



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

DECISIONES FINANCIERAS EN ESCENARIOS ESTÁTICOS Y DINÁMICOS EN EL
MERCADO DE ACCIONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

CAROLINA ANDREA MONDACA GONZÁLEZ

PROFESOR GUÍA:
DANIEL SCHWARTZ PERLROTH

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
DENIS SAURÉ VALENZUELA
ISMAEL EGUIA JACOB

SANTIAGO DE CHILE
2022

Resumen

Las finanzas conductuales son aquellas que se diferencian de las finanzas tradicionales, en que los agentes presentan sesgos cognitivos, pudiendo repercutir en el mercado. Esta memoria se centra específicamente en el mercado de las acciones. En este último se evalúa si la toma de decisiones en compra/venta de acciones varía al contar con más información (información secuencial) al poder invertir cada día, comparado a escenarios en que se puede solo invertir en una única oportunidad al inicio de un período.

Este problema es abordado, en primera instancia, a través de una simulación y, posteriormente, mediante un experimento online, en el cual se implementa un simulador de bolsa de acciones, con diez acciones del mercado de acciones de New York (NYSE) de empresas de capitalización pequeña (small cap stocks).

La simulación se lleva a cabo en Python, donde se simulan tres escenarios de compras distintos: escenario aleatorio, escenario en bajada y escenario en subida, donde se compran acciones aleatoriamente, que bajaron sus precios o los subieron, respectivamente. De aquí se concluye que el escenario y grupo con mejor rendimiento es el que compra/vende acciones todos los días en el escenario subida y, el peor, es el mismo grupo en el escenario en bajada. En el escenario aleatorio, ambos grupos, tanto el que compra solo el primer día como el que lo hace todos los días tienen rendimientos similares.

El experimento es llevado a cabo con $N=900$ personas, Pese a problemas en su implementación, se puede concluir que las personas del grupo que puede invertir todos los días compran las acciones que suben su valor y venden las que bajan su valor, lo que se asimila al escenario en subida de la simulación. Además, se puede ver que la única diferencia entre los grupos es la asignación, pues no hay diferencias significativas en las compras del primer día ni en factores demográficos.

Para trabajos futuros se propone correr nuevamente el experimento con los problemas corregidos para así obtener un resultado confiable. También se propone para la simulación agregar más variables que se acerquen más a inversiones reales.

A todas las personas que me han hecho la persona que soy hoy

Agradecimientos

Agradezco a mi familia, por siempre estar ahí. Especialmente a mi mamá, Mónica Gonzalez y mi papá José Miguel Mondaca que me han apoyado en estos años de carrera junto a mi hermano Alex Mondaca.

Quiero agradecer a mi compañero de siempre, mi pareja y amigo Andrés Cerda por su compañía, apoyo y ayuda en todo momento.

A Carolina Contreras, por su amistad desde el colegio y también en la universidad, por todos los grandes momentos que vivimos juntas

A mis amigos desde primer año de Universidad. Tiare, Nico, Fran, Checho y Gaby por todos los almuerzos, estudios y más.

A mis amigos de Industrias, Cami, María Paz, Martín, Santi, Manu y Lucca por hacer de mi paso por la especialidad más entretenido e inolvidable, por todas esas tareas, trabajos en grupos y sesiones de estudios para los controles.

A mi profe Guía, Daniel Schwartz por toda su comprensión y apoyo cuando fui su ayudante y auxiliar y durante este proceso de memoria.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes Generales	1
1.2. Contexto de la Investigación	2
1.3. Planteamiento del problema y justificación	2
1.4. Objetivos	3
1.4.1. Objetivo general	3
1.4.2. Objetivos específicos	3
1.5. Alcances	3
1.6. Resultados Esperados	4
1.7. Marco conceptual	4
1.7.1. Teoría de Prospectos	4
1.7.2. Diseño experimental	5
1.7.3. Attrition	6
2. Simulación	7
2.1. Metodología	7
2.2. Descripción	8
2.3. Resultados	9
3. Experimento online	12
3.1. Metodología	12
3.2. Implementación	14

3.3. Descripción de la muestra	14
3.4. Problemas con el experimento	16
3.5. Análisis de resultados	17
Conclusión	22
3.6. Conclusiones generales	22
3.7. Trabajos futuros	22
Bibliografía	24
Anexos	25
A. Código Simulación	27
B. Cuestionario online primer día	37
C. Cuestionario online días siguientes OS	45
D. Cuestionario online días siguientes DbD	49
E. Cuestionario online último día	52
F. Código para correr experimento	55

Índice de Tablas

3.1. Edad participantes	14
3.2. Género participantes	14
3.3. Nivel educacional participantes	15
3.4. Frecuencia compra acciones	15
3.5. Conocimiento inversión en acciones	15
3.6. Resultados finales experimento	20

Índice de Ilustraciones

2.1. Gráfico % promedio rendimiento de los distintos escenarios vs. periodos de tiempo (Elaboración propia)	9
2.2. Gráfico % promedio rendimiento de los distintos escenarios vs. periodos de tiempo con impuesto (Elaboración propia)	10
3.1. Gráfico participación por día (Elaboración propia)	16
3.2. Resultado acciones fase 1	17
3.3. Promedio de compras primer día fase 1	18
3.4. Resultado acciones fase 2	18
3.5. Promedio de compras primer día fase 2	18
3.6. Promedio y desviación estandar compras grupo DbD por acción	19
3.7. Variación porcentual de los precios por día	19
3.8. Regresiones lineales de la solución cash	21

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes Generales

Las finanzas han dejado de concebirse de la forma tradicional donde los agentes son racionales, es decir, que ajustan sus creencias de acuerdo con la ley de Bayes y sus decisiones son consistentes con la utilidad subjetiva esperada (SEU de Savage) como lo señalan Barberis y Thaler (2003). Ahora se consideran agentes con sesgos cognitivos [1]. Esta forma de concebir las finanzas, se ha denominado finanzas conductuales o *Behavioral Finance*.

Algunos de los sesgos estudiados por las finanzas conductuales son: Sobreconfianza en nuestras habilidades y predicciones, sobre/sub reacción a las noticias, anclarse al primer valor/resultado (Anchoring) no ajustando suficientemente las creencias con la nueva información, entre otros.

Otra diferencia con las finanzas tradicionales es la eficiencia de los mercados, donde si conviven agentes racionales con agentes no completamente racionales, los precios serían corregidos por un proceso llamado arbitraje. Pero se ha demostrado en el campo de las finanzas conductuales (conocido en la literatura como “límites del arbitraje”) que los sesgos cognitivos de los inversionistas pueden tener un impacto en los precios, los cuales se desvían de su “valor fundamental”. Corregir el precio erróneo podría ser muy riesgoso y/o costoso, por lo que este podría permanecer así [1].

Estas ineficiencias se han visto reflejadas en el mercado de las acciones, como por ejemplo el Equity premium puzzle expuesto por Mehra and Prescott (1985), donde el retorno de las acciones ha sido mucho mayor que el esperado según el paradigma de maximización de utilidades considerando el nivel de riesgo. Campbell y Cochrane lo expusieron viendo los retornos anuales entre los años 1871-1993 de SP 500 fueron 3.9% mayores a los retornos comerciales a corto plazo [2].

Un estudio previo en el ámbito de las decisiones financieras que dio paso a este proyecto de investigación es la memoria de Matías Molina, la cual estudia las decisiones secuenciales en comparación a las anticipadas (en una única instancia) en las apuestas del fútbol, donde concluye que no hay diferencias significativas en los pronósticos entre ambos grupos a pesar

de que el primero disponía de más información [4].

Por la literatura, se conoce que las personas pueden presentar sesgos al momento de tomar decisiones, pero este proyecto de investigación busca responder como los individuos se comportarían bajo dos escenarios distintos y como estos repercuten en su rendimiento. Dado que con datos observacionales de los mercados financieros no se logran observar efectos causales, debido a los sesgos que estos presentan, se plantea realizar un experimento, el cual a diferencia de otros experimentos de decisiones de portafolio realizados anteriormente [2-3] busca asemejarse en mayor medida a la compra/venta acciones reales a través de una plataforma de fácil uso para la implementación de este tipo de experimentos aleatorios.

1.2. Contexto de la Investigación

El mercado de valores (o mercado de acciones) es de gran importancia por ser la fuente de capital de las compañías para su inversión y expansión, pero también es importante para las personas individuales que adquieren una parte de estas empresas y pueden generar ganancias a través de la compra/venta de las acciones. Dentro de los mercados más grandes se encuentran New York Stock Exchange (NYSE), Nasdaq, Tokyo Stock Exchange, Shanghai Stock Exchange y Euronext Europe [5].

Existen dos tipos de transacciones, las que se dan cuando el precio ofertado por la compañía coincide con el precio pujado por el inversor y cuando los inversores/compañías compran/venden a cualquier precio, el que se llama precio de mercado.

Según la encuesta de finanzas del consumidor 2016 (SCF por sus siglas en inglés), el 52% de las familias estadounidenses tiene alguna inversión en el mercado de las acciones, aunque solo el 14% invierte directamente en ellas [7].

Hasta julio del 2021, en las bolsas de Estados Unidos (NYSE, NASDAQ entre otras) se registró el intercambio de 13.3 mil millones acciones en promedio mensuales correspondiente a aproximadamente US\$ 1.14 mil billones en promedio mensuales [8].

1.3. Planteamiento del problema y justificación

Se investigará el rendimiento en la toma de decisiones financieras, específicamente en el mercado de acciones. Se analizarán dos escenarios: decisiones únicas con anticipación al inicio de un periodo (escenario estático o “One Shot”), donde no se podrán cambiar estas decisiones y un escenario dinámico, con decisiones secuenciales a lo largo del periodo, donde por consecuencia se dispone de más información y las decisiones se pueden cambiar (“Day by Day”).

Desde una perspectiva tradicional, las personas que invierten de manera secuencial tomarían decisiones ajustando sus creencias a la nueva información [1], que personas en el escenario estático, no tendrían. Como resultado, las decisiones secuenciales alcanzarían mayor rentabi-

lidad. Pero se ha estudiado que los agentes no siguen exactamente este comportamiento, ya sea por preferencias o creencias erróneas [6]. Debido a esto, podría no haber diferencias entre las rentabilidades de los escenarios o incluso llegar al resultado opuesto.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Determinar el efecto de las decisiones anticipadas (escenario estático) comparado a las decisiones secuenciales en el tiempo en el ámbito de decisiones financieras a través de la implementación de una herramienta para realizar experimentos aleatorios de compra y venta de acciones.

1.4.2. Objetivos específicos

- Evaluar posibles resultados de ambos escenarios a través de una simulación.
- Implementar una plataforma de decisiones financieras que permita realizar experimentos aleatorios.
- Determinar el efecto de las decisiones secuenciales al invertir en acciones para comprobar la existencia de sesgos en inversionistas individuales a través de un experimento online.
- Determinar si estas decisiones difieren en los grupos por características de los individuos.

1.5. Alcances

Se plantea realizar un estudio empírico en materia del comportamiento de las personas al tomar decisiones financieras bajo un escenario estático con decisiones de “una-vez” inmutables y un escenario dinámico con decisiones secuenciales. Para ello se implementará un experimento compatible con incentivos con un número limitado de personas (según el presupuesto disponible) el cual dado su diseño tendrá validez interna (inferencia causal). Para lograr validez externa, se recomienda realizar un experimento de campo.

La plataforma propuesta para llevar a cabo el experimento no presenta las condiciones reales del mercado de las acciones ya que los precios son altamente dinámicos y son influenciados por los movimientos del mercado, en este sentido, si los participantes realmente tranzaran las acciones simuladas en la plataforma, tendría repercusión en sus precios.

1.6. Resultados Esperados

Los resultados esperados de este proyecto son:

- Una plataforma tipo “simulador de bolsa” para realizar experimentos aleatorios online implementada en qualtrics, que sea intuitiva y de fácil uso para sus participantes.
- Obtener el efecto (o falta de él) de las decisiones anticipadas de “una vez” en contraposición de las decisiones secuenciales sobre su rendimiento en el ámbito financiero, y de forma específica en el mercado de las acciones.
- Evidenciar si este efecto difiere por características de los individuos, como la edad, el género, experiencia en inversiones entre otras.

