UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO

FACULTAD DE ECONOMÍA

"PREDICCIÓN DEL PRECIO DE DOS ACCIONES DEL SECTOR DE CONSUMO FRECUENTE DE LA BMV A TRAVÉS DE SIMULACIÓN MONTECARLO EN EL PERIODO 2024-2029"

TESIS

QUE PARA OBTENER EL

TÍTULO DE LICENCIADO EN ACTUARÍA

PRESENTAN:

LÓPEZ PRUDENCIO PAOLA LIZETH

MORALES OROZCO CINTHIA

ASESORA:

DRA. EN C. ANNEL HURTADO JARAMILLO

REVISORES:

L. EN A.F. ISAEL VALENCIA GARCÍA

M. EN ED. JAIME ALBERTO RANGEL BERNAL

TOLUCA, ESTADO DE MÉXICO

FEBRERO 2025

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN

La incertidumbre en las inversiones no es un tema nuevo; de hecho, la probabilidad de que ocurra un determinado evento es incierta, y en muchas ocasiones, la realidad de los mercados puede diferir considerablemente de las proyecciones iniciales. Por ello, la gestión efectiva de la incertidumbre se convierte en una habilidad crucial para quienes buscan maximizar el rendimiento de sus inversiones en un entorno financiero dinámico e impredecible.

La inversión en productos financieros es una decisión compleja que no solo involucra a profesionales, como administradores de fondos de empresas, sino también a inversionistas tradicionales o pequeños inversionistas, quienes suelen acudir a estos expertos en busca de información o para optar por un portafolio predefinido. Además, la gestión de fondos a nivel corporativo implica desafíos adicionales que van más allá de la inversión personal.

Por este motivo, toda inversión debe realizarse de manera responsable y fundamentada, utilizando un método que permita analizar el comportamiento de los productos financieros y la mejor manera de adquirirlos (CNMV, 2024).

Entonces, ¿por qué invertir y no solo ahorrar? Aunque ahorrar e invertir son dos opciones que pueden ayudar a cumplir los proyectos y metas personales. Ahorrar supone guardar una parte de los ingresos para gastar más adelante, mientras que invertir consiste en poner a trabajar el dinero ahorrado para generar un rendimiento.

La inversión en México se ha visto expuesta a un alto nivel de incertidumbre debido a los distintos factores que impactan directamente la economía del país, uno de los casos más relevantes que apoyan esta afirmación fue la crisis de 2008 cuando los precios de las acciones de los principales bancos de inversión mundial empezaron a caer ocasionando una recesión profunda y a su vez incrementando la incertidumbre a la hora de invertir (Gutiérrez, 2019).

Y aunque fue grande el impacto negativo en diversos sectores económicos del país, el sector de consumo frecuente, específicamente el cosmético lo sobrellevó de la mejor manera, dado que experimentó un crecimiento real de casi 7%, según datos de la agencia de investigación de mercados Euromonitor International. Por esta razón, para la presente investigación se analizarán las acciones de L´Oreal SA (OR) y Estée Lauder Companies INC (EL). Empresas multinacionales que se destacan por su relevancia y atractivo para los inversionistas. La Bolsa Mexicana de Valores (BMV) ha brindado un espacio significativo para la cotización de estas empresas, facilitando así la participación de los inversionistas en un mercado en constante evolución.

La predicción del comportamiento futuro de los precios de las acciones es un área de investigación de gran relevancia en el campo de las finanzas y la inversión. En un entorno financiero caracterizado por la incertidumbre y la volatilidad, comprender y predecir el comportamiento de los precios de las acciones se ha convertido en una necesidad para los inversores, analistas financieros y gestores de carteras.

En este sentido, la simulación Montecarlo se presenta como una herramienta robusta y eficaz, capaz de modelar la incertidumbre y la volatilidad inherentes a los mercados financieros. A través de esta técnica, es posible simular múltiples escenarios y obtener estimaciones sobre los rendimientos esperados de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder para el periodo 2024-2029.

Esta tesis tiene como objetivo general predecir el precio de las acciones mencionadas, utilizando la simulación Montecarlo como método principal de análisis. Para alcanzar este propósito, se plantean objetivos específicos que abarcan desde la contextualización del sistema financiero mexicano y el panorama de las inversiones en el país, hasta la identificación de los rendimientos potenciales de las inversiones basadas en los precios simulados.

Para cumplir con estos objetivos se plantea la siguiente hipótesis: El comportamiento de los precios de las acciones L’Oréal y Estée Lauder de la BMV se puede predecir mediante simulación Montecarlo.

A través de esta simulación, se puede identificar una tendencia en la dirección de los precios de las acciones, ya sea al alza o a la baja, lo que proporcionará información valiosa para la toma de decisiones de inversión.

Dicho esto, a través de esta investigación, se busca no solo contribuir al entendimiento del rendimiento de estas acciones, sino también ofrecer a los inversionistas herramientas y análisis que les permitan tomar decisiones más informadas en un entorno de alta incertidumbre.

Capítulo 1: Sistema Financiero Mexicano

1.1 Definición, Objetivo y Funcionamiento.

El Sistema Financiero se define como el conjunto de instituciones, instrumentos y mercados a través de los cuales se canaliza el ahorro hacia la inversión. En este contexto tendrán un papel muy importante los intermediarios financieros cuya principal función será fomentar el trasvase del ahorro hacia la inversión, teniendo en cuenta las distintas motivaciones y necesidades financieras de ahorradores e inversores (López & González, 2008).

En este sentido, un sistema financiero tiene las siguientes funciones:

- Captar el ahorro y canalizarlo hacia la inversión.
- Fomentar el ahorro.
- Ofertar aquellos productos que se adaptan a las necesidades de los ahorradores y los inversores, de manera que ambos obtengan la mayor satisfacción con el menor costo.
- Lograr la estabilidad monetaria.

En sí, la principal tarea del Sistema Financiero es empatar las necesidades y deseos de unos, los ahorradores, con las necesidades de otros, los deudores, en dicha labor los bancos y las tasas de interés juegan un papel central (Banxico).

Ahora bien, de acuerdo con García (2007) el “Sistema Financiero Mexicano en específico, tiene como objetivo ordenar la conducta y operación de las instituciones bancarias, bursátiles y auxiliares de crédito comprendidas en la ley general de organismos y actividades auxiliares del crédito (LGOAAC), a través de órganos de vigilancia, supervisión y control”.

Para que tenga un buen funcionamiento se requiere, entre otros aspectos, de intermediarios eficaces y solventes, de mercados eficientes y completos y un marco legal que establezca claramente las obligaciones y derechos de los intermediarios.

Es importante mencionar que cualquier Sistema Financiero siempre contará con tres elementos fundamentales:

a) Instrumentos o activos financieros.

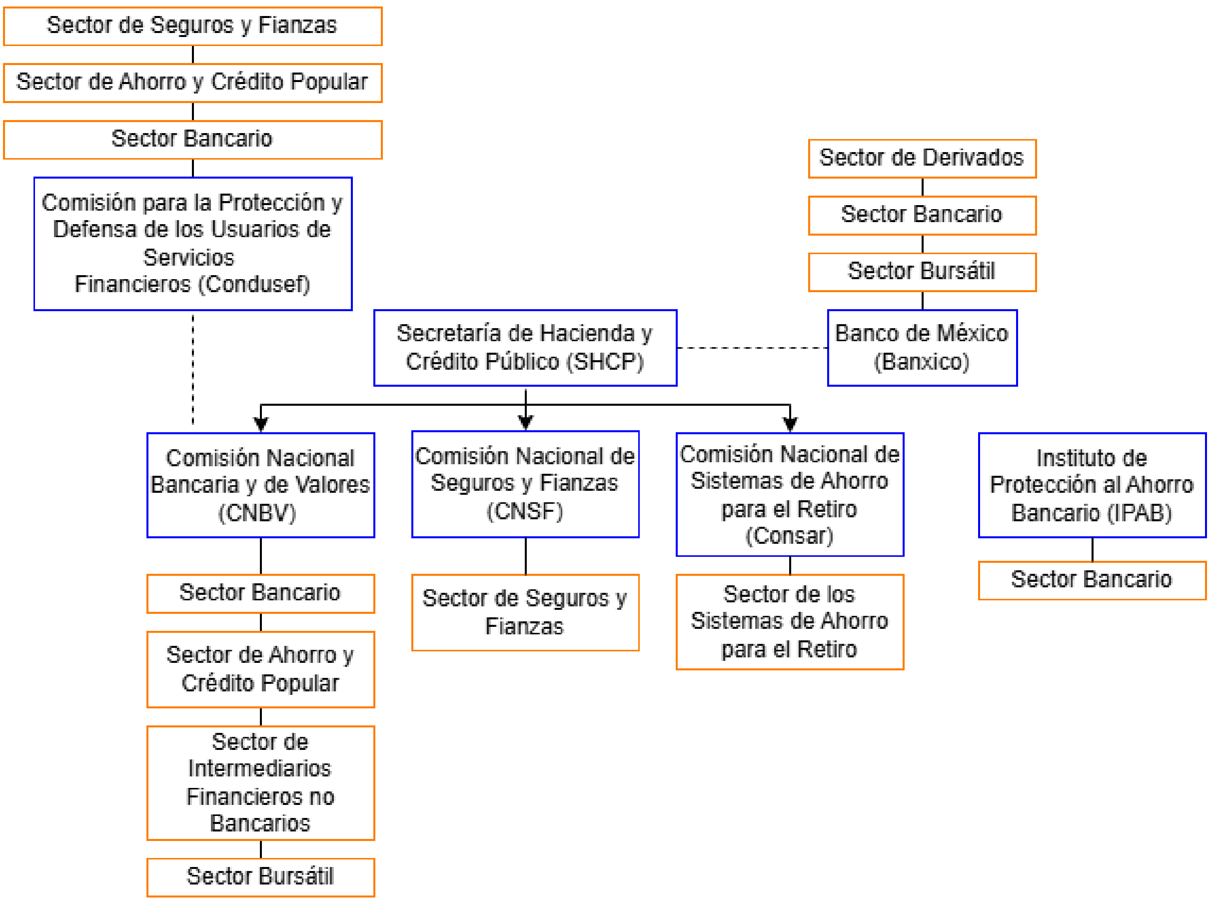
b) Instituciones o intermediarios financieros.

c) Mercados financieros.

1.2 Estructura Actual del Sistema Financiero Mexicano.

El Sistema Financiero Mexicano es muy vasto. Respecto a su estructura básica, está constituido y conformado por un conjunto de instituciones rectoras u órganos rectores que permiten el desarrollo y el desenvolvimiento del sistema, por medio de instituciones operativas e instituciones de apoyo, dentro de los sectores que lo conforman. Estos sectores son el *Bancario*, de *Intermediarios Financieros No Bancarios*, *Bursátil*, de *Derivados*, de *Sistemas de Ahorro para el Retiro*, *Seguros y Fianzas*, así como el de las *Controladoras de los Grupos Financieros*. Esto se puede apreciar en la figura 1.

Figura 1. Estructura del Sistema Financiero Mexicano



Fuente: Elaboración propia con base en (Gobierno de México, 2015).

El sistema financiero mexicano está constituido por un conjunto de leyes, reglamentos, organismos e instituciones que generan, captan, administran, orientan y dirigen, tanto el ahorro como la inversión, y financiamiento dentro de un marco legal de referencia, en el contexto político - económico que brinda nuestro país.

Y aunque en México, no hay una amplia penetración bancaria, sí hay un robusto y sofisticado sistema financiero con una supervisión bancaria y financiera fuerte.

1.3 Organismos rectores.

Son aquellos que tienen como objetivo fundamental, el de regular y supervisar al conjunto de entidades e instituciones que lo conforman, velando por el correcto funcionamiento de las operaciones y las actividades financieras que estas realicen en México.

Los organismos rectores del Sistema Financiero Mexicano lo constituyen y conforman las siguientes instancias en el siguiente orden jerárquico (Morales, 2017):

A. Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP)

B. Banco de México (Banxico)

C. Comisión para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (Condusef)

D. Instituto de Protección al Ahorro Bancario (IPAB)

E. Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV)

F. Comisión Nacional de Seguros y Fianzas (CNSF)

G. Comisión Nacional de Sistemas de Ahorro para el Retiro (Consar)

A continuación, se describe brevemente cada una de ellas.

1.3.1 Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP).

El máximo órgano administrativo para el Sistema Financiero Mexicano sigue siendo la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP).

Esta tiene como misión proponer, dirigir y controlar la política del Gobierno Federal en materia financiera, fiscal, de gasto, de ingresos y deuda pública, con el propósito de consolidar un país con crecimiento económico de calidad, equitativo, incluyente y sostenido, que fortalezca el bienestar de las y los mexicanos (Gobierno de México, 2016).

Con base en la Ley Orgánica de la Administración Pública Federal en su Artículo 31 (Cámara de Diputados, 2024) posee las siguientes funciones a su cargo:

- Realizar o autorizar uso del crédito público.
- Cobrar impuestos.
- Manejar la deuda pública.
- Planear y calcular los egresos del Gobierno Federal.
- Trazar, coordinar, evaluar y vigilar el sistema bancario.
- Proyectar y calcular los ingresos de la Federación.
- Determinar los estímulos fiscales.
- Organizar y dirigir los servicios aduaneros y de inspección.
- Controlar el presupuesto de los servicios personales.

La SHCP controla y dirige la política económica del gobierno en relación con las finanzas del país.

Otras de sus funciones son:

- Instrumentar el funcionamiento de las instituciones integrantes del Sistema Financiero Nacional, se encarga de supervisar a la CNBV, la CNSF, Banxico, la Consar, Condusef y el IPAB.
- Promueve las políticas de orientación, regulación y vigilancia de las actividades relacionadas con el mercado de valores.

1.3.2 Banco de México (Banxico).

El Banco de México es el banco central del país. Tiene como objetivo prioritario preservar el valor de la moneda nacional a lo largo del tiempo y, de esta forma, contribuir a mejorar el bienestar económico de los mexicanos. Además tiene otras finalidades, como proveer de moneda a la economía, promover el sano desarrollo del sistema financiero y propiciar el buen funcionamiento de los sistemas de pagos (Banco de México, 2023).

Para hacer efectivo su papel, Banxico utiliza la **política monetaria**, la cual es un compendio de herramientas y técnicas para administrar la cantidad de dinero y crédito en la economía nacional. Sus acciones se mantienen transparentes para poder establecer la comunicación total de sus funciones.

Entre las funciones del Banco de México se encuentran:

- Mantener el valor del dinero.
- Fomentar el desarrollo del sistema financiero.
- Proveer a la economía del país de moneda nacional.
- Procurar el buen funcionamiento del sistema de pagos e inversiones.
- Mantener la inflación baja y estable .
- Regulación monetaria y cambiaria.
- Servicio de tesorería para el Gobierno Federal.
- Participar en la Comisión de Cambios, en foros financieros internacionales y en organismos como el Fondo Monetario Internacional (FMI) y el Banco de Pagos Internacionales (BIS).

El Banco de México está encargado de gestionar, promover y revisar que las entidades financieras operen correctamente, mejorando la banca en México y ayudando a prevenir y detectar el lavado de dinero o el financiamiento al terrorismo.

1.3.3 Comisión para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (Condusef).

La Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (Condusef) es un organismo efectivo para la protección y defensa de los intereses y derechos de los usuarios ante las instituciones financieras (Gobierno de México, 2016).

La Condusef tiene 2 líneas de acción: preventivas y correctivas.

- Acciones preventivas

Las iniciativas preventivas están enfocadas en la Educación Financiera que ayudan a los usuarios a tomar decisiones acertadas sobre sus finanzas personales.

- Acciones correctivas

Otra de sus funciones es orientar a los usuarios de los servicios financieros resolviendo y atendiendo todas sus quejas, reclamaciones y dudas sobre los productos financieros de las distintas empresas que están afiliadas.

1.3.4 Instituto de Protección al Ahorro Bancario (IPAB)

El Instituto para la Protección al Ahorro Bancario (IPAB) es la institución del Gobierno Federal encargada de administrar el Seguro de Depósitos Bancarios (con una cobertura automática y gratuita de hasta 400 mil UDIs[1] en beneficio y protección de los ahorradores (Gobierno de México, 2016).

El Seguro de Depósitos que administra el IPAB protege, entre otros, los depósitos a la vista, como cuentas de cheques; depósitos en cuentas de ahorro; depósitos a plazo o retirables con previo aviso, como los certificados de depósito; depósitos retirables en días preestablecidos, y depósitos en cuenta corriente asociados a tarjetas de débito.

Algunas funciones que realiza el IPAB son:

- Protección al ahorro.

[1] Valor UDI: 8.045 pesos al 25 de enero 2024.

- Obtener y pagar obligaciones garantizadas.
- Organiza y establece métodos de solución bancaria.
- Otorgar financiamientos a bancos múltiples.

1.3.5 Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV)

La Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), es un órgano desconcentrado de la SHCP, con facultades en materia de autorización, regulación, supervisión y sanción sobre los diversos sectores y entidades que integran el sistema financiero en México, así como sobre aquellas personas físicas y morales que realicen actividades previstas en las leyes relativas al sistema financiero (Gobierno de México, 2016).

Entre sus funciones se encuentran:

- Validar a las entidades y registrarlas para que formen parte del Sistema Financiero Mexicano.
- La comisión establece las regulaciones que todas las entidades deben cumplir para poder operar.
- Se encarga de que se cumpla con la regulación que les aplique.
- De no cumplir con esas regulaciones, es la encargada de sancionarlos.

Además la comisión supervisa temas prudenciales enfocados a los riesgos a los que están sujetas diferentes entidades, así como a sus sistemas de control calidad de administración y procesos preventivos.

Esto con la misión de procurar la estabilidad y correcto funcionamiento de las entidades integrantes del sistema financiero en México, así como para mantener y fomentar, el sano y equilibrado desarrollo de este sistema, protegiendo los intereses del público.

1.3.6 Comisión Nacional de Seguros y Fianzas (CNSF)

La Comisión Nacional de Seguros y Fianzas es un órgano desconcentrado de la SHCP, encargada de supervisar que la operación de los sectores asegurador y afianzador se apegue al marco normativo, preservando la solvencia y estabilidad financiera de las instituciones de Seguros y Fianzas, para garantizar los intereses del público usuario, así como promover el sano desarrollo de estos sectores con el propósito de extender la cobertura de sus servicios a la mayor parte posible de la población (Gobierno de México, 2016).

En términos generales, la CNSF se ocupa de las siguientes funciones:

- Autoriza la operación de las Instituciones o Sociedades Mutualistas.
- Supervisa la solvencia de las instituciones de seguros y fianzas.
- Autoriza a los intermediarios de seguro directo y reaseguro.
- Apoya al desarrollo de los sectores asegurador y afianzador a nivel nacional.
- Resuelve temas de los sectores que regula ante la SHCP.
- Asiste a la SHCP en el desarrollo de políticas.
- Castiga administrativamente a las instituciones que infrinjan lo establecido en la Ley General de Instituciones y Sociedades Mutualistas de Seguros (LGISMS) y en la Ley Federal de Instituciones de Fianzas (LFIF).

1.3.7 Comisión Nacional de Sistemas de Ahorro para el Retiro (Consar)

La Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro tiene como labor fundamental regular el Sistema de Ahorro para el Retiro (SAR) que está constituido por las cuentas individuales a nombre de los trabajadores que administran las Administradoras de Fondos para el Retiro (AFORE) (Gobierno de México, 2016).

Como institución tiene funciones que la hacen importante, entre ellas:

- Establece todo lo necesario en reglas o normas para que el SAR realice de forma correcta todas sus funciones.

- Supervisa y verifica que las inversiones realizadas con los ahorros de los trabajadores, estén dentro de los parámetros y normas establecidas.
- Comprueba que los ahorros de todos los trabajadores sean usados de manera correcta para beneficio de estos.
- Vigila que los recursos de todos los trabajadores sean resguardados como se deben.
- Cuenta con las facultades necesarias para imponer multas o sancionar a todas las AFORE que incumplan con los parámetros establecidos.
- Verifica que las inversiones que realizan con los ahorros de los trabajadores sean de riesgo moderado y generen retorno.

En resumen, la Consar está al pendiente de tus ahorros y se asegura que el SAR funcione de forma correcta. Además, cuida que la AFORE que el trabajador mexicano ha elegido no ponga en riesgo los ahorros de toda tu vida laboral.

1.4 Instituciones operativas.

Son las instituciones que se encargan de las operaciones financieras en los diferentes sectores de intermediación, estas instituciones se encuentran clasificadas en los siguientes sectores:

A. Sector Bancario
B. Sector de Ahorro y Crédito Popular
C. Sector de Intermediarios Financieros no Bancarios
D. Sector Bursátil
E. Sector de Derivados
F. Sector de los Sistemas de Ahorro para el Retiro
G. Sector de Seguros y Fianzas

1.4.1 Sector Bancario

El sector bancario, o también conocido como banca, es como se le denomina al conjunto de entidades financieras que operan dentro de la misma economía. Esta puede ser vista esencialmente a dos niveles: nivel estado o nivel nacional (Villafani & González, 2006).

El sector bancario es uno de los siete sectores que constituyen el Sistema Financiero Mexicano (SFM). Según la clasificación adoptada por la SHCP, el sector bancario se halla compuesto por cuatro grupos de entidades:

1. Banca múltiple.
2. Sociedades financieras de objeto limitado (SOFOLES).
3. Banca de desarrollo.
4. Fondos y fideicomisos de fomento económico.

Se trata de todas las instituciones que participan en una economía como punto de encuentro entre el ahorro y la inversión, es decir, captan recursos, por ejemplo, a través de créditos y realizan inversiones.

1.4.2 Sector de Ahorro y Crédito Popular

El Sector de Ahorro y Crédito Popular (ACP), nombrado también Banca Social, es un sector integrado por sociedades financieras que atienden la demanda de servicios de ahorro y crédito de poblaciones y comunidades que no son atendidas por la banca tradicional (Gobierno de México, 2016).

El objetivo principal del sector es fomentar la inclusión financiera, mediante el acceso de la población de ingreso medio y bajo, a intermediarios que cubran sus necesidades financieras y sociales. Estas organizaciones combinan el manejo financiero eficiente de las operaciones de crédito, ahorro e inversión, y la ampliación de la oferta de los servicios microfinancieros a una mayor parte de la población.

Las entidades integrantes de este sector que son autorizadas y supervisadas por la CNBV son:

1. Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo (Socap).
2. Sociedades Financieras Populares (Sofipo).
3. Sociedades Financieras Comunitarias (Sofinco).

Al incorporarse al SFM y ser reguladas, su orientación pasa de la sustentabilidad financiera de las operaciones actuales, a buscar los recursos necesarios para la expansión planeada.

1.4.3 Sector de Intermediarios Financieros no Bancarios

Es aquel sector que presta servicios o productos financieros, pero no pertenece formal o informalmente a un banco. Está integrado por organizaciones que otorgan financiamientos que no tienen los productos que los bancos ofrecen sino otros tipos de financiamiento como fondos de inversión y bonos (García *et al*., 2023).

Algunos de los tipos de intermediarios financieros no bancarios más comunes son:

- Empresas de Factoraje.
- Casas de Bolsa.
- Arrendadoras.
- Aseguradoras.
- Afianzadoras.
- Cajas de Ahorro y Préstamo.
- Fideicomisos de Fomento.

Su principal característica es que no pueden realizar actividades de Banca y Crédito, como lo establece la Ley de Instituciones de Crédito.

1.4.4 Sector Bursátil

El sector bursátil (subconjunto del mercado de valores) se centra en la compra y venta de acciones de empresas que cotizan en bolsa. Es el conjunto de organizaciones, tanto públicas como privadas, por medio de las cuales se regulan y llevan a cabo actividades crediticias mediante títulos-valor que se negocian en la BMV, de acuerdo con las disposiciones de la Ley del Mercado de Valores.

Es en sí una modalidad o un lugar al que acuden tanto oferentes como demandantes de dinero para poder intercambiar entre ellos títulos-valor.

Existen diferentes tipos de mercados bursátiles en función de cómo se llevan a cabo las transacciones, quiénes participan y los tipos de valores que se negocian:

- Mercado de Valores Primario: En este mercado, las empresas emiten nuevos valores, como acciones y bonos, con el fin de recaudar capital. Los inversores compran estos valores directamente de la empresa emisora. Es el proceso de financiamiento inicial y se conoce como oferta pública inicial (OPI) en el caso de las acciones.

- Mercado de Valores Secundario: En este mercado, los inversores compran y venden valores entre sí después de que los valores hayan sido emitidos en el mercado primario. La Bolsa de Valores es un ejemplo de mercado secundario donde se negocian acciones que ya están en circulación.

- Mercado de Dinero: Este mercado se centra en valores a corto plazo, como certificados de depósito (CD), pagarés y bonos del Tesoro a corto plazo. Los inversores utilizan este mercado para inversiones temporales y para gestionar efectivo a corto plazo.

- Mercado de Capitales: Este término se utiliza a menudo de manera más amplia para referirse tanto al mercado de valores primario como al secundario. Incluye la emisión y negociación de acciones y bonos para recaudar capital y facilitar la inversión.

Estos son algunos de los tipos de mercado bursátil más comunes, pero existen otros mercados especializados y nichos en el mundo financiero que atienden necesidades específicas de inversión y financiamiento. La elección de en qué mercado invertir depende de los objetivos de inversión y la estrategia de cada individuo o entidad.

