	9900,2	5,49904498	0,04904498
18/06/2018	5,43	5,45	6,84	6,95	48,51	48,51	9980,1	9862,4	5,37971766	-0,0502823
19/06/2018	5,43	5,43	6,91	6,84	48,09	48,51	9818,0	9980,1	5,40736979	-0,0226302
20/06/2018	5,49	5,43	6,96	6,91	48,25	48,09	9656,6	9818,0	5,42356321	-0,0664368
21/06/2018	5,46	5,49	6,89	6,96	47,42	48,25	9835,0	9656,6	5,48388296	0,02388296
22/06/2018	5,49	5,46	6,99	6,89	47,95	47,42	9824,4	9835,0	5,45186587	-0,0381341
25/06/2018	5,42	5,49	6,94	6,99	47,16	47,95	9738,9	9824,4	5,55097936	0,13097936
26/06/2018	5,41	5,42	7,01	6,94	47,5	47,16	9711,4	9738,9	5,36424743	-0,0457526
27/06/2018	5,27	5,41	6,81	7,01	46,57	47,5	9670,3	9711,4	5,44995825	0,17995825
28/06/2018	5,32	5,27	6,87	6,81	46,94	46,57	9636,6	9670,3	5,14919278	-0,1708072
29/06/2018	5,34	5,32	7	6,87	47,14	46,94	9603,6	9636,6	5,35353695	0,01353695
02/07/2018	5,32	5,34	6,89	7	46,52	47,14	9671,1	9603,6	5,4057519	0,0857519
03/07/2018	5,36	5,32	6,95	6,89	46,73	46,52	9526,3	9671,1	5,27357127	-0,0864287
05/07/2018	5,55	5,36	7,37	6,95	47,11	46,73	9591,6	9526,3	5,36468205	-0,1853179
06/07/2018	5,59	5,55	7,43	7,37	47,14	47,11	9643,8	9591,6	5,7829472	0,1929472
09/07/2018	5,65	5,59	7,47	7,43	47,85	47,14	9773,5	9643,8	5,6377555	-0,0122445
10/07/2018	5,6	5,65	7,29	7,47	47,45	47,85	9905,0	9773,5	5,71962405	0,11962405
11/07/2018	5,44	5,6	7,06	7,29	46,77	47,45	9923,5	9905,0	5,5395279	0,0995279
12/07/2018	5,47	5,44	7,1	7,06	47,55	46,77	9935,6	9923,5	5,32442502	-0,145575
13/07/2018	5,42	5,47	7,02	7,1	47,44	47,55	9822,5	9935,6	5,5146077	0,0946077
16/07/2018	5,47	5,42	7,05	7,02	47,5	47,44	9774,8	9822,5	5,35923004	-0,11077
17/07/2018	5,33	5,47	6,85	7,05	47,04	47,5	9807,5	9774,8	5,47980678	0,14980678
18/07/2018	5,39	5,33	6,95	6,85	47,43	47,04	9733,6	9807,5	5,23562132	-0,1543787
19/07/2018	5,41	5,39	6,92	6,95	47,14	47,43	9716,4	9733,6	5,43490666	0,02490666
20/07/2018	5,43	5,41	6,97	6,92	47,38	47,14	9739,1	9716,4	5,38918278	-0,0408172
23/07/2018	5,47	5,43	7,02	6,97	47,79	47,38	9748,9	9739,1	5,46841976	-0,0015802
24/07/2018	5,52	5,47	7,14	7,02	48,41	47,79	9710,4	9748,9	5,50906552	-0,0109345
25/07/2018	5,53	5,52	7,1	7,14	48,5	48,41	9699,7	9710,4	5,58732394	0,05732394
26/07/2018	5,55	5,53	7,05	7,1	48,04	48,5	9775,9	9699,7	5,51395087	-0,0360491
27/07/2018	5,6	5,55	7,18	7,05	48,21	48,04	9769,8	9775,9	5,53636249	-0,0636375
30/07/2018	5,58	5,6	7,27	7,18	48,17	48,21	9741,2	9769,8	5,66920339	0,08920339
31/07/2018	5,59	5,58	7,3	7,27	48,42	48,17	9781,6	9741,2	5,62207709	0,03207709
01/08/2018	5,52	5,59	7,19	7,3	47,41	48,42	9827,9	9781,6	5,62481954	0,10481954