1.7. Marco conceptual

1.7.1. Teoría de Prospectos

La teoría de prospectos (*Prospect theory*), planteada por Kahneman y Tversky (1979), evalúa decisiones bajo riesgo. Las personas suelen percibir los resultados como ganancias o pérdidas en lugar de los estados finales de riqueza. Estas ganancias o pérdidas son definidas respecto a un punto de referencia, usualmente correspondiente al valor actual del bien [9]. En este sentido, las ganancias o pérdidas de las personas en un escenario estático se igualarían al estado final de riqueza, dado que no pueden modificar sus decisiones y su punto de referencia sería el inicial comparado con el final.

Existen varios efectos que se explican de acuerdo con esta teoría, dentro de ellos está el efecto de disposición (*Disposition effect*), acuñado por Shefrin y Statman (1985), el cual se define como la tendencia de los inversores a vender los activos que han ganado valor, “ganadores” (aversión al riesgo después de las ganancias), pero a mantener a los que han perdido valor, “perdedores” (búsqueda de riesgos después de las pérdidas). Weber y Camerer (1998) encontraron evidencia empírica de este efecto, donde los sujetos durante 15 periodos realizaban decisiones de portafolio, decidiendo comprar/vender entre 6 activos riesgosos cuyos precios eran generados aleatoriamente. Este experimento, a diferencia de otros anteriores nombrados en su paper, no entrega a los participantes las distribuciones de probabilidades de los activos, y solo entrega la nueva información a través del nuevo precio del activo. Los participantes contaban con 10.000 DM y son recompensados económicamente con un porcentaje del valor final de su portafolio (0.1 %-0.2 %) [10].

Otro efecto enmarcado en esta teoría es el efecto avestruz (*Ostrich Effect*), el cual habla de la tendencia de los inversionistas a revisar más seguido la información de sus portafolios cuando este va en alza y menos cuando cae (exposición selectiva a información). Karlsson et al. (2005) encuentra evidencia de este efecto en datos observacionales de Suecia (Swedish Premium Pension Authority) y Vanguard Group de EEUU [11].

Por otro lado, se encuentra el experimento de Kagel (2009), el cual consiste en un mercado de acciones simplificado de 20 acciones, el rendimiento de las acciones es determinado por una de tres distribuciones aleatorias conocidas (siendo la distribución A la mejor y C la peor). Realizan 8 pruebas, en cada prueba los participantes reciben 180 ECU¹ para invertir en el mercado sobre 20 periodos, en cada periodo solo pueden mantener una acción, los participantes deciden si conservar la acción o consultar en el mercado para ver el rendimiento del resto, donde pueden cambiar la acción sin costo. A los participantes se les paga con un porcentaje del rendimiento de una de las pruebas al azar (1ECU = US\$0.1). Los resultados de este experimento muestran que los participantes aseguran un 53.4% de las ganancias de haber realizado la inversión óptima. También considerando el diseño experimental, esta no encuentra evidencia de ninguno de los dos efectos mencionados anteriormente (disposition y ostrich effect), pero sí del efecto del sesgo del status quo, correspondiente a la tendencia a mantener las decisiones anteriores independiente de los cambios en el entorno[12].

Siguiendo en el área de exposición selectiva de información, se encuentra el sesgo de confirmación (confirmation bias), el cual corresponde a la inclinación de las personas, tras tomar una decisión, preferir información que la apoya (consecuente) ante información opuesta (disonante). La búsqueda de información sesgada conduce a mantener la posición del buscador, aunque esta posición no este justificada. También puede llevar a los sujetos pasar por alto advertencias que tomando en cuenta ayudarían a cambiar una decisión errónea y evitar escalamiento de pérdidas. Jonas et al. (2000) realizó un experimento en el cual los participantes tras tomar una postura debían elegir que noticias leer (la mitad era consecuente con la postura y la otra apoyaban la postura opuesta), un grupo debía elegir entre todas las noticias a la vez (información simultánea) y el otro debía ir eligiendo entre subconjuntos de noticias de manera secuencial (información secuencial). Como resultado se encuentra que las personas del segundo grupo presentan mayor sesgo de confirmación que las del primero [13].

Los efectos y sesgos presentados anteriormente afectan las decisiones de inversión de las personas. Estos sesgos podrían estar presentes en el escenario dinámico propuesto, el cual es más cercano a la realidad de toma de decisiones. Dado que las decisiones no pueden ser modificadas en el escenario estático, las personas no podrían presentar “Disposition effect”, como tampoco afectaría el “Ostrich effect” como si lo hicieran en el escenario dinámico.

1.7.2. Diseño experimental

Se realiza el diseño experimental para poder identificar el efecto de tratamiento de interés, dada la imposibilidad de ver a una persona en más de un estado simultáneamente. Debido a esto, se crean las condiciones para determinar la existencia de causalidad entre las variables estudiadas, a través de una apropiada aleatorización y tamaño muestral. Para calcular el tamaño de muestra óptimo se debe considerar el nivel de significancia (probabilidad de cometer error de Tipo I: rechazar la hipótesis nula cuando es verdadera), el poder estadístico (probabilidad de cometer error de Tipo II: no rechazar la hipótesis nula cuando es falsa) y el tamaño mínimo detectable del efecto. [14].

¹Experimental currency units

1.7.3. Attrition

El “attrition” o desgaste, es un fenómeno que ocurre en estudios que requieren de un seguimiento a lo largo tiempo, donde los participantes abandonan el estudio generando datos faltantes. El attrition representa un problema cuando las deserciones están correlacionadas con las variables de estudio, ya que provocaría sesgo en los estimadores de los modelos utilizados, invalidando el efecto encontrado.

Capítulo 2

Simulación

2.1. Metodología

Como menciona David Ketlton, el objetivo de simular es aprender como los inputs o factores afectan los outputs o respuestas que queremos estudiar. [15] En el contexto de esta investigación se simulan distintos comportamientos que pueden tener las personas al momento de comprar acciones en los dos casos planteados: el caso estático, o “One Shot”, y el caso dinámico, o “Day by Day”, para ver los distintos rendimientos de cada grupo.

Los comportamientos de compras o escenarios que se simulan son:

1. Escenario aleatorio (random): Comprar acciones (y vender en el caso dinámico) de manera aleatoria.
2. Escenario en bajada (down): Comprar acciones que bajaron de precio según el día anterior, vendiendo una acción random del portafolio en caso dinámico.
3. Escenario en subida (up): Comprar acciones que subieron de precio según el día anterior, vendiendo una acción random del portafolio en caso dinámico.

Por simplicidad, se asume que las personas distribuyen su dinero en partes iguales en las “p” acciones que compran, siendo “p” un número aleatorio con distribución uniforme entre 1 y 10.

Se extraen los precios de todo el año 2020 [16] de 10 acciones de compañías con baja capitalización¹ (small cap stocks por su término en inglés). Se elige este tipo de acciones, ya que sus precios tienden a ser más volátiles que el de compañías grandes, y así examinar variaciones en efectos de rendimiento en periodos más cortos.

Las acciones escogidas son: Cinemark, FuboTV, Inovio Pharmaceuticals, Jumia technologies, Kandi vehicles, Kodak, Macerich, PBF Energy, Range Resources and Spirit Airlines.

¹Compañías con capitalización de mercado menor o igual a \$2 billones de dólares.

El periodo designado para evaluar el rendimiento de cada grupo es de dos semanas, lo que corresponde a 10 días hábiles del mercado de valores.

2.2. Descripción

Se parte con el grupo “One Shot”, seleccionando las “p” acciones (`select_stocks`) según los escenarios expuestos, las compra dividiendo su presupuesto en “p” (`purchase_money = Budget/p`). Si “p” no es múltiplo del presupuesto, queda dinero en efectivo (`cash`). Luego, se asumen que se compra las acciones al precio al momento de la inversión (`shares`: cantidad de acciones con las que queda) y el dinero final corresponde a la cantidad de acciones que compró por el precio actual siendo el resultado la suma del dinero más el efectivo menos el presupuesto inicial.

En los escenarios en bajada y subida, se asume que la persona escoge las “p” acciones que más bajaron/subieron según corresponda, por lo que se ordenan las acciones según el porcentaje de variación y la persona va seleccionando hasta que consigue las “p” acciones o el porcentaje deja de ser negativo/positivo. En caso de que no existan acciones en bajada/subida (todos los porcentajes son positivos/negativos) la persona se queda con una acción la que corresponde al menor aumento o menor disminución respectivamente.

Para los escenarios “Day by Day”, el primer día funciona igual al grupo “One Shot”: seleccionan las acciones, dividen el presupuesto y compran las acciones al precio correspondiente. Para el resto del periodo cambia levemente su funcionamiento. De las “p” acciones escogidas, se asume que cambian una de ellas, manteniendo el resto del portafolio. La acción que se vende es una acción al azar entre las acciones compradas y dependiendo del escenario es si cambia la acción por otra al azar (caso `random`), por la que más bajo el día anterior (caso bajada) o la que más subió (caso subida). Si sucede que la acción a vender es la misma que la escogida o que la acción escogida ya se encuentra en el portafolio, se asume que la persona mantiene su portafolio, es decir, no realiza cambios ese día, situación que ocurre en la realidad.

2.3. Resultados

El resultado de la simulación se resume en el siguiente gráfico:

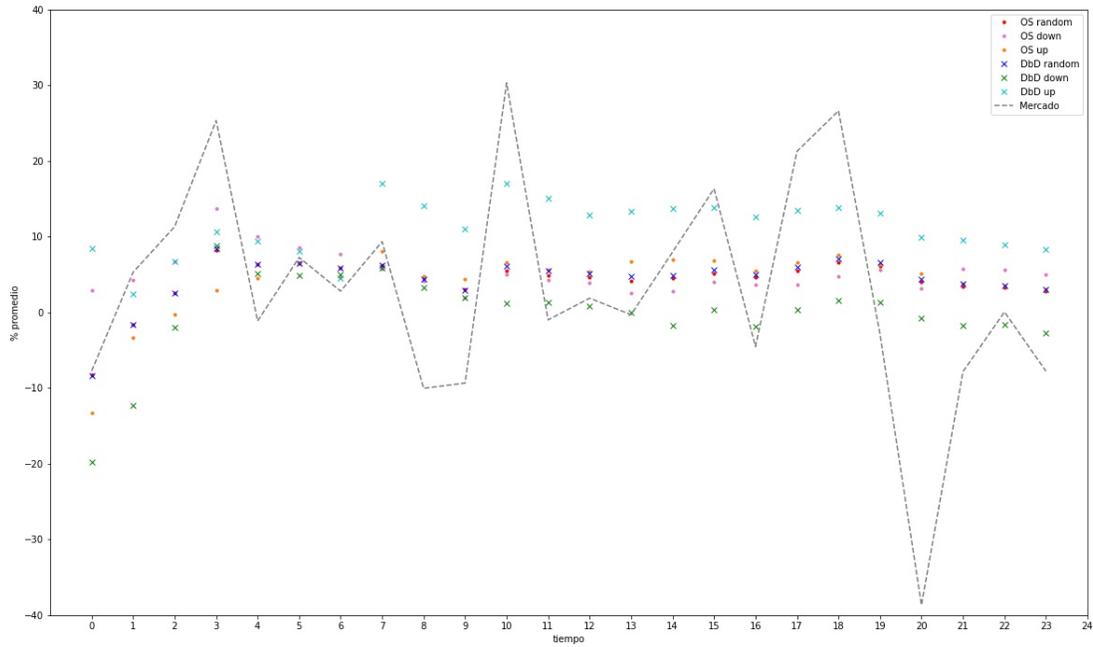


Figura 2.1: Gráfico % promedio rendimiento de los distintos escenarios vs. periodos de tiempo (Elaboración propia)

Los periodos van del 0 al 24 partiendo de forma inversa, de final de año a principio del año 2020, siendo el periodo 0 los últimos 10 días del año, el periodo 1 los anteriores 10 y así sucesivamente. Por cada periodo se realizan 1000 iteraciones de cada escenario, dejando el promedio del rendimiento en cada caso.

La línea punteada negra representa el resultado del mercado en el periodo expuesto, es decir, el promedio del cambio porcentual en el periodo de las 10 acciones seleccionadas. Las marcas de colores corresponden a los 6 casos distintos: los puntos corresponden al grupo “One Shot” (rojo: random, rosado: bajada y amarillo: subida) y las cruces al escenario “Day by Day” (azul: random, verde; bajada y celeste: subida)

Como se puede apreciar, el grupo “Day by Day” en el escenario up es el que presenta mejores resultados en la mayoría de los periodos, a excepción de unos pocos al final del año, donde es superado por el grupo “One Shot” en el escenario down. También se observa como los resultados de ambos grupos en el escenario Random son muy similares en todos los periodos. Finalmente se ve que el grupo con los peores resultados es el “Day by Day” down.