1.4.5 Sector de Derivados

Es un tipo de mercado bursátil, pues se operan instrumentos que se derivan del mismo, los cuales implican pactar un precio de compra o venta a futuro de determinado activo financiero.

El mercado de derivados en México se refiere al conjunto de instrumentos financieros cuya principal característica es que su precio varía dependiendo del precio de otro bien subyacente o de referencia. A estos productos se les llama derivados, y en conjunto forman el mercado de derivados (MONEX, 2023).

Las características más importantes de los derivados son:

- Tienen condiciones definidas: el activo subyacente (tasas de interés, tipos de cambio, acciones, etc.), plazo, monto y precio.
- Se pueden negociar en mercados organizados o no organizados.
- Las condiciones y precios se pactan desde su contratación.
- Se adquiere un derecho y/o una obligación.
- Permiten establecer flujos conocidos para una planeación financiera confiable.
- Minimizan la fluctuación de pagos futuros.
- Administran los riesgos que representan las variables del mercado.

¿Quiénes participan?

Los participantes del mercado bursátil pueden formar parte de este sector siempre y cuando cumplan con determinados requisitos para operar y deben ser considerados “inversionistas calificados”.

Existen adicionalmente instituciones especialistas que se encargan de garantizar el correcto funcionamiento del mercado (Cámara de Compensación, Socios Liquidadores, Socios Operadores, etc.).

1.4.6 Sector de los Sistemas de Ahorro para el Retiro

El sistema de Ahorro para el Retiro (SAR), es el sistema en el que actualmente contribuyen el trabajador, el patrón o dependencia y el Gobierno Federal, en las cuentas individuales propiedad de los trabajadores, con la finalidad de acumular recursos para la obtención de una pensión para el retiro y así formar mecanismos e instrumentos de ahorro a largo plazo para beneficio de los trabajadores, en caso de jubilación, o accidentes, en busca de amparar y asegurar financieramente si un trabajador ya no se encuentra en capacidad de realizar un empleo (Gobierno de México, 2022).

Tiene como objetivo que el trabajador, su patrón y el Gobierno Federal realicen aportaciones a una cuenta individual propiedad del trabajador para que al concluir la vida laboral de este último pueda acceder a una pensión.

Este sector se creó para garantizar que los trabajadores, tanto del sector público como privado, puedan tener acceso a una remuneración económica cuando termine su periodo de actividad laboral para mantener un nivel de vida adecuado.

1.4.7 Sector de Seguros y Fianzas

El sector de seguros y fianzas se compone por la institución de seguros que es la sociedad anónima autorizada por la SHCP para organizarse y operar sobre distintos ramos, como lo son: 1) vida, 2) accidentes y enfermedades, 3) daños y los 4) especiales que declare la SHCP. Por otro lado se integra también por las instituciones de fianzas que de igual manera son sociedades anónimas autorizadas por la SHCP, aunque en este caso el objeto es el otorgamiento de fianzas a título oneroso, a las instituciones que sean autorizadas para practicar operaciones de reafianzamiento, y a las instituciones de seguros que operen el ramo de caución autorizadas para otorgar fianzas. Los ramos de estas instituciones son: 1) fianzas de fidelidad, 2) fianzas judiciales, 3) fianzas administrativas, 4) fianzas de crédito y 5) fideicomisos de garantía (Quintano, 2018).

Algunas de sus principales preocupaciones se encuentran en:

- Presentar reportes periódicos de operaciones a la SHCP, a través de la Comisión Nacional de Seguros y Fianzas.
- Reportar periódicamente información sobre la capacitación realizada en la Institución, así como reportar anualmente el programa de capacitación a implantar.
- Realizar monitoreo automatizado de las operaciones mensuales presentadas en la Institución, con la finalidad de identificar automáticamente alertas y posibles incidencias a reportar a la autoridad.

1.5 Instituciones de apoyo

Las instituciones de apoyo del SFM están directamente ligadas a los sectores que lo integran, es decir que dichas instituciones o instancias de apoyo pertenecen propiamente a alguno de los sectores ya antes mencionados.

Algunas de ellas son: Buró, AMB, BMV, Academia, Calificadoras, Valuadoras, Proveedores, Indeval, AMIB, MexDer, Formadores, Procesar, etc.

1.5.1 Bolsa Mexicana de Valores (BMV)

La Bolsa Mexicana de Valores, Sociedad Anónima Bursátil de Capital Variable, es la entidad financiera autorizada para organizar y administrar el mercado de valores en México y procurar el desarrollo del mercado respectivo. Su nombre oficial es Grupo BMV (GBM Academy, 2022).

¿Cómo invertir en la Bolsa Mexicana de Valores?

La Bolsa de Valores es donde se compran y se venden instrumentos como acciones, bonos o ETFs (fondos cotizados). A continuación se da una breve explicación de estos.

- Acciones: son una fracción de la empresa; en la Bolsa mexicana, no solo hay acciones de firmas mexicanas, también se pueden acceder a títulos extranjeros a través del Sistema Internacional de Cotizaciones (SIC).

- Bonos: son la deuda que las empresas emiten, es decir los inversionistas le prestan a las compañías.

- ETFs: Fondos de Inversión Cotizados, conocidos también por su denominación en inglés "*Exchange Traded Funds*" (ETF), son fondos cuyas participaciones son negociadas en el mercado de valores como si se tratara de una acción. Estos instrumentos permiten invertir en índices como el S&P[2] / BMV IPC[3].

No se accede directamente al mercado, para invertir en esos activos se debe acudir a una casa de Bolsa, que es la firma responsable de ir al mercado a hacer las operaciones en la Bolsa de Valores que sean solicitadas por el cliente.

Para comenzar a invertir, como bien se mencionó anteriormente y de manera concreta, se debe elegir una casa de Bolsa, abrir una cuenta y elegir los instrumentos en los que se quiera invertir.

El abanico de opciones de casas de Bolsa es amplío, hay 36 instituciones facultadas para funcionar como casas de bolsa en México. Al momento de elegir, se deberá evaluar diferentes condiciones cómo: su desempeño, cuál ofrece mejores comisiones, nivel de seguridad, accesibilidad y si tiene un buen funcionamiento en su plataforma de operación bursátil (GBM Academy, 2023).

En el sitio en internet de la CNBV es posible acceder a la lista de las entidades casas de bolsa autorizadas para operar. Algunas plataformas con los montos más bajos para abrir una cuenta son: GBM y Kuspit, en ambas se puede abrir una cuenta con 100 pesos, y son las dos casas de Bolsa con más cuentas de inversión en México (ExpansionMx, 2023).

Además, no solo hay que tomar en cuenta el monto mínimo, también las comisiones de las casas de Bolsa, como las de corretaje, que son aquellas que cobran por comprar o vender un instrumento. Las comisiones dependen del monto invertido y de la casa de Bolsa. Por ejemplo, GBM cobra entre 0.10% y 0.25%; mientras que Kuspit cobra 0.4%. También existen otros cobros, como la comisión por manejo de

---

[2] Se le considera el índice más representativo de la situación real del mercado.
[3] Principal índice de la Bolsa Mexicana, que está formado por las 35 empresas de mayor valor de capitalización del mercado local.

cuenta y asesoría. Todos ellos hay que tomarlos en cuenta al momento de elegir casa de Bolsa (ExpansionMx, 2023).

En síntesis, la Bolsa Mexicana de Valores es de suma importancia como parte de una economía emergente que necesita dinamizar y optimizar todos sus procesos, en especial el financiamiento de sus actividades productivas. La BMV permite a las empresas mexicanas obtener recursos económicos que luego ellas invierten en el desarrollo de ideas, productos, nuevos servicios, compras y expansiones.

Capítulo 2: Inversión en México

2.1 Inversión

Inversión es la acción de destinar recursos, ya sea dinero, tiempo, esfuerzo o cualquier otro tipo de activo, con el propósito de obtener beneficios futuros. Es un concepto amplio que abarca diversas áreas, como las finanzas, los negocios y la economía. Peumans (1977), señala que la inversión es todo aquel desembolso de recursos financieros que se realizan con el objetivo de adquirir bienes durables o instrumentos de producción, que la empresa utilizará durante varios años para cumplir su objetivo.

En el ámbito financiero, Morales Castro, 2006 define que “una inversión es la adquisición de activos financieros (acciones, bonos, etc) de diversa índole comprometiendo para ello un capital por un determinado tiempo con el fin de obtener una ganancia por la tenencia de los mismos”. (p.2)

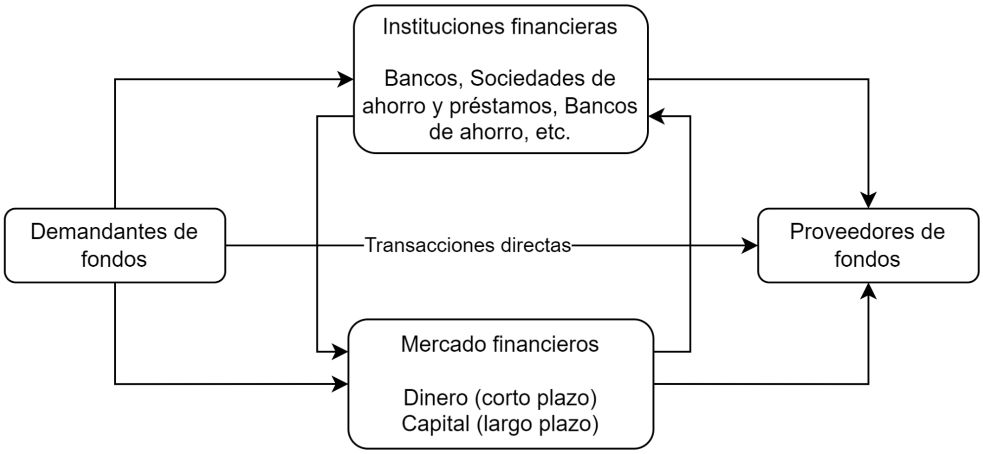
En el contexto empresarial, la inversión se refiere a la adquisición de activos tangibles o intangibles (maquinaria, equipos, tecnología o capacitación) con el propósito de mejorar la productividad, expandir las operaciones o aumentar la capacidad de generar ganancias (Ramon Ruiz, 2023).

Los periodos en los que puede dividirse una inversión pueden ser de corto o largo plazo. Las inversiones de corto plazo son las que vencen al término de un año o antes, mientras que las de largo plazo son aquellas con un vencimiento mayor a un año.

2.1.1 El proceso de inversión

Según Gitman y Joehnk (2009) las instituciones financieras participan en los mercados financieros y transfieren fondos entre proveedores y demandantes. En la figura 2, se presenta un diagrama del proceso.

Figura 2. Proceso de inversión



Fuente: Tomado de Gitman y Joehnk (2009, p.5).

Proveedores y demandantes de fondos: el gobierno, las empresas y los individuos son los principales participantes en el proceso de inversión. Cada uno puede actuar como proveedor o demandante de fondos. Para que la economía crezca y prospere, debe haber fondos disponibles para individuos calificados, el gobierno y las empresas.

2.1.2 Tipos de inversionistas

En el análisis del comportamiento de las acciones y su predicción mediante la simulación Montecarlo, es crucial comprender el rol que juegan los diferentes tipos de inversionistas en el mercado. Los inversionistas son los protagonistas de las dinámicas bursátiles, y su comportamiento, basado en sus perfiles de riesgo, objetivos y horizontes de inversión, puede tener un impacto significativo en el precio de los activos.

Cuando se refiere a los individuos en el proceso de inversión, se puede distinguir a las familias del gobierno y las empresas. Se puede definir aún más la participación de los individuos en el proceso de inversión en términos de quién administra los fondos. Los *inversionistas individuales* administran sus fondos personales para lograr sus metas financieras. Por lo general se concentran en obtener un rendimiento sobre fondos inactivos, creando una fuente de ingresos para el retiro y proporcionando seguridad a sus familias.

Los individuos que carecen de tiempo o experiencia para tomar decisiones de inversión emplean con frecuencia a *inversionistas institucionales*, es decir, profesionales de la inversión que reciben un pago para administrar el dinero de otras personas. Estos profesionales negocian grandes volúmenes de títulos para individuos, empresas y gobiernos.

Los inversionistas, tanto individuales como institucionales, aplican principios fundamentales similares. Sin embargo, los inversionistas institucionales invierten generalmente grandes montos de dinero en representación de otros y, por lo tanto, poseen conocimientos y métodos de inversión más complejos (Gitman y Joehnk, 2009).

2.1.3 Instrumentos de inversión

Un instrumento de inversión es un vehículo financiero que permite a los inversionistas colocar su dinero con la expectativa de generar ganancias a lo largo del tiempo. Los instrumentos difieren en cuanto a vencimientos (vidas), costos, características de rendimiento y riesgo, aspectos fiscales y características específicas (RIBETER, n.d.).

Se pueden clasificar en dos grandes vertientes: corto y largo plazo, de ahí se desprenden más clasificaciones que se mencionan a lo largo del capítulo.

Según Gitman y Joehnk (2009), algunos de los instrumentos de inversión más comunes incluyen los de corto y largo plazo.

Instrumentos de Corto Plazo

Gitman y Joehnk (2009) los definen como instrumentos de ahorro con vida de 1 año o menos. Se usan para almacenar fondos inactivos y proporcionar liquidez. Implican generalmente poco o ningún riesgo. Con frecuencia, estos instrumentos se usan para “almacenar” fondos inactivos y obtener un rendimiento hasta que dichos fondos se invierten en instrumentos a largo plazo. Además son populares entre inversionistas conservadores, quienes usan los instrumentos a corto plazo como un medio de inversión primario. Algunos ejemplos son:

- Cetes (Certificados de la Tesorería): Son bonos del gobierno mexicano emitidos a plazos cortos, normalmente de 28, 91, 182 o 364 días. Ofrecen un rendimiento fijo y son considerados de bajo riesgo.
- Bonos corporativos a corto plazo: Empresas privadas emiten deuda a corto plazo con tasas de interés fijas o variables. Tienen mayor riesgo que los instrumentos gubernamentales, pero también pueden ofrecer mejores rendimientos.
- Pagarés bancarios: Son instrumentos emitidos por bancos, generalmente a plazos menores de un año, que pagan un rendimiento fijo al vencimiento.
- Fondos de inversión de deuda a corto plazo: Son fondos que invierten en instrumentos de deuda de alta liquidez y bajo riesgo, como Cetes o pagarés bancarios, con la ventaja de permitir al inversionista retirar su dinero en plazos cortos.
- Depósitos a plazo: Son cuentas de ahorro o inversión que requieren que el dinero esté depositado por un tiempo específico, a cambio de una tasa de interés fija.

Instrumentos de Largo Plazo

Los instrumentos de largo plazo son ideales para inversionistas que buscan crecer su capital con rendimientos mayores, pero que están dispuestos a asumir más riesgo y mantener su inversión por períodos más extensos.

- Acciones ordinarias: instrumentos de inversión en acciones que representan la participación en la propiedad de una corporación, cada acción simboliza una fracción de la participación en la propiedad de la empresa.

  El rendimiento sobre la inversión en acciones ordinarias proviene de una de dos fuentes: dividendos o ganancias de capital. Los dividendos son pagos periódicos que la corporación hace a sus accionistas a partir de sus ganancias presentes y pasadas. Las ganancias de capital son el resultado de la venta de acciones (o de cualquier activo) a un precio que excede a su precio inicial de compra.

Las acciones de empresas, como las de L'Oréal y Estée Lauder, son un instrumento de largo plazo que puede generar rendimientos atractivos, aunque su valor puede fluctuar significativamente en el corto plazo.

- Títulos de renta fija: ofrecen un rendimiento peródico fijo. Las formas principales de títulos de renta fija son los bonos, los títulos convertibles y las acciones preferentes.

  Los bonos son instrumentos de deuda a largo plazo que emiten corporaciones y gobiernos. El tenedor de un bono tiene el derecho contractual de recibir un rendimiento de intereses conocido, más el rendimiento del valor nominal del bono (el valor establecido que se da al certificado) hasta su vencimiento (generalmente de 20 a 40 años).

  Un título convertible es un tipo especial de obligación de renta fija que permite al inversionista convertirla en un número específico de acciones ordinarias. Los títulos convertibles proporcionan el beneficio de renta fija de un bono (intereses), en tanto que ofrecen la posible apreciación (ganancia de capital) de las acciones ordinarias.

  Las acciones preferentes al igual que las acciones ordinarias, representan una participación en la propiedad de una corporación y, a diferencia de ellas, tienen una tasa de dividendos establecida. El pago de este dividendo tiene preferencia sobre los dividendos de las acciones ordinarias de la misma empresa. Las acciones preferentes no tienen fecha de vencimiento.

- Fondos de inversión: Empresas que recaudan dinero de la venta de sus acciones e invierten en un grupo diversificado de títulos que administran profesionalmente.

- Derivado financieros: Títulos que no son ni deuda ni patrimonio propio, sino que están estructurados para mostrar las características de los títulos o activos subyacentes a partir de los cuales se deriva su valor. No obstante, debido a su riesgo mayor que el promedio, estos instrumentos tienen también altos niveles de rendimiento esperado. Los principales derivados financieros son las opciones y los futuros.

Las opciones son títulos que dan al inversionista la oportunidad de vender o comprar otro título a un precio específico durante determinado periodo. El comprador de una opción no tiene un rendimiento garantizado e incluso podría perder todo el monto invertido si la opción no se vuelve lo suficientemente atractiva como para usarla. Dos tipos comunes de opciones son las opciones de venta y de compra.

Los futuros son obligaciones de carácter legal que estipulan que el vendedor del contrato entregará un activo y el comprador del contrato lo recibirá en una fecha específica y a un precio acordado al momento de la venta del contrato. Las transacciones de mercancías y futuros financieros son generalmente una propuesta muy especializada y de alto riesgo.

Otros tipos de instrumentos de inversión

- ETFs**:** son las siglas en inglés de Exchange Traded Funds, también denominado fondo cotizado. Su principal función es replicar un determinado mercado e intentar ofrecer el mismo rendimiento. (de la Cruz,I., 2025)

  Al igual que sucede con las acciones, las participaciones de un ETF pueden comprarse y venderse en Bolsa. Por tanto, son una mezcla entre fondo de inversión y acciones, permitiendo aprovechar al inversor las ventajas de ambos activos, como serían el poder diversificar las inversiones y el poder operar de manera rápida y sencilla.

  Los ETFs pueden comprarse y venderse en Bolsa en cualquier momento del día, con precios que fluctúan según la oferta y la demanda.

  Uno de los principales beneficios de los ETFs es su capacidad de diversificación. En lugar de concentrar el capital en una sola acción o bono, los inversores pueden exponerse a una cartera diversificada con una sola operación. Existen ETFs que replican los principales índices bursátiles como el S & P 500, el Nasdaq 100 o el MSCI World, proporcionando acceso a cientos de empresas de distintos sectores y geografías. También hay ETFs especializados en sectores específicos, como tecnología, energías renovables o salud, lo que permite estrategias de inversión más focalizadas. (de la Cruz,I., 2025)

Los ETFs pueden ser utilizados en diversas estrategias de inversión, adaptándose a distintos perfiles de inversores. Algunas estrategias incluyen:

- Inversión a largo plazo: Para replicar el crecimiento de un índice bursátil con una estrategia pasiva.
- Especulación intradía: Gracias a su liquidez, permiten operaciones de compra y venta dentro del mismo día.
- Cobertura de riesgos: Mediante el uso de ETFs inversos y apalancados, los inversores pueden proteger sus carteras en mercados volátiles.
- Exposición a sectores específicos: Se pueden elegir ETFs temáticos para enfocarse en industrias de interés.

- FIBRAS: son las siglas de los Fideicomisos de Inversión en Bienes Raíces, que son instrumentos financieros que permiten a los inversionistas participar en el mercado inmobiliario sin la necesidad de adquirir propiedades directamente, destinados al financiamiento para la adquisición o construcción de bienes inmuebles por parte de la empresa administradora, la cual tiene como finalidad el arrendamiento de dichos bienes. (Julián Fernandéz, 2024)

  Al comprar una FIBRA, los inversionistas obtienen acceso a ingresos estables generados por activos inmobiliarios diversificados, como oficinas, centros comerciales u hoteles.

  Las FIBRAS son activos financieros relativamente nuevos en el mercado mexicano, después de que en 2011 cotizó la primera de ellas en la Bolsa Mexicana de Valores, a partir de ese momento, los inversionistas observaron sus beneficios y se popularizaron, llegando a tener en la actualidad 16 FIBRAS que se encuentran en los sectores industrial, comercial y de oficinas. Registrando en 2013 el mayor porcentaje de 24% en activos listados en el mercado (Julián Fernandéz, 2024).

Las Fibras cuentan con tres vías para percibir beneficios, convirtiéndolas en buenos activos de inversión, ya que cuentan con un sistema mixto de inversión.

- Dividendos: Los cuales son obtenidos a través del reparto de las utilidades resultantes de las rentas de los bienes raíces.
- Rendimientos. Mediante el desempeño del precio de la Fibra en los mercados financieros. El rendimiento puede generar utilidades si la plusvalía sube, y puede generar pérdidas si el mercado inmobiliario tiende a la baja.
- Plusvalía. Se obtiene cuando el valor de los bienes inmuebles incrementa por el factor tiempo, o cuando la Administradora del fideicomiso integra nuevos bienes inmuebles a la Fibra

La Bolsa Mexicana de Valores desarrolló un Índice dedicado a los Fideicomisos de Infraestructura y Bienes Raíces (FIBRAS), dicho Índice se ha denominado “Índice S&P/BMV FIBRAS” (Julián Fernandéz, 2024).

Existen ETFs (Exchange-Traded Funds) que están diseñados para rastrear el rendimiento de un índice compuesto por FIBRAS, ofreciendo una forma de inversión diversificada.

Otros instrumentos de inversiones comunes: inversiones con ventajas fiscales, bienes raíces (residencial, terrenos y diversas formas de propiedades de renta, incluyendo bodegas, oficinas, edificios de apartamentos y condominios) o activos intangibles (oro y otros metales preciosos, las piedras preciosas y los artículos de colección como monedas, timbres postales, obras de arte y antigüedades).

2.1.4 Finanzas Sostenibles

Según la Comisión Nacional del Mercado de Valores (s.f.) las finanzas sostenibles implica que en el proceso de toma de decisiones de inversión se tengan en cuenta los factores medioambientales, sociales y de buen gobierno.

Aunque las finanzas sostenibles se enfocan en gran medida en iniciativas "verdes", como la lucha contra el cambio climático o la disminución de emisiones contaminantes, también abarcan aspectos sociales. Su propósito es promover modelos económicos en las empresas que prioricen el respeto a los derechos humanos, la equidad social y una gobernanza empresarial responsable.

Hoy en día, algunas organizaciones exponen sus estrategias de sostenibilidad a través de informes específicamente diseñados para este propósito o como parte de sus reportes de responsabilidad social corporativa. Las grandes corporaciones, por su parte, suelen divulgar esta información mediante el estado de información no financiera (EINF), un documento que forma parte del informe de gestión que elaboran cada año. Publicar estos datos permite evaluar, monitorear y administrar tanto el desempeño de las empresas como su impacto en la sociedad (Comisión Nacional del Mercado de Valores, n.d.).

Además de los criterios estrictamente financieros: rentabilidad, riesgo y liquidez, la inversión sostenible incluye criterios ASG- ambientales, sociales y de gobernanza:

- A (ambientales). Se consideran actividades que afectan de forma positiva al medio ambiente: la no contaminación del aire y agua, la lucha contra el cambio climático, etc.
- S (sociales). Incluyen aspectos relacionados con la salud, la educación, los derechos humanos, los derechos de los trabajadores (riesgos y condiciones laborales, explotación de niños o inmigrantes o de personas en riesgo de exclusión social). Los criterios sociales buscan, entre otros objetivos, reducir la desigualdad a través de la inclusión de los colectivos más desfavorecidos.
- G (buen gobierno). Se refieren a cuestiones de gobierno corporativo de la empresa, a la calidad de la gestión y a su cultura; ejemplos de factores o elementos de buen gobierno son la rendición de cuentas, la independencia y composición de los órganos de gobierno, la reducción de la brecha salarial entre hombres y mujeres, la presencia de las mujeres en cargos directivos, la no discriminación de los trabajadores por sexo, edad, capacidad, etc.

Las finanzas sostenibles según la Comisión Nacional del Mercado de Valores (s.f.) permiten el diseño de distintos productos financieros que fomentan el desarrollo sostenible y tratan de equilibrar rentabilidad y sostenibilidad. Actualmente se pueden encontrar, entre otros.

- Fondos de inversión que aplican criterios ASG: instrumentos de inversión y ahorro (instituciones de inversión colectiva) que incluyen criterios ASG en su política de inversión.
- Fondos de inversión solidarios: son instituciones de inversión colectiva que ceden una parte de la comisión de gestión a determinadas entidades benéficas o no gubernamentales.
- Bonos verdes y sociales: son emisiones de deuda pública o privada, emitidos a medio y largo plazo para financiar proyectos respetuosos con el medio ambiente o que persiguen mejoras de tipo social.

Un producto financiero sostenible se adquiere, al igual que cualquier otro producto, a través de un intermediario. El inversor debe indicar que está interesado en un producto de estas características y, antes de comprar, es recomendable que solicite información complementaria que explique los criterios ASG aplicados a la inversión (Comisión Nacional del Mercado de Valores, n.d.).

