



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA



FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN Y  
DIRECCIÓN DE EMPRESAS. UPV

Análisis del efecto *overnight* en la rentabilidad de las acciones del IBEX 35

Estudiante: Víctor Romero Polo

Doble grado en Administración y Dirección de Empresas e Ingeniería Informática

Tutor: Javier Oliver Muncharaz

Curso académico 2019-2020

## Índice

1. Introducción .....	4
1.1 Resumen.....	4
1.2 Objetivo.....	4
2. Revisión bibliográfica .....	5
3. Metodología .....	8
4. Análisis y resultados .....	11
4.1 Datos de la muestra .....	11
4.2 Análisis gráfico .....	11
4.3 Análisis cuantitativo.....	14
4.4 Análisis de los coeficientes del modelo 1 .....	16
4.5 Análisis de los coeficientes del modelo 2 .....	18
4.6 Conclusiones del análisis del efecto <i>overnight</i> .....	22
5. Estrategia de inversión.....	23
5.1 Análisis de tendencias.....	23
5.2 Estrategia A.....	26
5.3 Estrategia B.....	28
6. Conclusiones .....	31
Referencias.....	32
Apéndice A. Composición del IBEX 35 a 11/02/2020 .....	34
Apéndice B. Código generador de gráficos .....	35
Apéndice C. Código modelo de regresión 1 .....	36
Apéndice D. Coeficientes modelo de regresión 1 .....	37

Apéndice E. Código modelo de regresión 2 .....	38
Apéndice F. Coeficientes modelo de regresión 2 .....	39

## Índice de figuras

Figura 1. Aperturas de Telefónica en el periodo de 2009 .....	13
Figura 2. Cierres de Telefónica en el periodo de 2009 .....	13
Figura 3. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad día anterior.....	17
Figura 4. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad overnight .....	17
Figura 5. Histograma de los coeficientes de la variable varianza de la rentabilidad overnight ...	18
Figura 6. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad día anterior.....	19
Figura 7. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad overnight .....	20
Figura 8. Histograma de los coeficientes de la variable varianza de la rentabilidad overnight ...	20
Figura 9. Histograma de los coeficientes de la variable tendencia positiva .....	21
Figura 10. Histograma de los coeficientes de la variable tendencia negativa .....	21

## Índice de tablas

Tabla 1. Resumen de los datos empleados para las regresiones lineales múltiples.....	15
Tabla 2. Porcentaje de acciones sobre las que cada variable es significativa (Modelo 1) .....	16
Tabla 3. Porcentaje de acciones sobre las que cada variable es significativa (Modelo 2) .....	19
Tabla 4. Porcentaje de ocurrencia de coincidencia de tendencias para las 35 acciones .....	25
Tabla 5. Rentabilidad de la estrategia A.....	27
Tabla 6. Rentabilidad de la estrategia B.....	29

## 1. Introducción

### 1.1 Resumen

El presente trabajo final de grado analiza el comportamiento de los mercados bursátiles. En concreto, se analiza el posible efecto que ejerce el periodo de inactividad nocturno (espacio de tiempo en el que la bolsa permanece cerrada y no existen operaciones) sobre las fluctuaciones diarias. Para ello, se presenta el escenario de la bolsa española junto a la muestra a analizar: las acciones que componen el IBEX 35. Variables como la aparición de información financiera o bursátil durante la noche, podrían estar ejerciendo un efecto sobre la rentabilidad de las acciones. En el caso de España, cuando su bolsa cierra a las 17:30, otras bolsas como la americana permanecen operando algunas horas más; e incluso existen mercados que abren durante este periodo, como es el caso del asiático. Mediante la aplicación de métodos estadísticos, se procederá al estudio del efecto nocturno sobre la fluctuación de precios, y una vez obtenidas conclusiones, se presentará una posible estrategia de inversión acorde a ellas.

*Palabras clave:* IBEX 35, *overnight*, inversión

### 1.2 Objetivo

Los objetivos que se pretenden alcanzar en este trabajo son principalmente dos. El primero es determinar si realmente existe un efecto *overnight* sobre las acciones del IBEX 35 que afecte a la fluctuación diaria de los precios; y en el caso de que exista, estudiar cual es su impacto sobre la rentabilidad de estas acciones. El segundo objetivo es, en el caso de confirmar la existencia de un efecto *overnight*, verificar si con el aprovechamiento de esta información, se puede desarrollar una estrategia de inversión realista y aplicable, y plantearla conjuntamente a la explicación de los criterios seguidos.

## 2. Revisión bibliográfica

Para la realización del presente trabajo, previamente se ha realizado una revisión bibliográfica sobre el estudio y análisis del efecto overnight disponible. Esta revisión se ha llevado a cabo con el objetivo de conocer y estudiar diferentes metodologías relacionadas con el objeto del trabajo para así facilitar el desarrollo de las técnicas empleadas en el mismo.

Todavía no existe consenso sobre el tratamiento del efecto nocturno u *overnight*, pero en el artículo Ahoniemi y Lanne (2013) se demuestra que el uso de información acumulada durante periodos *non-trading* o periodos en los que no existen operaciones bursátiles es un factor muy importante a la hora de generar modelos de predicción. También se afirma que para el índice S&P 500, la confección de los estimadores afecta de forma crítica a sus precisiones. Por un lado, los estimadores que incorporan información *overnight* son más precisos sobre muestras o conjuntos de acciones; mientras que estimadores que no contemplan esta información pierden calidad predictiva de forma significativa. Sin embargo, también hay indicios de que estimadores que no consideran la información *overnight* infieren en resultados mejores cuando el foco del trabajo son acciones aisladas.

En otro artículo emparentado con el campo tratado (Tsiakas, 2008) se lleva a cabo una evaluación de la habilidad predictiva de la información acumulada que surge durante periodos *non-trading*. Para ello, se emplea un conjunto de índices europeos y americanos y se introduce un modelo de volatilidad estocástico en el que se diferencian los periodos *non-trading* en función de si son noches de la semana, noches del fin de semana, vacaciones o puentes. Además, se distingue entre impactos más o menos contundentes de las noticias de los periodos *non-trading*. Mediante la implementación de métodos Bayesianos, se llega a dos conclusiones: la primera confirma la capacidad de la información financiera nocturna para predecir; y la segunda afirma que el rendimiento de los modelos de volatilidad estocásticos consigue incrementarse notablemente cuando se distingue entre impactos positivos y negativos de las noticias, además del momento en el que estas ocurren (noches de semana, noches de fin de semana, vacaciones o puentes).

En el artículo Gao, Han, Li y Xiong (2019), se habla de otros efectos notables que inciden sobre las fluctuaciones diarias; como es el comportamiento del mercado durante la primera media hora de sesión, cuyo efecto es más intenso sobre las variaciones de precios conforme se acerca el final del periodo. Además, se concluye en que esta primera media hora del día está fuertemente influenciada por el componente nocturno, mientras que el resto del día lo está de una forma mucho más leve. Por último, también se comprueba como los efectos de la primera media hora y los nocturnos se debilitaban cuando estos proceden de tendencias positivas, es decir, que si la

primera media hora (o el periodo nocturno) tiene una tendencia alcista, los efectos sobre las fluctuaciones del día serán menos significativos.

Otro artículo académico directamente relacionado con la realización de este trabajo es Todorova y Souček (2014), que estudia diversas formas de incorporar la información *overnight* a las predicciones de volatilidad del índice australiano ASX 200. Se demuestra que el 50% de la volatilidad del mercado australiano se origina durante el tiempo en el que el mercado permanece cerrado. Esto implica una imperiosa necesidad de interpretar sobresalientemente la información nocturna en el mercado australiano. Por último, los resultados indican que, aparentemente, considerando la información *overnight* separadamente de la volatilidad de apertura del mercado, se mejora sustancialmente la precisión de las predicciones.

Al igual que en Todorova y Souček (2014) se explica que el 50% de la volatilidad del mercado australiano se origina durante el periodo *non-trading*, en el mercado estadounidense, según Hansen y Lunde (2005), este porcentaje es del 20%. Esto impulsa a considerar las diferentes consecuencias que el efecto *overnight* ejerce sobre los distintos escenarios.

Un artículo que también estudia el comportamiento del índice S&P 500, Kappou, Brooks y Ward (2010), se focaliza en los cambios de composición de dicho índice, es decir, en las entradas y salidas de las acciones que participan. Más en concreto, el artículo explica como estas entradas y salidas provocan cambios en los efectos *overnight*. En una parte del estudio se desagrega el componente nocturno de la rentabilidad diaria; y se demuestra que predecir esta última aislando el efecto *overnight* es una ardua tarea. También se concluye en que las mejores oportunidades para obtener rendimientos en escenarios de modificación de la composición del índice tienen lugar entre el día siguiente al anuncio y el día en el que se hace efectiva esta modificación. Otra conclusión directamente vinculada con el campo de este trabajo es la existencia de un incremento del efecto *overnight* en las rentabilidades de los componentes del índice S&P 500 en fechas próximas a la realización del artículo.

En Ronen (1998) se estudia la eficiencia de mecanismos de *trading* usando datos provenientes de TASE (una base de datos de la bolsa griega). En este artículo se hace la suposición de que el efecto de la información *overnight* ejerce el mismo impacto sobre diferentes periodos de tiempo; y se consigue aislar el efecto *overnight* de los mecanismos. Junto a la incorporación de la corrección del error estándar en las pruebas del ratio de varianza, el hecho de conseguir aislar el efecto es lo que brinda a este estudio de una alta precisión en su análisis.

Por otro lado, en Chan, Chockalingam y Lai (2000) se estudia como los movimientos en diferentes bolsas mientras el NYSE permanece cerrado afectan a sus fluctuaciones diarias. En el estudio se descubre que este efecto *overnight* no solo afecta al precio de apertura del mercado neoyorquino, sino que también tiene un fuerte impacto sobre las fluctuaciones del NYSE de los

primeros treinta minutos. Asimismo, también se confirma el caso contrario: los movimientos en el mercado estudiado afectan de la misma forma a los mercados extranjeros cuando estos abren. A continuación, también se confirma que la magnitud de la causa que provoca el efecto *overnight* en el mercado neoyorquino está firmemente correlacionada con la volatilidad del precio de apertura y débilmente correlacionada con la volatilidad *overnight* del mismo.



