



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

**MARKET MAKING AUTOMATIZADO: APLICACIÓN Y *BACKTEST* DE UN MODELO DE
INVENTARIO EN EL MERCADO ACCIONARIO CHILENO**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

GONZALO ANDRÉS CAMPERO TAGLE

PROFESOR GUÍA:
CARLOS PULGAR ARATA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
CARLOS REYES RUBIO
LUIS MORALES VERA

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por:
Banchile Corredores de Bolsa

SANTIAGO DE CHILE
2022

MARKET MAKING AUTOMATIZADO: APLICACIÓN Y BACKTEST DE UN MODELO DE INVENTARIO EN EL MERCADO ACCIONARIO CHILENO

El presente trabajo muestra el desarrollo de investigación sobre una estrategia de *market making* automatizado aplicada a instrumentos del mercado accionario chileno.

De manera general, un *market maker* es un operador que actúa en el mercado como proveedor de liquidez, estableciendo simultáneamente órdenes de compra y de venta con el objetivo de ganar la diferencia de precios (*spread*), manejando de manera óptima el riesgo de inventario inherente.

Como una primera aproximación al problema se utiliza un modelo de inventario basado en la relación del inventario del *market maker* junto con parámetros de aversión al riesgo, volatilidad y liquidez del instrumento transado. La metodología para probar la estrategia se basa en el diseño de un *backtesting*, simulando el comportamiento intradía del mercado chileno a partir de *market data* en L1 (registro de actualización de mejores precios de compra y de venta) y transacciones ocurridas en la Bolsa de Comercio de Santiago.

A partir de los resultados obtenidos del *backtesting* se puede concluir que el modelo genera ingresos bajo parámetros de aversión al riesgo bajos, sin obtener resultados de gran magnitud en comparación con los montos transados. Por otro lado, se presentan mejoras a la forma de probar la estrategia, en busca de una simulación más cercana a las condiciones de mercado que ocurren en la realidad.

La investigación se estructura describiendo los antecedentes generales, estableciendo objetivos generales y específicos. Luego, se introducen conceptos relativos al mercado de renta variable, desde una visión general, pasando por la microestructura de mercado y el mercado accionario chileno. Luego, se define que es un *market maker* y los distintos tipos de modelos existentes que tratan de buscar un comportamiento óptimo en su actuar como ente proveedor de liquidez en el mercado, distinguiendo modelos basados en datos con modelos basados en inventario. Este último es en el que se enmarca la investigación, específicamente en el modelo desarrollado por (Guéant, Lehalle, y Fernandez-Tapia, 2013). En la siguiente sección se detalla la metodología a seguir, describiendo los tipos de datos disponibles, estimación de parámetros y forma de estimar ingresos, finalizando con los resultados, analizando los rangos en que se concentran los escenarios mediante estadísticas, apoyo gráfico e interpretación de las posibles causas de los resultados.

Tabla de Contenido

1. Antecedentes	1
1.1. Antecedentes Generales	1
1.2. Objetivos	2
1.2.1. Objetivo General	2
1.2.2. Objetivos Específicos	2
1.3. Expectativas	2
2. Introducción	4
2.1. Mercado de Renta Variable	4
2.1.1. Actores y Mercados	4
2.1.2. Microestructura de Mercado	5
2.1.3. <i>Trading</i> Electrónico, Algorítmico y de Alta Frecuencia	9
2.2. Mercado de Renta Variable Chileno	10
2.2.1. Tamaño, Componentes	10
2.2.2. Bolsas de Valores	11
2.2.3. Regulación	11
2.3. <i>Market Making</i>	12
2.3.1. Definición	12
2.3.2. Modelos	13
2.3.2.1. Modelo Avellaneda-Stoikov	14
2.3.2.2. Modelo Guéant-Lehalle-Fernandez Tapia	16
2.3.2.2.1.Comportamiento del Modelo y Parámetros	17
2.3.2.2.2.Escalamiento del Modelo	19
3. Metodología	20
3.1. Datos	20
3.1.1. Level 1 Market Data	20
3.1.2. Datos Transacciones Bolsa de Comercio de Santiago (BCS)	21
3.2. Selección de Papeles	22
3.3. Estimación y Escenarios	23
3.4. <i>Backtesting</i>	23
3.4.1. Diseño	23
3.4.2. Métricas Relevantes	27
4. Análisis de Resultados	28
4.1. Instrumentos	28
4.2. Parámetros Intensidad de <i>Trading</i>	29
4.3. Resultados <i>Backtesting</i>	30

4.3.1. Montos Transados	31
4.3.2. Profit & Loss	34
4.3.3. Retornos Diarios	37
4.3.4. Volatilidad Diaria	40
4.3.5. <i>Value at Risk</i>	42
5. Conclusiones	45
5.1. Resultados	46
5.1.1. Montos Transados e Ingresos	46
5.1.2. Retorno y Riesgo	46
5.2. Aspectos a Mejorar	46
5.2.1. Backtesting	46
5.2.2. Estrategia	48
5.3. Conclusiones Generales y Discusión	49
Bibliografía	50
Anexos	52
Anexo A - Parámetros de Intensidad de Trading	52
Anexo B - Montos Transados	58
Anexo C - Profit & Loss	60

Índice de Tablas

4.1.	<i>Realized Volatility de los Instrumentos Seleccionados</i>	29
4.2.	Montos transados escenario de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo	31
4.3.	Montos transados escenario de tres ATS ofertado y seis ATS de inventario máximo	32
4.4.	Montos transados escenario de seis ATS ofertado y nueve ATS de inventario máximo	32
4.5.	PnL Escenario de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo	34
4.6.	PnL Escenario de tres ATS ofertado y seis ATS de inventario máximo	34
4.7.	PnL Escenario de seis ATS ofertado y nueve ATS de inventario máximo	35
4.8.	PnL Escenarios Acotados de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo	37

Índice de Ilustraciones

2.1.	Libro de órdenes N°1	7
2.2.	Libro de órdenes N°2	7
2.3.	Libro de órdenes N°3	8
2.4.	Libro de órdenes N°3	8
2.5.	Esquema Funcionamiento Básico Modelo	19
3.1.	Ejemplo <i>re-sampleo</i>	21
3.2.	Diagrama General Lógica <i>Backtesting</i>	26
4.1.	Montos Transados Diarios Bolsa de Comercio de Santiago 2020 (CN)	33
4.2.	Escenarios de Montos Transados con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	33
4.3.	Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	35
4.4.	Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	36
4.5.	Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	38
4.6.	Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	39
4.7.	Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	39
4.8.	Escenarios Acotados de Retorno Diario con Tamaño de Orden de un ATS e Inventario Máximo de nueve ATS	40
4.9.	Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	41
4.10.	Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	41
4.11.	Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	42
4.12.	Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS	43
4.13.	Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	43
4.14.	Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	44
5.1.	Escenarios de Montos Transados Acumulado con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	58
5.2.	Escenarios de Montos Transados con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	59

5.3.	Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	60
5.4.	Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS	61
5.5.	Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	62
5.6.	Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS	63

Capítulo 1

Antecedentes

1.1. Antecedentes Generales

En las últimas décadas el sistema financiero ha vivido grandes cambios. Instrumentos cada vez más intrincados han provocado el estudio de técnicas de valorización más complejas. Crisis financieras han entregado lecciones sobre como tener una mejor gestión de riesgos. Por el lado comercial, las nuevas necesidades han decantado en soluciones cada vez más flexibles y dependientes de las tecnologías, creándose nuevas *fintech* en materias de financiamiento, inversión, ahorro, entre otros.

Uno de los aspectos que más ha cambiado en el tiempo es la forma en que se transan los activos financieros, en especial las acciones. En la década de los 70s, los actores principales que participaban en los mercados financieros eran las bolsas de valores, *market makers* designados, gestores de activos, *traders* propietarios e inversionistas *retail*, todo en base a sistemas manuales de negociación caracterizados por altos costos de transacción, baja rotación de activos, poca transparencia y alto riesgo dado que las decisiones eran basadas más en la intuición que en una metodología justificada. Los avances tecnológicos y la transformación a negociación electrónica han permitido la entrada de nuevos actores, fondos de inversión cuantitativos, *high-frequency traders* y nuevas bolsas de valores, los cuales han democratizado el acceso al mercado bursátil provocando una disminución de los costos de transacción, un aumento de la liquidez y mayor transparencia y rapidez en la difusión de la información, mejorando el proceso de formación de precios (Aldridge, 2012).

Los cambios mencionados se han visto alrededor de todo el mundo, aunque ha sido fundamentalmente más notorio en mercados más desarrollados como el de Estados Unidos y los mercados Europeos.

En el mercado financiero nacional es posible ver tendencias hacia la mayor tecnologización de las inversiones, esto mediante mejores plataformas online, la creación de *fintechs* y las inversiones sustentables ESG (LATAM, 2020). Por el lado de las actividades de corretaje de bolsa y *trading*, las tendencias apuntan a la relación con los clientes *re-*

tail o no institucionales, mediante aplicaciones y salida a mercados internacionales. Sin embargo, no se puede apreciar mayores avances en tecnologías relacionadas al trading algorítmico, más allá de estrategias básicas de arbitraje.

La mayor competitividad en los mercados y, en consecuencia, la disminución de los costos de transacción, ha llevado a una disminución de los márgenes de los *brokers* o corredores de bolsa, lo que ha derivado en una transición de un modelo de negocios basado en el cobro de comisiones por el concepto de operar las órdenes de los clientes hacia un modelo de cobro por proveer acceso a los sistemas de ejecución (*DMA*) y a un modelo de provisión de liquidez (*market making*) y facilitación de negocios (Aldridge, 2012).

Bajo el marco anterior, el trabajo a realizar se basa en el estudio de una estrategia de *trading* de *market making* para diversificar el portafolio de estrategias y fuentes de ingreso de una corredora de bolsa, anticipándose a cambios en la industria enfocados en el mayor uso de tecnología, cambios en la relación con los clientes *retail* e institucionales y tendencia a la baja en el cobro de comisiones, cumpliendo a su vez la normativa y regulación vigente.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Estudiar rentabilidad y factibilidad de establecer una estrategia de *market making* propietario automatizado en el mercado bursátil nacional.

1.2.2. Objetivos Específicos

En línea con el objetivo general, éste se puede desglosar en los siguientes objetivos:

- Identificar condiciones de un modelo para el mercado accionario chileno adecuadas para la aplicación de estrategia de *market making* propietario.
- Estimar los ingresos de un modelo de *market making* propietario automatizada mediante un modelo de la literatura.

1.3. Expectativas

Se espera que el trabajo entregue una primera aproximación del comportamiento de una estrategia de *market making* en el mercado accionario chileno sobre un subconjunto de instrumentos, obteniendo posibles ingresos, retornos y sus riesgos asociados, esperando que el desarrollo de estrategias de *market making* podrían fortalecer la liquidez del mercado nacional, estableciendo dinamismo y aumentando los actores presentes en las transacciones.

Por otro lado, se espera un aprendizaje en el desarrollo de herramientas de *backtesting*, incluyendo mejores prácticas para replicar el comportamiento del mercado, en un ambiente simplificado y de fácil cómputo.

Por último, se espera ser una contribución y dar una mayor comprensión del *trading* algorítmico en el mercado nacional.

Capítulo 2

Introducción

De manera de comprender de buena forma el funcionamiento del mercado accionario en el que está inmersa la estrategia, se presenta una caracterización, tanto a nivel general, como también el caso chileno, de los principales componentes de éste como lo son los actores involucrados, etapas, microestructura, regulación, entre otros.

2.1. Mercado de Renta Variable

2.1.1. Actores y Mercados

Considerando el mercado financiero en general, ya sean los mercados de renta variable, renta fija, *commodities*, divisas, derivados y demás, los actores se clasifican en dos grandes grupos, el *buy side* y el *sell side*. El primero hace referencia a las entidades que adquieren o levantan capital con el objetivo de invertirlo, transando instrumentos a través de los servicios de intermediación proveídos por el *sell side*, de manera de obtener un retorno en el tiempo para sus aportantes. En las entidades del buy side se pueden encontrar a empresas no financieras, inversionistas institucionales (*asset management*: fondos mutuos y de inversión, fondos de pensiones, empresas de seguros, entre otros) e inversionistas *retail* (individuos y/o inversionistas no profesionales). Por otro lado, en el sell side se pueden encontrar a *brokers/dealers* (corredores de bolsa/intermediarios por cuenta propia), banca de inversión y firmas de *day trading* y *trading* propietario (operaciones de corto plazo), aunque muchas veces estas funciones se concentran en una sola empresa (Williams, 2011).

El mercado puede ser dividido en dos “instancias” o dos etapas de la “vida” de los activos: el mercado primario, referido a la emisión de acciones (fracción de propiedad de la empresa) y bonos (deuda) para el levantamiento de capital, y el mercado secundario, aquel en donde se transan estos instrumentos ya emitidos y sus derivados. En éstos existen dos tipos de negociación o métodos de intercambio, el OTC u *over-the-counter*, donde las partes negocian de manera directa y, por otro lado, a través de bolsas de valores o *exchanges*, las cuales facilitan el intercambio de instrumentos listados concentrando las órdenes ingresadas por agentes autorizados (corredores de bolsa), siendo un punto de encuentro entre compradores y vendedores. En el caso de las acciones, la mayor parte se realiza a través de bolsas de valores las cuales varían en su funcionamiento. Algunos

ejemplos de bolsas de valores en el mundo: *New York Stock Exchange* (NYSE), *National Association of Securities Dealers Automated Quotation* (NASDAQ), *London Stock Exchange* (LSE), *Bolsa de Valores de Sao Paulo* (B3), *Bolsa de Comercio de Santiago* (BCS), *Bolsa Electrónica de Chile* (BEC).

2.1.2. Microestructura de Mercado

La microestructura de mercado está relacionada con el diseño y estructura de mercado, el estudio de los mecanismos en que se generan las transacciones y el análisis de los costos de transacción incurridos.

Los modelos relacionados a esta área tienden a clasificar a los actores según la información que poseen y como transan en el mercado. En la primera categoría se pueden encontrar a los *traders* informados, aquellos que se asume que poseen información privada que les permite determinar el valor “verdadero” de un activo, y los *traders* de liquidez, aquellos que transan dado que deben reajustar sus portafolios o porque necesitan flujo de caja, como por ejemplo, los fondos mutuos ante aportes o rescates de capital. Por otro lado, según como transan los actores se los divide en activos y pasivos. Los *traders* activos demandan liquidez, buscando rapidez en la ejecución de sus órdenes, impactando el precio en la dirección de su demanda/oferta (si compran aumentan los precios, si venden bajan los precios), mientras que los pasivos proveen liquidez y estabilizan los precios (Johnson, 2010). Detalles de las órdenes que utilizan cada uno de estos se explicará más adelante.

La liquidez es referida como la facilidad de transar un activo en algún mercado específico, convirtiendo éste en dinero o viceversa, sin afectar de gran manera su precio. Ésta puede ser caracterizada por (Johnson, 2010):

- *Profundidad o Depth*: cantidad de cierto activo que es ofrecida en el mercado para compra y venta. Mayor profundidad favorece la posibilidad de transar grandes cantidades sin impactar de gran manera en los precios.
- *Bid-Ask Spread*: en términos absolutos, representa la diferencia o distancia entre los precios de compra y los de venta. Se le llama *bid* al precio al cual se ofrece comprar un activo, mientras que se le llama *ask* u *offer* al precio que pide un vendedor. Al mejor precio de compra (precio más alto de las órdenes de compra) se le llama *Best Bid*. Análogamente, al mejor precio de venta (precio más bajo de las órdenes de venta) se le llama *Best Ask*. En un instante t :

$$Spread_t = BestAsk_t - BestBid_t$$

. En términos relativos, esta diferencia se expresa como la diferencia sobre el *Best Bid*:

$$Spread_t(\%) = \frac{BestAsk_t - BestBid_t}{BestBid_t} * 100$$

- Resiliencia: capacidad y rapidez del mercado para recuperarse de un *shock* de oferta o demanda.

El funcionamiento de los mercados varía por diversos factores, ya sea por los activos que se transan, la tecnología utilizada, su locación, entre otros. Los mercados pueden ser clasificados según el mecanismo como se transan los activos y la frecuencia de estas transacciones.

Se dice que un mercado es *quote-driven* cuando los compradores/vendedores deben transar exclusivamente contra un *dealer* o *market-maker*, el cual establece precios de compra y venta (*bid* y *ask*) y sus respectivas cantidades. Los *traders* aceptan el *bid* al vender y el *ask* al comprar que ofrece el *market-maker*. Por otro lado, los mercados *order-driven* permiten a los participantes establecer órdenes de compra y venta, las cuales se van recopilando en un libro de órdenes y son calzadas según prioridad de precio, tiempo y cantidad (Johnson, 2010). Las órdenes que componen los mejores precios (*Best Bid* y *Best Ask*) se les llama *Top of the Book* (ToB) o puntas. Si bien las órdenes pueden tener muchas instrucciones específicas incluidas en su contenido, éstas pueden ser clasificadas de manera general en dos tipos:

- Orden a Mercado o *Market Order*: orden al mejor precio disponible en el mercado. Una orden de compra a mercado se ejecuta al *Best Ask*, mientras que una orden de venta se ejecuta al *Best Bid*. Este tipo de órdenes asegura ejecución, pero no asegura el precio al cual se transa.
- Orden Limitada o *Limit Order*: orden con un precio establecido el cual no puede ser superado. En el caso de las órdenes de compra, se establece un *bid*, el cual se ejecuta si llega una orden a ese precio o menor. Por el lado de la venta, se establece un *ask* u *offer*, el cual se ejecuta si llega una orden a ese precio o mayor. Si una orden limitada es ingresada con un precio igual o mejor a la punta contraria ésta se comporta como una orden a mercado hasta el precio al cual fue limitada, respetando el precio de las órdenes precedentes.

El libro y las llegadas de las órdenes pueden ser ejemplificadas a partir de las siguientes ilustraciones donde la situación inicial ($T=0$) muestra un libro de órdenes de la acción XYZ con *Best Bid* de \$98, *Best Ask* de \$100, y, por ende, un *Bid-Ask Spread* de \$2 (2,04 %):

1. Llegada de una orden limitada de venta por 100 acciones de XYZ a un precio de \$102. Orden se ubica al final de la cola de prioridad de órdenes de venta dado que su precio es peor (precio mayor) a las órdenes de venta existentes.

T=0			T=1		
Nemotécnico	Precio	Cantidad	Nemotécnico	Precio	Cantidad
XYZ	101	300	XYZ	102	100
XYZ	100	80	XYZ	101	300
XYZ	98	300	XYZ	100	80
XYZ	97	200	XYZ	98	300
XYZ	93	10	XYZ	97	200
			XYZ	93	10

Figura 2.1: Libro de órdenes N°1

2. Llegada de una orden limitada de compra por 50 acciones de XYZ a un precio de \$99. Orden se ubica al tope de prioridad de órdenes de compra dado que su precio es mayor a las órdenes de compra existentes. Best Bid se actualiza a \$99 y *Bid-Ask Spread* pasa a ser de \$1 (1,01 %).