Aparte de la simulación ya expuesta, se agrega una simulación con los mismos grupos y

escenarios, pero incluyendo un impuesto (o fee) en las compras de las acciones. Ahora cada vez que las personas compran acciones se le descuenta el 1% del valor en la compra. En vez de comprar $\text{purchase_money} / \text{precio cantidad de acciones}$ ahora compran $\text{purchase_money} - \text{purchase_money} * 0.01 / \text{precio acciones}$. Este costo repercute en mayor medida en el grupo “Day by Day” que realiza compras durante todo el periodo, pero se asemeja más a la realidad.

Los resultados de la simulación con el costo por transacción se encuentran en el siguiente gráfico:

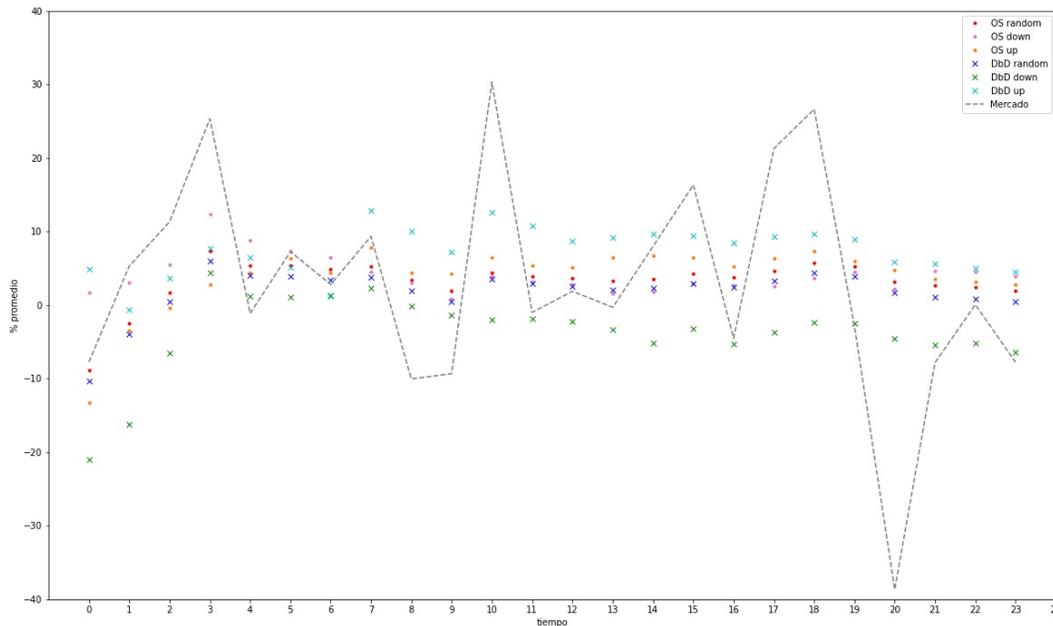


Figura 2.2: Gráfico % promedio rendimiento de los distintos escenarios vs. periodos de tiempo con impuesto (Elaboración propia)

Como se puede observar los resultados no varían mucho con respecto a los resultados de la simulación anterior sin fee, aunque se logra observar un detrimento en el grupo “Day by Day”, este no es lo suficiente, por lo que el grupo “Day by Day” en el escenario up sigue teniendo mejores resultados. También se ve que ahora el grupo “One Shot” en el escenario random se separa levemente del “Day by Day” y obtiene mejores resultados y el grupo “Day by Day” down sigue con los peores resultados.

Con los resultados de la simulación no se logra concluir que caso, si los del grupo “One Shot” o los del grupo “Day by Day” tendrían mejores rendimientos al momento de comprar acciones, ya que dependería de como se comporten. Tanto los mejores resultados como los peores corresponden al grupo “Day by Day” esto sin importar si el mercado se encuentra al alta o a la baja. Por lo que se puede concluir que estos resultados no dependen del rendimiento del mercado, pero si del comportamiento de los compradores.

El código completo de la simulación se encuentra en el apéndice A.

Capítulo 3

Experimento online

3.1. Metodología

Se desarrolla una plataforma para poder realizar experimentos aleatorios sobre decisiones financieras, para esto se utiliza el software de encuestas online Qualtrics, el cual tiene los mecanismos para realizar la aleatorización.

Para que el experimento logre reproducir un ambiente más realista de toma de decisiones, se implementa un “simulador de bolsa” con 10 acciones small cap de mayor volatilidad que se tranzan en la bolsa de Estados Unidos NSYE (las acciones son las mismas utilizadas en la simulación).

El precio de las acciones se determinó por el último precio de mercado del día anterior.

Dentro del simulador se agregaron links con información que ayudan a la toma de decisiones, como gráficos de los precios de las acciones, noticias de las empresas, etc.

Para llevar a cabo el simulador se modificó la interfaz gráfica de Qualtrics con JavaScript, HTML y CSS. Con esta plataforma se implementó un experimento online con asignación aleatoria de los tratamientos, siguiendo las indicaciones de la literatura en el diseño experimental [14].

Los tratamientos son: Un grupo que al inicio del periodo compra acciones con un monto dado y al finalizar las vende (escenario estático o “One Shot”). Y otro grupo que puede comprar y vender acciones libremente (con el mismo monto inicial dado) a lo largo del periodo, vendiendo las acciones restantes al finalizar (escenario dinámico o “Day by Day”).

El periodo es de dos semanas, correspondientes a 10 días hábiles de la bolsa de valores.

El presupuesto hipotético con el que cuentan los participantes son US\$1000, el que pueden repartir libremente entre las 10 acciones e incluso dejar dinero sin tranzar el cual se le llama dinero en efectivo o cash.

Finalmente, se evalúa el efecto del tratamiento descrito sobre el rendimiento de las deci-

siones de los participantes el cual es la rentabilidad final de sus portafolios.

Los participantes del experimento son reclutados a través de la plataforma de crowdsourcing Prolific Academic, la cual reúne más de 100.000 participantes procedentes mayoritariamente de Reino Unido y Estados Unidos (35 % y 30 % respectivamente) y jóvenes entre 20 y 30 años (50 %).

Para disminuir la heterogeneidad entre los participantes [13], y que estos puedan realizar el experimento sin muchas dificultades, Prolific da la opción para que los investigadores puedan realizar filtros, en este caso se filtran personas con fluidez en inglés ya que es necesario para que la encuesta pueda ser contestada. Además, se realizan preguntas de caracterización como género, edad, nivel educacional, etc. y su experiencia en inversiones para poder incorporar estas variables al modelo y estudiar sus posibles efectos.

En este estudio no se filtra por conocimiento en inversiones, por lo que pueden entrar personas con y sin experiencia y conocimiento en el tema.

Literatura previa ha demostrado que hay sesgos que afectan más a ciertos individuos, como por ejemplo, la sobre confianza se da más en hombres, las mujeres presentan mayor aversión a las pérdidas, con menor propensión a percatarse de ésta, y la experiencia reduce el efecto de disposición [2-3].

El diseño del experimento considera estímulos económicos para incentivar que los participantes tomen decisiones como lo harían en situaciones reales de inversión.

Los participantes reciben un pago fijo de £0.8 por contestar la encuesta del primer día, en la cual además de aceptar las condiciones del estudio (son mayores de 18 años, leyeron y entendieron las instrucciones y quieren participar) ambos grupos deciden su portafolio inicial (para el grupo “One Shot” quedara inmutable), en otras palabras, dividen su presupuesto hipotético de US\$1000 entre las 10 acciones y responden las preguntas de caracterización antes mencionadas.

Adicional al pago fijo, los participantes optan por un bono que depende de su rendimiento en el experimento: Al terminar el estudio se eligen al azar 5 participantes que reciben un bono adicional, el que consiste en la obtención de sus ganancias finales dividido por 10, con un máximo de £200. Un ejemplo, si la persona escogida termina con \$1200 recibirá un bono de £120, si termina con \$800 el bono sería de £80. Esto incentiva a que los participantes tomen las mejores decisiones posibles para así optar a un mayor bono.

Para este experimento las y los participantes reciben correos con la encuesta y un cuadro resumen de cómo van sus inversiones cada día que dura el estudio (los 10 días hábiles). Ambos grupos reciben estos correos, con la diferencia que el grupo “Day by Day” puede cambiar su portafolio y el grupo “One Shot” responde otras preguntas.

3.2. Implementación

Uno de los principales objetivos de la memoria consiste en generar una plataforma de fácil uso e intuitiva para que los participantes puedan realizar el experimento online de “simulador de bolsa”. Se decide que los participantes invertirán dinero en sus acciones, es decir deciden cuanto dinero poner en cada acción de las 10 acciones que se le presentan, si el dinero de una queda en 0 significa que no compran de esa acción. Al ir seleccionando el dinero con el slider dispuesto para este objetivo, se va calculando simultáneamente a cuantas acciones corresponde ese dinero y a la vez se muestra como el presupuesto va subiendo y bajando a medida que se coloca o quita dinero, y si la o el participante excede el presupuesto, aparece un pop up en la pantalla y no puede continuar con el resto de la encuesta.

Todas estas configuraciones se realizan en Qualtrics con la ayuda de Javascript. Imágenes de la encuesta online junto con el código en Javascript se encuentran en Anexos.

Adicionalmente, para procesar la gran cantidad de cálculos que hay que realizar día a día para actualizar la cantidad de dinero que tiene las personas en cada acción, según el cambio en el precio, se programa un jupyter notebook con Python para poder actualizar la encuesta diariamente de una forma rápida y eficiente.

3.3. Descripción de la muestra

El experimento se divide en dos etapas, la primera fase con N=63 participantes la cual se desarrolla entre las fechas 1 de abril del 2021 y el 16 de abril de 2021 y la segunda fase con N= 887 participantes desde el 23 de abril hasta el 7 de mayo del 2021.

Las edades de los participantes se visualizan en la siguiente tabla por grupo, abreviando “Day by Day” en DbD y “One Shot” en OS de ahora en adelante.

Grupo	Promedio Edad	D.E. Edad	Max	Min
DbD	24.97	7.2	71	18
OS	24.71	6.8	65	18
Total	24.84	7	71	18

Tabla 3.1: Edad participantes

La edad promedio es de 25 años aproximadamente con una desviación estándar de 7 años, se puede apreciar que la edad entre ambos grupos no varía considerablemente.

Grupo	Mujer	Hombre	Otro
DbD	151	293	5
OS	160	293	1
Total	311	586	6

Tabla 3.2: Género participantes

Grupo	Graduate degree (MA,PhD, MBA)	High School Diploma	Some college incomplete	Some high School incomplete	Undergraduate college degree (BS, BA)
DbD	80	93	129	28	119
OS	70	97	123	23	141
Total	150	190	252	51	260

Tabla 3.3: Nivel educacional participantes

Al igual que la edad la distribución de hombres/mujeres entre ambos grupos es igual. Hay mayor participación de hombres correspondiente a un 65 % de la muestra.

Para ver que los grupos quedaron nivelados según la experiencia de los participantes en temas de inversión se realizaron las siguientes preguntas: ¿En los últimos 5 años, con qué frecuencia has tomado decisiones relacionadas con el comercio de acciones? Con alternativas en la escala de Likert: nunca, raramente, a veces, seguido y siempre. Y la segunda pregunta con respecto al conocimiento: ¿Cómo describiría sus conocimientos sobre el mercado de valores? Con las 5 alternativas: ningún conocimiento, un poco de conocimiento, conocimiento medio, conocimiento superior a la media y harto conocimiento.

Grupo	Always	Often	Sometimes	Rarely	Never
DbD	7	19	82	126	215
OS	4	24	79	112	235
Total	11	43	161	238	450

Tabla 3.4: Frecuencia compra acciones

Grupo	No knowledge	A little knowledge	Average knowledge	More than average knowledge	A lot of knowledge
DbD	135	199	87	24	4
OS	139	215	75	23	2
Total	274	414	162	47	6

Tabla 3.5: Conocimiento inversión en acciones

Aquí se puede ver que gran parte de la muestra nunca ha invertido en acciones (50 %) y solo el 1 % invierte siempre. Y como es de esperar se dan resultados similares en el conocimiento sobre inversiones donde la mayoría tiene poco o ningún conocimiento (76 %) siendo más conocimiento que la media y harto conocimiento solo un 6 % de la muestra.