### 3. Metodología

Siguiendo la metodología empleada en Todorova y Souček (2014) y Gao, Han, Li y Xiong (2019), se procede a construir un modelo de regresión lineal múltiple; con el objetivo de utilizarlo para explicar las fluctuaciones (o al menos una parte de ellas) de la rentabilidad de las acciones que componen el IBEX 35. Para la construcción de este modelo de regresión lineal múltiple se consideran las siguientes variables:

En primer lugar, se emplearán hasta seis variables independientes:

- Rentabilidad del día anterior:  $Ri_{t-1}$
- Rentabilidad *overnight*:  $Ro_t$
- Varianza de la rentabilidad diaria:  $V_{Ri_t}$
- Varianza de la rentabilidad *overnight*:  $V_{Ro_t}$
- Tendencia positiva:  $T_{+t}$
- Tendencia negativa:  $T_{-t}$

Las cuales tratarán de explicar la variable dependiente:

- Rentabilidad diaria:  $Ri_t$

Las variables utilizadas se definen de la siguiente manera:

**1) Rentabilidad diaria:**  $Ri$ . Calculada como:

$$Ri_t = \ln\left(\frac{C_t}{C_{t-1}}\right)$$

Donde  $C_t$  es el precio de cierre de la sesión actual y  $C_{t-1}$  es el precio de cierre de la sesión anterior.

**2) Rentabilidad *overnight*:**  $Ro$ . Calculada como:

$$Ro_t = \ln\left(\frac{O_t}{C_{t-1}}\right)$$

Donde  $O_t$  es el precio de apertura de la sesión actual.

**3) Varianza de la rentabilidad diaria:**  $V_{Ri}$ . Calculada como:

$$V_{Ri_t} = \frac{(Ri_{t-2} - \frac{Ri_{t-2} + Ri_{t-1}}{2})^2 + (Ri_{t-1} - \frac{Ri_{t-2} + Ri_{t-1}}{2})^2}{1}$$

Fórmula deducida a partir de la fórmula de la varianza:  $V = \frac{\sum(x-\bar{x})^2}{(n-1)}$ .

**4) Varianza de la rentabilidad *overnight*:**  $V_{Ro}$ . Calculada como:

$$V_{Ro_t} = \frac{(Ro_{t-1} - \frac{Ro_{t-1} + Ro_t}{2})^2 + (Ro_t - \frac{Ro_{t-1} + Ro_t}{2})^2}{1}$$

Fórmula deducida a partir de la fórmula de la varianza:  $V = \frac{\sum(x-\bar{x})^2}{(n-1)}$

Como se puede observar, el cálculo de la varianza de la rentabilidad diaria difiere del de la varianza de la rentabilidad *overnight* en cuanto a los periodos utilizados. Este hecho es debido a que en el momento  $t$  ya se conoce  $Ro_t$ , mientras que todavía no se conoce  $Ri_t$ .

**5) Variable binaria positiva:**  $Y_+$ . Calculada como:

$$Y_{+t} = \begin{cases} 1 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} \geq 0 \\ 0 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} < 0 \end{cases}$$

**6) Variable binaria negativa:**  $Y_-$ . Calculada como:

$$Y_{-t} = \begin{cases} 0 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} \geq 0 \\ 1 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} < 0 \end{cases}$$

Estas variables binarias simplemente están recogiendo la tendencia de la sesión anterior, es decir, tomarán valor 1 o 0 en función de si la rentabilidad intradía de la sesión anterior fue positiva o negativa. Se generan por la necesidad de una variable auxiliar para calcular las dos siguientes variables.

**7) Tendencia positiva:**  $T_+$ . Calculada como:

$$T_{+t} = Y_{+t} \times Ro_t$$

**8) Tendencia negativa:**  $T_-$ . Calculada como:

$$T_{-t} = Y_{-t} \times Ro_t$$

Estas variables de tendencia utilizan las variables binarias auxiliares definidas anteriormente para tomar valor. En esencia, toman o no el valor de la rentabilidad *overnight* de acuerdo con el valor de las variables binarias; o, dicho de otro modo, en función de la tendencia intradía de la sesión anterior, recogen el impacto *overnight*.

Inicialmente se genera un modelo de regresión lineal múltiple para determinar, por un lado, la existencia o no del efecto *overnight*, y por otro lado (si este existiera), su impacto sobre la rentabilidad diaria:

Modelo de regresión lineal múltiple 1:

$$Ri_t = \alpha + \beta_{Ri-1} \times Ri_{t-1} + \beta_{Ro} \times Ro_t + \beta_{V_{Ri}} \times V_{Ri_t} + \beta_{V_{Ro}} \times V_{Ro_t}$$

Donde  $\alpha$  es la constante.

Seguidamente se añade al modelo la interacción de las variables de tendencia positiva y tendencia negativa con el objetivo de explicar y cuantificar la rentabilidad diaria en función de si la tendencia intradía de la sesión anterior es alcista o bajista:

Modelo de regresión lineal múltiple 2:

$$Ri_t = \alpha + \beta_{Ri-1} \times Ri_{t-1} + \beta_{Ro} \times Ro_t + \beta_{V_{Ri}} \times V_{Ri_t} + \beta_{V_{Ro}} \times V_{Ro_t} + \beta_{T_+} \times T_{+t} + \beta_{T_-} \times T_{-t}$$

## 4. Análisis y resultados

### 4.1 Datos de la muestra

El IBEX 35 es un índice calculado a partir de la capitalización bursátil de las 35 empresas con mayor liquidez que cotizan en el Sistema de Interconexión Bursátil (la unión de las cuatro bolsas españolas: Bilbao, Madrid, Barcelona y Valencia). Se ha elegido realizar el estudio sobre las acciones que componen este índice por ser consideradas como valores de referencia para los inversores dentro de la bolsa española.

En primer lugar, dado que el IBEX 35 no es un índice de composición fija, se han considerado para este estudio las 35 acciones que participaban en su composición a fecha del 11/02/2020 (ver apéndice A. Composición del IBEX 35 a 11/02/2020). Una vez definidas las acciones de estudio, se procede a la recopilación de los datos. Para ello, se ha empleado el software *Visual Chart (versión 6)*, más en concreto la base de datos que contiene los datos de sesión históricos de las acciones. Los datos de las 35 empresas (acotados desde el 02/01/2007 hasta el 11/02/2020) son exportados a archivos .csv, y posteriormente cargados a una hoja de cálculo empleando la herramienta *Power Query*, utilizada para conectar y transformar los datos.

Los datos de las acciones de la muestra necesarios para la elaboración de este trabajo son las aperturas y los cierres de las sesiones diarias de operaciones en bolsa, ya que el periodo clave que se estudia es el transcurso desde el cierre de un día hasta la apertura del día siguiente, es decir, el periodo nocturno. Es por ello, que tanto los gráficos generados como el análisis estadístico que se desarrollará posteriormente están efectuados con 3 datos fundamentales de cada acción: el día, el valor con el que la acción abre tal día y el valor con el que la acción cierra tal día.

Cabe destacar que, del conjunto de las 35 acciones estudiadas, no todas participaban en bolsa a 02/01/2007. Es por ello que para algunas de las acciones no se dispone de datos desde esa fecha, pero son tratadas de la misma manera que el grueso de la muestra. Estas acciones son las de las empresas: *Aena*, *Bankia*, *CaixaBank*, *Cellnex Telecom*, *Masmóvil* y *Merlin Properties*.

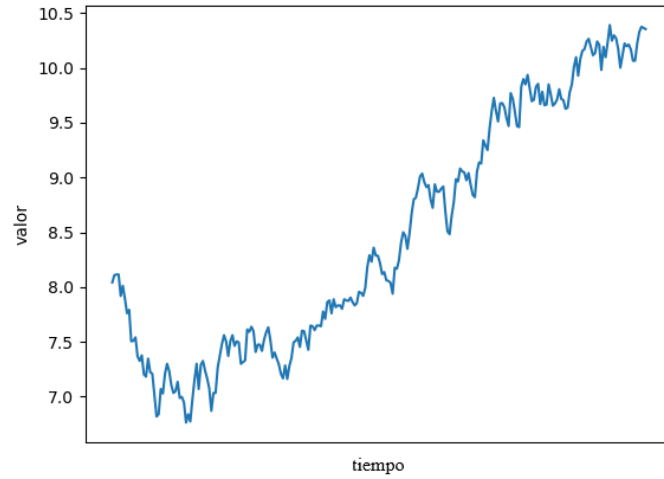
### 4.2 Análisis gráfico

Para poder llevar a cabo un análisis gráfico de los datos, se ha utilizado *Sublime Text 3* como editor para la programación en el lenguaje *Python* (versión 3.8.3). En este entorno se ha desarrollado un programa (ver apéndice B. Código generador de gráficos), cuyo objetivo es

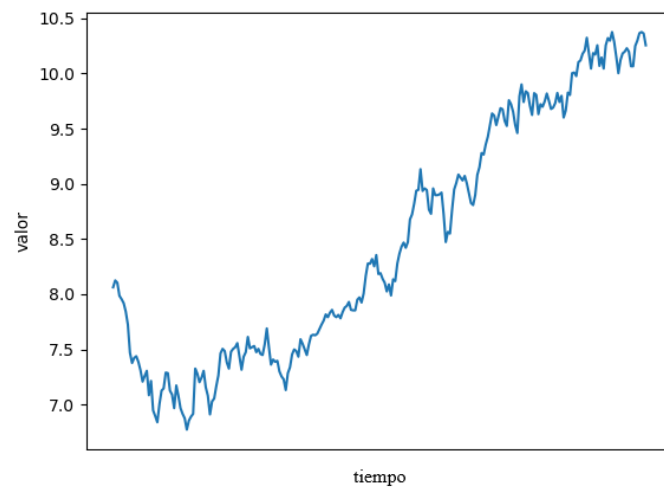
construir gráficos de los valores de las aperturas y los cierres de las acciones a lo largo del tiempo.