02/08/2018	5,42	5,52	7,04	7,19	46,61	47,41	9846,2	9827,9	5,46215233	0,04215233
03/08/2018	5,44	5,42	7,04	7,04	47,19	46,61	9871,1	9846,2	5,34048175	-0,0995182
06/08/2018	5,39	5,44	6,92	7,04	46,42	47,19	9765,9	9871,1	5,46306537	0,07306537
07/08/2018	5,44	5,39	6,98	6,92	46,74	46,42	9710,3	9765,9	5,2962734	-0,1437266
08/08/2018	5,43	5,44	6,94	6,98	47,15	46,74	9758,4	9710,3	5,46663133	0,03663133
09/08/2018	5,37	5,43	6,81	6,94	46,97	47,15	9751,8	9758,4	5,43320369	0,06320369
10/08/2018	5,19	5,37	6,4	6,81	46,39	46,97	9763,9	9751,8	5,30451807	0,11451807
13/08/2018	5,04	5,19	6,14	6,4	45,99	46,39	9745,2	9763,9	4,98214661	-0,0578534
14/08/2018	5,06	5,04	6,19	6,14	46,02	45,99	9669,6	9745,2	4,90144908	-0,1585509
15/08/2018	4,95	5,06	6,12	6,19	45,27	46,02	9543,8	9669,6	5,06823674	0,11823674
16/08/2018	4,99	4,95	6,17	6,12	45,08	45,27	9574,8	9543,8	4,87304116	-0,1169588
17/08/2018	5	4,99	6,22	6,17	44,92	45,08	9537,0	9574,8	5,01781369	0,01781369
20/08/2018	4,99	5	6,17	6,22	45,05	44,92	9440,8	9537,0	5,01314283	0,02314283
21/08/2018	5,1	4,99	6,31	6,17	45,09	45,05	9450,3	9440,8	4,9460757	-0,1539243
22/08/2018	5,08	5,1	6,37	6,31	45,19	45,09	9448,9	9450,3	5,1699585	0,0899585
23/08/2018	5,01	5,08	6,31	6,37	44,48	45,19	9465,9	9448,9	5,11122985	0,10122985
24/08/2018	5,06	5,01	6,37	6,31	44,52	44,48	9535,5	9465,9	4,97097717	-0,0890228
27/08/2018	5,13	5,06	6,46	6,37	45,33	44,52	9592,5	9535,5	5,10659504	-0,023405
28/08/2018	5,09	5,13	6,37	6,46	44,91	45,33	9559,7	9592,5	5,20453327	0,11453327
29/08/2018	5,12	5,09	6,41	6,37	45,09	44,91	9631,6	9559,7	5,03091593	-0,0890841
30/08/2018	5	5,12	6,23	6,41	44,34	45,09	9667,6	9631,6	5,16035636	0,16035636
31/08/2018	4,99	5	6,2	6,23	44,01	44,34	9585,7	9667,6	4,9063244	-0,0836756
04/09/2018	4,98	4,99	6,23	6,2	44,1	44,01	9546,1	9585,7	4,95051389	-0,0294861
05/09/2018	4,99	4,98	6,24	6,23	43,78	44,1	9466,3	9546,1	4,98822245	-0,0017776
06/09/2018	4,93	4,99	6,08	6,24	43,3	43,78	9387,7	9466,3	4,97027617	0,04027617
07/09/2018	4,85	4,93	6,01	6,08	42,82	43,3	9414,7	9387,7	4,82263272	-0,0273673
10/09/2018	4,92	4,85	6,01	6,01	42,91	42,82	9353,2	9414,7	4,81098915	-0,1090109
11/09/2018	4,93	4,92	6,08	6,01	42,81	42,91	9267,7	9353,2	4,90465068	-0,0253493
12/09/2018	4,91	4,93	6,06	6,08	42,93	42,81	9209,2	9267,7	4,93968101	0,02968101
13/09/2018	4,99	4,91	6,35	6,06	43,61	42,93	9173,0	9209,2	4,88617698	-0,103823
14/09/2018	4,98	4,99	6,31	6,35	43,55	43,61	9301,1	9173,0	5,13620468	0,15620468
17/09/2018	5,05	4,98	6,43	6,31	43,53	43,55	9286,5	9301,1	4,98770098	-0,062299
18/09/2018	5,14	5,05	6,44	6,43	43,29	43,53	9308,0	9286,5	5,10447077	-0,0355292
