



UNIVERSIDAD
TORCUATO DI TELLA

Trabajo Final de Graduación Maestría en Finanzas UTDT

Año Académico 2020

Alumno: Franco Zanuso

Tutor: Diego Iaccarino

Trading Algorítmico en el Mercado Argentino de Derivados

Abstract:

El objetivo del presente trabajo es contestar la siguiente pregunta: ¿Es rentable implementar estrategias algorítmicas en el Mercado Argentino de derivados? Para poder responderla se deben analizar varios aspectos del Mercado Argentino y del funcionamiento del trading algorítmico. Al entender lo anterior, se pueden implementar ciertas estrategias que operen en el mercado y determinar su rendimiento histórico a través del proceso conocido como *backtesting*.

La primera parte mostrará un marco teórico sobre el trading algorítmico. Se explica cómo fueron evolucionando los mercados en el mundo y cuáles son las formas de operar en la actualidad. Exponiendo las ventajas que tiene el trading algorítmico respecto a otro tipo de operatoria y mostrando algunos ejemplos de algoritmos utilizados por los operadores.

En la segunda parte del trabajo se analiza la microestructura de los mercados en general, enfocándonos en el Mercado Argentino. Se muestran los distintos tipos de sistemas utilizados por los mercados, cómo funcionan y qué características tienen. Se analizan diferentes formas que permiten establecer una conexión entre un algoritmo y el mercado para consumir información y enviar órdenes.

Después se procede a explicar cómo es posible desarrollar estrategias de trading exitosas. Dónde buscar ideas y cómo analizarlas desde distintos puntos de vista, para determinar cuáles son las mejores candidatas a ser implementadas. Se explica en qué consiste el *backtesting* de estrategias, analizando sus ventajas y errores más comunes.

En la cuarta parte, se analizan y desarrollan dos estrategias de trading. La primera de tipo *mean-reversion*, donde se explica cómo es posible detectar este tipo de comportamientos en series de precios. Se presenta un modelo simple para valuar contratos de futuros y se explica cómo utilizarlo para encontrar oportunidades en el mercado. La segunda estrategia presentada es de tipo *Momentum* o Tendencia, en esta parte es expuesto cómo se puede detectar y capturar las correlaciones entre series de tiempo que permiten encontrar el momento en el cual se genera una tendencia en el precio y así poder aprovecharla.

Por último, después de analizar ambas estrategias y entender su funcionamiento, se procede a implementarlas en un sistema de *backtesting* desarrollado en Python. Dicho sistema permite determinar los rendimientos históricos de las estrategias en el pasado. Finalmente, con los resultados se exponen las conclusiones y se contesta la pregunta inicial.

Índice:

Parte 1: Introducción al Trading Algorítmico	4
Introducción	5
Trading discrecional y sistemático	6
Trading Algorítmico	6
Ventajas y desventajas	7
Categoría de algoritmos	10
Parte 2: Microestructura Mercado Argentino	12
Microestructura del Mercado	13
Mercados Argentinos	15
Conexiones al Mercado	17
Resumen Mercados Argentinos	19
Parte 3: Desarrollo de Estrategias Algorítmicas	21
Búsqueda de ideas	22
<i>Backtesting</i>	24
Parte 4: Implementación de Estrategias Algorítmicas en el Mercado Argentino	30
Estrategias de Reversión a la Media	31
Estrategias de Tendencias	42
Conclusiones Finales	49
Anexo A: Fuentes para encontrar ideas de <i>trading</i>	52
Anexo B: Código Python	53
Anexo C: Resultados <i>Backtesting</i>	55
Bibliografía	57

Parte 1: Introducción al Trading Algorítmico

Introducción

Hoy en día miles de activos financieros son operados electrónicamente: acciones, bonos, ETFs (*Exchanging Trading Funds*), futuros y opciones son algunos de los instrumentos que pueden ser comprados y vendidos con sólo apretar un botón en la pantalla. Esto es posible porque en la actualidad, la mayoría de los mercados financieros son electrónicos.

En el imaginario colectivo existe la idea de que la bolsa de valores es un lugar donde decenas de personas se encuentran reunidas, gritando y levantando las manos al tratar de comprar y vender acciones; esta percepción estaba en lo correcto hace un par de décadas, sin embargo, los mercados financieros actuales han cambiado radicalmente y esa imagen sólo existe en las películas de Hollywood.

Actualmente el “Piso de la Bolsa” es un lugar tranquilo, utilizado por los operadores como un lugar de encuentro y cada vez menos para realizar operaciones. El verdadero mercado de valores, es decir, el lugar donde se encuentran compradores y vendedores para realizar operaciones sobre diferentes instrumentos, no se encuentra en el edificio de la Bolsa sino operando en servidores dentro de un *Datacenter*. Para imaginarlos hay que pensar en una instalación equipada con cientos de servidores, una gran seguridad y personal encargado de asegurarse del funcionamiento permanente de cada uno.

En dichos servidores es donde se ejecutan los sistemas conocidos como “*Matching Engine*” o “Motor de *Matcheo*”. Este tipo de sistemas es el encargado de recibir y procesar las órdenes de los clientes e ir armando el “*Order Book*” o “Libro de Órdenes” siguiendo las reglas de *matcheo* preconfiguradas para luego de esa manera ir generando las operaciones.

Por ejemplo, en el *New York Stock Exchange (NYSE)* su *Matching Engine* se llama “*NYSE Pillar*”, en el *Chicago Mercantile Exchange (CME)* el sistema utilizado es “*Globex*”. En Argentina, Bolsas y Mercados Argentinos (BYMA) utiliza “*Millennium*”, una plataforma que compró hace unos años, la cual fue desarrollada y es utilizada por la Bolsa de Valores de Londres; los mercados ROFEX y MATBA utilizan “*PTP*” (*Primary Trading Platform*) de desarrollo propio; MAE utiliza “*SIOPEL*” (Sistema de Operaciones Electrónicas) también desarrollada por el mismo mercado. De esa manera, cada Mercado cuenta con su propio *Matching Engine*, ya sea desarrollado por ellos mismos o comprado a otras bolsas y/o empresas dedicadas a este tipo de sistemas.

En los mercados financieros americanos, como los antes mencionados, hubo un gran cambio en la década de 1970 cuando se incorporó el uso de algoritmos en el trading. Esto sucedió debido a la introducción de sistemas de trading computarizados. En 1976, el NYSE introdujo el sistema *DOT (Designated Order Turnaround)* (Johnson, 2010) para rutear órdenes desde los operadores hasta los especialistas en el piso de la bolsa. En las décadas siguientes, los mercados mejoraron sus tecnologías y el trading pasó a ser cada vez más electrónico. En 2010, cerca del sesenta por ciento de todas las operaciones eran ejecutados por algoritmos de manera automática (Johnson, 2010).

Este tipo de prácticas se mantuvo durante mucho tiempo oculta del público en general. En 2014, el autor Michael Lewis, publicó su *best seller* llamado “*Flash Boys*” en donde explica y expone el uso del *high-frequency* y *algorithmic trading* en EEUU, lo que llamó la atención del público. En él describe las vidas de los *traders* y emprendedores en *Wall Street* que ayudaron a construir las compañías que definen hoy en día la estructura del trading electrónico en Estados Unidos. Este libro expone la guerra tecnológica que existía entre

estas empresas para tener los sistemas más rápidos y poder comunicarse con el mercado milisegundos antes que la competencia y cómo los Mercados permiten algunas prácticas que perjudican al inversor promedio (Lewis, 2014).

Trading discrecional y sistemático

Existen diversas formas de operar en los mercados financieros, aunque se pueden identificar dos extremos: en un extremo se encuentra el trading discrecional y en el otro el trading cien por ciento automatizado, donde no existe intervención humana. El común de los casos es una mezcla de ambas modalidades.

El trading discrecional es aquel en el que todos los operadores toman la decisión de operar y a su vez la forma exacta de proceder en cada operación. Las decisiones se basan en los conocimientos, las experiencias y el análisis que realiza cada operador con la información que dispone. Esto incluye a los operadores que estudian los fundamentos de las compañías sobre las que operan para saber si el precio de una acción es alto o es bajo y a los operadores que estudian las señales e indicadores técnicos para saber cuándo es conveniente comprar y/o vender.

En el trading discrecional, el máximo riesgo se origina en la parcialidad de las decisiones que el operador toma al momento de invertir. En la mayoría de los casos, las emociones pueden llevar a realizar operaciones que no tienen justificaciones lógicas. Por lo tanto, para poder obtener ganancias, es extremadamente importante que el operador no solo tenga una estrategia rentable, sino que pueda controlar sus emociones para cometer el menor número de errores.

En cambio, el trading sistemático es aquél en el que las reglas han sido definidas previamente. Bajo esta operatoria es necesario predefinir todas las condiciones que conforman la estrategia de trading. En estos casos, el mercado, los instrumentos, el tipo de orden, las fuentes de datos y cualquier otra información sobre la operatoria está determinada antes de comenzar y lo que se hace es: esperar a que se den las señales de compra o venta para ejecutar una orden. Si una estrategia genera una señal de compra, es obligatorio comprar, y lo mismo para vender.

El trading sistemático admite automatizar mediante algoritmos las estrategias que toman las decisiones de inversión. Estos algoritmos operan bajo ciertas reglas fijas, que pueden modificarse con base en las condiciones del mercado, eventos externos o cualquier otro factor que afecte a la estrategia.

Los operadores que utilizan este tipo de prácticas tratan de evitar el riesgo de basar sus decisiones en análisis manuales de gráficos o estados contables. Prefieren hacer predicciones basadas en datos históricos, crear modelos matemáticos para detectar oportunidades, desarrollar algoritmos que implementen dichos modelos, programarlos y ejecutarlos en una computadora. El rol del operador pasa a ser el de un espectador que monitorea la performance del algoritmo y realiza los cambios necesarios cuando ocurren errores para que la estrategia no deje de tener la rentabilidad esperada.

Trading Algorítmico

Un algoritmo es un conjunto de instrucciones realizadas en una secuencia determinada para resolver un problema específico. Por ejemplo, existe un algoritmo matemático que permite resolver el Cubo Rubik, es decir, que a partir de una posición inicial del cubo en

donde las caras muestran diferentes colores, si se siguen las instrucciones del algoritmo se logra encontrar la secuencia de movimientos correcta para que las seis caras del cubo muestren un único color.

Alrededor del setenta por ciento del volumen operado en los mercados financieros globales es ejecutado por algoritmos. Tan sólo en el NASDAQ, (uno de los mercados de acciones más grandes del mundo), se operan más de doscientos mil millones de dólares diarios¹ (más de un tercio del PBI Argentino en 2019), de los cuales el ochenta por ciento de ese volumen es generado por algoritmos. Este dato permite dimensionar la importancia que tienen este tipo de prácticas en los mercados desarrollados en la actualidad. Con base en lo anterior se puede tener una idea de hacia dónde se dirige esta disciplina en el mercado argentino.

Cuando se habla de **trading algorítmico** no existe una definición exacta o universal del término. De manera resumida se puede decir que es un proceso para ejecutar órdenes sobre instrumentos financieros utilizando algún tipo de algoritmo.

Los algoritmos utilizados en trading pueden tener diferentes objetivos: existen aquellos que se utilizan para lograr la mejor ejecución de una orden, hacer arbitraje entre activos o seguir tendencias en los precios; también se desarrollan algoritmos más complejos que intentan encontrar patrones en diferentes fuentes de datos para determinar cuándo y a qué precio conviene enviar una orden al mercado. Por ejemplo, hay un algoritmo llamado TWAP, basado en el indicador del mismo nombre *Time Weighted Average Price*, utilizado para ejecutar órdenes grandes sin que estas tengan un gran impacto en el precio.

En el trading algorítmico se hace uso de fórmulas complejas, modelos matemáticos y la propia experiencia del operador para elaborar estrategias de toma de decisiones que compren o vendan instrumentos financieros en el mercado.

Por último, cualquier tipo de operatoria que utilice algoritmos en alguna parte del proceso de trading, entra en la categoría que se define como trading algorítmico. Esto incluye desde operadores que toman decisiones discrecionales pero que utilizan algoritmos a la hora de enviar su orden al mercado para poder lograr la mejor ejecución posible (existen plataformas con algoritmos precargados que permiten hacer uso de ellos al momento de operar), hasta operadores que dejan que el algoritmo tome la decisión de qué, cuánto y a qué precio realizar la operación sin ninguna intervención humana.

Ventajas y desventajas

El trading algorítmico ha cambiado radicalmente la forma de operar en los mercados, dejando atrás a los inversores tradicionales en muchos aspectos. A continuación, se nombran algunas de las ventajas más significativas de este tipo de operatoria:

Evaluación Histórica

Una de las características de las estrategias algorítmicas es que su performance puede ser evaluada utilizando Datos de Mercado (*Market Data*) históricos, de los cuales se espera que representen el comportamiento futuro del mercado. A este proceso se lo conoce como *backtesting* el cual se analizará con detalle más adelante, sin embargo, es importante aclarar que a pesar de que este tipo de pruebas tengan sus limitaciones son una gran ventaja en el momento de analizar nuevas ideas antes de ejecutarlas en el mercado real,

¹ <https://www.nasdaqtrader.com/>

pues minimizan el riesgo de que alguna parte de la estrategia del algoritmo esté mal diseñada.

Velocidad

Otra ventaja considerable es que los algoritmos ejecutados en computadoras pueden analizar rápidamente millones de datos de manera precisa y sin cometer errores. Un *trader* profesional que esté viendo una pantalla de precios, por el contrario, podría tomar la decisión de enviar una orden al mercado basándose en la información que ve, en cuestión de segundos y sujeto a errores de apreciación, sesgos, etc.

En un experimento realizado para determinar la velocidad de procesamiento del cerebro, se les presentó a ciertas personas un tablero de ajedrez y debían determinar si el rey estaba en jaque o no; los sujetos ejecutaban la orden mientras se analizaba su cerebro y el movimiento de sus ojos y de esa forma determinan el momento exacto en que llegan a una conclusión. El resultado fue que una persona no experta llega a la conclusión en aproximadamente 900 milisegundos, mientras que un experto lo hace en 650 milisegundos. (Saariluoma, 1995)

Esto nos da una escala de tiempo en la que trabaja nuestro cerebro. En cambio, un algoritmo ejecutado en una computadora trabaja en el orden de los nanosegundos, es decir, $1e-9$ segundos, por lo que es físicamente imposible para una persona competir en velocidad con el poder de procesamiento de una computadora que está analizando la misma información, y que además lo hace siguiendo las reglas predefinidas sin cometer errores.

Parcialidad emocional

Las emociones interfieren en la toma de decisiones en todos los aspectos de la vida de las personas. Esto no exceptúa al Trading, por lo que un operador podría vender o comprar siguiendo una tendencia en el precio basándose solamente en miedos o codicia y quedarse con una posición desfavorable cuando esa tendencia se revierte rápidamente, este comportamiento se puede observar en las denominadas “burbujas financieras”. Por el contrario, un algoritmo analiza la información disponible en cada momento y toma la decisión de comprar o vender cuando se cumplan alguna de las condiciones preestablecidas. Esta característica de los algoritmos es esencialmente útil en momentos de mucha volatilidad y en situaciones donde las emociones son un arma de doble filo.

Administración del riesgo

Se pueden desarrollar estrategias algorítmicas que tengan en cuenta el riesgo asociado a órdenes que se envían y que balanceen el portafolio para maximizar las ganancias y minimizar las pérdidas. Se pueden agregar controles del tipo “*Stop Loss*” para liquidar posiciones en activos riesgosos si el precio baja más de un determinado porcentaje. También se podría llevar una matriz de correlaciones con otros activos del portafolio para tratar de minimizar la exposición a posibles pérdidas. Todo esto sin necesidad de intervención humana.

Aunque las ventajas de operar con algorítmicos son muchas, también es necesario mencionar que existen algunos perjuicios:

Capital Inicial

Normalmente el operador que desea desarrollar y ejecutar estrategias algorítmicas requiere de un capital mayor para comenzar, en comparación con un inversor particular que quiera operar de forma discrecional o manual. En los mercados existen agentes que solicitan un

capital mínimo para poder ofrecerles a sus clientes estos sistemas de ejecución automática y/o acceso a sus APIs (*Application Programming Interface*, definición que más adelante se expondrá detalladamente).

A su vez, tampoco es barato para los inversores particulares obtener acceso a las fuentes de datos intradiarios o en tiempo real que necesitan los algoritmos para operar. Normalmente se necesita pagar cantidades considerables para tener acceso a este tipo de información. En Estados Unidos el acceso a este servicio para particulares puede costar entre \$300 y \$500 USD mensuales. (More, 2015) y dependiendo de la latencia que se desee obtener para acceder al mercado, puede llegar a ser necesario pagar un servicio de “*colocation*” para tener el servidor dentro del mismo *Datacenter* que el mercado, lo cual incrementa el costo mensual considerablemente. En cambio, para las estrategias algorítmicas que utilizan datos diarios, éste no es necesariamente un problema, pues existen fuentes gratuitas donde se puede obtener esta información.

Por último, también existen costos asociados a la velocidad de conexión a la red y hardware más potente para ejecutar los algoritmos que podrían hacer que los gastos sean inalcanzables para un inversor particular.

Expertise Interdisciplinario

Para poder desarrollar y ejecutar una estrategia algorítmica se necesitan conocimientos de varias áreas: se deben poseer conocimientos financieros para entender el mercado, saber cómo funciona y poder encontrar oportunidades rentables en las cuales hacer una inversión; es también necesario dominar nociones de matemática y estadística para generar modelos que analicen los datos y generen las señales correctas. Por último, es esencial poder contar con conocimientos de programación para poder generar el código de las estrategias que se ejecutará en el mercado real.