Este programa permite la construcción de gráficos de líneas en función de la acción, año y valor (aperturas o cierres) deseados. A continuación, se muestran dos figuras donde se representan gráficamente las aperturas (Figura 1) y los cierres (Figura 2) de la acción de *Telefónica* en el periodo correspondiente al año 2009; a modo de ejemplo de funcionamiento del programa.

Mediante el empleo de este programa se facilitan tareas como el análisis del coeficiente de correlación lineal de los valores de apertura y cierre. Además, la comparación de la evolución de aperturas y cierres de una acción durante el mismo periodo permite percibir la variabilidad existente.



*Figura 1. Aperturas de Telefónica en el periodo de 2009*



*Figura 2. Cierres de Telefónica en el periodo de 2009*

Comparando las dos figuras (Figura 1 y Figura 2), se observa que la evolución de ambos gráficos sigue un patrón similar; puesto que los cierres y las aperturas no son valores demasiado dispares. Estas siguen una trayectoria común; sin embargo, efectivamente hay una disparidad entre las series que puede ser explicada por un efecto *overnight*.

### 4.3 Análisis cuantitativo

A continuación, con el objetivo de realizar las dos regresiones lineales múltiples para cada una de las acciones, se procede a ejecutar un análisis previo de la muestra. Los datos de las variables que se usan para la construcción de los modelos se generan a partir de los precios de apertura y cierre diarios. Se obtiene y analiza inicialmente la rentabilidad diaria, la rentabilidad *overnight*, la varianza de la rentabilidad *overnight*, la varianza de la rentabilidad diaria y el coeficiente de correlación de los rendimientos.

Como se observa en la Tabla 1, se puede afirmar que, en mayor o menor medida, existe una correlación lineal positiva entre la rentabilidad diaria y la rentabilidad *overnight*, manteniéndose esta entre un 35% y un 45% aproximadamente a lo largo de toda la muestra. Por otro lado, resalta que en el 37,14% de las acciones de la muestra la rentabilidad diaria promedio del periodo analizado ha sido negativa; mientras que la rentabilidad *overnight* promedio ha sido negativa en tan solo el 2,85% de la muestra. Por otro lado, comparando las columnas de las varianzas, se pone de manifiesto que los valores de la rentabilidad diaria presentan una dispersión casi 4 veces mayor que los de la rentabilidad *overnight* (el promedio de las varianzas de la rentabilidad diaria es 0,000483 frente al 0,000128 del promedio de las varianzas de la rentabilidad *overnight*). Este hecho se explica por la naturaleza de los periodos: además de que durante el periodo nocturno no existen operaciones de compraventa, aparece mucha menos información que en la sesión de *trading*.

Tabla 1. Resumen de los datos empleados para las regresiones lineales múltiples

Acción	Rentabilidad diaria promedio	Rentabilidad <i>overnight</i> promedio	Varianza rentabilidad diaria	Varianza rentabilidad <i>overnight</i>	Coefficiente correlación rendimientos
ACS	0,000110	0,000531	0,000335	0,000095	0,417832
ACX	-0,000109	0,000845	0,000373	0,000093	0,395220
AENA	0,000937	0,000633	0,000202	0,000056	0,506728
AMS	0,000838	0,000747	0,000203	0,000055	0,456257
ANA	0,000061	0,001011	0,000472	0,000100	0,394402
BBVA	-0,000171	0,000249	0,000464	0,000140	0,492745
BKIA	-0,002073	-0,000112	0,002376	0,000648	0,581673
BKT	0,000079	0,000598	0,000482	0,000114	0,336515
CABK	0,000009	0,000706	0,000424	0,000149	0,430239
CIE	0,000392	0,001100	0,000377	0,000172	0,353439
CLNX	0,001090	0,001150	0,000228	0,000050	0,421453
COL	-0,001321	0,001951	0,001277	0,000319	0,336693
ELE	0,000377	0,000483	0,000231	0,000072	0,364333
ENC	-0,000032	0,001648	0,000600	0,000163	0,298045
ENG	0,000312	0,000882	0,000210	0,000057	0,377841
FER	0,000452	0,000869	0,000355	0,000104	0,433954
GRF	0,000617	0,000779	0,000315	0,000083	0,355825
IAG	0,000406	0,000987	0,000604	0,000134	0,407432
IBE	0,000276	0,000575	0,000299	0,000096	0,491024
IDR	-0,000045	0,000434	0,000379	0,000082	0,412454
ITX	0,000503	0,000554	0,000294	0,000082	0,441924
MAP	0,000101	0,000974	0,000441	0,000097	0,393292
MAS	0,001616	0,001017	0,000710	0,000145	0,367196
MEL	-0,000168	0,001199	0,000581	0,000131	0,318675
MRL	0,000424	0,001093	0,000171	0,000061	0,414970
MTS	-0,000381	0,001723	0,000878	0,000226	0,497128
NTGY	0,000180	0,000586	0,000282	0,000077	0,435727
REE	0,000429	0,001008	0,000214	0,000048	0,387342
REP	0,000017	0,001015	0,000364	0,000108	0,496538
SAB	-0,000481	0,000091	0,000452	0,000104	0,371856
SAN	-0,000102	0,000580	0,000492	0,000164	0,484083
SGRE	-0,000009	0,001434	0,000830	0,000166	0,470828
TEF	-0,000056	0,000192	0,000240	0,000085	0,507092
TL5	-0,000236	0,000749	0,000510	0,000096	0,378255
VIS	0,000487	0,000218	0,000248	0,000093	0,398824



#### 4.4 Análisis de los coeficientes del modelo 1

Una vez obtenidas las series de datos de las variables, se procede a realizar la regresión lineal múltiple 1 para cada una de las 35 acciones. En este caso se vuelve a optar por el lenguaje de programación *Python* para su elaboración. Añadir que se emplean las librerías *Pandas* y *Statsmodels* como apoyo al desarrollo. La primera librería se utiliza para la preparación de *dataframes*, y la segunda para la realización de la regresión lineal múltiple una vez suministrado el *dataframe* correspondiente. El programa desarrollado se encuentra en los apéndices (ver apéndice C. Código modelo de regresión 1).

Con los resultados de las regresiones generados, se realiza una tabla de análisis de significatividad empleando los p-valores de las variables.

Analizando la Tabla 2, se observa como tan solo en el 23% de las regresiones la constante es significativa, porque en ese porcentaje de las ocasiones el p-valor es menor de 0,05. Además, es en este punto donde se halla que en el 100% de las acciones de la muestra la rentabilidad *overnight* es significativa para explicar la rentabilidad diaria. Por último, se puede afirmar que las tres variables más significativas a la hora de explicar la rentabilidad diaria son: la rentabilidad del día anterior, la rentabilidad *overnight* y la varianza de la rentabilidad *overnight*.

Tabla 2. Porcentaje de acciones sobre las que cada variable es significativa (Modelo 1)

$\alpha$	$Ri_{t-1}$	$Ro$	$V_{Ri}$	$V_{Ro}$
23%	46%	100%	34%	54%

Posteriormente se procede al estudio de los coeficientes. Para ello, se analizan los histogramas de los coeficientes de las tres variables con mayor significatividad en la explicación de la variable dependiente. La totalidad de los coeficientes ordenados por acciones se encuentra en los apéndices (ver apéndice D. Coeficientes modelo de regresión 1). En este apartado sería interesante encontrar patrones o concentraciones de coeficientes en un mismo rango.

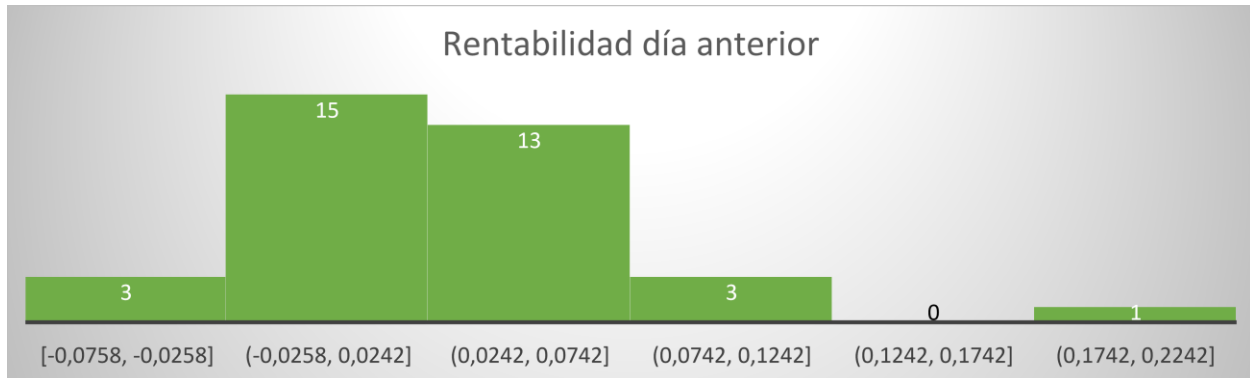


Figura 3. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad día anterior

En la Figura 3 se observa que los coeficientes de la variable rentabilidad día anterior son muy pequeños; y en un considerable porcentaje son negativos. Un coeficiente pequeño simboliza un débil efecto sobre la variable dependiente, mientras que si este coeficiente toma un valor negativo significa que los cambios en la variable rentabilidad día anterior provocan efectos inversos en la rentabilidad diaria. Además, la mayoría de los coeficientes se agrupan en torno al cero, estando 31 de los 35 coeficientes entre unos valores de -0,0758 y 0,0742.