T=1			T=2		
Nemotécnico	Precio	Cantidad	Nemotécnico	Precio	Cantidad
XYZ	102	100	XYZ	102	100
XYZ	101	300	XYZ	101	300
XYZ	100	80	XYZ	100	80
XYZ	98	300	XYZ	99	50
XYZ	97	200	XYZ	98	300
XYZ	93	10	XYZ	97	200
			XYZ	93	10

Figura 2.2: Libro de órdenes N°2

3. Llegada de una orden a mercado de compra por 100 acciones de XYZ. Orden es calzada con orden limitada de venta a precio de \$100 por 80 acciones y con orden limitada de venta a precio de \$101 por las 20 acciones restantes. *Best Ask* se actualiza a \$101 y *Bid-Ask Spread* pasa a ser de \$2 (2,02 %).

T=2			T=3		
Nemotécnico	Precio	Cantidad	Nemotécnico	Precio	Cantidad
XYZ	102	100	XYZ	102	100
XYZ	101	300	XYZ	101	280
XYZ	100	80			
XYZ	99	50	XYZ	99	50
XYZ	98	300	XYZ	98	300
XYZ	97	200	XYZ	97	200
XYZ	93	10	XYZ	93	10

Figura 2.3: Libro de órdenes N°3

4. Llegada de una orden limitada de venta por 1000 acciones de XYZ a un precio de \$96. Al cruzar la punta contraria, orden de venta es calzada con todas las órdenes de compras existentes, avanzando a medida que se completan las cantidades de cada nivel hasta el precio determinado, produciendo las siguientes transacciones:

- Transacción de 50 acciones a \$99.
- Transacción de 300 acciones a \$99.
- Transacción de 200 acciones a \$97.

lo que se traduce en un precio promedio de ejecución (ponderado por cantidad) de \$97,72. *Best Ask* se actualiza a \$96 (quedando 450 acciones de la orden sin ejecutar), *Best Bid* se actualiza a \$93 y *Bid-Ask Spread* pasa a ser de \$3 (3,22%).

T=3			T=4		
Nemotécnico	Precio	Cantidad	Nemotécnico	Precio	Cantidad
XYZ	102	100	XYZ	102	100
XYZ	101	280	XYZ	101	280
			XYZ	96	450
XYZ	99	50			
XYZ	98	300			
XYZ	97	200			
XYZ	93	10	XYZ	93	10

Figura 2.4: Libro de órdenes N°3

El mínimo incremento/disminución del precio de una acción permitido en una orden se llama *tick size* y varía según el *exchange* en el cual se transa. A modo de ejemplo, una acción con un *tick size* de \$0,01 tendría precios de la forma: \$99,99, \$100,00, \$100,01 y así sucesivamente.

Es importante destacar que los *exchanges* ofrecen la posibilidad de restringir la visibilidad de las órdenes de manera de disimular las intenciones de compra/venta de gran tamaño, por lo que es posible que la cantidad visualizada en cada nivel del libro (*display quantity*) sea menor a la que realmente existe.

A nivel de datos, se dice que se posee *market data* en L1 (*Level 1*) cuando solamente se tienen datos sobre el ToB (puntas). Por otro lado, *market data* en L2 (*Level 2*) hace referencia a los datos sobre todo el libro de órdenes visible.

Volviendo al tema de la liquidez, y a partir del conocimiento del libro de órdenes, las principales variables medibles son los volúmenes transados, el *bid-ask spread*, la volatilidad de los precios y las cantidades ofertadas (Lehalle y Laruelle, 2018).

2.1.3. Trading Electrónico, Algorítmico y de Alta Frecuencia

El término *trading* electrónico hace referencia al uso de plataformas electrónicas con conexión a *exchanges* y redes de comunicación para la transacción de valores de renta variable, renta fija, divisas y sus derivados.

El *trading* algorítmico se refiere a un modelo computarizado de un conjunto de reglas requeridas para trabajar una orden de una manera específica (Johnson, 2010). Este se puede dividir tanto en un conjunto de reglas que generen señales para una estrategia de *trading*, como también para la ejecución óptima de órdenes, reduciendo los costos de transacción, en los que se puede encontrar algoritmos comunes como VWAP (*Volume Weighted Average Price*), TWAP (*Time Weighted Average Price*), POV (*Percentage of Volume*) e IS (*Implementation Shortfall*), los cuales buscan un menor impacto en los precios de mercado y una participación en línea con el volumen transado al momento.

El *trading* de alta frecuencia, o *High Frequency Trading*, es un término usado para agrupar a un diverso grupo de estrategias que se caracterizan por utilizar algoritmos para tomar decisiones con respecto a creación y ejecución de órdenes, utilizando tecnología de baja latencia y conexiones de alta velocidad, todo esto apoyado por modelos de *trading* cuantitativo determinados por períodos bajos de mantención de posición, donde la compra y posterior venta (y viceversa) de un activo pueden estar comprendidas durante un día, horas, minutos o incluso segundos (Aldridge, 2012). Las principales estrategias se dividen en las siguientes clases (Aldridge, 2012):

- Arbitraje: estrategias basadas en desviaciones de precio entre activos y arbitraje estadístico basado en relaciones de largo plazo entre variables.
- *Trading* Direccional basado en Eventos: identificación de tendencias de corto plazo en base a eventos como noticias, anuncios sobre resultados y estados financieros, entre otros.
- *Market Making* Automatizado: estrategia basada en proveer liquidez en los mercados.

Sobre esta última clase de estrategias se ahonda en secciones posteriores dado el objetivo de esta investigación.

2.2. Mercado de Renta Variable Chileno

2.2.1. Tamaño, Componentes

El mercado accionario chileno es el tercero en capitalización de mercado en los países latinoamericanos, después de México y Brasil (OECD, 2019):

Mercado	Capitalización de Mercado (2017 - USD Millones)
Bolsa de Valores de Sao Paulo	954.711,1
Bolsa Mexicana de Valores	417.021,6
Bolsa de Comercio de Santiago	294.675,8
Bolsa de Valores de Colombia	121.477,1
Bolsa de Comercio de Buenos Aires	108.739,9
Bolsa de Valores de Lima	99.218,6

El mercado accionario chileno es relativamente ilíquido, donde si bien sus *spreads* han ido a la baja, su alta concentración de transacciones en un grupo pequeño de papeles y la concentración de la propiedad de acciones limitan el *free float*, es decir, el porcentaje de acciones de una empresa que se transan habitualmente en bolsa (Brandao-Marques, 2016), y, por lo tanto, aumenta el costo de transar.

Un índice accionario o bursátil es una medida que busca reflejar la variación en el tiempo de un conjunto de instrumentos. En Chile, el principal índice para monitorear el mercado es el IPSA (Índice de Precio Selectivo de Acciones), el cual considera las 30 acciones con mayor presencia bursátil. Al año 2021, los componentes de este índice (Indices, 2021):

- AESANDES
- AGUAS-A
- ANDINA-B
- BCI
- BSANTANDER
- CAP
- CCU
- CENCOSUD
- CENCOSHOPP
- CHILE
- CMPC
- COLBUN
- CONCHATORO
- COPEC
- ECL
- ENELAM
- ENELCHILE
- ENTEL
- FALABELLA
- IAM
- ITAUCORP
- MALLPLAZA
- PARAUCO
- RIPLEY
- SECURITY
- SMU
- SONDA
- SQM-B
- VAPORES

2.2.2. Bolsas de Valores

Actualmente en Chile existen dos bolsas de valores, la *Bolsa de Comercio de Santiago*¹ (BCS) y la *Bolsa Electrónica de Chile*² (BEC). En términos de participación de mercado en transacciones de renta variable, estas difieren en gran magnitud, siendo la BCS el *exchange* más grande en montos transados³ con \$28.903.424 millones de pesos (~93% del *marketshare*) durante el año 2020 (Bolsa de Comercio de Santiago, 2020), en comparación con la BEC con aproximadamente \$2.018.552 millones de pesos transados durante el mismo período en el mismo apartado (Bolsa Electrónica de Chile, 2021).

2.2.3. Regulación

En Chile, el mercado financiero se encuentra regulado por una serie de normativas, destacando la Ley N°18.045 del Mercado de Valores, la cual abarca los instrumentos de oferta pública de valores, los intermediarios, las bolsas de valores y las sociedades anónimas, la Ley N°18.046 de Sociedades Anónimas, la Ley N°20.712 y la Norma de Carácter General N°365 sobre administración de fondos de terceros y carteras individuales y la Ley N°19.913 de la prevención de lavado de activos en el mercado de valores.

¹ <https://www.bolsadesantiago.com/>

² <https://www.bolchile.com/>

³ Operaciones en el mercado de acciones dentro y fuera de rueda con condiciones de liquidación T (Pagadera Hoy), T+1 (Pagadera Mañana) y T+2 (Contado Normal)

La institución a cargo de la fiscalización y velar por el cumplimiento de la mencionada ley es la Comisión para el Mercado Financiero (CMF), creada bajo el alero de la Ley N°21.000.

Uno de los aspectos diseñados para dinamizar el mercado chileno es el artículo 107 de la Ley de Impuesto a la Renta⁴ (107 LIR), el cual deja exento de tributación a las ganancias de capital generadas por la enajenación de acciones que:

- Posean presencia bursátil, es decir, que en más del 25% de los últimos 180 días hayan transado más de 1000 UF (Bolsa de Comercio de Santiago, 2019).
- Tengan un *market maker*, en las condiciones que establece la norma.

En el caso de la institución auspiciante, al ser en parte de propiedad un banco estadounidense, ésta se rige por la llamada *Volcker Rule (Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act)*, la cual prohíbe a los bancos de participar en actividades de trading propietario de corto plazo, esto tras los eventos que desencadenaron la crisis *subprime* del 2008. De esta regla se excluyen las actividades de *market making* (America y of Representatives of the United States of, 2010), lo cual respalda el estudio de una estrategia de este tipo.

2.3. *Market Making*

2.3.1. Definición

Se cataloga de *market maker* o *dealer* a una firma que continuamente ofrece compra y venta de un determinado instrumento, bajo cuenta propia, otorgando liquidez al mercado ganando el *bid-ask spread* (Investopedia, 2020).

Los factores principales que debe tomar en cuenta un *market maker* a la hora de establecer precios y cantidades son (Guéant et al., 2013):

- Probabilidad de Ejecución y *Spread*: la probabilidad de ejecución de órdenes de un *market maker* depende directamente del *spread* que ofrece en el mercado. En el papel, un mayor *spread* implica mayores ganancias, pero a su vez, una menor probabilidad de ejecución.

⁴ <https://www.bcn.cl/leychile/navegar?idNorma=6368>

- Riesgo de Inventario: al comprar y vender un determinado instrumento el *market maker* establece posiciones (cantidad de acciones en propiedad o en venta corta⁵) que se ven afectadas a riesgo de mercado, es decir, a variaciones en sus precios.
- Selección Adversa: desbalance en la posición del *market maker* (acumulación de compra o de venta) generada por la presencia de *traders* informados que esperan que el precio suba/baje, llevando al *market maker* a liquidar su posición a peores precios.
- Incentivos: algunos *exchanges* entregan incentivos monetarios (*rebates/maker taker fees*) a las firmas que provean liquidez por cada orden limitada ingresada al libro de órdenes.

La actividad de *market maker* puede ser realizada como un servicio, ya sea contratado por un *exchange* o por un *emisor*, como también como una estrategia por cuenta propia, en lo cual se enmarca este trabajo.

2.3.2. Modelos

El estudio y modelamiento del comportamiento óptimo de un *market maker* es de gran interés en la literatura. Éste se divide principalmente en dos tipos de modelos (Aldridge, 2012):

- Modelos basados en inventario: modelos que buscan gestionar de manera óptima el inventario del *market maker* tomando en cuenta variables como liquidez del papel, volatilidad, tiempo para el cierre de la sesión, entre otros.
- Modelos basados en información: modelos de datos que toman en cuenta patrones de mercado, eventos, flujos y transacciones para optimizar el proceso de *market making* y el control de la demanda/oferta.

Dado que los modelos basados en información necesitan una gran cantidad de datos y de difícil acceso (*tick data* de alta frecuencia en L2, ratios financieros, noticias y eventos, registro en línea de accionistas, entre otros) hace sentido estudiar este tipo de estrategia, en primera instancia, con un modelo basado en inventario con foco en el riesgo de mercado asociado, de manera de entender el comportamiento esperado y la justificación de éste.

⁵ Venta corta se refiere a la operación de vender un instrumento sin ser dueño de éste. Esta operación se realiza generalmente arrendando el instrumento a un individuo o firma bajo una prima y una fecha determinada de devolución.

El planteamiento general de los modelos de inventario están basados en el modelo de Avellaneda-Stoikov (Avellaneda y Stoikov, 2008), donde en base a un proceso de maximización de la utilidad esperada, modelamiento de precios según un movimiento browniano y cálculo de probabilidad de ejecución de una orden, llegan a fórmulas cerradas y de fácil cálculo aplicables al problema. Del mismo modo, este planteamiento ha sido extendido a distintas variantes. Una de éstas es el modelo planteado por Guéant, Lehalle y Fernandez-Tapia (Guéant et al., 2013) donde incorporan restricciones de inventario límite, lo cual estaría más ajustado a la realidad del mercado accionario.

2.3.2.1. Modelo Avellaneda-Stoikov

El modelo de Avellaneda-Stoikov (Avellaneda y Stoikov, 2008) estudia el establecimiento óptimo de órdenes de compra y venta en un libro de órdenes para un *market maker* que tiene que lidiar con el riesgo de inventario generado por la incerteza en el valor del activo a transar.

La incerteza del valor del activo se refleja a partir de su precio medio o *midprice*, es decir, el promedio entre el *Best Bid* y el *Best Ask*, el cual se modela:

$$dS_t = \sigma dW_t$$

donde S representa el precio, W movimiento browniano sin *drift* y σ la volatilidad del proceso. El *market maker* maximiza una función de utilidad esperada exponencial de su P&L (*profit & loss*) para un tiempo terminal T :

$$\begin{aligned} v(x, s, q, t) &= E_t[-e^{-\gamma(x+qS_T)}] \\ &= E_t[-e^{-\gamma x - \gamma q S_T}] \\ &= E_t[-e^{-\gamma x} e^{-\gamma q S_T}] \\ &= -e^{-\gamma x} E_t[-e^{\gamma q S_T}] \\ &= -e^{-\gamma x} e^{-\gamma q s} e^{\frac{\gamma^2 q^2 \sigma^2 (T-t)}{2}} \end{aligned}$$

con x el presupuesto o riqueza inicial del individuo, q la cantidad de acciones al final del período y γ una medida de aversión al riesgo⁶. Por otro lado, se definen los precios de compra y venta (*bid* y *ask*) de reserva como aquellos en los que el agente es indiferente entre su portafolio actual y uno con una acción más en el caso de la compra, o con una acción menos en el caso de la venta:

$$\begin{aligned} v(x - r^b(s, q, t), s, q + 1, t) &= v(x, s, q, t) \\ v(x + r^a(s, q, t), s, q - 1, t) &= v(x, s, q, t) \end{aligned}$$

⁶ Expansión a partir de la función generadora de momentos de una distribución normal

donde r^b representa el precio de una orden limitada de compra (*bid*) y r^a el de una orden limitada de venta (*ask*). Juntando estas ecuaciones con la utilidad del *market maker*, los precios de reserva:

$$r^b = s + (1 - 2q) \frac{\gamma \sigma^2 (T - t)}{2}$$

$$r^a = s + (-1 - 2q) \frac{\gamma \sigma^2 (T - t)}{2}$$

Tomando el promedio simple entre ambas:

$$r = s - q \gamma \sigma^2 (T - t)$$

se obtiene un ajuste del *midprice* que se ve modificado según el inventario que posee el *market maker*, la volatilidad del papel, el grado de aversión al riesgo y el tiempo restante de la sesión (cierre del mercado u otro horario objetivo). De esta manera, es posible ver de forma rápida una dependencia directa al inventario del *market maker*, donde al tener posiciones largas ($q > 0$) el precio de indiferencia estará bajo el *midprice* demostrando la disposición a liquidar su posición a menor precio.

El modelamiento también considera la probabilidad de ejecución de las órdenes o intensidad de *trading*, modelado como un proceso de Poisson donde la intensidad depende de la distancia δ en precio de las órdenes de compra/venta al *midprice* ($\lambda^b(\delta_b)$ y $\lambda^a(\delta_a)$) (a mayor distancia del precio medio menor la probabilidad de una orden de ejecutarse):

$$\lambda(\delta) = A e^{-k\delta}$$

con k representando la liquidez del instrumento. Incorporando este componente estocástico al presupuesto e inventario final del *market maker* los autores resuelven el problema mediante programación dinámica, obteniendo:

$$s - r^b(s, q, t) = \delta^b - \frac{1}{\gamma} \ln \left(1 - \gamma \frac{\lambda^b(\delta^b)}{\partial \lambda^b / \partial \delta(\delta^b)} \right)$$

$$r^a(s, q, t) - s = \delta^a - \frac{1}{\gamma} \ln \left(1 - \gamma \frac{\lambda^a(\delta^a)}{\partial \lambda^a / \partial \delta(\delta^a)} \right)$$

Al realizar una expansión asintótica alrededor de q cuando el inventario es cercano a 0 se obtiene la siguiente fórmula cerrada sobre el *spread* óptimo que debería tener el *market maker* en sus órdenes:

$$\delta^a + \delta^b = \gamma \sigma^2 (T - t) + \frac{2}{\gamma} \ln \left(1 + \frac{\gamma}{k} \right)$$

A partir de la fórmula se puede apreciar como:

- El *spread* disminuye al acercarse el final de la sesión, denotando la necesidad de liquidar el inventario para evitar riesgo *overnight*.

- A mayor volatilidad del activo mayor el *spread* óptimo dada la mayor probabilidad de ejecución de órdenes alejadas del *midprice*.
- A mayor aversión al riesgo menor *spread*, buscando liquidar el inventario rápidamente a precios competitivos.

2.3.2.2. Modelo Guéant-Lehalle-Fernandez Tapia

El modelo de Avellaneda y Stoikov considera un establecimiento continuo de órdenes, sin considerar niveles límites de inventario. Esto tendría sentido en *exchanges* que pagaran *rebates* por establecer órdenes limitadas, aún cuando estén a un precio con una probabilidad muy baja de ejecutarse (*rebate arbitrage*⁷), las cuales podrían compensar el riesgo de poseer un inventario muy abultado.

El modelo de Guéant, Lehalle y Fernandez-Tapia (Guéant et al., 2013) tratan de resolver el problema de manejo óptimo de un *market maker*, tomando como base el modelo de Avellaneda-Stoikov, pero añadiendo una restricción de inventario, tomando el supuesto de que si el *market maker* supera un inventario Q , nunca ingresará una orden de compra al mercado. Del mismo modo, si posee una posición corta superior, en términos absolutos, a $-Q$, nunca ingresará una orden de venta.