19/09/2018	5,25	5,14	6,58	6,44	44,19	43,29	9359,4	9308,0	5,14232669	-0,1076733
20/09/2018	5,41	5,25	6,75	6,58	44,79	44,19	9350,3	9359,4	5,34577523	-0,0642248
21/09/2018	5,37	5,41	6,61	6,75	44,92	44,79	9406,7	9350,3	5,49963209	0,12963209
24/09/2018	5,27	5,37	6,56	6,61	44,65	44,92	9464,4	9406,7	5,3130629	0,0430629
25/09/2018	5,32	5,27	6,59	6,56	44,76	44,65	9489,5	9464,4	5,25115218	-0,0688478
26/09/2018	5,25	5,32	6,49	6,59	44,9	44,76	9614,3	9489,5	5,3399721	0,0899721
27/09/2018	5,2	5,25	6,49	6,49	44,88	44,9	9549,9	9614,3	5,23079814	0,03079814
28/09/2018	5	5,2	6,3	6,49	43,99	44,88	9524,8	9549,9	5,18473495	0,18473495
01/10/2018	4,97	5	6,37	6,3	44,11	43,99	9519,6	9524,8	4,88473682	-0,0852632
02/10/2018	4,92	4,97	6,17	6,37	43,6	44,11	9492,5	9519,6	5,00824822	0,08824822

03/10/2018	5,03	4,92	6,17	6,17	44,16	43,6	9468,0	9492,5	4,80666066	-0,2233393
04/10/2018	5,03	5,03	6,1	6,17	44,2	44,16	9384,3	9468,0	5,03376942	0,00376942
05/10/2018	4,98	5,03	5,95	6,1	43,82	44,2	9349,1	9384,3	4,97421794	-0,0057821
08/10/2018	5,04	4,98	6,04	5,95	43,56	43,82	9360,6	9349,1	4,88605068	-0,1539493
09/10/2018	5,04	5,04	6,04	6,04	43,5	43,56	9349,0	9360,6	5,07566551	0,03566551
10/10/2018	4,99	5,04	5,98	6,04	43,17	43,5	9318,1	9349,0	5,03054866	0,04054866
11/10/2018	4,91	4,99	6,05	5,98	41,78	43,17	9227,1	9318,1	4,94142866	0,03142866
12/10/2018	4,89	4,91	6,07	6,05	41,98	41,78	9231,7	9227,1	4,891396	0,001396
15/10/2018	4,92	4,89	6,14	6,07	41,76	41,98	9243,2	9231,7	4,90160217	-0,0183978
16/10/2018	4,97	4,92	6,19	6,14	41,73	41,76	9018,4	9243,2	4,94925574	-0,0207443
17/10/2018	4,9	4,97	6,1	6,19	41,53	41,73	9094,7	9018,4	4,93827901	0,03827901
18/10/2018	4,7	4,9	5,81	6,1	40,15	41,53	8883,1	9094,7	4,86485302	0,16485302
19/10/2018	4,77	4,7	5,98	5,81	40,46	40,15	8967,8	8883,1	4,47721996	-0,29278
22/10/2018	4,68	4,77	5,82	5,98	40,35	40,46	9113,4	8967,8	4,87362353	0,19362353
23/10/2018	4,72	4,68	5,85	5,82	39,4	40,35	8970,7	9113,4	4,62874252	-0,0912575
24/10/2018	4,5	4,72	5,59	5,85	38,57	39,4	8874,7	8970,7	4,67754617	0,17754617
25/10/2018	4,65	4,5	5,77	5,59	39,14	38,57	8997,7	8874,7	4,32946767	-0,3205323
26/10/2018	4,62	4,65	5,77	5,77	38,66	39,14	8715,4	8997,7	4,77150283	0,15150283
29/10/2018	4,68	4,62	5,76	5,77	40,18	38,66	8767,0	8715,4	4,54015819	-0,1398418
30/10/2018	4,71	4,68	5,62	5,76	40,67	40,18	8639,5	8767,0	4,71025353	0,00025353
31/10/2018	4,78	4,71	5,47	5,62	41,09	40,67	8746,1	8639,5	4,61243492	-0,1675651
01/11/2018	4,88	4,78	5,75	5,47	41,56	41,09	8775,7	8746,1	4,72553002	-0,15447
