Stochastic Modeling of Investment Decisions under Uncertainty in Chilean Equities Using Stop-Loss Transforms

Sebastián Flández[a]

[a]*Departamento de Industrias, Universidad Técnica Federico Santa María*

Resumen—

Keywords—*Markov Chains; Birth-Death Process; Absorbing States; Stop-Loss Rules; Take-Profit Strategy; Risk Management; Stochastic Modeling; Financial Decision Making; Stop-Loss Transform; Chilean Stock Market; Discrete-Time Stochastic Process*

1. Introducción

Un objetivo central de quienes participan en el mundo de las inversiones es obtener ganancias, o al menos preservar el valor real de su patrimonio frente a la inflación, manteniendo así su poder adquisitivo. En este contexto, uno de los problemas fundamentales en la gestión de inversiones es la incertidumbre sobre la evolución futura del valor de un activo. Inversionistas, tanto individuales como institucionales, enfrentan la necesidad de tomar decisiones en presencia de riesgos y fluctuaciones de mercado que no siempre siguen un patrón determinista o lineal. De hecho, de acuerdo con la teoría clásica del mercado eficiente, toda información disponible en el mercado (información pública) se refleja en el precio de los activos. Por lo tanto, no hay oportunidad en la obtención de ganancias de manera sistemática.

A pesar de ello, muchos diseñan estrategias que buscan encontrar *debilidades* en el mercado, identificando situaciones en que la eficiencia del mercado disminuye y explotar las oportunidades para obtener retornos. En particular, se han desarrollado estrategias que asumen ciertas ineficiencias de mercado, tales como aquellas basadas en reglas de entrada y salida de posiciones financieras basadas en umbrales definidos de ganancia o pérdida, como los conocidos *take profit* y *stop loss*. Esta técnica financiera basada en umbrales, tiene una forma de operar capaz de ser modelada matemáticamente como un proceso estocástico con estados absorbentes: la posición se mantiene activa mientras no se alcance un umbral de éxito o ruina.

Cabe destacar que el término *stop-loss* será utilizado en dos sentidos complementarios a lo largo del informe. En primer lugar, se refiere a una regla práctica de gestión de riesgo utilizada en estrategias de inversión, que implica cerrar una posición cuando las pérdidas alcanzan cierto umbral predeterminado. En segundo lugar, se abordará el concepto de *transformada stop-loss* desde una perspectiva teórica, como una herramienta matemática utilizada para ordenar y comparar distribuciones de riesgo financiero, permitiendo formalizar decisiones bajo incertidumbre. Esta distinción conceptual será importante para entender tanto la formulación del modelo como su justificación económica.

Una de las decisiones centrales en contextos financieros inciertos es determinar una estrategia que maximice la probabilidad de éxito o el rendimiento esperado, dado un conjunto de reglas de operación o restricciones. En este sentido, Sudderth [8] estudia un tipo generalizado de problemas de toma de decisiones, en los que el objetivo del agente es maximizar funciones de pago definidas como *limsup* o *liminf* del estado observado a lo largo del tiempo. Estos problemas, conocidos como del tipo Dubins–Savage, se modelan como procesos estocásticos con espacio de estados contable y permiten definir estrategias basadas únicamente en el estado actual del sistema (es decir, estrategias Markovianas) que resultan ser óptimas bajo condiciones generales. Este resultado respalda el enfoque adoptado en el presente trabajo, en el que se asume que la política de mantener o liquidar una posición financiera puede modelarse como una decisión Markoviana dependiente solo del valor actual del activo.

Complementariamente, y con un enfoque más cuantitativo, Chen [6] establece cotas explícitas para la tasa de convergencia en procesos de nacimiento y muerte, lo que resulta particularmente relevante para el presente modelo con estados absorbentes. Estas cotas permiten evaluar de manera analítica cuán rápido se alcanza un umbral de éxito o ruina, proporcionando herramientas clave para estimar el horizonte temporal necesario para que una estrategia basada en umbrales sea efectiva en un entorno estocástico.