Al igual que en el modelo anterior, los autores resuelven el problema mediante programación dinámica, añadiendo las restricciones anteriormente mencionadas, llegando a las siguientes fórmulas para precios de órdenes de compra/venta:

$$\delta^b(t, q) = \frac{1}{k} \ln\left(\frac{v_q(t)}{v_{q+1}(t)}\right) + \frac{1}{\gamma} \ln\left(1 + \frac{\gamma}{k}\right), \quad q \neq Q$$

$$\delta^b(t, q) = \frac{1}{k} \ln\left(\frac{v_q(t)}{v_{q-1}(t)}\right) + \frac{1}{\gamma} \ln\left(1 + \frac{\gamma}{k}\right), \quad q \neq -Q$$

donde v_q representa una familia de funciones que son solución al problema de programación dinámica. Al contrario del modelo de Avellaneda y Stoikov, los autores realizan un expansión asintótica en t lejano al tiempo terminal T , obteniendo las siguientes fórmulas cerradas:

⁷ Estrategia de *high frequency trading* donde se ingresan órdenes de compra/venta, donde, una vez ejecutadas, la posición heredada se deshace instantáneamente a precios que generarían pérdidas, pero que son compensadas por el *rebate* ganado por proveer liquidez en el mercado.

$$\delta^b(q) = \frac{1}{\gamma} \left(1 + \frac{\gamma}{k_b}\right) + \frac{2q+1}{2} \sqrt{\frac{\sigma^2 \gamma}{2k_b A_b} \left(1 + \frac{\gamma}{k_b}\right)^{1 + \frac{k_b}{\gamma}}}$$

$$\delta^a(q) = \frac{1}{\gamma} \left(1 + \frac{\gamma}{k_a}\right) - \frac{2q-1}{2} \sqrt{\frac{\sigma^2 \gamma}{2k_a A_a} \left(1 + \frac{\gamma}{k_a}\right)^{1 + \frac{k_a}{\gamma}}}$$

donde la suma de ambas (obviando momentáneamente la diferencia entre los parámetros de liquidez de compra/venta) representa el *spread* ofertado:

$$\psi(q) = \frac{2}{\gamma} \ln \left(1 + \frac{\gamma}{k}\right) + \sqrt{\frac{\sigma^2 \gamma}{2kA} \left(1 + \frac{\gamma}{k}\right)^{1 + \frac{k}{\gamma}}}$$

2.3.2.2.1. Comportamiento del Modelo y Parámetros

Entendida la intuición del comportamiento del modelo y de su predecesor, es posible calcular analíticamente como varían los *spreads* de los precios de compra y de venta con respecto a los parámetros de volatilidad, intensidad de trading y aversión al riesgo.

De esta forma, la sensibilidad del modelo a los parámetros (Guéant et al., 2013):

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial \sigma^2} < 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial \sigma^2} > 0, q < 0$$

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial \sigma^2} > 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial \sigma^2} > 0, q = 0$$

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial \sigma^2} > 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial \sigma^2} < 0, q > 0$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial \sigma^2} > 0$$

De manera intuitiva, al igual que en el modelo de Avellaneda-Stoikov, el *spread* aumenta a medida que aumenta la volatilidad del instrumento, lo cual es lógico dado que a mayor volatilidad mayor probabilidad de ejecución de órdenes lejanas (alta variación de precio), lo que llevaría a mayor ganancia, pero también implica un mayor riesgo inventario por variación de precios. Como puede apreciarse para cada derivada con respecto a las distancias de los precios de compra/venta, este mayor *spread* no se produce por un alejamiento de ambos precios, sino más bien por un alejamiento de la punta de compra (venta) en caso de estar largo (corto) en el instrumento, y un comportamiento contrario en el lado opuesto.

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial A} > 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial A} < 0, q < 0$$

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial A} < 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial A} < 0, q = 0$$

$$\frac{\partial \delta^b}{\partial A} < 0, \frac{\partial \delta^a}{\partial A} > 0, q > 0$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial A} < 0$$

Con respecto al parámetro de intensidad A , relacionado a la frecuencia de *trades*, al conocer el resultado anterior, es posible ver que su comportamiento en signos es inverso al parámetro de volatilidad, dado que A se encuentra en el denominador de la raíz. Esto se puede deber a que, a mayor A , aumenta la frecuencia con que ocurren transacciones, por lo que disminuye el riesgo de inventario mencionado en el apartado anterior. Por otro lado, una mayor frecuencia de *trades* está relacionado a mayor actividad y competencia, por lo que precios alejados tenderían a tener menor probabilidad de ser ejecutados.

$$\frac{\partial \psi}{\partial k} < 0$$

Para el otro parámetro de liquidez k , relacionado a la profundidad del instrumento, el efecto es similar al de A , donde a mayor profundidad menor probabilidad de que órdenes lejanas se ejecuten dado que habrán más órdenes interponiéndose.

Finalmente, con respecto al parámetro de aversión al riesgo γ depende de gran manera del inventario del momento, dado que un mayor grado de aversión al riesgo llevaría a menores *spreads* para asegurar ejecución y atenuar el riesgo de inventario, pero, por otro lado, si no se poseen acciones el *spread* sería alto para evitar ejecución y acumular inventario.

De una forma ilustrativa básica y simplificada, identificando el *market maker* con el *tag* "MM", el comportamiento del modelo debería seguir los siguientes principios:

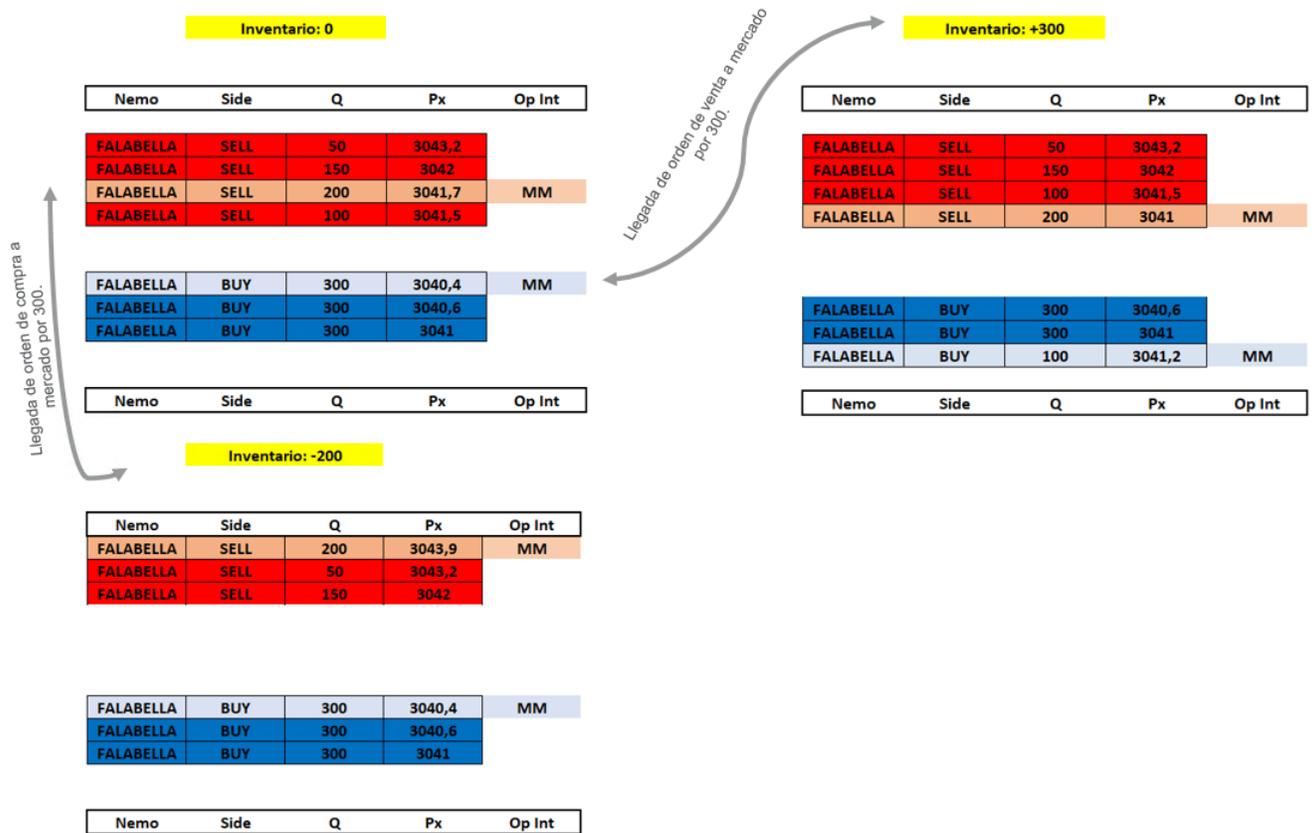


Figura 2.5: Esquema Funcionamiento Básico Modelo

alejándose de las puntas a partir del inventario que posee.

2.3.2.2. Escalamiento del Modelo

El modelo presentado tiene un comportamiento estable con inventarios (q) cercanos a cero. Para adaptar este comportamiento a todo tipo acción, los autores proponen escalar el inventario por el tamaño promedio transado o *average trade size* (ATS).

Este dato es obtenido promediando la cantidad de acciones transadas en cada calce registrado por las bolsas respectivas.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Datos

3.1.1. Level 1 Market Data

Para recrear el comportamiento del *ToB* de cada papel se extraen datos a nivel de *tick data*, es decir, según cada actualización del *best bid* y/o *best ask*, a través de fuentes de datos de *Bloomberg*⁸. La estructura de los datos es de la forma:

- Fecha/Hora de la Actualización
- Tipo de Evento (Actualización del *Best Bid* o del *Best Ask*)
- Precio de la Orden del Evento
- Cantidad de Acciones Visibles en la Punta Actualizada

De manera de tener un registro de ambas puntas del libro en un determinado momento, y además de atenuar el gran volumen de datos que involucra este tipo de información, se realiza un *re-sampleo* de la data en intervalos de 30 segundos, con el objetivo de obtener una base de datos con las siguientes columnas:

- Fecha/Hora
- *Best Bid*

⁸ Librería de R *Rblpapi*, función *getTicks* <https://rdr.io/cran/Rblpapi/man/getTicks.html>

- *Best Bid Size* (Cantidad Visible en la Punta de Compra)
- *Best Ask*
- *Best Ask Size* (Cantidad Visible en la Punta de Venta)

Para evitar un sesgo en las pruebas del modelo, el proceso de re-muestreo considera los datos anteriores más cercanos al intervalo respectivo, como puede ser ejemplificado en la siguiente imagen:

Tick Data

Fecha-Hora	Tipo	Precio	Cantidad
21-09-2021 11:35:00	Bid	100	50
21-09-2021 11:35:25	Ask	103	25
21-09-2021 11:36:35	Ask	102	30
21-09-2021 11:37:01	Bid	101	55
21-09-2021 11:39:00	Ask	103	10



Resample Tick Data 30 [s]

Fecha-Hora	Bid	Bid Size	Ask	Ask Size
21-09-2021 11:35:30	100	50	103	25
21-09-2021 11:36:00	100	50	103	25
21-09-2021 11:36:30	100	50	103	25
21-09-2021 11:37:00	100	50	102	30
21-09-2021 11:37:30	101	55	102	30

Figura 3.1: Ejemplo *re-sampleo*

de esta manera se simula de manera correcta el hecho de que solamente se trabaja con la información conocida hasta ese momento.

La disponibilidad de estos datos en términos de fechas se encuentra desde finales de Febrero del 2021 a Agosto del 2021.

3.1.2. Datos Transacciones Bolsa de Comercio de Santiago (BCS)

De manera de estudiar los volúmenes transados, liquidez y otras métricas, y también para simular posibles ejecuciones de las órdenes derivadas del modelo de *market making*, se extraen datos de transacciones diarias de la Bolsa de Comercio de Santiago, dado que este *exchange* concentra el mayor *marketshare* del mercado accionario nacional, representando casi la totalidad de las transacciones en éste. La estructura de los datos es de la forma:

- Fecha-Hora

- Instrumento
- Cantidad Transada
- Precio
- Condición de Liquidación

Dado que para un *timestamp* puede existir más de un *trade* a un mismo precio⁹, éstas se agrupan sumando la cantidad transada.

3.2. Selección de Papeles

De manera general, para que un *market maker* automatizado sea exitoso tiene que cumplirse que sus órdenes se ejecuten de manera balanceada y con alta rotación. Por lo mismo, hace sentido seleccionar una cierta cantidad de papeles los cuales se espera que tendrían mayores posibilidades de ser exitosos en una estrategia de *market making* automatizado.

El proceso de selección se basa en las siguientes estadísticas y criterios:

- Volumen Transado Promedio: cantidad y monto transado promedio diario considerando condiciones de liquidación de contado normal¹⁰ (T+2).
- Volatilidad: dispersión de los retornos durante el día mediante la medición de la *realized volatility*, la cual considera la variabilidad de los retornos logarítmicos en intervalos fijos de tiempo τ (Degiannakis y Floros, 2015):

$$RV_{[a,b]} = \sum_{j=1}^{\tau} (\log P_{t_j} - \log P_{t_{j-1}})^2$$

- Restricción de inventario por instrumentos relacionados a grupo controlador de la entidad auspiciante.

⁹ Esto puede ocurrir si se ejecutan órdenes distintas que poseen un mismo precio o por la prioridad existente según *display size* de las órdenes

¹⁰ En el mercado es posible ver grandes montos transados pero al analizar detalladamente muchas de estas operaciones corresponden a financiamiento en condiciones de liquidación PM/PH (T+1 y T)

3.3. Estimación y Escenarios

El modelo de (Guéant et al., 2013) considera la estimación de tres parámetros y la definición de un parámetro de aversión al riesgo.

Con respecto a la estimación de los parámetros A y k , los cuales forman parte del modelo haciendo referencia a la intensidad con que ocurren los *trades* a una distancia δ del *midprice*, (Laruelle, 2013) demuestra una forma de estimación a partir de datos transaccionales y *market data* en L1, aplicados al modelo en cuestión. Tomando en consideración que la probabilidad de ejecución de una orden se modela mediante un proceso de Poisson con intensidad:

$$\lambda(\delta) = Ae^{-k\delta}$$

se puede realizar un ajuste mediante un modelo de regresión lineal a partir de los datos observados. Para esto, se calcula el *midprice* en cada intervalo de tiempo y para cada distancia δ , en *tick size*, se cuentan el promedio de transacciones, tanto para las compras como para las ventas (se estiman parámetros A_b, k_b y A_a, k_a , donde el sufijo hace referencia al *bid* y al *ask*). Posteriormente, el resultado de este se ajusta al modelo de proceso de Poisson mediante mínimos cuadrados (regresión lineal) de la forma:

$$\log\lambda(\delta) = c + \beta\delta + \epsilon$$

donde para obtener los parámetros para el modelo es necesario realizar la transformación:

$$A = \exp(\hat{c}) \quad k = -\beta$$

Por otro lado, con respecto al parámetro de volatilidad σ , los autores discuten sobre el estimador más adecuado, dado que éste tiene que capturar la dispersión de los retornos a nivel diario para modelar el riesgo de inventario *overnight*, es decir, de un día para otro. Dado que el estudio y modelamiento de la volatilidad intradía y su evolución en el tiempo es un campo en sí mismo y escapa el objetivo de este trabajo se propone *testear* el modelo en distintos escenarios de volatilidad, dando el valor de poder observar como se comportaría el modelo en determinadas condiciones.

3.4. Backtesting

3.4.1. Diseño

Dado que probar una estrategia de este tipo (o cualquier otra) en el mercado posee riesgos inherentes, desde riesgos de modelamiento erróneo a riesgos operacionales, la única manera de poder estimar ingresos es en base a la prueba contra datos históricos, proceso conocido como *backtesting*. Como es repetido en finanzas, resultados pasados no aseguran que estos se repliquen en el futuro, por lo que los resultados de un *backtesting* no deberían tomarse como una estimación fidedigna de los ingresos que podría tener

una estrategia, sino más bien como una primera aproximación a cómo se podrían haber comportado las reglas de ésta en un ambiente histórico, siendo un primer filtro antes de probar la estrategia en el mercado.

De manera de que un *backtesting* sea lo más fiable posible es necesario que replique de la mejor manera posible las dinámicas del mercado y evitar errores comunes como (Chan, 2012):

- *Look Ahead Bias*: consiste en el sesgo producido por el cálculo de variables o señales a partir de datos que se encuentran en intervalos de tiempo posteriores al instante en que se encuentra el *backtesting*. De manera simplificada, esto se puede entender como tomar decisiones mirando datos futuros (realizaciones de un proceso estocástico), aspecto que claramente no se debería incluir en el modelamiento dado que entregaría, en teoría, mejores resultados al poder siempre tomar la decisión adecuada ante los eventos posteriores.
- *Data Snooping Bias*: corresponde al sesgo producido por el sobre-ajuste de parámetros del modelo en la búsqueda de mejores resultados en el período *backtestead*, en vez de utilizar una generalización que se comporte de manera regular en diferentes pruebas y períodos.

El principio general de este *backtesting* es replicar de mejor manera el funcionamiento lógico de la estrategia, considerando una fase de cálculo de precios óptimos para órdenes de compra y de venta, monitoreo de las órdenes y registro de ejecuciones (siempre y cuando haya habido una transacción con un *timestamp* posterior al del ingreso de las órdenes y con un precio igual o mejor al de de las órdenes respectivas), todo esto bajo un paradigma basado en eventos, es decir, evolucionando sucesivamente, de manera de evitar los sesgos mencionados anteriormente.

De esta manera, la herramienta de *backtesting* se programa¹¹ bajo las siguientes lógicas:

1. Lectura y actualización de datos *resampleados* en L1 sobre *bid*, *ask* y sus respectivas cantidades, en intervalos de 30 segundos.
2. Cálculo de precios y cantidades óptimas de órdenes asociadas a estrategia de *market making* para el papel analizado, según los parámetros ingresados del modelo, los precios de mercado y el inventario.

¹¹ Programación bajo el lenguaje *Python*

3. Análisis de datos transaccionales de la Bolsa de Comercio de Santiago. Se registra una ejecución, ya sea completa o parcial, de una orden bajo las siguientes condiciones:

- si es una orden de compra:
 - Ejecución se produce si existe una transacción posterior al ingreso de la orden y previa al ingreso de la próxima orden tal que el precio sea menor o igual al precio de la orden.

- si es una orden de venta:
 - Ejecución se produce si existe una transacción posterior al ingreso de la orden y previa al ingreso de la próxima orden tal que el precio sea mayor o igual al precio de la orden.

mientras que la cantidad ejecutada se calcula como el mínimo entre la cantidad no ejecutada restante de la orden (*remaining order quantity*) y la cantidad de la transacción analizada.

$$ExecQty = \min(RemainingOrderQty, TransactionQty)$$

4. Actualización de la posición de inventario y repetir pasos anteriores, avanzando en el tiempo.
5. Liquidación del inventario al final del período establecido durante el día de manera agresiva, es decir, contra el precio de la punta contraria (liquidación al *best ask* en el caso de que $q > 0$ o al *best bid* en el caso contrario $q < 0$).