Velocidad

La velocidad de ejecución, aunque es una ventaja en circunstancias normales puede convertirse en un problema cuando varias órdenes son ejecutadas simultáneamente sin intervención humana. Anteriormente se mencionó que la escala de tiempo en la que toman decisiones los algoritmos es muy superior a la capacidad humana, por lo que si un algoritmo tiene un error o no contempla algún evento del mercado podría enviar cientos de órdenes antes que el operador se dé cuenta de lo que está ocurriendo. Si se suma esto a que existen cientos de algoritmos ejecutados en el mercado en un momento determinado, pueden ocurrir eventos como el denominado *Flash Crash* del 2010.

El *Flash Crash*, también conocido como el *Crash* de 2:45, fue una caída del mercado de acciones estadounidense de un trillón de dólares ocurrido el 6 de mayo de 2010 donde el índice ***Dow Jones Industrial Average*** se desplomó cerca de mil puntos, aproximadamente un nueve por ciento, para recuperar esa pérdida escasos minutos después. Fue la segunda mayor pérdida en la historia del índice con un total de 998.5 puntos. Debido a este caso, en abril de 2015 fue arrestado Navinder Singh Sarao por su participación en la manipulación del mercado al generar que el precio baje, comprar barato y vender una vez que se recuperó (Treanor, 2015).

La mayoría de las órdenes que generaron esta caída fueron enviadas por algoritmos que no contemplaban el escenario en el que otro algoritmo intentara manipularlos. Si en vez de un algoritmo hubiera sido una persona la que estaba siguiendo el mercado, probablemente ésta se hubiera dado cuenta que algo inusual estaba ocurriendo y no hubiera enviado

órdenes. Sin embargo al no ser así, los algoritmos simplemente seguían las reglas preprogramadas y enviaron las órdenes correctas siguiendo dichas reglas.

Categoría de algoritmos

A pesar de que existe una gran variedad de algoritmos utilizándose en los mercados financieros mundiales, si se eliminan las diferencias en configuración y parametrización entre cada uno ellos se pueden terminar agrupando en algunas categorías principales de algoritmos con características similares (Johnson, 2010). A continuación, se muestran las cuatro categorías de algoritmos más utilizadas en la actualidad:

- *Tendencias o Momentum*: son algoritmos que intentan encontrar tendencias en el mercado. La siguiente frase resume la lógica detrás de este tipo de algoritmos: “compra caro y vende más caro y viceversa”. En la cuarta parte de este trabajo se presentarán los detalles de este tipo de algoritmos.
- *Arbitraje Estadístico*: estos algoritmos intentan aprovechar eventos que provocan movimientos en los precios de varios activos y determinar relaciones estadísticas que permitan encontrar oportunidades de arbitraje. Por ejemplo, la estrategia *pair-trading* que se analiza más adelante, utiliza la correlación entre el precio de dos activos para determinar cuándo es conveniente comprar uno y vender el otro.
- *Arbitraje*: son algoritmos que tratan de encontrar des-arbitrajes en los mercados y cuando detectan alguno operan rápidamente para lograr una ganancia libre de riesgo. Activos que cotizan en más de un plazo o en varias monedas son perfectos para encontrar este tipo de oportunidades.
- *Market Making*: un *market maker* es un participante del mercado que se encarga de proveer liquidez. Por lo que este tipo de algoritmos están pensados para ingresar una gran cantidad de órdenes e intentan estar cotizando primeros en el *book* de órdenes.

Algunos ejemplos

La primera generación de algoritmos de trading fue el resultado de automatizaciones sobre operaciones realizadas por los mismos operadores. Por ejemplo, un problema muy común para un operador era encontrar la forma óptima de ingresar grandes órdenes al mejor precio posible. El primer algoritmo que llegó a solucionar este problema es el conocido como TWAP o *Time Weighted Average Price*, el cual iba ingresando cada cierto tiempo una parte de la orden hasta completarla logrando así un precio promedio

Sin embargo, TWAP tenía un problema, si el volumen en el mercado no se mantiene constante durante toda la rueda, podía ocurrir que en los momentos de menor volumen el algoritmo terminará comprando o vendiendo a un peor precio que el promedio. Para esto apareció otro algoritmo denominado VWAP o *Volume Weighted Average Price* el cual además del tiempo tenía en cuenta el volumen histórico del mercado para lograr un mejor precio promedio. Ahora en vez de compra o vender la misma cantidad en periodos constantes de tiempo como hacía TWAP, ahora se tenía en cuenta el volumen histórico para enviar cantidades mayores en momentos de gran volumen y menores cuando el volumen bajaba, de esta manera se lograba obtener un mejor precio promedio para la orden.

Otros algoritmos más complejos involucran operaciones entre dos o más activos en su lógica. Por ejemplo, los algoritmos de tipo *pair-trading* son muy conocidos en la actualidad y suelen tener buenos rendimientos si se encuentra el par correcto de activos. La clave está en poder encontrar correlaciones entre el precio de ambos activos, para esto se utilizan test estadísticos que permiten cuantificar dicha correlación. Un *pair-trading* de acciones muy común es buscar acciones de empresas del mismo rubro, como el bancario, luego determinar el ratio de cobertura entre ambas. Después el algoritmo espera a que el precio de ambas acciones diverja más de lo normal para operar, es decir, si uno de los precios aumenta demasiado respecto al otro se puede decidir comprar una acción y vender la otra y esperar a que los precios vuelvan al ratio normal. Esta estrategia intenta capturar eventos de la industria que afecten a ambas acciones y aprovechar cuando el precio de una se ve afectado primero por dicho evento.

Por último, un algoritmo de arbitraje tradicional muy utilizado actualmente en muchas partes del mundo es uno que intenta aprovechar diferencia en los precios de activos que cotizan en varios mercados al mismo tiempo. Por ejemplo, en Estados Unidos muchas acciones cotizan en varios mercados al mismo tiempo por lo que puede ocurrir que si en uno de estos mercados entra una orden muy grande que hace que el precio quede des arbitrado respecto al resto, entonces un algoritmo que detecte esto, rápidamente puede comprar en el mercado donde esté más barato y vender a un precio mayor en otro, obteniendo así una ganancia libre de riesgo. Por supuesto que esto ocurre en cuestión de milisegundos y no alcanza a ser detectado por un operador humano.

Parte 2: Microestructura Mercado Argentino

Antes de comenzar a evaluar ideas e implementar estrategias algorítmicas que operen en el mercado argentino, es necesario conocer cómo funcionan los mercados estructurados en los que se desea operar. Se deben tomar en cuenta una serie de elementos: las reglas de *matching* o asignación de órdenes que utiliza el mercado, los tipos de órdenes que están disponibles, cómo se divulgan los precios, etc. Estos son algunos de los puntos críticos para el diseño de estrategias rentables. Por ejemplo, si en el mercado donde se va a operar la cantidad mínima de la orden es de mil nominales y sólo se permiten órdenes de tipo *Limit* y los precios no se divulgan, entonces el algoritmo podría ejecutar un número importante de órdenes a un mal precio por no tener otro feedback que si sus órdenes se están ejecutando o no, esto nos muestra cómo una buena idea podría hacerse difícil o imposible de implementar en dicho mercado. Todos estos temas, de manera resumida, son parte de lo que se conoce como la *Microestructura del Mercado*.

Microestructura del Mercado

La Microestructura del Mercado es una rama de las finanzas que se encarga de estudiar los detalles de cómo las transacciones ocurren en los mercados. Para esto, se ocupa de temas como la estructura y diseño de los mercados, la formación de precios, el descubrimiento de precios, los costos de transacción y tiempos, la información y su divulgación y el comportamiento de los participantes del mercado.

Es un área que en los últimos años ha ganado una importancia dramática para los participantes del mercado, debido a la rápida transformación que han sufrido los mercados financieros impulsados por las nuevas tecnologías, las regulaciones y la globalización.

Debido a que el objetivo de este trabajo no es explicar en detalle todos los aspectos de la microestructura del mercado, únicamente se hace foco en aquellos temas relevantes para la implementación de estrategias algorítmicas y que colaborarán con la comprensión del proceso de generación de operaciones en un mercado.

Tipos de Mercados (Johnson, 2010)

Todos los Mercados de la actualidad podrían clasificarse en los siguientes tipos:

Dirigido por órdenes: son mercados que usan reglas de "*matcheo*" para organizar las órdenes y generar sus operaciones. Todos los participantes están en igualdad de condiciones, colocándolas en un libro de órdenes, que las va *matcheando* de acuerdo a un conjunto de reglas preestablecidas. La prioridad en este tipo de mercados es muy importante. Normalmente el precio tiene la prioridad y el tiempo tiene la segunda preferencia en el libro de órdenes.

Dirigido por cotizaciones: en estos mercados las transacciones son realizadas entre los operadores, los *dealers* y los *Market Makers* o Formadores de Mercado. Aquí los *Market Makers* juegan un papel fundamental al proveer de liquidez al mercado.

Híbrido: son mercados que permiten negociaciones directas entre las contrapartes cuando manejan volúmenes considerables, aunque en principio, este mercado es un mercado dirigido por órdenes. En Argentina, BYMA ofrece este tipo de operatoria a través de SENEBI. ROFEX también ofrece esta posibilidad a sus agentes en su plataforma eTrader.

De manera general, se podrían considerar a los Mercados Argentinos como dirigidos por órdenes, donde el inversor ingresa órdenes de compra o venta en el mercado a través de

un AN (Agente de Negociación) o un ALyC (Agente de Liquidación y Compensación) y dichas órdenes son ingresadas al libro órdenes del mercado siguiendo las reglas preestablecidas.

Participantes (Johnson, 2010)

Por convención, se suele definir los roles en los mercados por las necesidades de trading. Por un lado, se encuentra el “*buy side*” o lado comprador el cual hace referencia a los inversores individuales e institucionales. Y por otro lado tenemos al “*sell side*” o lado vendedor donde se encuentran los intermediarios financieros y los *delears*:

Intermediarios: actúan como conducto para las órdenes de los inversionistas. Toman posiciones por cuenta propia y responden por las operaciones de sus clientes. Ningún inversionista puede ingresar una orden al mercado sino es a través de un agente intermediario.

Delears o Market Makers: cotizan precios de compra/venta y son los encargados de generar liquidez en el mercado, especialmente en productos poco operados. También toman posiciones por cuenta propia. En general, son agentes que hacen convenios con el mercado para proveer liquidez, en donde tienen ciertos beneficios respecto a las comisiones o “*fees*” que cobra el mercado y que tienen que pagar, aunque deben cumplir con ciertos objetivos diarios y mensuales de presencias en la rueda y operaciones.

Tipo de Órdenes (Johnson, 2010)

Un aspecto clave de la Microestructura de Mercado son los diferentes tipos de órdenes que están disponibles. Estas se pueden dividir en categorías dependiendo de condiciones como el precio, tiempo y cantidad. Cada mercado especifica qué tipo de órdenes son las que permite a cada participante. En la actualidad existen diversos tipos de órdenes, pero las más importantes son detalladas a continuación:

Orden Market (Condición Precio): son órdenes de compra o venta que se ejecutan contra el mejor precio existente en el mercado al momento de ingresar la orden. Existen dos subtipos de órdenes *Market: Market Pura o Market To Limit*. La orden market pura se ejecuta contra el mejor precio y si no se logra completar el total de la orden, el *matching engine* sigue intentando completarla contra el mejor precio siguiente, así sucesivamente, hasta que se completa o cancela el remanente, este tipo de órdenes no quedan activas en el mercado. Por otro lado, la orden *market to limit* o *MTL* también se ejecuta contra el mejor precio disponible en el *book* pero si no se pudo completar el remanente queda en el *book* como una orden tipo *limit*.

Orden Limit (Condición Precio): en este tipo de órdenes se debe especificar un precio, el cual indica el peor precio contra el que se desea operar, es decir, para una orden de compra el precio *Limit* determina el mayor precio al que se está dispuesto a comprar y para la venta el precio *Limit* indica el menor precio al que se desea vender. Estas órdenes nos aseguran un precio máximo o mínimo al cual se puede operar nuestra orden por lo que a diferencia de las órdenes tipo *Market* una orden *Limit* nos permiten asegurar un precio igual o mejor al que se indica.

Orden Stop-Loss (Condición Precio): una orden *Stop Loss* (detener pérdidas) es una orden que se queda en espera hasta que el último precio operado alcanza el precio objetivo fijado en la orden, conocido como *Stop Price*. En ese momento se activa y envía una orden tipo *Market* de compra o venta, dependiendo si la operación inicial era de compra o de venta.

Este tipo de órdenes se utiliza para protegerse de posibles pérdidas después de entrar en el mercado y sirve para que el inversor no pierda más de lo esperado ya que limita las pérdidas cerrando la posición tras sufrir un movimiento adverso del precio y así evitar pérdidas mayores. Por ejemplo: si se compra una acción de GGAL a cien pesos y se establece que cuando baje a noventa pesos se venda, entonces se puede cerrar la posición antes que el precio siga cayendo.

Orden *Good-Till-Cancelled* o *GTC* (Condición Tiempo): la orden *GTC* indica que debe quedar activa hasta que el inversor decida cancelarla o se ejecute. Si una orden no tiene esta instrucción al enviarla entonces expirará al final de la rueda si es que no se opera completa.

Orden *Immediate-Or-Cancel* o *IOC* (Condición Tiempo): Como su nombre lo indica, estas órdenes deben ejecutarse inmediatamente al ser procesadas por el *Matching Engine* o cancelarse si no logra ejecutarse completa. Las órdenes *IOC* permiten ejecuciones parciales, a diferencia de la orden *Filled Or Kill* (*FOK*) la cuales deben completarse en su totalidad sino se cancela el total de la orden.

Orden *Day* (Condición Tiempo): son órdenes que serán canceladas al finalizar la rueda si no se operan o cancelan antes y no estarán activas al día siguiente.

Orden *Disclosed-Quantity* (Condición Cantidad): también conocida como órdenes icebergs, las cuales muestran al resto de los participantes sólo una porción de la cantidad total de la orden. A medida que se va operando se va mostrando el resto de la orden hasta completarse.

Reglas de Prioridad (Johnson, 2010)

Existen ciertas reglas de prioridad para cuando una nueva orden es enviada por uno de los participantes al mercado. Estas reglas de prioridad sobre la ejecución pueden clasificarse de la siguiente manera:

Prioridad Precio: Como su nombre lo indica el mejor precio tiene prioridad sobre un precio menor, para el caso de los compradores las ordenes con mayor precio tiene prioridad sobre las de menor precio y viceversa para las órdenes de venta. Ésta es una regla auto forzada porque los *traders* naturalmente buscan el mejor precio para ejecutar su orden.

Prioridad Tiempo: Las órdenes que ingresaron primero son ejecutadas primero. Esta regla prioridad tiempo, se aplica a órdenes que ingresaron con el mismo precio, como ya se dijo el precio tiene precedencia sobre el tiempo, pero ante órdenes de igual precio se ejecuta primero la que ingresó antes. Esta regla normalmente ayuda a que el precio disponible sea el mejor en cada momento, ya que los participantes tienen incentivos a ingresar sus órdenes al *book* primeros si quieren tener prioridad.

Prioridad Cantidad: Aquí las órdenes de mayor tamaño son ejecutadas primero. Normalmente el tema del tamaño de las órdenes se maneja con requerimientos de cantidades mínimas y máximas de las órdenes.

Mercados Argentinos

En Argentina existen cinco Mercados, cada uno con sus características y productos particulares.

BYMA: es el más grande de todos en volumen y hasta hace unos años se llamaba Merval. Se llegan a operar cien mil millones de pesos diarios² y sus productos principales son de Renta Fija, Renta Variable y Cauciones.

ROFEX: el Mercado de Derivados más importante del país y que presenta la mejor oferta tecnológica. Su producto estrella es el Futuro de Dólar, además de derivados climáticos, metálicos, energéticos y sobre acciones, bonos e índices.

MATBA: el Mercado a Término de Buenos Aires, se fusionó con ROFEX en 2018 y se quedó con el monopolio de derivados agrícolas.

MAE: conocido como el mercado de los bancos porque sus agentes son los principales bancos del país. Se operan grandes volúmenes en Renta Fija y Variable.

MAV: es un mercado orientado principalmente a las PYMES y sus productos principales son Cheques de Pago Diferido, ONs, Pagarés y Fideicomisos.

Para el inversor minorista, los mercados en los que puede operar son BYMA y ROFEX. Para este trabajo se tomará como referencia principal a ROFEX, ya que es el mercado de referencia para derivados y el acceso a la información es gratuito, aunado al hecho que aunque BYMA ofrece algunos contratos de futuros, no es sencillo realizar la conexión con sus sistemas, como se esclarecerá a detalle más adelante.

Instrumentos operables (Harris, 2003)

Al conjunto de contratos, *commodities*, monedas y activos que se pueden operar en el mercado se les denomina *trading instruments* o instrumentos operables. Estos incluyen a los activos reales, activos financieros, derivados, seguros y hasta contratos de apuestas o *gambling contracts*. Cuando se habla de instrumentos financieros solamente se hace referencia a contratos derivados, seguros y activos financieros. A continuación, se explican brevemente las diferentes clases de instrumentos:

Activos Reales: estos activos incluyen mercancías o *commodities* físicos, activos inmobiliarios, maquinaria, patentes y otras propiedades intelectuales. Este tipo de instrumentos aparecen en la parte de activos en un balance contable. Los activos reales que se operan en los mercados más líquidos son metales preciosos, *commodities* agrícolas y combustibles. Una característica importante de este tipo de activos es que son fungibles, es decir, una unidad es muy similar o casi igual a otra, lo que permite la estandarización de contratos y su operación masiva.

Activos Financieros: son instrumentos que representan la propiedad de un activo real o los flujos de caja o *cash flows* que estos producen. Las acciones y los bonos son considerados activos financieros, las primeras porque representan la propiedad del activo de una compañía y los segundos porque representan titularidad sobre un cashflow. Entre otros activos financieros se incluyen las monedas y los fideicomisos.