Diversos estudios teóricos han respaldado el uso de reglas de decisión basadas en umbrales como los conocidos *stop-loss*, entregando fundamentos sólidos que complementan la modelación estocástica utilizada en este trabajo. En particular, Müller [2] propone el uso de transformadas *stop-loss* como una herramienta para ordenar y comparar riesgos financieros, introduciendo un marco formal en el cual las distribuciones de pérdidas pueden ser clasificadas según su peligrosidad relativa. Esta contribución teórica establece que el umbral de pérdida no solo cumple una función práctica, sino que puede entenderse como una transformación matemática que preserva ciertas propiedades de orden estocástico, lo cual justifica su incorporación estructural en modelos de decisión con absorción. Asimismo, Yang y Zhang [10] abordan el tema desde una perspectiva conductual, integrando el concepto de utilidad por realización al evaluar estrategias de venta con *stop-loss*. Mediante un modelo teórico con shocks de liquidez y preferencias no lineales, los autores demuestran que las reglas *stop-loss* pueden aumentar la función de valor del inversor en contextos de incertidumbre, aún en ausencia de información perfecta. Este resultado refuerza la validez del enfoque adoptado en este informe, en el cual la inclusión de umbrales de salida permite capturar decisiones racionales bajo criterios de aversión al riesgo.

Por otra parte, si bien otros trabajos como los de Dai *et al.* [9], [11] exploran la efectividad de reglas *stop-loss* mediante evidencia empírica, sus hallazgos indican que estas estrategias resultan especialmente efectivas en contextos de alta volatilidad o mercados bajistas. Se evalúa el desempeño de reglas *stop-loss* concretas en mercados bursátiles reales: se analizan estrategias como *trailing stop-loss* y stop-loss simples aplicadas a acciones estadounidenses. Si bien estos resultados aportan evidencia útil, su aplicabilidad directa al mercado accionario chileno es limitada, el cual presenta patrones de comportamiento distintos y menor profundidad de liquidez.

En este informe se propone modelar el valor de una posición financiera a través de un proceso de nacimiento y muerte en tiempo discreto, en donde el valor del activo evoluciona estocásticamente mediante pequeñas subidas o bajadas en intervalos de tiempo diarios. A cada subida se le asocia un evento de *nacimiento* y a cada bajada un evento de *muerte*, un caso particular de cadena de Markov, con el fin de analizar la probabilidad de alcanzar un umbral de éxito financiero de largo plazo (específicamente, comparable al retorno anual del mercado) antes de incurrir en pérdidas significativas. Este enfoque permite cuantificar dos métricas fundamentales para la toma de decisiones: la probabilidad de alcanzar una meta financiera antes de incurrir en pérdidas significativas (por ejemplo, obtener una rentabilidad anual superior al promedio del mercado antes de sufrir una pérdida severa) o el tiempo esperado hasta que se alcance uno de los extremos, proporcionando una medida del horizonte temporal probable de la inversión. Además, se evaluará cómo el marco teórico de las transformadas *stop-loss* aporta fundamentos sólidos para el uso de estrategias de inversión basadas en umbrales definidos de salida.

Por último, se busca integrar el análisis de probabilidad de convergencia generado con los procesos anteriores, con el objetivo de crear un portafolio de inversiones con el método clásico de Markowitz. Se tiene el propósito de evaluar la diferencia de rendimiento de ambos portafolios en un horizonte definido.

La estructura del informe es la siguiente: en la Sección 2 se presentan los datos y la metodología utilizada; la Sección 3 está dedicada a la presentación de resultados obtenidos a partir del modelo propuesto; en la Sección 4 se realiza un análisis detallado de dichos resultados; y finalmente, en la Sección 5 se entregan las conclusiones generales del trabajo y posibles líneas de investigación futura.

2. Datos y Metodología

Datos

El conjunto de datos utilizados corresponde a un total de 30 activos transados en la bolsa de Santiago, en el cual se trabaja con los cierres de precios diarios sin ajustar de estos. Los datos obtenidos abarcan los periodos desde 2022-01-03 (yyyy/mm/dd) hasta el 2025-05-30, esta información fue obtenida desde Economática. Además, todo cálculo y análisis considerado se utiliza el retorno logarítmico diario entre los precios de cierre sin ajustar, de la forma:

$$r_t = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

donde r_t representa el retorno del día t y P_t indica el precio de cierre sin ajustar del día t. Posteriormente, estos retornos se utilizan para estimar métricas de rentabilidad acumulada en horizontes anuales, con el fin de establecer comparaciones frente al benchmark del mercado chileno.