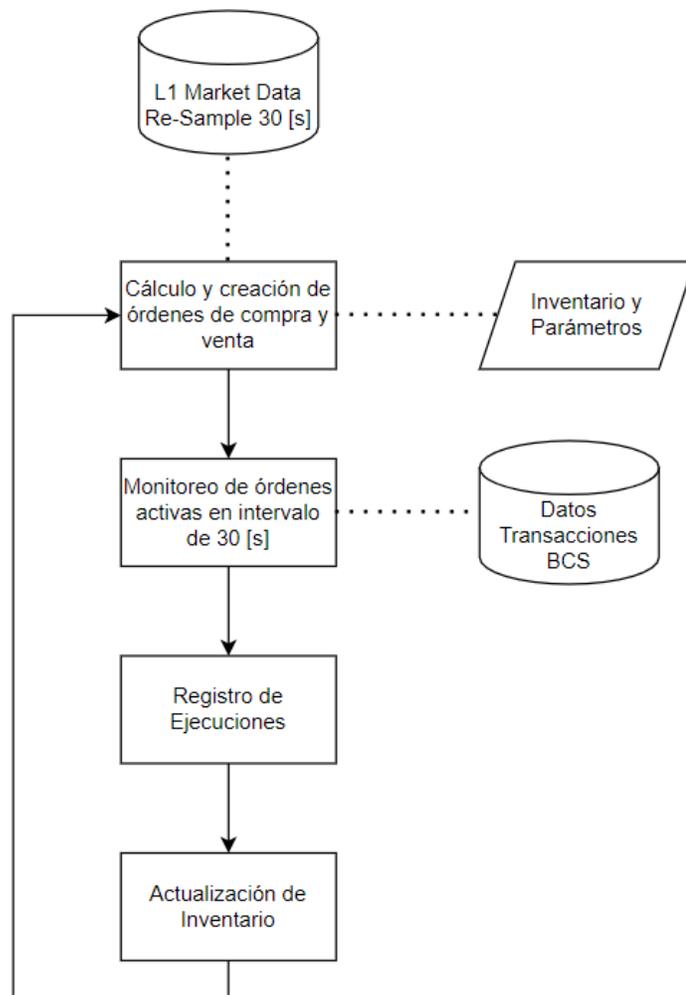


Figura 3.2: Diagrama General Lógica *Backtesting*

Terminado el período de prueba se almacenan los datos de ejecuciones en una tabla con las siguientes columnas:

- ID de la Orden
- Fecha/Hora de la Ejecución
- Nemo-técnico
- Tipo de Operación (Compra/Venta)
- Precio de Ejecución

- Cantidad Ejecutada
- Parámetros de Volatilidad, Aversión al Riesgo y Cantidad Ofertada

para su posterior análisis de resultados.

Dado que los parámetros de intensidad de *trading* y liquidez de cada instrumento pueden variar cada cierto tiempo se propone un proceso de estimación de parámetros en base al mes anterior al del *testeo*, de manera de evitar el *look ahead bias*.

3.4.2. Métricas Relevantes

De manera de discernir sobre los posibles resultados y efectividad de la estrategia se propone evaluar, de manera agregada, las siguientes métricas que involucran medidas de rentabilidad como también de riesgo (Chan, 2012):

- *Profit & Loss* (P&L o PnL): registro de ganancia o pérdida en un intervalo de tiempo.

$$\text{PnL}_{\Delta T} = \text{Monto Vendido}_{\Delta T} - \text{Monto Comprado}_{\Delta T}$$

- Retorno Diario Promedio: promedio diario del ratio entre el P&L y el monto invertido (monto transado por el *market maker* en órdenes de compra) durante el período analizado.

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_i^N \frac{\text{PnL}_i}{\text{Monto Comprado}_i}$$

- Volatilidad de los Retornos Diarios: dispersión de los retornos diarios generados por la estrategia.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_i^N (r_i - \bar{r})^2}$$

- *Value at Risk* Histórico (VaR): para un nivel de confianza $1 - c$, se busca la pérdida histórica (o retorno) tal que la probabilidad de tener resultados igual o peores sea igual a c .

$$\text{VaR}(1 - c) := P(\text{Loss} \geq \text{VaR}) = c$$

Capítulo 4

Análisis de Resultados

4.1. Instrumentos

Para la selección de instrumentos a probar en la estrategia, como primer filtro, se seleccionaron los constituyentes del índice IPSA, dado que son los papeles más transados y representativos del mercado chileno. A partir de éstos se descartaron los papeles relacionados al controlador de la sociedad auspiciante de este trabajo:

- CHILE
- CCU
- VAPORES

De los papeles restantes, se ordenan a partir de los más transados desde el año 2018¹² (de manera de considerar diferentes contextos nacionales y restricción de datos) y se calcula su *realized volatility* promedio diaria, a partir de intervalos intradía de cinco minutos, según lo establecido en la sección (3.2).

Junto con eso, se cruzó la información entre el 50% más transado, junto con las volatilidades bajo la mediana, con el objetivo de descartar instrumentos que puedan tener altos montos transados pero que sean explicados por pocas operaciones durante el día y con altas variaciones de precio.

De esta manera, se llega a la siguiente selección de instrumentos, los cuales además logran representar una muestra de distintos sectores como lo es de consumo, bancario, *retail*, energía, *real state* y minero/químico:

¹² Se excluye CENCOSHOPP al ser sus acciones emitidas en el año 2019

Tabla 4.1: *Realized Volatility* de los Instrumentos Seleccionados

Instrumento	<i>Realized Volatility</i>
ANDINA-B	3,94 %
BCI	3,67 %
BSANTANDER	2,85 %
CENCOSUD	3,81 %
CMPC	3,53 %
COLBUN	3,78 %
COPEC	3,56 %
ENELAM	2,49 %
ENELCHILE	3,38 %
FALABELLA	3,25 %
MALLPLAZA	4,16 %
PARAUCO	4,20 %
SQM-B	3,03 %

4.2. Parámetros Intensidad de *Trading*

Para tomar en cuenta el comportamiento variable de la intensidad de *trading* durante el tiempo, se estiman los parámetros asociados de forma mensual, para luego ser imputados en el modelo para el *backtest* del mes siguiente, evitando el *look ahead bias*.

De todos modos, con el objetivo de presentar una visión general de la liquidez de cada papel, se promedian los parámetros mensuales obteniendo los siguientes resultados:

Es interesante notar que no existen grandes diferencias, salvo en casos específicos, entre los parámetros de compra y de venta (señalados con el subíndice b y s), mostrando una estabilidad en términos generales o de mediano plazo con respecto al balance entre la frecuencia entre operaciones de compra y de venta. Lo mismo se puede apreciar para el parámetro de profundidad k .

En términos de magnitud, se puede ver que la acción con más frecuencia de transacciones es BSANTANDER, mientras que la menor es MALLPLAZA. Del mismo modo, aquella con mayor profundidad del libro es BSANTANDER, mientras que la menor COPEC.

El detalle de cada parámetro según instrumento y mes se presenta en anexos.

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0390	0,0390	0,0201	0,0222
BCI	0,0146	0,0160	0,0120	0,0121
BSANTANDER	0,0857	0,0830	0,0569	0,0608
CENCOSUD	0,0553	0,0538	0,0221	0,0228
CMPC	0,0478	0,0426	0,0195	0,0204
COLBUN	0,0302	0,0265	0,0237	0,0236
COPEC	0,0097	0,0101	0,0053	0,0052
ENELAM	0,0718	0,0700	0,0343	0,0332
ENELCHILE	0,0775	0,0469	0,0472	0,0405
FALABELLA	0,0552	0,0682	0,0190	0,0205
MALLPLAZA	0,0024	0,0028	0,0067	0,0076
PARAUCO	0,0207	0,0199	0,0220	0,0187
SQM	0,0437	0,0523	0,0202	0,0201

4.3. Resultados *Backtesting*

Considerando distintos escenarios de volatilidad, aversión al riesgo y tamaño de la orden e inventario máximo (126 escenarios):

σ	0,01	0,05	0,1	0,2	0,3	0,5
----------	------	------	-----	-----	-----	-----

γ	0,01	0,05	0,1	0,3	0,5	0,8	1
----------	------	------	-----	-----	-----	-----	---

junto con los parámetros de intensidad, se realiza un *backtesting* comprendido entre Marzo del 2021 hasta Agosto del 2021 (inclusive), obteniendo los resultados presentados en las subsecciones posteriores.

Es importante aclarar que, de la forma en que está predeterminado en este trabajo, el *backtesting* a realizar no es estocástico, es decir, una realización con los mismos parámetros siempre va a otorgar el mismo resultado. Por lo tanto, la intención de utilizar esta herramienta va en su capacidad para mostrar como se hubiese comportado el modelo con datos históricos bajo distintas calibraciones y no en otorgar un valor esperado sobre una distribución de probabilidad. Por otro lado, la elección de los parámetros a *testear* es de forma arbitraria, tratando de reflejar un espectro amplio de posibilidades y sensibilidad del modelo, desde las más "normales" a las más extremas, aunque también se presentan rangos más acotados los cuales pueden ser de mayor utilidad para un tomador de decisión. Mejores maneras de probar el modelo es discutido en la sección de conclusiones.

Tamaño Maximo Orden (ATS)	1	3	6
Inventario Límite (ATS)	3	6	9

4.3.1. Montos Transados

Con respecto a los montos transados, es decir, la suma de las transacciones de compra y venta concretadas por el modelo durante el período probado, varían en un rango entre 25 mil millones de pesos a 200 mil millones de pesos en el escenario de bajo volumen, a un rango de 100 mil millones de pesos a 800 mil millones de pesos en el escenario de alto volumen.

De forma comparativa, en términos de promedio diario, se presentan los montos transados, en millones de pesos, siendo V y G la volatilidad y la aversión al riesgo, respectivamente:

Tabla 4.2: Montos transados escenario de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo

V	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
G						
0.01	460.13	462.44	464.28	469.45	473.66	476.51
0.05	763.29	771.16	779.55	785.83	784.89	769.62
0.10	972.90	985.44	991.23	983.39	963.62	916.28
0.30	1232.29	1265.98	1280.79	1188.78	1093.16	926.83
0.50	1339.17	1412.49	1344.82	1175.85	1029.02	811.40
0.80	1451.02	1475.12	1337.43	1083.19	895.54	642.89
1.00	1527.56	1480.79	1297.32	1009.58	811.48	547.40

Tabla 4.3: Montos transados escenario de tres ATS ofertado y seis ATS de inventario máximo

V G	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
0.01	1033.33	1046.81	1065.29	1092.89	1109.28	1132.22
0.05	1722.83	1779.98	1837.22	1892.43	1915.04	1934.51
0.10	2210.25	2302.08	2355.59	2421.90	2420.60	2379.98
0.30	2848.91	3152.08	3183.30	3109.71	3018.59	2849.42
0.50	3185.88	3502.03	3457.44	3269.36	3093.96	2720.59
0.80	3595.63	3759.59	3601.24	3259.07	2944.01	2351.14
1.00	3761.10	3831.96	3610.46	3172.04	2779.91	2097.90

Tabla 4.4: Montos transados escenario de seis ATS ofertado y nueve ATS de inventario máximo

V G	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
0.01	1593.45	1631.25	1673.41	1729.33	1774.45	1859.76
0.05	2659.73	2827.12	2966.61	3140.29	3273.63	3398.70
0.10	3430.25	3674.87	3891.62	4114.17	4232.68	4377.25
0.30	4518.21	5234.32	5503.01	5642.46	5575.28	5389.61
0.50	5238.28	5981.71	6092.90	5986.24	5745.51	5245.02
0.80	5877.18	6512.38	6418.40	5993.20	5526.42	4622.62
1.00	6182.58	6680.58	6446.27	5850.30	5310.39	4181.27

A simple vista se puede apreciar como los montos transados aumentan a medida que aumenta la cantidad ofertada y los límites de inventario, lo cual es lógico, pero es interesante notar que este incremento no es lineal, observándose una expansión de los montos mayor al doble en la mayoría de los escenarios del conjunto (3,6 ATS)¹³, en comparación con la situación (1,3 ATS). Esto no se replica en el conjunto (6,9 ATS), donde si bien los montos transados aumentan con respecto al 'macro-escenario' anterior en cantidades ofertadas, no lo hace en una cantidad que se duplique. Esto último puede ser explicada por los volúmenes transados en el mercado, donde al ser órdenes de mayor tamaño éstas no terminan de ejecutarse por completo.

Si bien estos datos no indican si la estrategia es exitosa o sostenible en el tiempo, lo cual se puede concluir a partir de sus ingresos generados, si entrega una aproximación

¹³ Cantidad ofertada de 3 ATS e inventario límite de 6 ATS

sobre la participación de mercado que podría tener, tomando en cuenta que el promedio diario del monto transado en la Bolsa de Comercio de Santiago, en condición de liquidación de contado normal, fue de \$112.770.033.220 durante el año 2020, por lo que, tomando los valores extremos de las tablas anteriores, se pueden obtener montos transados en un rango 0,3 % a 5,3 % al promedio diario.

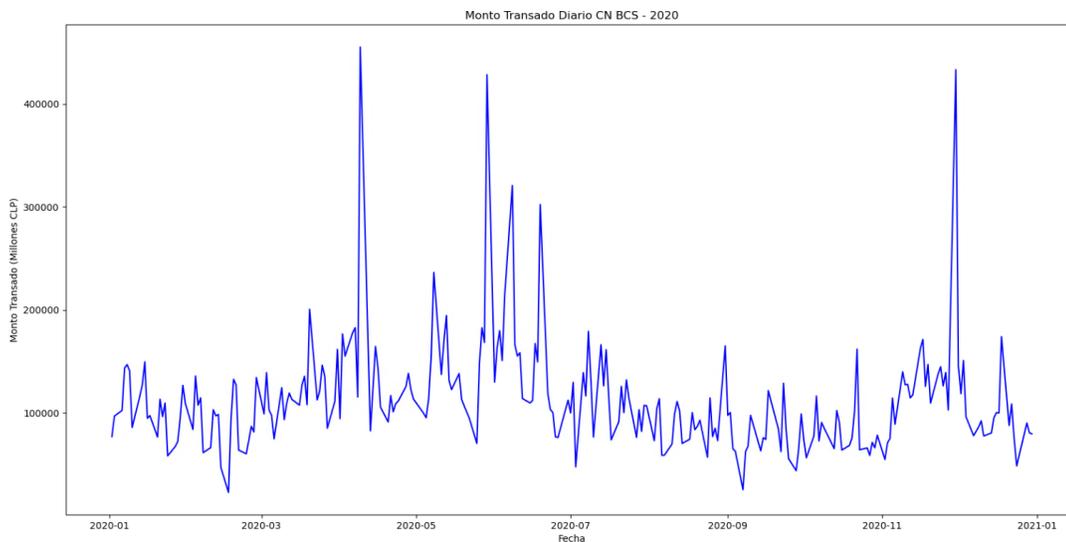


Figura 4.1: Montos Transados Diarios Bolsa de Comercio de Santiago 2020 (CN)

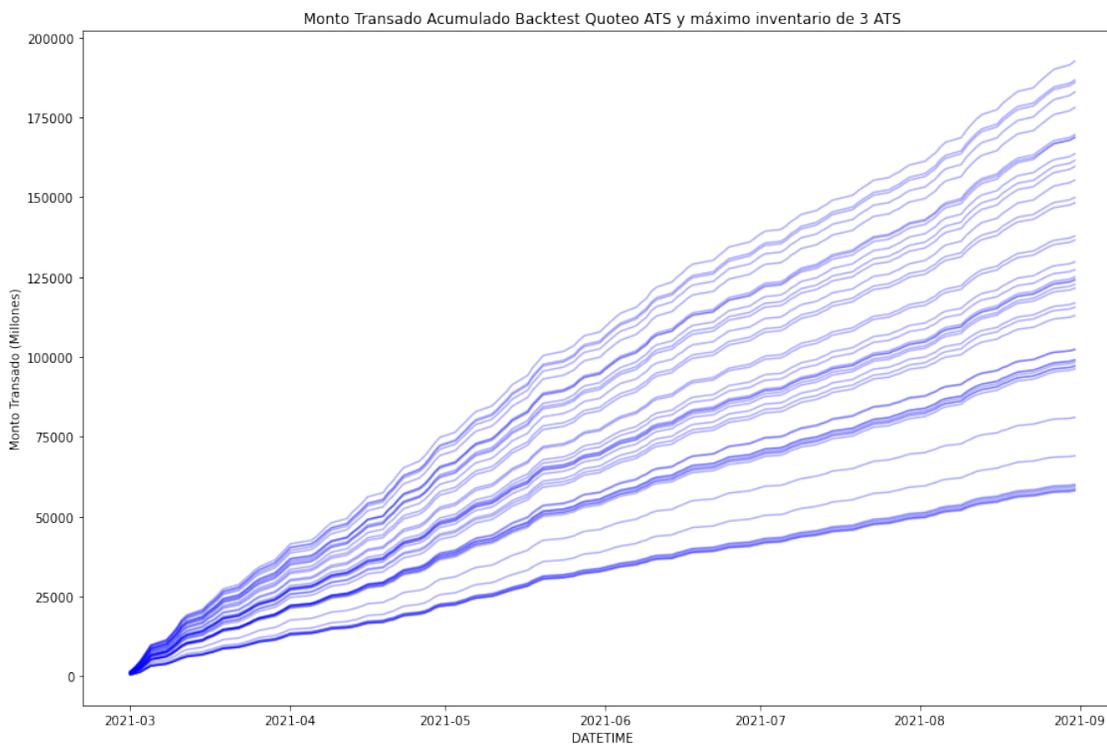


Figura 4.2: Escenarios de Montos Transados con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

4.3.2. Profit & Loss

A continuación, se presentan los PnL resultantes y PnL acumulado en el tiempo de los distintos escenarios *testeados*, en millones de pesos:

Tabla 4.5: PnL Escenario de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo

V	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
G						
0.01	22.66	23.01	23.19	23.78	24.16	24.14
0.05	-3.56	-3.51	-3.05	-4.22	-4.33	-4.62
0.10	-28.74	-28.20	-27.94	-28.97	-28.30	-27.41
0.30	-76.01	-75.24	-72.53	-65.27	-59.59	-51.11
0.50	-94.25	-91.81	-83.93	-71.86	-64.42	-51.77
0.80	-111.32	-100.82	-89.02	-72.85	-62.09	-45.53
1.00	-118.21	-103.17	-88.88	-70.83	-58.35	-40.60

Tabla 4.6: PnL Escenario de tres ATS ofertado y seis ATS de inventario máximo

V	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
G						
0.01	40.94	40.97	40.93	39.22	39.16	36.17
0.05	-29.31	-34.22	-41.41	-54.20	-66.20	-90.35
0.10	-90.73	-103.90	-118.96	-148.32	-167.97	-206.33
0.30	-210.73	-252.31	-284.59	-348.67	-406.91	-511.56
0.50	-265.71	-323.25	-377.43	-477.61	-568.55	-712.95
0.80	-316.24	-399.69	-487.18	-633.45	-751.37	-889.67
1.00	-336.61	-440.33	-542.68	-716.53	-849.70	-946.63

Tabla 4.7: PnL Escenario de seis ATS ofertado y nueve ATS de inventario máximo

V	0.01	0.05	0.10	0.20	0.30	0.50
G						
0.01	48.17	49.03	47.53	40.62	38.02	22.51
0.05	-69.27	-85.28	-112.35	-164.40	-215.76	-314.81
0.10	-171.39	-222.82	-281.40	-390.45	-499.89	-725.19
0.30	-377.15	-541.52	-732.88	-1128.79	-1477.85	-2112.36
0.50	-485.51	-764.98	-1106.96	-1714.88	-2238.53	-3120.84
0.80	-588.95	-1054.62	-1601.85	-2475.71	-3176.98	-4101.11
1.00	-639.92	-1242.14	-1880.32	-2890.60	-3663.90	-4466.16

De manera de ver de forma gráfica la influencia de los parámetros en los resultados se presenta un mapa de calor en función de la volatilidad y la aversión al riesgo para el conjunto (1, 3 ATS). Además se presenta el PnL acumulado en el tiempo, demarcando mediante una línea roja punteada el *profit & loss* nulo, como medida de comparación.