La participación de estudio se muestra en el siguiente gráfico:

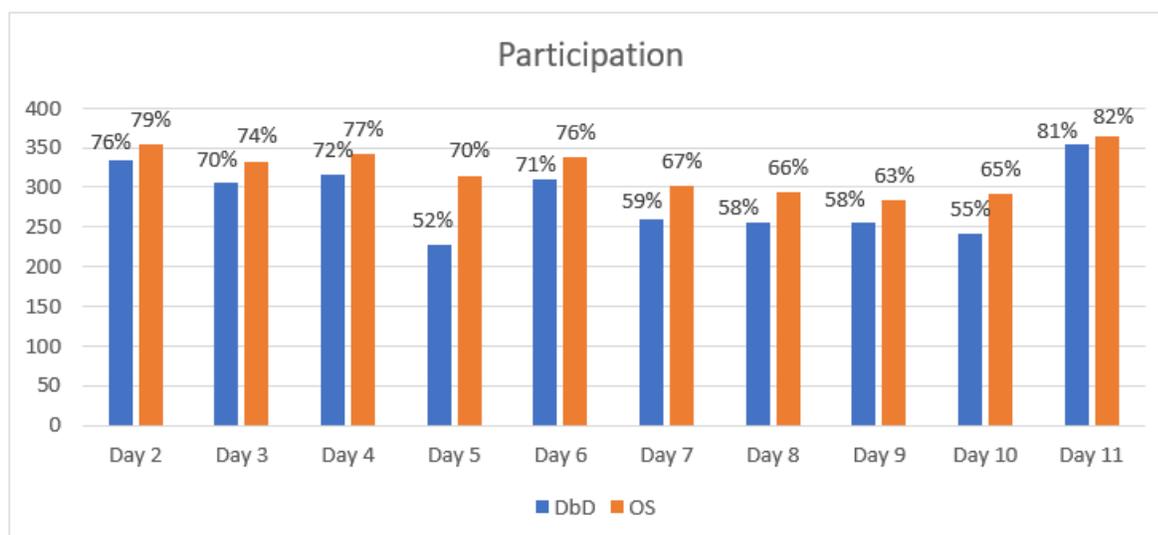


Figura 3.1: Gráfico participación por día (Elaboración propia)

Donde se ve que al pasar de los días, la participación va decayendo levemente y se ve como en general el grupo DbD presenta una menor participación que el OS.

3.4. Problemas con el experimento

Al finalizar el experimento, al momento de observar la data, se descubren dos grandes problemas en la implementación, los que repercuten en los resultados del experimento. El primer problema comienza el segundo día del estudio donde la cantidad de dinero en cada una de las acciones para los participantes no se actualizaba correctamente, en lugar de ver (el número de acciones * precio del segundo día), veían las cantidades que habían seleccionado el primer día incluyendo el trading fee, aunque el total era correcto ($acciones_i * precio_nuevo_i$).

El problema repercute en el día siguiente, donde para calcular el “remaining money” (el que la gente deja sin invertir o efectivo) se restó el nuevo dinero invertido con lo que tenían antes en cada acción. Como lo que tenían antes estaba mal calculado, esto hizo que las personas que habían hecho cambios en sus carteras el segundo día, tuvieran su efectivo mal calculado. En el caso de la primera fase ($N=60$), como los precios bajaron, estos participantes tenían más efectivo del que debían tener, y en el caso de la segunda fase ($N=840$), como los precios subieron con respecto al día anterior, estos participantes tenían menos efectivo, lo que dio lugar a un efectivo negativo, que significaba que tenían menos dinero total para gastar en acciones. La diferencia de efectivo se arrastra hasta el final del experimento, afectando a los resultados del grupo Day by Day.

El segundo problema consiste en una aproximación en la cantidad de acciones de los participantes DbD, donde a veces al participar unos días se recalculaban la cantidad de acciones, aunque los participantes no hicieran cambios en estas, bajando su cantidad en 0.1

shares por día que participaran. Esta bajada en la cantidad de acciones hace que participantes del grupo DbD queden con mucho menos dinero al final del que deberían.

Para solucionar estos problemas se simulan distintas situaciones para examinar la magnitud de los resultados a pesar de los errores en la implementación. Para el primer problema se realiza una simulación con tres escenarios: uno optimista donde las personas invierten ese cash que se les quitó en acciones que bajan su precio, un escenario intermedio en el que las personas dejan el dinero en cash y por último uno pesimista, donde el dinero extraído se invierte en las acciones que más subieron. Para el segundo problema, se deja de recalcular las acciones que se mantienen obteniendo las acciones finales que deberían tener las personas. Es decir, estos escenarios simulan resultados esperados, en sus distintas versiones.

Se decide realizar el análisis con el escenario intermedio, es decir la data donde las personas mantienen su dinero en cash.

3.5. Análisis de resultados

Además, de evaluar que ambos grupos estén balanceados en características de los individuos, como ya se vio en la descripción de la muestra, hay que evaluar otros factores que pueden influir en el resultado final de ambos grupos que no sea la asignación. En primer lugar se muestran los resultados de las acciones tras el periodo de 10 días. Luego se analizan las compras del primer día entre ambos grupos para ver si hay diferencias significativas entre lo que compró el grupo DbD versus lo que compró el grupo OS.

Para la fase 1 (N=63) se obtiene lo siguiente: Las variaciones de las acciones a lo largo del periodo de 10 días, el mercado va a la baja (-6.6% promedio) a excepción de Kodak y Macerich.

Cinemark	Fubotv	Inovio	Jumia	Kandi	Kodak	Macerich	PBF Energy	Range Resources	Spirit
-1%	-16%	-8%	-16%	-13%	10%	5%	-11%	-15%	-1%

Figura 3.2: Resultado acciones fase 1

Para la fase 2 (N=887) se obtiene lo siguiente: Las variaciones de las acciones a lo largo del periodo de 10 días, aquí el mercado va levemente al alza con 1.5% promedio, donde dos acciones suben significativamente sus valores que son PBF Energy y Range Resources

En ambas fases se concluye que no hay diferencias significativas entre las compras del primer día de ambos grupos (p mayores a 0.05). Por lo que este factor no influye en los resultados del experimento.

Group	Cinemark	Fubotv	Inovio	Jumia	Kandi	Kodak	Macerich	PBF Energy	Range Resources	Spirit
DbD	104	79	59	126	79	63	78	158	86	98
OS	125	40	66	96	41	74	49	197	126	70
T-test	-0.83 (p=0.4)	1.6 (p=0.11)	-0.3 (p=0.76)	1.09 (p=0.28)	1.79 (p=0.08)	-0.58 (p=0.57)	1.28 (p=0.2)	-1.03 (0.3)	-1.47 (p=0.15)	1.03 (p=0.3)

Group	Cash
DbD	60
OS	80
T-test	-0.51 (p=0.61)

Figura 3.3: Promedio de compras primer día fase 1

Cinemark	Fubotv	Inovio	Jumia	Kandi	Kodak	Macerich	PBF Energy	Range Resources	Spirit
1%	-17%	0%	-14%	-11%	-3%	6%	29%	29%	-5%

Figura 3.4: Resultado acciones fase 2

Group	Cinemark	Fubotv	Inovio	Jumia	Kandi	Kodak	Macerich	PBF Energy	Range Resources	Spirit
DbD	73	63	81	67	125	94	68	72	45	167
OS	83	68	82	69	124	91	67	73	50	169
T-test	-1.44 (p=0.1)	-0.9 (p=0.4)	-0.15 (p=0.9)	-0.37 (p=0.7)	-0.11 (p=0.9)	0.43 (p=0.7)	0.16 (p=0.9)	-0.28 (0.8)	-0.83 (p=0.4)	-0.21 (p=0.8)

Group	Cash
DbD	146
OS	123
T-test	1.57 (p=0.1)

Figura 3.5: Promedio de compras primer día fase 2

Análisis del comportamiento de compra:

En la figura 2.6 se puede observar el promedio (primera fila) y desviación estándar (segunda fila) de las compras de cada una de las 10 acciones por cada día del experimento por parte del grupo DbD. En verde están marcadas las acciones que más se compraron y en naranja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
day2	2.9	25	-1	46.6	-33.2	6.9	2.2	4.9	42.8	-56	mean
	54	76.7	68	118.4	86.9	70	41.8	59.6	104	134	std
day3	-21.3	-4.4	30.6	-46.7	-32.8	-36.6	55.6	12.7	44.4	-45.5	mean
	65.5	66.7	96.3	111.4	78.6	96	115.6	80	101.4	97.9	std
day4	-19	-29.8	-32.5	0.3	19	10.2	-26.6	62.5	17.1	-15.8	mean
	67.9	110.2	98.3	101	78.2	87.9	127.8	150	105.4	124.6	std
day5	6.9	-9.6	-9.2	-12.3	-30.2	-16.1	4.5	8.7	-30.4	44.6	mean
	89.5	82.8	45.6	113.5	78	66.8	83.3	144.2	154.8	148.3	std
day6	-2.4	-2.2	-6	21.2	-17.3	-6.7	-22.1	-49	35.9	37	mean
	41.6	74.1	42.7	90.2	53.2	75.3	83.7	140.1	126.4	115.2	std
day7	16.2	-2	-3.1	-0.2	-10.6	-5.9	4	62.8	1.8	-44.2	mean
	79.7	23.8	74	83.5	46.2	58.6	125.7	143.6	133.6	107.9	std
day8	9.5	-1	-3.6	1.6	-1.9	-4.5	-15.4	-48.5	48.9	-10.7	mean
	112.1	25.4	79.3	133.7	43.8	57	79.6	135.7	173.5	87.5	std
day9	-19.5	-4.3	5.1	-11	13.2	-4.9	-9.6	52.5	-14.5	11.5	mean
	77.6	90.6	72.4	101.7	84.9	40.4	103	171.7	176.7	72.1	std
day10	-4.3	7.9	6.1	-5.2	-11.8	-5.1	-3.3	-42.4	-67.4	66.1	mean
	75.9	68.5	65.5	49.3	88.2	37.5	43	111.5	184.4	212.8	std

Figura 3.6: Promedio y desviación estandar compras grupo DbD por acción

las acciones que más se vendieron.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
day	cinemark	fubotv	inovia	jumia	kandi	kodak	macerich	pbf energy	ge resour	spirit
day 1	1.0%	1.4%	-25.0%	2.4%	5.0%	3.9%	2.4%	2.5%	-2.6%	5.1%
day 2	3.8%	5.5%	1.5%	6.9%	2.0%	4.7%	3.9%	2.9%	5.9%	0.9%
day 3	-0.8%	1.5%	3.2%	-3.2%	-2.3%	-1.3%	4.5%	0.9%	4.2%	-1.3%
day 4	-1.4%	-1.5%	-1.4%	0.3%	2.6%	1.0%	0.1%	6.6%	6.2%	-5.4%
day 5	-0.9%	-5.1%	-2.5%	-5.9%	-2.5%	-3.7%	0.1%	0.8%	-5.7%	1.5%
day 6	-1.9%	-2.4%	-1.2%	0.0%	-2.0%	-0.9%	-2.3%	-1.7%	0.7%	0.6%
day 7	4.4%	-2.0%	-2.3%	3.1%	-1.2%	-0.4%	1.1%	14.7%	10.4%	-3.2%
day 8	-0.5%	-4.5%	-1.8%	-13.9%	-5.6%	-3.6%	-2.9%	-3.4%	2.8%	-1.1%
day 9	-4.2%	-4.7%	0.0%	-3.3%	0.4%	-2.0%	-0.3%	5.6%	1.4%	0.4%
day 10	-3.0%	-5.2%	-0.3%	-1.3%	-3.5%	-2.1%	-0.2%	-2.9%	-1.2%	0.3%
day 11	5.3%	1.0%	5.2%	3.5%	1.2%	6.0%	2.0%	3.2%	2.1%	1.9%

Figura 3.7: Variación porcentual de los precios por día

Si comparamos la figura 2.6 con la figura 2.7 se puede concluir que las personas compran las acciones que van subiendo su valor y venden las acciones que bajan sus precios.