Umbrales de absorción: Take Profit y Stop Loss

El modelo asume la existencia de dos estados absorbentes que definen la finalización de la posición financiera: uno asociado al éxito de la inversión (ganancia) y otro a la ruina (pérdida). Para determinar estos umbrales se emplean criterios económicos y financieros que aseguren la validez de las decisiones modeladas.

Para configurar el Take Profit (TP) se define el umbral superior de rendimiento como el retorno promedio anual del índice bursátil chileno IPSA, adoptado como benchmark mínimo aceptable para justificar la permanencia activa en el mercado. En base a los datos históricos entre enero de 2022 y mayo de 2025, el retorno logarítmico promedio anual del IPSA fue estimado en ≈ 0.1566. Esto equivale a un retorno compuesto anual esperado de aproximadamente $\approx 16.95\,\%$, el cual se adopta como benchmark mínimo de rentabilidad para la estrategia de inversión modelada.

Este valor representa la rentabilidad mínima exigida a una posición para considerarse exitosa, en línea con el rendimiento promedio del mercado local durante un año.

En el caso de Stop Loss (SL), el umbral inferior se define en relación al *take profit*, se configuró basado en la razón riesgo-recompensa (RRR). Se define un nivel deseado de equilibrio entre la ganancia esperada y la pérdida tolerable. Para esta ocasión se eligió un RRR de 2:1, se establece:

$$\mathrm{SL} = -\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{RRR}} = -\frac{\mathrm{TP}}{2} = -0.0783 \quad \text{con} \quad \mathrm{RRR} \in \mathbb{R}^{+}$$

Ambos umbrales se expresan en términos de rendimiento acumulado anual y se traducen posteriormente a posiciones discretas dentro del espacio de estados, de acuerdo con el tamaño de paso definido por cada activo. Esta configuración permite evaluar si una acción individual logra superar el retorno promedio del mercado en un año, bajo una estrategia de inversión sujeta a criterios realistas de riesgo.

Tick

Discretización adaptativa del tamaño de tick

Para construir una cadena de Markov que modele la dinámica de los retornos acumulados de un activo financiero a paso diario, es necesario definir un conjunto discreto de estados que representen los posibles valores que puede tomar dicho retorno. En este contexto, el "tick" se define como la magnitud de desplazamiento entre dos estados consecutivos. A diferencia de los modelos tradicionales que utilizan un tamaño de tick uniforme o fijo, se propone una discretización *adaptativa y aleatoria*, donde el tick es generado aleatoriamente dentro de un intervalo centrado en la magnitud típica de desplazamiento del activo.

En datos financieros de alta frecuencia y también en series diarias, es común observar que la media de los retornos logarítmicos diarios (μ) es pequeña en comparación con su desviación estándar (σ). Sin embargo, esta media no refleja adecuadamente la magnitud diaria de los movimientos del precio, ya que puede cancelarse entre valores positivos y negativos. Por ello, se utiliza como medida base el valor absoluto de los retornos logarítmicos diarios, cuya media y desviación estándar se denotan como μ_{abs} y σ_{abs}, respectivamente.

Definición del tick aleatorio

El tamaño del tick diario se genera de forma aleatoria dentro del siguiente intervalo simétrico:

$$\delta \sim \mathcal{U}[\mu_{\text{abs}} - c \cdot \sigma_{\text{abs}},\ \mu_{\text{abs}} + c \cdot \sigma_{\text{abs}}] \tag{1}$$

donde el parámetro c regula la amplitud del intervalo y depende del nivel de volatilidad del activo. El tick generado representa la magnitud diaria de desplazamiento (ya sea en dirección positiva o negativa, dependiendo del objetivo: construcción del camino hacia el umbral superior o inferior).

Clasificación de volatilidad y elección del parámetro c

Siguiendo prácticas habituales en la literatura empírica financiera, como Jegadeesh y Titman (1993) [1], se clasifica a los activos en tres categorías de volatilidad según los percentiles 20 y 80 de la distribución empírica de σ_{abs} (desviación estándar del desplazamiento). Este enfoque no paramétrico permite capturar los extremos sin imponer supuestos distribucionales.