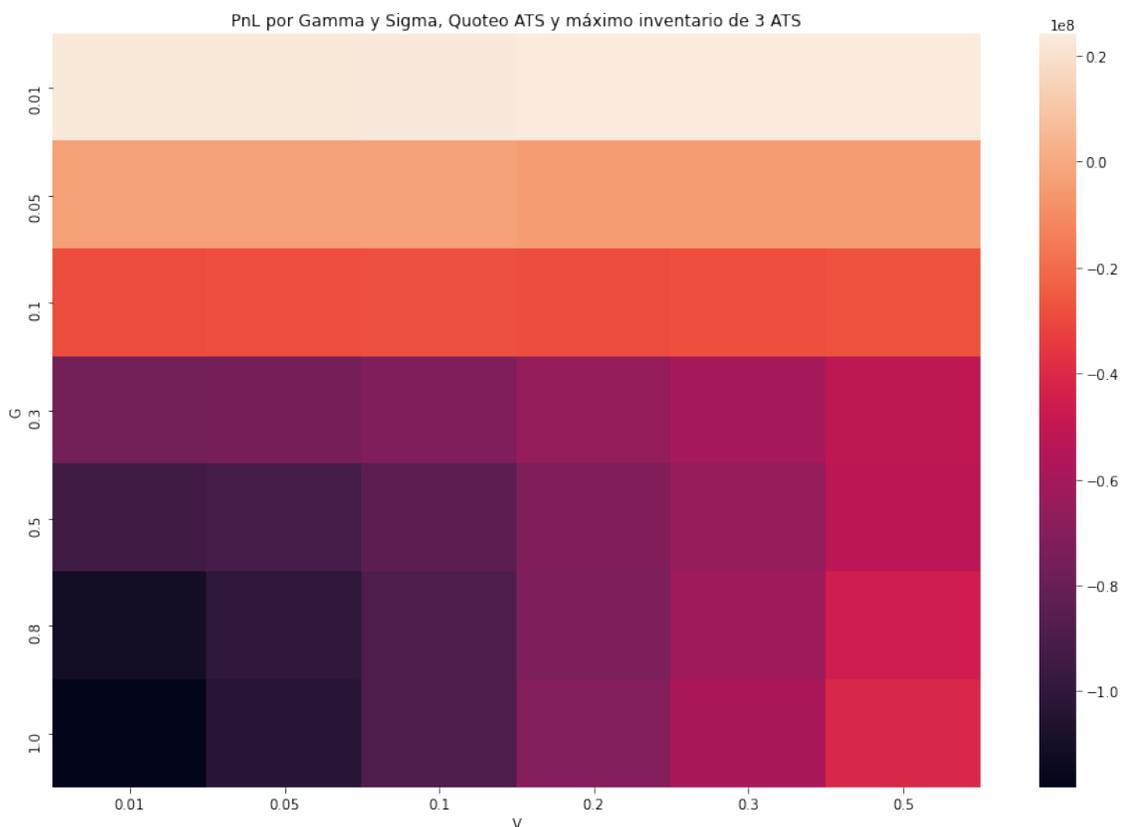


Figura 4.3: Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

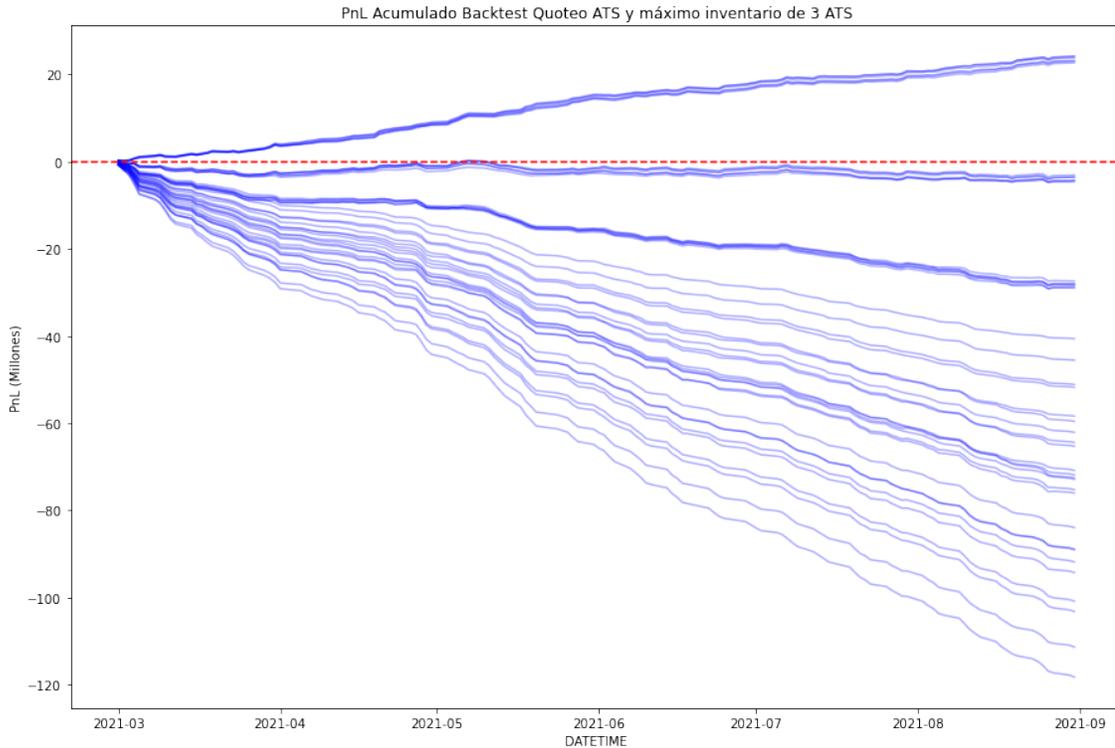


Figura 4.4: Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

En primer lugar, con respecto a los mapas de calor que representan los PnL resultantes, es interesante notar que los mejores resultados, a todo evento de volatilidad, se produce con un grado de aversión al riesgo cercano a cero, reflejando una neutralidad al riesgo. Esto se puede deber a que, al tener una aversión al riesgo más baja permite un grado de tolerancia mayor a los inventarios generados, reflejada en una mantención de *spreads* más altos, lo que se traduce en mayores retornos. Análogamente, una mayor aversión al riesgo desencadena *spreads* bajos con órdenes cercanas al *midprice*, las cuales tienen una alta probabilidad de ejecución, pero con bajo retorno, o en este caso, con pérdidas. Estos comportamientos son concordantes con los montos transados, donde una mayor probabilidad de ejecución trae mayor rotación, por lo tanto mayores montos transados.

En segundo lugar, los ingresos obtenidos en los escenarios positivos no son desorbitantes en comparación con los montos transados, siendo en promedio entre 20 millones de pesos y 49 millones de pesos en los escenarios de baja aversión al riesgo, para el período comprendido. Por otro lado, en los casos negativos, se pueden observar grandes pérdidas, las cuales deben ser estudiadas junto con los retornos para dilucidar si se debe a eventos extraordinarios o si son pérdidas consistentes. Nuevamente se puede observar, y de forma más notoria, como una mayor cantidad ofertada no implica un aumento/disminución de los ingresos en la misma proporción. Esto se hace muy notorio en el conjunto (6,9 ATS), donde es probable que al no poder ejecutar completamente la

orden, y al alto grado de aversión al riesgo de inventario, se liquide la posición a precios muy desfavorables, llevando a grandes pérdidas.

Por último, notar la dispersión y resultados extremos que se pueden observar en los gráficos de PnL acumulado en el tiempo. Si bien se puede apreciar mediante la intensidad de los colores que los resultados de grandes pérdidas no se repiten entre escenarios si da una señal de alarma a los riesgos asociados al modelo. Por otro lado, uno podría desestimar estos resultados, dado que son derivados de parámetros de volatilidad exageradamente altos y constantes a través del tiempo, lo cual es un comportamiento claramente alejado de la realidad comparado con la *realized volatility* de los papeles *testeados*.

En este sentido, considerando escenarios más acotados, relacionado a la volatilidad observada por los instrumentos seleccionados, y los grados de aversión para los escenarios positivos, se presentan los ingresos generados en un rango de volatilidad [0,01 ; 0,05], para una cantidad ofertada de un ATS y tres ATS de inventario límite:

Tabla 4.8: PnL Escenarios Acotados de un ATS ofertado y tres ATS de inventario máximo

V	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05
G					
0.01	22.66	22.85	22.92	22.78	23.01
0.05	-3.56	-3.51	-3.55	-3.53	-3.51
0.10	-28.74	-28.21	-28.19	-28.13	-28.20

Nuevamente se puede ver como el modelo es altamente sensible al parámetro de aversión al riesgo, por lo que da la posibilidad de cuestionar y proponer mejoras tal que las preferencias de riesgo del inversionista sean incorporadas de manera óptima sin dejar de lado los ingresos de la estrategia.

4.3.3. Retornos Diarios

A continuación, se presentan las distribuciones de los retornos diarios de cada escenario de forma superpuesta, de manera de reflejar los comportamientos similares entre realizaciones. Se indica mediante una línea roja punteada un retorno del 0%.

Es interesante notar como las regiones más "cargadas" presentan distribuciones similares a la normal, pero claramente con un comportamiento de "colas pesadas", simulando de buena manera el comportamiento de los retornos de los activos financieros en el mundo real. Por otro lado, se puede apreciar como, a medida que aumentan las cantidades transadas, las distribuciones de cada escenario difieren de mayor manera entre ellas, obteniendo dispersión de retornos cada vez más negativos, indicando que el tamaño de la orden y el inventario límite afectan de gran manera la sensibilidad del modelo, lo cual se

puede observar de mejor manera analizando la desviación estándar de los retornos y el *Value at Risk*. Esto se puede deber a que las cantidades en las órdenes en ciertos papeles supera el balance entre las cantidades ofertadas y demandadas diarias, provocando liquidaciones de inventario a precios desfavorables como medida de control de riesgo.

Por último, destacar los retornos negativos extremos, en los cuales se pueden apreciar distribuciones centradas alrededor de estos números. Si bien los retornos negativos no son de gran magnitud, rondando los extremos entre los $-0,8\%$ y -1% para los escenarios de bajo volumen, y entre $-1,5\%$ y $-2,5\%$ en los escenarios de alto volumen, esto hay que ponderarlo por los volúmenes transados y la cantidad de días operados, explicando los resultados de grandes pérdidas.

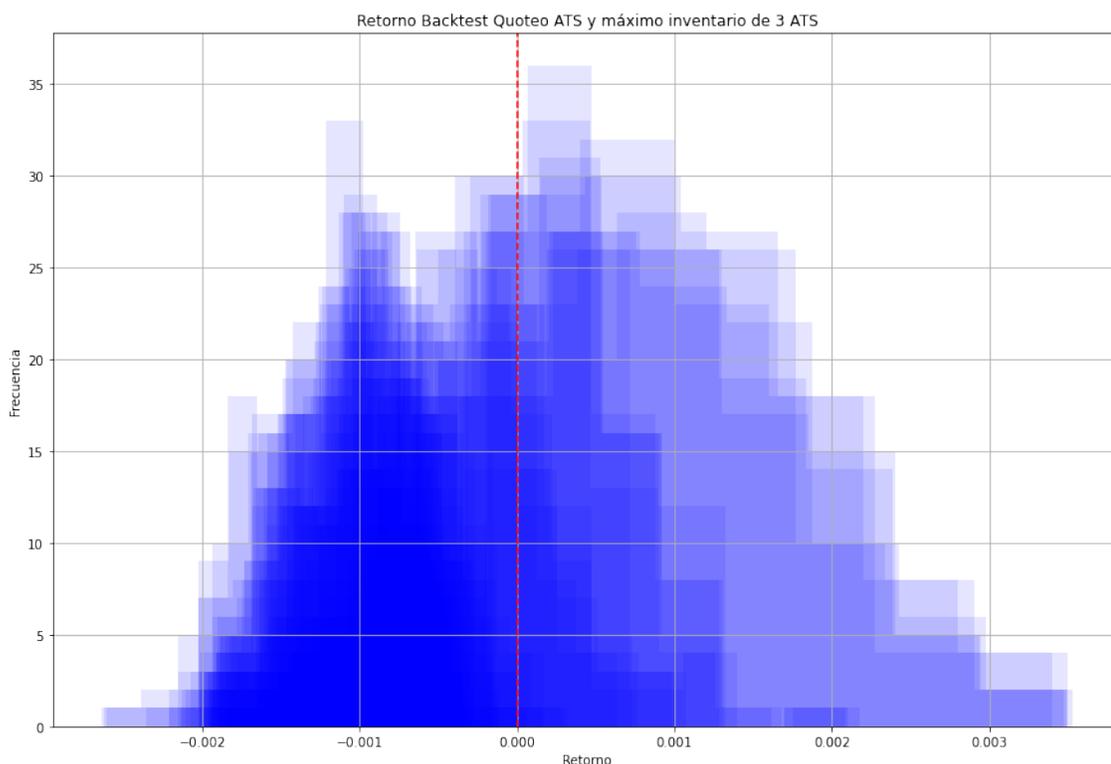


Figura 4.5: Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

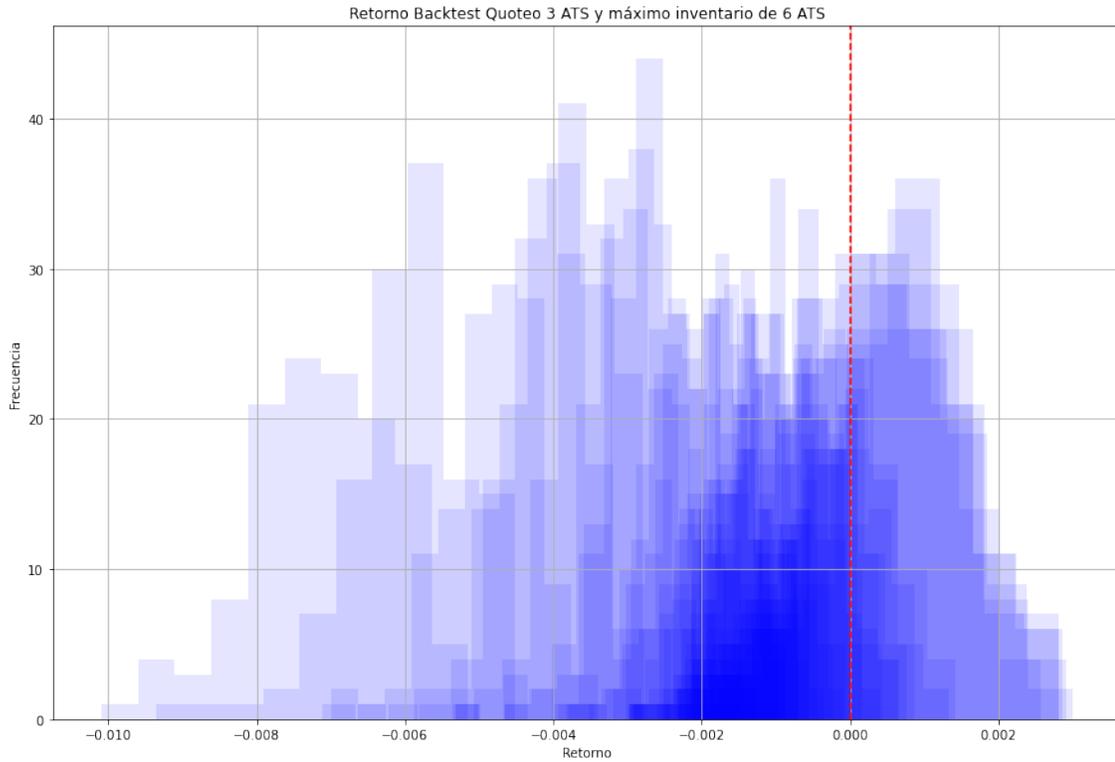


Figura 4.6: Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

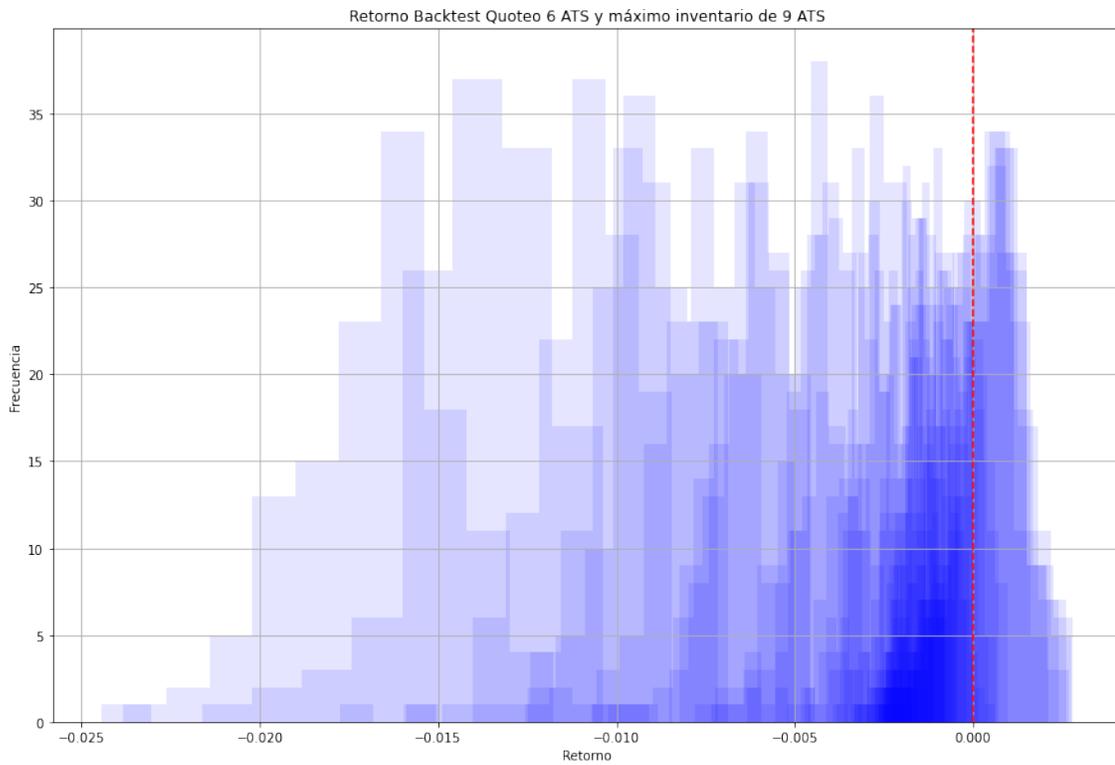


Figura 4.7: Escenarios de Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS

Al igual que en la sección anterior, acotando el modelo en los mismos rangos presentados:

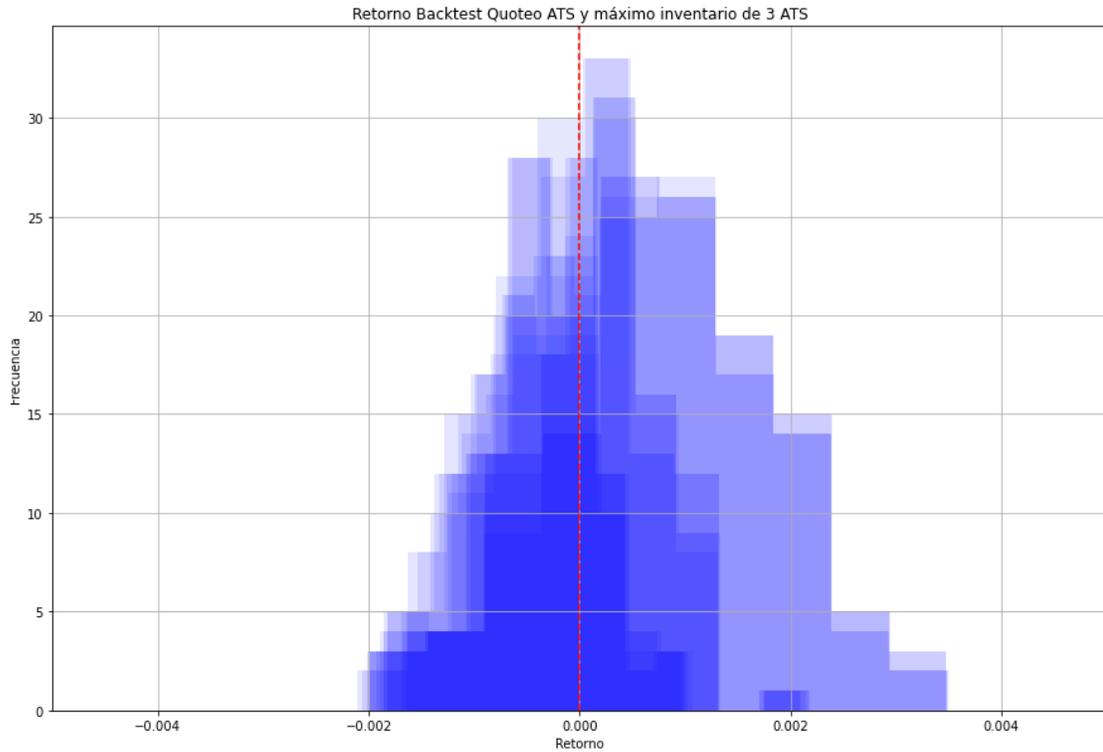


Figura 4.8: Escenarios Acotados de Retorno Diario con Tamaño de Orden de un ATS e Inventario Máximo de nueve ATS

4.3.4. Volatilidad Diaria

A partir de los gráficos se puede apreciar que la volatilidad de los retornos diarios no varía en gran manera con respecto a su moda, concentrándose los valores en torno a cuatro puntos base. Lo que si se puede observar, lo cual es coincidente con los gráficos anteriores de retornos, es que los valores más extremos de volatilidad van aumentando cuando se transan mayores cantidades. Esto puede ser explicado por el volumen y liquidez necesario para poder transar esas cantidades, de manera que pueden existir situaciones en que sea necesario liquidar la posición a precios no favorables, siendo estas situaciones más reiteradas en los escenarios de alto volumen ofertado.

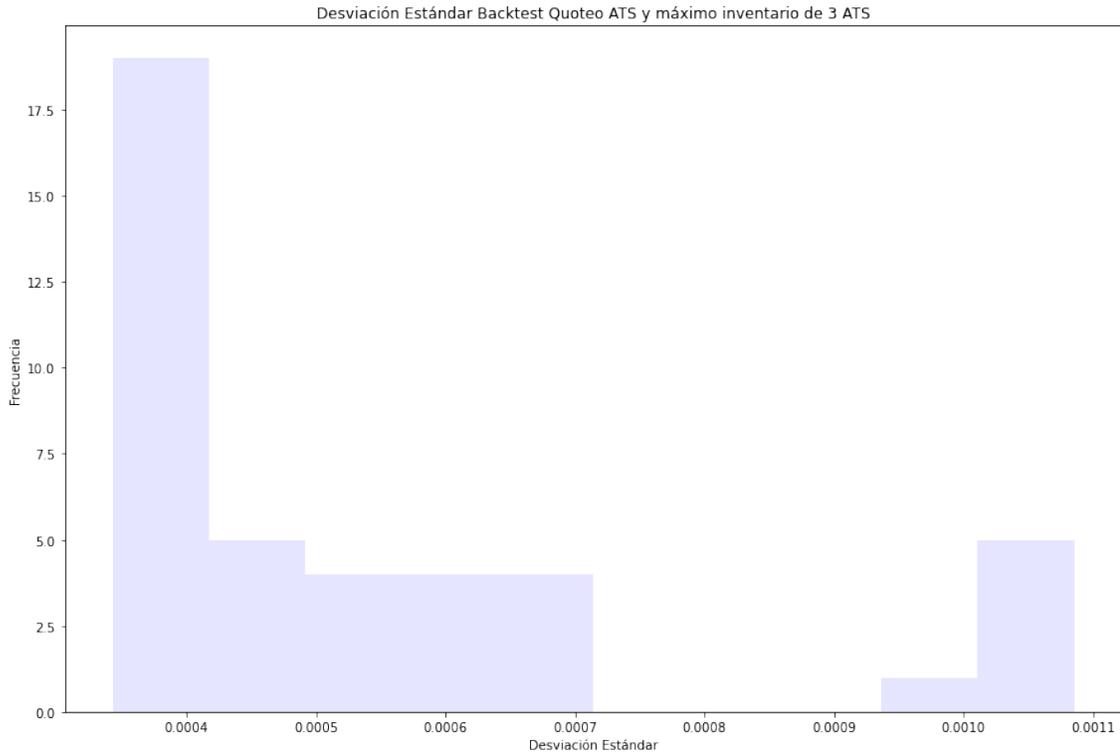


Figura 4.9: Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

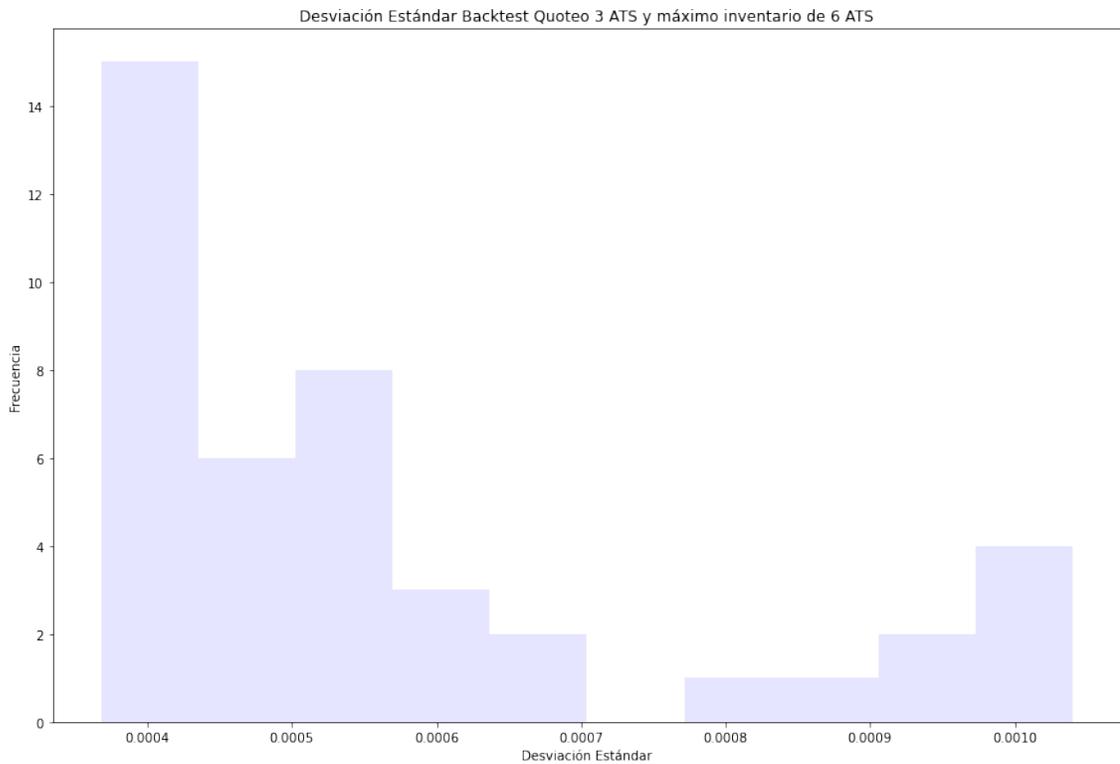


Figura 4.10: Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

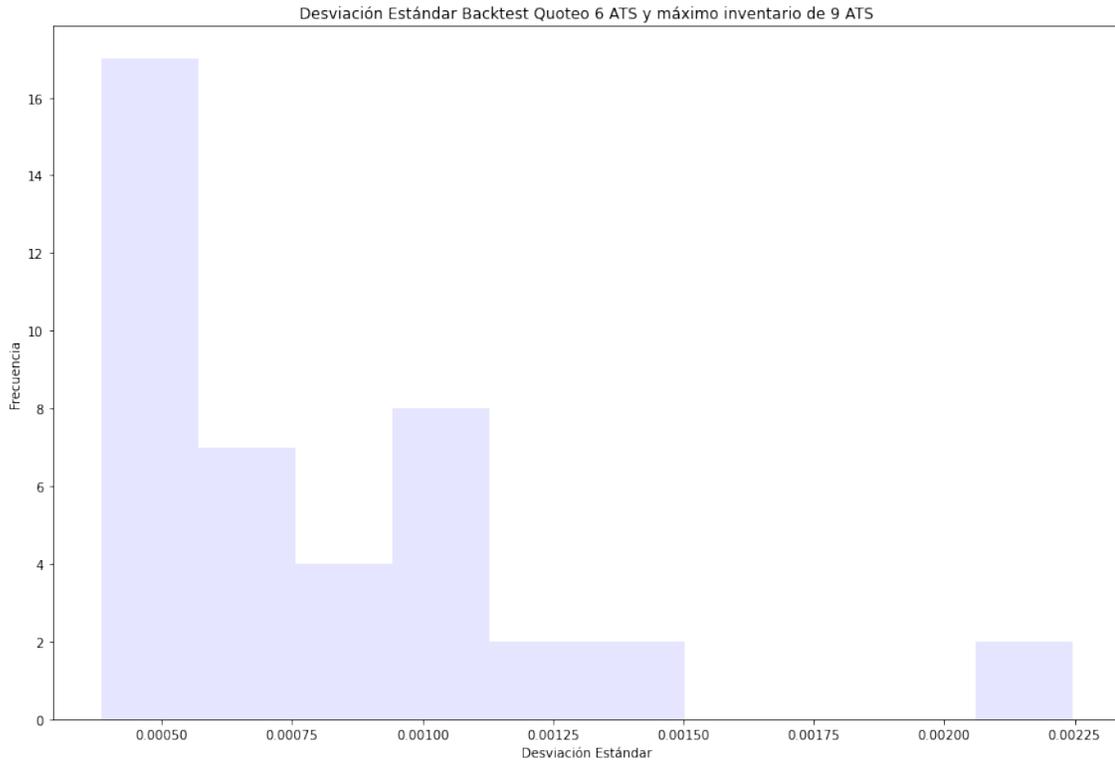


Figura 4.11: Escenarios de Desviación Estándar Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS

4.3.5. *Value at Risk*

Los resultados del *value at risk* con una confianza del 99 %, es decir, la probabilidad del 1 % de tener pérdidas mayores al VaR, son interesantes. La mayor frecuencia de resultados se concentra en los -0,18 %, -0,2 % y -0,25 %, números distantes a los retornos negativos más extremos observados anteriormente. Esto se puede interpretar y relacionar, en los casos con mayores pérdidas, con el parámetro de aversión al riesgo, donde, como fue explicado anteriormente, a mayores grados γ mayor va ser la intención del *market maker* de deshacerse de su posición rápidamente, generando una gran rotación pero a precios similares de los cuales se heredó la posición, generando pequeñas pérdidas pero reiteradas, provocando los resultados más dispersos.

Por otro lado, se puede ver como la distribución de los VaR cambia al aumentar la cantidad transada, pasando de una distribución más pareja centrada en número, a una concentrada en un valor con una gran cola a valores extremos, lo cual puede ser explicado de la misma manera a la anterior, en base a *trades* con *spreads* pequeños pero reiterativos.

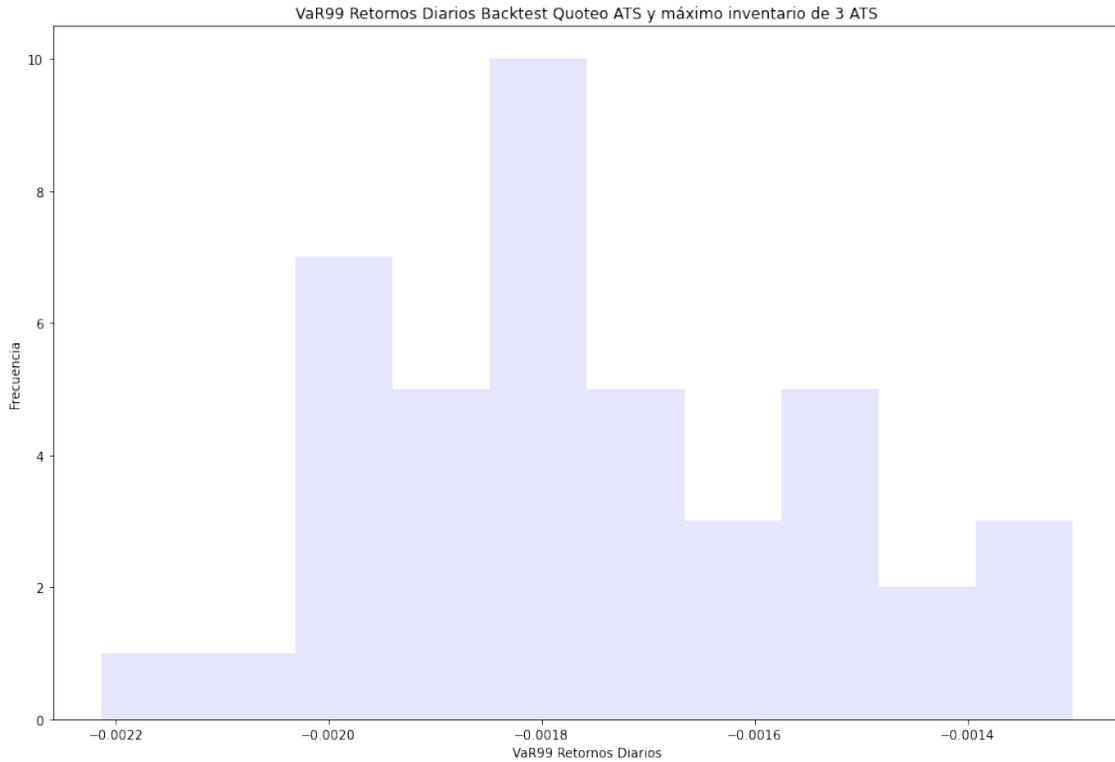


Figura 4.12: Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 1 ATS e Inventario Máximo de 3 ATS

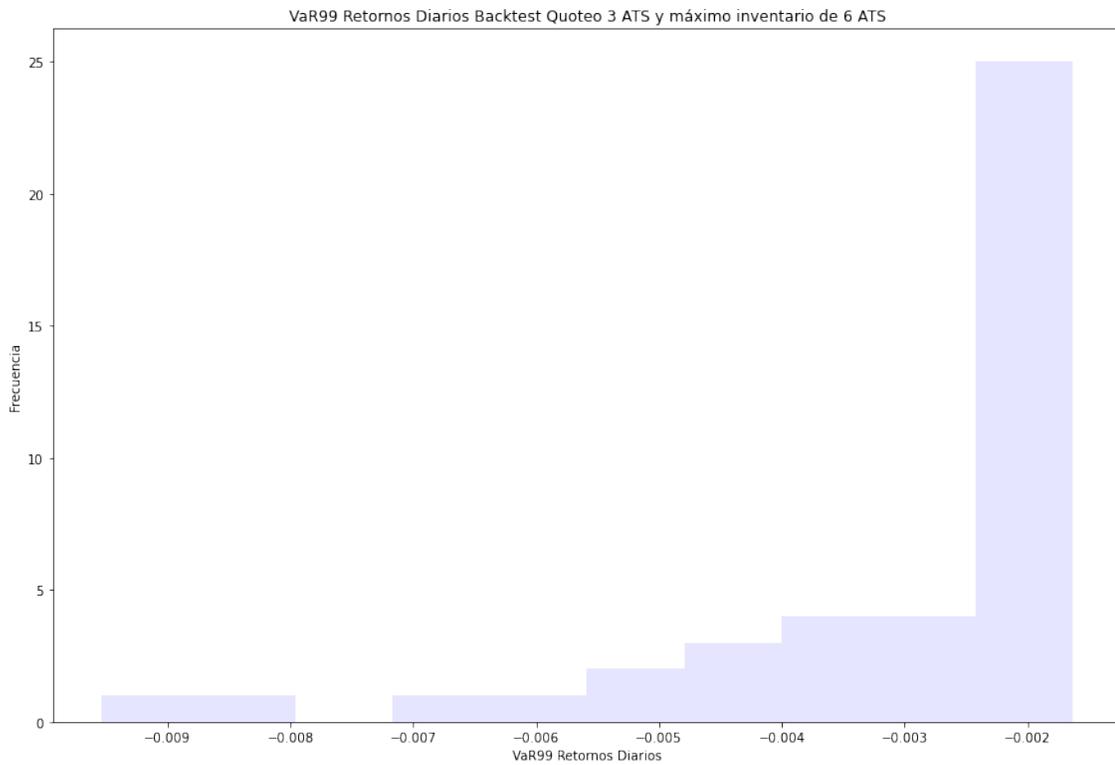


Figura 4.13: Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

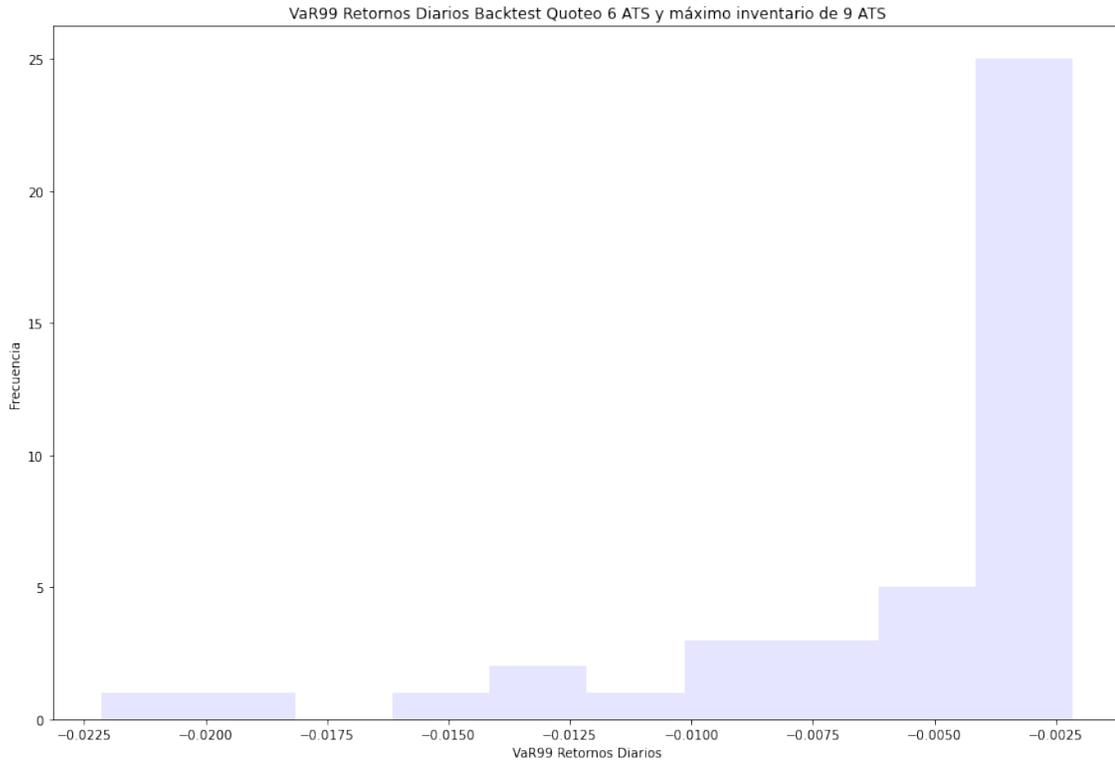


Figura 4.14: Escenarios de VaR99 Retorno Diario con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS

Capítulo 5

Conclusiones

A partir de los resultados es posible reflexionar y obtener conclusiones de esta aproximación a un problema de *market making* automatizado en el mercado accionario chileno, en línea con los objetivos propuestos de la investigación, teniendo en cuenta los posibles ingresos a obtener en distintos escenarios, el aporte que podría tener la estrategia en términos de participación de mercado y sus riesgos asociados.