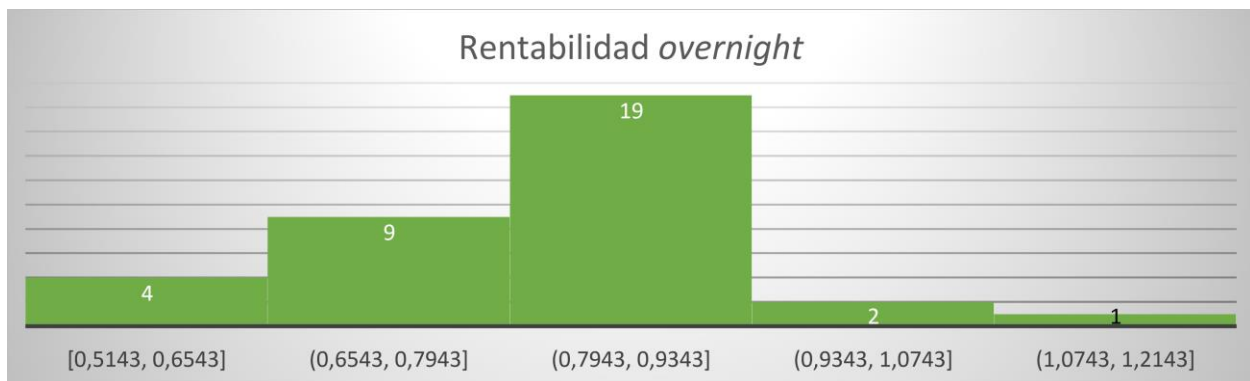


Figura 4. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad overnight

En la Figura 4 se puede deducir, por la magnitud de los coeficientes de la variable independiente  $R_{0t}$ , que la rentabilidad *overnight* sí influye de una forma mucho más potente en la rentabilidad diaria. La mayoría de los coeficientes (rango entre el primer y tercer cuartil de los datos) se

encuentran entre valores de 0,7241 y 0,8739. La acción sobre la que más sorprende la influencia del efecto *overnight* es la de *Bankia*, teniendo el coeficiente de *Ro* más grande: 1,1716.

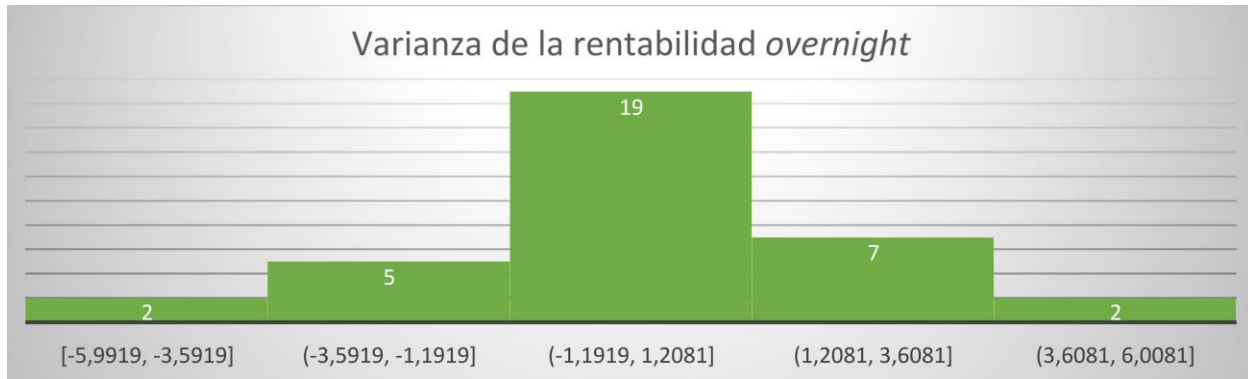


Figura 5. Histograma de los coeficientes de la variable varianza de la rentabilidad *overnight*

Analizando la Figura 5, se observa una clara distribución normal de los coeficientes de la variable rentabilidad *overnight* (con la mayor concentración entre -1,1919 y 1,2081). Además, la distribución se forma en torno al cero, por lo que el número de coeficientes negativos de esta variable en la regresión ha sido muy similar al número de coeficientes positivos.

#### 4.5 Análisis de los coeficientes del modelo 2

Para la realización de la segunda regresión lineal múltiple se añaden las dos variables de tendencia: tendencia positiva y tendencia negativa. Así se obtiene el modelo de regresión lineal múltiple 2. El programa desarrollado se modifica ligeramente con el objetivo de incluir estas nuevas variables independientes en la regresión. Este programa se adjunta de nuevo en los apéndices actualizado (ver apéndice E. Código modelo de regresión 2).

Con los resultados de las regresiones generados, se realiza una tabla de análisis de significatividad empleando los p-valores de las variables.

Analizando la Tabla 3, se observa como en estas regresiones la variable varianza de la rentabilidad diaria ha perdido significatividad, pasando de tener significatividad en el 34% de las regresiones del modelo 1 a tener significatividad en el 31% de las regresiones del modelo 2. Además, en el 100% de las ocasiones en las que la variable rentabilidad *overnight* es significativa se ve replicado tanto en la variable de tendencia positiva como en la variable de tendencia negativa, pero esto no sorprende, dado que estas dos variables, como se ha visto anteriormente,

se calculan a partir de la rentabilidad *overnight*. Por último, se puede afirmar que las cinco variables más significativas a la hora de explicar la rentabilidad diaria son: la rentabilidad del día anterior, la rentabilidad *overnight*, la varianza de la rentabilidad *overnight*, la tendencia positiva y la tendencia negativa.

Tabla 3. Porcentaje de acciones sobre las que cada variable es significativa (Modelo 2)

$\alpha$	$R_{i,t-1}$	$R_o$	$V_{Ri}$	$V_{Ro}$	$T_+$	$T_-$
23%	46%	100%	31%	54%	100%	100%

Posteriormente se procede al estudio de los coeficientes. Para ello se analizan los histogramas de los coeficientes de las cinco variables con mayor significatividad en la explicación de la variable dependiente. La totalidad de los coeficientes ordenados por acciones se encuentra en los apéndices (ver apéndice F. Coeficientes modelo de regresión 2). En este apartado sería interesante encontrar patrones o concentraciones de coeficientes en un mismo rango.

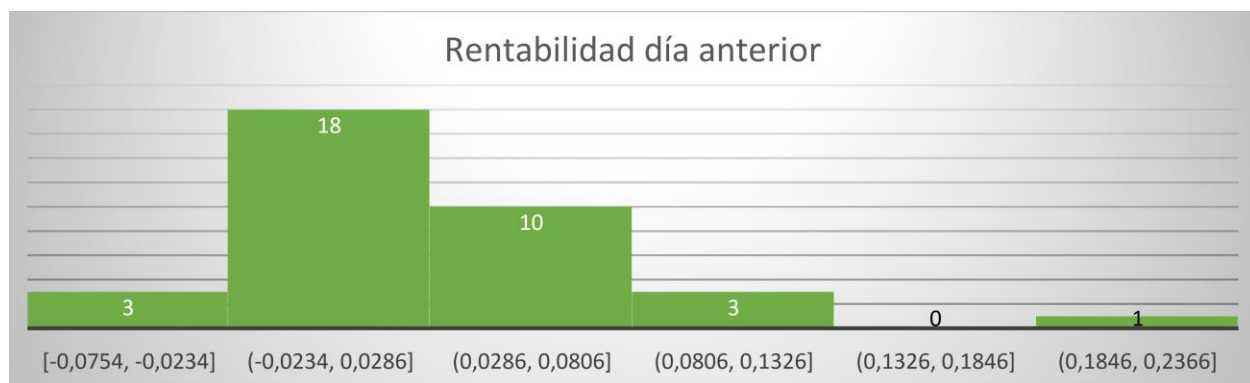


Figura 6. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad día anterior

En la Figura 6 se observa una distribución y una magnitud de los coeficientes similares a las de la variable rentabilidad del día anterior del modelo 1. Además, la mayoría de los coeficientes también se agrupan en torno al cero, estando 18 de los 35 coeficientes entre unos valores de -0,0234 y 0,0286.

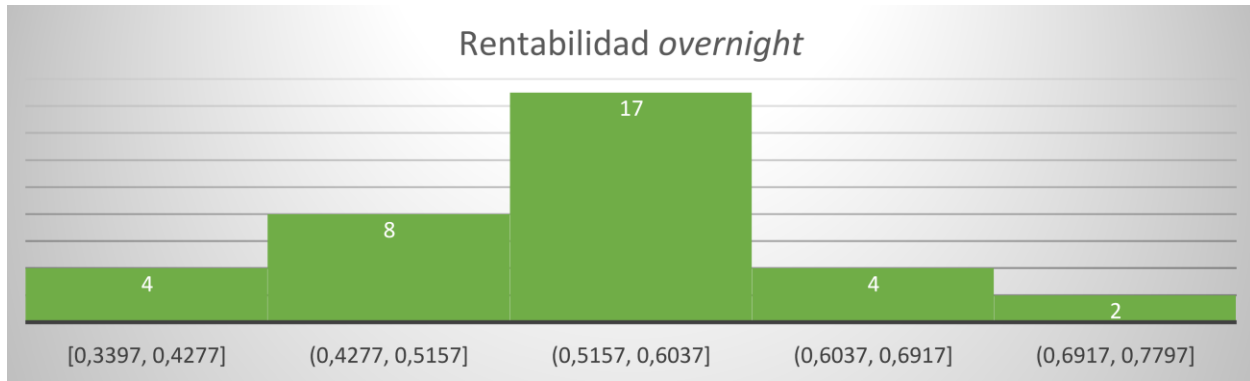


Figura 7. Histograma de los coeficientes de la variable rentabilidad overnight

En la Figura 7 los coeficientes son más bajos que en la Figura 4. Esto indica que en este modelo la rentabilidad *overnight* no toma tanta importancia como lo hacía en el modelo 1 para explicar la variable dependiente. Sin embargo, estos coeficientes pueden seguir considerándose significativamente grandes. La mayoría de los coeficientes (rango entre el primer y tercer cuartil de los datos) se encuentran entre valores de 0,4851 y 0,5769. La acción sobre la que más sorprende la influencia del efecto *overnight* es de nuevo la de *Bankia*, teniendo el coeficiente de  $R_0$  más grande: 0,7109.