02/11/2018	4,94	4,88	5,89	5,75	41,96	41,56	8849,5	8775,7	5,02115604	0,08115604
05/11/2018	4,85	4,94	5,9	5,89	41,7	41,96	8911,5	8849,5	5,02281678	0,17281678
06/11/2018	4,96	4,85	6,03	5,9	41,79	41,7	8882,5	8911,5	4,85618194	-0,1038181
07/11/2018	4,96	4,96	6	6,03	42,28	41,79	9058,7	8882,5	5,01040638	0,05040638
08/11/2018	4,82	4,96	5,77	6	41,93	42,28	9005,4	9058,7	4,98761489	0,16761489
09/11/2018	4,88	4,82	5,77	5,77	41,23	41,93	9002,3	9005,4	4,68117248	-0,1988275
12/11/2018	4,72	4,88	5,46	5,77	40,88	41,23	9165,2	9002,3	4,85539776	0,13539776
13/11/2018	4,86	4,72	5,58	5,46	41,79	40,88	9182,7	9165,2	4,58883719	-0,2711628
14/11/2018	4,85	4,86	5,59	5,58	41,77	41,79	9117,7	9182,7	4,93036975	0,08036975
15/11/2018	4,83	4,85	5,64	5,59	42,4	41,77	9174,8	9117,7	4,82938367	-0,0006163
16/11/2018	4,84	4,83	5,58	5,64	42,24	42,4	9097,2	9174,8	4,87149958	0,03149958
19/11/2018	4,83	4,84	5,59	5,58	41,91	42,24	9097,8	9097,2	4,77988537	-0,0501146
20/11/2018	4,64	4,83	5,44	5,59	41,05	41,91	9133,7	9097,8	4,8182632	0,1782632
21/11/2018	4,72	4,64	5,55	5,44	41,87	41,05	9111,6	9133,7	4,54969245	-0,1703075
23/11/2018	4,65	4,72	5,54	5,55	41,74	41,87	9073,8	9111,6	4,77747203	0,12747203
26/11/2018	4,78	4,65	5,69	5,54	43,17	41,74	8970,7	9073,8	4,62751704	-0,152483
27/11/2018	4,76	4,78	5,52	5,69	42,85	43,17	8905,7	8970,7	4,85165633	0,09165633
28/11/2018	4,87	4,76	5,7	5,52	43,27	42,85	8917,4	8905,7	4,6460136	-0,2239864
29/11/2018	4,82	4,87	5,64	5,7	42,81	43,27	8903,2	8917,4	4,95907587	0,13907587

30/11/2018	4,76	4,82	5,66	5,64	42,54	42,81	8984,0	8903,2	4,76842987	0,00842987
-------------------	------	------	------	------	-------	-------	--------	--------	------------	------------

ANEXO Cartera RL Datos Reales

Fecha	SANClose	SANPred	Nº Acciones Negociadas	Oper.	Cartera	Nº Acc.	V.Total
01/06/2018	5,57	5,517678216		.	1000	0	1000
04/06/2018	5,6	5,624861212		.	1000	0	1000
05/06/2018	5,51	5,613071928		.	1000	0	1000
06/06/2018	5,67	5,484540671		.	1000	0	1000
07/06/2018	5,59	5,779801742		.	1000	0	1000
08/06/2018	5,55	5,606322498		.	1000	0	1000
11/06/2018	5,73	5,578614476		.	1000	0	1000
12/06/2018	5,64	5,800625441		.	1000	0	1000
13/06/2018	5,63	5,626160357		.	1000	0	1000
14/06/2018	5,56	5,630034583		.	1000	0	1000
15/06/2018	5,45	5,499044981		.	1000	0	1000
18/06/2018	5,43	5,379717658		.	1000	0	1000
19/06/2018	5,43	5,407369786		.	1000	0	1000
20/06/2018	5,49	5,423563205		.	1000	0	1000
21/06/2018	5,46	5,483882959		.	1000	0	1000
22/06/2018	5,49	5,451865868		.	1000	0	1000
25/06/2018	5,42	5,550979356		.	1000	0	1000
26/06/2018	5,41	5,364247428	10	C	945,9	10	1000
27/06/2018	5,27	5,449958248		.	945,9	10	998,6