Contratos Derivados: como su nombre lo indica, este tipo de contratos deriva su valor del valor del instrumento subyacente al mismo. Son contratos de naturaleza financiero que representan un acuerdo entre partes, una parte compradora y la otra vendedora, para

² <https://www.byma.com.ar/>

intercambiar ciertos derechos y obligaciones. Los contratos derivados incluyen a los *forward*, futuros, opciones y *swaps*.

Con este tipo de contratos existe la posibilidad de un gran apalancamiento debido a que, en contraste con las acciones, no es necesario pagar el valor total del contrato al momento de comprar o venderlo. El mercado únicamente solicita una garantía, que suele ser un porcentaje menor del valor total del contrato. Esta garantía, como su nombre lo indica, es el monto que se utiliza para asegurar el cumplimiento de las obligaciones de ambas partes del contrato y depende de varios factores. Todos los días se realiza lo que se conoce como *mark-to-market* para determinar las diferencias diarias de todas las posiciones abiertas en el mercado, por lo que el riesgo que se analiza para determinar la garantía que se le pide al inversor es el de la mayor fluctuación diaria que puede tener el precio del contrato.

Contratos de Seguros y Apuestas: son instrumentos cuyo valor deriva del resultado de eventos futuros o contingentes. Por ejemplo, el valor de un seguro de incendio para un edificio depende del riesgo de que el edificio se queme o no. Del mismo modo, el valor de una apuesta deportiva depende del resultado de un evento deportivo. Entre otras cosas, ambos contratos se pueden diferenciar por la razón de compra, los contratos de seguros se compran para cubrirse ante el riesgo de ocurrencia de algún evento indeseado mientras que las personas que compran apuestas podrían hacerlo por diversión o esperando obtener alguna ganancia.

Es fundamental conocer en detalle las características de los instrumentos a utilizar en la estrategia, ya que como se mostró, su valor depende de diferentes factores y desconocer esto podría generar errores en la lógica que deriven en una peor performance.

Conexiones al Mercado

Para que un sistema de trading pueda enviar órdenes al mercado de manera automática tiene que conectarse de alguna manera al *Matching Engine* del mercado. Por lo que al desarrollar este tipo de sistemas lo primero que se debe conocer son las formas de conexión disponibles en el mercado elegido. Aunque en los sitios web de la mayoría de los mercados se puede encontrar información relacionada, no se permite que cualquier usuario se pueda conectar a la plataforma por razones obvias de seguridad y performance. Cualquier inversor particular debe conectarse a través de un intermediario.

Para que dos sistemas independientes se puedan comunicar entre si es necesario que uno de ellos exponga una API. Una API (*Application Programming Interface*) es un conjunto de métodos, protocolos y herramientas que definen la manera en la que se puede comunicar con un sistema determinado. Básicamente, las APIs detallan el debido proceder de una aplicación para establecer una comunicación con dicho sistema y cómo utilizar sus servicios. Para esto fijan el protocolo de comunicación que debe utilizarse, el formato de los mensajes, la funcionalidad que ofrece la plataforma y todo lo necesario para establecer la comunicación. Tanto ROFEX como BYMA ofrecen APIs para conectarse a sus plataformas. A continuación, se presentan algunas de las APIs disponibles:

FIX

En el mundo financiero, el protocolo estándar para comunicación de mensajes entre sistemas se llama FIX (*Financial Information eXchange*). Durante las últimas dos décadas ha sido adoptado e implementado en la mayoría de los sistemas relacionados al trading electrónico. En 1992, *Salamon Brothers* y *Fidelity Investments* iniciaron el protocolo FIX

para ser usado en operaciones sobre acciones (More, 2015). Hoy en día, es utilizado por una gran variedad de participantes del mercado, compañías, y terceros. Con la llegada del trading electrónico, muchos mercados y compañías desarrollaron sus propios protocolos y FIX fue visto y desarrollado como un formato intermedio para estandarizar las comunicaciones. A continuación, se presenta un mensaje FIX para enviar una orden al mercado:

```
8=FIXT.1.1|9=272|35=D|49=XXXX|56=STUN|34=13|52=20191023-18:31:12.131|
128=ZZZZ|1=93552|11=o9oph94cg992vthbag|22=8|38=5|40=2|44=37024.00|54=2|55=AY24|59
=0|60=20191023-18:31:02.931|453=4|448=XXXX|447=D|452=36|
448=60026|447=D|452=7|448=DMA1|447=D|452=54|448=60026|93552|447=D|452=5|10=135
```

Como se puede observar un mensaje FIX no es más que una cadena de caracteres, donde las distintas partes del mensaje van separadas con el símbolo “|” y cada parte especifica cierta información del mensaje. Por ejemplo, la tercera parte del mensaje anterior es “35=D”, este dato indica que se trata de un mensaje de nueva orden, ya que en la especificación del protocolo se define que el campo con el número 35 es el tipo de mensaje y el valor D dice que se trata de un mensaje de ingreso de una nueva orden. De esta manera es como se comunican los sistemas para entender los pedidos y respuestas de las partes compradora y vendedora en la comunicación.

Los avances tecnológicos que han ocurrido y los nuevos participantes y empresas que han entrado al mercado han cambiado considerablemente los procesos de *pre-trade*, *trade* y *post-trade* durante las últimas décadas. Esto ha llevado a que la automatización de dichos procesos requiera que se automatice y estandarice la comunicación entre los distintos sistemas. Al utilizar el mismo protocolo es como hablar el mismo idioma, y son muchas las ventajas para todos los participantes:

Costos de conectividad: el uso masivo de un protocolo estándar hace que los costos y la complejidad de integrar diferentes sistemas se reduzcan, beneficiando a todos los participantes. Esto ha hecho que la adopción de FIX como estándar en la industria sea beneficiosos para todos, ya que sería considerablemente menos efectivo si cada participante desarrollara su propio protocolo, generando que el resto de los participantes tenga que invertir tiempo y dinero en investigar y desarrollar un conector para poder integrar sus sistemas, el cual únicamente servirá para la comunicación con dicho participante.

Reducción en la complejidad de conexiones: Si tres individuos están teniendo una conversación, la metodología más lógica implicaría usar un lenguaje común para los tres. Esta misma analogía se puede aplicar a la interacción entre los sistemas de diferentes participantes, por ejemplo, si se construye un sistema de trading automático y se desea conectar a un mercado, se deberá desarrollar un conector que permita la comunicación contra dicha plataforma. Si se quisiera conectar a otro mercado, sería ideal si este mismo conector fuera de utilidad. Esta es la meta que se logra con FIX y al ser un estándar de la industria la mayoría de los mercados lo ofrecen.

Fiabilidad y reducción de riesgos: FIX, al ser el protocolo más utilizado, está completamente probado y por lo tanto es muy confiable. Un participante puede tener la seguridad que al utilizar FIX no va tener problemas o riesgos relacionados al diseño del mismo. Aunque es importante mencionar que esto no quiere decir que la implementación para conectarse no tenga errores, simplemente que dichos errores no van a ser causados por fallas en el protocolo.

REST

El protocolo estándar en la industria financiera es FIX, sin embargo, muchos participantes suelen desarrollar APIs para facilitar la implementación de las estrategias a sus clientes. Como se señaló anteriormente, un mensaje FIX, no es tan fácil de entender y por lo tanto se requieren agentes con conocimientos en el protocolo para poder desarrollar e integrar un sistema, este tiempo inicial de aprendizaje y desarrollo es un costo demasiado alto para algunos participantes. Si un inversor particular quisiera conectar su sistema para tomar precios del mercado y realizar un análisis con los datos, y la única API disponible fuera de tipo FIX, seguramente esto será un impedimento importante para tomar la decisión de integrar o no su solución.

Aquí es donde aparece REST, este es un estándar muy utilizado en la web ya que se basa en el protocolo HTTP para su comunicación. Y a diferencia de FIX, que es únicamente utilizado en la industria financiera, REST es implementado en cualquier tipo de comunicación Web, lo que aumenta el número de personas familiarizadas y con conocimientos sobre dicho estándar. Por ello existen herramientas y librerías (paquetes de código) disponibles que permiten realizar integraciones bajo este estándar más rápidamente. Esta ventaja de REST ha hecho que varios participantes decidan ofrecerlo a sus clientes. Por ejemplo, uno de los *brokers* minoristas más importantes del mundo, *Interactive Brokers*, dentro de los servicios que ofrece se encuentra el de poder integrar aplicaciones con su sistema de trading mediante una API tipo REST. También ofrece conectores en diferentes lenguajes para ahorrarle el proceso de desarrollarlos al cliente. En pocas palabras y volviendo a la analogía de los idiomas, FIX es un idioma que se habla solo en el sector financiero, en cambio REST se utiliza para cualquier industria.

En Argentina, ROFEX ofrece una API tipo REST para que cualquier persona pueda conectarse y operar, aunque es necesario gestionar las credenciales que dan acceso a la API con un agente habilitado. Dentro de su página web³ se puede ver la documentación de la API y hacer pruebas en un entorno de TEST. Por otro lado, BYMA ofrece una API REST para la conexión con SENEBI aunque es accesible únicamente para agentes del mercado por lo que no se tiene en cuenta para este trabajo.

Resumen Mercados Argentinos

A continuación, se presenta un breve resumen de los diferentes mercados argentinos junto con alguna sus características más relevantes discutidas en esta sección.

Mercado	Productos Principales	Participantes	APIs Disponibles	Algoritmo de Macheo
BYMA	Acciones/Títulos Públicos/Cauciones	Inversor Minorista e Institucional	FIX	Prioridad Precio/Tiempo
ROFEX/ MATBA	Futuros/Opciones	Inversor Minorista e Institucional	FIX/REST/We bsocket	Prioridad Precio/Tiempo

³ <https://api.primary.com.ar>

MAE	Títulos Públicos/Acciones	Inversor Institucional (Bancos)	FIX/SIOPEL	Prioridad Precio/Tiempo/ Crédito
MAV	Cheques de Pago Diferido/Pagarés/Fideicomisos/ONs	PyMEs e Inversores Institucionales	FIX	Prioridad Precio/Tiempo y Subastas

T2.1 Resumen características Mercados Argentinos

Parte 3: Desarrollo de Estrategias Algorítmicas

Luego de entender el panorama de cómo funciona el mercado por dentro, hay que decidir qué tipo de estrategia se quiere desarrollar y poner en práctica. Como en cualquier tipo de inversión, para poder generar ganancias con estrategias algorítmicas es fundamental poder encontrar e identificar aquellas que sean potencialmente rentables. Una vez identificadas, se deben de probar para retener solo aquellas que obtengan el mejor rendimiento en las pruebas, aunque se tienen que considerar varios aspectos al momento de analizar el rendimiento (More, 2015). En ocasiones, la diferencia para que una estrategia sea rentable o no es modificar un parámetro, es por eso que el proceso de *backtesting* es crítico en esta etapa. Por último, se procede a implementar la estrategia para poder ejecutarla en el mercado elegido. Se puede dividir este proceso en las siguientes etapas:

Búsqueda de ideas de trading
Análisis y desarrollo de la estrategia
Backtesting y ejecución

Búsqueda de ideas

Encontrar ideas rentables y factibles de desarrollar depende de varios factores y normalmente es el inversor el que debe decidir de acuerdo a su contexto. No es lo mismo las estrategias que puede ejecutar un fondo de inversión con acceso a los mercados mundiales y millones de dólares a disposición que las estrategias que puede desarrollar un inversor minorista en el mercado argentino. A continuación, se presentan algunos de los aspectos más importantes a tener en cuenta para un inversor minorista al momento de buscar ideas de trading.

Preferencias personales

Ya sea que se decida operar de manera discrecional o algorítmica, es necesario hacerse algunas preguntas antes de comenzar a invertir. Al comenzar a operar es posible que se pierdan ciertas cantidades de dinero, en ocasiones, más del que se está dispuestos a soportar, por lo que es necesario definir de antemano con qué cantidad se cuenta para poder ejecutar estrategias que vayan con nuestro perfil de riesgo.

Personalidad

Tal vez la consideración más importante en el trading algorítmico es ser conscientes de nuestra personalidad ya que requiere de una cantidad importante de disciplina, paciencia y control de emociones. Se debe dejar que el algoritmo opere por nosotros y no interferir con la estrategia una vez que haya empezado a ejecutarse. No intervenir puede llegar a ser una tarea más complicada de lo inicialmente pensado, especialmente durante periodos de bajo rendimiento o pérdidas. Esto puede hacer que estrategias que tuvieron una buena performance en el *backtesting* dejen de tenerla por las interferencias humanas. Sin embargo, esto no quiere decir que no se debe monitorear las estrategias para detectar algún error o posible mejora, pero el inversor debe comprender que no debe interferir con la estrategia basándose en criterios emocionales.

Tiempo disponible

Si se cuenta con un trabajo de tiempo completo o de medio tiempo, o si se trabaja desde la casa o desde una oficina, son algunas de las cuestiones que, aunque no parezcan relevantes al comienzo, influyen en el momento de elegir la frecuencia de las estrategias que se utilicen. De no contar con mucho tiempo lo más favorable sería utilizar estrategias diarias o de baja frecuencia, al menos al comienzo de la inversión, para poder ir

monitoreando el comportamiento de la estrategia y corrigiendo los errores que pueden llegar a surgir. Por otro lado, si se cuenta con mucho tiempo y es posible pagar el acceso a información diaria y de alta frecuencia, será factible encontrar estrategias de alta frecuencia que normalmente son más rentables.

Capital inicial

También es necesario tomar en cuenta el capital con el que se cuenta para invertir y considerar que algunos agentes tienen un mínimo requerido para este tipo de operatoria. Los costos de transacción son sumamente relevantes si se está ejecutando estrategias de alta frecuencia, las cuales pueden llegar a realizar cientos de operaciones por día. Las comisiones asociadas a dichas operaciones podrían hacer que en un periodo de baja sostenido las pérdidas sean irrecuperables.

Habilidad en programación

Las habilidades para programar que se tengan son un factor importante a tener cuenta para poder desarrollar nuestras estrategias algorítmicas. Dependiendo del sistema que sea utilizado, tal vez sea necesario tener que desarrollar conexiones a las plataformas de los agentes o a fuentes de datos para alimentar la estrategia. En caso de no tener los conocimientos necesarios se debería contratar a un programador para que desarrolle los algoritmos y haga las modificaciones necesarias que vayan surgiendo, lo cual aumenta los costos iniciales de la inversión.

Por último, es importante entender que el objetivo de un inversor que quiera utilizar el trading algorítmico para operar es desarrollar un proceso de investigación continua de estrategias para poder mantener un portafolio consistentemente rentable. Al igual que con cualquier idea de trading, las estrategias pueden ir modificando su rentabilidad por cambios del mercado, es por eso que se debe permanecer atentos a dichos cambios e ir adaptando el portafolio. El aspecto positivo de esto se basa en que, a diferencia del trading discrecional, al automatizar las estrategias se puede dedicar más tiempo a investigar y probar nuevas ideas y dejar que el sistema realice las operaciones de acuerdo a la lógica indicada.

Fuentes de ideas

Aunque no parezca intuitivo, es posible encontrar ideas rentables para ser utilizadas en las estrategias de manera muy fácil y que están al alcance de todos. Se pueden encontrar cientos de ideas en artículos académicos, libros, blogs de trading, foros de inversión y hasta en noticias para basar posibles estrategias de trading (ver Anexo A). Es común creer que la gente que tiene buenas ideas para invertir prefiere no compartirlas por miedo a que alguien le copie la idea y aproveche las ganancias de antemano. La realidad es que muchas personas prefieren validar sus ideas con otras personas antes de implementarlas o incluso mucha gente comparte estrategias que les fueron útiles anteriormente y que tal vez ya no les sirven. Eso no quiere decir que no se puedan utilizar más, ya que hay muchos factores que pueden influir en el rendimiento de una estrategia, tal vez estrategias que en el NYSE no funcionan en mercados menos desarrollados tecnológicamente podrían ser rentables, o tal vez para algunos instrumentos sea muy rentable y para otro no, la única forma de estar seguro es analizar personalmente y si se cree que es una idea que podría ser rentable se debe realizar el *backtesting* de la misma para estar más seguros.

El punto de partida en materia bibliográfica para el trading algorítmico son los libros de texto clásicos sobre el tema (ver Anexo A). En ellos se pueden encontrar una gran variedad de ideas que permiten familiarizar al lector con estrategias conocidas y comenzar a realizar

sus propias pruebas. Y aunque las estrategias disponibles en dichos libros son conocidas y utilizadas por mucha gente, todavía pueden ser rentables si las condiciones del mercado son favorables y se encuentra combinación correcta de parámetros.

Adicionalmente a los libros de texto, muchas ideas están disponible en internet (ver Anexo A). En blogs y foros relacionados a temas como *quantitative trading* o *algorithmic trading* es posible encontrar muchas ideas y adaptarlas a nuestras necesidades. También son un buen lugar para exponer las ideas propias y obtener retroalimentación de gente con más experiencia.

Una vez que las fuentes anteriores ya no son suficientes o se quiere buscar ideas más sofisticadas hay que recurrir a la oferta académica. Existen revistas académicas a las que es posible suscribirse y así recibir las últimas publicaciones sobre investigaciones o avances en determinados temas de utilidad que permitan obtener ideas innovadoras a desarrollar. Tal vez un artículo que hable sobre la correlación entre la temperatura promedio diaria en la zona de cultivo de soja y la producción de soja, permite elaborar una estrategia que opere futuros de soja basándose en datos climáticos para saber si la oferta será alta o baja en la siguiente temporada.