- **Baja volatilidad:** $\sigma_{\text{abs}} < P_{20}$ $\Rightarrow c = 0.15$
- **Volatilidad media:** $P_{20} \leq \sigma_{\text{abs}} \leq P_{80}$ $\Rightarrow c = 0.30$
- **Alta volatilidad:** $\sigma_{\text{abs}} > P_{80}$ $\Rightarrow c = 0.50$

Restricción de consistencia

Dado que en algunos activos se observa que $\sigma_{\text{abs}} > \mu_{\text{abs}}$, se introduce una restricción adicional para evitar que el tick generado sea mayor que el doble del desplazamiento medio. En particular, si el valor de $c \cdot \sigma_{\text{abs}} > \mu_{\text{abs}}$, entonces se acota el extremo superior del intervalo en aproximadamente $2 \cdot \mu_{\text{abs}}$. Esto define el intervalo de generación final como:

$$\delta \sim \mathcal{U}\left[\mu_{\text{abs}} - min(c \cdot \sigma_{\text{abs}},\ \mu_{\text{abs}} - \epsilon),\ \mu_{\text{abs}} + min(c \cdot \sigma_{\text{abs}},\ \mu_{\text{abs}} - \epsilon)\right] \tag{2}$$

donde ϵ es un valor pequeño equivalente a 0.0001 para evitar la probabilidad mínima de escenarios extremos en donde el valor del *tick* toma el valor de 0 o $2 \cdot \mu_{\text{abs}}$. Con esto, el valor del tick no será fijo, sino que por una parte es dinámico, según el tipo de activo que se esté analizando, y tiene un componente aleatorio condicionado por el activo objetivo.

Este enfoque tiene respaldo indirecto en distintas áreas de la literatura: Judd (1998) [3] propone mallas irregulares en métodos numéricos para resolver modelos dinámicos, adaptando el espaciamiento de los nodos según la variación local de la función de interés; Jegadeesh y Titman (1993) [1], agrupan activos por quintiles para estudiar estrategias momentum, esta lógica se adapta aquí para clasificar por volatilidad; en simulaciones Monte Carlo (Glasserman, 2004 [4]), se recomienda limitar la varianza de los pasos simulados para evitar colas extremas no representativas.

En la literatura financiera, la definición del tamaño del tick ha estado históricamente determinada por reglas fijas impuestas por las bolsas de valores. Estas reglas usualmente dependen del precio nominal del activo y emplean esquemas escalonados con ticks mínimos establecidos, como en el caso de la Bolsa de Tokio (TSE), que utiliza múltiples niveles de tamaño de tick según el rango de precios de la acción [5]. Estudios empíricos han investigado cómo la modificación exógena del tick afecta variables microestructurales como el volumen transado, el spread y la profundidad del mercado. Por ejemplo, en el caso de la Bolsa de Tailandia, se analizaron cambios desde \$0.05 a \$0.01 y sus implicancias sobre la liquidez y el comportamiento del inversor [7]. Estos trabajos tienden a enfocarse en métricas de eficiencia de mercado y costos de transacción, dentro de contextos de alta frecuencia y alta rotación.

Sin embargo, este enfoque no se adapta adecuadamente al objetivo de este trabajo, que busca modelar mediante cadenas de Markov discretas la probabilidad de alcanzar estados absorbentes definidos por umbrales de retorno acumulado. En este contexto, se requiere una estructura de estados que represente fielmente las magnitudes diarias típicas de fluctuación de cada activo, en lugar de una grilla uniforme impuesta arbitrariamente. Por esta razón, se propone un enfoque alternativo y novedoso: una discretización adaptativa del tick, cuyo rango se determina según la media y desviación estándar del desplazamiento absoluto diario del activo. Este método permite capturar con mayor precisión las propiedades estocásticas de cada acción, preservando a la vez la estructura discreta necesaria para el análisis probabilístico.

En resumen, este esquema permite que cada activo tenga un sistema de discretización de estados coherente con su comportamiento estadístico, controlando el tamaño de los pasos entre estados mediante un rango aleatorio limitado y ajustado por su volatilidad observada. Esto evita imponer un tick fijo que no refleje las propiedades reales del activo, mejorando la fidelidad de la cadena de Markov.

Cálculo de Probabilidades de Transición

La estimación de las probabilidades de transición $\hat{p}_+$ (subida) y $\hat{p}_-$ (bajada) es fundamental para representar adecuadamente la dinámica del activo financiero. A partir de la serie temporal de retornos logarítmicos diarios r_t, se contabiliza:

- N_+: número de días con retorno positivo ($r_t > 0$),
- N_-: número de días con retorno negativo ($r_t < 0$),
- N: total de días considerados (excluyendo $r_t = 0$).