Por otro lado, también mencionar y tener en cuenta los costos asociados a un desarrollo de este tipo, donde si bien no son considerados en este trabajo, son parte importante en la estructura y rentabilidad de la estrategia, en los que de manera general se puede encontrar (Aldridge, 2012):

- Costo de Desarrollo de Software
- Costo de Hardware
- Capacitación
- Mantenimiento
- Costos Asociados a Riesgo Operacional
- Impuestos y Comisión Bolsa

Por último, también considerar, a partir del aprendizaje obtenido, mejoras a la metodología relacionada al proceso de prueba de la estrategia y añadidos que puedan complementar el modelo base utilizado.

5.1. Resultados

5.1.1. Montos Transados e Ingresos

El modelo, por lo menos en el contexto del *backtesting* en el conjunto de papeles seleccionados, es altamente sensible al parámetro de aversión al riesgo, siendo directamente proporcional el aumento de éste y los montos transados (rotación), pero esto a su vez lleva un comportamiento inverso en los ingresos, siendo explicado por el bajo *spread* al que oferta el modelo de manera de no poseer inventario susceptible a riesgo de mercado.

Dicho lo anterior, y considerando los escenarios positivos, este modelo puede tener la utilidad de complementar las actividades actuales de *market making* en el mercado chileno, reemplazando operaciones completamente o parcialmente manuales, por una actividad automatizada y complementada por los ingresos derivados del contrato con el emisor para compensar el riesgo inherente y los costos de desarrollo.

5.1.2. Retorno y Riesgo

Analizando los retornos diarios del modelo bajo los distintos escenarios y su distribución, es posible ver que no tiene resultados extremos, teniendo una distribución similar a la normal, aunque con 'colas anchas', lo cual es esperable en distribuciones relacionadas al mundo financiero.

Lo interesante de lo anterior es ver que en los escenarios de peor rendimiento estos no se deben a retornos negativos de gran magnitud, sino más bien por retornos pequeños pero consistentes, donde se pierde dinero en la mayor parte de los días del período probado y apalancado por los altos montos transados en los 'macro-escenarios' de mayores cantidades ofertadas.

Del mismo modo, al observar la volatilidad de los retornos y el VaR de cada distribución se puede reafirmar que no existen valores de gran magnitud en el que se pueda pensar que las pérdidas generadas en los escenarios de alta aversión al riesgo sean debidos por eventos específicos que generen grandes pérdidas, sino que pérdidas consistentes como es mencionado anteriormente.

5.2. Aspectos a Mejorar

5.2.1. Backtesting

Como fue mencionado anteriormente, un *backtesting* tiene el objetivo de observar como se hubiese comportado una estrategia ante datos históricos, sin asegurar como serían sus resultados en el futuro, siendo más bien un primer filtro para descartar modelos o afinarlos en sus parámetros antes de ejecutarlos realmente en el mercado.

Dicho lo anterior, siempre es posible mejorar el proceso de pruebas, de manera de adaptarlo a condiciones y comportamientos similares al mercado, con el objetivo de obtener resultados más consistentes y un mayor grado de confianza para el tomador de decisión.

Con respecto a la metodología y modelo de *backtesting* desarrollado en este trabajo, se proponen las siguientes mejoras a partir de los aprendizajes logrados en la investigación:

- *L1 Market Data Continuo*: Para simplificar el proceso de programación, el tiempo de cómputo y la estructura de los datos, se establece un proceso de muestreo tal que se obtengan datos a partir de intervalos de tiempo fijos (30 segundos). De manera de asemejar el proceso de actualización del libro de órdenes a la dinámica real de los mercados se debería utilizar una estructura de datos basada en eventos, tal que quede registrada cada actualización de las puntas de compra y de venta. Si bien el mercado accionario chileno no posee frecuencias tan altas de actualización como en otros mercados dominados por *high-frequency traders*, si se pueden perder datos importantes dentro de los intervalos predefinidos al implementar el método de *resampleo* utilizado con *tickdata*.
- *L2 Market Data*: El registro de ejecuciones de las órdenes en la metodología de *backtesting* utilizada se basa en si las transacciones ocurridas "cruzan" los precios de las órdenes ingresadas en el mercado bajo la estrategia de *market making*. Si bien esto en parte simula correctamente el proceso de calce automático ocurrido en las bolsas, los resultados siguen siendo inconclusos. Un ejemplo de esto podría ser establecer una orden de compra bajo el *best bid*. Si en los datos históricos se observa una transacción a un precio aún mejor que el de la orden se asume una ejecución, pero en realidad, podría no haberse ejecutado dado que podrían existir más órdenes en los niveles de precios entre la orden propia y la mejor punta de venta. Para solucionar en cierta medida este problema sería ideal utilizar *market data* en L2, es decir, aquella que contiene la información "visible" de todo el libro de órdenes.

Este tipo de datos es muy voluminoso, y su manejo requiere de procesos especiales (Lopez de Prado, 2018). Una solución a la falta de datos en L2 podría ser utilizar una penalización a la cantidad ejecutada en base a alguna distribución de probabilidad (con soporte en el rango 0-1), aunque esto también derivaría en un comportamiento estocástico del modelo, por lo que sería necesario realizar una gran cantidad de simulaciones por cada escenario, haciendo más complejo el proceso en término de cómputo.

- *Periodicidad Cálculo de Parámetros*: bajo la metodología propuesta, los parámetros característicos de cada instrumento fueron calculados en base a un período mensual.

Por otro lado, aspectos como la volatilidad y aversión al riesgo, donde, si bien, varían según escenario, están fijos durante todo el *backtesting*. Con el objetivo de adaptar el modelo a las condiciones de mercado adecuadas se debería considerar un cálculo continuo de los parámetros de liquidez, y el uso de volatilidad históricas recientes.

5.2.2. Estrategia

Para complementar la estrategia y obtener diferentes resultados posibles, como a su vez un mejor control del riesgo y personalización, se proponen las siguientes mejoras al modelo base:

- Medidas ante Riesgo de Mercado: para mitigar las pérdidas incurridas, se pueden incluir las siguientes medidas para complementar la estrategia:
 - *Stop Loss*: liquidación de la posición ante cierto umbral de pérdidas o retorno.
 - Precio Promedio de Mercado: cálculo continuo del precio promedio de compra/venta del inventario en custodia y establecer medidas de *stop loss* ante variaciones significativas de precios.
 - Tendencias: suspensión o reconfiguración de la estrategia ante detección de tendencias intradía para evitar el riesgo de *trading* informado.
- Tipo de Órdenes: Bajo la metodología utilizada, las órdenes ingresadas al mercado son limitadas y a mercado. En la realidad, existen más tipos de órdenes (dependiendo del *exchange*¹⁴) las cuales pueden expandir las posibilidades de ejecución y hacer más rentable la estrategia
- Medidas contra *Gaming*: Los algoritmos de ejecución son ampliamente utilizados en el mercado accionario, de manera de automatizar y e impactar de menor manera ante la ejecución de órdenes de gran tamaño. Se le llama *gaming* a las acciones realizadas por otros algoritmos y/u operadores con el objetivo de forzar a estos programas a modificar sus precios al alza o a la baja, según sea el caso (Bacidore, 2020). Esto también puede ocurrir dentro del *backtesting*, donde podrían existir actualizaciones de las puntas de compra/venta de bajo tamaño (una acción), lo cual podría modificar el comportamiento del modelo. Para evitar estos errores se pueden establecer montos mínimos a los que reaccionar antes de actualizar los precios o parámetros de la estrategia.
- Arbitraje Condición de Liquidación: Como fue mencionado en secciones anteriores, el mercado accionario nacional ofrece distintas condiciones de liquidación, transándose cada una de éstas en diferentes "ruedas" (Bolsa de Comercio de Santiago, 2019), siendo la que concentra la mayor parte de las operaciones, y, por ende, la de mayor liquidez, la liquidación en *contado normal* (T+2). Aprovechando esta posibilidad, uno podría incorporar en el modelo la inclusión de las otras ruedas, de manera de ofrecer distintos premios (mayor premio o descuento según sea el tipo de operación), complementando la estrategia aumentando la probabilidad de ejecución y disminuyendo el riesgo de inventario.

¹⁴ Tipo de Órdenes Bolsa de Comercio de Santiago - <https://ww2.sebra.cl/BCSWiki/Wiki.jsp?page=Tipos%20de%20%C3%93rdenes>

5.3. Conclusiones Generales y Discusión

De manera general se puede concluir que, a nivel de *backtesting*, existen configuraciones de parámetros asociados al nivel de aversión al riesgo que hacen que una estrategia de *market making* en el mercado accionario chileno genere ingresos, aunque esto puede estar en contraposición con los riesgos que quisiera asumir el tomador de decisión, donde los resultados indican que ante grados altos de aversión al riesgo los resultados son pérdidas de gran magnitud. Sin embargo, como fue mencionado en secciones anteriores, estos resultados hay que tomarlos con cautela, dado que la etapa de prueba de la estrategia con datos históricos solo puede dar un atisbo de su comportamiento, pero nunca una certeza de su rendimiento futuro.

En los escenarios positivos los ingresos no son de gran magnitud, los cuales incluso no consideran los costos en los que se pueda incurrir, aspecto mencionado en la literatura (MacKenzie, 2021). Sin embargo, hay que considerar que en otros países, por ejemplo, Estados Unidos, muchos *exchanges* pagan *rebates* por proveer liquidez, por lo que puede compensar los bajos ingresos. Una incorporación de un modelo *maker-taker* en Chile podría aumentar la liquidez en el mercado y ampliar la competencia entre las bolsas existentes, la cual actualmente es casi nula.

Una forma de aplicar esta estrategia dinámica basada en el inventario y parámetros de liquidez de los instrumentos, en primera instancia, puede ser complementar las ya utilizadas en contratos de *market making* con emisores, de manera de reducir carga operacional y una ejecución consistente en base a reglas predefinidas.

La estrategia probada es solamente una variante dentro del conjunto de modelos de inventario, la cual destaca por su simpleza e interpretación. Para obtener una vista general habría que comparar contra modelos basados en datos, los cuales podrían tener mayores capacidades de detectar señales (flujo, volumen, cambio de precios en índices, divisas, entre otros) para tomar decisiones sobre precios, aunque con el *trade-off* de tener un menor poder interpretativo, lo cual puede afectar la confianza en los sistemas.

Bibliografía

ALDRIDGE, I. 2012. High-Frequency Trading. 2da ed. Hoboken, John Wiley & Sons, Inc. 306p.

AVELLANEDA, M., y STOIKOV, S. 2008. High-frequency trading in a limit order book. Quantitative Finance, 8(3), 217–224.

BACIDORE, J. M. 2020. Algorithmic Trading - A Practitioner's Guide. New York, TBG Press. 229p.

BOLSA DE COMERCIO DE SANTIAGO. 2019. Manual de Operaciones en Acciones. Santiago, BCS, 238p.

BOLSA DE COMERCIO DE SANTIAGO. (2020). Síntesis y Estadísticas Anual 2020. Santiago, BCS. 39p.

BOLSA ELECTRÓNICA DE CHILE. 2021. Publicaciones - Bolsa Electrónica de Chile. Santiago, BEC.

BRANDAO-MARQUES, L. 2016. Stock Market Liquidity in Chile. IMF Working Paper No. 16/223.

CHAN, E. P. 2012. Quantitative Trading. Hoboken, John Wiley & Sons, Inc. 203p.

DEGIANNAKIS, S. y FLOROS, C. 2015. Modelling and Forecasting High Frequency Financial Data. London, Palgrave Macmillan UK. 301p.

ESTADOS UNIDOS DE AMÉRICA. House of Representatives of the United States. 2010. Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act. Washington, julio 2010. 848p.

GUEANT, O., LEHALLE, C.A. y FERNANDEZ-TAPIA, J. 2013. Dealing with the inventory risk: a solution to the market making problem. Mathematics and Financial Economics, 7 (4), 477–507.

INVESTOPEDIA. 2020. Market Maker Definition [en línea]. <<https://www.investopedia.com/terms/m/market-maker-definition/>> [consulta: octubre 2021]

JOHNSON, B. 2010. Algorithmic Trading and DMA: An introduction to direct access trading strategies. London, Myeloma Press. 574p.

LARUELLE, S. (2013). Faisabilité de l'apprentissage des paramètres d'un algorithme de trading sur des données réelles. Les Cahiers de la Chaire Working Paper.

LEHALLE, C.A., y LARUELLE, S. 2018. Market Microstructure in Practice. 2da ed. New Jearsey, World Scientific. 367p.

LOPEZ DE PRADO, M. 2018. Advances in Financial Machine Learning. New Jearsey, Wiley. 366p.

MACKENZIE, D. 2021. Trading at the Speed of Light. New Jearsey, Princeton University Press. 282p.

OECD. 2019. Equity Market Development in Latin America. Paris, OCDE. 80p.

WILLIAMS, R. 2011. An Introduction to Trading in the Financial Markets: Market Basics. Cambridge, Elsevier. 336p.

Anexos

Anexo A - Parámetros de Intensidad de Trading

A.1 - Febrero

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0181	0,0247	0,0177	0,0164
BCI	0,0148	0,0094	0,0073	0,0086
BSANTANDER	0,1352	0,1207	0,0515	0,0701
CENCOSUD	0,0735	0,0618	0,0241	0,0226
CMPC	0,0355	0,0412	0,0139	0,0183
COLBUN	0,0294	0,0499	0,0208	0,0328
COPEC	0,0126	0,0119	0,0094	0,0078
ENELAM	0,0472	0,0709	0,0307	0,0351
ENELCHILE	0,1071	0,0748	0,0415	0,0645
FALABELLA	0,0562	0,0614	0,0179	0,0183
MALLPLAZA	0,0025	0,0040	0,0041	0,0055
PARAUCO	0,0169	0,0167	0,0244	0,0137
SQM-B	0,029	0,0424	0,0144	0,0165

A.2 - Marzo

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0256	0,0305	0,017	0,0262
BCI	0,0138	0,0135	0,0126	0,0119
BSANTANDER	0,0678	0,1267	0,0599	0,0634
CENCOSUD	0,0649	0,0606	0,0229	0,0221
CMPC	0,0505	0,0471	0,0226	0,0204
COLBUN	0,0476	0,0271	0,0344	0,0215
COPEC	0,0093	0,0085	0,0046	0,0038
ENELAM	0,0708	0,0591	0,0357	0,0313
ENELCHILE	0,0442	0,0624	0,0393	0,0431
FALABELLA	0,0562	0,0691	0,0179	0,0183
MALLPLAZA	0,0022	0,0014	0,0089	0,0041
PARAUCO	0,0201	0,0188	0,0218	0,0184
SQM-B	0,0451	0,0547	0,0167	0,0194

A.3 - Abril

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0442	0,0382	0,0224	0,0232
BCI	0,0172	0,0168	0,0142	0,0127
BSANTANDER	0,049	0,0533	0,0365	0,0623
CENCOSUD	0,0593	0,0545	0,0206	0,0203
CMPC	0,0628	0,0437	0,0212	0,0184
COLBUN	0,0273	0,0251	0,0235	0,0289
COPEC	0,0103	0,0125	0,0057	0,0057
ENELAM	0,0724	0,0531	0,0256	0,0278
ENELCHILE	0,1447	0,0284	0,0701	0,0307
FALABELLA	0,0575	0,074	0,0181	0,0194
MALLPLAZA	0,0013	0,0019	0,0059	0,0078
PARAUCO	0,0125	0,0073	0,0174	0,0149
SQM-B	0,0603	0,0608	0,0284	0,0209

A.4 - Mayo

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0731	0,0538	0,0218	0,0198
BCI	0,0179	0,0195	0,0146	0,0142
BSANTANDER	0,0407	0,0364	0,036	0,0325
CENCOSUD	0,0403	0,0495	0,0211	0,0206
CMPC	0,0624	0,0502	0,0231	0,0202
COLBUN	0,0332	0,0269	0,0224	0,0211
COPEC	0,0115	0,0091	0,0055	0,0050
ENELAM	0,123	0,0862	0,0456	0,0284
ENELCHILE	0,038	0,0303	0,0247	0,0263
FALABELLA	0,0791	0,0939	0,0229	0,0205
MALLPLAZA	0,0023	0,0038	0,0047	0,0106
PARAUCO	0,0237	0,0236	0,0207	0,0152
SQM-B	0,0597	0,0529	0,0207	0,0202