Por último, también se debe tener en cuenta los conocimientos que tiene cada persona y que tal vez se puedan utilizar para encontrar oportunidades de inversión. Si se tiene experiencia en algún área específica que pueda dar una ventaja respecto al resto, tal vez se pueda encontrar la forma de generar una ganancia. Las áreas más comunes donde se pueden encontrar oportunidades son:

- Microestructura de Mercado: cada mercado tiene sus propias reglas, regulaciones, participantes y tecnologías que pueden ser explotadas por alguna estrategia específica.
- Estructura de fondos: la mayoría de los fondos de inversión como *hedge funds* y fondos de pensiones tienen limitaciones por regulaciones, requerimientos de capital y reglas propias del fondo. Dichas limitaciones pueden ser utilizadas para generar ganancias si se comprende su funcionamiento.
- Inteligencia artificial/Aprendizaje de máquina: es un área que está tomando cada vez más importancia en los mercados financieros actuales. Se utiliza para crear modelos que logran predecir movimientos en los precios o encontrar relaciones entre distintos activos que puedan ser utilizadas por una estrategia.

En el Anexo A se puede encontrar una serie de libros y referencias web que podrán ser de ayuda para encontrar ideas que permitan elaborar estrategias de trading.

Backtesting

Backtesting es el proceso de alimentar una estrategia algorítmica con datos históricos para ver cómo hubiera sido su rendimiento en el pasado. Lo ideal es que el desempeño histórico nos otorgue una idea aproximada del rendimiento futuro que podría llegar a tener la estrategia. Dicho esto, es obvia la importancia de este proceso, especialmente si se ha desarrollado la estrategia desde cero, ya que seguramente se desee observar el rendimiento que hubiera tenido anteriormente. Incluso si la estrategia que se quiere desarrollar es conocida y se encuentran resultados de su rendimiento presentados por fuentes confiables, también en estos casos es imprescindible que se realicen pruebas

independientes sobre dicha estrategia. Existen varias razones para esto que a continuación se expondrán:

A menudo, la rentabilidad de una estrategia depende notablemente de los detalles de implementación. Por ejemplo, ¿se debería utilizar órdenes tipo *Markets* o *Limits* para comprar? ¿Es conveniente usar el precio del *Bid* o *Ask* para activar una señal de compra/venta, o es preferible usar el último precio operado? Todos estos detalles tienden a pasar desapercibidos al analizar una idea en un inicio, pero pueden afectar significativamente la rentabilidad al ejecutarse en el mercado real. La única manera de detectar estos detalles con exactitud, para después poder implementarlos en el sistema propio de ejecución automatizado, es hacer el *backtesting* uno mismo. Idealmente el sistema de *backtesting* puede transformarse en un sistema de ejecución automatizado con sólo presionar un botón y de esa forma evitar errores propios de implementación.

Una vez desarrollada la estrategia, hacer el *backtesting* de la misma permite analizarla detalladamente en busca de errores en su lógica y observar cómo se comportaría en casos poco probables. Por ejemplo: si la estrategia opera en varios mercados se debe probar que se estén teniendo en cuenta los horarios de operación de cada uno de ellos. En Argentina, este último caso se podría dar en una estrategia que opere una acción en BYMA contra su ADR en el NYSE, si dicha estrategia está conectada a BYMA y utiliza, por ejemplo, *Interactive Broker* para operar en Estados Unidos, entonces es muy probable que se encuentre con este problema. Más adelante, se compartirán algunas de las “trampas” o sesgos que pueden ocurrir al realizar el *backtesting* de las estrategias, aunque como se analizó en el ejemplo anterior, en incontables ocasiones dependerá de la estrategia particular que se implemente.

Normalmente, estos errores tienden a inflar el rendimiento de la estrategia durante el *backtesting* en relación con el verdadero rendimiento que hubiera tenido en el pasado, lo cual es peligroso si no se tiene en cuenta y podría llevar a ocasionar grandes pérdidas. Si se utilizan estrategias ya publicadas y testeadas por otras personas y no se encuentran errores en la lógica, también es recomendable realizar el *backtesting* de manera particular. La principal razón de esto es asegurarse de evaluar la estrategia con datos que no se tuvieron en cuenta en el *backtesting* de la publicación y si el rendimiento obtenido es desfavorable y difiere de los resultados presentados en la publicación, podría deberse a que las condiciones del mercado cambiaron y dicha estrategia ya no es más rentable; por ejemplo: si es una estrategia que se hizo muy popular y muchos usuarios la están utilizando entonces los rendimientos presentes serán muy bajos, aunque en el pasado realmente haya funcionado. Por otro lado, también suele ocurrir que algunos autores, al detectar bajos rendimientos en la estrategia, suelen sobre optimizar los parámetros para obtener rendimientos mejores. Por lo tanto, mientras más control se tenga sobre las pruebas y los datos utilizados, más probabilidad habrá de que la estrategia sea rentable al momento de ejecutarla en el mercado real.

Por último, al realizarse personalmente el *backtesting* se puede encontrar mejoras en la lógica y en la parametrización para hacer la estrategia más rentable o menos riesgosa. Principalmente, se debe hacer foco en los instrumentos que se utilizarán para operar o en las características del mercado. Ya que como se ha expuesto anteriormente cada mercado e instrumento tiene características particulares que pueden hacer la diferencia.

Errores Comunes del *Backtesting*

Ya se mencionaron algunos errores que pueden ocurrir al realizar el *backtesting* de una estrategia, lo que puede afectar el rendimiento y llevar a tomar decisiones desfavorables. A dichos errores se les denominan “*Bias*” o “*Sesgos*” y normalmente tienden a inflar el verdadero rendimiento de una estrategia. Por lo que el rendimiento obtenido en el *backtesting* se tiene que considerar como el mejor escenario posible que podría ocurrir al ejecutar la estrategia con datos reales porque no se puede simular exactamente el comportamiento real que hubiera tenido una estrategia en el pasado. Dicho esto, cuantos más factores sean considerados en el *backtesting* menos errores habrá y mayor será la probabilidad de que los resultados de estas estrategias se aproximen a los reales. A continuación, se analizará los cinco sesgos más comunes del *backtesting*:

Sesgo de Optimización o "Data-Snooping"

Es el error más común de todos y hace referencia a la sobre optimización de los parámetros o creación de nuevos hasta que la performance de nuestra estrategia parezca muy atractiva con los datos de la muestra particular que se está utilizando. Es decir, en cualquier estrategia es posible encontrar la combinación perfecta de parámetros que permitan obtener el mejor rendimiento con los datos históricos analizados. Por ejemplo, para estrategias que utilizan ventanas de tiempo para calcular ciertos indicadores, se podría encontrar la ventana que permite obtener los mejores rendimientos para el periodo de tiempo considerado, aunque, en el momento de ejecutarla en el mercado real, restablecida la aleatoriedad, el rendimiento puede ser muy diferente. Una de las formas de evitar este problema es la técnica de “*cross-validation*” en los datos de muestra.

Sesgo de Look-Ahead

Es el error de introducir en la simulación de las estrategias datos de rendimientos posteriores, lo que genera que la estrategia tome mejores decisiones que las que realmente tomaría. Por ejemplo, si se está corriendo el *backtesting* de una estrategia y se llega al día N, la estrategia sólo debería tener disponibles datos históricos hasta ese día, pero si por alguna razón la estrategia accede o utiliza datos de días posteriores para generar sus señales de trading entonces se está cometiendo un error importante. Esto suele ocurrir por un mal diseño en el sistema de *backtesting* utilizado o si se usan parámetros que estén optimizados con datos futuros al día en que se está ejecutando la estrategia. Por ejemplo, si se desea ver qué decisión hubiese tomado la estrategia en el día T y para ello se utiliza una media móvil con datos de días posteriores a T se puede ver como los resultados obtenidos serán inconsistentes.

Sesgo de Supervivencia

Este error está relacionado con el conjunto de datos que se utilizan en el *backtesting* y ocurre cuando no se tienen en cuenta datos de instrumentos que deberían estar disponibles en el periodo de tiempo que se considere para las pruebas. El ejemplo más común ocurre con las acciones, si una estrategia selecciona acciones para operar con base en su rendimiento pasado y el set de datos que fue utilizado en el *backtesting* no incluye acciones de empresas que desaparecieron del mercado en los últimos diez años, la estrategia sólo estará eligiendo entre las que mejor rendimiento tuvieron los últimos diez años y por eso sobrevivieron, pero la realidad es que si dicha estrategia hubiera estado ejecutándose en el tiempo considerado podría haber elegido algunas acciones que ya no existen más.

Sesgo de Estimación

Esto ocurre cuando los resultados de una estrategia son analizados en periodos de tiempo muy largos, ya que a priori, los rendimientos pueden llegar a parecer bastante atractivos, pero una vez que se esté ejecutando la estrategia en el mercado la tolerancia del inversor

a pérdidas podría hacer que deje de utilizarla pensando que no logrará los resultados deseados, cuando en realidad es necesario esperar más tiempo para obtener resultados similares a los del *backtesting*. Por ejemplo, si los resultados del *backtesting* con datos de los últimos quince años muestran que la estrategia tuvo un rendimiento anual promedio del cuarenta por ciento pero que además tuvo una caída máxima de un treinta por ciento y que la duración de la caída fue de cinco meses (algo que podría ser normal en estrategias de tipo *Momentum* con activos de mucha volatilidad), al ver los datos se podría pensar que no hay problema en tolerar dichos escenarios, aunque en la realidad es notablemente más complicado y podría llevar a tomar decisiones en momentos equivocados.

Error de Contratos Futuros Continuos

Los futuros son contratos con fechas de vencimiento predefinidas, por lo que si son utilizadas estrategias que mantienen posiciones durante varios días o semanas se tendría que estar operando sobre varios contratos diferentes. El problema ocurre cuando se consideran a los contratos continuos como una especie única cuando, en realidad, no lo son. Este es un error de aplicación práctica que ocurre cuando se prueba la estrategia sobre un contrato (el contrato continuo) que en la práctica no se podrá operar porque no existe.

Otro problema relacionado con este tipo de activos es que no todos los futuros tienen contratos con vencimientos en todos los meses, por lo que hacer un *roll forward* de la posición implica cerrar la posición en la posición más cercana y tomar la misma posición en un contrato cuyo vencimiento sea varios meses posterior al vencimiento del contrato que se quiere cerrar (se analizará en la próxima parte de qué manera esto puede llegar a tener consecuencias muy negativas debido al retorno *roll*).

Rendimiento

Como parte del proceso de definición de la estrategia, es necesario determinar los resultados que se quieren obtener y que indicadores se utilizan para medir dichos resultados. Luego, al realizar el *backtesting* estos indicadores van a permitir evaluar la performance de la estrategia de manera consistente y objetiva. Existen varios indicadores (More, 2015) que se pueden utilizar:

Retorno: el retorno de una estrategia se puede medir con el Retorno Total, el cual calcula el porcentaje de retorno obtenido durante todo el periodo en que se ejecutó la estrategia, para esto se compara el capital final contra el capital inicial y se lo divide por este último. Otro indicador de retorno importante es el *Annual Percentage Rate (APR)* que muestra el porcentaje de retorno anualizado de la estrategia, el cual permite comparar uniformemente resultados de diferentes estrategias.

Sharpe Ratio: este es un indicador sumamente conocido en finanzas, se define como la diferencia entre el retorno y la tasa libre de riesgo, dividido entre el desvío estándar. Cuantifica cuánto más de retorno es posible obtener al subir una unidad de riesgo. Se utilizará este indicador al evaluar las estrategias expuestas en este trabajo.

Apalancamiento: para el caso de estrategias que utilizan instrumentos que permiten apalancarse, como futuros y opciones, es posible medir el apalancamiento promedio de la estrategia conociendo el margen requerido por cada contrato y la posición de la estrategia en cada momento. Si bien a veces poder apalancarse es conveniente, hay que tener en cuenta el riesgo de hacerlo. Es fundamental comprender esto ya que pequeños cambios en el mercado pueden generar grandes pérdidas por lo que se debe tener el capital necesario para cubrir este tipo de escenarios. Si la estrategia necesita de un apalancamiento

considerable para lograr ser rentable, su riesgo aumenta considerablemente y es necesario saberlo antes de ejecutarla.

Frecuencia: la frecuencia en la que se ejecuta la estrategia está íntimamente relacionada con los costos. Un indicador utilizado para medir la frecuencia de la estrategia es la cantidad de operaciones generadas por día, esto impacta directamente en las comisiones que se deben pagar. Otro indicador es el ratio de operaciones contra ordenes enviadas, algunos mercados cobran una penalización si este ratio es menor a un límite preestablecido.

Volatilidad: otro dato muy utilizado en finanzas es la volatilidad y está directamente relacionada con el concepto de riesgo, a mayor volatilidad mayor riesgo. Es posible de calcular mediante la desviación estándar del precio o del rendimiento. Si la estrategia opera activos de alta volatilidad y no se cubren las posiciones (*hedge*) hay que tener en cuenta el riesgo de obtener grandes pérdidas en poco tiempo.

Promedio de Ganancias/Pérdidas: un ratio interesante a medir en la estrategia es la cantidad de operaciones ganadoras sobre las perdedoras y el promedio de ganancias contra las pérdidas de la estrategia. Hay estrategias que pueden llegar a ser muy rentables y que tienen más operaciones perdedoras que ganadoras. Por ejemplo, las estrategias que se basan en encontrar tendencias suelen presentar este patrón, ya que realizan muchas operaciones donde se pierde poco dinero, pero en las que se gana las ganancias son muy superiores. Por otro lado, las estrategias de reversión a la media, tienden a comportarse de manera opuesta, la mayoría de las operaciones generan pocas ganancias y las pérdidas están concentradas en algunas operaciones pero que pueden llegar a generar pérdidas grandes.

Máxima Pérdida: también llamada *maximum drawdown*, representa el máximo porcentaje de pérdida sobre el portafolio que obtiene la estrategia. Es una forma bastante utilizada para medir el riesgo ya que muestra claramente la pérdida que podría obtener la estrategia en un periodo similar de tiempo.

Máxima Duración Pérdida: nos indica el periodo de tiempo más grande que tardó la estrategia en recuperarse de una pérdida. Normalmente se suele utilizar junto al indicador anterior para comprender la magnitud de la pérdida en porcentaje sobre el portafolio y en tiempo.

En este trabajo se utilizarán cinco indicadores para medir el rendimiento de las estrategias: retorno total, APR, sharpe ratio, máxima pérdida y máxima duración pérdida.

Plataforma de *Backtesting* y Ejecución Automática

Existen plataformas y sistemas en todos los mercados que permiten operar y desarrollar estrategias algorítmicas. Llegado el momento, el inversor debe tomar la decisión entre comprar una plataforma estándar que sirva para ejecutar la estrategia elegida o desarrollar su propia plataforma de *backtesting* y ejecución. Aquí es necesario considerar los conocimientos en programación con los que se cuenta y el tiempo disponible, ya que, si no se puede desarrollar este tipo de sistemas por cuenta propia o el tiempo que se debe dedicar al desarrollo es demasiado, se tendrá que optar por utilizar alguna plataforma existente y tomar en consideración el costo asociado.

Existe una gran variedad en el tipo de plataformas, desde las más complejas (y caras) que permiten ejecutar estrategias en varios mercados a nivel mundial y que presentan una

interfaz gráfica muy amigable para el usuario, hasta plataformas que permiten que el operador sólo se dedique a programar su estrategia y la plataforma se encarga de ejecutarla. Sin embargo, se requiere de un mínimo conocimiento en programación para poder utilizarlas. Arquants en Argentina es una de estas plataformas donde es posible desarrollar la estrategia en código Python, para posteriormente subir el código a la plataforma y que se ejecute utilizando alguno de los mercados seleccionados (ROFEX o BYMA).

Para el presente trabajo se desarrolló una plataforma de *Backtesting* en Python, que puede ser utilizada al mismo tiempo como plataforma de ejecución para operar en ROFEX (Revisar Anexo B: código Python). Se eligió utilizar Python como lenguaje de programación ya que es un lenguaje muy popular en el ambiente académico y es muy fácil de interpretar para cualquier persona. Al ser un lenguaje muy utilizado se cuentan con librerías de código que resuelven los problemas más comunes que pueden aparecer al momento de desarrollar este tipo de sistemas. Además existe una librería *open source* desarrollada en Python por parte de ROFEX que permite conectarse a las APIs del mercado de manera muy sencilla para el consumo de datos y envío de órdenes.

Datos Históricos

Existen muchas fuentes de datos para conseguir información histórica sobre precios para realizar el *backtesting*. Normalmente los precios diarios de todos los activos se pueden conseguir sin costos, aunque si lo que se necesita para la estrategia usada son datos diarios se tendrá que considerar invertir una cantidad de dinero razonable para obtener datos confiables y sin errores, ya que las estrategias que utilizan esta información son muy sensibles a errores en los datos y podrían terminar mostrando rendimientos inexactos.

Para el caso de ROFEX, para el presente trabajo se descargaron datos históricos desde el Centro de Estadísticas del Mercado (CEM) donde es posible encontrar datos diarios de todos los productos operados en ROFEX así como sus precios *spot* de referencia.

Por último, es muy común que los datos encontrados no estén en el formato ni la forma que se necesitan para ser interpretados por nuestro sistema, por lo que deben ser normalizados para su correcto procesamiento. En este trabajo el código que permite normalizar los datos descargados desde CEM se encuentra en el archivo "*normalizeCsvData.py*" (ver anexo B).

Parte 4: Implementación de Estrategias Algorítmicas en el Mercado Argentino

En las partes anteriores del trabajo se definió el trading algorítmico, su funcionamiento y cómo es posible probar estrategias utilizando datos históricos mediante un proceso conocido como *backtesting*. En este apartado se analizarán dos estrategias sobre contratos de futuros que pueden ser utilizadas en el mercado argentino. Para las pruebas se utilizaron precios históricos de ROFEX, tomando en cuenta que es el mercado de referencia de futuros y que permite integrar fácilmente un sistema de trading automático.