2.1.5 Riesgo y Rendimiento

Respecto a las decisiones más importantes de inversión que toma una empresa se toman en cuenta dos factores clave: el riesgo y el rendimiento. Cada decisión financiera implica ciertas características de riesgo y rendimiento, y la evaluación adecuada de tales características puede aumentar o disminuir el precio de las acciones de una compañía. Los analistas usan diferentes métodos para evaluar el riesgo, dependiendo de si están analizando sólo un activo específico o un portafolio.

2.1.5.1 Riesgo

Gitman y Zutter (2012), mencionan que el riesgo es una medida de la incertidumbre en torno al rendimiento que ganará una inversión. Las inversiones cuyos rendimientos son más inciertos se consideran generalmente más riesgosas. Más formalmente, los términos riesgo e incertidumbre se usan indistintamente para referirse al grado de variación de los rendimientos relacionados con un activo específico. En general, cuanto más amplia es la gama de posibles rendimientos, mayor es el riesgo de la inversión y viceversa. Dicho de otro modo, las inversiones más riesgosas deben proporcionar niveles más altos de rendimientos.

Los inversionistas tratan de minimizar el riesgo para determinado nivel de rendimiento o maximizar el rendimiento para determinado nivel de riesgo. La relación entre el riesgo y el rendimiento se denomina relación riesgo-rendimiento.

Riesgo de un solo activo: en finanzas se puede cuantificar la medición del riesgo, lo que mejora las comparaciones entre inversiones y la toma de decisiones. Es posible medir estadísticamente el riesgo o la variabilidad tanto de activos únicos como de carteras de activos. En primer lugar, se considera la desviación estándar, que es una medida absoluta de riesgo, y después el coeficiente de variación, una medida relativa de riesgo.

La desviación estándar se considera como una medida absoluta de riesgo ya que mide la dispersión (variación) de los rendimientos en torno al rendimiento promedio o esperado de un activo. Su cálculo se define en la siguiente fórmula.

Fórmula 1:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n} (Rendimiento\ del\ resultado\ j - rendimiento\ esperado)^2}{Núm\ total\ de\ resultados - 1}} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n} (rj - \bar{r})^2}{n-1}}$$

s^2 representa la varianza.

Por su parte, el coeficiente de variación, CV, es una medida de la dispersión relativa de los rendimientos de un activo. Es útil para comparar el riesgo de activos con diferentes rendimientos promedio o esperados, éste se calcula de la siguiente manera:

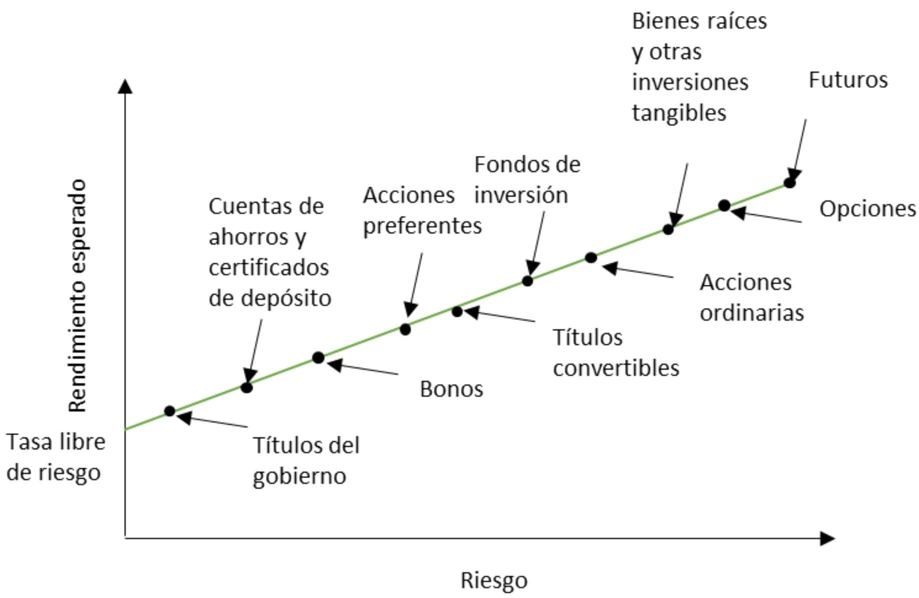
Fórmula 2:

$$cv\colon \frac{Desviación\ estándar}{Rendimiento\ esperado} = \frac{s}{\bar{r}}$$

Al igual que la desviación estándar, cuanto mayor sea el coeficiente de variación, mayor será el riesgo.

Las características de riesgo-rendimiento de los principales instrumentos de inversión son como las que presentan a continuación (Ver Figura 3). Existen una amplia gama de comportamientos de riesgo-rendimiento para cada tipo de inversión específica. En otras palabras, una vez que haya seleccionado el tipo de instrumento adecuado, todavía debe decidir qué título específico adquirirá.

Figura 3. Relaciones riesgo-rendimiento de diversos instrumentos de inversión



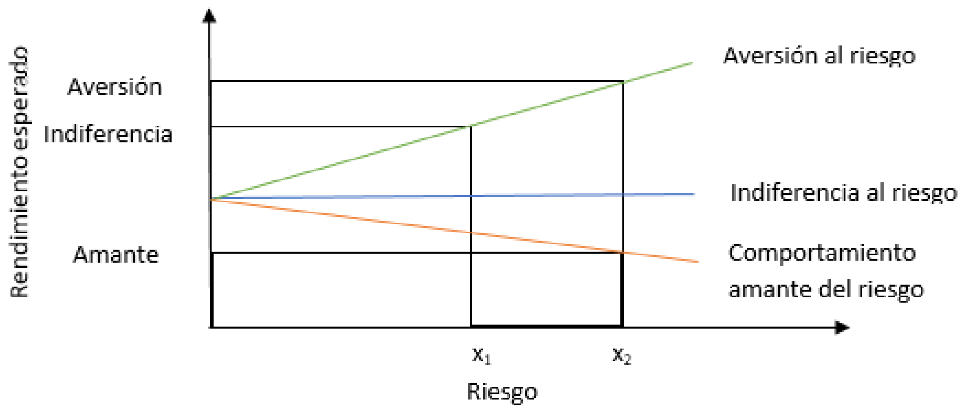
Fuente: Tomada de Gitman y Joehnk (2009, p.150).

2.1.5.1.1 Nivel de riesgo aceptable

Las tres preferencias básicas de riesgo son: indiferencia al riesgo, amante del riesgo y comportamiento amante al riesgo.

Para el inversionista indiferente al riesgo, el rendimiento requerido por unidad de riesgo no cambia a medida que el riesgo pasa de x_1 a x_2 (ver Figura 4). En esencia, no se requeriría ningún cambio en el rendimiento para un incremento del riesgo, aquí, el inversionista prefiere inversiones con menos riesgo por encima de inversiones con mayor riesgo, manteniendo fija la tasa de rendimiento.

Figura 4. Preferencias de riesgo



Fuente:Tomada de Gitman y Joehnk (2009, p.151).

Para un inversionista con aversión al riesgo, el rendimiento requerido aumenta con un incremento de riesgo. Debido a que sienten miedo del riesgo, estos inversionistas exigen rendimientos esperados más altos como compensación por asumir mayor riesgo, en general, éste elegirá la inversión cuyos rendimientos son más seguros. Dicho de otra manera, cuando se trata de elegir entre dos inversiones, un inversionista con aversión al riesgo rechazará la inversión más riesgosa a menos que ofrezca un rendimiento esperado mayor que lo compense por exponerse a un riesgo adicional.

Para el inversionista amante del riesgo, el rendimiento requerido disminuye para un incremento del riesgo. En teoría, puesto que disfrutan del riesgo, estos inversionistas están dispuestos a renunciar a una parte del rendimiento para asumir más riesgo.

Casi todos los inversionistas tienen aversión al riesgo, para determinado incremento del riesgo, requieren un aumento del rendimiento.

2.1.5.2 Rendimiento

El rendimiento es el nivel de beneficios producto de una inversión; es decir, la retribución por invertir. Según Gitman y Zutter (2012) la tasa de rendimiento total es la ganancia o pérdida total que experimenta una inversión en un periodo específico. Matemáticamente, el rendimiento total de una inversión es la suma de todas las distribuciones de efectivo más el cambio en el valor de la inversión, dividida entre el valor de la inversión al inicio del periodo.

Fórmula 3:

$$Kt = \frac{C_t + P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

donde:

Kt: tasa de rendimiento real, esperada o requerida durante el periodo *t*.

C_t: efectivo recibido de la inversión en el activo durante un periodo *t-1* a *t*.[4]

P_t: precio del activo en el tiempo *t*.

P_{t-1}: precio del activo en el tiempo *t-1*.

El rendimiento Kt, refleja el efecto combinado del flujo de efectivo C_t y los cambios del valor P_t-P_{t-1}durante el periodo.

Los rendimientos de las inversiones varían tanto por el tiempo como por el tipo de inversión. Si promediamos los rendimientos históricos en un largo periodo, podemos analizar las diferencias entre los rendimientos que diversos tipos de inversión tienden a generar.

Ahora bien, entendiéndose así que el rendimiento de un portafolio es un promedio ponderado de los rendimientos de los activos individuales con los cuales se integra. Se puede usar la siguiente ecuación para su cálculo:

Fórmula 4:

$$k_p = (w_1 \times k_1) + (w_2 \times k_2) + ... + (w_n \times k_n) = \sum_{j=1}^{n} w_j \times k_j$$

donde:

[4] Este valor representa los ingresos generados por la inversión en un activo en un intervalo de tiempo específico, usualmente a través de dividendos, intereses u otros rendimientos.

w_j= proporción del valor total del portafolio representada por el activo *j*.

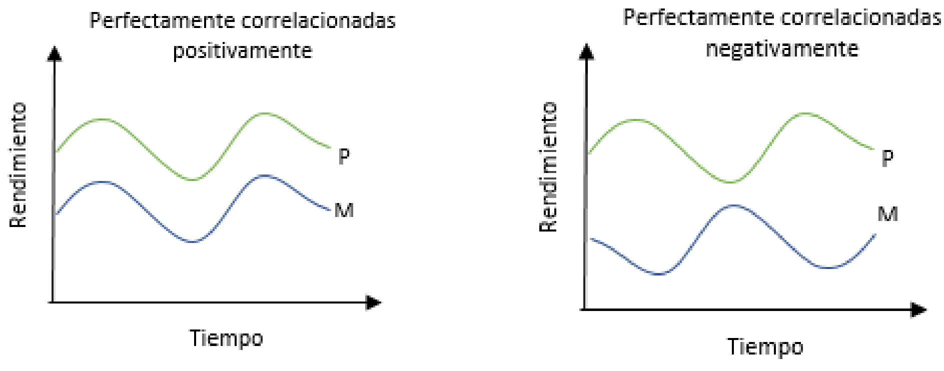
k_j= rendimiento del activo *j*.

La desviación estándar del rendimiento del portafolio se calcula aplicando la fórmula de la desviación estándar de un solo activo (Fórmula 1).

2.1.6 Correlación

La correlación es una medida estadística de la relación lineal entre dos series de números,los cuales representan datos de cualquier tipo, desde rendimientos hasta puntajes de pruebas. Si las dos series tienden a variar en la misma dirección, están correlacionadas positivamente Si las series varían en direcciones opuestas, están correlacionadas negativamente. El grado de correlación se mide por el coeficiente de correlación, que varía desde -1, en el caso de las series perfectamente correlacionadas de manera negativa, hasta 1 en el caso de las series perfectamente correlacionadas de manera positiva, cuando tenemos una correlación nula o igual a 0 significa que no hay ninguna relación. (Ver Figura 5) (Gitman y Zutter, 2012).

Figura 5. Correlaciones entre las series M, N y P



Fuente: Tomada de Gitman y Zutter, (2012, p.300).

La fórmula para el cálculo de la correlación está dada por:

Fórmula 5:

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$$

donde:

$Cov(X, Y)$: covarianza entre las variables X e Y.

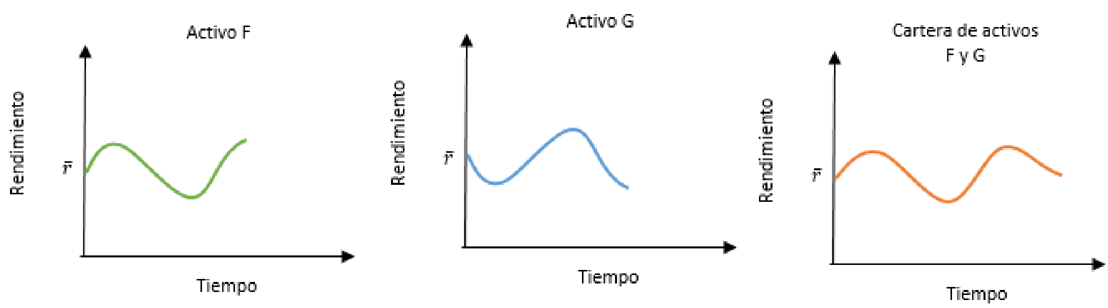
$\sqrt{Var(X)Var(Y)}$ = producto de la desviación estándar para la variable X y la desviación estándar para la variable Y.

2.1.7 Diversificación

Para Gitman & Zutter (2012), el concepto de correlación es esencial para desarrollar un portafolio eficiente. Para reducir el riesgo general, es mejor diversificar el portafolio combinando o agregando activos que tengan una correlación tan baja como sea posible, debido a que, la combinación de activos que tienen una correlación baja entre sí reduce la variabilidad general de los rendimientos del portafolio.

La Figura 6 muestra los rendimientos que ganan dos activos, F y G, durante un tiempo. Ambos activos tienen el mismo promedio de rendimiento esperado $\bar{k}$, pero observe que cuando el rendimiento de F está por arriba del promedio, el rendimiento de G está por debajo del promedio, y viceversa. En otras palabras, los rendimientos de F y G están negativamente correlacionados, y cuando estos dos activos se combinan en un portafolio, el riesgo de ese portafolio disminuye sin reducir el rendimiento promedio.

Figura 6. Combinación de activos correlacionados negativamente para diversificar el riesgo



Fuente: Tomada de Gitman y Zutter (2012, p.301).

Por otra parte, algunos activos se consideran no correlacionados, es decir, no existe ninguna interacción lineal entre sus rendimientos. La combinación de activos no correlacionados reduce el riesgo, no tan eficazmente como la combinación de los activos correlacionados de manera negativa, pero sí con mayor eficacia que la combinación de los activos correlacionados positivamente. El coeficiente de correlación de activos no correlacionados es cercano a 0 y actúa como el punto medio entre la correlación perfectamente positiva y la correlación perfectamente negativa.

Mientras que, la creación de un portafolio que combina dos activos con rendimientos perfectamente correlacionados de manera positiva produce un riesgo general del portafolio que, como mínimo, iguala al del activo menos riesgoso y, como máximo, iguala al del activo más riesgoso. Sin embargo, Abelardo J. (2023) menciona que un portafolio que combina dos activos con una correlación menor que la perfectamente positiva puede reducir el riesgo total a un nivel por debajo de cualquiera de sus componentes.

En general, cuanto más baja es la correlación entre los rendimientos de los activos,mayor es la reducción del riesgo que los inversionistas pueden lograr con la diversificación.

2.1.8 Valor del dinero en el tiempo

El valor del dinero en el tiempo se refiere al hecho de que es mejor recibir dinero ahora que después.

Para Gitman y Zutter (2012), los conceptos y cálculos básicos del valor futuro y valor presente tienen que ver con los montos únicos, ya sean montos presentes o futuros. Se inicia con la obtención del valor futuro del efectivo que tenemos hoy en la mano. Luego, se usan los conceptos subyacentes para obtener el valor presente del efectivo que se obtendrá en el futuro.

2.1.8.1 Valor futuro

El interés compuesto indica el monto ganado en un depósito específico que vuelve parte del principal (monto inicial) al final de un periodo determinado. El valor futuro de un monto presente se calcula aplicando un interés compuesto durante un periodo determinado mediante la fórmula siguiente:

Fórmula 6:

$$VFn = VP(1 + i)^n$$

donde:

VFn = valor futuro al final del periodo *n*

VP=valor presente

i= tasa anual de interés pagada

n= número de periodos que el dinero se mantiene en depósito.

2.1.8.2 Valor presente

El valor presente, por su parte, es el valor actual de un monto futuro; es decir, la cantidad de dinero que debería invertirse hoy a una tasa de interés determinada, durante un periodo específico, para igualar el monto futuro. Al igual que el valor futuro, el valor presente depende en gran medida de la tasa de interés y del momento en que se recibirá el monto.El proceso para calcular los valores presentes se conoce como descuento de flujos de efectivo.

Fórmula 7:

$$VP = \frac{VFn}{(1+i)^n}$$

Los cálculos del valor presente suponen que los valores futuros se miden al final del periodo específico, en este caso, se deben tener en cuentas dos cosas importantes:

1. Cuanto mayor sea la tasa de descuento, menor será el valor presente y,
2. Cuanto mayor sea el periodo, menor será el valor presente.

2.2 Evolución financiera en México

Las finanzas son una disciplina esencial que se enfoca en el estudio de cómo organizaciones, empresas y personas adquieren, asignan y utilizan recursos monetarios a lo largo de un período determinado (Saavedra García & Saavedra García, 2012).

Este campo no solo se ocupa de la administración del dinero, sino que también considera los riesgos asociados a cada proyecto y la forma en que estos pueden afectar la viabilidad financiera de una entidad. Una de las claves del éxito en cualquier empresa radica en su capacidad para obtener y distribuir eficientemente sus recursos económicos. La forma en que se gestionan estos recursos puede marcar la diferencia entre el crecimiento sostenido y la falta de liquidez. Por ello, es crucial que las organizaciones estén bien informadas sobre las diversas alternativas que tienen a su disposición para acceder a financiamiento.

Además, una buena gestión financiera implica no sólo saber cómo obtener fondos, sino también cómo invertirlos de manera estratégica en proyectos que ofrezcan un retorno significativo. Esto requiere un análisis detallado de las oportunidades del mercado, una evaluación cuidadosa de los riesgos asociados y una planificación adecuada que permita anticipar futuros escenarios económicos.

Saavedra & Saavedra (2012) mencionan que ha sido incipiente el alcance de la investigación financiera que se ha desarrollado en México en comparación con los países de Europa y Estados Unidos, el desafío para los investigadores en México es el desarrollo de temáticas como: Finanzas personales, Finanzas del comportamiento e innovación financiera, ya que han sido temas poco estudiados y contextualizados en nuestro medio.

González *et al*. (2006), por su parte, mencionan que la teoría financiera ha experimentado en los últimos años un desarrollo importante, como consecuencia de la cada vez más creciente globalización de los mercados. Estos autores establecen, que la primera mitad del siglo pasado, estuvo dominada por lo que algunos estudiosos denominan “visión tradicional de las finanzas”, con las publicaciones de Dewing y Gerstenberg dos pioneros de la economía financiera, quienes sentaron las bases para la aplicación de las finanzas durante muchos años. Y que es a partir de 1950 cuando se desarrolla el “Enfoque moderno de las finanzas” como parte de la ciencia empresarial, lo cual surge como un intento por dar respuestas claras a una gerencia que no entendía su propio quehacer cotidiano y requería técnicas específicas para el análisis del desempeño financiero de las empresas.

La década de los cincuenta, entonces, marca el inicio del enfoque moderno de las finanzas, al producirse una fuerte expansión económica, se hace necesario un estudio detallado de las decisiones de financiamiento e inversión, por lo que los cambios tecnológicos producidos en la industria en la década de los setenta se convierten en un factor determinante para el desarrollo empresarial. Esto provocó que las empresas adoptaran diversas estrategias como la diversificación y como consecuencia de ello alcanzaron alta rentabilidad.

La década de los setenta, profundiza el estudio de los tópicos anteriores y su desarrollo estuvo marcado por el uso de los fundamentos microeconómicos, la utilización de técnicas cuantitativas (econometría, estadística, teoría de decisión, etc.) y el desarrollo de aplicaciones informáticas.

Saavedra & Saavedra (2012) mencionan que en la década de los ochenta, la desregulación y globalización de los mercados dan origen a la ingeniería financiera, ocasionando una expansión sin precedentes de nuevos productos y estructuras financieras que permitieron operar nuevos instrumentos que requerían la participación de científicos en el sector financiero .

La teoría moderna parte del hecho que la empresa debe maximizar su valor de mercado, y esta premisa es la guía para el desarrollo de las finanzas corporativas, estudiando las decisiones de financiamiento e inversión que afectan al valor de la empresa.

A inicios del presente siglo, el interés por las finanzas cobra un protagonismo especial al centrar sus estudios en la psicología del comportamiento del inversionista, demostrado en el año 2002, cuando se concede el premio Nobel de economía a los pioneros del enfoque denominado “behavioral finance”, que puede traducirse como finanzas del comportamiento o finanzas conductistas. Así, este tema está llamando la atención de los investigadores interesados en el análisis de las decisiones humanas desde el punto de vista de la psicología cognitiva (Azofra, 2005).

En los últimos años, se ha investigado el tema de “finanzas sociales”, como una respuesta a la necesidad de lograr que las finanzas no sigan siendo nada más una herramienta para hacer que ganen más dinero a quienes ya lo tienen, sino también a quienes carecen de él y que son la mayoría de las personas que habitan en el mundo. Así lo que se intenta es adecuar los contratos, productos, instrumentos financieros a la idiosincrasia de los beneficiarios, que son aquellos que por falta de recursos (o desconocimiento), no se han beneficiado con el desarrollo de los mercados (Ibañez et al., 2004).

De acuerdo con Saavedra y Saavedra (2012), en el cuadro 1, se muestra la evolución histórica de las finanzas que permite entender mejor los cambios a través de los años y que resume los párrafos anteriores.

Cuadro 1. Evolución histórica de las finanzas

<table>
<tr><th colspan="2">Periodo</th><th>Enfoque de las finanzas</th><th>Principales autores</th></tr>
<tr><td colspan="2">Finales siglo XV - Finales siglo XIX

Economistas clásicos</td><td>Registro monetario de las operaciones de la empresa y gestión de la tesorería.

Estudio descriptivo de instituciones, instrumentos y procedimientos existentes en el mercado de capitales.

Las finanzas se consideran parte de la economía.</td><td>Smith, A.

Ricardo, D.

Schumpeter, J.</td></tr>
<tr><td colspan="2">Siglo XX</td><td>Las finanzas constituyen una disciplina autónoma.</td><td></td></tr>
<tr><td>E
N
F
.

T</td><td>1901 -1920

Concentración industrial</td><td>Análisis externo del financiamiento

Combinación y fusión de empresas Análisis de títulos y valores

Publicación de informes financieros por exigencias legales

Análisis de la liquidez y de la solvencia empresarial Financiamiento externo a largo</td><td>Dewing, A.

Gerstenberg, Ch.

Fischer, I.</td></tr>
</table>

R A D I C I O N A L	1921 - 1929 Innovación tecnológica y nuevas empresas 1930 - 1939 Crisis económica 1940 - primeros 50 Economía de guerra	plazo (acciones y recursos ajenos) Cambio tecnológico y consolidación de nuevos sectores. Mantenimiento de liquidez: supervivencia Quiebras, liquidaciones y reorganizaciones de empresas Garantías para recursos ajenos (prestamistas) Incremento en reglamentaciones y controles gubernamentales Desarrollo del análisis y de la información financiera. Crecimiento industrial + cambios tecnológicos + aumentos de la competencia: análisis de los fondos disponibles y sus posibles aplicaciones. Análisis de Inversiones (presupuesto de capital)	Williams, J. Keynes, J. Scheneider, E.
E N F . M O D E R N O	Primeros 50 - 1960 Expansión Económica (Fase I) 1961 -1973 Expansión Económica (Fase II)	Estudio analítico de las finanzas: Interrelación de decisiones de inversión y financiamiento. ● Métodos de evaluación , selección y planeación de proyectos ● Criterios de valoración de empresas ● Estructura de capital y política de dividendos. Cambio tecnológico y diversificación empresarial. Nuevos sistemas en la toma de decisiones financieras: Introducción a los métodos cuantitativos Aplicación de la informática y la investigación operativa	Friederick, A.; Vera, L. Dean, J.; Arrow, K Modigliani, F.; Miller, M.; Merton , R.; Fisher, I.; Roll, R. ; Hirsleifer , J.; Solomon , E. ; Markowitz, H. ; Tobin, J.; Sharpe; W.; Lintner, J. ; Roberts, H.; Mossin J., Fama E. , Elton, E.; Gruber, M
E N F .	1973 - 1980 Crisis de la Energía Década de	Fundamentos macroeconómicos y utilización de técnicas cuantitativas. Relaciones con el entorno económico: inflación y recesión Internacionalización de la economía	Ross, S.; Black F.; Scholes M.; Myers, S. ; Lucas; Rubinstein, M. Kauffman, A.; Aluja, G. ; Smith, Ruback, R.; Gibbons, M.; Banz, R.; Shiller, R. ; Hansen, C.;

C O N T R A C T U A L	los 80 Década de los 90	Desregulación y globalización de los mercados Creación de nuevos productos y mercados financieros. Gestión del riesgo financiero derivado de la volatilidad de los mercados: Ingeniería financiera. Acentuación de la crisis industrial tradicional Nuevas tecnologías como factor estratégico. Dificultades financieras y riesgos financieros elevados Incidencia de factores sociales y políticos Entorno cambiante y dinámico: Incertidumbre Gobierno corporativo	Keim,D.; Mikkelson, W.; Partch, M. Mirless J.; Vickrey W. ; Altman E.; Singleton, K. Fama, E. y French, K.; Bradley, M.; Stiglitz, J. Shleifer, A.; Vishny, R.; Harris, L. y Raviv, A.; Whaley, R.; De la Porta, R.