Los resultados generales del experimento:

Grupo	promedio total	Desv. Estandar
DbD	1003	164
OS	980	54

Tabla 3.6: Resultados finales experimento

Para evaluar estadísticamente el resultado anterior, se realiza la regresión lineal de variable dependiente el total final de los participantes y como variable independiente el grupo al que pertenece (DbD como grupo base). Los resultados se encuentran en la figura 3.8 en la columna (1), donde se observa que el grupo OS tiene en promedio \$24.3 menos que el grupo DbD con 99% de confianza. En la segunda regresión (columna (2)) se le agrega la fase en que se encuentran los participantes, donde se puede observar que se mantiene el resultado anterior (el coeficiente de pertenecer a OS es -24.5) y que la fase 1 tiene en promedio \$83.2 menos que la fase 2, esto tiene sentido ya que en la fase 1 el mercado va a la baja a diferencia de la fase 2.

Luego para ver como afectan las características de los participantes al rendimiento en la inversión en acciones, se realiza una regresión lineal, la cual, ahora incluye como variables explicatorias, la edad, el género (género femenino como base), el nivel educacional (base Graduate degree) y el conocimiento en acciones (A little knowledge base). Se puede concluir que los resultados se mantienen, ampliando levemente la diferencia entre grupo OS y grupo DbD (coeficiente -26.4). Los hombres presentan mejores resultados promedios que las mujeres en \$21.3 con 95% de confianza, Some college, incomplete, presenta peores resultados que los graduados en \$23.8 menos mientras el resto tiene diferencias negativas con este último pero no significativas. Por último en niveles de conocimiento en inversión en acciones se ve que tanto conocimiento promedio y más que conocimiento promedio tienen diferencias significativas al 95% de -26.8 y -39.8 respectivamente y que aunque no es significativa la diferencia de mucho conocimiento con un poco de conocimiento es de -65.9. Aquí podemos observar el fenómeno de Overconfidence ya que los que dicen tener mayor conocimiento (a lot of knowledge, More than average knowledge y Average knowledge) presentan peor rendimiento que los que dicen no tener conocimiento (A little knowledge y No knowledge).

Tabla de regresiones solución cash

	<i>Dependent variable:</i>		
	(1)	total (2)	(3)
Group	-24.305*** (8.665)	-24.554*** (8.554)	-26.439*** (8.554)
phase1		-83.238*** (16.788)	-85.049*** (16.948)
Age			0.239 (0.655)
GenderMale			21.270** (9.440)
GenderOther			-73.797 (52.991)
EducationHigh school diploma			-17.316 (14.925)
EducationSome college, incomplete			-23.838* (14.067)
EducationSome high school, incomplete			-11.629 (22.088)
EducationUndergraduate college degree (BS, BA)			-2.168 (13.531)
KnowledgeA lot of knowledge			-65.977 (52.888)
KnowledgeAverage knowledge			-26.887** (12.026)
KnowledgeMore than average knowledge			-39.840** (20.135)
KnowledgeNo knowledge			-10.446 (10.233)
Constant	1,005.499*** (6.144)	1,011.431*** (6.182)	1,015.338*** (23.959)
Observations	903	903	903
R ²	0.009	0.035	0.056
Adjusted R ²	0.008	0.033	0.042
Residual Std. Error	130.188 (df = 901)	128.517 (df = 900)	127.904 (df = 889)
F Statistic	7.868*** (df = 1; 901)	16.329*** (df = 2; 900)	4.047*** (df = 13; 889)
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01		

Figura 3.8: Regresiones lineales de la solución cash

Conclusión

3.6. Conclusiones generales

Con respecto a la simulación, se puede concluir que la mejor estrategia para invertir en acciones es comprar las acciones que suben sus precios con relación al día anterior y esto realizarlo día a día. Adicionalmente no se puede concluir qué grupo tiene un mejor rendimiento ya que tanto el mejor como el peor caso se da en el grupo DbD, quedando el grupo OS con los resultados medios. También se observa que los resultados no cambian con el rendimiento del mercado y solo dependerían del comportamiento de las personas.

Con respecto al experimento se podría concluir que el grupo DbD tiene un mejor desempeño que el grupo OS, lo que va en contra de la hipótesis planteada en esta memoria, pero dada la magnitud de los problemas y que si estos no hubieran pasado las decisiones de las personas podrían haber sido distintas, es que no se concluye sobre el resultado final.

Pero a pese a esto, se aprendió que las personas en general escogen las acciones que suben de precio, vendiendo las que más bajan, lo que se asemeja más al escenario up de la simulación, lo que podría inferir mejores resultados para el grupo DbD.

Al igual que en la simulación los resultados no varían por el rendimiento del mercado ya que al grupo DbD le va mejor tanto cuando el mercado va en bajada, como sucede en la fase 1, como cuando va en subida, en la fase 2.

De como influyen las características de los participantes en el rendimiento de la inversión en acciones, se puede concluir que los hombres tienen un mejor rendimiento que las mujeres y que las personas que dicen tener mayor conocimiento en el mercado de valores presentan peores resultados que las con menos conocimiento, efecto que podría ser explicado por el sesgo de Sobreconfianza.

3.7. Trabajos futuros

Para el caso de la simulación se proponen las siguientes mejoras: que las personas inviertan distintas cantidades de dinero en las acciones (que no se reparta de manera equitativa como se realiza en esta memoria) y, por otra parte, que el grupo “Day by Day” puedan cambiar más de una acción cada día. Estos cambios harían que la simulación se acercará más a la

realidad.

Por el lado del experimento, se plantea correrlo nuevamente, ahora con los problemas solucionados para ver el verdadero efecto de la toma de decisión de una vez (escenario estático) comparada a la toma de decisiones secuenciales (escenario dinámico).

Bibliografía

- [1] Nicholas Barberis and Richard Thaler. (2003). A survey of behavioral finance. Handbook of the Economics of Finance, Chapter 18, pages 1053-1128.
- [2] Duxbury, D. (2015). Behavioral Finance: Insights from experiments I: Theory and financial markets. Review of Behavioral Finance, 7(1), 78 - 96.
- [3] Duxbury, D. (2015). Behavioral Finance: Insights from experiments II: Biases, moods and emotions. Review of Behavioral Finance, 7(2), 151 -175.
- [4] Memoria Matías Molina Cortez. (2017). Eventos Secuenciales y su Efecto en el Fútbol: Evidencia Empírica en Predicciones y Calendarización de Campeonatos.
- [5] James Chen. (2020) Equity Market [en línea].
<<https://www.investopedia.com/terms/e/equitymarket.asp/>>.[Consulta: 13 agosto 2021]
- [6] Jay R. Ritter. (2003) Behavioral Finance. Pacific-Basin Finance Journal Vol. 11, No. 4, pages 429-437.
- [7] Kim Parker and Richard Fry. (2021) More than half of U.S. households have some investment in the stock market [en línea].
<<https://www.pewresearch.org/fact-tank/2020/03/25/more-than-half-of-u-s-households-have-some-investment-in-the-stock-market/>>.[Consulta: 13 agosto 2021]
- [8] Cboe Global Markets, Inc. (Cboe). (2021). Historical Market Volume Data [en línea].
<https://markets.cboe.com/us/equities/market_statistics/historical_market_volume/>.
[Consulta: 13 agosto 2021].
- [9] Daniel Kahneman and Amos Tversky. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica, Vol. 47, No. 2, pages 263-292.
- [10] Weber, Martin, and Colin F. Camerer (1998). “The Disposition Effect in Securities Trading: An Experimental Analysis.” Journal of Economic Behavior Organization, 33(2), 167-184.
- [11] Karlsson, Niklas Seppi (2005), The ‘Ostrich Effect’: Selective Attention to Information About Investments.

[12] Brown, A.L., and Kagel, J.H. (2009). Behavior in a simplified stock market: the status quo bias, the disposition effect and the ostrich effect. *Annals of Finance*, 5(1), 1-14.

[13] Jonas E., Schulz-Hardt S., Frey D., Thelen N. (2001) Confirmation Bias in Sequential Information Search After Preliminary Decisions: An Expansion of Dissonance Theoretical Research on Selective Exposure to Information. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 80, No. 4, 557-571

[14] John A List, Sally Sadoff, and Mathis Wagner. (2011). So you want to run an experiment, now what? some simple rules of thumb for optimal experimental design. *Experimental Economics*, 14(4):439–457.

[15] Kelton, W. D. (1999). Designing simulation experiments. In WSC'99. 1999 Winter Simulation Conference Proceedings.'Simulation-A Bridge to the Future'(Cat. No. 99CH37038) (Vol. 1, pp. 33-38)

[16] Yahoo finance. (2021). [en línea].<<https://finance.yahoo.com/>>. [Consulta: 17 mayo 2021]

Anexos

Anexo A

Código Simulación

```
1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import math
4 import random
5 import os
6 import matplotlib.pyplot as plt
7
8 #Cargar datos
9 BASE_PATH = os.path.abspath("C:\\Users\\Carolina\\Documents\\2020\\Memoria")
10 DATA_PATH = os.path.join(BASE_PATH, "small_cap_prices_2020.csv")
11 DATA_PATH2 = os.path.join(BASE_PATH, "1day.csv")
12
13 data = pd.read_csv(DATA_PATH, sep=',')
14 data = data.dropna(axis=1,how='all')
15 data.head(15)
16
17 mercado=[]
18 mercado_sd=[]
19 for t in range(0,240,10):
20     result= [(data.values[t,i]-data.values[t+9,i])/data.values[t+9,i] \
21             for i in range(1,11)]
22     mercado.append(np.mean(result))
23     mercado_sd.append(np.std(result))
24 mercado
25
26 #Grupo OS elige random p/10 acciones, divide dinero en partes iguales
27 def OS_random(p,ti,budget):
28     tf=ti+10
29     select_stocks=random.sample(range(1,11),p)
30     purchase_money= math.trunc(budget/p)
31     cash= budget - purchase_money*p
```

```

32 shares=[math.trunc(purchase_money/data.values[tf-1,i]*10)/10 \
33         if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
34 money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
35 result=sum(money) + cash - budget
36 return result
37
38 def OS_random_fee(p,ti,budget):
39     tf=ti+10
40     select_stocks=random.sample(range(1,11),p)
41     purchase_money= math.trunc(budget/p)
42     shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01))/ \
43                   data.values[tf-1,i]*10)/10 if i in select_stocks else 0 \
44             for i in range(1,11)]
45     cash= budget - purchase_money*p
46     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
47     result=sum(money) + cash - budget
48     return result
49
50 #OS compran acciones que bajaron su precio comparado un mes atrás
51 def OS_down(p,ti,budget):
52     tf= ti + 10
53     result=[]
54     select_stocks=[]
55     percentage={}
56     for i in range(1,11):
57         #ve si baja con respecto día anterior
58         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[ti,i]) \
59                   /data.values[ti,i]]= i
60         percentage_ord=sorted(percentage.items())
61     p_prima=p-1
62     j=1
63     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
64     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]<0:
65         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
66         p_prima -=1
67         j+=1
68     #print(select_stocks)
69     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
70     shares=[math.trunc(purchase_money/data.values[tf-1,i]*10)/10 \
71             if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
72     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
73     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
74     result=sum(money) + cash - budget
75     return result
76
77 def OS_down_fee(p,ti,budget):

```

```

78     tf= ti + 10
79     result=[]
80     select_stocks=[]
81     percentage={}
82     #
83     for i in range(1,11):
84         #ve si baja con respecto día anterior
85         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
86             /data.values[tf,i]]= i
87     percentage_ord=sorted(percentage.items())
88     p_prima=p-1
89     j=1
90     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
91     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]<0:
92         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
93         p_prima -=1
94         j+=1
95     #print(select_stocks)
96     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
97     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
98     shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
99         /data.values[tf-1,i]*10)/10 \
100         if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
101     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
102     result=sum(money) + cash - budget
103     return result
104
105 #Grupo OS compra que han subido comparado con el precio mes pasado
106 def OS_up(p,ti,budget):
107     tf=ti + 10
108     result=[]
109     select_stocks=[]
110     percentage={}
111     for i in range(1,11):
112         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
113             /data.values[tf,i]]= i
114         percentage_ord=sorted(percentage.items(), reverse=True)
115     p_prima=p-1
116     j=1
117     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
118     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]>=0:
119         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
120         p_prima -=1
121         j+=1
122     #print(select_stocks)
123     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))