28/06/2018	5,32	5,149192782	10	C	892,7	20	999,1
29/06/2018	5,34	5,353536951	10	C	839,3	30	999,5
02/07/2018	5,32	5,405751899		.	839,3	30	998,9
03/07/2018	5,36	5,273571272	10	C	785,7	40	1000,1
05/07/2018	5,55	5,36468205		.	785,7	40	1007,7
06/07/2018	5,59	5,782947199	10	V	841,6	30	1009,3
09/07/2018	5,65	5,6377555	10	V	898,1	20	1011,1
10/07/2018	5,6	5,719624048	10	V	954,1	10	1010,1
11/07/2018	5,44	5,5395279	10	V	1008,5	0	1008,5
12/07/2018	5,47	5,324425023	10	C	953,8	10	1008,5
13/07/2018	5,42	5,514607701		.	953,8	10	1008
16/07/2018	5,47	5,359230037	10	C	899,1	20	1008,5
17/07/2018	5,33	5,479806775		.	899,1	20	1005,7
18/07/2018	5,39	5,235621324	10	C	845,2	30	1006,9
19/07/2018	5,41	5,43490666		.	845,2	30	1007,5
20/07/2018	5,43	5,389182785		.	845,2	30	1008,1
23/07/2018	5,47	5,468419759		.	845,2	30	1009,3
24/07/2018	5,52	5,509065523		.	845,2	30	1010,8
25/07/2018	5,53	5,58732394		.	845,2	30	1011,1
26/07/2018	5,55	5,513950875		.	845,2	30	1011,7
27/07/2018	5,6	5,536362485		.	845,2	30	1013,2

30/07/2018	5,58	5,669203387	10	V	901	20	1012,6
31/07/2018	5,59	5,622077095	10	V	956,9	10	1012,8
01/08/2018	5,52	5,624819539	10	V	1012,1	0	1012,1
02/08/2018	5,42	5,462152334		.	1012,1	0	1012,1
03/08/2018	5,44	5,340481754		.	1012,1	0	1012,1
06/08/2018	5,39	5,463065366		.	1012,1	0	1012,1
07/08/2018	5,44	5,296273402		.	1012,1	0	1012,1
08/08/2018	5,43	5,466631327		.	1012,1	0	1012,1
09/08/2018	5,37	5,433203692		.	1012,1	0	1012,1
10/08/2018	5,19	5,304518066		.	1012,1	0	1012,1
13/08/2018	5,04	4,982146606		.	1012,1	0	1012,1
14/08/2018	5,06	4,901449083	10	C	961,5	10	1012,1
15/08/2018	4,95	5,068236744		.	961,5	10	1011
16/08/2018	4,99	4,873041158	10	C	911,6	20	1011,4
17/08/2018	5	5,017813694		.	911,6	20	1011,6
20/08/2018	4,99	5,013142832		.	911,6	20	1011,4
21/08/2018	5,1	4,946075698		.	911,6	20	1013,6
22/08/2018	5,08	5,1699585		.	911,6	20	1013,2
23/08/2018	5,01	5,111229851		.	911,6	20	1011,8
24/08/2018	5,06	4,970977173		.	911,6	20	1012,8
27/08/2018	5,13	5,106595039		.	911,6	20	1014,2
28/08/2018	5,09	5,204533269		.	911,6	20	1013,4
29/08/2018	5,12	5,030915926		.	911,6	20	1014
30/08/2018	5	5,160356359		.	911,6	20	1011,6
31/08/2018	4,99	4,9063244		.	911,6	20	1011,4
04/09/2018	4,98	4,950513885		.	911,6	20	1011,2
05/09/2018	4,99	4,988222449		.	911,6	20	1011,4
06/09/2018	4,93	4,970276169		.	911,6	20	1010,2
07/09/2018	4,85	4,822632723	10	C	863,1	30	1008,6
10/09/2018	4,92	4,810989148	10	C	813,9	40	1010,7
11/09/2018	4,93	4,904650677	10	C	764,6	50	1011,1
12/09/2018	4,91	4,939681005	10	C	715,5	60	1010,1