Fuente: Obtenido de Saavedra (2012, p.48).

En general, las aportaciones que se han realizado y los estudiosos de la teoría financiera han sido fundamentales para el desarrollo y evolución de la misma. No obstante, es un tema que, con el paso de los años, sigue en constante crecimiento y transformación. Las innovaciones en esta área no solo enriquecen nuestro entendimiento sobre la gestión de recursos monetarios y finanzas, sino que también abren nuevas posibilidades para enfrentar los desafíos económicos actuales. La teoría financiera continúa adaptándose a las dinámicas del mercado global, lo que refleja su vital importancia y relevancia en el mundo moderno.

Capítulo 3. Simulación Montecarlo

El capítulo siguiente tiene como objetivo proporcionar el contexto y fundamentos claros sobre los cuales se basa la simulación Montecarlo para poder avanzar hacia temas más específicos como técnicas de muestreo, y finalmente, las leyes y teoremas fundamentales que respaldan esta simulación.

3.1 Historia

La simulación Montecarlo, también conocida como el método de Montecarlo o simulación de probabilidad múltiple, es una técnica matemática que se utiliza para estimar los posibles resultados de un evento incierto. Este método, inventado por John von Neumann y Stanislaw Ulam durante la Segunda Guerra Mundial para mejorar la toma de decisiones en condiciones inciertas, surge formalmente en el año 1944 (IBM, 2024).

Sin embargo, prototipos y procesos anteriores basados en los mismos principios ya existían. El nombre de esta técnica se deriva de la ciudad de Mónaco, conocida por sus casinos, donde se juega "la ruleta", un juego de azar que genera resultados aleatorios.

Desde su introducción, las simulaciones Montecarlo han evaluado el impacto del riesgo en muchos escenarios de la vida real, como la inteligencia artificial, los precios de acciones, la previsión de ventas, la gestión de proyectos y la fijación de precios. También proporcionan una serie de ventajas sobre los modelos predictivos con entradas fijas, como la capacidad de realizar análisis de sensibilidad o calcular la correlación de entradas (IBM, 2024).

En sí, este es un método que utiliza muestras aleatorias para estimar los posibles resultados de un evento incierto, basándose en la generación de números aleatorios según distribuciones de probabilidad predefinidas. En este método, se simula repetidamente el evento en cuestión utilizando valores aleatorios que siguen las distribuciones de probabilidad relevantes, lo que permite evaluar el comportamiento del sistema y estimar la probabilidad de diversos resultados. Esta técnica es ampliamente utilizada en diversas áreas, como la física, la ingeniería, las finanzas y la ciencia de datos, para analizar y tomar decisiones en situaciones caracterizadas por la incertidumbre.

3.2 Conceptos Básicos

El éxito en la aplicación de la simulación Montecarlo radica en una comprensión profunda de los conceptos fundamentales de la probabilidad y la estadística. En este apartado se presentan estos conceptos esenciales, con el objetivo de proporcionar una base sólida para entender cómo funciona y por qué es efectiva la simulación Montecarlo.

3.2.1 Sucesos aleatorios y definiciones

Illana (2013) define un *experimento aleatorio* como aquel cuyo resultado no puede determinarse por adelantado. El ejemplo más sencillo es el lanzamiento de una moneda a cara (⊙) o cruz (⊕). En este caso el *espacio muestral* (Ω) es el conjunto de todos los posibles resultados del experimento.

Es decir, si el experimento es 'lanzar la moneda 3 veces' el espacio muestral es:

$$\Omega = \{\odot\odot\odot, \odot\odot\oplus, \odot\oplus\odot, \oplus\odot\odot, \odot\oplus\oplus, \oplus\odot\oplus, \oplus\oplus\odot, \oplus\oplus\oplus\}.$$

Donde se le llama *suceso A* a un subconjunto de Ω.

Así, el suceso 'obtener dos caras' es:

$$A = \{\odot\odot\oplus, \odot\oplus\odot, \oplus\odot\odot\}.$$

Se dice que *A* sucede si el resultado del experimento es uno de los elementos de A.

La *probabilidad* es una regla que asigna un número $0 \leq P(A) \leq 1$ a cada suceso A, con

$$P(\Omega) = 1.$$

Con base en Wackerly *et al*. (2010) se describen los tres axiomas que constituyen la base de la teoría de probabilidad y que son el punto de partida para el desarrollo de conceptos más avanzados en probabilidad y estadística.

1. Axioma de no negatividad: Para cualquier evento *A*, la probabilidad de *A* es un número no negativo: $P(A) \geq 0$
   Esto significa que la probabilidad de cualquier evento no puede ser negativa.

2. Axioma de certeza: La probabilidad del espacio muestral Ω, que contiene todos los posibles resultados del experimento aleatorio, es 1: $P(\Omega) = 1$

3. Axioma de aditividad: Si *A* y *B* son eventos mutuamente excluyentes (es decir, $A \cap B = \emptyset$, no pueden ocurrir simultáneamente), entonces la probabilidad de la unión de los eventos *A* y *B* es la suma de las probabilidades de *A* y *B*: $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$

   Este axioma se extiende a un número finito o numerable de eventos mutuamente excluyentes. $P\left(A_1 \cup A_2 \cup A_3 \cup \ldots,\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P\left(A_i\right)$

3.2.2 Variables aleatorias y distribuciones de probabilidad

Por lo general, no es necesario o conveniente especificar cada elemento individual en Ω o describir cada posible evento en P. En cambio, se prefiere trabajar con variables aleatorias que asignan números a los resultados del experimento. Por ejemplo, en el lanzamiento de una moneda n veces, puede ser de interés la cantidad de veces que sale cara, representada por la variable aleatoria X, que en la secuencia específica de caras y cruces.

Entonces, se define una variable aleatoria como una función que asigna un número a cada suceso elemental de un espacio muestral cuyo valor está determinado por el azar, de manera que se pueda estudiar su comportamiento probabilístico. La variable aleatoria permite cuantificar la incertidumbre asociada a los resultados del experimento.

Formalmente, dado un experimento aleatorio cuyo espacio muestral asociado es Ω, si se denota por ω a los sucesos elementales de este espacio, la variable aleatoria X es una función que asigna un número real a cada elemento del espacio muestral, que se denota como:

$$X\colon\ \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\omega \in \Omega \ \rightarrow \ X(\omega) \ = \ r \in \mathbb{R}$$

Cumple, además que para cada valor real x, el conjunto $\{\omega \in \Omega: X(\omega) = x\}$, denotado como $/X^{-1}(x)$, es un suceso de Ω.

Dado que la variable aleatoria X está asociada a un experimento aleatorio, su valor también es aleatorio y no se puede conocer de antemano hasta que se realice el experimento. Por lo tanto, cada posible valor de X tiene asignada una probabilidad, que por simplicidad se denotará como:

$$P(X \leq x) = P(\{\omega \in \Omega / X(\omega) \leq x\})$$

Una vez que se ha definido la variable aleatoria como una herramienta que asigna valores numéricos a los resultados de un experimento aleatorio, se procede a examinar cómo se distribuyen las probabilidades entre estos valores asignados. Esta distribución de probabilidades se conoce como la distribución de probabilidad de la variable aleatoria.

Una distribución de probabilidad es, entonces, un modelo teórico que describe la forma en que varían los resultados de un experimento aleatorio, es decir, da todas las probabilidades de todos los posibles resultados que podrían obtenerse cuando se realiza un experimento aleatorio. Estas distribuciones se pueden clasificar, de acuerdo al tipo de variables que las definen, en dos grandes grupos: discretas y continuas.

La variable aleatoria X se dice que es ***discreta*** si los números asignados a los sucesos elementales de Ω son puntos aislados. Sus posibles valores constituyen un conjunto finito o infinito numerable.

En este caso, considere un espacio probabilístico y sea X una variable aleatoria discreta que toma como posibles valores $x_1, x_2 \ldots . x_n$, se define la distribución de probabilidad de X como el conjunto de pares (x_i, p_i) que a cada valor de la variable le asocia una probabilidad, donde $p_i = P(X = x_i)$, tal que la suma de todas las probabilidades es igual 1. La variable aleatoria X tiene una distribución discreta si para un conjunto numerable de valores x_i se tiene:

$$P(X = x_i) > 0 \text{ , con } \sum_i P(X = x_i) = 1$$

De este modo, se llama *función distribución de probabilidad acumulada* al comportamiento probabilístico de una variable aleatoria X asociada a un experimento aleatorio y se representa como $F(x) = P(X \leq x)$ en donde $F(x)$: $\mathbb{R}\rightarrow$ [0,1].

Con base en Wackerly *et al*. (2010) las propiedades de la función de distribución discreta son:

a. Cada probabilidad está entre 0 y 1: $0 \leq p(x) \leq 1$

b. La suma de todas las probabilidades de evento simple es igual a 1.

$$\sum p(x) = 1$$

Por otro lado, se dice que la variable aleatoria X será ***continua*** si los valores asignados pueden ser cualesquiera, dentro de ciertos intervalos, es decir, puede tomar cualquier valor de $\mathbb{R}$.

Por lo tanto, X tiene una *distribución continua* si existe una función f con integral total igual a 1, tal que para cualquier intervalo $[x_1, x_2]$ donde $x_1 \leq x_2$, la probabilidad de que la variable aleatoria X caiga dentro de ese intervalo se calcula como la integral de f desde x_1 hasta x_2:

$$P(x_1 \leq X \leq x_2) = \int_{x1}^{x2} f(x)dx,\ x \in \mathbb{R}$$

Esta función f es la *densidad de probabilidad*, también conocida como pdf por sus siglas en inglés (*probability density function*). Aquí la *función de distribución acumulada* (cdf, por sus siglas en inglés [cumulative probability function]) está definida por

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^{x} f(x)dx$$

lo cual implica que

$$f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$$

La función de distribución acumulada proporciona la probabilidad acumulada hasta cierto valor de x, mientras que la función de densidad de probabilidad describe la probabilidad relativa de que la variable aleatoria X tome valores en un intervalo dado. La relación entre estas dos funciones es fundamental en el estudio de variables aleatorias continuas.

Con base en Wackerly *et al.* (2010) se describen las propiedades de la función de distribución, si $F(x)$ es una función de distribución, entonces

1. $F(-\infty) \equiv \lim_{x \to -\infty} F(x) = 0$

2. $F(\infty) \equiv \lim_{x \to \infty} F(x) = 1$

3. $F(x)$ es una función no decreciente de x. [Si x_1 y x_2 son cualesquiera valores de manera que $x_1 < x_2$, entonces $F(x_1) \leq F(x_2)$.]

3.2.3 Esperanza, varianza y covarianza de variables aleatorias

La esperanza de una variable aleatoria X es el valor medio o esperado de su distribución:

$$\mu_X = E[X] = \sum_i x_i f(x_i) \qquad \mathit{caso\ discreto}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} x f(x_i) dx \qquad \mathit{caso\ continuo}$$

Mientras que, la varianza de X mide la dispersión de la distribución:

$$\sigma_X^2 = var(X) = E[(X - E[X])^2] = E[X^2] - (E[X])^2$$

A la raíz cuadrada de la varianza se le conoce como desviación estándar y suele denotarse como σ. Además de expresar la dispersión de los resultados respecto al valor medio de la variable aleatoria, la σ se utiliza para medir el nivel de confianza en las estimaciones estadísticas.

Otra media es la covarianza de dos variables aleatorias X e Y, esta se define como:

$$cov(X,Y) = E\left[\left(X - \mu_X\right) - \left(Y - \mu_Y\right)\right]$$

Y se interpreta como una medida de la cantidad de dependencia lineal entre las variables aleatorias. Así, tenemos que

$$var(X + Y) = var(X) + var(Y) + 2cov(X,Y),$$

Y si X e Y son independientes entonces $cov(X,Y) = 0$. Una versión normalizada es el coeficiente de correlación

$$\varrho(X,Y) = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \text{ tal que } -1 \leq \varrho(X,Y) \leq 1.$$

3.2.4 Distribuciones de probabilidad más comunes

En los cuadros 2 y 3 se enlistan las distribuciones de probabilidad más comunes. Cuando una variable aleatoria X se distribuye según f se dice que $X \sim f$.

Cuadro 2. Distribuciones discretas

	Uniforme	Binomial	Geométrica	Poisson
Notación	$DU\{1...n\}$	$Bin(n,p)$	$G(p)$	$Po(\lambda)$
$f(k)$	$\frac{1}{n}$	$\binom{n}{k}p^k(1-p)^{k-1}$	$p\ (1-p)^{k-1}$	$e^{-\lambda}\frac{\lambda^k}{k!}$
$k \in$	$\{1, 2,..., n\}$	$\{0, 1,... n\}$	N	N
Parámetros	$n \in \{1, 2,...\}$	$0 \leq p \leq 1\ ,\ n \in N$	$0 \leq p \leq 1$	$\lambda > 0$
$E[X]$	$\frac{n+1}{2}$	np	$\frac{1}{p}$	λ
$var(X)$	$\frac{n^2-1}{12}$	$np(1-p)$	$\frac{1-p}{p^2}$	λ

Fuente: Elaboración propia con base en Wackerly et al., (2010).

Cuadro 3. Distribuciones continuas

	Uniforme	Normal	Exponencial	Gamma
Notación	$U[\alpha, \beta]$	$N\left(\mu, \sigma^2\right)$	$Exp(\lambda)$	$Gamma(\alpha, \lambda)$
$f(x)$	$\frac{1}{\beta-\alpha}$	$\frac{1}{\sqrt{2\Pi}\sigma}e^{-(x-\mu)^2/\left(2\sigma^2\right)}$	$\lambda e^{-\lambda x}$	$\frac{\lambda^{\alpha}e^{-\lambda x}x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)}$
$x\epsilon$	$[\alpha, \beta]$	$\mathbb{R}$	$\mathbb{R}^+$	$\mathbb{R}^+$
Parámetros	$\alpha < \beta$	$\sigma < 0,\ \mu \epsilon \mathbb{R}$	$\lambda > 0$	$\alpha, \lambda > 0$
$E[X]$	$\frac{\alpha+\beta}{2}$	μ	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{\alpha}{\lambda}$
$var(X)$	$\frac{(\beta-\alpha)^2}{12}$	σ^2	$\frac{1}{\lambda^2}$	$\frac{\alpha}{\lambda^2}$

Fuente: Elaboración propia con base en Wackerly et al., (2010).

Las distribuciones de probabilidad, particularmente la distribución normal, son herramientas valiosas en la modelación de fenómenos financieros como el rendimiento o la volatilidad de un activo, lo que puede conducir a aumentar los beneficios y reducir el riesgo.

En las estimaciones financieras, se emplean datos históricos y suposiciones sobre la distribución subyacente de los parámetros. Uno de los supuestos más comunes es que los retornos siguen una distribución normal. Matemáticamente, un activo que sigue esta distribución, con una media μ y una desviación estándar σ, se define por la fórmula:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\Pi}\sigma}e^{-(x-\mu)^2/\left(2\sigma^2\right)}.$$

como se define en el cuadro 3.

Aunque esta fórmula puede parecer complicada, simplemente implica que al ingresar la estimación del parámetro de interés en un ordenador, se obtendrá una gráfica con forma de campana de Gauss, y al integrar entre intervalos de tiempo deseados, se puede calcular la probabilidad de que la variable aleatoria tome ciertos valores, con un margen de error relacionado con los intervalos de confianza, que se discutirán más adelante.

3.3 Técnicas de Muestreo

El método Montecarlo debe generar muestras aleatorias para simular una situación o modelo. En contexto, una muestra aleatoria se refiere a un conjunto de valores generados de forma aleatoria a partir de una distribución de probabilidad específica. Estos valores se usan para simular un conjunto de resultados posibles.

La generación de una buena secuencia de números aleatorios es la base probabilística del método de Montecarlo. Cada número aleatorio debe ser totalmente independiente de los otros números de la secuencia. Además, dos generadores aleatorios independientes deben proporcionar estadísticamente el mismo valor promedio de salida.

Otzen & Manterola (2017) establecen que el muestreo tiene por objetivo estudiar las relaciones existentes entre la distribución de una variable Y en una población "z" y la distribución de esta variable en la muestra de estudio.

Una muestra puede ser obtenida de dos maneras: probabilística y no probabilística. Las técnicas de muestreo probabilísticas, permiten conocer la probabilidad que cada individuo en el estudio tiene de ser incluido en la muestra a través de una selección al azar. En cambio, en las técnicas de muestreo de tipo no probabilísticas, la selección de los sujetos a estudio dependerá de ciertas características, criterios, etc. que él investigador considere en ese momento; por lo que pueden ser poco válidas y confiables o reproducibles; debido a que este tipo de muestras no se ajustan a un fundamento probabilístico.

Dentro de las técnicas de muestreo probabilístico se tienen las siguientes:

- Aleatorio simple: Garantiza que todos los individuos que componen la población tengan la misma oportunidad de ser incluidos en la muestra. Esto significa que la probabilidad de selección de un sujeto a estudio “x” es independiente de la probabilidad que tienen el resto de los sujetos que integran o forman parte de la población.

- Aleatorio sistemático: se emplea cuando el criterio de distribución de los sujetos a estudio en una serie es tal, que los más similares tienden a estar más cercanos. Este tipo de muestreo suele ser más preciso que el aleatorio simple, debido a que recorre la población de forma más uniforme.

- Aleatorio estratificado: Se utiliza cuando se pueden determinar los estratos que conforman la población para seleccionar y extraer de ellos la muestra (se define como estrato a los subgrupos de unidades de análisis que difieren en las características que van a ser analizadas). La estratificación se basa en variables como edad, sexo, nivel socioeconómico, etc. Entonces, se divide la población compuesta por “N” individuos, en “x” subpoblaciones o estratos, con base en las variables importantes para la conducción del estudio, y de tamaños respectivos $N_1, N_2, N_3 ... N_K$; y realizando en cada una de estos estratos, muestreos aleatorios simples de tamaño n_i; para finalmente definir cuantos elementos de la muestra se han de seleccionar de cada uno de los estratos; para lo cual se dispone de las siguientes opciones: asignación proporcional (el tamaño de la muestra de cada estrato es proporcional al tamaño del estrato que le dio origen, respecto a la población total) y asignación óptima (el tamaño de la muestra de cada estrato, son definidos por quien hace el muestreo).

- Por conglomerados: Consiste en elegir de forma aleatoria ciertos barrios o conglomerados dentro de una región, ciudad, etc., para luego elegir unidades más pequeñas como cuadras, calles, etc. y finalmente otras más pequeñas, como escuelas, consultorios, hogares (una vez elegida esta unidad, se aplica el instrumento de medición a todos sus integrantes). En este tipo de muestreo, los sujetos a estudio, se encuentran incluidos en lugares físicos o geográficos (conglomerados); por ende, resulta imprescindible diferenciar entre sujetos a estudio (quiénes va a ser medidos) y unidad muestral (conglomerado a través del cual se logra acceder a los sujetos a estudio).

Dentro de las técnicas de muestreo no probabilístico se pueden encontrar los siguientes:

- Intencional: Permite seleccionar casos característicos de una población limitando la muestra sólo a estos casos. Se utiliza en escenarios en los que la población es muy variable y por consiguiente la muestra es muy pequeña.
- Por conveniencia: Permite seleccionar aquellos casos accesibles que acepten ser incluidos. Esto, fundamentado en la conveniente accesibilidad y proximidad de los sujetos para el investigador.
- Accidental o consecutivo: Se fundamenta en reclutar casos hasta que se completa el número de sujetos necesario para completar el tamaño de muestra deseado. Estos, se eligen de manera casual, de tal modo que quienes realizan el estudio eligen un lugar, a partir del cual reclutan los sujetos a estudio de la población que accidentalmente se encuentren a su disposición. Es similar al muestreo por conveniencia, excepto que intenta incluir a todos los sujetos accesibles como parte de la muestra.

3.3.1 Generación de números aleatorios en Python

En simulaciones como Montecarlo, es fundamental contar con una fuente confiable de números aleatorios, ya que estos permiten modelar la incertidumbre inherente a procesos reales y crear múltiples escenarios posibles para el comportamiento de un sistema.

Sin embargo, los números generados por computadora no son verdaderamente aleatorios; en su lugar, se obtienen mediante algoritmos deterministas que producen secuencias numéricas con apariencia de aleatoriedad, conocidos como números pseudoaleatorios (Knuth, 1998). Estos números cumplen con propiedades estadísticas que los hacen útiles para simulaciones, aunque en realidad dependen de una semilla inicial que determina la secuencia.

El lenguaje de programación Python, a través de su librería *numpy*, proporciona herramientas robustas para generar números pseudoaleatorios con la función *numpy.random*, que incluye métodos para producir valores aleatorios a partir de diversas distribuciones. La función *np.random.standard_normal*, en particular, es utilizada para generar números pseudoaleatorios que siguen una distribución normal estándar, con media cero y desviación estándar uno. Esta función es especialmente útil en simulaciones de Montecarlo para modelar variables financieras que asumen una distribución normal en sus fluctuaciones de precio, como en el caso de las predicciones de precios de acciones (McKinney, 2017).

El generador de números aleatorios en *numpy* usa un algoritmo de generación llamado MT19937 (Mersenne Twister), el cual se desarrolló en 1997 por Makoto Matsumoto y Takuji Nishimura. Es uno de los generadores de números aleatorios más ampliamente utilizados en simulaciones debido a su alta calidad y gran periodo, que aseguran una mayor independencia estadística en las secuencias generadas (Matsumoto y Nishimura, 1998).

Para obtener números que siguen una distribución normal, la función *np.random.standard_normal()* aplica una transformación a los números aleatorios uniformes generados internamente. Este proceso utiliza:

- Método Box-Müller:

  Es uno de los métodos más comunes para convertir números aleatorios uniformes en números aleatorios normales. Este método toma dos números aleatorios uniformemente distribuidos y los transforma en dos números independientes que siguen una distribución normal estándar (Ross, 2010), siguiendo las condiciones que se mencionan a continuación.

  Sean U_1 y U_2 variables aleatorias independientes con distribución uniforme en (0,1), entonces Box y Müller (1985) mostraron que:

$$X = \sqrt{-2ln\left(U_1\right)}cos\left(2\pi U_2\right)$$

$$Y = \sqrt{-2ln\left(U_1\right)}sen\left(2\pi U_2\right)$$

  Son variables aleatorias independientes con distribución N(0, 1).

  Por lo que, para simular dos variables aleatorias independientes N(0, 1), basta con generar dos variables aleatorias independientes U(0, 1) y hacer la transformación correspondiente.

- Algoritmo Ziggurat:

Es una técnica más compleja y optimizada para generar números aleatorios con una distribución específica (en este caso, normal) mediante una combinación de métodos de aceptación y rechazo. De acuerdo con Marsaglia y Tsang (2000) este algoritmo funciona de la siguiente manera:

1. División en Zonas (o Capas):

La idea es dividir la cola de la distribución normal en varias capas rectangulares de igual área para reducir la cantidad de cálculos requeridos:

- Primero, se definen n capas rectangulares debajo de la curva de densidad de la distribución normal estándar (media 0, desviación estándar 1).
- Cada rectángulo tiene un área igual, y el área total está diseñada para cubrir la mayor parte de la curva normal.

2. Generación y Rechazo:

Al generar un número aleatorio, el algoritmo sigue estos pasos matemáticos:

1. Selección de la capa:

   Se elige una capa i de manera uniforme al azar entre las n capas disponibles. Esto significa que todas las capas tienen la misma probabilidad de ser seleccionadas.

2. Generación dentro del rectángulo:

   Dentro de la capa i seleccionada, se genera un número aleatorio dentro de los límites del rectángulo de esa capa. Esto implica generar una posición x en el intervalo $\left[-x_i, x_i\right]$, donde x_i es el límite en x del rectángulo en la capa i.

3. Verificación y Aceptación:

   Si el punto generado dentro del rectángulo se encuentra por debajo de la curva de densidad normal, se acepta como un valor válido.

Si el punto cae fuera de la curva, se rechaza y se vuelve a intentar, o se usa una función auxiliar para "ajustar" el valor hacia la curva de densidad deseada en las zonas más externas (aquellas con valores en la cola de la distribución).

Entonces, *np.random.standard_normal()* combina estos métodos, comenzando con MT19937 para obtener números uniformes y luego aplicando transformaciones para que sigan la distribución normal estándar.

Ambos métodos son útiles, pero el algoritmo Ziggurat suele ser preferido en aplicaciones de alta frecuencia debido a su mayor eficiencia, mientras que el método Box-Müller se usa por su simplicidad y es adecuado para simulaciones menos intensas.

3.4 Ley de los Grandes Números (LGN)

Al adentrarse en el estudio de eventos aleatorios y en la predicción o comprensión de fenómenos inciertos, se encuentra un concepto clave: la Ley de los Grandes Números (o también conocida como la Teoría de la Probabilidad).

La primera mención de esta ley se encuentra en un trabajo póstumo de Jacob Bernoulli, en 1713, en el libro titulado "El arte de hacer conjeturas" (Ars Conjectandi). Formalmente, esta ley se refiere a "una sucesión de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con varianza finita" y aseguran que el promedio de las primeras *n* observaciones (variables aleatorias) se aproxima a la media teórica a medida que el número *n* de repeticiones tiende hacia infinito, dicho de otra manera, de acuerdo con Ross (2010) se tiene el siguiente teorema.