```

```

124 cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
125 shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
126         /data.values[tf-1,i]*10)/10 \
127         if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
128 money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
129 result=sum(money) + cash - budget
130 return result
131
132 def OS_up_fee(p,ti,budget):
133     tf=ti + 10
134     result=[]
135     select_stocks=[]
136     percentage={}
137     for i in range(1,11):
138         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
139                 /data.values[tf,i]] = i
140         percentage_ord=sorted(percentage.items(), reverse=True)
141     p_prima=p-1
142     j=1
143     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
144     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]>=0:
145         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
146         p_prima -=1
147         j+=1
148     #print(select_stocks)
149     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
150     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
151     money=0
152     for i in select_stocks:
153         shares= math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
154                 /data.values[tf-1,i]*10)/10
155         money += math.trunc(shares*data.values[ti,i])
156     result=money + cash - budget
157     return result
158
159 #Igual anterior, pero ahora cambio 1 accion de mi p-portafolio y
160 #selecciono otra random entre todas las acciones
161  #(incluso las que ya tengo o la que "eliminé")
162 def DbD_random(p,ti,budget):
163     tf = ti+10
164     purchase_money= math.trunc(budget/p)
165     cash= budget - purchase_money*p
166     select_stocks=random.sample(range(1,11),p)
167     shares=[math.trunc(purchase_money/data.values[tf-1,i]*10)/10 \
168             if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
169     for j in range(tf-2,ti,-1):

```

```

170     x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
171     y=random.randint(1,10)
172     #print(x)
173     #print(y)
174     new_purchase= round(shares[x-1]*data.values[j,x])
175     if x==y:
176         select_stocks.append(y)
177     elif y in select_stocks:
178         select_stocks.append(x)
179     else:
180         shares[y-1]= math.trunc((shares[y-1] + \
181             math.trunc(new_purchase/data.values[j,y]*10) \
182             /10)*10)/10
183         shares[x-1]= 0.0
184         select_stocks.append(y)
185     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
186     result= sum(money) + cash - budget
187     return result
188
189 def DbD_random_fee(p,ti,budget):
190     tf = ti+10
191     purchase_money= math.trunc(budget/p)
192     cash= budget - purchase_money*p
193     select_stocks=random.sample(range(1,11),p)
194     shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
195         /data.values[tf-1,i]*10)/10 if i in select_stocks else 0 \
196         for i in range(1,11)]
197     for j in range(tf-2,ti,-1):
198         x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
199         y=random.randint(1,10)
200         new_purchase= round(shares[x-1]*data.values[j,x])
201         new_purchase= round(new_purchase - new_purchase*0.01)
202         if x==y:
203             select_stocks.append(y)
204         elif y in select_stocks:
205             select_stocks.append(x)
206         else:
207             shares[y-1]= math.trunc((shares[y-1] \
208                 + math.trunc(new_purchase/data.values[j,y]*10) \
209                 /10)*10)/10
210             shares[x-1]= 0.0
211             select_stocks.append(y)
212     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
213     result= sum(money) + cash - budget
214     return result
215

```

```

216 def DbD_down(p,ti,budget):
217     tf=ti+10
218     select_stocks=[]
219     percentage={}
220     for i in range(1,11):
221         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
222             /data.values[tf,i]]= i
223         percentage_ord=sorted(percentage.items())
224     p_prima=p-1
225     j=1
226     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
227     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]<0:
228         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
229         p_prima -=1
230         j+=1
231     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
232     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
233     shares=[math.trunc(purchase_money/data.values[tf-1,i]*10)/10 \
234         if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
235     for j in range(tf-2,ti,-1):
236         percentage={}
237         for i in range(1,11):
238             percentage[(data.values[j,i]-data.values[j+1,i]) \
239                 /data.values[j+1,i]]= i
240             percentage_ord=sorted(percentage.items())
241         if percentage_ord[0][0]<0:
242             x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
243             y= percentage_ord[0][1]
244             new_purchase=round(shares[x-1]*data.values[j,x])
245             if x==y:
246                 select_stocks.append(y)
247             elif y in select_stocks:
248                 select_stocks.append(x)
249             else:
250                 shares[y-1]= math.trunc(((new_purchase/data.values[j,y]*10)\
251                     /10)*10)/10
252                 shares[x-1]= 0.0
253                 select_stocks.append(y)
254     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
255     result= sum(money) + cash - budget
256     return result
257
258 def DbD_down_fee(p,ti,budget):
259     tf=ti+10
260     select_stocks=[]
261     percentage={}

```

```

262     for i in range(1,11):
263         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
264             /data.values[tf,i]]= i
265         percentage_ord=sorted(percentage.items())
266     p_prima=p-1
267     j=1
268     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
269     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]<0:
270         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
271         p_prima -=1
272         j+=1
273     #print(select_stocks)
274     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
275     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
276     shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
277         /data.values[tf-1,i]*10)/10 if i in select_stocks else 0 \
278         for i in range(1,11)]
279     for j in range(tf-2,ti,-1):
280         #print(select_stocks)
281         #print(shares)
282         percentage={}
283         for i in range(1,11):
284             percentage[(data.values[j,i]-data.values[j+1,i]) \
285                 /data.values[j+1,i]]= i
286             percentage_ord=sorted(percentage.items())
287         if percentage_ord[0][0]<0:
288             x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
289             y= percentage_ord[0][1]
290             new_purchase=round(shares[x-1]*data.values[j,x])
291             new_purchase= round(new_purchase - new_purchase*0.01)
292             if x==y:
293                 select_stocks.append(y)
294             elif y in select_stocks:
295                 select_stocks.append(x)
296             else:
297                 shares[y-1]= math.trunc((shares[y-1] \
298                     + math.trunc(new_purchase/data.values[j,y]*10)\
299                     /10)*10)/10
300                 shares[x-1]= 0.0
301                 select_stocks.append(y)
302     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
303     result= sum(money) + cash - budget
304     return result
305
306 def DbD_up(p,ti,budget):
307     tf=ti+10

```

```

308 select_stocks=[]
309 percentage={}
310 for i in range(1,11):
311     percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
312         /data.values[tf,i]]= i
313     percentage_ord=sorted(percentage.items(),reverse=True)
314 p_prima=p-1
315 j=1
316 select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
317 while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]>=0:
318     select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
319     p_prima -=1
320     j+=1
321 #print(select_stocks)
322 purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
323 cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
324 shares=[math.trunc(purchase_money/data.values[tf-1,i]*10)/10 \
325     if i in select_stocks else 0 for i in range(1,11)]
326 for j in range(tf-2,ti,-1):
327     #print(select_stocks)
328     #print(shares)
329     percentage={}
330     for i in range(1,11):
331         percentage[(data.values[j,i]-data.values[j+1,i]) \
332             /data.values[j+1,i]]= i
333         percentage_ord=sorted(percentage.items(),reverse=True)
334     if percentage_ord[0][0]>0:
335         x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
336         y= percentage_ord[0][1]
337         new_purchase=round(shares[x-1]*data.values[j,x])
338         if x==y:
339             select_stocks.append(y)
340         elif y in select_stocks:
341             select_stocks.append(x)
342         else:
343             shares[y-1]= math.trunc((shares[y-1] \
344                 + math.trunc(new_purchase/data.values[j,y]*10)\
345                 /10)*10)/10
346             shares[x-1]= 0.0
347             select_stocks.append(y)
348 money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
349 result= sum(money) + cash - budget
350 return result
351
352
353 def DbD_up_fee(p,ti,budget):

```

```

354     tf=ti+10
355     select_stocks=[]
356     percentage={}
357     for i in range(1,11):
358         percentage[(data.values[tf-1,i]-data.values[tf,i]) \
359             /data.values[tf,i]]= i
360         percentage_ord=sorted(percentage.items(),reverse=True)
361     p_prima=p-1
362     j=1
363     select_stocks.append(percentage_ord[0][1])
364     while p_prima>0 and percentage_ord[j][0]>=0:
365         select_stocks.append(percentage_ord[j][1])
366         p_prima -=1
367         j+=1
368     #print(select_stocks)
369     purchase_money= math.trunc(budget/len(select_stocks))
370     cash= budget - purchase_money*len(select_stocks)
371     shares=[math.trunc((purchase_money - round(purchase_money*0.01)) \
372         /data.values[tf-1,i]*10)/10 if i in select_stocks else 0 \
373         for i in range(1,11)]
374     for j in range(tf-2,ti,-1):
375         #print(select_stocks)
376         #print(shares)
377         percentage={}
378         for i in range(1,11):
379             percentage[(data.values[j,i]-data.values[j+1,i]) \
380                 /data.values[j+1,i]]= i
381             percentage_ord=sorted(percentage.items(),reverse=True)
382         if percentage_ord[0][0]>0:
383             x=select_stocks.pop(random.randint(0,len(select_stocks)-1))
384             y= percentage_ord[0][1]
385             new_purchase=round(shares[x-1]*data.values[j,x])
386             new_purchase= round(new_purchase - new_purchase*0.01)
387             if x==y:
388                 select_stocks.append(y)
389             elif y in select_stocks:
390                 select_stocks.append(x)
391             else:
392                 shares[y-1]= math.trunc((shares[y-1] \
393                     + math.trunc(new_purchase/data.values[j,y]*10)\
394                     /10)*10)/10
395                 shares[x-1]= 0.0
396                 select_stocks.append(y)
397     money=[round(shares[i-1]*data.values[ti,i]) for i in range(1,11)]
398     result= sum(money) + cash - budget
399     return result

```

```
400
401 def through_time(group, n):
402     m=n
403     result=[]
404     mean=[]
405     sd=[]
406     for t in range(0,240,10):
407         while m>0:
408             p=random.randint(1,10)
409             result.append(group(p,t,1000))
410             m-=1
411         m=n
412         mean.append(np.mean(result))
413         sd.append(np.std(result))
414
415     return mean,sd,np.mean(mean),np.std(sd)
```


Anexo B

Cuestionario online primer día

Please read the following information before your start: This study examines how people make investment decisions. You will see a stock market simulator with stocks of different companies traded in the American stock exchange, and then you will answer a few questions.

Important: It doesn't matter if you've invested before or know much about trading stocks.

This study includes, in addition to today's survey that takes 9 minutes approximately, answering short questions (about 2-5 minutes) daily, for 10 weekdays. For this reason, if you want to participate in this study, you have to commit some time to answer questions during these days. You will be compensated for this extra time through a bonus based on your decisions, which is described below.

There will be no personal benefit from participating other than your payment. The risks associated with participation in this study are no greater than those ordinarily encountered in daily life or during mild physical activity, such as when surfing the Internet. Please be assured that your responses will be kept confidential. If you have any questions, feel free to contact us. By clicking the Next button below, you acknowledge that your participation is voluntary, and you may choose to terminate your participation in the study at any time and for any reason.

Please answer the following questions before starting the survey:

	Yes	No
I am 18 or older	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
I have read and understand the information above	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
I want to participate in this study	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

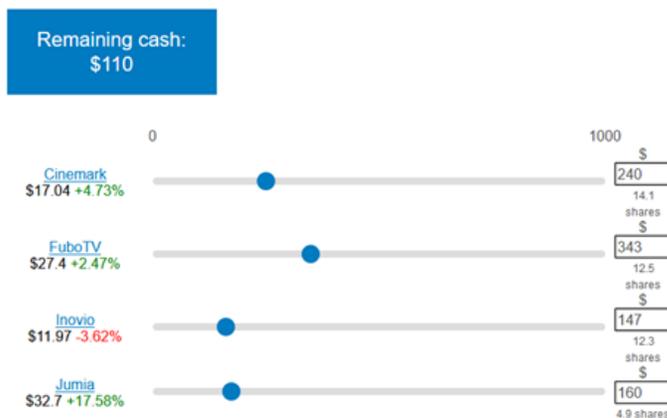
Please, enter your Prolific Participant ID.

In addition, please create a username that you will use for the weekday surveys, so you can see how well you are doing with your investments and participate for the bonus payment. Use an easy to recall word (at least 6 characters):



Today you will receive a hypothetical budget of \$1,000 to buy stocks from up to 10 companies. Then, every weekday you will receive an email reminder after the stock market closes (4 pm US Eastern Time / 8 pm Western European Time), asking you if you want to change your investment. You will also see how your investment is doing – it can go up or down. You will have until the market opens the next weekday (9 am US Eastern Time / 1 pm Western European Time) to change your investment if you want.

This is the information you will see about the 10 stocks. This includes their current price and price change since the last weekday (in green if it went up and red if it went down). You will also be able to click on the name of a stock and see information about the company, including the latest news and how prices have changed over time.