A.5 - Junio

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0463	0,0619	0,0201	0,0241
BCI	0,0145	0,0303	0,0120	0,0167
BSANTANDER	0,0806	0,0718	0,0512	0,0534
CENCOSUD	0,0578	0,0641	0,022	0,0247
CMPC	0,0437	0,0456	0,016	0,0225
COLBUN	0,0257	0,0129	0,0219	0,0164
COPEC	0,0098	0,0122	0,0041	0,0040
ENELAM	0,0791	0,1080	0,0321	0,0364
ENELCHILE	0,0761	0,0576	0,0557	0,0397
FALABELLA	0,0463	0,0619	0,0201	0,0240
MALLPLAZA	0,0032	0,0029	0,0075	0,0077
PARAUCO	0,033	0,0276	0,0216	0,0209
SQM-B	0,0367	0,0664	0,0189	0,023

A.6 - Julio

Instrumento	A_b	A_s	k_b	k_s
ANDINA-B	0,0266	0,0248	0,0218	0,0232
BCI	0,0095	0,0062	0,0111	0,0086
BSANTANDER	0,1407	0,0888	0,1065	0,0832
CENCOSUD	0,0359	0,0322	0,0219	0,0262
CMPC	0,0319	0,0278	0,0200	0,0225
COLBUN	0,018	0,0169	0,0193	0,0207
COPEC	0,0044	0,0061	0,0022	0,0050
ENELAM	0,0385	0,0427	0,0359	0,0400
ENELCHILE	0,0549	0,0279	0,0518	0,0386
FALABELLA	0,0359	0,0489	0,0173	0,0225
MALLPLAZA	0,0027	0,0026	0,0093	0,0096
PARAUCO	0,0182	0,0255	0,0262	0,0292
SQM-B	0,0313	0,0367	0,0222	0,0204

Anexo B - Montos Transados

B.1 - Escenario 3 ATS Ofertado y 6 ATS Inventario Máximo

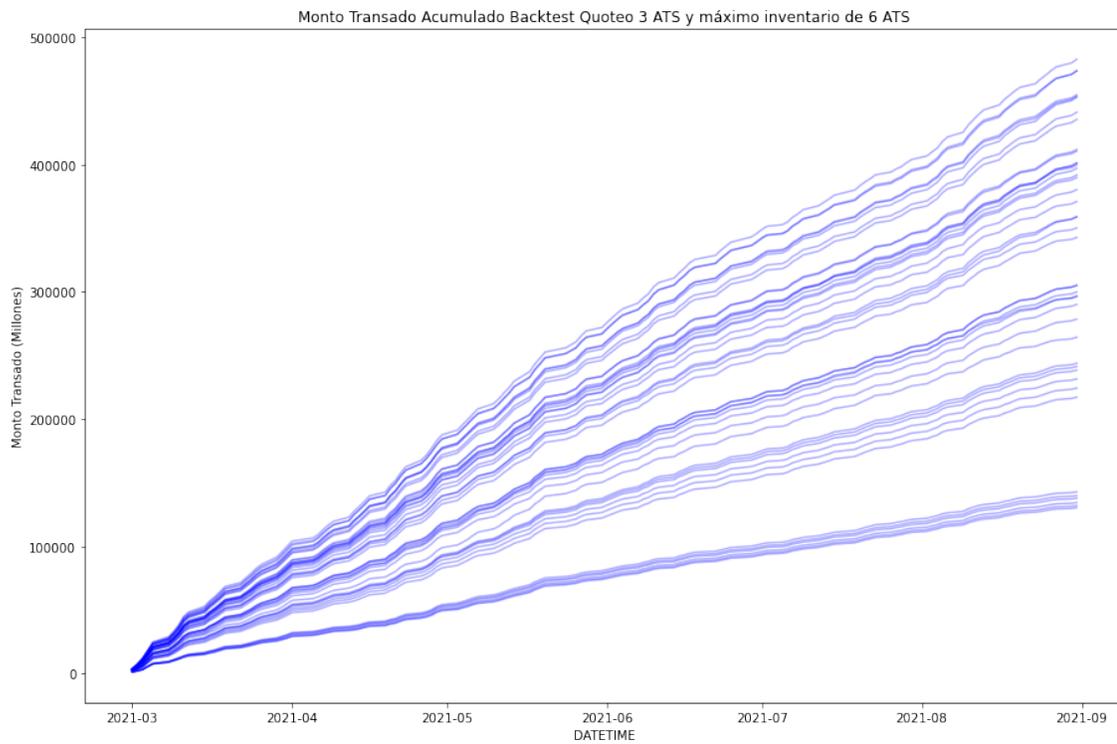


Figura 5.1: Escenarios de Montos Transados Acumulado con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

B.2 - Escenario 6 ATS Ofertado y 9 ATS Inventario Máximo

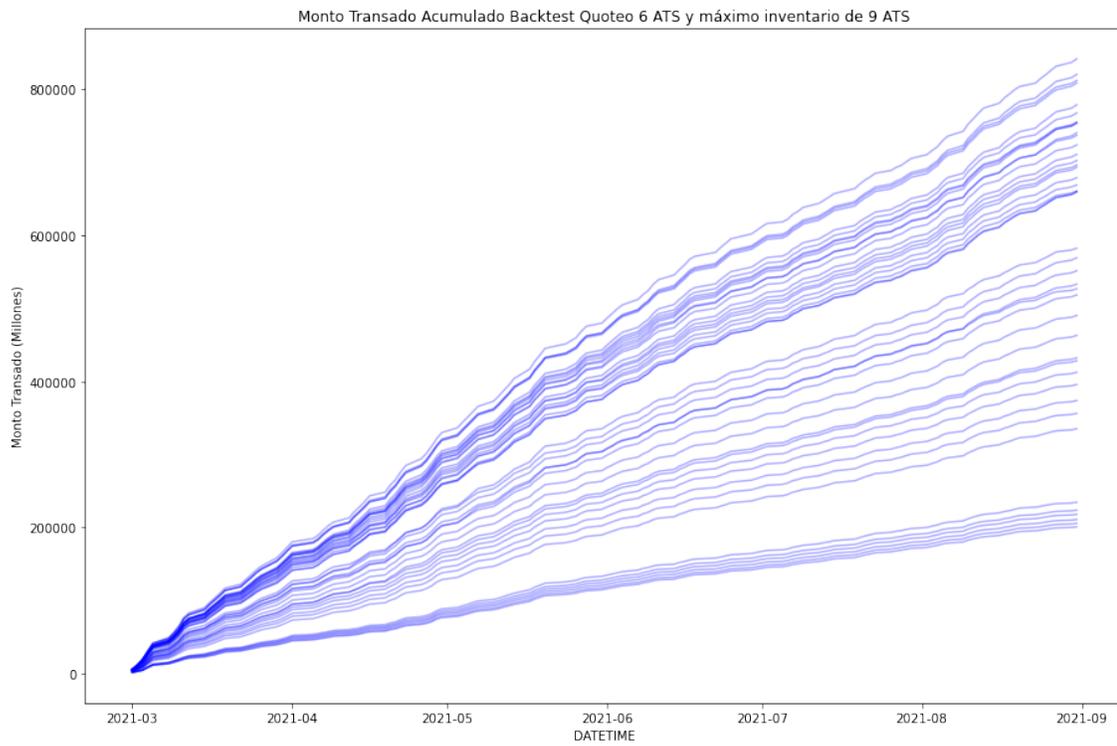


Figura 5.2: Escenarios de Montos Transados con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS

Anexo C - Profit & Loss

C.1 - Escenario 3 ATS Ofertado y 6 ATS Inventario Máximo

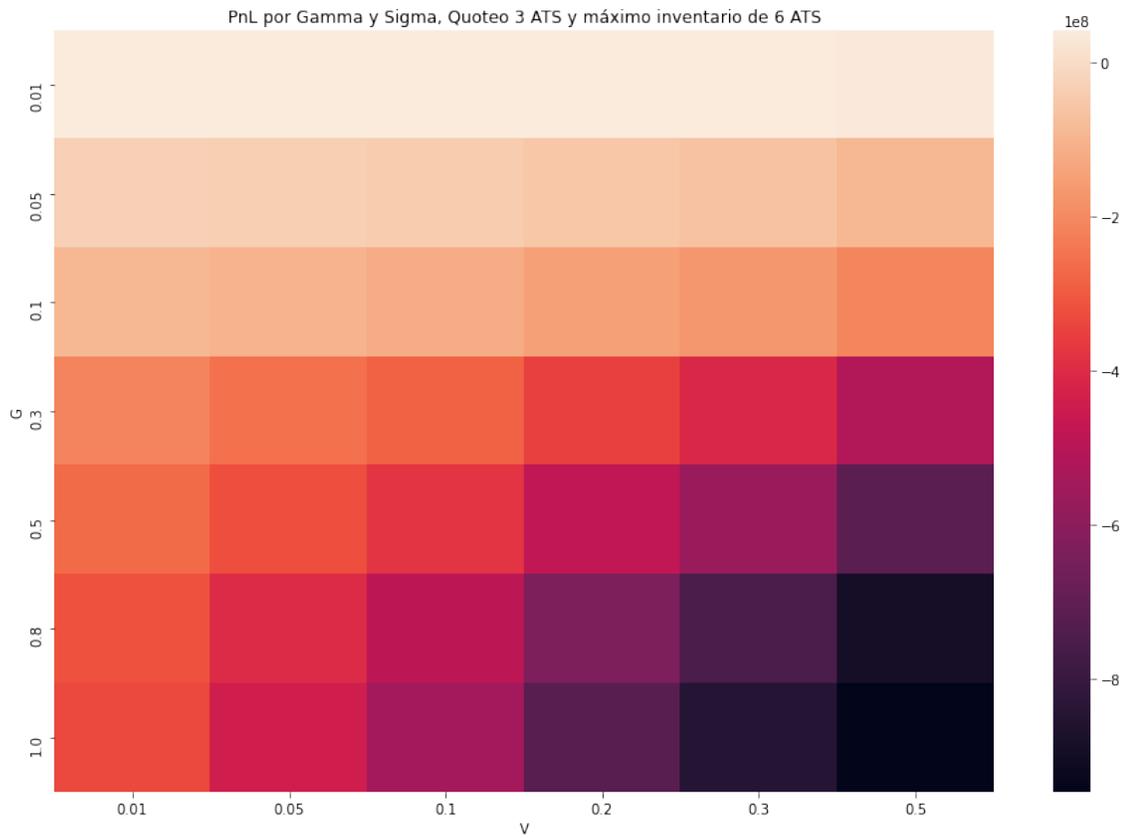


Figura 5.3: Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

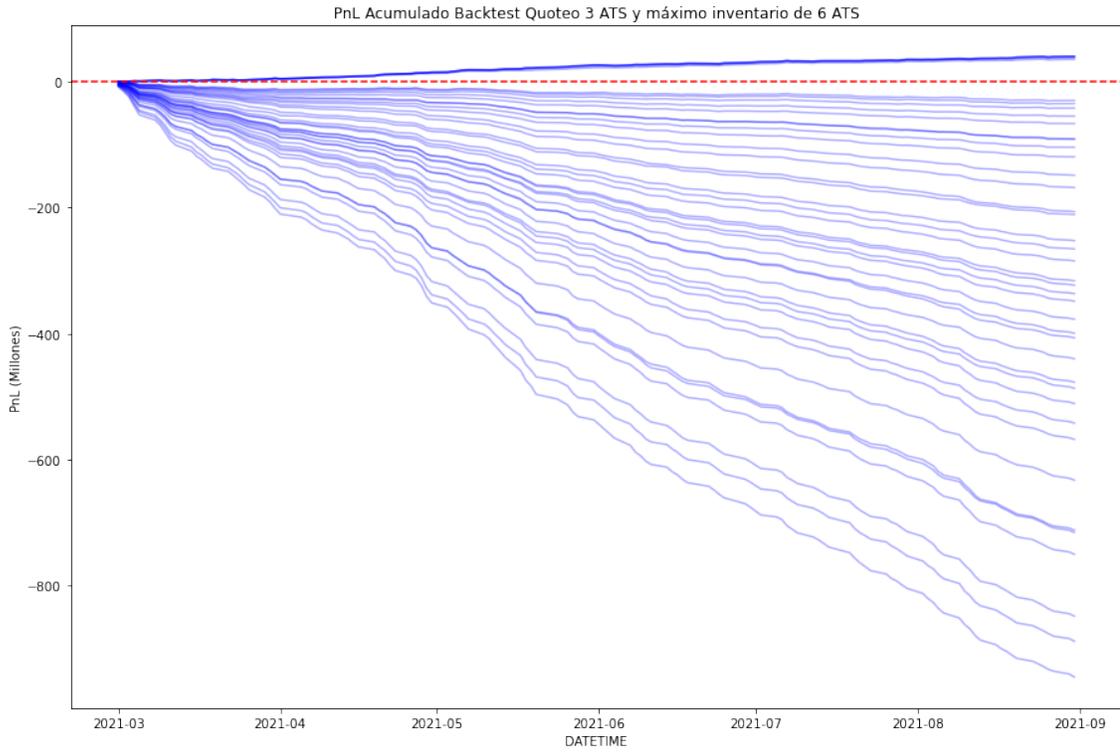


Figura 5.4: Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 3 ATS e Inventario Máximo de 6 ATS

C.2 - Escenario 6 ATS Ofertado y 9 ATS Inventario Máximo

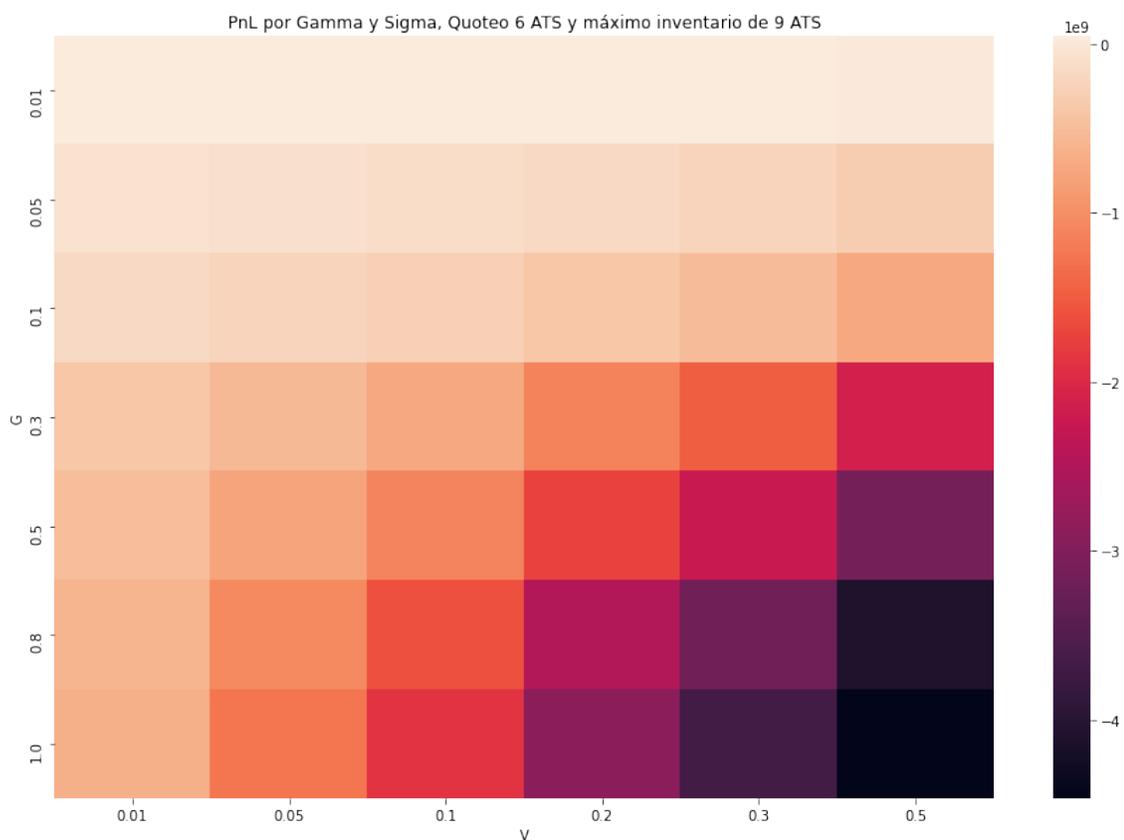


Figura 5.5: Escenarios de PnL con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS

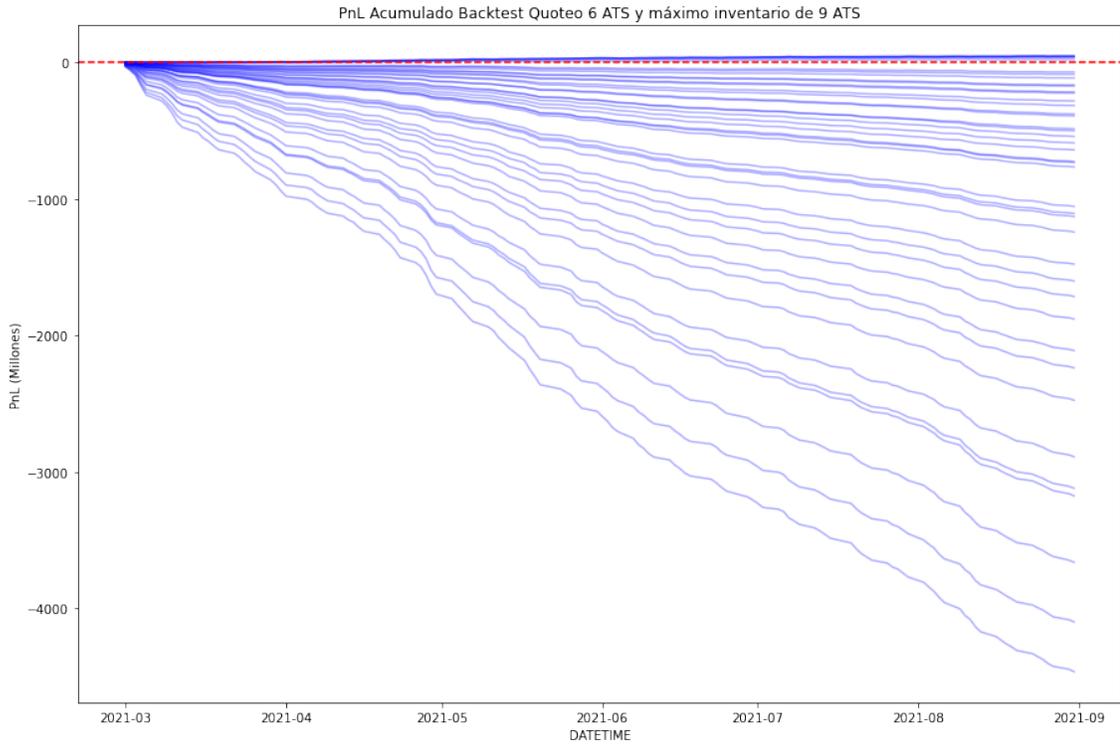


Figura 5.6: Escenarios de PnL Acumulado con Tamaño de Orden de 6 ATS e Inventario Máximo de 9 ATS