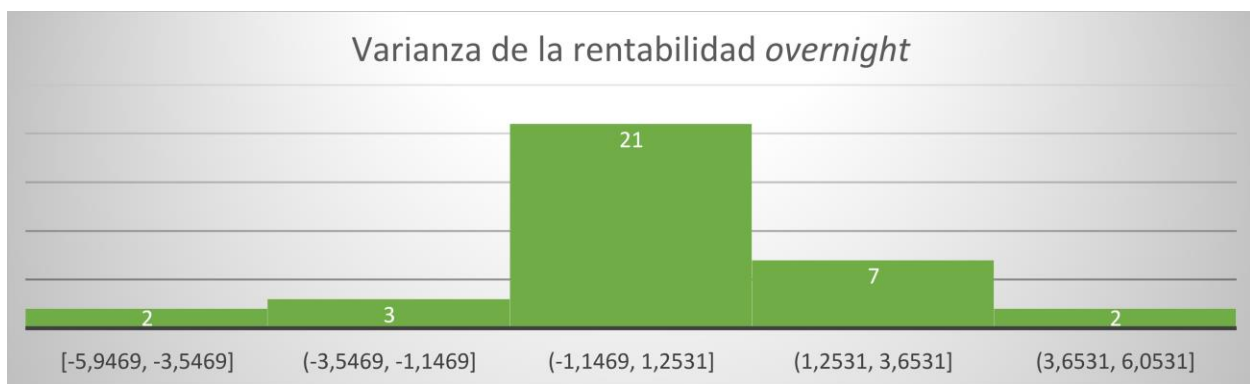


Figura 8. Histograma de los coeficientes de la variable varianza de la rentabilidad overnight

De la misma forma que en la Figura 5 los coeficientes seguían una distribución normal, en la Figura 8 también ocurre. Sin embargo, en esta ocasión aún están más centrados en torno al cero, apareciendo 21 coeficientes entre el -1,1469 y 1,2531.



Figura 9. Histograma de los coeficientes de la variable tendencia positiva

Analizando la Figura 9 se puede considerar a la variable tendencia positiva como más dispersa que la variable tendencia negativa (Figura 10). Además, la mayoría de los coeficientes se agrupan entre los valores 0,1845 y 0,2614.

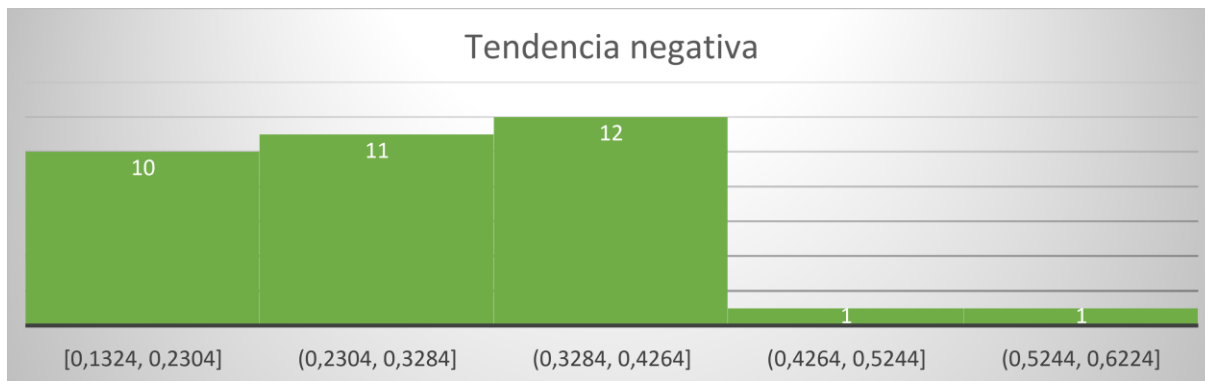


Figura 10. Histograma de los coeficientes de la variable tendencia negativa

En contraposición a la variable tendencia positiva, como se puede ver en la Figura 10, los coeficientes de la variable tendencia negativa toman una distribución mucho más uniforme, conteniendo casi todos los valores entre 0,1324 y 0,4264. Tan solo hay dos valores aislados y estos son el coeficiente de la regresión de *Siemens Gamesa* (0,4392) y el de *Bankia* (0,5912).

#### 4.6 Conclusiones del análisis del efecto *overnight*

Del presente análisis se concluye, dado que se ha deducido como variable significativa y con impacto considerable, que efectivamente existe un efecto *overnight* que explica parte de la rentabilidad diaria de las acciones del IBEX 35. Además, considerando el análisis de los coeficientes, se puede afirmar que este efecto es significativamente alto, puesto que la media de los coeficientes de la variable rentabilidad *overnight* es de 0,808 en el modelo 1 y 0,5357 en el modelo 2.

En contraposición, llama la atención la escasa relevancia de la rentabilidad del día anterior para explicar la rentabilidad diaria (significativa en menos del 50% de las ocasiones). Además, esta variable es poco influyente sobre la variable explicada debido a sus bajos coeficientes. Por último, destacar la importancia de las variables de tendencia, que, aunque no toman coeficientes tan elevados como la rentabilidad *overnight*, sí son variables significativas en todas las regresiones. Cabía esperar este resultado dado que estas variables son calculadas a partir de la rentabilidad *overnight*.

En definitiva, al menos en la muestra de datos analizada, sí se ha demostrado la existencia de un efecto considerable sobre la rentabilidad diaria causado por el periodo *non-trading*.

## 5. Estrategia de inversión

### 5.1 Análisis de tendencias

En los apartados anteriores se ha determinado la existencia de efecto *overnight* y, además, la existencia de una relación entre este y las tendencias intradía. A continuación, se plantean dos estrategias simples de inversión que puedan aprovechar esta información.

En primer lugar, se realiza el siguiente análisis: determinar, en el periodo muestral estudiado, cuál es el porcentaje de ocurrencia en el que la tendencia intradía de la sesión anterior, la tendencia de la noche y la tendencia intradía de la sesión actual coinciden en una misma acción. El término “tendencia intradía” alude a la diferencia entre los valores de apertura y cierre de una misma sesión. La lógica de este análisis emplea 3 variables que se detallan a continuación:

**1) Tendencia intradía de la sesión anterior:  $Ti_{t-1}$ .** Calculada como:

$$Ti_{t-1} = \begin{cases} 1 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} \geq 0 \\ 0 & \text{si } C_{t-1} - O_{t-1} < 0 \end{cases}$$

Donde  $C_{t-1}$  es el precio de cierre y  $O_{t-1}$  es el precio de apertura de la sesión anterior.

**2) Tendencia de la noche:  $To$ .** Calculada como:

$$To = \begin{cases} 1 & \text{si } O_t - C_{t-1} \geq 0 \\ 0 & \text{si } O_t - C_{t-1} < 0 \end{cases}$$

Donde  $C_{t-1}$  es el precio de cierre de la sesión anterior y  $O_t$  es el precio de apertura de la sesión actual.

**3) Tendencia intradía de la sesión actual:  $Ti_t$ .** Calculada como:

$$Ti_t = \begin{cases} 1 & \text{si } C_t - O_t \geq 0 \\ 0 & \text{si } C_t - O_t < 0 \end{cases}$$

Donde  $C_t$  es el precio de cierre de la sesión actual.



Entonces se afirma que las tendencias coinciden si:

$$Ti_{t-1} + To + Ti_t = 1$$

o bien:

$$Ti_{t-1} + To + Ti_t = 0$$

Siguiendo esta lógica, se confecciona la siguiente tabla (ver Tabla 4) que determina cuál es el porcentaje de ocurrencia en el que la tendencia intradía de la sesión anterior, la tendencia de la noche y la tendencia intradía de la sesión actual coinciden para cada una de las 35 acciones de la muestra.

*Tabla 4. Porcentaje de ocurrencia de coincidencia de tendencias para las 35 acciones*

Acción	% tendencias coinciden
ACS	25,38%
ACX	24,00%
AENA	25,33%
AMS	25,43%
ANA	25,25%
BBVA	24,18%
BKIA	25,02%
BKT	25,10%
CABK	21,66%
CIE	24,12%
CLNX	24,98%
COL	22,50%
ELE	23,95%
ENC	23,28%
ENG	23,13%
FER	25,53%
GRF	25,88%
IAG	24,21%
IBE	24,63%
IDR	24,19%
ITX	23,04%
MAP	23,23%
MAS	36,59%
MEL	22,59%
MRL	22,88%
MTS	27,47%
NTGY	23,50%
REE	22,27%
REP	24,57%
SAB	25,88%
SAN	23,85%
SGRE	27,76%
TEF	24,30%
TL5	25,25%
VIS	21,43%

Como se observa en la Tabla 4, en promedio, en el 24,64% de los casos del periodo muestral estudiado estas tres tendencias coinciden. Además, la varianza es muy pequeña (0,0618%). Esto significa que el porcentaje de ocurrencia de coincidencia de tendencias cuenta con una dispersión reducida entre las diferentes acciones. A partir de esta información, se procede a desarrollar dos estrategias diferentes. La efectividad de las estrategias se analizará empleando un periodo ex-ante (el periodo muestral del análisis, del 02/01/2007 hasta el 11/02/2020) y otro ex-post (fuera de muestra, del 12/02/2020 hasta el 29/05/2020). A partir de aquí el periodo ex-ante será referido como “periodo 1” y el periodo ex-post como “periodo 2”.

## 5.2 Estrategia A

La primera estrategia expuesta es la que resulta más lógica de deducir a partir de la información aportada por el análisis de tendencias. La idea es la siguiente: si tan solo en el 24,64% de las ocasiones las tendencias de la sesión anterior y de la noche han coincidido con la tendencia de la sesión actual, en el inicio de la sesión actual se actuará de forma “contraria” para así obtener beneficio. Es decir, si en la sesión anterior y la noche las tendencias fueron alcistas, esperando acertar en el 75,36% de las veces y que baje el precio de la acción, la orden a realizar será vender al inicio de la sesión actual. Por el contrario, si en la sesión anterior y la noche las tendencias fueron bajistas, la orden a realizar será comprar al inicio la sesión actual; y por último, si en la sesión anterior y la noche las tendencias no coincidieron, no se actuará en la sesión actual.

Se realiza un simulacro de la aplicación de la estrategia A durante los dos periodos mencionados anteriormente (ver Tabla 5).