Las estrategias que se desarrollaron en este trabajo pertenecen a dos categorías de estrategias muy comunes en el trading algorítmico. Primero se dará una introducción a la familia de estrategias denominadas *mean-reversion* y se explicarán algunos test estadísticos utilizados para detectar estacionariedad en series de tiempo. De esta manera se puede analizar si la idea propuesta en la estrategia puede ser rentable antes de implementarla. Después se examinará en detalle una estrategia de reversión a la media sobre futuros. Segundo, se describe una estrategia de tipo *Momentum* o Tendencia sobre contratos futuros, analizando diferentes combinaciones de parámetros, detallando cómo el rendimiento de la estrategia se ve afectada por dichos cambios. Todos los resultados expuestos en el trabajo se derivan de la información obtenida al realizar el *backtesting* de dichas estrategias contra datos históricos de ROFEX. Por último, se presentarán los diferentes resultados y las conclusiones a las que se llegó al analizarlos.

Finalmente, es necesario aclarar que gran parte de la teoría expuesta en esta sección sobre las estrategias está basada en el libro *“Algorithmic Trading: Winning Strategies and their rationale”* del autor Ernest P. Chang (2013), donde se explica de manera clara y detallada una serie de estrategias aplicadas sobre diferentes activos, analizando la lógica detrás de cada una. Lo expuesto en este trabajo se enfoca en ciertas estrategias y activos, para mayor profundidad se pueden encontrar numerosos detalles sobre las estrategias utilizadas en dicho libro, así como en las otras referencias mencionadas en la bibliografía.

Estrategias de Reversión a la Media

Las estrategias denominadas de *Reversión a la Media* o *Mean-Reversion* son aquellas que intentan aprovechar la tendencia a regresar a la media de algunas series de datos. Este fenómeno de volver al promedio, aunque sea fácil de detectar, está presente en muchos ejemplos de la naturaleza y de la vida diaria. Esta teoría fue desarrollada por el estadístico Francis Galton (1886) y explica la manera en la que eventos extremos son normalmente seguidos por eventos normales o comunes. En otras palabras, los fenómenos tienden a nivelarse con el tiempo. Esto mismo puede observarse en los mercados financieros, por ejemplo, si el Dow Jones Industrial Average cae un veinte por ciento este mes, lo más probable es que el mes siguiente su retorno tenga el signo opuesto, o sea, lo esperables es observar un rebote hacia su media histórica.

Existen varias formas en las que es posible aprovechar este fenómeno en los mercados, una puede ser esperar a que ocurran eventos muy raros (*black swan/cisne negro*) y luego especular con que dicho evento volverá a su promedio habitual. Aunque seguramente se tendría que esperar bastante tiempo hasta que ocurra un evento de este tipo en el que sea posible obtener alguna ganancia.

Por otro lado, si se realiza un análisis de las series de tiempo sobre precios de activos financieros, es posible notar que este fenómeno no ocurre con los precios. Ya que, de ser así, no sería necesario trabajar demasiado para obtener ganancias, lo único que se tendría que hacer sería comprar “barato” cuando el precio del activo está por debajo de la media,

esperar a que el precio se revierta hacia su media para vender al mayor precio posible, repitiendo el mismo proceso cíclicamente durante el día. En realidad, las series de precios no revierten a la media, sino que se comportan como una serie GRW (*Geometric Random Walk*). En cambio, son los retornos, no los precios, los que normalmente están distribuidos aleatoriamente alrededor de una media igual a cero. Desafortunadamente, no se puede operar sobre los retornos. Las series de precios que sí son *mean-reverting* se llaman estacionarias, más adelante se expondrá un test estadístico para detectar estacionariedad en series de tiempo (ADF test). En la realidad no existen muchas series de precios “prefabricadas” que sean estacionarias. Con prefabricadas se hace referencia a aquellas series de precios que representan activos operados en mercados financieros.

Mean-Reversion y Estacionariedad (Chan, 2013).

Dos características importantes en las series de precios son la estacionariedad y la propiedad de convergencia a la media, las cuales pueden ayudar a encontrar potenciales instrumentos para las estrategias que se quieran implementar.

Si una serie de precios es estacionaria significa que la velocidad de difusión del precio respecto al valor inicial es menor que la velocidad de difusión de un proceso GRW. Matemáticamente podemos medir la velocidad de difusión de una serie, la cual puede ser caracterizada por la varianza:

$$Var(\tau) = \langle |z(t + \tau) - z(t)|^2 \rangle \tag{F4.1}$$

Donde z es el logaritmo del precio, τ es un *lag* arbitrario y $\langle \dots \rangle$ es el promedio sobre t . Para el caso de un proceso GRW, se cumple que:

$$\langle |z(t + \tau) - z(t)|^2 \rangle \sim \tau \tag{F4.2}$$

El signo \sim significa que esta relación se convierte en una igualdad con periodos grandes de τ . Pero si la serie presenta características de mean-reverting o una tendencia entonces la formula F4.2 no se cumple, y el proceso se parece a:

$$\langle |z(t + \tau) - z(t)|^2 \rangle \sim \tau^{2H} \tag{F4.3}$$

Donde H es conocido como Exponente de Hurst. El cual si da menor a 0.5 significa que la serie de precios es estacionaria en periodos prolongados y si es igual a 0.5 la series es un GRW.

Además del anterior, existe un test denominado Ratio de Varianza o *Variance Ratio* test, el cual puede ser utilizado para revisar si es posible rechazar la hipótesis nula de que el Exponente de Hurst es 0.5, si es posible rechazar la hipótesis con un grado significativo de confianza entonces la serie es estacionaria.

Si se analiza el nombre *Estacionariedad*, está mal utilizado, pues no significa que la serie de precios necesariamente se encuentre entre ciertas bandas con una varianza que es independiente del tiempo, solamente nos indica que la varianza de la serie se incrementa más lentamente de lo normal.

En este trabajo, no se entrará en detalle sobre el desarrollo matemático de dichos test, solo fueron mencionados debido a que serán utilizados en el desarrollo de las estrategias a presentar.

Mean-Revertign y Augmented Dickey-Fuller Test

Si una serie de precios es *mean-reverting*, entonces el nivel de precio actual nos dirá algo acerca de cómo será el próximo movimiento en el precio: si el precio es mayor a la media, el próximo movimiento es esperable que sea a la baja; si el precio es menor a la media, el próximo movimiento es esperable que sea al alza. El test ADF se basa justamente en esta observación. Se puede describir el cambio en el precio utilizando un modelo lineal:

$$\Delta y(t) = \lambda y(t - 1) + \mu + \beta t + \alpha_1 \Delta y(t - 1) + \dots + \alpha_k \Delta y(t - k) + \epsilon_t \quad (F4.4)$$

Donde $\Delta y(t) \equiv y(t) - y(t - 1)$, $\Delta y(t - 1) \equiv y(t - 1) - y(t - 2)$ y así sucesivamente. El test ADF buscará determinar si $\lambda = 0$. Si es posible rechazar la hipótesis $\lambda = 0$, entonces significa que el próximo movimiento $y(t)$ depende del precio actual $y(t - 1)$, por lo tanto la serie no es un *GRW*. La estadística del test es el coeficiente de regresión λ (con $y(t - 1)$, como la variable independiente $\Delta y(t)$ como la variable dependiente) dividido por el error estándar de la regresión: $\lambda/SE(\lambda)$. Los estadísticos Dickey y Fuller fueron lo que encontraron la distribución del coeficiente de regresión y mostraron los valores críticos del test, por lo que al observar cualquier valor de $\lambda/SE(\lambda)$ es posible saber si se rechaza la hipótesis nula con un nivel de confianza del noventa, noventa y cinco o noventa y nueve por ciento.

Se puede observar entonces que para que una serie de precios sea *mean-reverting*, el estadístico $\lambda/SE(\lambda)$ tiene que ser negativo y tiene que ser más negativo que el valor crítico de la hipótesis para poder ser rechazada. El valor crítico en sí, depende del tamaño de la serie y si se asume o no que la serie de precios tiene una media distinta de cero $-\mu/\lambda$ o una tendencia constante $-\beta t/\lambda$. En la práctica, la tendencia constante en el precio (si existe) tiende a ser de una magnitud mucho menor a la magnitud de los cambios en el precio. Por lo que por simplicidad se asumirá que este desvío es igual a cero ($\beta = 0$).

Estrategias *Mean-Reversion* para futuros

Como se mencionó al comienzo, las estrategias de tipo *Mean-Reversion* hacen referencia a una categoría de estrategias entre las que se encuentran algunas conocidas como la *Pair-Trading*, que puede utilizar spreads entre precios para detectar cuándo comprar/vender ciertos instrumentos. Para el caso de contratos de Futuros una estrategia muy conocida es la llamada *Calendar Spread*, aunque tiene algunas características particulares por el hecho de operar futuros que se expondrán a continuación.

Calendar Spread

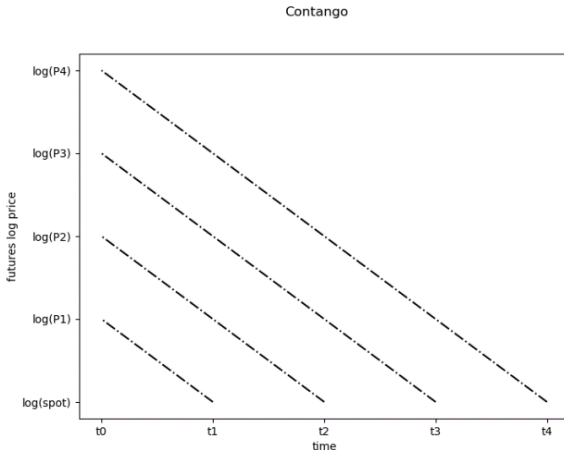
Los contratos a futuro con diferentes fechas de vencimiento o "*maturities*" tienen diferentes precios y a su vez presentan pequeñas diferencias en los retornos. Si se toman dos contratos de futuros sobre el mismo subyacente, pero con diferentes vencimientos es posible crear lo que se conoce como calendar spread al vender una posición y comprar la otra. Ya que ambos contratos siguen el mismo precio del activo subyacente, se podría pensar que un calendar spread ofrece una buena oportunidad para ejecutar una estrategia del tipo *mean-reversion*. Pero la realidad es que, en general, no tienden a revertirse a la media. Para entender por qué ocurre esto a continuación se analizará qué factores afectan el retorno de los futuros en general.

El hecho que los contratos futuros con diferentes vencimientos tengan precios distintos implica que una posición tomada sobre un contrato tendrá un retorno distinto de cero, incluso si el precio *spot* del subyacente permanece igual, dado que eventualmente el precio de todos los contratos converge al precio *spot*. Este retorno es llamado *roll* o *roll-yield*. A pesar del nombre, una posición en un futuro sufre este retorno sin importar si se realiza un *roll-forward* al siguiente contrato (*roll-forward* significa cerrar la posición, comprar si se está vendido o vender si se está comprado, en un contrato futuro con vencimiento más corto y abrir la misma posición en un contrato con vencimiento posterior, existen instrumentos que cumplen exactamente con esta función en ROFEX llamados “Pases”). Este retorno es una parte intrínseca del retorno total de un futuro, el cual puede ser dividido en el retorno *spot* y el retorno *roll*.

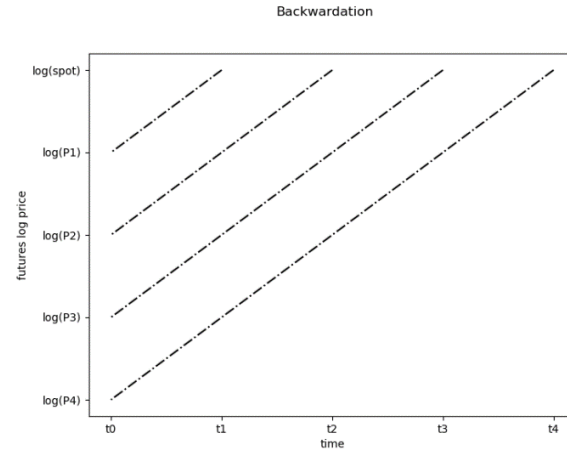
$$\text{retorno futuro} = \text{retorno spot} + \text{retorno roll} \quad (\text{F4.5})$$

Backwardation y Contango

Si los contratos se encuentran en *backwardation*, significa que el contrato más cercano (con el vencimiento más corto) tiene precios mayores que los contratos más lejanos ($P_t > P_{t+1}$), porque los retornos *roll* serán positivos; por el contrario, si los contratos más lejanos tienen precios mayores a los contratos más cercanos ($P_t < P_{t+1}$) entonces se encuentran en *contango* y los retornos *roll* serán negativos. Este comportamiento se puede observar en los Gráficos G4.1 y G4.2 (asumiendo que el precio *spot* permanece sin cambios a lo largo del tiempo representado por la línea horizontal), en los cuales el logaritmo del precio converge linealmente al valor del spot.

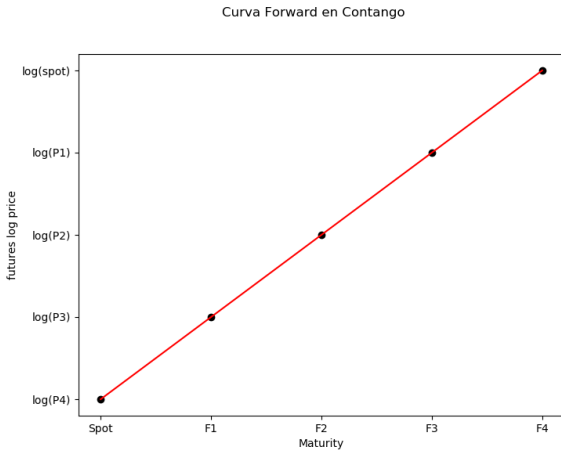


G4.1 Precios en *Contango*

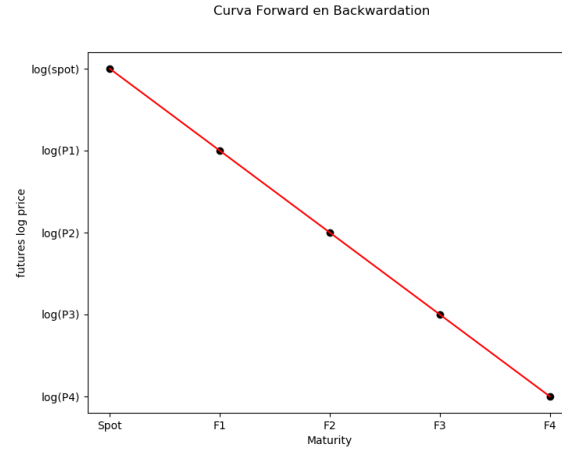


G4.2 Precios en *Backwardation*

Entonces la pregunta que se debe formular es: *¿Debería la pendiente de la curva forward (precio en función de maturity) formada por los precios de los contratos ser positiva o negativa?* Gráficamente, si los contratos se encuentran en *backwardation* los precios de los futuros más cercanos son mayores que el de los futuros más lejanos, entonces la curva *forward* obtenida tendrá una pendiente negativa y el retorno *roll* será positivo (G4.4). Lo opuesto ocurre si los contratos están en *contango* (G4.3).



G4.3 Curva forward en *Contango*



G4.4 Curva forward en *Backwardation*

Los gráficos G4.1 y G4.2 únicamente nos sirven para visualizar con claridad los conceptos, pero es redundante mencionar que el comportamiento del precio de los futuros no es tal cual se muestra en los gráficos; el logaritmo de los precios no es una función lineal del tiempo, e incluso se pueden llegar a interceptar (dos contratos con diferentes vencimientos que tienen el mismo precio) antes de vencer. Finalmente, el precio *spot* al vencimiento es raramente constante a lo largo del tiempo.

Para poder calcular el retorno *spot* y el retorno *roll* de un grupo de contratos futuros, se debe tener un modelo del precio para futuros. Un modelo simple para gran cantidad de *commodities* es el siguiente:

$$F(t, T) = S(t) \exp(\gamma(t - T)) \quad (\text{F4.6})$$

En la cual “t” es el tiempo actual, “T” es el vencimiento y “S(t)” es el precio *spot* (Hull, 1997) Este modelo implica que el retorno *roll* (compuesto) “ γ ” es constante a lo largo del tiempo. Pero es posible dar un paso más y asumir que el retorno *spot* (compuesto) también es constante:

$$S(t) = ce^{at} \quad (\text{F4.7})$$

Esencialmente, lo que se busca lograr con este modelo es describir matemáticamente las líneas de los gráficos G4.1 y G4.2, con la pequeña modificación de que no terminen en una línea horizontal sino en una línea con una pendiente distinta de cero, es decir, con un precio *spot* que varía en el tiempo. Finalmente, el modelo que se utilizará para el precio de un futuro que vencen en T es:

$$F(t, T) = ce^{at} \exp(\gamma(t - T)) \quad (\text{F4.8})$$

En el cual “c”, “a” y “ γ ” son constantes. La variación con el tiempo del retorno sobre el contrato:

$$\partial(\log (F(t, T))) / \partial t = \alpha + \gamma \quad (\text{F4.9})$$

Dado que “T” es fijo para un contrato específico. Y, por último, el retorno *roll* del futuro está dado por:

$$-\partial(\log (F(t, T))) / \partial T = \gamma \quad (\text{F4.10})$$

De esta manera, se captura matemáticamente el retorno total que es igual al retorno *spot* más el retorno *roll*.

Al basarse en este modelo, es posible utilizar una regresión lineal para estimar el retorno *spot* y *roll* de una serie de precios para un futuro. Entender la importancia que tiene el retorno *roll* en los futuros es fundamental para elaborar estrategias rentables, ya que si se basa únicamente en conocimientos o intuiciones sobre el precio del *spot* se podría llegar a encontrar con sorpresas desagradables.