Teorema: La Ley Débil de los Grandes Números

Sea X_1, X_2, *…, es* una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con media μ. Entonces, para cualquier $\epsilon > 0$,

$$P\left(\left|\frac{X_1 + \cdots + X_n}{n} - \mu\right| > \epsilon\right) \to 0 \text{ cuando } n \to \infty$$

Demostración

Bajo la suposición adicional de que las variables aleatorias X_i tienen una varianza finita σ^2. Ahora,

$$E\left[\frac{X_1 + \cdots + X_n}{n}\right] = \frac{1}{n}(E[X_1] + \cdots + E[X_n]) = \mu$$

y

$$\mathrm{Var}\left(\frac{X_1 + \cdots + X_n}{n}\right) = \frac{1}{n^2}[\mathrm{Var}(X_1) + \cdots + \mathrm{Var}(X_n)] = \frac{\sigma^2}{n}$$

En la ecuación anterior se hace uso del hecho de que la varianza de la suma de variables aleatorias independientes es igual a la suma de sus varianzas. Por lo tanto, de la desigualdad de Chebyshev[5], se sigue que, para cualquier k positivo,

$$P\left(\left|\frac{X_1 + \cdots + X_n}{n} - \mu\right| \geq \frac{k\sigma}{\sqrt{n}}\right) \leq \frac{1}{k^2}$$

Por lo tanto, para cualquier $\epsilon > 0$, al dejar k tal que $k\sigma/ n = \epsilon$, es decir, al dejar $k^2 = n\epsilon^2/\sigma^2$, vemos que

$$P\left(\left|\frac{X_1 + \cdots + X_n}{n} - \mu\right| \geq \epsilon\right) \leq \frac{\sigma^2}{n\epsilon^2}$$

lo que establece el resultado.

Una generalización de la ley débil es la ley fuerte de los grandes números, que establece que, con probabilidad 1,

$$\lim_{n\to\infty} \frac{X_1 + \cdots + X_n}{n} = \mu$$

Es decir, con certeza, el promedio a largo plazo de una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas convergerá a su media.

[5] Para más detalles de la desigualdad de Chebyshev revisar Ross (2010).

¿Qué significa lo anterior? Quiere decir que el promedio de muchos resultados observados será muy cercano a la media verdadera o esperada (media teórica), siempre y cuando se realicen suficientes observaciones. Un ejemplo de ello, es si se hacen muchos lanzamientos de una moneda y se calcula el promedio de los resultados (asignando 1 a cara y 0 a cruz), este promedio se acercará más y más a la probabilidad teórica de obtener cara (que es 0.5 o 50%) cuantos más lanzamiento se hagan.

La Ley de los Grandes Números es esencial para la simulación Montecarlo por las siguientes razones:

- Estimación de promedios: La simulación Montecarlo a menudo implica tomar el promedio de muchos resultados aleatorios para estimar una cantidad desconocida. Según la LGN, si se generan suficientes resultados aleatorios, el promedio de estos resultados se acercará a la media esperada del proceso real que se está modelando. Esto permite que los promedios obtenidos en la simulación sean buenas estimaciones de los valores reales.

- Reducción de la varianza: Con un número suficientemente grande de simulaciones, la varianza de los resultados disminuye, lo que hace que las estimaciones sean más precisas y estables. La LGN garantiza que la dispersión de los promedios se reducirá y se centrará alrededor de la media verdadera a medida que aumente el número de simulaciones.

- Validación de modelos: Al realizar muchas simulaciones, la LGN ayuda a validar que el modelo Montecarlo está funcionando correctamente. Si los resultados simulados, en promedio, coinciden con los valores esperados teóricos, se puede tener mayor confianza en la validez del modelo.

3.5 Teorema del Límite Central (TLC)

El Teorema del Límite Central es una teoría estadística la cual señala que, con una muestra aleatoria suficientemente grande de una población, la distribución de las medias muestrales tiende a ser normal.

Formalmente, el teorema se enuncia de la siguiente manera (Wackerly *et al.*, 2010):

Sea X_1, X_2, …, X_n una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con $E(X_i) = \mu$ y var(X_i)=$\sigma^2 < \infty$. Si se define

$$U_n = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} = \frac{\bar{X}-\mu}{\sigma\sqrt{n}} \text{ donde } \overline{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i$$

Entonces la función de distribución de U_n converge hacia la función de distribución normal estándar cuando $n \to \infty$. Esto es,

$$\lim_{n \to \infty} P(U_n \le u) = \int_{-\infty}^{u} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt \text{ para toda } u.$$

Este teorema es crucial para la simulación Montecarlo porque proporciona una base teórica para la confiabilidad de las estimaciones realizadas mediante este método. A continuación se explica cómo:

- Aproximación Normal: En la simulación Montecarlo, a menudo se calculan promedios o sumas de resultados de experimentos aleatorios. Gracias al TLC, se sabe que estos promedios seguirán una distribución normal si el número de simulaciones es suficientemente grande.
- Confianza en las estimaciones: La normalidad de los promedios permite usar herramientas estadísticas clásicas para evaluar la precisión de las estimaciones. Por ejemplo, se pueden construir intervalos de confianza para los estimadores, lo que proporciona una medida cuantitativa de la incertidumbre en las simulaciones.
- Simplificación analítica: Al saber que los resultados seguirán una distribución normal, se pueden simplificar muchos problemas analíticos. Esto es especialmente útil en aplicaciones donde la distribución original de los datos es desconocida o complicada de manejar.

3.6 Pruebas de Bondad de Ajuste

En el desarrollo de la simulación de Montecarlo, es fundamental asegurar que los datos o las variables aleatorias que se emplean se ajusten adecuadamente a las distribuciones de probabilidad asumidas en el modelo. En los apartados anteriores, se discutieron conceptos esenciales como las distribuciones de probabilidad más comunes, las propiedades de las variables aleatorias, y los teoremas fundamentales que sustentan la teoría del muestreo, como la LGN y TLC.

Ahora bien, una parte crucial en la validación de los modelos es verificar si los datos observados siguen una distribución específica. En este sentido, las pruebas de bondad de ajuste son herramientas estadísticas que permiten evaluar si los datos observados se ajustan, o no, a una distribución teórica predefinida y así compararla con datos históricos o con la distribución conocida de otra población (Quintero y Durán, 2004). Las hipótesis generales que se siguen es estas pruebas son:

- Hipótesis nula $\left(H_0\right)$: Los datos siguen una distribución específica.
- Hipótesis alternativa $\left(H_1\right)$: Los datos no siguen una distribución específica.

En este apartado se darán a conocer dos pruebas de bondad de ajuste de las más utilizadas: la prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS) y la prueba de Anderson-Darling (AD). Ambas pruebas comparan la distribución empírica de los datos con una distribución teórica, pero lo hacen de manera ligeramente diferentes.

A continuación, se describirán en detalle ambas pruebas, sus fundamentos teóricos, diferencias clave y cómo se aplican en el contexto de la simulación Montecarlo.

3.6.1 Kolmogorov - Smirnov (KS)

El estadístico de la prueba no paramétrica de Kolmogorov – Smirnov, denotado como KS, tiene una distribución de probabilidad que depende del tamaño de la muestra n. Más aún, la distribución KS es independiente de la distribución de frecuencias teóricas o esperadas. No requiere que los datos sean agrupados en alguna forma, y sirve para determinar si hay una diferencia significativa entre la distribución de frecuencias observadas y una distribución teórica de frecuencias.

Lo que interesa es el grado de ajuste entre la distribución de un conjunto de valores de una muestra, que son los puntajes observados, y alguna distribución teórica específica. Asimismo, establece si razonablemente se logra plantear que los puntajes en la muestra provengan de una población con la distribución teórica a probar.

Procedimiento de la prueba

- Se ordenan los valores de la muestra de menor a mayor: $x_1 \leq x_2 \leq \ldots \leq x_n$:
- Se define la función de distribución empírica:

$$F_n(x) = \begin{cases} 0 & x < x_1 \\ \frac{1}{n} & x_1 \leq x < x_2 \\ \ldots & \\ \frac{n-1}{n} & x_{n-1} \leq x < x_n \\ 1 & x \geq x_n \end{cases}$$

- El estadístico de contraste se establece o define como la suprema o máxima desviación absoluta entre la frecuencia esperada acumulada relativa y la frecuencia observada acumulada relativa:

$$D_{KS} = sup \, |\widehat{F_n}(x_i) - F_0(x_i)| \quad 1 \leq i \leq n \quad \text{ó}$$

donde:

x_i: es el i-ésimo valor observado en la muestra (cuyos valores se han ordenado previamente de menor a mayor).

$\widehat{F_n}(x_i)$: es un estimador de la probabilidad de observar valores menores o iguales que x_i.

$F_0(x_i)$: es la probabilidad de observar valores menores o iguales que x_i cuando H_0 es cierta.

Así pues, D_{KS} es la mayor diferencia absoluta observada entre la frecuencia acumulada observada $\widehat{F_n}(x)$ y la frecuencia acumulada teórica $F_0(x)$, obtenida a partir de la distribución de probabilidad que se especifica como hipótesis nula.

Para el cálculo práctico de D_{KS} debe obtenerse:

$$D^{+} = max\{\frac{i}{n} - F_0(x_i)\},\ D^{-} = max\{F_0(x_i) - \frac{i-1}{n}\} \quad 1 \leq i \leq n$$

y a partir de esos valores:

$$D_{KS} = max\,\{\,D^{+}, D^{-}\}$$

Si los valores observados $\widehat{F_n}(x_i)$ son similares a los esperados $F_0(x_i)$, el valor de D_{KS} será pequeño. Cuanto mayor sea la discrepancia entre la distribución empírica $\widehat{F_n}(x_i)$ y la distribución teórica , mayor será el valor de D_{KS} .

Interpretación basada en el estadístico y los valores críticos

El criterio para la toma de la decisión con base en este estadístico será de la forma, siendo α el nivel de significación del contraste:

Si $D_{KS} \leq D_{\alpha}$ entonces no rechazar H_0

Si $D_{KS} > D_{\alpha}$ Rechazar H_0

donde el valor D_{α} se elige de tal manera que:

$$P(Rechazar\ H_0/\ H_0\ es\ cierta) = P(D_{KS} > D_{\alpha}/\ Los\ datos\ siguen\ la\ distribución\ específica) = \alpha$$

Los valores críticos comúnmente utilizados para esta prueba son: 1.22/$\sqrt{n}$ para $\alpha = 0.10$, 1.36/$\sqrt{n}$ para $\alpha = 0.05$, y 1.63/$\sqrt{n}$ para $\alpha = 0.01$ (Klugman et al., 2012).

Interpretación basada en el valor p

La toma de la decisión en el contraste anterior puede llevarse a cabo también mediante el empleo del valor p asociado al estadístico D_{KS} observado (Aragón, 2016).

El valor p se define como:

$$valor\, p \;=\; P(D_{KS} > D\ /H_0\, es\, cierta)$$

Si el p-valor es grande significa que, siendo cierta la hipótesis nula, el valor observado del estadístico D_{KS} era esperable. Por tanto no hay razón para rechazar dicha hipótesis. Asimismo, si el valor p fuera pequeño, ello indicaría que, siendo cierta la hipótesis nula, era muy difícil que se produjera el valor de D_{KS} que efectivamente se ha observado. Ello obliga a poner muy en duda, y por tanto a rechazar, la hipótesis nula. De esta forma, para un nivel de significación α, la regla de decisión para este contraste es

$$Si\, valor\, p\ \geq\ \alpha\ \Rightarrow\ no\, rechazar\, H_0$$

$$Si\, valor\, p\ <\ \alpha\ \Rightarrow\ Rechazar\, H_0$$

¿Por qué la prueba KS es útil en Simulación Montecarlo?

La prueba de Kolmogorov-Smirnov en la simulación de Montecarlo proporciona una forma objetiva y no paramétrica de comparar las distribuciones generadas en la simulación con las distribuciones teóricas esperadas. Esto permite verificar la calidad de las simulaciones y la validez de los modelos probabilísticos utilizados.

3.6.2 Anderson - Darling (AD)

Según Guisande y Barreiro (2006), la prueba de Anderson-Darling (AD) es un estadístico no paramétrico utilizado para evaluar si un conjunto de datos proviene de una población con una distribución de probabilidad específica, generalmente la distribución normal.

Esta prueba compara la función de distribución acumulada empírica con la distribución teórica que se esperaría si los datos siguieran una distribución normal. Al analizar los resultados, si la diferencia entre la distribución empírica y la distribución teórica es suficientemente grande, se rechaza la hipótesis nula de normalidad de la población.

La utilidad de esta prueba radica en su sensibilidad para detectar discrepancias en las colas de la distribución, lo cual resulta particularmente valioso en el análisis de datos financieros, donde los valores extremos suelen ser decisivos en la toma de decisiones (Willis y Melvin, 2016).

El estadístico AD, denotado como A^2, mide la diferencia entre la distribución teórica y la distribución empírica observada en los datos. Este cálculo se basa en la distancia entre ambas distribuciones en distintos puntos de la gráfica, otorgando mayor peso a las discrepancias en las colas. Así, un valor pequeño en el estadístico A^2 indica que la distribución teórica se ajusta bien a los datos observados (Minitab, 2024).

El estadístico A^2 está dado por la siguiente ecuación:

$$A^2 =- N - S$$

donde:

- N es el número de casos
- S es la desviación estándar

Expresado de otra manera, se tiene:

$$A^2 =- n - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(2i - 1)\left[ln\left(F\left(X_{(i)}\right)\right) + ln\left(1 - F\left(X_{(n+1-i)}\right)\right)\right]$$

Donde:

- n es el tamaño de la muestra.
- $X_{(i)}$ representa los datos ordenados de la muestra (menor a mayor).
- F es la función de distribución acumulativa (CDF) teórica.
- $F\left(X_{(i)}\right)$ es el valor de la CDF en el punto $X_{(i)}$.
- $ln\left(F\left(X_{(i)}\right)\right)$ es el logaritmo de esta probabilidad acumulada. Se toma el logaritmo porque la prueba AD pondera las desviaciones de manera exponencial, lo que le da más importancia a las diferencias en las colas de la distribución.

- El término $(2i - 1)$ en la suma es un factor de ponderación que asigna un peso particular a cada diferencia.
- Al tomar el logaritmo de $1 - F\left(X_{(n+1-i)}\right)$, la fórmula analiza tanto las colas inferiores como las superiores de la distribución, dándoles la misma importancia.
- La expresión completa dentro de la suma, $ln\left(F\left(X_{(i)}\right)\right) + ln\left(1 - F\left(X_{(n+1-i)}\right)\right)$ representa el ajuste de cada valor observado al modelo teórico en ambas colas.
- El término $-\ n$ y el factor $\frac{1}{n}$ al inicio son ajustes que ayudan a normalizar la estadística A^2 de manera que sea aplicable para muestras de diferente tamaño y permite comparaciones.

Interpretación de A^2

El valor resultante de A^2 representa una medida acumulativa de las discrepancias entre la distribución teórica y la muestral, con un enfoque en las colas de la distribución. Cuanto mayor sea A^2, mayor será la evidencia de que la muestra no sigue la distribución teórica asumida. Esto se debe a que un valor alto de A^2 indica que la muestra se desvía significativamente de la distribución teórica en alguna parte, especialmente en las colas (Minitab, 2024).

Interpretación basada en el estadístico y los valores críticos

Una forma común de interpretar el estadístico A^2 es compararlo con valores críticos preestablecidos para distintos niveles de significancia (α), como 0.05 o 0.01 (Jäntschi & Bolboacă, 2018). Estos valores críticos corresponden a los puntos de corte en la distribución teórica del estadístico de Anderson-Darling, los cuales permiten decidir si se rechaza o no la hipótesis nula de que los datos provienen de la distribución especificada (Mares y Domínguez, 2022) .

- Si el estadístico A^2 calculado es mayor que el valor crítico para un nivel de significancia dado, se rechaza la hipótesis nula. Esto sugiere que los datos no siguen la distribución teórica, es decir, hay suficiente evidencia para concluir que los datos no provienen de la distribución esperada.

- Si el estadístico A^2 es menor que el valor crítico, no se tiene suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula, lo que implica que los datos pueden seguir la distribución teórica.

Interpretación basada en el valor p

El valor p asociado con el estadístico de prueba ayuda a decidir si rechazar o no la hipótesis nula.

- Si el valor p es menor que el nivel de significancia (por ejemplo, 0.05), se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los datos no siguen la distribución teórica.
- Si el valor p es mayor que el nivel de significancia, no se tiene suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula, lo que sugiere que los datos podrían seguir la distribución teórica.

¿Por qué es útil la prueba AD en Simulación Montecarlo?

La prueba AD es fundamental en la simulación Montecarlo porque permite validar si los datos generados en las simulaciones se ajustan a una distribución teórica específica. Esta validación es crucial para garantizar que los resultados sean estadísticamente confiables y que el modelo utilizado sea adecuado para las predicciones o análisis.

Con base a SixSigma (2024), en el contexto de la simulación Montecarlo es de gran importancia debido a las siguientes razones fundamentales:

1. Mayor sensibilidad a las colas de la distribución.

- Una de las fortalezas clave de la prueba AD es su capacidad para detectar desviaciones en las colas de una distribución, lo que es esencial en simulaciones financieras.

- Las colas representan eventos extremos como caídas drásticas o aumentos significativos en los precios, que tienen un impacto crítico en la toma de decisiones. Esta sensibilidad permite evaluar con precisión distribuciones con comportamiento extremo, mejorando la validez de los modelos empleados.

2. Versatilidad.

- La prueba AD puede aplicarse tanto a muestras completas como a datos truncados, lo que permite un análisis flexible en diferentes escenarios de simulación. Esta característica es especialmente útil cuando se trabaja con datos financieros incompletos o segmentados, garantizando que la validación del modelo siga siendo robusta

3. Eficiencia para diferentes tipos de distribuciones.

- La prueba es altamente eficaz para identificar distribuciones no normales, incluyendo aquellas con sesgo, colas pesadas o distribuciones bimodales. Esto la hace adecuada para escenarios donde las distribuciones normales no son representativas de la realidad, como en modelos de precios de activos o análisis de riesgo.

4. Facilidad de interpretación.

- La prueba proporciona resultados claros y cuantificables a través del estadístico calculado y su comparación con valores críticos o el valor p. Esto facilita una interpretación directa para decidir si aceptar o rechazar la hipótesis nula de que los datos provienen de una distribución específica, apoyando la toma de decisiones basadas en datos

En el contexto de Montecarlo, estas ventajas hacen de la prueba AD una herramienta invaluable para validar la consistencia de las simulaciones con la realidad estadística, mejorando tanto la precisión como la confianza en los modelos empleados.

3.7 Ventajas y Limitaciones en Pronósticos Financieros

La simulación Montecarlo es una herramienta poderosa y ampliamente utilizada en los pronósticos financieros, sin embargo, tiene algunas limitaciones que son importantes tener en cuenta.

Una de las principales, es la precisión de los datos de entrada utilizados, ya que los resultados de la simulación dependen en gran medida de la calidad de los datos de entrada. Si los datos históricos utilizados para modelar las distribuciones de probabilidad no son representativos del futuro, las predicciones pueden ser inexactas (Faster Capital, 2024).

Otro inconveniente con este método es el costo computacional y el tiempo asociado. Las simulaciones Montecarlo pueden ser computacionalmente intensivas, especialmente cuando se requieren muchas iteraciones para lograr una precisión adecuada. Esto puede ser una limitación en términos de tiempo y recursos.

A pesar de estas limitaciones, la simulación Montecarlo sigue siendo una herramienta valiosa en los pronósticos financieros cuando se usa con una comprensión clara de sus supuestos y limitaciones.

Por ello también se reconocen las ventajas que representa, como lo es su flexibilidad, ya que puede aplicarse a una amplia gama de problemas financieros, desde la valoración de opciones y derivados hasta la gestión de riesgos y la optimización de carteras.

Permite mejorar la toma de decisiones. Ayuda a evaluar las implicaciones de diferentes estrategias y escenarios, lo que puede conducir a decisiones más informadas y robustas, permitiendo a los analistas identificar riesgos y oportunidades (Ross, 2010).

Además, no requiere distribuciones normales. A diferencia de algunos métodos financieros que asumen distribuciones normales, la simulación Montecarlo no está limitada a este supuesto y puede utilizar cualquier distribución de probabilidad adecuada.

En el cuadro 4 se plasman en términos generales las ventajas y limitaciones antes mencionadas.

Cuadro 4. Resumen Ventajas y Limitaciones de la Simulación Montecarlo en Pronósticos Financieros

Ventajas	Limitaciones
Maneja eficazmente la incertidumbre al generar múltiples escenarios aleatorios.	Puede ser computacionalmente intensivo, especialmente para

	problemas con muchas variables o simulaciones.
Proporciona estimaciones de probabilidades para diferentes resultados, facilitando la evaluación del riesgo.	La precisión de los resultados depende en gran medida de la precisión de las distribuciones de probabilidad y los modelos utilizados.
Es altamente flexible y adaptable a una variedad de problemas en diferentes campos.	La interpretación de los resultados puede ser compleja y requiere experiencia para una aplicación efectiva.

Fuente: Elaboración propia con información de Salazar-Jiménez & Alzate-Castro (2018).

3.8 Algoritmo

Considerando los conocimientos adquiridos, se procede a explicar paso a paso cómo aplicar la simulación por Montecarlo a dos acciones de la BMV basado en sus datos históricos. En este caso se aplicará a los datos históricos de los últimos 8 años de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder, datos extraídos de yahoo! finanzas[6], donde se incluyen los precios de cierre para ambas acciones

Antes de comenzar, es importante destacar que utilizar la simulación de Montecarlo de esta manera presupone que el comportamiento pasado puede ofrecer perspectivas sobre el comportamiento futuro del activo. No obstante, en el mundo real, existen numerosos factores que pueden influir en el precio de un activo, los cuales no se tienen en cuenta en esta simulación. Por lo tanto, es esencial emplear esta herramienta como una de varias opciones al realizar predicciones financieras.

A continuación se describen detalladamente los pasos a seguir:

1. Cálculo de Retornos Diarios

[6] https://es-us.finanzas.yahoo.com/

A partir de los precios al cierre (*EOD, End Of Day*) de cada día, se calculan los retornos diarios, tomando el precio de cierre de un día y dividiéndolo por el precio de cierre del día anterior, y luego restando 1.

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

donde:

$r_t = retorno\ en\ el\ tiempo\ t$

$P_t = precio\ del\ activo\ en\ el\ tiempo\ t$

$P_{t-1} = precio\ del\ activo\ en\ el\ tiempo\ t - 1$

2. Estadísticas de los Retornos

Una vez obtenidos los retornos diarios, se calculará la media y la desviación estándar de estos retornos para ser utilizados como estimación de los parámetros de la distribución normal.

3. Simulación

Para cada periodo futuro, se genera un rendimiento aleatorio basado en la distribución de rendimientos estimada. Luego, se aplica ese retorno al precio más reciente para obtener el precio simulado del día siguiente. Expresado en una fórmula queda de la siguiente manera:

$$P_{t+1} = P_t(1 + (\mu + \sigma \cdot z))$$

donde:

$P_t = precio\ del\ activo\ en\ el\ día\ actual\ (o\ en\ el\ momento\ t)$

$P_{t+1} = precio\ simulado\ para\ el\ día\ siguiente\ (o\ el\ próximo\ periodo\ t + 1)$

$\mu = media\ de\ los\ retornos\ (rendimiento\ esperado)$

$\sigma = desviación\ estándar\ de\ los\ retornos\ (mide\ la\ volatilidad)$

$z \quad = número\ aleatorio\ que\ sigue\ una\ distribución\ normal\ estándar.$

4. Realizar múltiples simulaciones

Se repite el proceso de generación de trayectorias futuras múltiples veces (por ejemplo, 1000 veces) para obtener una muestra de posibles resultados futuros.

Esta simulación se realizará con ayuda de Python 3.11.3 desde el editor de código *Visual Studio Code*.

5. Resultados

Al analizar la muestra de los resultados podemos comprender la variabilidad y posibles tendencias en el precio futuro de la acción.

Para mayor análisis se contempla realizar estadísticas resumen como la media, la mediana, el percentil 10, el percentil 90, etc.

Capítulo 4: Aplicación y Resultados

Una vez presentado el método que se seguirá, en el presente capítulo se abordará la aplicación práctica de la simulación Montecarlo para la predicción del precio de acciones del sector de consumo frecuente en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) durante el periodo 2024-2028. Este análisis se enmarca dentro de los objetivos generales de la tesis, que busca explorar este método cuantitativo avanzado para mejorar la precisión en las predicciones financieras y la gestión de riesgos asociados.

A lo largo de este capítulo, se detalla el proceso de implementación de la simulación Montecarlo, desde la recopilación y preparación de los datos históricos de precios hasta la interpretación de los resultados obtenidos. Se utilizarán diferentes horizontes temporales, incluyendo un análisis a corto plazo (1 año) y un análisis a largo plazo (5 años), con el fin de proporcionar una visión integral sobre el comportamiento futuro esperado de las acciones seleccionadas.

Los resultados obtenidos no solo permitirán evaluar la validez y aplicabilidad del método Montecarlo en el contexto específico de la BMV, sino que también ofrecerán estrategias valiosas para la toma de decisiones de inversión y gestión de riesgos, tanto para inversores particulares como institucionales.