Tabla 5. Rentabilidad de la estrategia A

	Estrategia A			
	Periodo 1		Periodo 2	
	Rentabilidad %	Rentabilidad €	Rentabilidad %	Rentabilidad €
ACS	2,52%	-7,22 €	52,91%	8,32 €
ACX	-228,97%	-22,92 €	-0,93%	-0,42 €
AENA	-55,89%	-113,90 €	32,47%	35,10 €
AMS	-73,73%	-12,08 €	11,68%	3,09 €
ANA	-8,24%	-47,80 €	0,59%	-2,15 €
BBVA	12,29%	-2,60 €	7,68%	0,06 €
BKIA	344,95%	30,89 €	-27,87%	-0,27 €
BKT	-28,56%	-1,94 €	7,81%	0,19 €
CABK	-135,68%	-3,00 €	17,46%	0,26 €
CIE	-403,53%	-15,78 €	24,99%	2,57 €
CLNX	21,79%	4,14 €	6,03%	0,97 €
COL	-487,96%	-834,22 €	8,15%	0,23 €
ELE	-194,24%	-17,15 €	14,56%	2,45 €
ENC	-370,38%	-10,37 €	-9,46%	-0,43 €
ENG	-265,32%	-30,20 €	10,89%	1,54 €
FER	-56,29%	-10,31 €	37,89%	7,76 €
GRF	-46,85%	2,36 €	-23,07%	-7,55 €
IAG	-99,05%	-2,04 €	29,13%	0,72 €
IBE	-98,72%	-5,08 €	-2,78%	-0,42 €
IDR	-142,09%	-18,43 €	-22,20%	-2,17 €
ITX	-280,92%	-35,91 €	0,05%	-1,23 €
MAP	-82,69%	-1,31 €	24,06%	0,40 €
MAS	75,03%	-16,79 €	35,01%	4,92 €
MEL	-207,49%	-21,82 €	30,71%	0,73 €
MRL	-59,31%	-5,88 €	-21,27%	-1,73 €
MTS	190,85%	-0,33 €	77,41%	6,10 €
NTGY	-96,33%	-23,67 €	13,29%	2,17 €
REE	-134,49%	-12,11 €	-4,22%	-0,96 €
REP	37,42%	0,99 €	47,78%	3,57 €
SAB	184,51%	2,31 €	50,46%	0,20 €
SAN	-73,30%	-6,27 €	0,97%	0,00 €
SGRE	319,91%	23,20 €	4,69%	0,28 €
TEF	-61,43%	-6,05 €	4,94%	0,12 €
TL5	-61,33%	-7,92 €	4,42%	-0,16 €
VIS	-433,99%	-107,01 €	-10,16%	-5,35 €
Promedio	-85,64%	-38,18 €	12,40%	1,68 €
Total	-2997,51%	-1.336,22 €	434,07%	58,93 €

Como se observa en la Tabla 5, aplicando esta estrategia en el periodo 1 se han obtenido unas pérdidas considerables. Por otro lado, aparentemente en el periodo 2 la estrategia A ha funcionado, aunque la rentabilidad obtenida en euros ha sido más bien escasa.

### 5.3 Estrategia B

La segunda estrategia expuesta se elabora de forma totalmente contraria a la primera. Si en la sesión anterior y la noche las tendencias fueron alcistas, la orden a realizar será comprar al inicio de la sesión actual. Por el contrario, si en la sesión anterior y la noche las tendencias fueron bajistas, la orden a realizar será vender al inicio de la sesión actual; y por último, si en la sesión anterior y la noche las tendencias no coincidieron, no se actuará en la sesión actual.

Se realiza un simulacro de la aplicación de la estrategia B durante los dos periodos mencionados anteriormente (ver Tabla 6).

Tabla 6. Rentabilidad de la estrategia B

	Estrategia B			
	Periodo 1		Periodo 2	
	Rentabilidad %	Rentabilidad €	Rentabilidad %	Rentabilidad €
ACS	47,08%	7,22 €	-43,23%	-8,32 €
ACX	286,53%	22,92 €	6,06%	0,42 €
AENA	67,49%	113,90 €	-29,56%	-35,10 €
AMS	94,16%	12,08 €	-3,12%	-3,09 €
ANA	80,93%	47,80 €	5,29%	2,15 €
BBVA	48,66%	2,60 €	-2,17%	-0,06 €
BKIA	-146,15%	-30,89 €	32,24%	0,27 €
BKT	110,42%	1,94 €	-4,58%	-0,19 €
CABK	190,59%	3,00 €	-13,36%	-0,26 €
CIE	465,17%	15,78 €	-19,04%	-2,57 €
CLNX	-9,24%	-4,14 €	-2,93%	-0,97 €
COL	709,98%	834,22 €	-3,87%	-0,23 €
ELE	227,04%	17,15 €	-11,71%	-2,45 €
ENC	462,12%	10,37 €	14,60%	0,43 €
ENG	299,62%	30,20 €	-8,51%	-1,54 €
FER	108,28%	10,31 €	-35,32%	-7,76 €
GRF	97,62%	-2,36 €	26,49%	7,55 €
IAG	177,69%	2,04 €	-19,30%	-0,72 €
IBE	137,60%	5,08 €	5,67%	0,42 €
IDR	197,77%	18,43 €	27,23%	2,17 €
ITX	323,20%	35,91 €	3,00%	1,23 €
MAP	142,79%	1,31 €	-21,06%	-0,40 €
MAS	-8,37%	16,79 €	-30,97%	-4,92 €
MEL	297,40%	21,82 €	-16,23%	-0,73 €
MRL	70,12%	5,88 €	26,36%	1,73 €
MTS	-76,30%	0,33 €	-68,74%	-6,10 €
NTGY	136,66%	23,67 €	-9,57%	-2,17 €
REE	164,63%	12,11 €	7,22%	0,96 €
REP	11,01%	-0,99 €	-41,68%	-3,57 €
SAB	-118,43%	-2,31 €	-40,71%	-0,20 €
SAN	140,71%	6,27 €	4,66%	0,00 €
SGRE	-205,62%	-23,20 €	-1,35%	-0,28 €
TEF	89,57%	6,05 €	0,29%	-0,12 €
TL5	137,23%	7,92 €	0,92%	0,16 €
VIS	472,46%	107,01 €	12,22%	5,35 €
Promedio	149,44%	38,18 €	-7,28%	-1,68 €
Total	5230,43%	1.336,22 €	-254,78%	-58,93 €

Como se observa en la Tabla 6, en esta ocasión las rentabilidades en euros son las esperadas: las mismas que en la estrategia A pero con diferente signo. Por otro lado, las rentabilidades porcentuales son mucho mejores. Los beneficios obtenidos con la estrategia B en el periodo 1 son mucho mayores que los beneficios obtenidos con la estrategia A en el periodo 2 (5230,43% frente a 434,07%). De la misma manera, las pérdidas soportadas con la estrategia B en el periodo 2 son mucho menores que las pérdidas soportadas con la estrategia A en el periodo 1 (-254,78% frente a -2997,51%).

Se concluye en que las dos estrategias planteadas no pueden considerarse robustas. Dado que ambas estrategias obtienen un periodo con resultados negativos, debería reconsiderarse otro tipo de estrategias, así como la aplicación de, por ejemplo, filtros de trading u otros mecanismos. No obstante, para una mayor significatividad de los resultados, se debería aplicar cada una de estas estrategias a otros periodos, así como para acciones pertenecientes a otros índices bursátiles diferentes.

## 6. Conclusiones

En este trabajo, en primer lugar se realiza una profunda revisión bibliográfica para determinar las diferentes perspectivas del análisis del efecto *overnight*. A continuación, se presentan las variables y los modelos empleados en las regresiones lineales múltiples. Estos modelos se usan para tratar de explicar, por un lado, la existencia de un efecto *overnight* en la rentabilidad diaria de las acciones que cotizan en el IBEX 35; y por otro lado (en caso de que exista), determinar qué impacto este tiene sobre las mismas.

Tras la recogida y análisis de los datos muestrales de las 35 empresas del estudio, se procede a la realización de las regresiones lineales múltiples. Se han planteado dos modelos diferenciados. El objetivo del primer modelo es verificar la existencia del efecto *overnight* mediante el uso de las variables rentabilidad del día anterior ( $Ri_{t-1}$ ), rentabilidad *overnight* ( $Ro_t$ ), varianza de la rentabilidad diaria ( $V_{Ri_t}$ ) y varianza de la rentabilidad *overnight* ( $V_{Ro_t}$ ). El segundo modelo, a través de la agregación de las variables tendencia positiva ( $T_{+t}$ ) y tendencia negativa ( $T_{-t}$ ), trata de mejorar la predicción realizada por el primero.

Tras un exhaustivo análisis de los coeficientes obtenidos en estas regresiones, se concluye en la existencia de un efecto *overnight* sobre la rentabilidad diaria. Además, se considera este efecto como significativo por la magnitud de los coeficientes analizados.

En la última parte del trabajo se proponen y se estudian algunas estrategias de inversión básicas en función de la información analizada teniendo en cuenta las tendencias intradía y las tendencias nocturnas de las acciones del IBEX 35. Se trata de elaborar una posible planificación que emplee la información obtenida para, aprovechando estas conclusiones, trazar estrategias de inversión que ofrezcan rentabilidad.

Se plantean dos estrategias divergentes y se analiza su eficacia en un escenario ex-ante y otro ex-post de la muestra empleada inicialmente. La primera estrategia trata de invertir en contra de las tendencias previas (tendencia intradía de la sesión anterior y nocturna), mientras que la segunda trata de invertir siguiendo la dirección de estas tendencias. Las conclusiones extraídas no son resolutorias, y es por ello que se deja para análisis e investigaciones posteriores la utilización de modelos más complejos que sean capaces de obtener resultados más determinantes. La utilización de metodologías que puedan captar relaciones más intrincadas no lineales entre variables podría ser potencialmente conveniente para entender más detallada y profundamente este efecto *overnight*; y así generar estrategias de inversión más provechosas.