Estimando el retorno Spot y Roll para el Futuro de Dólar

Ahora se utilizará el modelo de retornos constantes que se presentó anteriormente, siguiendo la ecuación F4.8 se asume que los retornos *spot* y *roll* son constantes a lo largo del tiempo, por lo que se podría utilizar una regresión lineal para estimar sus valores. Para el caso del retorno *spot* es relativamente sencillo de calcular ya que únicamente es necesario realizar la regresión sobre el logaritmo del precio *spot* a lo largo del tiempo. Pero para encontrar el retorno *roll* es requerido elegir un punto fijo en el tiempo y realizar la regresión de los precios de varios contratos con diferente vencimiento.

En la práctica, el coeficiente de regresión dependerá del punto en el tiempo que se elija y en la cantidad exacta de contratos disponibles en cada momento, ya que esto definirá la curva *forward* con la cual se aplica la regresión. Por ejemplo, para el caso del futuro de dólar si se tienen los contratos disponibles en cada día y su precio diario entonces es posible calcular el coeficiente de regresión. Si bien los contratos disponibles en cada día van variando (algunos vencen y se crean nuevos contratos) el tiempo de vencimiento de los mismos permanece constante, es decir, en todo momento se tendrá un contrato que vence ese mismo mes, otro que vence el mes siguiente y así sucesivamente. Esto permite armar todos los días la curva *forward* con los precios de los futuros contra su vencimiento y de esa manera calcular el coeficiente de regresión para cada día. Dicho esto, se mostrará cómo, a pesar de que se asume que el retorno *roll* es constante, igualmente se obtendrá una estimación diferente de *gamma* en cada momento.

Después se pasó a calcular el retorno *spot* y *roll* para la serie histórica de precios del futuro de dólar ROFEX y para esto se descargaron del CEM los datos históricos de dicho futuro desde el 2003-01-02 hasta el 2020-02-27. Luego se normalizó la información y se utilizó el método OLS (*Ordinary Least Squares*) para realizar la regresión. En la tabla T4.1 se puede observar el retorno promedio anualizado del *spot* de dólar.

Luego, pasando al cálculo de gamma “ γ ”, se aplicó el método OLS sobre la curva *forward* (precio del futuro en función del vencimiento). Se dio un seguimiento día por día en la serie de precios, para cada día se calculó la curva *forward* con el precio de los cinco contratos más cercanos al vencimiento y así se determinó el *gamma* para ese día. Al hacer esto para todos los días de la serie se obtuvo una serie histórica de *gammas* (una por día), aunque no se tuvieron en cuenta los días en los que no se contaba con los precios necesarios para

armar la curva forward. Para algunos futuros la curva *forward* cambia de *Contango* a *Backwardation* y viceversa. La tabla T4.1 también muestra el retorno *roll* anualizado, el cual se calculó a partir de anualizar la serie diaria de *gammas* y luego calcular el promedio aritmético del resultado.

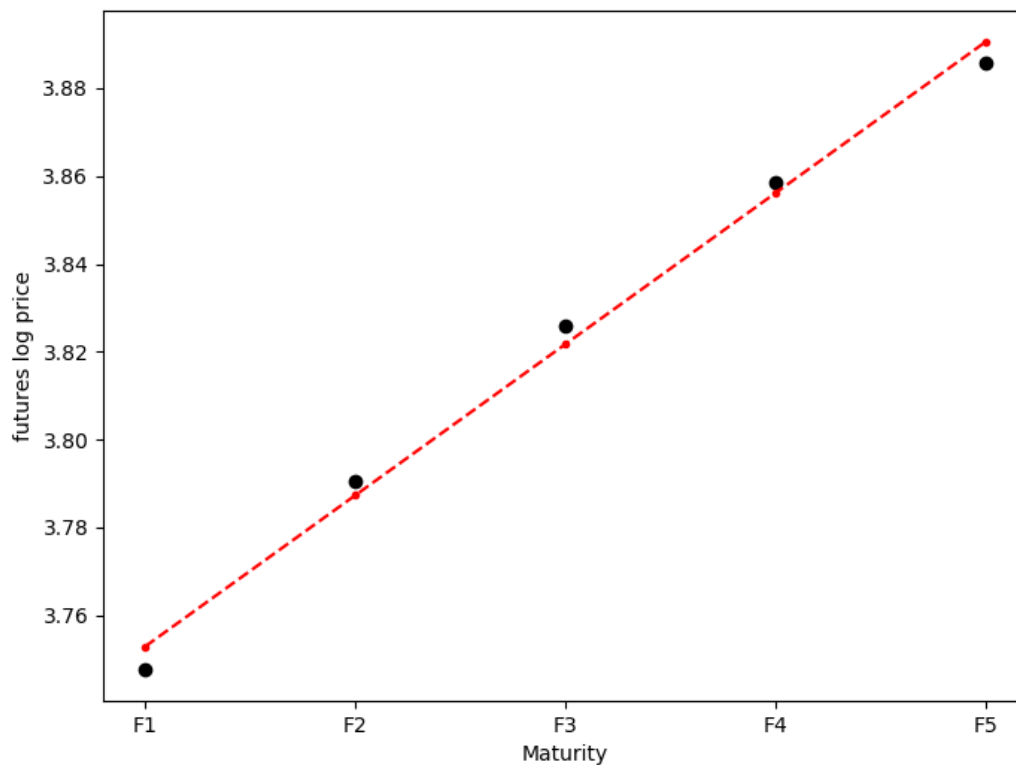
Futuro	Periodo	Retorno <i>Spot</i> Anualizado	Retorno <i>Roll</i> Anualizado
DLR	2003-01-02 a 2020-02-27	16.43%	-17.52%

T4.1 Retorno *Spot* y *Roll* del futuro de dólar ROFEX

En el archivo *estimate_spot_roll_returns.py* (ver Anexo B) se puede encontrar el código que se utilizó para obtener estos resultados y los cálculos que se siguieron. También dentro del archivo *DLR_Normalize.csv* (ver Anexo B) se encuentran los precios históricos normalizados que se utilizaron.

Para verificar la ecuación F4.8, es posible observar en el gráfico de dispersión G4.5 la curva *forward* que se forma con los precios de los cinco contratos del futuro de dólar más cercanos el día 11 de marzo de 2019. Se puede apreciar como los puntos caen muy cerca de la recta que se obtiene al aplicar OLS (línea roja). Se eligieron únicamente los cinco contratos más cercanos porque los precios de contratos más lejanos suelen ser menos transparentes y responder a otros factores debido a su menor liquidez.

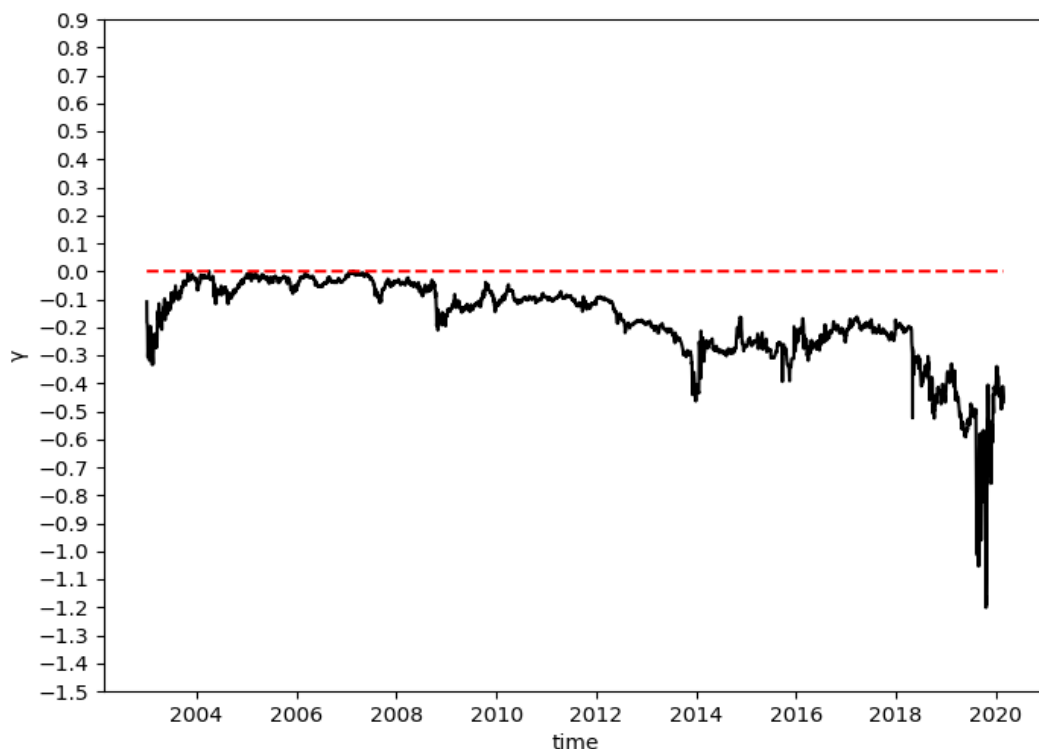
ScatterPlot Futuro Dolar ROFEX



G4.5 Scatter Plot logaritmo precio futuro de dólar ROFEX, 11 de marzo 2019

Por último, se puede ver el valor de *gamma* entre 2003-01-02 y 2020-02-27 para el futuro de dólar ROFEX en el siguiente gráfico G4.6. Valores de *gamma* menores a cero indican que el futuro está en *Contango*, y valores positivos *Backwardation*. La mayor parte del tiempo el futuro de dólar se encuentra en *Contango*, lo cual es razonable cuando el subyacente es una moneda dado que las tasas de interés son positivas y no hay *carry cost* ni *convenience yield*. Más aún, en los últimos años se observa cómo se incrementa el valor absoluto de *gamma* lo que indica que la curva *forward* en estos últimos años tiene una mayor pendiente y que la diferencia entre el precio de los futuros más cercanos contra los más lejanos es cada vez más grande.

Roll Return ROFEX Dolar



G4.6 Retorno *Roll* “ γ ” para el futuro de dólar ROFEX.

Implementando Calendar Spread

Ahora que se ha expuesto un modelo para el precio de futuros y se ha analizado cómo se obtiene su retorno total, es posible vislumbrar cómo se puede generar una estrategia que utilice esta información de manera favorable. Dentro de las estrategias más utilizadas para futuros se encuentra la denominada *calendar spread*, la cual utiliza el conocimiento del retorno *roll* para tomar decisiones sobre cuándo enviar órdenes al mercado.

Un portafolio tipo *calendar spread* consiste en una posición comprada o “*long*” en un contrato futuro y una posición vendida o “*short*” en otro contrato con el mismo subyacente, pero con diferentes meses de vencimiento (ej. si se compra DLR122020 y se vende DLR062020). Basándose en la intuición se puede suponer que el *spread* o diferencia de precios entre ambos contratos podría ser un proceso de reversión a la media como el que

ya se describió, ya que ambos contratos siguen el mismo activo subyacente. Pero esto sería un error debido a que no se estaría teniendo en cuenta el impacto del retorno *roll*.

Para dicha estrategia, al igual que cualquier estrategia que opera sobre *spreads*, se definirá al *spread* como: la diferencia logarítmica del precio entre ambas partes del portafolio para generar señales de trading. Si se asume que se mantendrá constante el valor de mercado para ambos contratos a lo largo del tiempo, el logaritmo del valor de mercado del portafolio *spread* con un contrato lejano comprado y otro cercano vendido es simplemente $\gamma(T1 - T2)$ con $T2 > T1$. Es necesario aclarar que esta fórmula podría no coincidir si $T2 - T1$ es un número grande, por la misma razón que se toman cinco contratos al calcular la curva *forward*. Lo importante sería notar que las señales generadas por la estrategia *calendar spread* no dependen para nada del precio *spot*, únicamente del retorno *roll*.

Las series de tiempo de retornos (a diferencia de las series de precios) casi siempre revierten a la media. Para la estrategia aquí expuesta no se considera el retorno total del futuro, exclusivamente el componente de retorno *roll*, por lo que podría ser diferente. (Si bien en el modelo expresado en F4.8 se presupone que el retorno *spot* y *roll* son constantes a lo largo del tiempo, se debe intentar aplicarlo a situaciones donde el retorno *roll* varía a lo largo del tiempo). Al realizar el test ADF sobre el *calendar spread* de doce meses para el futuro de dólar ROFEX, se encuentra que es en realidad estacionaria con una significatividad del noventa y nueve por ciento. Los resultados del test se localizan en la tabla T4.2.

T-Statistic	Val. Crítico 1%	Val. Crítico 5%	Val. Crítico 10%
-4.586684184658	-3.433632072176	-2.862989840784	-2.56754183359

T4.2 Resultados ADF Test

Como se mencionó previamente, el logaritmo del valor de mercado para un portafolio *calendar spread*, con una posición *long* en el contrato más lejano y *short* en el más cercano, es simplemente $\gamma(T1 - T2)$, con $T2 > T1$. Dado que $T1$ y $T2$ son valores fijos para un *calendar spread* particular, se puede utilizar el concepto de reversión a la media sobre *gamma* para generar señales de trading.

Para determinar cuál de los dos contratos se debe comprar y cual vender se utilizará el z-score de *gamma* al momento del cálculo. El z-score se define como el número de desviaciones estándar que un valor dado toma respecto a su media y se calcula de la siguiente manera:

$$z_t = \frac{\gamma_t - \mu_N}{\sigma_N} \quad (F4.11)$$

Donde z_t es el z-score de *gamma* en el momento t , γ_t es el valor de *gamma* en t , μ_N y σ_N son la media y desvió estándar de los últimos N días. Esto permite cuantificar la desviación de un valor dado de *gamma* respecto a su media. Para la estrategia aquí desarrollada solo se tomará el signo del z-score al momento de decidir cual contrato comprar y vender, cuando este sea positivo se comprará el contrato cercano y se venderá el lejano, y viceversa.

Al diseñar una estrategia se deben definir ciertos parámetros que permiten configurar el comportamiento que se espera de la misma, por ejemplo, se podría decidir tener un parámetro que indica el mínimo número de días que la estrategia debe mantener una posición antes de poder cerrarla. La elección de los parámetros correctos es algo crítico para que la estrategia resulte rentable o no. Para la estrategia *Calendar Spread* aquí expuesta los parámetros son (en orden de ingreso):

1. *Lookback*: cantidad de días que son utilizados para calcular el z-score sobre *gamma*.
2. *Holddays*: el periodo de espera para un par de contratos específicos. Esto define cuánto tiempo se esperará con el mismo par de contratos antes de *rollear* la posición a contratos más lejanos.
3. *Daysbeforeexpire*: cantidad de días antes del vencimiento del contrato más cercano para *rollear* la posición.
4. *Months*: los meses de diferencia entre el contrato más cercano y el más lejanos. Es decir, si el parámetro se configura en doce meses, entonces el *calendar spread* tendrá un contrato cercano y otro lejano con una diferencia de doce meses.
5. *Underlying*: Activo subyacente del futuro que se va a testear. Para el caso de dólar el valor a ingresar es DLR.

La estrategia aplica el concepto de reversión a la media sobre *gamma*; para realizar esta acción se calcula el z-score de *gamma* en un periodo determinado, utilizando el tiempo predefinido en el parámetro *lookback* de la estrategia.

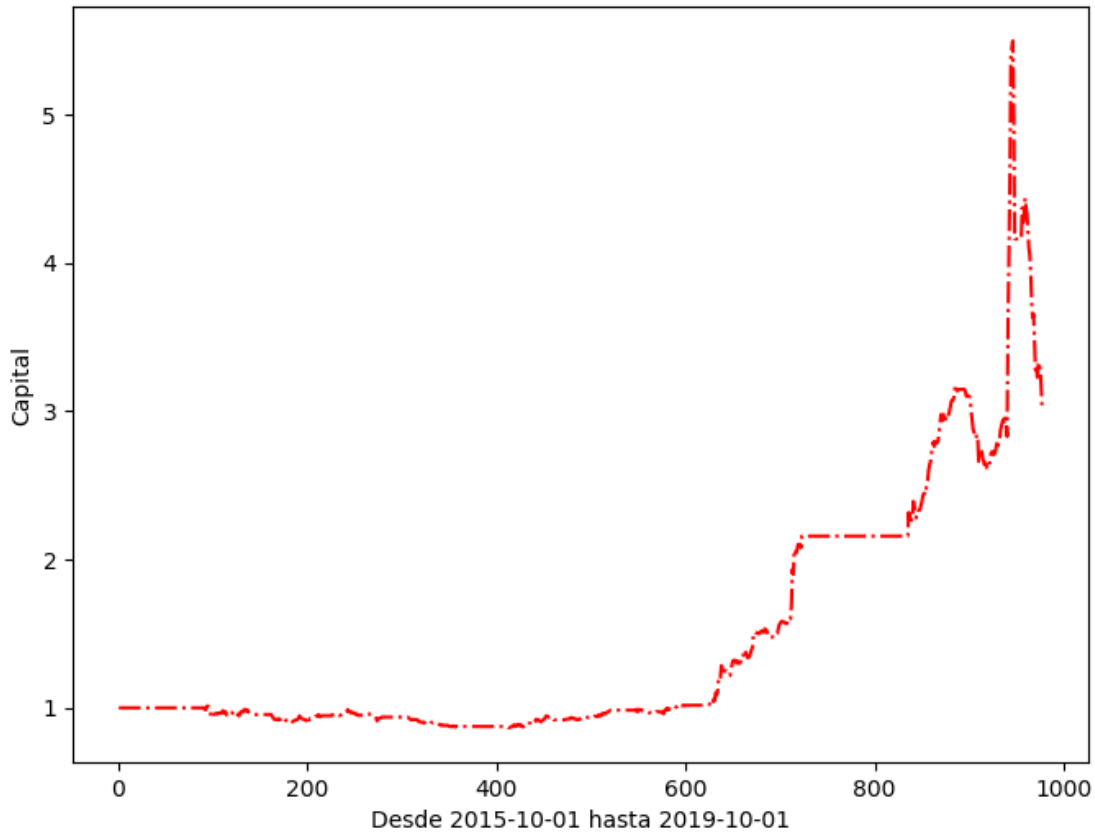
Otra parte de la estrategia consiste en elegir el par de contratos a utilizar, tanto el contrato cercano como del lejano. Esto se hace buscando el contrato más cercano que permita mantenerse en la posición deseada por la cantidad de días igual a "*holddays*" más los días mínimos antes de que expire el contrato definido en "*daysbeforeexpire*", ambos valores tomados de los parámetros ingresados. Una vez que se tiene el contrato cercano, se busca el más lejano que cumpla con la diferencia en meses definida en "*months*".