Payment: In addition to today's survey payment (£0.80), you will potentially receive the following BONUS payments in Prolific:

**When the study finishes after 10 weekdays, we will randomly choose 5 participants to receive an additional bonus. They will get their final earnings divided by 10 (with a maximum of £200). For example, suppose that the person chosen ended up with \$1,200, then she or he would receive an additional bonus of £120. If that person ended up with \$800, she or he would receive an additional bonus of £80.*

Therefore, every participant has the incentive to select today, and every weekday, stocks to the best of their ability so they can potentially earn the highest bonus.

Click "next" to receive your budget and choose which stocks to invest in.

Remember: You will be able to see and change your investments during each weekday if you want.

Below there is a list of 10 stocks with their current price and price changes since the last weekday (in green if it went up and red if it went down).

You can purchase stocks by moving the slider or entering the amount of money you want to invest in each stock.

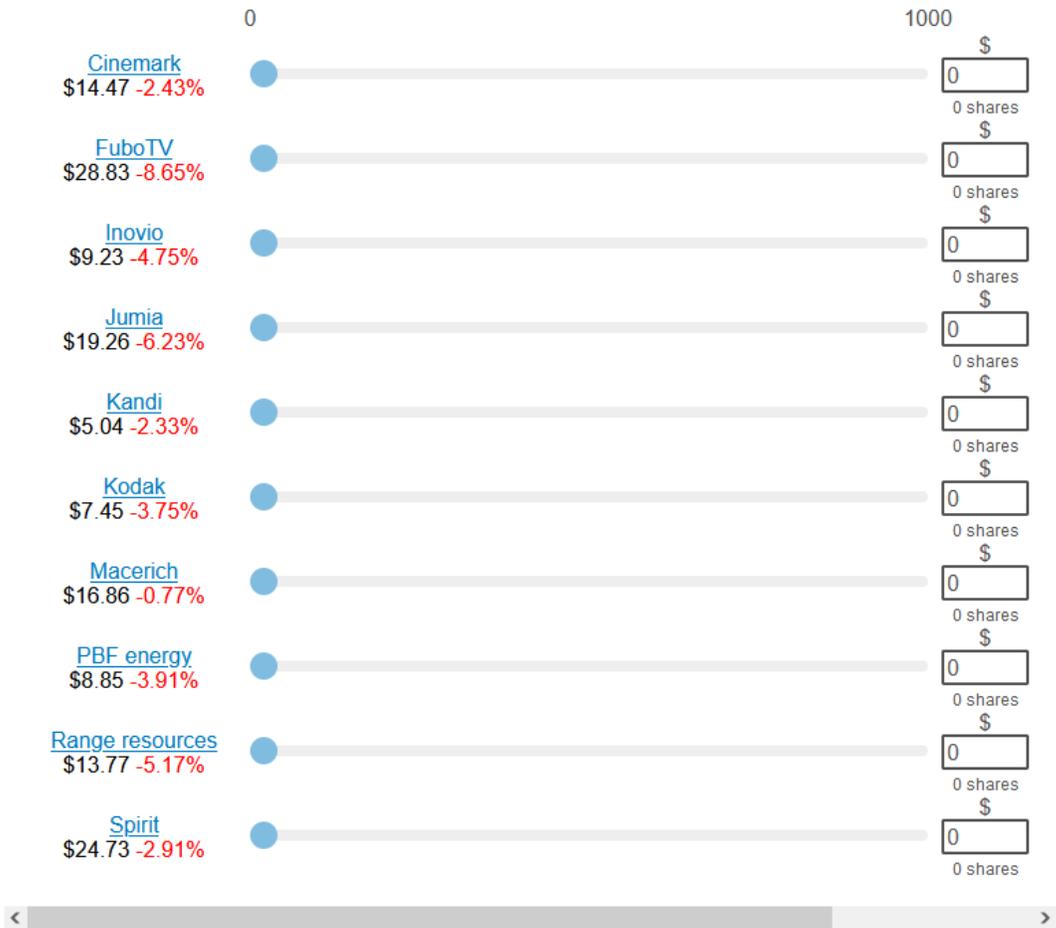
You can't exceed your \$1,000 budget (an alert will pop-up in this case), but you do not need to spend all the money if you do not want to. Also, you do not need to invest in every stock. The money you do not use to buy stocks will not vary day to day.

You can also see information about each company by clicking on the name of the stock, including the latest news and how prices have changed over time.

Remember: You will be able to see and change your investments during each weekday if you want. Your bonus depends on the final balance at the end of this 10-weekday study.

Finally, there will be a "trading fee" of 1% of the amount you purchase that will be applied after you choose which stocks to buy. To make it simple, you will receive a summary of your investment performance every weekday.

Remaining cash:
\$1000



In addition, please answer these couple of questions about you:

How old are you?

What is your gender?

- Female
- Male
- Other

What is your educational background?

Some high school, incomplete

High school diploma

Some college, incomplete

Undergraduate college degree (BS, BA)

Graduate degree (MA, PhD, MBA, etc)

Please rate your overall feelings about your investment experience so far

Extremely negative

Moderately negative

Slightly negative

Neither positive nor negative

Slightly positive

Moderately positive

Extremely positive

What best describes how you decided which stocks to buy? (You can select one or more options)

I used my investment experience

I read some news about the stocks

I used the links to yahoo finance

I knew/liked the company

I chose randomly

Other (please specify)

In the last 5 years, how often have you made decisions related to trading stocks?

Never

Rarely

Sometimes

Often

Always

How would you describe your knowledge about the stock market?

No knowledge	A little knowledge	Average knowledge	More than average knowledge	A lot of knowledge
--------------	--------------------	-------------------	-----------------------------	--------------------

As best as you can, please answer the questions below about the S&P 500, which measures the stock performance of the 500 largest companies in the United States. The first question asks you to make a forecast about the S&P 500 return. The next two questions ask you to state an **interval** with which you think the S&P 500 return will fall in, i.e. the likely minimum and maximum bounds on the return.

Over the next year, I expect the annual S&P 500 return will be:

I expect the return to be:	<input type="text" value="0"/> %
There is a 1-in-10 chance the actual return will be less than:	<input type="text" value="0"/> %
There is a 1-in-10 chance the actual return will be greater than:	<input type="text" value="0"/> %



Please answer this final question: Were the rules about the study clear? Do you have any comments about the study?



Remember that as of Monday, every weekday you will receive an email reminder after the stock market closes (4 pm US Eastern Time), asking you if you want to change your investment. You will also see how your investment is doing. You will have until the market opens the next weekday (9 am US Eastern Time) to change your investment if you want. You can use your username: **123456** to access the study or your Prolific ID.

The email reminders will contain the following link. Please save it in your browser as "favorite." You can access it every weekday after 4 pm US Eastern Time (8pm Western European Time) if you cannot check your inbox or don't receive our daily emails

Save Me!: https://uchiledii.qualtrics.com/jfe/form/SV_3EHqf3IT8Ry0MC1

Please click Next to receive your code to finish today's survey in Prolific and receive your payment £0.80.



Anexo C

Cuestionario online días siguientes OS

Please select whether you want to use your Prolific ID or username?

Prolific ID

Username

The current value of your investment is **\$994.0**.

Below, you can see how well your investment is doing and how the stock prices changed from the previous weekday. **On the next page, you will answer a few questions.**

Stock	Number of shares that you have (\$ investment)	Price change from last weekday	How did the stock price change affect your investment?
Cinemark	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
FuboTV	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Inovio	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Jumia	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Kandi	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Kodak	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Macerich	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
PBF energy	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Range resources	0.0 (\$0.0)	0.00%	0.0
Spirit Airlines	40.0 (\$994.0)	0.00%	+ \$14.0

The amount you traded the previous weekday: **\$0.0**

Trading fee (1% of the amount bought, already discounted from the Total): **\$0**

Please answer the following question: Which stock do you think will increase its value the most during the next weekday? You can also see information about each stock by clicking on the name of the company, including the latest news and how prices have in the recent past.

[Cinemark](#)
\$17.14 +0.47%

[FuboTV](#)
\$26.15 -4.63%

[Inovio](#)
\$8.7 +3.08%

[Jumia](#)
\$19.84 -2.36%

[Kandi](#)
\$4.96 -1.20%

[Kodak](#)
\$7.1 -0.14%

[Macerich](#)
\$16.15 -1.46%

[PBF energy](#)
\$9.78 -0.10%

[Range resources](#)
\$13.8 -1.00%

[Spirit](#)
\$24.48 -1.17%

Please rate your overall feelings about your investment experience so far

Extremely negative	Moderately negative	Slightly negative	Neither positive nor negative	Slightly positive	Moderately positive	Extremely positive
--------------------	---------------------	-------------------	-------------------------------	-------------------	---------------------	--------------------

Do you have any comments about the study?

Please click next to submit your answers.

Thank you for your response. Remember that you will receive a daily survey.

Anexo D

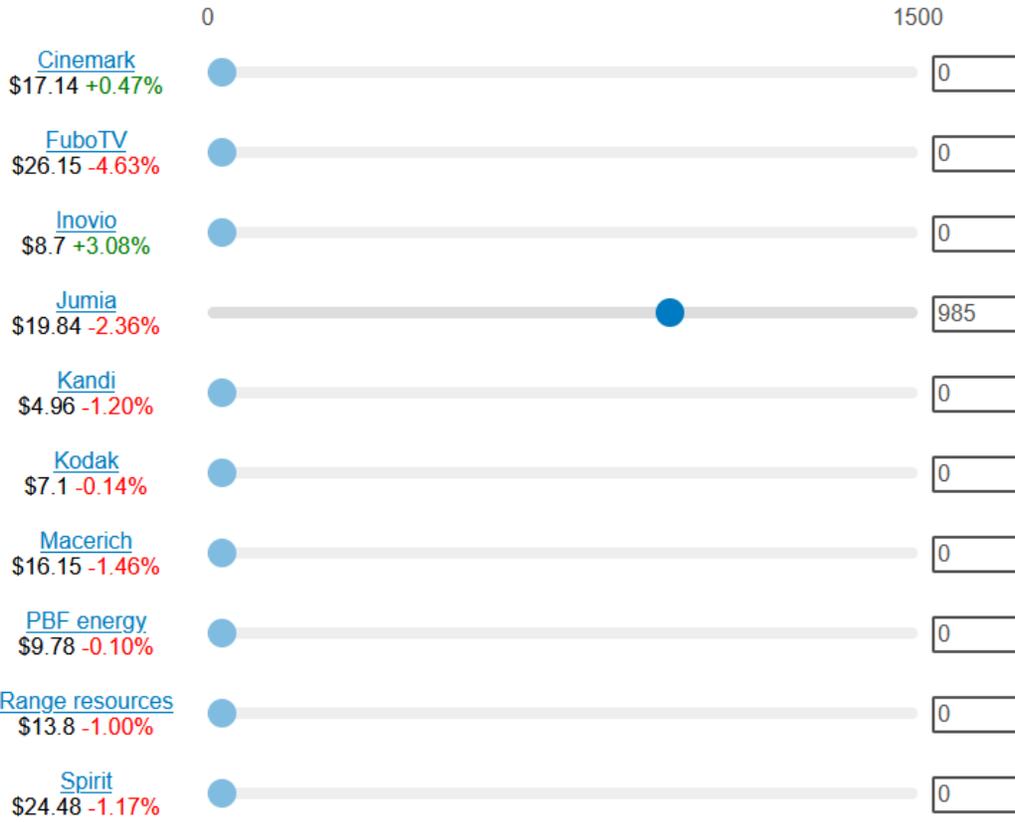
Cuestionario online días siguientes DbD

Please select whether you want to use your Prolific ID or username?

Prolific ID

Username

Remaining cash:
\$0



Please rate your overall feelings about your investment experience so far

Extremely negative Moderately negative Slightly negative Neither positive nor negative Slightly positive Moderately positive Extremely positive

Do you have any comments about the study?



Thank you for your response. Remember that you will receive a daily survey.

Anexo E

Cuestionario online último día

Hello 123456

The current value of your investment is **\$985.0**.

Below, you can see how well your investment is doing and how the stock prices changed from the previous weekday.