Se definen las probabilidades empíricas como:

$$\hat{p}_+ = \frac{N_+}{N}, \quad \hat{p}_- = \frac{N_-}{N} = 1 - \hat{p}_+$$

Estas probabilidades gobiernan la dinámica del proceso en cada paso diario del modelo de nacimiento y muerte. El proceso evoluciona en tiempo discreto según un modelo de nacimiento y muerte, en el cual:

- Un evento de “nacimiento” mueve el proceso del estado i al estado $i+1$, incrementando el retorno en un *tick*.
- Un evento de “muerte” mueve el proceso del estado i al estado $i-1$, reduciendo el retorno en un *tick*.

Se asume que las probabilidades de nacimiento y muerte son constantes y homogéneas para cada activo. Este supuesto implica que el comportamiento probabilístico del activo es estacionario, es decir, que la dinámica de subidas y bajadas no depende ni del tiempo ni del nivel actual del retorno.

Cálculo de Probabilidades y Tiempos de Absorción

Dado que el análisis se basa en retornos logarítmicos diarios y las probabilidades de transición estimadas corresponden a las probabilidades de cambio por día, el modelo se formula como una cadena de Markov en tiempo discreto. En este contexto, cada paso del proceso representa un día hábil de negociación y los cambios en el estado reflejan variaciones discretas del retorno acumulado del activo.

El proceso se modela como una cadena de Markov con matriz de transición $P \in \mathbb{R}^{(N_i+1)\times(N_i+1)}$, de estructura tridiagonal. Las transiciones posibles desde un estado transitorio $i \in \{1, ..., N_i - 1\}$ son:

$$P_{i,i+1} = \hat{p}_+ \quad \text{(probabilidad de subida)}$$
$$P_{i,i-1} = \hat{p}_- = 1 - \hat{p}_+ \quad \text{(probabilidad de bajada)}$$
$$P_{i,i} = 0 \quad \text{(no se considera permanencia)}$$

Los estados absorbentes tienen probabilidad de permanencia 1:

$$P_{0,0} = 1, \quad P_{N_i,N_i} = 1$$

Se utiliza la descomposición canónica de la matriz P, reordenando los estados como transitorios y absorbentes, de modo que:

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} Q & R \\ 0 & I \end{pmatrix}$$

donde la matriz $Q \in \mathbb{R}^{(N_i-1)\times(N_i-1)}$ corresponde a una matriz de estados de transición, la matriz $R \in \mathbb{R}^{(N_i-1)\times a}$ con a la cantidad de estados absorbentes y corresponde a las transiciones desde estados transitorios hasta los absorbentes, la matriz $0 \in \mathbb{R}^{a\times(N_i-1)}$ corresponde a una matriz de ceros y la matriz $I \in \mathbb{R}^{a\times a}$ corresponde a la matriz identidad.

La matriz fundamental F se define como:

$$F = (I - Q)^{-1}$$

donde I es la matriz identidad de dimensión N_i-1. Cada entrada F_{ij} representa el número esperado de veces que el proceso visita el estado j, partiendo desde el estado i. Multiplicando la matriz fundamental por un vector de unos, se obtiene el vector de tiempo esperado hasta absorción:

$$t = F\mathbf{1}$$

En particular, el valor t_{i_0} representa el número esperado de días que transcurren hasta alcanzar alguno de los estados absorbentes, partiendo desde el estado inicial i_0 (correspondiente a retorno acumulado cero).

Las probabilidades de absorción en los dos estados absorbentes se obtienen mediante:

$$B = FR$$

donde $B_{i,1}$ es la probabilidad de ser absorbido en el estado 0 (ruina) si se parte desde el estado i y $B_{i,2}$ es la probabilidad de alcanzar el éxito (estado N_i) desde el estado i. En particular, $B_{i_0,2}$ entrega la probabilidad de alcanzar la meta financiera partiendo desde retorno cero (estado inicial).

Adicionalmente, se pueden simular múltiples trayectorias del proceso mediante Monte Carlo para:

- Validar los resultados analíticos
- Estimar el tiempo promedio hasta absorción
- Analizar la distribución del número de pasos hasta el éxito o ruina

Transformada Stop-Loss como Herramienta de Evaluación de Riesgo

Además del modelamiento estocástico basado en cadenas de Markov, este trabajo incorpora un análisis complementario mediante el uso de la *transformada stop-loss*, una herramienta proveniente de la teoría del riesgo y utilizada para comparar distribuciones según su comportamiento en las colas de pérdida.