Luego, se definirán las fechas desde y hasta cuando se correrá el *backtesting* (dependiendo el set de datos las fechas podrían cambiar, para el caso del futuro de dólar se tienen datos desde el 2003-01-02 hasta el 2020-02-27). Si se ejecuta la estrategia con los siguientes parámetros: [21, 117, 5, 12, 'DLR'] desde el 2005-01-01 hasta el 2015-01-01 se obtiene un retorno promedio anual superior al doscientos por ciento. En el gráfico G4.7 se puede observar la curva de capital o *equity curve* generada por la estrategia durante ese periodo. Dicha curva representa gráficamente los resultados de las operaciones sumadas al capital inicial, lo que permite observar la evolución del portafolio a lo largo del tiempo.

Retorno Total	APR	Sharpe Ratio	Max. Perdida	Max. Duración Perdida (días)
201.40	0.33	1.15	248.30%	496

T4.3 Resultados *backtesting* estrategia *mean-reversion*

Curva de Capital Estrategia Mean-Reversion



G4.7 Curva de *Capital Calendar Spread*

Por último, un dato a tener en cuenta es que algunos futuros, especialmente sobre *commodities*, presentan estacionalidad (es importante no confundir dicho término con el visto anteriormente: “estacionariedad”) en sus precios. Por lo que para que un *calendar spread* en este tipo de futuros revierta a la media se debe ejecutar en ciertos meses del año (y entre determinados contratos).

El código con la lógica de la estrategia *calendar spread* se encuentra dentro del archivo *strategy_calendar_spread.py*. A continuación, serán presentados los resultados de ejecutar el *backtesting* de dicha estrategia.

Resultados *Backtesting*

Se definieron cinco periodos de tiempos para correr el *backtesting*, uno con el total de días disponibles para analizar (cuatro mil doscientos catorce días de *trading*) desde 2003-01-02 hasta 2020-02-27. Posteriormente se dividió el conjunto de datos históricos en cuatro periodos de cuatro años cada uno, representando los distintos gobiernos argentinos desde el 2003 hasta 2019. Esto responde a que durante cada periodo, el dólar fue uno de los activos que más volatilidad sufrió y por consiguiente el precio de los futuros también. Esto permite analizar el comportamiento de la estrategia en cada uno de los periodos y ver cuál fue su rendimiento. Al ejecutar la estrategia con varias combinaciones de los parámetros,

se generan resultados para mil doscientos escenarios (doscientos cuarenta por cada periodo de tiempo analizado).

Analizando los resultados del último periodo 2015-2019 se ve que la estrategia sufre grandes pérdidas que como se muestra en el gráfico G4.7 ocurren al final del año 2019, que fue el año donde se dispuso un “cepo cambiario” en Argentina, esto provocó que el precio de todos los futuros cayera considerablemente y que el retorno *roll* se cambie. Como la estrategia aquí presentada tiene periodos de *lookback* grandes no logra detectar tan rápido este cambio y ahí es donde la performance cae considerablemente.

La tabla completa con los resultados se puede encontrar en el Anexo C, donde cada fila representa la ejecución de la estrategia con el conjunto de parámetros y periodo de tiempo indicados.

Estrategias de Tendencias

Las estrategias que siguen tendencias en los precios se denominan *Momentum Strategies*, éstas tienen como objetivo encontrar tendencias en los precios de los activos y comprar o vender cuando la tendencia sea positiva o negativa de acuerdo a lo indicado. La dificultad en este tipo de estrategias es detectar el momento exacto donde comienza el *momentum* o la tendencia. De lo contrario, si no se administra correctamente, a pesar de haber encontrado la causa que genera una tendencia, podría ocurrir que se ingrese al mercado con precios caros y se mantenga la posición demasiado tiempo después que *momentum* termina. En general, se presupone que todos los activos tienen su *momentum*, sólo hay que saber encontrarlos a tiempo.

Es posible enumerar varios factores que pueden generar momentum en activos financieros. Los cuatro principales son:

1. Para el caso de los futuros, que persista el retorno *roll*, especialmente su signo.
2. La lenta difusión de nueva información.
3. El impacto de ventas o compras forzadas de ciertos fondos.
4. La manipulación del mercado por operadores de alta frecuencia (*High-Frequency*).

Los investigadores suelen clasificar el *momentum* en las series de precios de activos en dos tipos: *time-series momentum* y *cross-sectional momentum* (Chan, 2013). *Time-series momentum* es simple e intuitivo: los retornos en el pasado de una serie de precios están correlacionados positivamente con los retornos futuros, es decir, que es posible encontrar cómo se va a comportar el precio del activo mañana si se analiza sus precios históricos. Por otro lado, se encuentra el *cross-sectional momentum* que hace referencia a la performance relativa de una serie de precios en relación con otra serie de precios, esto implica encontrar relaciones entre dos series para determinar cómo se comportará una analizando el rendimiento de la otra, por ejemplo, si un activo siempre tuvo un mejor rendimiento que otro es probable que lo siga haciendo en el futuro y viceversa.

La estrategia de tendencia que será implementada en el proyecto trata de mantener una posición por periodos largos de tiempo, normalmente varios días, por lo que a este tipo de estrategias se les llaman “*interday*” o diaria, en contraste con las estrategias de más alta frecuencia denominadas “*intraday*” o intradiaria donde la posición se mantiene durante un corto periodo de tiempo, a veces milisegundos.

Coeficiente de Correlación de Pearson

Al igual que con las estrategias de tipo *mean-reversion*, es factible aplicar test estadísticos sobre las series de tiempos para detectar correlaciones entre los datos. Para esto se necesita construir un modelo lineal a partir de datos de diversas variables, para luego intentar identificar si están relacionadas o no. Es posible utilizar coeficientes para esto, uno de los más utilizados es el coeficiente de correlación lineal de Pearson, el cual nos ayuda a identificar qué variables nos sirven para nuestro modelo lineal y cuáles no. Siendo una herramienta importante para la toma de decisiones.

Este coeficiente sólo debe utilizarse para comparar variables cuantitativas y continuas. La siguiente es la fórmula para calcularlo:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (\text{F4.12})$$

No se entrará en detalles sobre la derivación de la fórmula F4.12, en caso de desear conocer cómo es la derivación matemática de la fórmula se podrá encontrar en la bibliografía (Benesty, Chen, Huang, & Cohen, 2011, pág. 37). El presente texto se enfocará únicamente en el uso práctico de dicho coeficiente. El valor del índice de correlación varía en el intervalo $[-1, 1]$, si este coeficiente es igual a uno 1 o -1 (o cercano a estos valores) significa que una variable es fruto de una transformación lineal de la otra. Lo que aplicado a series de tiempo implica que ambas series están correlacionadas. Teniendo una relación directa al tratarse de 1 (cuando una variable aumenta, la otra también), mientras que existirá una relación inversa al tratarse de -1 (cuando una variable aumenta la otra disminuye). Mientras que, Si $r = 0$ (o cercano a este valor) no existe relación lineal, aunque puede existir algún otro tipo de relación no lineal.

Desde el punto de vista del *trading*, es factible utilizar este coeficiente para detectar correlaciones entre dos series de tiempo, incluso si las series pertenecen al mismo activo, como se explicará más adelante. Si se consigue encontrar series que estén correlacionadas se podrá intentar desarrollar una estrategia para detectar eventos que inicien una tendencia, de esa forma generar ganancias al comprar cuando se detecta una tendencia positiva y vender cuando finalice y viceversa.

Tendencias en Series de Tiempo

Antes de analizar la estrategia a desarrollar, es necesario ver cómo sería posible medir el *momentum* en una serie de tiempo. Como se explicó previamente, en un *momentum* de tipo *time-series* los retornos pasados están correlacionados con los retornos en el futuro. Por lo tanto, si se cuenta con una serie de precios históricos se podría calcular el coeficiente de correlación de los retornos de un período en el pasado con los de otro período futuro, dentro de la misma serie, junto con el *p-value* (el cual representa la probabilidad de la hipótesis nula de que no estén correlacionados). Se utilizará el coeficiente de Correlación de Pearson para medir el grado de relación entre retornos pasados y futuros de la serie de precios *Spot* de Dólar.

Una de las variables que se deben definir antes de calcular el coeficiente es el periodo de tiempo a tener en cuenta para el cálculo de los retornos. Es decir, si el retorno de los últimos N -días está correlacionado con el retorno de los próximos M -días. En ocasiones, las correlaciones más positivas son entre retornos de diferentes ventanas de tiempo. Por esto se definieron varias ventanas de tiempo y calcular el coeficiente para todas las

combinaciones, de esta manera se podrá exponer cuáles combinaciones presentan los mejores resultados. En este proyecto se nombrará como periodo *lookback* a la ventana de *N*-días pasados y periodo *holding* a la ventana de *N*-días futuros que se utilizarán para calcular los retornos.

Por otro lado, si todo lo que se necesita saber de la serie de precios es si un retorno positivo es seguido por otro del mismo signo y no nos interesa la magnitud del movimiento, entonces se podría calcular la correlación solamente entre los signos de los retornos pasados y futuros. Además, si sólo se quiere saber si hay una tendencia de largo plazo en la serie sin ningún periodo de tiempo específico, entonces se puede utilizar el Exponente de Hurst junto con el test *Variance Ratio* para descartar la hipótesis nula de que se trata de una serie *Geometric Random Walk*. En este trabajo, se decidió tomar la primera opción y calcular las correlaciones entre distintas ventanas de tiempo de retornos pasados y futuros para encontrar las mejores combinaciones.

Al momento de realizar el cálculo de la correlación entre los retornos utilizando diferentes ventanas de tiempo es necesario tener en cuenta no solapar los datos que fueron utilizados para los cálculos. Si la ventana de *lookback* es mayor a la de *holding*, se deberá mover hacia adelante *N*-días iguales al periodo *holding* para generar el nuevo par de retornos. Y si la ventana de *holding* es superior a la de *lookback*, será necesario moverse hacia adelante los *M*-días de la ventana de *lookback*.

A continuación, se podrán observar los resultados obtenido en la tabla T4.4 al calcular el coeficiente de correlación sobre la serie histórica de precios *spot* de dólar que fueron descargados de la web de ROFEX. Cada fila representa una combinación de *lookback* y *holding* junto con el coeficiente y el *p-value*:

Lookback (días)	Holding (días)	Coeficiente de Correlación	p-value
1	1	0.0329	0.0327
1	5	-0.0033	0.8315
1	10	0.0363	0.0186
1	25	0.0431	0.0053
1	60	0.0291	0.061
1	120	0.0307	0.0496
1	250	0.0349	0.028
5	1	-0.0035	0.8201
5	5	-0.0247	0.4755
5	10	0.0905	0.0087
5	25	0.074	0.0323
5	60	0.0591	0.0891
5	120	0.066	0.0595
5	250	0.074	0.0375

10	1	0.0357	0.0209
10	5	0.0919	0.0077
10	10	0.1313	0.007
10	25	0.1029	0.0354
10	60	0.1109	0.0239
10	120	0.1058	0.0325
10	250	0.1117	0.0263
25	1	0.0437	0.0047
25	5	0.0739	0.0326
25	10	0.1307	0.0074
25	25	0.0092	0.9054
25	60	0.0325	0.678
25	120	0.107	0.1726
25	250	0.0926	0.2458
60	1	0.0303	0.0512
60	5	0.0611	0.0787
60	10	0.1129	0.0214
60	25	0.0688	0.3781
60	60	0.373	0.0015
60	120	0.2734	0.023
60	250	0.2726	0.0268
120	1	0.0308	0.0488
120	5	0.0656	0.061
120	10	0.105	0.0337
120	25	0.0839	0.2856
120	60	0.2684	0.0258
120	120	0.246	0.1544
120	250	0.2508	0.1592
250	1	0.0392	0.0136
250	5	0.0824	0.0205
250	10	0.1231	0.0142

250	25	0.1062	0.1829
250	60	0.2855	0.0201
250	120	0.2662	0.1343
250	250	0.2052	0.4458

T4.4 Coeficiente de correlación y *p-value* para diferentes combinaciones de *lookback* y *holding*

El código utilizado junto con el archivo *.cvs* con los datos históricos del *spot* se encuentran disponibles en el repositorio (archivos *test_momentum.py* y *DLR_Spot.csv* respectivamente). Analizando los datos de la tabla T4.4 se puede encontrar que las mejores ventanas de tiempos (mayor coeficiente junto con menor *p-value*) a utilizar son: (60, 60), (60, 250), (120, 60), (250, 60) donde el primer valor es el *lookback* y el segundo el *holding*. Lo más conveniente es concentrarse en las ventanas más pequeñas de *holding* ya que tienden a generar los mejores *Sharpe Ratios*.

Es necesario tener en cuenta que la serie de precios analizada, así como la mayoría de series de tiempos financieras, presentan características de tendencias y *mean-reversion* en diferentes ventanas de tiempos, especialmente cuando se analizan grandes periodos.

Estrategia *Momentum* sobre futuros

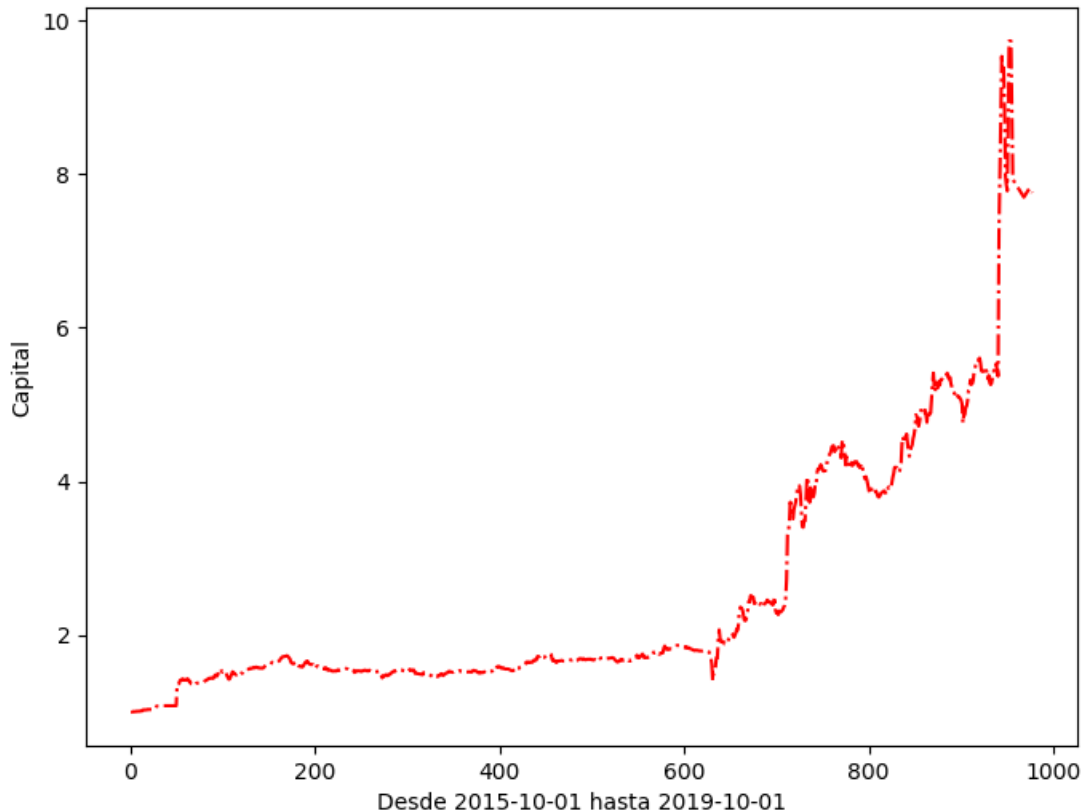
Una vez que se calcularon los coeficientes de correlación entre los retornos pasados y futuros del *spot* de dólar para diferentes ventanas de tiempo y encontraron tendencias en varias ventanas de tiempo con coeficientes altos y *p-values* bajos, se puede considerar este instrumento como un potencial candidato para realizar un *backtesting*. Al igual que se hizo con la estrategia *mean-reversion* anterior, se desarrolló una estrategia de tipo *momentum time-series* para operar contratos futuros.

La lógica de la estrategia *momentum* cuya implementación se propone en este proyecto, está basada en una estrategia simple de un artículo escrito por Moskowitz, Yao y Pedersen (2011), en el cual se expone la compra/venta de un contrato si el retorno de los últimos doce meses es positivo/negativo, para proceder a mantener la posición durante un mes y repetir el proceso. A diferencia de los periodos fijos utilizados por Moskowitz, Yao y Pedersen, la estrategia aquí expuesta tendrá en cuenta periodos variables al analizar los retornos y mantener la posición, que se configuran desde los parámetros al inicializarla.

Dichos parámetros para configurar la estrategia *momentum* son:

1. *Lookback*: ventana de tiempo definida en días que determina los *N*-días anteriores para calcular el retorno pasado.
2. *Holddays*: días que se va a mantener la posición de un contrato.