## Referencias

- Ahoniemi, K., & Lanne, M. (2013). Overnight stock returns and realized volatility. *International Journal of Forecasting*, 29(4), 592-604. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.03.006>
- Bronshtein, A. (2017, 9 mayo). *Simple and Multiple Linear Regression in Python*. Towards data science. <https://towardsdatascience.com/simple-and-multiple-linear-regression-in-python-c928425168f9>
- Chan, K., Chockalingam, M., & Lai, K. W. L. (2000). Overnight information and intraday trading behavior: evidence from NYSE cross-listed stocks and their local market information. *Journal of Multinational Financial Management*, 10(3-4), 495-509. [https://doi.org/10.1016/s1042-444x\(00\)00030-x](https://doi.org/10.1016/s1042-444x(00)00030-x)
- Data to fish. (2020, 3 abril). *Example of Multiple Linear Regression in Python*. <https://datatofish.com/multiple-linear-regression-python/>
- Gao, Y., Han, X., Li, Y., & Xiong, X. (2019). Overnight momentum, informational shocks, and late informed trading in China. *International Review of Financial Analysis*, 66, 101394. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.101394>
- Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A Realized Variance for the Whole Day Based on Intermittent High-Frequency Data. *Journal of Financial Econometrics*, 3(4), 525-554. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nbi028>
- Hunter, J., Dale, D., Firing, E., & Droettboom, M. (2020, 18 marzo). *Matplotlib*. Matplotlib. <https://matplotlib.org/contents.html>
- Índices: IBEX 35. (s. f.). Bolsa de Madrid. Recuperado 11 de febrero de 2020, de <https://www.bolsamadrid.es/esp/asp/Mercados/Precios.aspx?indice=ESI100000000&punto=indice>
- Kappou, K., Brooks, C., & Ward, C. (2010). The S&P500 index effect reconsidered: Evidence from overnight and intraday stock price performance and volume. *Journal of Banking & Finance*, 34(1), 116-126. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.07.008>
- McKinney, W. (2020, 18 marzo). Pandas documentation. Pandas. <https://pandas.pydata.org/docs/>
- Microsoft. (s. f.). *Funciones de Excel (por categoría)*. Soporte de Office. Recuperado 14 de abril de 2020, de <https://support.microsoft.com/es-es/office/funciones-de-excel-por-categor%C3%ADa-5f91f4e9-7b42-46d2-9bd1-63f26a86c0eb?ui=es-es&rs=es-es&ad=es>
- Perktold, J., Seabold, S., & Taylor, J. (2020, 21 febrero). *User Guide*. Statsmodels. <https://www.statsmodels.org/stable/user-guide.html>

Python Software Foundation. (2019, 14 octubre). *Python 3.8.3 documentation*. Python. <https://docs.python.org/3/>

Ronen, T. (1998). Trading structure and overnight information: A natural experiment from the Tel-Aviv Stock Exchange. *Journal of Banking & Finance*, 22(5), 489-512. [https://doi.org/10.1016/s0378-4266\(98\)00024-7](https://doi.org/10.1016/s0378-4266(98)00024-7)

Sánchez, C. (2020, 20 abril). *Normas APA – 7ma (séptima) edición*. Normas APA. <https://normas-apa.org/>

Todorova, N., & Souček, M. (2014). Overnight information flow and realized volatility forecasting. *Finance Research Letters*, 11(4), 420-428. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2014.07.001>

Tsiakas, I. (2008). Overnight information and stochastic volatility: A study of European and US stock exchanges. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), 251-268. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.03.008>

## Apéndice A. Composición del IBEX 35 a 11/02/2020

---

ACS	ACS
ACERINOX	ACX
AENA	AENA
AMADEDUS	AMS
ACCIONA	ANA
BBVA	BBVA
BANKIA	BKIA
BANKINTER	BKT
CAIXABANK	CABK
CIE AUTOMOTIVE	CIE
CELLNEX	CLNX
INM. COLONIAL	COL
ENDESA	ELE
ENCE	ENC
ENAGAS	ENG
FERROVIAL	FER
GRIFOLS	GRF
IAG	IAG
IBERDROLA	IBE
INDRA.A	IDR
INDITEX	ITX
MAPFRE	MAP
MASMOVIL	MAS
MELIA HOTELS	MEL
MERLIN	MRL
ARCELOMITTAL	MTS
NATURGY	NTGY
R.E.C.	REE
REPSOL	REP
BA. SABADELL	SAB
BA. SANTANDER	SAN
SIEMENS GAME	SGRE
TELEFONICA	TEF
MEDIASET	TL5
VISCOFAN	VIS

---

## Apéndice B. Código generador de gráficos

```

1  import matplotlib.pyplot as plt
2
3  DTYYYMMDD = []
4  OPEN = []
5  CLOSE = []
6  error = True
7
8  nom_indice = input("Introduce la abreviatura del índice: ")
9  nom_indice_con_txt = nom_indice + ".txt"
10 anyo = input("Introduce el año: ")
11
12 while error:
13     valores = input(";Aperturas o cierres?: ").lower()
14     if ((valores == "aperturas") or (valores == "cierres")):
15         error = False
16
17 f = open("H:/Desktop/TFG_ADE/IBEX35/" + nom_indice_con_txt)
18 lineas = f.readlines()
19 lineas.pop(0)
20
21 #filtrado por año
22 for i in lineas:
23     dato = i.split(",")
24     if (dato[2].find(anyo) == 0): #si encuentra el año en la posición 0 de DTYYYMMDD
25         DTYYYMMDD.append(dato[2]) #meter fecha a la lista de fechas
26         if valores == "aperturas": #si el gráfico es de aperturas
27             OPEN.append(float(dato[4])) #meto la apertura a la lista de las aperturas
28             y = OPEN
29         else: #si el gráfico es de cierres
30             CLOSE.append(float(dato[7])) #meto el cierre a la lista de los cierres
31             y = CLOSE
32 f.close()
33
34 #cambio formato de la fecha
35 fechas = []
36 for i in DTYYYMMDD:
37     fecha = i[6:8] + "/" + i[4:6]
38     fechas.append(fecha)
39
40 #uso del paquete matplotlib
41
42 #valores de los ejes
43 x = fechas
44 if valores == "aperturas":
45     y = OPEN
46 else:
47     y = CLOSE
48
49 #representación
50 plt.plot(x, y)
51
52 #nombrado de ejes y título
53 plt.xlabel("fechas")
54 plt.ylabel("valor")
55 plt.title(valores + " de " + nom_indice + " en " + anyo)
56
57 #información cmd y representación
58 print("\n" + "Valores representados: ")
59 print(y)
60 plt.show()

```

## Apéndice C. Código modelo de regresión 1

```

1 import statsmodels.api as sm
2 import pandas as pd
3 import csv
4
5 #preparar diccionario y arrays para resumen de coeficientes
6 constC = []
7 rentNightC = []
8 rentDiaAntC = []
9 varRentNightC = []
10 varRentDiaC = []
11
12 diccionarioCoeficientes = {
13     'const': constC,
14     'rentNight': rentNightC,
15     'rentDiaAnt': rentDiaAntC,
16     'varRentNight': varRentNightC,
17     'varRentDia': varRentDiaC
18 }
19
20 #recuperar datos
21 listaDeIndices = ['ACS', 'ACX', 'AENA', 'AMS', 'ANA', 'BBVA', 'BKIA', 'BKT', 'CABK', 'CIE', 'CLNX', 'COL', 'ELE', 'ENC', 'ENG', 'FER', 'GRF', 'IAG',
22                 'IBE', 'IDR', 'ITX', 'MAP', 'MAS', 'MEL', 'MRL', 'MTS', 'NTGY', 'REE', 'REP', 'SAB', 'SAN', 'SGRE', 'TEF', 'TL5', 'VIS']
23 for indice in listaDeIndices:
24     f = open("H:/Desktop/TFG_ADE/IBEX35RegresionLineal/" + indice + ".txt")
25     lineas = f.readlines()
26
27     rentDia = []
28     rentNight = []
29     rentDiaAnt = []
30     varRentNight = []
31     varRentDia = []
32
33     for i in lineas:
34         j = i.split(' ')
35         rentDia.append(float(j[1].replace(',','.')))
36         rentNight.append(float(j[0].replace(',','.')))
37         rentDiaAnt.append(float(j[2].replace(',','.')))
38         varRentNight.append(float(j[3].replace(',','.')))
39         varRentDia.append(float(j[4].replace(',','.')))
40
41     diccionario = {
42         'rentDia': rentDia,
43         'rentNight': rentNight,
44         'rentDiaAnt': rentDiaAnt,
45         'varRentNight': varRentNight,
46         'varRentDia': varRentDia
47     }
48
49 #uso de librería Pandas para preparación del dataframe
50 df = pd.DataFrame(diccionario, columns=['rentDia', 'rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia'])
51
52 X = df[['rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia']]
53 Y = df['rentDia']
54
55 #statsmodels
56 X = sm.add_constant(X) #constante
57
58 model = sm.OLS(Y, X)
59 results = model.fit()
60 predictions = results.predict(X)
61 print_model = results.summary()
62 print("Índice: " + indice)
63 print(print_model)
64 print("\n"*10)
65
66 #acumulación de los coeficientes en los arrays correspondientes
67 constC.append(results.params.values[0])
68 rentNightC.append(results.params.values[1])
69 rentDiaAntC.append(results.params.values[2])
70 varRentNightC.append(results.params.values[3])
71 varRentDiaC.append(results.params.values[4])
72
73 #creación de dataframe del diccionario de coeficientes y exportación a .csv
74 dc = pd.DataFrame(diccionarioCoeficientes, columns=['const', 'rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia'])
75 dc.to_csv("coeficientes.txt")