Definición formal Sea X una variable aleatoria que representa la pérdida de una posición financiera, con función de distribución acumulada $F_X(x)$ y esperanza finita. La transformada stop-loss de X se define como:

$$\mathrm{SL}_X(d) = \mathbb{E}[(X-d)^+] = \int_d^\infty (x-d)\, dF_X(x)$$

donde $d \in \mathbb{R}$ es un umbral de pérdida y $(X-d)^+ = \text{máx}(X-d, 0)$. Esta función representa la pérdida esperada condicional a exceder un nivel d, y permite evaluar qué tan pesada es la cola derecha de la distribución (riesgo extremo).

Para calcular la transformada *stop-loss* empírica de cada activo, se requiere definir un conjunto de umbrales d sobre los cuales evaluar la pérdida esperada condicional. Dado que los retornos simulados y observados se expresan con una precisión de cuatro decimales, se establece una grilla uniforme desde 0 hasta el valor de pérdida máxima (es decir, hasta el umbral *stop loss* definido), con pasos de -0.0001.

Formalmente, si el umbral de pérdida es $\mathrm{SL} < 0$, el conjunto de umbrales se define como:

$$D = \left\{ d_k = -0.0001 \cdot k \ : \ k \in \mathbb{N},\ 0 < k \leq \left\lfloor \frac{|\mathrm{SL}|}{0.0001} \right\rfloor \right\}$$

Este conjunto de puntos permite evaluar de forma granular la severidad condicional de las pérdidas a distintos niveles, y es suficientemente fino como para capturar la variación del perfil de riesgo con un nivel de detalle acorde a la precisión de los datos.

En el contexto de este estudio, la transformada stop-loss se utiliza para analizar la distribución empírica de las pérdidas simuladas por el modelo de nacimiento y muerte para cada activo. Específicamente, se busca responder:

- ¿Cuál es la pérdida esperada al superar cierto umbral d, por ejemplo, igual al nivel del *stop loss* operativo?
- ¿Cómo se compara el perfil de riesgo de distintos activos bajo esta métrica?
- ¿Existen activos con colas significativamente más riesgosas pese a tener similar probabilidad de absorción?

Este enfoque permite complementar la evaluación tradicional basada en probabilidad de éxito ($\mathbb{P}[\text{absorción en TP}]$) con una perspectiva de severidad esperada condicional a una caída. La implementación práctica de este método constará de cuatro pasos importantes a aplicar para cada activo:

1. Se generan múltiples trayectorias simuladas del proceso de nacimiento y muerte en tiempo discreto, comenzando desde el estado inicial i_0 (retorno acumulado igual a cero), y deteniéndose al alcanzar alguno de los estados absorbentes: TP (éxito) o SL (pérdida).
2. Para cada trayectoria que termina en pérdida (absorción en SL), se registran todos los estados intermedios visitados antes de llegar a SL, que corresponden a valores de retorno negativos a lo largo del tiempo.
3. Se construye una muestra empírica $\{X_j\}$ con todas las observaciones de retorno negativas recolectadas en el paso anterior. Esta muestra representa el comportamiento del retorno en los escenarios en que la estrategia falló (no logró alcanzar TP). Esta muestra refleja el comportamiento del activo en escenarios fallidos antes de llegar a la ruina.
4. Para un conjunto de umbrales $d < 0$, se calcula la transformada stop-loss empírica definida como:

   $$\widehat{\mathrm{SL}}(d) = \frac{1}{n_d} \sum_{X_j < d} (X_j - d)$$

   donde n_d es el número de observaciones de retorno X_j que son menores que el umbral d. Esta cantidad representa la pérdida esperada condicional a exceder dicho umbral.
5. Se construye la curva $d \mapsto \widehat{\mathrm{SL}}(d)$ para cada activo. Esta curva permite visualizar y comparar la severidad condicional de las pérdidas entre distintos activos o contra benchmarks de referencia, como el índice IPSA.

El uso de la transformada stop-loss permite ir más allá de la probabilidad de pérdida, midiendo su *profundidad esperada*. Esto es especialmente valioso en contextos de mercados volátiles, donde dos activos pueden tener igual probabilidad de pérdida, pero con consecuencias económicas muy distintas. De este modo, se proporciona una visión más completa del perfil de riesgo de las estrategias modeladas, integrando tanto la probabilidad de eventos adversos como su severidad potencial.