4.1 Descripción de los datos utilizados

4.1.1 Datos Históricos de Precios

Para llevar a cabo la simulación Montecarlo, se utilizaron datos históricos de precios de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder dentro del sector de consumo frecuente en la BMV. Los datos fueron obtenidos a través de yahoo! finanzas, abarcando un periodo de 8 años que va desde 04 de enero del 2016 hasta 29 de diciembre del 2023. Este periodo fue elegido con el objetivo de capturar tanto las tendencias a largo plazo como las fluctuaciones a corto plazo del mercado.

Los precios considerados en el análisis son precios de cierre ajustados, los cuales tienen en cuenta los dividendos y las divisiones de acciones, proporcionando así una representación más precisa del valor subyacente de las acciones a lo largo del tiempo. Cada registro incluye la fecha correspondiente y el precio de cierre ajustado para ese día.

4.1.2 Procesamiento de los datos

Antes de aplicar la simulación, se realizó un procesamiento preliminar de los datos con el fin de asegurar su calidad y pertinencia para el análisis:

- Limpieza de datos: Se confirmó que las bases de datos no contuviera registros duplicados y fechas en las que no se realizaron transacciones, como feriados bursátiles.
- Cálculo de rendimientos: Se calculó el rendimiento diario logarítmico para cada acción, que es la diferencia logarítmica entre el precio de cierre ajustado de dos días consecutivos. Este cálculo es crucial para parametrizar la simulación Montecarlo, ya que permite modelar la volatilidad y la tendencia central del comportamiento de los precios.

4.1.3 Selección de Parámetros de Simulación

Basado en los datos procesados, se determinaron los parámetros fundamentales para la simulación:

- Media de los rendimientos diarios (μ): El promedio de los rendimientos diarios, que representa la tasa de crecimiento esperada del precio de la acción.
- Desviación Estándar de los Rendimientos (σ): La desviación estándar de los rendimientos diarios, que refleja la volatilidad del precio de la acción.
- Número de simulaciones: Para asegurar la robustez de los resultados, se llevaron a cabo 1000 simulaciones independientes, lo que permite capturar una amplia gama de posibles escenarios futuros.

4.2 Implementación de la Simulación Montecarlo

Como se ha visto, la simulación Montecarlo es una técnica estadística utilizada para modelar situaciones en las que la incertidumbre y la aleatoriedad son factores clave. En este caso, se aplica para estimar la posible evolución futura del precio de dos acciones, basada en los rendimientos históricos y asumiendo que los mismos siguen una distribución normal. Esta metodología es especialmente útil en finanzas, ya que permite generar múltiples trayectorias posibles para el precio de un activo, proporcionando así una visión más completa del rango de resultados posibles y sus probabilidades asociadas.

4.2.1 Supuestos del Modelo:

- Los rendimientos diarios siguen una distribución normal.
- Los precios futuros dependen únicamente del precio actual (no hay memoria en el proceso).
- El modelo asume que los factores externos que puedan influir en el precio de la acción, como eventos macroeconómicos, no están considerados explícitamente.

Para llevar a cabo la simulación, se utilizó el lenguaje de programación Python 3.11.3 debido a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y su amplia variedad de bibliotecas estadísticas y de simulación (para una consulta más detallada del código utilizado consultar el Anexo 1).

4.3 Resultados

4.3.1 L'Oréal

4.3.1.1 Resultados a Corto Plazo (1 año)

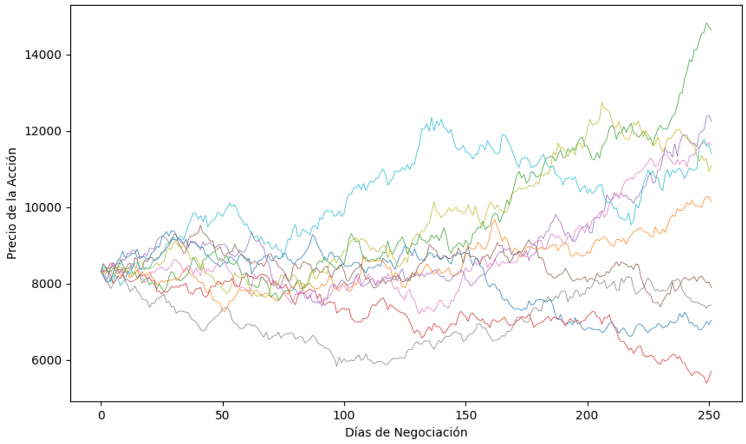
Para el horizonte temporal de un año, se realizaron 1,000 simulaciones independientes utilizando los parámetros derivados de los datos históricos.

Los precios finales fluctuaron en un rango de 3,734.11 a 18,243.44, con un promedio de 9,375.52. Este comportamiento sugiere una alta volatilidad en los resultados, debido al amplio rango, podría haber una distribución bastante dispersa de resultados, con algunos escenarios mostrando precios finales mucho más altos o bajos que el promedio.

4.3.1.1.1 Análisis Gráfico

La gráfica 1 muestra un conjunto representativo de 10 trayectorias simuladas del precio de la acción a lo largo del año.

Gráfica 1. Trayectorias Simuladas de L'Oreal a lo largo de 1 año



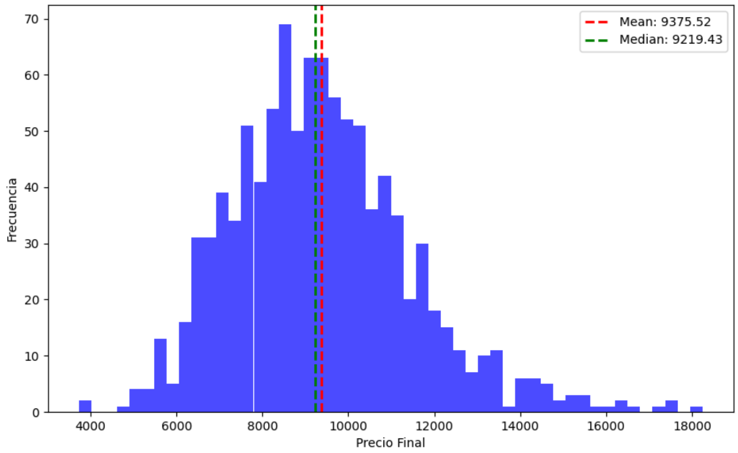
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

En la gráfica 1 se puede observar cómo las trayectorias varían significativamente, algunas mostrando una tendencia al alza, mientras que otras presentan caídas. La dispersión de las trayectorias refleja la incertidumbre del mercado, con varias trayectorias que terminan por debajo del precio inicial de 8,315. Este comportamiento sugiere que, aunque la expectativa central es de crecimiento, existe un riesgo considerable de que el precio de la acción disminuya en el corto plazo.

4.3.1.1.2 Análisis Numérico:

En la gráfica 2, por su parte, se muestra la distribución de los precios finales.

Gráfica 2. Distribución de Precios Simulados de L'Oreal al Final de 1 año



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Se puede observar que dicha distribución resulta ser simétrica y estar concentrada alrededor de la media y la mediana, donde al ser la media algo mayor que la mediana hace que la distribución esté ligeramente sesgada a la derecha, sugiriendo la posibilidad de ganancias mayores.

En detalle, el análisis estadístico de los precios finales reveló los siguientes resultados clave:

- Precio promedio final: 9,375.52
- Mediana del precio final: 9,219.43
- Percentil 25%: 7,947.62
- Percentil 75%: 10,542.36
- Probabilidad de caer por debajo del precio inicial: 0.321

Estos resultados indican que, si bien el precio promedio final sugiere un crecimiento, la mediana es más baja y la probabilidad de caída por debajo del precio inicial resalta la existencia de un riesgo. En términos prácticos, esto sugiere que, en un 32.1% de los casos, la acción podría terminar el año en una posición desfavorable, lo que es un factor crítico para la toma de decisiones de inversión.

En cuanto a los percentiles, el 50% de las simulaciones termina con un precio entre 7,947.62 y 10,542.36. Este rango intercuartil da una idea de la dispersión de los precios y puede ser útil para evaluar el riesgo.

4.3.1.1.3 Pruebas de Bondad de Ajuste:

Para validar el supuesto de que los rendimientos simulados siguen una distribución normal, se aplicaron las pruebas ya antes vistas de Kolmogorov-Smirnov (KS) y Anderson-Darling (AD). Sin embargo, ambas rechazaron la hipótesis nula de que los datos simulados siguen una distribución normal. Este resultado puede explicarse, en gran parte, por la sensibilidad de estas pruebas al tamaño muestral.

Las pruebas de bondad de ajuste son conocidas por su alta sensibilidad cuando se aplican a muestras grandes, como las 1000 simulaciones realizadas en este trabajo. Según D'Agostino y Stephens (1986), incluso pequeñas desviaciones respecto a la distribución teórica pueden resultar en el rechazo de la hipótesis nula, aunque dichas desviaciones no sean significativas en un sentido práctico. Este fenómeno ocurre porque, con tamaños muestrales grandes, la potencia estadística aumenta, lo que hace que incluso las discrepancias mínimas sean detectables. Por lo tanto, el rechazo no necesariamente implica que la normalidad sea inapropiada para modelar los rendimientos, sino que podría ser un reflejo de la alta sensibilidad estadística de las pruebas.

Para mitigar este efecto y analizar de manera más específica el comportamiento de los datos simulados, se optó por dividir las 1000 simulaciones en subconjuntos más pequeños. Según Chatfield (1995), los análisis de subconjuntos son útiles para identificar patrones locales y comprender mejor la naturaleza de las desviaciones en los datos.

Resultados sobre el Conjunto Completo

Para el conjunto completo, los resultados de ambas pruebas muestran que se rechaza la hipótesis nula (H_0) de que los datos provienen de una distribución normal.

Cuadro 5. Resultados de las pruebas KS y AD sobre el conjunto completo de simulaciones para el horizonte de 1 año.

Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)	Decisión
KS	$D = 0.0439$	$p = 0.0413$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0
AD	$A^2 = 2.9738$	$valor\ crítico = 0.784$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0

Fuente: Elaboración propia con la información arrojada por Python versión 3.11.3.

Como se observa en el cuadro 5. Para la prueba:

- **KS** como $p = 0.0413 < \alpha = 0.05$, se rechaza H_0, indicando que los datos no se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- **AD** como el estadístico $A^2 = 2.9738 > valor\ crítico = 0.784$, se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%. Esto refuerza la conclusión de la prueba KS.

Efectivamente ambas pruebas llevaron al rechazo de la hipótesis nula, indicando que los datos simulados no seguían una distribución normal. Esto sugiere que, de manera global, los rendimientos presentan características como colas más pesadas o una ligera asimetría que impiden ajustarse perfectamente a una distribución normal.

Resultados por subconjuntos

Para profundizar en el análisis, se decidió dividir la simulación completa en subconjuntos. Al dividir las 1000 simulaciones en subconjuntos de 100 simulaciones, los resultados de las pruebas mejoran sustancialmente al mostrar mayor consistencia con la hipótesis de normalidad, lo que respalda la hipótesis de que las desviaciones en el conjunto completo son atribuibles a características específicas.

Cuadro 6. Resultados de las pruebas KS y AD para subconjuntos representativos de la simulación para el horizonte de 1 año.

Subconjunto	Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)
1	KS	$D = 0.0026$	$p = 0.9949$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.1859$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
2	KS	$D = 0.0037$	$p = 0.8834$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.1841$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
3	KS	$D = 0.0046$	$p = 0.6744$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.5555$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$

Fuente: Elaboración propia con la información arrojada por Python versión 3.11.3.

Analizando el cuadro 6 se deduce lo siguiente:

Subconjunto 1

- KS: como $p = 0.9949 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.1859 < valor\ crítico = 0.787$, confirma que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 2

- KS: como $p = 0.8834 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos igual se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- AD: como el estadístico $A^2 = 0.1841 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 3

- KS: como $p = 0.6744 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos una vez más se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

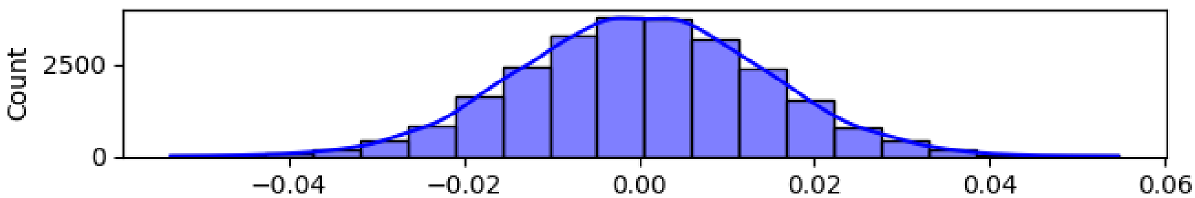
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.5555 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Los resultados de ambos estadísticos (KS y AD) para los tres subconjuntos muestran que los datos simulados en subconjuntos pequeños presentan un ajuste aceptable a la distribución normal. Esto refuerza la validez del supuesto de normalidad para las simulaciones, especialmente cuando se analizan por partes, a pesar de que el conjunto completo presentó un rechazo. Esto podría deberse a que en subconjuntos se mitigan las pequeñas desviaciones detectadas en el análisis total.

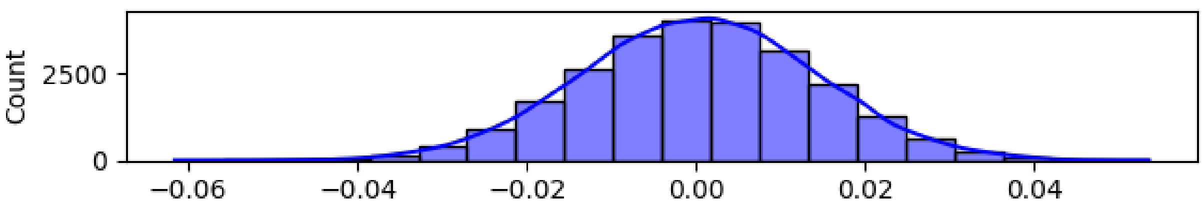
En los paneles a, b y c de la gráfica 3, se observan los histogramas al horizonte de un año de cada uno de los subconjuntos:

Gráfica 3. Histogramas de los subconjuntos de L'Oreal al final de 1 año

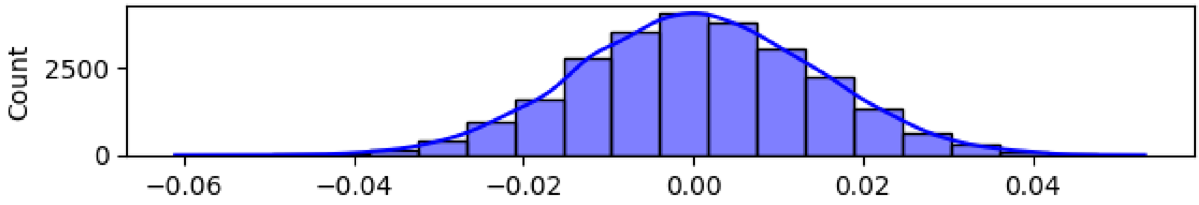
a. Subconjunto 1



b. Subconjunto 2



c. Subconjunto 3



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

En los paneles de la gráfica 3, se puede observar la forma de campana característica de una distribución normal. Cada histograma representa la densidad de frecuencias de los rendimientos simulados, con una curva azul superpuesta que representa la distribución normal ajustada. Aunque las gráficas presentan ligeras variaciones en el rango de los valores del eje x debido a la dispersión específica de cada subconjunto, los resultados muestran una alta concordancia con la distribución teórica.

En términos específicos:

- El **subconjunto 1** refleja una distribución simétrica con un ajuste cercano a la curva normal, lo que sugiere una estabilidad significativa en los rendimientos simulados.
- El **subconjunto 2** mantiene una forma similar, aunque con una ligera mayor dispersión en las colas, lo que podría indicar un rango de variación ligeramente más amplio para los rendimientos.
- El **subconjunto 3** presenta un ajuste igualmente sólido a la distribución normal, reforzando la consistencia del modelo en la predicción de comportamientos a corto plazo.

Estos resultados evidencian que el comportamiento global de las simulaciones puede no ajustarse completamente a la normalidad, pero que, al analizar diferentes subconjuntos o escenarios específicos, sí se observa una distribución consistente.

4.3.1.2 Resultados a Largo Plazo (5 años)

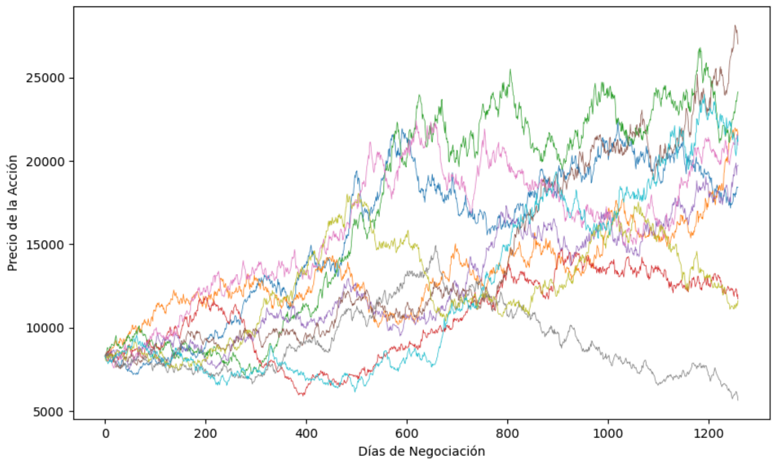
Extender el horizonte temporal a 5 años incrementa la incertidumbre asociada a la predicción, como es natural en simulaciones a largo plazo. En este caso, los resultados muestran una mayor dispersión en los precios finales, con valores que van desde 3,181.20 hasta 53,312.81. Sin embargo, el precio promedio final de 15,197.62 refleja un crecimiento más pronunciado de la acción a lo largo del tiempo.

Este comportamiento sugiere que, aunque el riesgo de pérdida persiste, el potencial de crecimiento a largo plazo es considerablemente mayor. Esto es consistente con la tendencia histórica de los mercados, donde la volatilidad tiende a suavizarse en periodos más largos, y las acciones bien fundamentadas tienden a apreciarse.

4.3.1.2.1 Análisis Gráfico:

La gráfica 4 muestra una selección de 10 trayectorias simuladas para el horizonte de 5 años:

Gráfica 4. Trayectorias Simuladas de L'Oreal a lo largo de 5 años



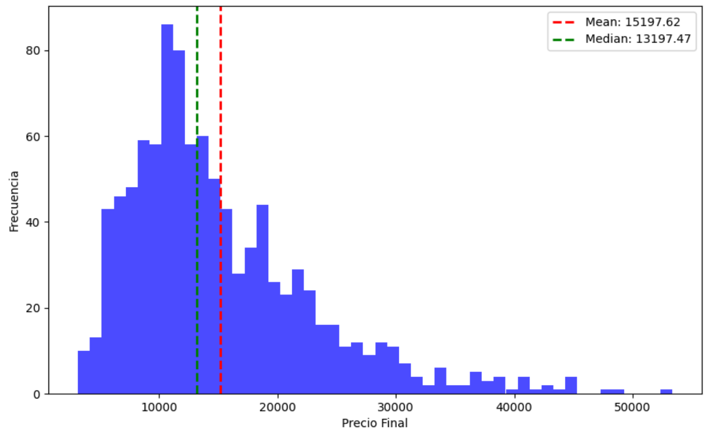
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

La dispersión de las trayectorias es aún más notable que en el análisis a un año, con algunas trayectorias que alcanzan valores sustancialmente altos. La curva promedio sugiere un crecimiento sostenido, aunque algunas trayectorias también muestran caídas significativas, destacando la continua presencia de riesgos en el mercado.

4.3.1.2.2 Análisis Numérico:

La gráfica 5, por su parte, muestra la distribución de los precios finales tras 5 años.

Gráfica 5. Distribución de Precios Simulados de L'Oreal al Final de 5 años



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

A diferencia del histograma visto en el análisis de 1 año (véase gráfica 2), aquí la distribución es más amplia y asimétrica, con una mayor cola hacia la derecha. El aumento en la media sugiere una mayor variabilidad y crecimiento proyectado en el precio a lo largo de un período más largo, lo que es esperado debido al horizonte temporal extendido y la acumulación de variaciones en el precio.

Los resultados numéricos para la simulación a 5 años son los siguientes:

- Precio promedio final: 15,197.62
- Mediana del precio final: 13,197.47
- Percentil 25%: 9,657.38
- Percentil 75%: 18,992.53
- Probabilidad de caer por debajo del precio inicial: 0.174

En este análisis, la probabilidad de que el precio de la acción caiga por debajo del valor inicial de 8,315 disminuye significativamente al 1.74%, lo que sugiere que el riesgo de pérdida se reduce considerablemente en un horizonte de largo plazo. Al mismo tiempo, la dispersión en los precios finales, con un rango intercuartil amplio, indica una mayor incertidumbre respecto a la magnitud exacta del crecimiento.

4.3.1.2.3 Pruebas de Bondad de Ajuste:

Tras analizar los resultados de la simulación Montecarlo para un horizonte de 1 año, donde se evaluaron las distribuciones generadas mediante las pruebas de KS y AD, ahora se extiende el análisis a un horizonte de 5 años. Este enfoque busca identificar si las dinámicas observadas a corto plazo se mantienen, amplifican, o divergen a medida que el periodo proyectado aumenta.

Al igual que en el horizonte de 1 año, el análisis inicial del conjunto completo para 5 años muestra que se rechaza la hipótesis nula (H_0), lo que motiva la segmentación en subconjuntos para evaluar comportamientos más específicos y detectar ajustes locales a la distribución teórica.

Resultados sobre el Conjunto Completo

De la misma forma que en el horizonte de tiempo de 1 año, en el de 5 años para el conjunto completo, los resultados de ambas pruebas muestran que se rechaza la hipótesis nula (H_0) de que los datos provienen de una distribución normal.

Cuadro 7. Resultados de las pruebas KS y AD sobre el conjunto completo de simulaciones para el horizonte de 5 años.

Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)	Decisión
KS	$D = 0.1097$	$p = 0.0000$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0
AD	$A^2 = 20.9400$	$valor\ crítico = 0.784$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Como se observa en el cuadro 7. Para la prueba:

- **KS** como $p = 0.0000 < \alpha = 0.05$, se rechaza H_0, indicando que los datos no se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%. De hecho en este caso al aumentar el horizonte de tiempo y ser aún mayor el conjunto analizado, el valor p calculado es extremadamente pequeño, tanto que está por debajo del límite de precisión de los decimales que maneja python. En términos prácticos, indica que hay una evidencia estadística muy fuerte en contra de la hipótesis nula.

- **AD** como el estadístico $A^2 = 20.9400 > valor\ crítico = 0.784$, se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%. Esto refuerza la conclusión de la prueba KS.

Ambas pruebas llevaron al rechazo de la hipótesis nula, esto sugiere que la distribución de los datos simulados presenta desviaciones significativas respecto a la distribución esperada, como asimetrías, colas pesadas o múltiples picos, que hacen que la distribución simulada no se ajuste adecuadamente a la teórica.

Resultados por subconjuntos

Ahora se hará el análisis por subconjuntos, lo que permitirá comprender mejor las tendencias proyectadas y su relación con la adecuación de los datos simulados, aportando una perspectiva más robusta sobre el comportamiento a largo plazo de los precios simulados. De igual forma se dividirán las 1000 simulaciones en subconjuntos de 100 simulaciones.

Cuadro 8. Resultados de las pruebas KS y AD para subconjuntos representativos de la simulación para el horizonte de 5 años.

Subconjunto	Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)
1	KS	$D = 0.0011$	$p = 0.9968$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.2351$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
2	KS	$D = 0.0017$	$p = 0.8667$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.3811$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
3	KS	$D = 0.0019$	$p = 0.7734$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.3519$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Analizando el cuadro 8 se deduce lo siguiente:

Subconjunto 1

- KS: como $p = 0.9968 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando un buen ajuste a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.2351 < valor\ crítico = 0.787$, confirma que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 2

- KS: como $p = 0.8667 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos igual se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- AD: como el estadístico $A^2 = 0.3811 < valor\ crítico = 0.787$, respalda que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 3

- KS: como $p = 0.7734 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos una vez más se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- AD: como el estadístico $A^2 = 0.3519 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

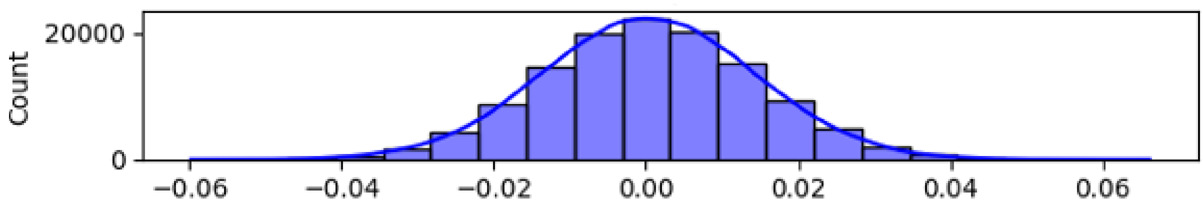
Para los tres subconjuntos del horizonte de 5 años, tanto la prueba KS como la AD indican que los datos simulados se ajustan adecuadamente a una distribución normal. Esto refuerza la validez del supuesto de normalidad para este horizonte temporal en los análisis de subconjuntos.

Esto sugiere que, aunque las pruebas para el conjunto completo podrían ser más sensibles a pequeñas desviaciones, los subconjuntos reflejan que el modelo basado en una distribución normal sigue siendo apropiado para la simulación Montecarlo.