13/09/2018	4,99	4,886176982		.	715,5	60	1014,9
14/09/2018	4,98	5,136204677		.	715,5	60	1014,3
17/09/2018	5,05	4,987700982		.	715,5	60	1018,5
18/09/2018	5,14	5,104470771		.	715,5	60	1023,9
19/09/2018	5,25	5,142326688		.	715,5	60	1030,5
20/09/2018	5,41	5,345775234	20	V	823,7	40	1040,1
21/09/2018	5,37	5,499632086	20	V	931,1	20	1038,5
24/09/2018	5,27	5,313062896	20	V	1036,5	0	1036,5
25/09/2018	5,32	5,251152184		.	1036,5	0	1036,5
26/09/2018	5,25	5,339972103		.	1036,5	0	1036,5
27/09/2018	5,2	5,230798141		.	1036,5	0	1036,5

28/09/2018	5	5,18473495		.	1036,5	0	1036,5
01/10/2018	4,97	4,884736822		.	1036,5	0	1036,5
02/10/2018	4,92	5,008248223		.	1036,5	0	1036,5
03/10/2018	5,03	4,806660656		.	1036,5	0	1036,5
04/10/2018	5,03	5,03376942		.	1036,5	0	1036,5
05/10/2018	4,98	4,97421794		.	1036,5	0	1036,5
08/10/2018	5,04	4,886050679		.	1036,5	0	1036,5
09/10/2018	5,04	5,075665514		.	1036,5	0	1036,5
10/10/2018	4,99	5,030548665		.	1036,5	0	1036,5
11/10/2018	4,91	4,941428655		.	1036,5	0	1036,5
12/10/2018	4,89	4,891396001		.	1036,5	0	1036,5
15/10/2018	4,92	4,901602171		.	1036,5	0	1036,5
16/10/2018	4,97	4,949255739		.	1036,5	0	1036,5
17/10/2018	4,9	4,938279014		.	1036,5	0	1036,5
18/10/2018	4,7	4,864853015		.	1036,5	0	1036,5
19/10/2018	4,77	4,477219961	10	C	988,8	10	1036,5
22/10/2018	4,68	4,873623534		.	988,8	10	1035,6
23/10/2018	4,72	4,62874252		.	988,8	10	1036
24/10/2018	4,5	4,677546166		.	988,8	10	1033,8
25/10/2018	4,65	4,329467672	10	C	942,3	20	1035,3
26/10/2018	4,62	4,771502834		.	942,3	20	1034,7
29/10/2018	4,68	4,54015819	10	C	895,5	30	1035,9
30/10/2018	4,71	4,710253529		.	895,5	30	1036,8
31/10/2018	4,78	4,612434924		.	895,5	30	1038,9
01/11/2018	4,88	4,725530016		.	895,5	30	1041,9
02/11/2018	4,94	5,021156043	10	V	944,9	20	1043,7
05/11/2018	4,85	5,022816784	10	V	993,4	10	1041,9
06/11/2018	4,96	4,856181939		.	993,4	10	1043
07/11/2018	4,96	5,010406384	10	V	1043	0	1043
08/11/2018	4,82	4,987614887		.	1043	0	1043
09/11/2018	4,88	4,681172479		.	1043	0	1043
12/11/2018	4,72	4,855397764		.	1043	0	1043
13/11/2018	4,86	4,588837187		.	1043	0	1043
14/11/2018	4,85	4,930369748		.	1043	0	1043
15/11/2018	4,83	4,829383675		.	1043	0	1043
16/11/2018	4,84	4,871499577		.	1043	0	1043
19/11/2018	4,83	4,779885366		.	1043	0	1043
20/11/2018	4,64	4,818263196		.	1043	0	1043
21/11/2018	4,72	4,549692453		.	1043	0	1043
23/11/2018	4,65	4,777472025		.	1043	0	1043
26/11/2018	4,78	4,62751704		.	1043	0	1043
27/11/2018	4,76	4,851656333		.	1043	0	1043
28/11/2018	4,87	4,646013595		.	1043	0	1043

29/11/2018	4,82	4,959075867		.	1043	0	1043
30/11/2018	4,76	4,768429872		.	1043	0	1043