Contribución Metodológica

La incorporación de la transformada *stop-loss* en este trabajo se basa en desarrollos previos de la literatura financiera y actuarial. En particular, Müller [2] establece la definición formal de esta transformada como una herramienta para ordenar distribuciones de riesgo en función de la severidad de las pérdidas extremas. Por otro lado, trabajos como los de Yang y Zhang [10], aunque su análisis no utiliza explícitamente transformadas *stop-loss*, su enfoque conductual respalda la necesidad de incorporar métricas que consideren la percepción de riesgo en las colas de pérdida. Asimismo, estudios empíricos como los de Dai et al. [9], [11] investigan la eficacia de reglas *stop-loss* en mercados reales, destacando la importancia de medir no solo la ocurrencia de pérdidas, sino también su magnitud.

La metodología aplicada en este trabajo extiende estos enfoques, proponiendo una implementación computacional específica para la transformada *stop-loss*, adaptada al contexto de un modelo estocástico de nacimiento y muerte en tiempo discreto. Mediante simulaciones de trayectorias del proceso, se construye una muestra de observaciones de retorno negativo a lo largo del tiempo, sobre la cual se calcula empíricamente la pérdida esperada por encima de distintos umbrales. Esta implementación permite cuantificar de forma práctica la severidad condicional de las pérdidas, complementando la evaluación tradicional basada en probabilidades de absorción.

Con ello, este trabajo no solo recoge aportes teóricos de la literatura, sino que también propone una metodología de aplicación concreta que puede ser replicada y adaptada para distintos activos, contextos de mercado o estrategias de inversión.

3. Resultados

4. Análisis de Resultados

5. Conclusión

Referencias

[1] N. Jegadeesh y S. Titman, «Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency», *The Journal of Finance*, vol. 48, n.º 1, págs. 65-91, 1993. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1993.tb04702.x.

[2] A. Müller, «Orderings of Risks: A Comparative Study via Stop-Loss Transforms», *Insurance: Mathematics and Economics*, vol. 17, n.º 2, págs. 215-222, 1996. DOI: 10.1016/0167-6687(96)90002-5. dirección: https://doi.org/10.1016/0167-6687(96)90002-5.

[3] K. L. Judd, *Numerical Methods in Economics*. Cambridge, MA: MIT Press, 1998.

[4] P. Glasserman, *Monte Carlo Methods in Financial Engineering* (Applications of Mathematics). New York: Springer, 2004. DOI: 10.1007/978-0-387-21617-1.

[5] W. Nakamura y T. Shimizu, «An examination of minimum tick sizes on the Tokyo Stock Exchange», *Monetary and Economic Studies*, vol. 22, n.º 1, págs. 35-68, 2004.

[6] C. MF., «Speed of stability for birth-death processes», *Frontiers of Mathematics*, vol. 100, págs. 72-78, 2010. DOI: 10.1007/s11464-010-0068-7.

[7] T. Pongpitakmetha, E. Siengsanan-Lam y N. Seetaram, «Tick size change on the Stock Exchange of Thailand and its impact on market quality», *Global Finance Journal*, vol. 42, pág. 100 429, 2019. DOI: 10.1016/j.gfj.2019.100429.

[8] W. D. Sudderth, «Optimal Markov Strategies», *Decisions in Economics and Finance*, vol. 43, n.º 1, págs. 43-54, 2020. DOI: 10.1007/s10203-019-00235-0.

[9] N. N. V. N. Dai B. Marshall BR., «Risk Reduction Using Trailing Stop-Loss Rules», *International Review of Finance*, vol. 21, n.º 4, págs. 1334-1352, 2021. DOI: 10.1111/irfi.12328. dirección: https://doi.org/10.1111/irfi.12328.

[10] Y. C. Z. Z., «Realization utility with stop-loss strategy», *The Quarterly Review of Economics and Finance*, vol. 81, págs. 261-275, 2021. DOI: 10.1016/j.qref.2021.06.017.

[11] N. N. V. N. Dai B. Marshall BR., «Lottery Stocks and Stop-Loss Rules», *Global Finance Journal*, vol. 56, pág. 100 748, 2023. DOI: 10.1016/j.gfj.2022.100748. dirección: https://doi.org/10.1016/j.gfj.2022.100748.