Curva de Capital Estrategia Momentum



G4.8 Curva de capital estrategia *momentum*

Existen muchas más posibilidades de señales de entrada (eventos que provocan tomar una posición *long* o *short* en un instrumento) además del indicador del “signo del retorno” que se está utilizando en la estrategia. Otras estrategias comúnmente utilizan como señal de compra cuando el precio alcanza o supera cierto valor objetivo. Por ejemplo, una estrategia clásica de tipo *momentum* llamada “regla de Alexander Filter”, explica que se debe comprar cuando el retorno diario supera un porcentaje predefinido, luego vender e ir corto si el precio se mueve hacia abajo al menos un porcentaje fijo sobre el último retorno (Fama and Blume, 1966).

Resultados *Backtesting*

De la misma manera que con la estrategia *mean-reversion* se ejecutó el *backtesting* de la estrategia *momentum* con combinaciones de *lookback* y *holdings* diferentes, junto con los mismos periodos de tiempo. Dando un total de veinticinco escenarios por cada periodo y ciento veinticinco en total.

Se puede observar que en épocas de mucha volatilidad cambiaria (2015-2019) la estrategia tiene sus mejores rendimientos llegando a obtener un retorno anual promedio del setenta y uno por ciento con un *Sharpe Ratio* igual a 1,68. Estos rendimientos se producen con ventanas cortas de tiempo de *lookback* y *holding*, lo cual es esperable, ya que la estrategia reacciona rápidamente ante cambios en el *spot* de dólar pudiendo aprovechar rápidamente las fluctuaciones de la moneda. Esto tiene su explicación en que, en épocas de mucha

volatilidad, el retorno *spot* es muy superior al retorno *roll* y aunque la curva *forward* del futuro está en *contango* (retornos *roll* negativos), las ganancias obtenidas por el retorno *spot* compensan dicha pérdida.

Por otro lado, la performance de la estrategia en los periodos más estables del dólar como 2003-2007 y 2007-2011 fue bastante mala llegando a perder el cien por ciento del capital inicial en la mayoría de los escenarios. De hecho, de los cincuenta escenarios ejecutados entre ambos periodos en treinta y siete se perdió todo el capital con el que inició la estrategia.

Por último, estas pruebas demuestran cómo las estrategias de tipo *momentum* pueden detectar rápidamente tendencias en los precios y si se utilizan en los contextos y con los instrumentos adecuados pueden generar retornos muy altos. La lista completa de casos junto con sus resultados se encuentra en el Anexo C.

Conclusiones Finales

El objetivo de este trabajo era determinar si es rentable implementar estrategias algorítmicas para el mercado argentino de derivados, analizando su performance y los factores que influyen en su rendimiento. Todo el análisis se hizo sobre el futuro de dólar, la razón de elegir este instrumento es que dicho activo es el que presenta mayor volatilidad en diferentes periodos de tiempo y esto permite observar con mayor claridad el comportamiento de las estrategias en diferentes contextos. Aunque tanto el sistema de *backtesting* desarrollado como las estrategias utilizadas se pueden utilizar para analizar otros activos de ROFEX (aunque dependiendo del futuro elegido se debe tener cuidado para no caer en el sesgo de los contratos continuos previamente analizados).

Estrategias diarias e intradiarias

Las dos estrategias que se analizaron para este trabajo son del tipo “*interday*” o diarias, lo que significa que toman y mantienen sus posiciones durante al menos un día. Además, estas estrategias suelen ejecutarse para tomar decisiones de trading una vez al día y dependiendo de la lógica, pueden pasar varios días sin realizar operaciones. En cambio, las estrategias “*intraday*” o intradiarias se manejan con horizontes de tiempo menores a un día, por lo que intentan cerrar toda la posición antes que finalice la rueda del mercado.

Una de las ventajas que se tienen al utilizar estrategias diarias en nuestro *backtesting*, es que los datos históricos diarios son mucho más fáciles de conseguir aunado al hecho de que suelen ser accesibles sin ningún costo; además no es necesario tener en cuenta las comisiones en el *backtesting* (aunque siempre es preferible hacerlo) ya que, al realizar pocas operaciones, los costos no deberían afectar los resultados del *backtesting*. En cambio, si se utilizaran estrategias intradiarias, este factor es crítico en su rendimiento; por ejemplo, una estrategia podría generar miles de órdenes en un mismo día y de no tener en cuenta las comisiones que se deberán pagar al momento de hacer el *backtesting* es posible pensar que la rentabilidad obtenida es muy favorable, aunque en la realidad los resultados serán distintos.

La gran desventaja de las estrategias diarias es que su rentabilidad normalmente es menor a la de estrategias intradiarias. Además, los periodos de espera para obtener rentabilidades significativas suelen ser grandes. En este sentido las estrategias intradiarias al tomar y cerrar posiciones durante el mismo día, están diseñadas para generar ganancias todos los días por lo que son notablemente más atractivas para los inversores.

Apalancamiento

En la parte dos del trabajo se explicó cómo funcionan los contratos derivados y las ventajas de apalancamiento que poseen dichos instrumentos. Para el caso del futuro de dólar la garantía que pide ROFEX es aproximadamente el diez por ciento del valor del contrato, por ejemplo, si se realiza la compra de un contrato de futuro de dólar (el cual es por un tamaño de mil dólares), ROFEX solicitará alrededor de ocho mil pesos en concepto de garantías para la posición más corta (datos sacados de la web de ROFEX en marzo 2020). Por lo que en principio un inversor podría apalancarse más de diez veces sobre su capital inicial si decide invertir todo, aunque claro está que el riesgo asociado a dicha posición es extremadamente importante.

En las estrategias analizadas en este proyecto no se tomó en cuenta este posible apalancamiento al momento de analizar el rendimiento de las mismas, pero de acuerdo a lo expresado anteriormente se podrían obtener mejores rendimientos si se utilizara dicho

apalancamiento. Un cálculo rápido muestra que, si se cuenta con un capital inicial de cien mil pesos y se utiliza para invertir en el futuro de dólar, se podría lograr un apalancamiento de doce veces a uno, aunque claro que el riesgo sería muy grande para dicha posición ya que un cambio de un peso en el precio de ajuste del futuro podría generar una pérdida de doce mil pesos en un solo día, más del diez por ciento del capital.

El sistema de *backtesting* que se desarrolló va llevando el margen requerido por la posición día a día, pero la estrategia no tiene en cuenta esto para decidir la cantidad de contratos en las órdenes que generan (aunque dicha modificación es factible de hacer).

Sesgo de Optimización

Como antes fue mencionado, las estrategias utilizadas en este trabajo son del tipo diarias, por lo que es necesario tener cuidado si se utilizan períodos *holding* muy grandes (tiempo en el que se mantiene la posición antes de cerrarla), ya que si se retiene la posición muchos días la estrategia podría generar pocas señales y se termine encontrando alguna combinación de los parámetros que obtendría resultados muy positivos en el *backtesting* pero que a la hora de operar en el mercado los retornos serían muy distintos. Esto sería un caso de sesgo de optimización como el aludido en la sección anterior.

Al realizar el análisis de las estrategias sobre el futuro de dólar se tomaron en cuenta datos desde enero de 2003 hasta febrero de 2020 (cuatro mil doscientos catorce días hábiles), por lo que los resultados obtenidos son notablemente robustos. Aunque es importante mencionar que, para el caso del análisis sobre los periodos de cuatro años con *holding* superiores a los ochenta días, se debería analizar la performance de la estrategia con los mismos parámetros en otros periodos para tener más evidencia de que los resultados son contundentes.

Consideraciones adicionales

Hay dos factores que se deben considerar al analizar los rendimientos que se obtuvieron en este trabajo.

Por un lado, al ejecutar el *backtesting* se está asumiendo que la estrategia consigue operar al mismo precio que envía la orden (el ajuste del día anterior), esto es poco probable que ocurra siempre. De todos modos, como se mencionó antes, el rendimiento de las estrategias diarias no se ve afectado por pequeños cambios en los precios ya que suelen mantener las posiciones durante grandes periodos de tiempo. Tener en cuenta este fenómeno en el sistema puede ser complejo, pero no imposible. Primero se debería ejecutar las estrategias en el mercado con datos reales registrando el ratio de órdenes enviadas contra la cantidad de órdenes que se lograron completaron al precio indicado. Luego se puede utilizar este ratio para simular el mismo comportamiento en el sistema de *backtesting* y operar ciertas órdenes a un peor precio para tener una mejor aproximación a la realidad.

Por otro lado, las órdenes que envía la estrategia tienen impacto en el precio mismo del futuro, algo que tampoco se tuvo en cuenta en el *backtesting*, ya que sólo sería necesario si se piensa operar grandes volúmenes o si el instrumento presenta poca liquidez, como es el caso de futuros sobre maíz, soja y trigo donde en algunas posiciones se observa que tienen pocos movimientos. Pero, a diferencia de estos últimos futuros, el futuro de dólar analizado no sólo es el más operado en ROFEX, por lo que su liquidez es muy alta, sino que también existe un contrato mayorista por cada posición con un tamaño de orden mínimo de mil contratos (nominal de un millón de dólares) utilizado por participantes que operan grandes volúmenes.

Teniendo en cuenta las consideraciones mencionadas anteriormente, este trabajo demuestra que si se encuentran las ideas correctas es factible desarrollar estrategias muy rentables e implementarlas en Argentina sin necesidad de ser un inversor institucional o poseer un gran capital.

Anexo A: Fuentes para encontrar ideas de *trading*

Libros

- *Harris, L. (2003). Trading & Exchanges. New York: Oxford University.*
- *Johnson, B. (2010). Algorithmic Trading and DMA: An introduction to direct access trading strategies. London: 4 Mieloma Press.*
- *Arnold, G. (2012). Financial Times Guide to the Financial Markets. Harlow: Pearson.*
- *Chan, E. P. (2009). Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business. New Jersey: Wiley.*
- *Chan, E. P. (2013). Algorithmic Trading: Winning Strategies and Their Rationale. New Jersey: Wiley.*
- *Narang, R. (2013). Inside The Black Box: The Simple Truth About Quantitative and High-Frequency Trading, 2nd Ed. New Jersey: Wiley Finance.*
- *Sinclair, E. (2008). Volatility Trading . New Jersey: Wiley Finance.*

Quant Blogs

- *MATLAB Trading - <http://matlab-trading.blogspot.co.uk/>*
- *Quantitative Trading (Ernest Chan) - <http://epchan.blogspot.com>*
- *Quantivity - <http://quantivity.wordpress.com>*
- *Quantopian - <http://blog.quantopian.com>*
- *Quantpedia - <http://quantpedia.com>*
- *Quantocracy - <http://www.quantocracy.com>*
- *Quant News - <http://www.quantnews.com>*
- *Algo Trading Sub-Reddit - <http://www.reddit.com/r/algotrading>*

Anexo B: Código Python

Todo el código desarrollado para este trabajo se encuentra disponible en un repositorio GIT público en la nube de Bitbucket.org. Se puede acceder y descargar todo el contenido desde el siguiente link: <https://bitbucket.org/fzanuso89/proyectofinalmfin>

Requerimientos

Para poder utilizar el sistema de *backtesting* es necesario tener instalado el intérprete de Python para poder correr el código. La versión del intérprete que se utilizó en este trabajo fue: Python 3.6. También se necesitan algunos paquetes adicionales para poder ejecutar parte del código, a continuación, se detallan las dependencias necesarias:

- Statsmodels v0.11.0
- Scipy v1.2.1
- Pandas v1.0.1
- Numpy v1.18.1
- Matplotlib v3.1.3
- Pyroflex v0.2.0

Se recomienda utilizar Anaconda (<https://www.anaconda.com/>) para instalar y administrar un ambiente de Python antes de ejecutar el código.

Estructura

El repositorio se encuentra dividido en dos partes:

- Sistema de *Backtesting* Automatizado: dentro de la carpeta ***AutomatedBacktesting*** se puede encontrar el código del sistema utilizado en el *backtesting* de las estrategias. La estructura del código se encuentra organizada de la siguiente manera:
 - *Main.py*: punto de inicio del sistema, donde se configuran todas las variables y parámetros para poder ejecutar las estrategias.
 - *Backtest*: contiene la lógica que administra los otros componentes de sistema, inicializa el portafolio, el *datahandler*, la estrategia y el *executionhandler*. Además, es el que se encarga de simular el proceso de *trading*.
 - *Datahandler*: se encarga de los datos de mercado, carga los precios históricos desde un archivo .csv y va actualizando los datos día a día a medida que el backtest se lo indica.
 - *Event*: contiene los eventos utilizados en el sistema.
 - *Executionhandler*: es el encargado de simular el envío de órdenes al mercado, y generar eventos cuando se completa la orden.
 - *Historic_csv*: contiene las series de precios históricos para varios futuros de ROFEX, por un lado, están los archivos descargados del CEM y por otro el archivo con los datos normalizados.
 - *Portfolio*: contiene la lógica que lleva la posición de la estrategia y calcula día a día el valor del portafolio. También es el encargado de generar los indicadores al finalizar el *backtesting*.
 - *Strategies*: aquí se encuentran las dos estrategias desarrolladas para este trabajo. A medida que se van simulando los días, las estrategias generan señales de compra o venta que luego son ejecutadas por el portafolio.

- *Utils*: contiene funciones para cálculos estadísticos que pueden utilizarse en cualquier estrategia.
- Código Proyecto Final: en la carpeta mFin se encuentran los códigos adicionales que se utilizaron en el trabajo. Donde se incluye el código para generar los gráficos, resultados de las tablas y cálculos mencionados en el trabajo.
- Resultados Backtesting.xlsx: este archivo contiene los resultados obtenidos del Backtesting de las estrategias.

Anexo C: Resultados *Backtesting*

Resultados Estrategia *Mean-Reverting*:

Holddays	Lookback	Days Before Expire	Months	Contract	Start	End	Days	Total Return	Sharpe Ratio	APR	Max Drawdown	Drawdown Duration
10	21	5	3	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.01	0.39	0	0.0119	199
10	21	5	5	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0161	0.46	0	0.0165	479
10	21	5	7	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0252	0.65	0.01	0.0185	832
10	21	5	9	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0461	1.15	0.01	0.0094	420
10	21	5	12	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0174	1.27	0	0.0027	222
21	21	5	3	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0045	0.19	0	0.0112	267
21	21	5	5	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0126	0.37	0	0.0121	479
21	21	5	7	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0196	0.53	0	0.0123	421
21	21	5	9	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0393	0.98	0.01	0.0094	420
21	21	5	12	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.01	0.51	0	0.0091	930
31	21	5	3	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	-0.0031	-0.13	0	0.012	932
31	21	5	5	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0058	0.16	0	0.0153	330
31	21	5	7	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0028	0.08	0	0.0176	930
31	21	5	9	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	0.0099	0.27	0	0.0204	747
31	21	5	12	DLR	2003-10-01	2007-10-01	1000	-0.0029	-0.27	0	0.0091	930
...												

Resultados Estrategia Momentum:

Lookback	Holding	Contract	Start	End	Trading Days	Total Return	Sharpe Ratio	APR	Max Drawdown	Drawdown Duration
25	1	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	0.0377	0.52	0.01	0.0298	451
25	5	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	0.0339	0.47	0.01	0.0254	434
25	60	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	0.002	0.04	0	0.037	874
25	120	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	0.0299	0.43	0.01	0.0317	287
25	150	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0573	-0.92	-0.01	0.0942	874
50	1	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0398	-0.53	-0.01	0.0581	874
50	5	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0347	-0.46	-0.01	0.0489	874
50	60	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0608	-0.84	-0.02	0.0609	1001
50	120	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0391	-0.54	-0.01	0.0555	1001
50	150	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0807	-1.29	-0.02	0.0929	845
75	1	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0866	-1.15	-0.02	0.0922	1001
75	5	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0721	-0.97	-0.02	0.0721	1001
75	60	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0608	-0.84	-0.02	0.0609	1001
75	120	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0391	-0.54	-0.01	0.0555	1001
75	150	DLR'	2003-10-01	2007-10-01	1002	-0.0397	-0.63	-0.01	0.0519	845
...										

La tabla completa con los resultados se encuentra en el archivo "Resultados Backtesting.xlsx" (disponible en el repositorio mencionado en el anexo B)

Bibliografía

- Benesty, J., Chen, J., Huang, Y., & Cohen, I. (2011). *Noise Reduction in Speech Processing*. Berlin, Germany: Springer-Verlag Berlin and Heidelberg GmbH & Co. KG.
- Chan, E. P. (2013). *Algorithmic Trading: Winning Strategies and Their Rationale*. New Jersey: Wiley.
- Galton, F. (1886). *Regression Towards Mediocrity in Hereditary Stature*. The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland Vol. 15.
- Harris, L. (2003). *Trading & Exchanges*. New York: Oxford University.
- Hull, J. C. (1997). *Options, Futures, and Other Derivatives*. Prentice Hall.
- Johnson, B. (2010). *Algorithmic Trading and DMA: An introduction to direct access trading strategies*. London: 4 Mieloma Press.
- Lewis, M. (2014). *Flash Boys: A Wall Street Revolt*. New York: W. W. Norton & Company.
- More, M. L. (2015). *Successful Algorithmic Trading: Applying the Scientific Method for profitable trading results*. Obtenido de Raw.Githubusercontent:
<https://raw.githubusercontent.com/englianhu/binary.com-interview-question/fcad2844d7f10c486f3601af9932f49973548e4b/reference/Successful%20Algorithmic%20Trading.pdf>
- Moskowitz, T. J., Ooi b, Y. H., & Pedersen, L. H. (2011). *Time series momentum*. ELSEVIER, Journal of Financial Economics.
- Treanor, J. (22 de Abril de 2015). The 2010 'flash crash': how it unfolded. *The Guardian*.
- Saariluoma, P. (1995). *Chess players' thinking: a cognitive psychological approach*. Routledge, New York: Psychology Press.