Stock	Number of shares that you have (\$ investment)	Price change from last weekday	How did the stock price change affect your investment?
Cinemark	0.0 (\$0.0)	+0.64%	0.0
FuboTV	0.0 (\$0.0)	+3.48%	0.0
Inovio	0.0 (\$0.0)	+0.92%	0.0
Jumia	49.6 (\$985.0)	+0.10%	1.0
Kandi	0.0 (\$0.0)	+1.21%	0.0
Kodak	0.0 (\$0.0)	+1.55%	0.0
Macerich	0.0 (\$0.0)	+3.65%	0.0
PBF energy	0.0 (\$0.0)	+11.55%	0.0
Range resources	0.0 (\$0.0)	+9.64%	0.0
Spirit Airlines	0.0 (\$0.0)	+1.47%	0.0

The amount you traded the previous weekday: **\$0.0**

Trading fee (1% of the amount bought, already discounted from the Total): **\$0**

How often did you receive the daily surveys? (from Apr 26th to May 7th: total of 10 weekdays). Answer as best as you can.

10 days (I received it every day)

9 days

8 days

7 days

6 days

5 days (half of them)

4 days

3 days

2 days

1 day

I didn't receive any daily survey

Please rate your overall feelings about your investment experience.

Extremely negative Moderately negative Slightly negative Neither positive nor negative Slightly positive Moderately positive Extremely positive

How likely are you to invest in the stock market?

Very unlikely Unlikely Undecided Likely Very likely

Do you have any comments about the study?

As explained on the first day, now we randomly choose five people to pay the additional bonuses according to their final earnings. Please allow a some time for these bonuses to accrue as we need to complete the study for all participants.



Anexo F

Código para correr experimento

```
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import numpy as np
4 import math
5 import random
6
7 import os
8
9 #update path and qualtrics's answers first day
10 BASE_PATH = os.path.abspath("C:\\Users\\Carolina\\Documents\\2020\\Memoria")
11 DATA_PATH = os.path.join(BASE_PATH, "SMS2_d1_A.csv")
12 #DATA_PATH2 = os.path.join(BASE_PATH, "prolific3.csv")
13 #Stock prices
14 a=[[14.83,31.56,9.69,20.54,5.16,7.74,16.99,9.21,14.52,25.47]]
15 prices=pd.DataFrame(a, columns=['cinemark','fubotv','inovio','jumia' \
16     , 'kandi','kodak' , 'macerich','pbf_energy','range_resources','spirit'])
17 prices.loc[1]=[14.47,28.83,9.23,19.26,5.04,7.45,16.86,8.85,13.77,24.73]
18 #add prices
19 prices.loc[2]=[14.64,27.54,8.33,18.32,5.02,7.16,16.21,8.48,13.75,24.27]
20 prices
21 # Passing the data to a pandas DataFrame
22 data1=pd.read_csv(DATA_PATH)
23 #delete two first rows without content
24 data1 = data1.iloc[4:,]
25 #Replace NaN with -1
26 data1=data1.replace(np.nan, -1)
27 #convert answers (\$) to int
28 data1['Grupo']=pd.to_numeric(data1['Grupo'])
29 for i in range(1,11):
30     data1[f'Q16_{i}']=pd.to_numeric(data1[f'Q16_{i}'])
31     data1[f'Q20_{i}']=pd.to_numeric(data1[f'Q20_{i}'])
```

```

32 for i in range(1,4):
33     data1[f'Q30_{i}']=pd.to_numeric(data1[f'Q30_{i}'])
34 data1['Q23']=pd.to_numeric(data1['Q23'])
35 #keep last response
36 data1=data1.drop_duplicates(subset="Q12", keep="last")
37 #Drop bad ID's
38 data1 = data1.drop(data1[data1['Q12']==-1].index)
39 data1
40 #delete columns with only na's
41 data1 = data1.dropna(axis=1,how='all')
42 data1 = data1.rename(columns={'Q12':'FirstName','Q13':'LastName'})
43 def e(x):
44     return x + '@email.prolific.co'
45 data1['PrimaryEmail']= e(data1.FirstName)
46
47 #Calculate money, shares, trading fee, etc.
48 data1['trading_fee'] = 0
49 data1['amount'] = 0
50 for j in range(1,11):
51     data1[f'pre_money{j}'] = 0
52     data1[f'fee{j}'] = 0
53     for i,row in data1.iterrows():
54         if row['Grupo']==0:
55             data1.loc[i,f'pre_money{j}'] = row[f'Q20_{j}'] \
56                 - round(row[f'Q20_{j}']*0.01)
57             data1.loc[i,f'fee{j}'] = round(row[f'Q20_{j}']*0.01)
58             data1.loc[i,'trading_fee'] = row['trading_fee'] \
59                 + round(row[f'Q20_{j}']*0.01)
60             data1.loc[i,'amount']=row['amount'] + row[f'Q20_{j}']
61         else:
62             data1.loc[i,f'fee{j}'] = round(row[f'Q16_{j}']*0.01)
63             data1.loc[i,f'pre_money{j}']= row[f'Q16_{j}'] \
64                 - round(row[f'Q16_{j}']*0.01)
65             data1.loc[i,'trading_fee']= row['trading_fee'] \
66                 + round(row[f'Q16_{j}']*0.01)
67             data1.loc[i,'amount']=row['amount'] + row[f'Q16_{j}']
68     data1[f'shares{j}']=round(data1[f'pre_money{j}']/prices.iloc[1,j-1],1)
69 data1['cash']= 1000 - data1['amount']
70
71 data1['total']=0
72 for j in range(1,11):
73     data1[f'result{j}']=0
74     data1[f'money{j}']=0
75     for i,row in data1.iterrows():
76         data1.loc[i,f'money{j}']=round(row[f'shares{j}']*prices.iloc[2,j-1])
77 data1['total']=data1['total'] + data1['cash']

```

```

78
79 for j in range(1,11):
80     for i,row in data1.iterrows():
81         data1.loc[i,f'result{j}']=row[f'money{j}']-row[f'pre_money{j}']
82         data1.loc[i,'total']=row['total'] + row[f'money{j}']
83
84 #useful columns data1
85 day1= data1[['FirstName','LastName','PrimaryEmail','Grupo','shares1',
86             'shares2','shares3','shares4','shares5','shares6','shares7',
87             'shares8','shares9','shares10','cash','money1','money2',
88             'money3','money4','money5','money6','money7','money8',
89             'money9','money10','total','amount','trading_fee','result1',
90             'result2','result3','result4','result5','result6',
91             'result7','result8','result9','result10']]
92 day1
93
94 #Código day 2-11
95 import pandas as pd
96 import matplotlib.pyplot as plt
97 import numpy as np
98 import math
99 import random
100
101 import os
102
103 #Update path and names of documents .csv
104 BASE_PATH = os.path.abspath("C:\\Users\\Carolina\\Documents\\2020\\Memoria
105                             \\SMS2")
106 #Qualtrics answers current day
107 DATA_PATH = os.path.join(BASE_PATH, "SMS2_D2_A.csv")
108 #Document from last day
109 DATA_PATH2 = os.path.join(BASE_PATH, "data_2_SMS2_2.csv")
110 # Number of the day
111 day = 2
112 #Stock prices (from yahoo finance)
113 a=[[14.83,31.56,9.69,20.54,5.16,7.74,16.99,9.21,14.52,25.47]]
114 prices=pd.DataFrame(a, columns=['cinemark','fubotv','inovio','jumia', \
115                               'kandi','kodak', 'macerich','pbf_energy','range_resources','spirit'])
116 prices.loc[1]=[14.47,28.83,9.23,19.26,5.04,7.45,16.86,8.85,13.77,24.73]
117 #add prices
118 prices.loc[2]=[14.64,27.54,8.33,18.32,5.02,7.16,16.21,8.48,13.75,24.27]
119 prices.loc[3]=[14.78,26.74,8.45,18.02,4.93,6.86,15.51,8.35,13.51,24.31]
120 #price's changes
121 for i in range(0,10):
122     print(round((prices.values[day,i]-prices.values[1,i])/ \
123               prices.values[1,i]*100))

```

```

124 #create panda dataframe
125 data=pd.read_csv(DATA_PATH)
126 #delete two first rows without content
127 data= data.iloc[2:,:]
128 data.head()
129 #delete columns with only na's
130 data=data.dropna(axis=1,how='all')
131 data= data.iloc[:, :64]
132 #keep last response
133 data=data.drop_duplicates(subset="RecipientLastName", keep="last")
134 #Replace NaN with -1
135 data=data.replace(np.nan, -1)
136 #convert answers (\$) to int
137 for i in range(1,11):
138     data[f'Q126_{i}']=pd.to_numeric(data[f'Q126_{i}'])
139 #Load data from previous day
140 day_before=pd.read_csv(DATA_PATH2, sep=';')
141 day_before.head()
142 #useful columns data current day
143 data_money= data.iloc[:, [10,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38]]
144 data_money
145 #Merge with previous day
146 data2 = day_before.merge(data_money, how='left', left_on='FirstName' \
147     , right_on='RecipientFirstName')
148 data2
149 #participation: T if the participant log to study F if not
150 def p(x):
151     return -pd.isna(x)
152 data2['participation']= p(data2.Q126_1)
153 data2
154 #Calculate and apply trading fee (1% purchase)
155 #and recalculate number of shares
156 data2['trading_fee'] = 0
157 data2['sum_dif'] = 0
158 data2['amount'] = 0
159 #For Group DbD
160 for j in range(1,11):
161     data2[f'fee_{j}'] = 0
162     data2[f'dif_{j}'] = data2[f'Q126_{j}']-data2[f'money_{j}']
163     for i,row in data2.iterrows():
164         #If the participant bought, discount trading fee
165         if row['participation'] and row['Grupo']==0:
166             if row[f'dif_{j}']>0:
167                 data2.loc[i, 'amount'] = row['amount']+row[f'dif_{j}']
168                 data2.loc[i, f'fee_{j}'] = round(row[f'dif_{j}']*0.01)
169                 data2.loc[i, 'trading_fee'] = row['trading_fee'] \

```

```

170         + round(row[f'dif_{j}']*0.01)
171         row[f'Q126_{j}'] = row[f'Q126_{j}'] \
172             - round(row[f'dif_{j}']*0.01)
173         #Calculate new N shares
174         if row[f'Q126_{j}'] >= 0 and row[f'dif_{j}'] != 0:
175             data2.loc[i,f'shares{j}'] = math.trunc(row[f'Q126_{j}'] \
176                 /prices.iloc[day-1,j-1]*10)/10
177             data2.loc[i,'sum_dif'] = row['sum_dif'] + row[f'dif_{j}']
178 data2['cash'] = data2['cash'] - data2['sum_dif']
179 #Recalculate money with the new stock prices and calculate results
180 data2['total'] = 0
181 data2['difs_buy'] = 0.0
182 data2['difs_sell'] = 0.0
183 #earnings without fee
184 if day==3:
185     data2['total_participation'] = 0.0
186     data2['change'] = 0.0
187 for j in range(1,11):
188     for i,row in data2.iterrows():
189         data2.loc[i,f'money{j}'] = round(row[f'shares{j}'] \
190             * prices.iloc[day,j-1])
191         if row[f'dif_{j}']>0:
192             data2.loc[i,'difs_buy']= row['difs_buy'] + row[f'dif_{j}']
193         if row[f'dif_{j}']<0:
194             data2.loc[i,'difs_sell']= row['difs_sell'] + row[f'dif_{j}']
195 data2['total']=data2['total'] + data2['cash']
196
197 for j in range(1,11):
198     for i,row in data2.iterrows():
199         data2.loc[i,f'result{j}'] = round((prices.iloc[day,j-1] \
200             - prices.iloc[day-1,j-1]) \
201             * row[f'shares{j}'])
202
203 data2['difs']=0.0
204 data2['difs']=sum([abs(data2[f'dif_{j}']) for j in range(1,11)])
205 for i,row in data2.iterrows():
206     if row['difs']>0:
207         data2.loc[i,'change']= row['change'] + 1.0
208     if row['participation']:
209         data2.loc[i,'total_participation']= row['total_participation'] + 1.0
210
211 for j in range(1,11):
212     for i,row in data2.iterrows():
213         data2.loc[i,'total']=row['total'] + row[f'money{j}']
214
215 data3= data2[['FirstName','LastName','PrimaryEmail','Grupo','shares1',

```

```
216     'shares2', 'shares3', 'shares4', 'shares5', 'shares6', 'shares7',  
217     'shares8', 'shares9', 'shares10', 'cash', 'money1', 'money2',  
218     'money3', 'money4', 'money5', 'money6', 'money7', 'money8',  
219     'money9', 'money10', 'total', 'amount', 'trading_fee',  
220     'result1', 'result2', 'result3', 'result4', 'result5', 'result6',  
221     'result7', 'result8', 'result9', 'result10', 'participation',  
222     'total_participation', 'change']]  
223 data3.head()
```