```

### Apéndice D. Coeficientes modelo de regresión 1

Acción	Constante	Rentabilidad día anterior	Rentabilidad <i>overnight</i>	Varianza rentabilidad diaria	Varianza rentabilidad <i>overnight</i>
ACS	-0,0005	0,0393	0,7932	0,2911	0,4712
ACX	-0,0008	0,0218	0,8030	-0,5631	2,4966
AENA	0,0002	0,0091	0,8134	2,3307	-5,9919
AMS	0,0003	-0,0202	0,8693	0,7946	-4,5310
ANA	-0,0003	0,0150	0,8665	-1,3992	1,0515
BBVA	-0,0003	0,0916	0,9005	-0,0681	-0,0484
BKIA	-0,0018	0,1835	1,1716	-0,1073	0,7177
BKT	-0,0001	0,0414	0,7050	-0,1865	-1,3331
CABK	-0,0002	0,0410	0,7462	-0,4442	-0,7525
CIE	0,0004	-0,0010	0,5143	-1,4858	0,0386
CLNX	0,0002	0,0813	0,9087	-0,5742	-2,4466
COL	-0,0024	0,0263	0,6894	-0,3326	0,6033
ELE	0,0000	0,0451	0,6601	-0,5537	1,7711
ENC	-0,0006	0,0049	0,5720	-0,5547	-0,0341
ENG	-0,0003	-0,0049	0,7426	-0,8196	3,0273
FER	0,0001	0,0179	0,8118	-1,3951	1,0269
GRF	0,0002	-0,0558	0,7056	-0,3577	0,5869
IAG	0,0003	0,0139	0,8146	-0,5197	-2,6596
IBE	-0,0003	0,0370	0,8891	-0,4158	1,9011
IDR	-0,0001	-0,0055	0,8886	-0,8762	0,4287
ITX	-0,0001	-0,0443	0,8426	-0,3246	3,4432
MAP	-0,0009	0,0015	0,8378	0,3158	0,2167
MAS	0,0000	0,0708	0,8462	0,0467	4,1438
MEL	-0,0009	0,0683	0,6686	-0,0326	-0,1703
MRL	-0,0004	0,0208	0,6485	1,7224	-3,0346
MTS	-0,0013	0,0249	0,9833	-0,8546	0,0939
NTGY	-0,0005	0,0268	0,8504	-0,1020	2,5327
REE	-0,0004	0,0043	0,8006	-0,9954	5,3227
REP	-0,0010	0,0497	0,9154	-0,1029	0,6851
SAB	-0,0004	0,1078	0,7738	-0,1820	-0,7043
SAN	-0,0004	0,0605	0,8441	-0,2442	-0,4218
SGRE	-0,0009	0,0191	1,0498	-0,7760	0,0105
TEF	-0,0002	0,0269	0,8484	-0,0211	-0,3483
TL5	-0,0008	0,0095	0,8784	-0,4781	1,6027
VIS	0,0005	-0,0758	0,6276	0,0755	-1,3131
Valor mínimo	-0,0024	-0,0758	0,5143	-1,4858	-5,9919
Primer cuartil	-0,0007	0,0046	0,7241	-0,5687	-0,5630
Segundo cuartil	-0,0003	0,0218	0,8146	-0,3326	0,2167
Tercer cuartil	0,0000	0,0432	0,8739	-0,0503	1,3271
Valor máximo	0,0005	0,1835	1,1716	2,3307	5,3227

## Apéndice E. Código modelo de regresión 2

```

1 import statsmodels.api as sm
2 import pandas as pd
3 import csv
4
5 #preparar diccionario y arrays para resumen de coeficientes
6 constC = []
7 rentNightC = []
8 rentDiaAntC = []
9 varRentNightC = []
10 varRentDiaC = []
11 tendPositivaC = []
12 tendNegativaC = []
13
14 diccionarioCoeficientes = {
15     'const': constC,
16     'rentNight': rentNightC,
17     'rentDiaAnt': rentDiaAntC,
18     'varRentNight': varRentNightC,
19     'varRentDia': varRentDiaC,
20     'tendPositiva': tendPositivaC,
21     'tendNegativa': tendNegativaC
22 }
23
24 #recuperar datos
25 listaDeIndices = ['ACS', 'ACX', 'AENA', 'AMS', 'ANA', 'BBVA', 'BKIA', 'BKT', 'CABK', 'CIE', 'CLNX', 'COL', 'ELE', 'ENC', 'ENG', 'FER', 'GRF', 'IAG',
26     'IBE', 'IDR', 'ITX', 'MAP', 'MAS', 'MEL', 'MRL', 'MTS', 'MTGY', 'REE', 'REP', 'SAB', 'SAN', 'SGRE', 'TEF', 'TLS', 'VIS']
27 for indice in listaDeIndices:
28     f = open("H:/Desktop/TFG_ADE/IBEX35RegresionLineal/" + indice + ".txt")
29     lineas = f.readlines()
30
31     rentDia = []
32     rentNight = []
33     rentDiaAnt = []
34     varRentNight = []
35     varRentDia = []
36     tendPositiva = []
37     tendNegativa = []
38
39     for i in lineas:
40         j = i.split(' ')
41         rentDia.append(float(j[1].replace(',','.')))
42         rentNight.append(float(j[0].replace(',','.')))
43         rentDiaAnt.append(float(j[2].replace(',','.')))
44         varRentNight.append(float(j[3].replace(',','.')))
45         varRentDia.append(float(j[4].replace(',','.')))
46         tendPositiva.append(float(j[7].replace(',','.')))
47         tendNegativa.append(float(j[8].replace(',','.')))
48
49     diccionario = {
50         'rentDia': rentDia,
51         'rentNight': rentNight,
52         'rentDiaAnt': rentDiaAnt,
53         'varRentNight': varRentNight,
54         'varRentDia': varRentDia,
55         'tendPositiva': tendPositiva,
56         'tendNegativa': tendNegativa
57     }
58
59 #uso de libreria Pandas para preparación del dataframe
60 df = pd.DataFrame(diccionario, columns=['rentDia', 'rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia', 'tendPositiva', 'tendNegativa'])
61
62 X = df[['rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia', 'tendPositiva', 'tendNegativa']]
63 Y = df['rentDia']
64
65 #statsmodels
66 X = sm.add_constant(X) #constante
67
68 model = sm.OLS(Y, X)
69 results = model.fit()
70 predictions = results.predict(X)
71 print_model = results.summary()
72 print("Indice: " + indice)
73 print(print_model)
74 print("\n"*10)
75
76 #acumulación de los coeficientes en los arrays correspondientes
77 constC.append(results.params.values[0])
78 rentNightC.append(results.params.values[1])
79 rentDiaAntC.append(results.params.values[2])
80 varRentNightC.append(results.params.values[3])
81 varRentDiaC.append(results.params.values[4])
82 tendPositivaC.append(results.params.values[5])
83 tendNegativaC.append(results.params.values[6])
84
85 #creación de dataframe del diccionario de coeficientes y exportación a csv
86 dc = pd.DataFrame(diccionarioCoeficientes, columns=['const', 'rentNight', 'rentDiaAnt', 'varRentNight', 'varRentDia', 'tendPositiva', 'tendNegativa'])
87 dc.to_csv("coeficientes.txt")

```

## Apéndice F. Coeficientes modelo de regresión 2

Acción	Constante	Rentabilida d día anterior	Rentabilida d <i>overnight</i>	Varianza rentabilidad diaria	Varianza rentabilidad <i>overnight</i>	Tendencia positiva	Tendencia negativa
ACS	-0,0005	0,0375	0,5361	0,3046	0,3361	0,3132	0,2229
ACX	-0,0008	0,0207	0,5356	-0,6167	2,5185	0,3062	0,2294
AENA	0,0002	0,0095	0,5466	2,344	-5,9469	0,228	0,3186
AMS	0,0003	-0,0194	0,5778	0,8183	-4,6273	0,2671	0,3107
ANA	-0,0003	0,0179	0,5652	-1,3062	1,1114	0,2029	0,3623
BBVA	-0,0003	0,0905	0,6043	0,0058	-0,1751	0,2254	0,3789
BKIA	-0,0017	0,1966	0,7109	-0,1078	0,9181	0,1197	0,5912
BKT	-0,0001	0,0443	0,4772	-0,2107	-1,1129	0,1273	0,3499
CABK	-0,0002	0,041	0,4974	-0,4441	-0,7516	0,2498	0,2477
CIE	0,0003	0,0005	0,3397	-1,4513	0,0247	0,1367	0,203
CLNX	0,0002	0,0879	0,6085	-0,5959	-2,9409	0,1933	0,4152
COL	-0,0024	0,0271	0,4573	-0,3316	0,5875	0,2164	0,2409
ELE	0	0,0449	0,4396	-0,5599	1,7625	0,2311	0,2085
ENC	-0,0006	0,0054	0,3798	-0,5545	-0,0231	0,1809	0,1989
ENG	-0,0003	-0,004	0,4929	-0,8014	3,1284	0,2277	0,2652
FER	0,0001	0,0198	0,5441	-1,3573	0,9623	0,1955	0,3486
GRF	0,0002	-0,0553	0,4694	-0,3562	0,7058	0,2156	0,2538
IAG	0,0002	0,0139	0,5403	-0,4839	-2,7793	0,2469	0,2934
IBE	-0,0003	0,0406	0,5759	-0,4045	2,094	0,2027	0,3732
IDR	-0,0001	-0,008	0,6022	-0,8597	0,1134	0,3929	0,2093
ITX	-0,0001	-0,0435	0,5581	-0,2956	3,1352	0,2096	0,3485
MAP	-0,0009	0,0049	0,5622	0,3253	0,171	0,1555	0,4067
MAS	0	0,0708	0,5642	0,0469	4,1407	0,2829	0,2813
MEL	-0,0009	0,0686	0,4456	-0,0288	-0,1913	0,2167	0,2289
MRL	-0,0004	0,0305	0,4162	1,6907	-2,6188	0,1094	0,3068
MTS	-0,0014	0,0241	0,6597	-0,8918	0,2571	0,3777	0,2819
NTGY	-0,0005	0,0255	0,5746	-0,1438	2,5678	0,357	0,2175
REE	-0,0004	0,0086	0,5274	-0,8995	5,0036	0,17	0,3574
REP	-0,0009	0,0511	0,6076	-0,0537	0,4916	0,26	0,3476
SAB	-0,0003	0,1097	0,5062	-0,2483	-0,5615	0,3295	0,1767
SAN	-0,0005	0,0594	0,5608	-0,1012	-0,6965	0,1889	0,3718
SGRE	-0,0009	0,0209	0,6961	-0,7444	-0,0173	0,2569	0,4392
TEF	-0,0002	0,025	0,5658	0,2658	-0,7227	0,1591	0,4066
TL5	-0,0008	0,0088	0,5895	-0,4756	1,5527	0,3195	0,2699
VIS	0,0005	-0,0754	0,4155	0,0272	-1,0125	0,2831	0,1324
Valor mínimo	-0,0024	-0,0754	0,3397	-1,4513	-5,9469	0,1094	0,1324
Primer cuartil	-0,0007	0,007	0,4851	-0,6063	-0,7096	0,1911	0,2292
Segundo cuartil	-0,0003	0,0241	0,5466	-0,3316	0,171	0,2254	0,2934
Tercer cuartil	0	0,0446	0,5769	-0,0115	1,3321	0,275	0,3599
Valor máximo	0,0005	0,1966	0,7109	2,344	5,0036	0,3929	0,5912