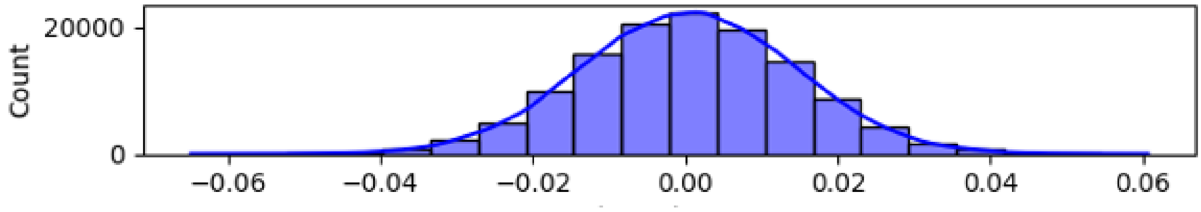
A continuación se observan los histogramas al horizonte de 5 años de cada uno de los subconjuntos:

Gráfica 6. Histogramas de los subconjuntos de L'Oreal a lo largo de 5 años

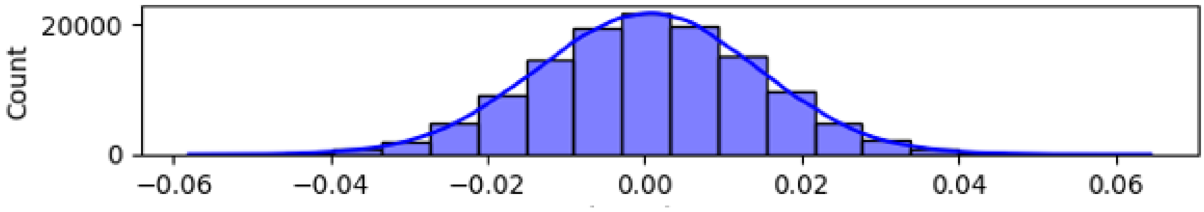
a.Subconjunto 1



b. Subconjunto 2



c. Subconjunto 3



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

El análisis de los subconjuntos generados en la simulación Montecarlo para un horizonte de 5 años permite observar un comportamiento consistente con una distribución normal en los tres casos analizados. Las gráficas muestran que los rendimientos simulados presentan una forma simétrica y un ajuste satisfactorio a la curva teórica, validando que, al segmentar los datos, es posible identificar patrones estadísticos más claros.

Sin embargo, también se destacan diferencias en la dispersión de los subconjuntos:

- El **subconjunto 1** refleja estabilidad, con una concentración alta de valores alrededor del promedio.
- El **subconjunto 2** muestra una ligera mayor dispersión en las colas, indicando la posibilidad de eventos extremos.
- El **subconjunto 3** presenta una amplitud más amplia en el rango de los rendimientos, sugiriendo mayor volatilidad a largo plazo.

Estas variaciones reflejan la heterogeneidad inherente de los rendimientos proyectados en horizontes más largos, lo que podría ser atribuido a condiciones de mercado diferenciadas simuladas en cada subconjunto. Este enfoque segmentado no sólo valida la utilidad de la simulación Montecarlo para modelar dinámicas complejas, sino que también ofrece información valiosa para identificar diferentes niveles de riesgo y oportunidades de inversión.

4.3.2 Estée Lauder

4.3.2.1 Resultados a Corto Plazo (1 año)

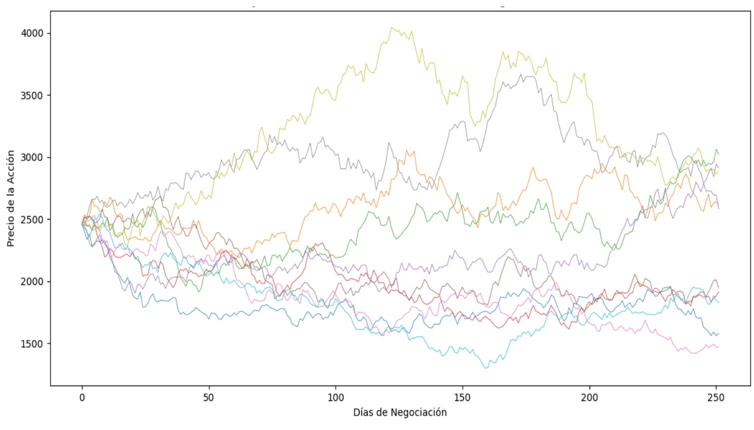
Para el horizonte temporal de un año, se realizaron 1000 simulaciones independientes utilizando los parámetros derivados de los datos históricos.

Los precios finales fluctuaron en un rango de 1,031.49 a 6,146.84, con un promedio de 2,597.88. Dado que el precio promedio está más cerca del extremo inferior del rango que del extremo superior, esto sugiere que aunque la media es relativamente moderada, hay una proporción significativa de simulaciones que resultaron en precios finales mucho más altos.

4.3.2.1.1 Análisis Gráfico:

El siguiente gráfico muestra un conjunto representativo de 10 trayectorias simuladas del precio de la acción a lo largo del año:

Gráfica 7. Trayectorias Simuladas de Estée Lauder a lo largo de 1 año



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

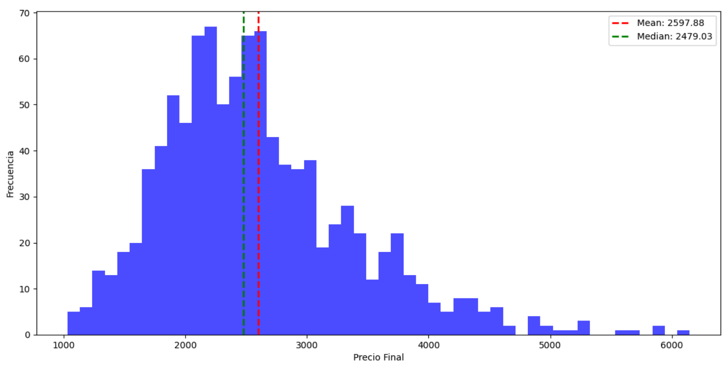
En el gráfico se puede observar cómo algunas de las trayectorias tienen una tendencia alcista, mientras que otras presentan caídas. Esta dispersión refleja la incertidumbre del mercado, varias trayectorias terminan por debajo del precio inicial de 2,459.5. Este comportamiento sugiere que, aunque la expectativa central es de crecimiento o que se mantenga estable el precio, existe un riesgo de que el precio de la acción disminuya en el corto plazo.

4.3.2.1.2 Análisis Numérico:

El análisis estadístico de los precios finales reveló los siguientes resultados clave:

- Precio promedio final: 2,597.88
- Mediana del precio final: 2,479.03
- Percentil 25%: 2,053.64
- Percentil 75%: 3,018.98
- Probabilidad de caer por debajo del precio inicial: 0.485

Gráfica 8. Distribución de Precios Simulados de Estée Lauder al Final de 1 año



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

La gráfica 8 muestra que la mayoría de precios finales a lo largo de un año, se concentran en un rango definido, con un ligero sesgo hacia la derecha donde están precios más altos, esto debido a que la mediana es menor que el precio promedio. Sin embargo, hay una probabilidad considerable de que los precios caigan por debajo del precio inicial.

Los precios finales simulados varían entre valores bastante bajos y altos, con la mediana cerca del promedio, lo que indica una distribución relativamente equilibrada pero con cierta dispersión. El rango entre el percentil 25% y el 75% (2,053.64 a 3,018.98) te da una idea de la variabilidad en los precios finales. La probabilidad indica que en aproximadamente el 48.5% de las simulaciones, el precio final fue menor que el precio inicial., lo que indica que existe un riesgo significativo de que el resultado sea menos favorable que el precio inicial.

4.3.2.1.3 Pruebas de Bondad de Ajuste:

Para validar el supuesto de que los rendimientos simulados siguen una distribución normal, al igual que para la acción de L'Oreal se aplicaron las pruebas ya antes vistas de Kolmogorov-Smirnov (KS) y Anderson-Darling (AD). Sin embargo, también para la acción de Estée Lauder ambas rechazaron la hipótesis nula de que los datos simulados siguen una distribución normal.

Resultados sobre el Conjunto Completo

Para el conjunto completo, los resultados de ambas pruebas muestran que se rechaza la hipótesis nula (H_0) de que los datos provienen de una distribución normal.

Cuadro 9. Resultados de las pruebas KS y AD sobre el conjunto completo de simulaciones para el horizonte de 1 año.

Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)	Decisión
KS	$D = 0.0724$	$p = 0.0001$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0
AD	$A^2 = 10.3008$	$valor\ crítico = 0.784$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Como se observa en el cuadro 9. Para la prueba:

- **KS** como $p = 0.0001 < \alpha = 0.05$, se rechaza H_0, indicando que los datos no se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- **AD** como el estadístico $A^2 = 10.3008 > valor\ crítico = 0.784$, se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%. Esto refuerza la conclusión de la prueba KS.

Estos resultados indican que ambas pruebas llevaron al rechazo de la hipótesis nula, lo que significa que los datos simulados no seguían una distribución normal.

Resultados por subconjuntos

Para profundizar en el análisis, al igual que la acción anterior, también se decidió dividir la simulación completa en subconjuntos. Al dividir las 1000 simulaciones en subconjuntos de 100 simulaciones, los resultados de las pruebas mejoran al mostrar mayor consistencia con la hipótesis de normalidad, lo que de igual forma respalda la hipótesis de que las desviaciones en el conjunto completo son atribuibles a características específicas.

Cuadro 10. Resultados de las pruebas KS y AD para subconjuntos representativos de la simulación para el horizonte de 1 año.

Subconjunto	Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)
1	KS	$D = 0.002746$	$p = 0.9972$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.1723$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
2	KS	$D = 0.002695$	$p = 0.9930$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.1249$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
3	KS	$D = 0.002628$	$p = 0.9949$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.1858$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Analizando el cuadro 10 se deduce lo siguiente:

Subconjunto 1

- KS: como $p = 0.9972 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.1723 < valor\ crítico = 0.787$, confirma que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 2

- KS: como $p = 0.9930 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos igual se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.1249 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 3

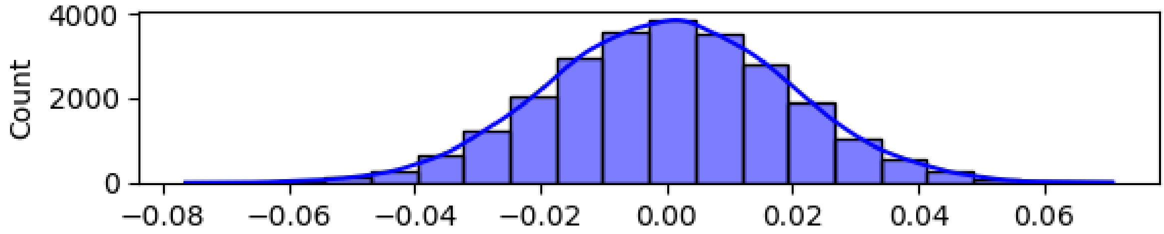
- KS: como $p = 0.9949 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos una vez más se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.1858 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Los resultados de ambos estadísticos (KS y AD) para los tres subconjuntos muestran que los datos simulados en subconjuntos pequeños presentan un ajuste aceptable a la distribución normal.

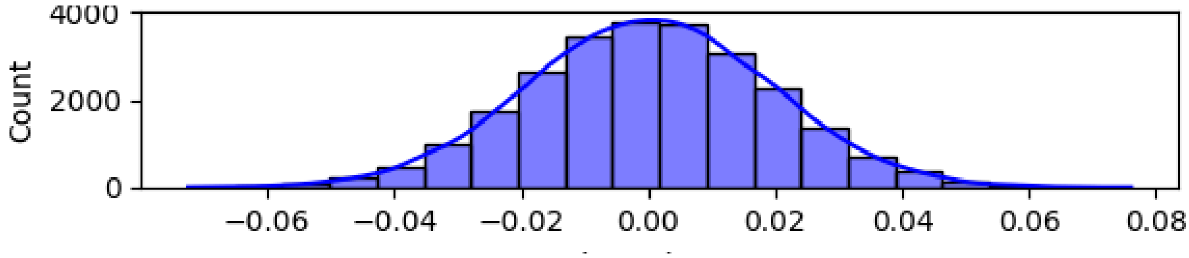
A continuación, en la gráfica 9, se observan los histogramas al horizonte de un año de cada uno de los subconjuntos:

Gráfica 9. Histogramas de los subconjuntos de Estée Lauder al final de 1 año

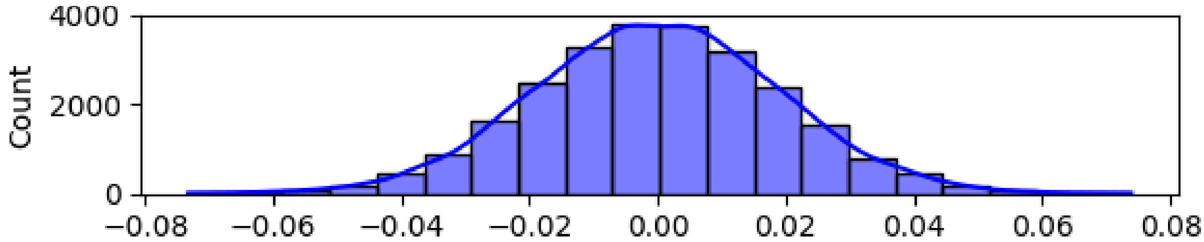
a. Subconjunto 1



b. Subconjunto 2



c. Subconjunto 3



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

El estudio de los subconjuntos obtenidos mediante la simulación Montecarlo para un horizonte de un año, al igual que en los análisis anteriores, revela un patrón que se ajusta a una distribución normal en los tres casos considerados.

Sin embargo, también se destacan diferencias en la dispersión de los subconjuntos:

- El **subconjunto 1** denota estabilidad, mostrando una alta densidad de valores cercanos al promedio.
- El **subconjunto 2** exhibe una dispersión ligeramente mayor en las colas, lo que sugiere la posibilidad de eventos extremos.

- El **subconjunto 3** revela un rango de rendimientos más amplio, indicando una mayor volatilidad a largo plazo.

Los resultados también indican que, aunque el comportamiento global de las simulaciones puede no alinearse completamente con una distribución normal, pero al examinar diferentes subconjuntos o escenarios específicos, se revela una distribución consistente.

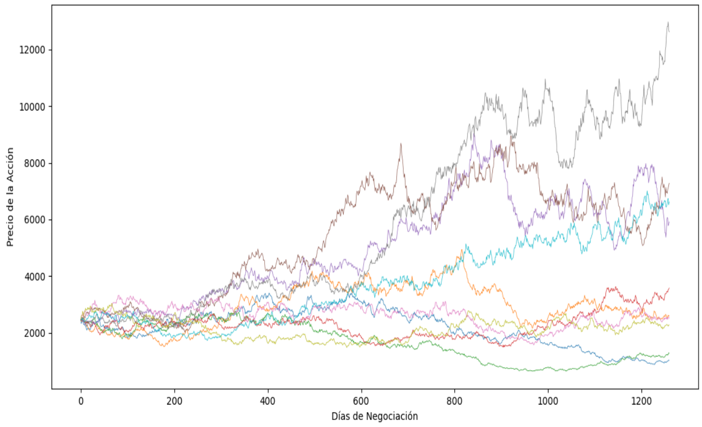
4.3.2.2 Resultados a Largo Plazo (5 años)

Ahora bien, al aumentar el plazo a 5 años también incrementa la incertidumbre asociada a la predicción, como es natural en simulaciones a largo plazo. En este caso, los resultados muestran una mayor dispersión en los precios finales, con valores que van desde 310.59 hasta 28,329.59. El precio promedio final es de 3,319.60. Hay una amplia variabilidad en los precios finales simulados, desde un mínimo muy bajo hasta un máximo extremadamente alto. Esto sugiere que los resultados son altamente dispersos y aunque hay un riesgo significativo, el análisis también muestra que hay posibilidades de obtener precios finales muy altos. Los escenarios con precios finales superiores a 4,000 pueden ofrecer oportunidades potenciales, aunque son menos frecuentes.

4.3.2.2.1 Análisis Gráfico:

La gráfica 10 muestra una selección de 10 trayectorias simuladas para el horizonte de 5 años.

Gráfica 10. Trayectorias Simuladas de Estée Lauder a lo largo de 5 años



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

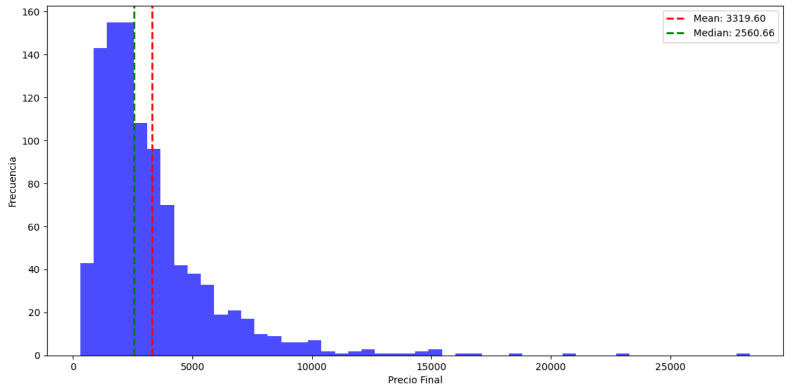
En la gráfica 10 se ve que existe una diferencia en donde indica que hay algunos valores extremadamente altos que están elevando el promedio. La probabilidad de que el precio final sea menor que el precio inicial indica un riesgo significativo de que no cubra el costo inicial en casi la mitad de los escenarios simulados.

4.3.2.2.2 *Análisis Numérico:*

Los resultados numéricos para las simulaciones a 5 años son los siguientes:

- Precio promedio final: 3,319.60
- Mediana del precio final: 2,560.66
- Percentil 25%: 1,654.04
- Percentil 75%: 4,036.60
- Probabilidad de caer por debajo del precio inicial: 0.472

Gráfica 11. Distribución de Precios Simulados de Estée Lauder al Final de 5 años



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

La gráfica 11 nos muestra que la mayoría de los precios finales de la acción en 5 años se encuentran en un rango amplio, con una ligera tendencia hacia precios altos. La media es mayor que la mediana, lo que sugiere el sesgo a la derecha. La probabilidad de una caída en los precios finales respecto al inicial se mantiene considerablemente alta con el paso del tiempo.

La probabilidad de que el precio caiga es relativamente similar a la simulación de corto plazo, teniendo un 47,2% de riesgo. La media del precio final es 3,319.60, significativamente más alta que la mediana de 2,560.66. Esta diferencia indica que hay algunos valores extremadamente altos que están elevando el promedio. La mediana, que representa el valor central, sugiere que el precio final típico es más bajo que el promedio. Esto indica que, aunque el resultado promedio es alto, la mayoría de los resultados se sitúan en la mitad inferior del rango.

4.3.2.2.3 Pruebas de Bondad de Ajuste:

Tras analizar los resultados de la simulación Montecarlo para un horizonte de 1 año, donde se evaluaron las distribuciones generadas mediante las pruebas de KS y AD, ahora se extiende el análisis a un horizonte de 5 años.

Resultados sobre el Conjunto Completo

De la misma forma que en el horizonte de tiempo de 1 año, en el de 5 años para el conjunto completo, los resultados de ambas pruebas muestran que se rechaza la hipótesis nula (H_0) de que los datos provienen de una distribución normal.

Cuadro 11. Resultados de las pruebas KS y AD sobre el conjunto completo de simulaciones para el horizonte de 5 años.

Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)	Decisión
KS	$D = 0.1586$	p =0.0000	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0
AD	$A^2 = 52.2990$	$valor\ crítico = 0.784$	$\alpha = 0.05$	Se rechaza H_0

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Como se observa en el cuadro 11. Para la prueba:

- **KS** como $p = 0.0000 < \alpha = 0.05$, se rechaza H_0, indicando que los datos no se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- **AD** como el estadístico $A^2 = 52.2990 > valor\ crítico = 0.784$, se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%. Esto refuerza la conclusión de la prueba KS.

Resultados por subconjuntos

Ahora se hará el análisis por subconjuntos, lo que permitirá comprender mejor las tendencias proyectadas y su relación con la adecuación de los datos simulados. De igual forma se dividirán las 1000 simulaciones en subconjuntos de 100 simulaciones.

Cuadro 12. Resultados de las pruebas KS y AD para subconjuntos representativos de la simulación para el horizonte de 5 años.

Subconjunto	Prueba	Estadístico	Valor p o crítico	Nivel de significancia (α)
1	KS	$D = 0.001288$	$p = 0.9848$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.2184$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
2	KS	$D = 0.001850$	$p = 0.7810$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.4292$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$
3	KS	$D = 0.001418$	$p = 0.9646$	$\alpha = 0.05$
	AD	$A^2 = 0.2088$	$valor\ crítico = 0.787$	$\alpha = 0.05$

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

Analizando el cuadro 12 se deduce lo siguiente:

Subconjunto 1

- KS: como $p = 0.9848 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando un buen ajuste a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- AD: como el estadístico $A^2 = 0.2184 < valor\ crítico = 0.787$, confirma que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 2

- KS: como $p = 0.7810 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos igual se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

- AD: como el estadístico $A^2 = 0.4292 < valor\ crítico = 0.787$, respalda que no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Subconjunto 3

- KS: como $p = 0.9646 > \alpha = 0.05$, no se rechaza H_0, indicando que los datos una vez más se ajustan a la distribución normal a un nivel de confianza del 95%.

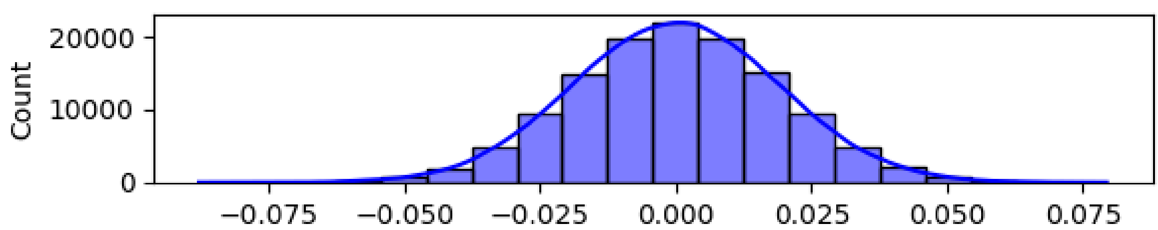
- AD: como el estadístico $A^2 = 0.2088 < valor\ crítico = 0.787$, no se rechaza H_0 al nivel de significancia del 5%.

Para los tres subconjuntos del horizonte de 5 años, tanto la prueba KS como la AD indican que los datos simulados se ajustan adecuadamente a una distribución normal.

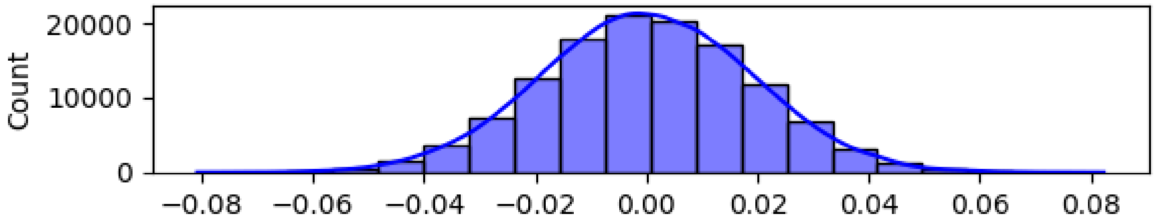
A continuación se observan los histogramas al horizonte de 5 años de cada uno de los subconjuntos:

Gráfica 12. Histogramas de los subconjuntos de Estée Lauder al Final de 5 años

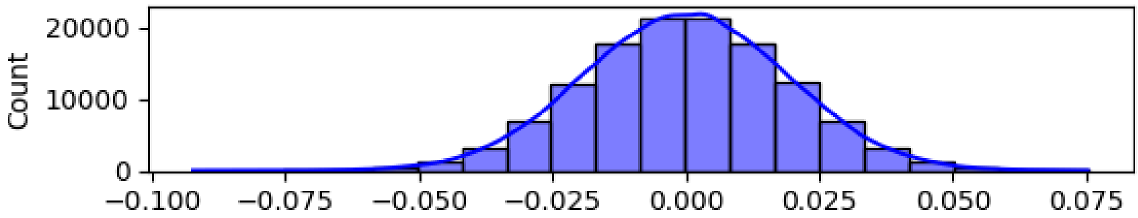
a. Subconjunto 1



b. Subconjunto 2



c. Subconjunto 3



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos por la simulación Montecarlo en Python versión 3.11.3.

El análisis de los subconjuntos generados en la simulación Montecarlo para un horizonte de 5 años permite observar un comportamiento consistente con una distribución normal en los tres casos analizados. Los paneles a, b y c de la gráfica 12, muestra que los rendimientos simulados presentan una forma simétrica y un ajuste satisfactorio a la curva teórica, validando que, al segmentar los datos, es posible identificar patrones estadísticos más claros.

Sin embargo, también se destacan diferencias en la dispersión de los subconjuntos:

- El **subconjunto 1** de igual forma, refleja una alta densidad de valores cercanos al promedio.
- El **subconjunto 2** muestra ligeramente mayor dispersión en las colas, lo que sugiere la posibilidad de eventos extremos.
- El **subconjunto 3** presenta rendimientos más amplios, indicando una mayor volatilidad a largo plazo.

Dividir los datos en segmentos demuestra que la simulación Montecarlo es útil para representar situaciones complejas de manera precisa y permite detectar diferentes grados de riesgo y potenciales oportunidades de inversión en los datos analizados.

4.3.3 Comparación. L'Oréal y Estée Lauder

Se realizó una simulación Montecarlo para evaluar el comportamiento de dos acciones del sector de consumo frecuente de la BMV en dos horizontes temporales: 1 y 5 años. A continuación, se presenta un análisis comparativo de los resultados obtenidos para cada acción.

En el horizonte de 1 año, L’Oréal muestra un crecimiento promedio del 12.8%, con un riesgo moderado (32.1% de probabilidades de terminar por debajo del precio inicial). Para el horizonte de 5 años, el crecimiento proyectado se incrementa notablemente a un 82.7%, con una mediana de $13,197.47, que sigue mostrando un aumento significativo. El riesgo de pérdida disminuye sustancialmente, con solo un 17.4% de probabilidad de que el precio caiga por debajo del valor inicial.

En el caso de Estée Lauder, en el horizonte de 1 año, el crecimiento es mucho más modesto (5.6%) y presenta un alto riesgo de pérdida (48.5%). A 5 años, aunque el crecimiento promedio es mayor (35%), el riesgo sigue siendo elevado, con un 47.2% de probabilidad de caer por debajo del precio inicial. La mediana ($2,560.65) sugiere que el crecimiento es más conservador en este periodo.

A continuación se presentan los principales puntos de comparación entre ambas acciones analizadas:

- Crecimiento a largo plazo: L’Oréal presenta un crecimiento mucho más pronunciado en ambos horizontes temporales. Mientras que en 1 año el crecimiento proyectado es moderado (12.8%), en 5 años se espera un incremento significativo (82.7%). Por su parte, Estée Lauder tiene un crecimiento más limitado, con solo un 5.6% en 1 año y 35% en 5 años.
- Riesgo: L'Oréal reduce significativamente su riesgo a medida que el horizonte temporal se amplía, pasando de un 32.1% de probabilidad de pérdida en 1 año a un 17.4% en 5 años. En contraste, Estée Lauder mantiene un riesgo alto en ambos horizontes (48.5% a 1 año y 47.2% a 5 años), lo que la hace menos atractiva para los inversores que buscan estabilidad.
- Volatilidad: Los percentiles 25% y 75% de ambas acciones permiten medir la volatilidad. En 1 año, L'Oréal presenta un rango de $7,947.62 a $10,542.36,

mientras que en 5 años el rango es más amplio, desde $9,657.38 a $18,992.53, lo que indica un mayor potencial de crecimiento, pero también una mayor dispersión de los resultados. En el caso de la Estée Lauder, la dispersión es más limitada, tanto en el corto (de $2,053.64 a $3,018.98) como en el largo plazo (de $1,654.04 a $4,036.60), aunque sigue mostrando escenarios más conservadores.

Al comparar ambos horizontes temporales, se observa que L'Oréal ofrece un mayor rendimiento tanto a corto como a largo plazo, con un perfil de riesgo decreciente a medida que el horizonte de inversión se amplía. En cambio, Estée Lauder muestra un crecimiento moderado y un riesgo considerable en ambos horizontes, lo que sugiere que es una opción menos atractiva para inversiones de largo plazo. En resumen, L'Oréal presenta un mejor equilibrio entre crecimiento y riesgo, especialmente en horizontes de largo plazo, mientras que Estée Lauder podría ser más adecuada para inversores con una mayor tolerancia al riesgo.

CONCLUSIONES

El presente trabajo utilizó la simulación Montecarlo para predecir el comportamiento del precio de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) en el periodo 2024-2029. A lo largo de esta investigación, se cumplió con el objetivo principal de predecir el precio futuro de estas acciones y analizar sus rendimientos proyectados, lo cual permitió obtener una visión clara del potencial de inversión en ambos títulos del sector de consumo frecuente.

En primer lugar, se contextualiza la situación del sistema financiero mexicano, el cual, aunque ha mostrado estabilidad en las últimas décadas, enfrenta diversos retos debido a factores tanto internos como externos. Entre ellos, destacan la inflación, la volatilidad del tipo de cambio y las tasas de interés, así como los efectos de la política monetaria de economías como Estados Unidos. Estos factores tienen un impacto directo en las inversiones, ya que los inversionistas deben lidiar con un entorno de incertidumbre en el cual las decisiones de inversión deben ser cuidadosamente analizadas. En este contexto, la Bolsa Mexicana de Valores se mantiene como una opción atractiva para los inversionistas nacionales e internacionales, particularmente en sectores de consumo frecuente, que históricamente han mostrado resiliencia ante fluctuaciones económicas. El panorama de las inversiones en México refleja una necesidad de diversificación y de contar con herramientas avanzadas que permitan prever el comportamiento de los activos en mercados volátiles. Es aquí donde la simulación Montecarlo cobra especial relevancia.

La simulación Montecarlo demostró ser una herramienta eficaz para modelar no solo la volatilidad inherente a los mercados financieros, sino también para proyectar el comportamiento futuro de las acciones bajo diferentes escenarios. Esta técnica permite generar múltiples trayectorias posibles del precio de las acciones, considerando tanto rendimientos esperados como la variabilidad observada en el histórico de los activos. En este estudio, la simulación Montecarlo fue capaz de capturar tanto los movimientos esperados de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder como los riesgos asociados, reflejando de manera realista las incertidumbres del mercado. Además, esta metodología es valiosa no solo por la cantidad de escenarios generados, sino también por la capacidad de identificar patrones de comportamiento que permiten a los inversores tomar decisiones basadas en probabilidades más informadas. Al analizar la dispersión de los resultados simulados (percentiles, medias y medianas), se ofrece un enfoque integral sobre los posibles rendimientos, lo cual brinda una ventaja significativa sobre otros métodos más deterministas. En resumen, la simulación Montecarlo ofrece a los inversionistas una visión probabilística que mejora la gestión del riesgo y la planeación financiera.

La hipótesis de esta investigación establecía que el comportamiento de los precios de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder en la BMV se podría predecir utilizando la simulación Montecarlo. Los resultados confirmaron esta hipótesis al mostrar que, a través de la simulación, fue posible identificar una clara tendencia alcista en ambas acciones a lo largo del periodo simulado. Esto proporciona una valiosa información para la toma de decisiones de inversión, ya que los resultados permiten estimar no solo la dirección de los precios (en la mayoría de los casos al alza), sino también el rango de fluctuaciones y el nivel de riesgo asociado a cada escenario. La capacidad de la simulación Montecarlo para generar estas proyecciones en diferentes horizontes temporales, tanto a corto como a largo plazo, resalta su utilidad como herramienta predictiva en mercados volátiles.

Los resultados obtenidos indicaron que, en un horizonte de cinco años, ambas acciones presentan tendencias al alza, con un mayor crecimiento proyectado para la acción de L'Oréal, que muestra un potencial más robusto tanto en términos de rendimiento promedio como en la reducción de riesgo a largo plazo. Por su parte, la acción de Estée Lauder, aunque proyecta un crecimiento más moderado, mantiene un perfil más conservador pero con un riesgo más elevado de pérdida en comparación con L'Oréal. Estos hallazgos permiten identificar que, en función del perfil de riesgo y de las expectativas de retorno, la acción de L'Oréal podría ser una opción más atractiva para inversiones de largo plazo en el sector de consumo frecuente.

En conclusión, este estudio no solo responde a la pregunta de investigación sobre el comportamiento futuro del precio de las acciones de L'Oréal y Estée Lauder en la BMV, sino que también aporta una metodología confiable para que inversionistas puedan evaluar mejor sus decisiones mediante simulaciones probabilísticas. La simulación Montecarlo, al ofrecer una visión de los posibles rendimientos de las acciones, se consolida como una herramienta clave en la predicción financiera y la gestión de inversiones en mercados volátiles como el mexicano.

REFERENCIAS

Aragón Salgado, L. G. (2016). *Estadística en el área de las Ciencias Sociales y Administrativas* (Primera ed.). Alfaomega. https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9786076226490_A43652593/preview-9786076226490_A43652593.pdf

Azofra, P. (2005). *Acerca de una nota crítica sobre la investigación actual en finanzas*. Redalyc. https://www.redalyc.org/pdf/807/80717315006.pdf

Banco de México. (2023). *Misión y visión, objetivos, Banco de México*. Banxico. https://www.banxico.org.mx/conociendo-banxico/mision-vision-objetivos-banco.html

Cámara de Diputados H. Congreso de la Unión. (2024). *Ley Orgánica de la Administración Pública Federal*. Cámara de Diputados. https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/LOAPF.pdf

Chatfield, C. (1995). *Problem Solving: A Statistician's Guide, Second Edition* (2° ed.). Taylor & Francis. https://books.google.com.mx/books?hl=es&lr=&id=EA3jBSe0c3wC&oi=fnd&pg=PR9&dq=Problem+Solving:+A+Statistician%E2%80%99s+Guide.+Chapman+%26+Hall.&ots=QjqX2lys8y&sig=qDC9QnuUPDHSOdLQEV4sab0qKhE#v=onepage&q=Problem%20Solving%3A%20A%20Statistician%E2%80%99s%20G

CNMV. (2024). *Guía de CNMV. 50 preguntas y respuestas básicas sobre inversión*. Comisión Nacional del Mercado de Valores. http://www.cnmv.es/DocPortal/Publicaciones/Guias/Guia_50_preguntas.pdf

Comisión Nacional del Mercado de Valores. (n.d.). *Las finanzas sostenibles*. Retrieved 04 01, 2025, from https://www.cnmv.es/DocPortal/Publicaciones/Fichas/Finanzas_Sostenibles.pdf

D'Agostino, R. B., & Stephens, M. A. (1986). *Goodness-of-Fit-Techniques* (1° ed.). Routledge. https://doi.org/10.1201/9780203753064

de la Cruz, I. (2025). *Qué es un ETF y cómo funciona*. Investing. https://es.investing.com/academy/etfs/que-es-un-etf-como-funciona/

ExpansionMx. (2023, Febrero 8). Consejos sobre cómo invertir en la Bolsa Mexicana de Valores para principiantes. *Expansión*. https://expansion.mx/mercados/2023/02/08/como-invertir-bolsa-mexicana-valores-principiantes

FasterCapital. (2024, Abril). *Comprensión de los modelos de fijación de precios de opciones en las estrategias de opciones Seagull*. FasterCapital. https://fastercapital.com/es/palabra-clave/limitaciones-simulaci%C3%B3n-monte-carlo.html

García, A. (2007). *La integración del Sistema Financiero Mexicano*. Geografía Económica. https://geografiaeconomicaunivia.wordpress.com/2014/09/30/la-integracion-del-sistema-financiero-mexicano/

García, A., Natalucci, F., & Piontek, T. (2023, Abril). *Las vulnerabilidades del sector financiero no bancario afloran al endurecerse las condiciones financieras*. IMF BLOG. https://www.imf.org/es/Blogs/Articles/2023/04/04/nonbank-financial-sector-vulnerabilities-surface-as-financial-conditions-tighten#:~:text=Los%20intermediarios%20financieros%20no%20bancarios%2C%20entre%20los%20que%20se%20incluyen,apoyar%20as%C3%AD%20el%20cr

GBM Academy. (2022, Noviembre 16). *¿Qué es la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y cómo funciona?* GBM. https://gbm.com/academy/que-es-la-bolsa-mexicana-de-valores/

GBM Academy. (2023, Enero 02). *¿Cuáles son las casas de bolsa en México? ¿Cuál es la mejor para invertir?* GBM. https://gbm.com/academy/cuales-son-las-casas-de-bolsa-en-mexico/

Gitman, L. J., & Joehnk, M. (2009). *Fundamentos de inversiones* (Décima ed.). Perason. https://www.uv.mx/personal/clelanda/files/2016/03/Gitman-y-Joehnk-2009-Fundamentos-de-inversiones.pdf

Gitman, L. J., & Zutter, C. J. (2012). *Principios de administración financiera* (Decimosegunda ed.). Person. https://www.academia.edu/12755606/LIBRO_PRINCIPIOS_DE_ADMINISTRACION_FINANCIERA_Lawrence_J_Gitman_Chad_J_Zutter

Gobierno de México. (2015). *Estructura del Sistema Financiero Mexicano*. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/23187/Estructura_del_Sistema_Financiero_Mexicano_2015.pdf

Gobierno de México. (2016). *Secretaria de Hacienda y Crédito Público*. Gobierno de México. https://www.gob.mx/shcp/seguimiento

Gobierno de México. (2022, Noviembre). *¿Sabes qué es el SAR? | PENSIONISSSTE | Gobierno | gob.mx*. Gobierno de México. https://www.gob.mx/pensionissste/articulos/que-es-el-sar

Godoy, G. (2023, April). *La ley de los grandes números: un principio fundamental para el trading y la inversión*. Cointelegraph.

https://es.cointelegraph.com/news/the-law-of-large-numbers-a-fundamental-principle-for-trading-and-finance

Gonzalez, J. J., Guerra, M., Quintana, M. P., & Santana, A. (n/a). *Estadística*. ULPGC - Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. https://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/30/30806/ftema11contrastesnoparametricos.pdf

González, S. y Mascareñas, J., Macareñas, J. M., & González Fernandéz, S. (2006). *La Globalización de los mercados Financieros*. Universidad Complutense de Madrid: Noticias de la unión Europea.

Guisande González, C., & Barreiro Felpeto, A. (2006). *Tratamiento de datos*. Díaz de Santos. https://books.google.com.ec/books?id=AhNx24025ZoC&printsec=frontcover&hl=es#v=onepage&q&f=false

Gutiérrez, I. (2019, Agosto 4). Qué fue la crisis financiera de 2008. *Muy Financiero*. https://muyfinanciero.com/historia/crisis-financiera-de-2008/

Ibañez Jimenez, J., Partal Ureña, A., & Gómez Fernández, P. (2004). *HACIA UNA CONCEPCIÓN MULTIDISCIPLINAR DE LAS FINANZAS: FINANZAS SOCIALES E INNOVACIÓN FINANCIERA*. https://www.eben-spain.org/docs/Papeles/XII/Javier_Ibanez_Jimenez.pdf

IBM. (2024). *¿Qué es la simulación Monte Carlo?* IBM. https://www.ibm.com/mx-es/topics/monte-carlo-simulation

Illana, J. I. (2013). *Métodos Monte Carlo*. Departamento de Física Teórica y del Cosmos Universidad de Granada. https://www.ugr.es/~jillana/Docencia/FM/mc.pdf

Jäntschi, L., & Bolboacă, S. D. (2018). Computation of Probability Associated with Anderson–Darling Statistic. *Mathematics*, *6*(6), 88. https://doi.org/10.3390/math6060088

Juan Mateo Abelardo. (2023). *Riesgo de un portafolio*. Universidad Da Vinci de Guatemala. https://www.studocu.com/gt/document/universidad-da-vinci-de-guatemala/finanzas-publicas/riesgo-de-un-portafolio/9082897

Julián Fernandéz. (2024, Mayo 13). *¿Qué son las FIBRAs y cómo invertir en ellas?* Retrieved Marzo 30, 2025, from https://www.rankia.mx/blog/como-comenzar-invertir-bolsa/3016554-que-son-fibras-como-invertir-ellas

Klugman, S. A., Panjer, H. H., & Willmont, G. E. (2012). *Loss Models: From Data to Decisions* (4th edition ed.). Wiley.

Knuth, D. (1998). *The Art of Computer Programming* (3° ed., Vol. 2: Seminumerical Algorithms). Adison Wesley Longman. https://seriouscomputerist.atariverse.com/media/pdf/book/Art%20of%20Computer%20Programming%20-%20Volume%202%20(Seminumerical%20Algorithms).pdf

Leon, I. (2023, Junio). *La Ley de los Grandes Números: Más allá del azar y su impacto en el mundo real*. Medium. https://medium.com/@ignacio.leon.guzman/la-ley-de-los-grandes-n%C3%BAmeros-m%C3%A1s-all%C3%A1-del-azar-y-su-impacto-en-el-mundo-real-dc0121494f27

López, J. (2018, August). *Teorema central del límite (TCL)*. Economipedia. https://economipedia.com/definiciones/teorema-central-del-limite.html

López, J., & González, A. S. (2008). *Gestión Bancaria* (3° ed.). Mc Graw Hill. https://www.joaquinlopezpascual.com/wp-content/themes/Avada-Child-Theme/libros/gestion-bancaria/gestion_bancaria_capitulo-01.pdf

Mares, A., & Domínguez, J. (2022). Evaluación estadística de índices de desempeño para el proceso de división de rollos de EVA. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, *23*(2), 1-15. https://doi.org/10.22201/fi.25940732e.2022.23.2.013

Marsaglia, G., & Tsang, W. W. (2000). *The Ziggurat Method for Generating Random Variables*. Journal of Statistical Software. https://doi.org/10.18637/jss.v005.i08

Matsumoto, M., & Nishimura, T. (1998). *Mersenne Twister: A 623-Dimensionally Equidistributed Uniform Pseudo-Random Number Generator* (Vol. 8). ACM Transactions. https://doi.org/10.1145/272991.272995

McKinney, W. (2017). *Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython*. O'Reilly. https://github.com/Jffrank/Books/blob/master/Python%20for%20Data%20Analysis.%20Data%20Wrangling%20with%20Pandas%2C%20NumPy%2C%20and%20IPython%20(2017%2C%20O%E2%80%99Reilly).pdf

Minitab. (2024). *El estadístico de Anderson-Darling*. Soporte de Minitab. https://support.minitab.com/es-mx/minitab/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/supporting-topics/normality/the-anderson-darling-statistic/

Miralta Finance Bank. (2024). *Predicción Financiera: Simulación de Montecarlo*. Miraltabank. https://www.miraltabank.com/prediccion-financiera-simulacion-de-montecarlo/

MONEX. (2023, Febrero). *¿Qué es el mercado de derivados en México y cómo funciona?* Blog Monex.

https://blog.monex.com.mx/escuela-de-finanzas/que-es-el-mercado-de-derivados-y-como-funciona

Morales, A. (2017). *UAPA. ¿Cuál es la estructura del Sistema Financiero Mexicano?* UAPA. https://uapa.cuaieed.unam.mx/sites/default/files/minisite/static/dc3d2641-2d6a-45df-892c-5c5162e33a73/contenido%2017/index.html

Morales Castro, A. (2006). *Principios básicos para realizar inversiones financieras en México*. http://fcasua.contad.unam.mx/2006/1241/docs/lec5.pdf

Moreno, M. (2023, Abril 17). *Sistema financiero mexicano*. EGADE. https://egade.tec.mx/es/egade-ideas/opinion/sistema-financiero-mexicano

Ortega, C. (2024, junio). *Simulación de Monte Carlo: Qué es, ventajas y ejemplos*. QuestionPro. https://www.questionpro.com/blog/es/simulacion-de-monte-carlo/

Otzen, T., & Manterola, C. (2017). *Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio*. Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. Retrieved Julio 01, 2024, from https://scielo.conicyt.cl/pdf/ijmorphol/v35n1/art37.pdf

Peumans, H. (1977). *Valoración de proyectos de inversión*. Deusto.

Quintano, E. A. (2018). *Marco jurídico de las finanzas*. https://biblio.juridicas.unam.mx/bjv/detalle-libro/5140-marco-juridico-de-las-finanzas

Quintero, M. A., & Durán, M. (2004). Análisis del error tipo I en las pruebas de bondad de ajuste e independencia utilizando el muestreo con parcelas de tamaño variable (Bitterlich). *BOSQUE*, *25*(3), 45-55. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-920020040003

00005#:~:text=Una%20prueba%20de%20bondad%20de,la%20distribuci%C3%B3n%20conocida%20de%20otra

Ramon Ruiz. (2023, Noviembre). *Inversión: Qué Es, Tipos Y Cómo Funciona*. https://www.segurosyfinanzashoy.com/inversion-que-es-tipos-y-como-funciona/

RIBETER. (n.d.). Cuáles son los vehículos de inversión. https://ribeter.org/cuales-son-los-vehiculos-de-inversion/

Ross, S. M. (2010). *Introduction to Probability Models* (10th ed.). Elsevier Science. https://faculty.ksu.edu.sa/sites/default/files/introduction-to-probability-model-s.ross-math-cs.blog_.ir_.pdf

Saavedra García, M. L., & Saavedra García, M. J. (2012). *Evolución y aportes de la teoría financiera y un panorama de su investigación en México: 2003-2007*. Evolución y aportes de la teoría financiera y un panorama de su investigación en México: 2003-2007. Retrieved Octubre 13, 2024, from https://www.uv.mx/iiesca/files/2013/04/05CA201202.pdf

Sheykin, H. (2023, Noviembre). *Los Beneficios del Uso de la Simulación Monte Carlo en el Modelado Financiero*. FINMODELSLAB. https://finmodelslab.com/es/blogs/blog/monte-carlo-simulation-financial-modelling

SixSigma. (2024, Julio). *Anderson-Darling Normality Test: A Complete Guide - SixSigma.us*. Six Sigma. https://www.6sigma.us/six-sigma-in-focus/anderson-darling-normality-test/

Villafani, M., & González, C. (2006, julio). *Los mercados de las finanzas rurales y populares en México: Una visión global rápida sobre su multiplicidad y alcance*. USAID. Programa Finanzas Rurales.

http://cide-osu.cide.edu/Sample%20Website/pagina%20web/3.Documentos/Afirma%20II%20-%20Banca%20y%20Microfinanzas.pdf

Wackerly, D., Mendenhall, W., & Scheaffer, R. (2010). *Estadística Matemática con Aplicaciones* (7° ed.). Cengage Learning. https://www.cimat.mx/ciencia_para_jovenes/bachillerato/libros/%5BWackerly,Mendenhall,Scheaffer%5DEstadistica_Matematica_con_Aplicaciones.pdf

Willis, J., & Melvin, A. (2016). *Statistics for Engineering and the Sciences* (6th ed.). Journal of Quality Technology. https://doi.org/10.1080/00224065.2016.11918168

ANEXOS

Anexo 1

```
import numpy as np

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import os

# Paso 1: Importar datos históricos

data = pd.read_csv('historical_prices.csv')

prices = data['Close']

# Paso 2: Calcular los rendimientos logarítmicos diarios

log_returns = np.log(prices / prices.shift(1))

# Paso 3: Calcular la media y desviación estándar de los rendimientos

mu = log_returns.mean() # Media del rendimiento diario

sigma = log_returns.std() # Desviación estándar del rendimiento diario

# Paso 4: Configurar parámetros de la simulación

initial_price = prices.iloc[-1]  # Precio inicial de la acción

num_simulations = 1000

num_days = 252 # número de días de negociación en un año

# Paso 5: Crear una matriz para guardar los precios simulados

simulated_prices = np.zeros((num_days, num_simulations))

simulated_prices[0] = initial_price

# Paso 6: Simulación Montecarlo

for t in range(1, num_days):

    z = np.random.standard_normal(num_simulations)
```

```
    simulated_prices[t] = simulated_prices[t - 1] * np.exp(mu - 0.5 * sigma**2 + sigma * z)
# Paso 7: Graficar los resultados
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(simulated_prices)
plt.xlabel('Días de Negociación')
plt.ylabel('Precio de la Acción')
plt.title('Trayectorias Simuladas a lo Largo de 1 Año')
plt.show()
# Paso 7.1: Graficar 10 trayectorias
plt.figure(figsize=(10, 6))
for i in range(10):
    plt.plot(simulated_prices[:, i], lw=0.5)
plt.xlabel('Días de Negociación')
plt.ylabel('Precio de la Acción')
plt.title('Trayectorias Simuladas de a lo Largo de 1 Año')
plt.show()
# Cálculo de estadísticas clave
# Precios al final del periodo simulado
final_prices = simulated_prices[-1]
# Valor mínimo
min_final_price = np.min(final_prices)
# Valor máximo
max_final_price = np.max(final_prices)
# 1. Precio promedio final
```

```
mean_final_price = np.mean(final_prices)

# 2. Mediana de precios futuros

median_final_price = np.median(final_prices)

# 3. Percentiles (25% y 75%)

percentile_25 = np.percentile(final_prices, 25)

percentile_75 = np.percentile(final_prices, 75)

# 4. Probabilidad de que el precio caiga por debajo de un umbral (por ejemplo, el precio inicial)

prob_below_initial = np.mean(final_prices < initial_price)

# 5. Histograma de la distribución de precios finales

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.hist(final_prices, bins=50, color='blue', alpha=0.7)

plt.axvline(x=mean_final_price, color='red', linestyle='dashed', linewidth=2, label=f'Mean: {mean_final_price:.2f}')

plt.axvline(x=median_final_price, color='green', linestyle='dashed', linewidth=2, label=f'Median: {median_final_price:.2f}')

plt.xlabel('Precio Final')

plt.ylabel('Frecuencia')

plt.title('Distribución de Precios Simulados al Final del Periodo')

plt.legend()

plt.show()

print(f'Precio inicial: {initial_price}')

print(f'Precio mínimo final simulado: {min_final_price}')

print(f'Precio máximo final simulado: {max_final_price}')

print(f'Precio promedio final: {mean_final_price}')
```

```python
print(f'Mediana del precio final: {median_final_price}')

print(f'Percentil 25%: {percentile_25}')

print(f'Percentil 75%: {percentile_75}')

print(f'Probabilidad de caer por debajo del precio inicial: {prob_below_initial}')
```