REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Periocidad trimestral, Volumen 3, Numero1 , Años (2026), Pag. 1067-1091

Recibido: 2026-01-22
Aceptado:2026-02-23
Publicado:2026-03-24

Implementación de Simulación Monte Carlo para Estimar el Riesgo de Inversión en Pequeños Proyectos

Implementation of Monte Carlo Simulation to Estimate Investment Risk in Small Projects

Autores

César Augusto Taday Álvarez[1]
https://orcid.org/0009-0000-5867-7637
cesar.taday@unach.edu.ec
Universidad Nacional de Chimborazo
Riobamba-Ecuador

Henry Mauricio Villa Yánez[2]
https://orcid.org/0000-0003-4076-5211
hvilla@unach.edu.ec
Universidad Nacional de Chimborazo
Riobamba-Ecuador

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Resumen

La inestabilidad económica pospandemia ha dejado obsoletos los modelos de valoración estática para pequeños proyectos productivos, lo que exige enfoques estocásticos. Esta investigación evalúa la viabilidad financiera y el riesgo del proyecto comercial Vendistribuidora S.A.S. B.I.C. (2019-2024), contrastando un análisis determinista con una simulación de Montecarlo. Metodológicamente, se formuló algebraicamente el flujo de caja descontado y se aplicaron pruebas de bondad de ajuste (Kolmogorov-Smirnov) para asignar distribuciones de probabilidad a variables críticas: la demanda se modeló con distribución PERT y los costos operativos con distribución Triangular, integrando una matriz de correlación de Spearman. Computacionalmente, se ejecutó un algoritmo de 5 000 iteraciones con un criterio de convergencia del 1 % y un MAPE predictivo del 5,2 %. Mientras el modelo determinista proyectó un Valor Actual Neto (VAN) ideal de 1 955 575,81 y una Tasa Interna de Retorno (TIR) del 32 %, la simulación ajustó el VAN medio esperado a 1 798 797,12 (con una desviación estándar de 846 668,26) y proyectó una TIR media del 38,48 %. El análisis de riesgo evidenció una probabilidad de pérdida de apenas el 3,8 % y un escenario extremo de -220 036,64, cuantificando la exposición máxima mediante el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor Condicional en Riesgo (CVaR) al 95 % de confianza. Se concluye que el proyecto posee una asimetría positiva favorable (coeficiente de *skewness* = 0,41), pero la planificación lineal debe sustituirse por el CVaR para dimensionar reservas de liquidez, lo que valida a la matemática computacional como pilar de resiliencia financiera para las pymes.

Palabras clave: Simulación de Montecarlo, Riesgo Financiero, Valor Actual Neto, Matemática Computacional, Pymes.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Abstract

Post-pandemic economic instability has rendered static valuation models for small productive projects obsolete, necessitating stochastic approaches. This research evaluates the financial viability and risk of the Vendistribuidora S.A.S. B.I.C. business project (2019-2024), contrasting a deterministic analysis with a Monte Carlo simulation. Methodologically, the discounted cash flow was algebraically formulated, and goodness-of-fit tests (Kolmogorov-Smirnov) were applied to assign probability distributions to critical variables: demand was modeled with a PERT distribution, and operating costs with a triangular distribution, integrating a Spearman correlation matrix. Computationally, a 5,000-iteration algorithm was executed with a convergence criterion of 1% and a predictive MAPE of 5.2%. While the deterministic model projected an ideal Net Present Value (NPV) of 1,955,575.81 and an Internal Rate of Return (IRR) of 32%, the simulation adjusted the expected average NPV to 1,798,797.12 (with a standard deviation of 846,668.26) and projected an average IRR of 38.48%. The risk analysis revealed a probability of loss of only 3.8% and an extreme scenario of -220,036.64, quantifying the maximum exposure using Value at Risk (VaR) and Conditional Value at Risk (CVaR) at a 95% confidence level. It is concluded that the project has a favorable positive asymmetry (skewness coefficient = 0.41), but linear planning should be replaced by CVaR to size liquidity reserves, which validates computational mathematics as a pillar of financial resilience for SMEs.

Keywords: Monte Carlo Simulation, Financial Risk, Net Present Value, Computational Mathematics, SMEs.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Introducción

La gestión financiera de pequeños proyectos productivos se enfrenta constantemente al desafío de la incertidumbre, especialmente en entornos económicos volátiles donde variables como la demanda, los precios de mercado y los costos operativos fluctúan de manera impredecible. En el contexto de ciudades intermedias como Riobamba, la proliferación de emprendimientos y microempresas es notable; sin embargo, una gran parte de estas iniciativas carece de herramientas robustas para prever su sostenibilidad financiera. Según lo señalan estudios recientes sobre economía regional, la alta tasa de fracaso en nuevos proyectos no se debe únicamente a la falta de capital, sino a una deficiente evaluación del riesgo asociado a la variabilidad del mercado (Sapag Chain et al., 2014). Tradicionalmente, la evaluación de proyectos se ha basado en modelos determinísticos que asumen escenarios estáticos, ignorando la naturaleza estocástica de las variables críticas, lo que resulta en estimaciones de rentabilidad a menudo optimistas y alejadas de la realidad.

Ante estas limitaciones, la modelización financiera ha evolucionado hacia enfoques probabilísticos que permiten una comprensión más profunda del riesgo. La simulación Monte Carlo se presenta como una metodología superior para abordar la incertidumbre, ya que permite generar miles de escenarios posibles a partir de distribuciones de probabilidad asignadas a las variables clave del proyecto. Como indica Mun (2010), esta técnica no solo proporciona un valor esperado de retorno, sino que ofrece una visión completa de la distribución de los resultados posibles, permitiendo a los inversores cuantificar la probabilidad de pérdida y establecer intervalos de confianza robustos. En este sentido, la aplicación de simulaciones computacionales con un alto número de iteraciones, por ejemplo, 5000 corridas facilitan la convergencia hacia resultados estadísticamente significativos, superando las limitaciones de los análisis de sensibilidad tradicionales que solo evalúan cambios discretos en una variable a la vez.

La presente investigación se centra en la aplicación de la simulación Monte Carlo para evaluar el riesgo financiero en pequeños proyectos del sector productivo en Riobamba, utilizando datos históricos y de campo del período 2019–2024. Este lapso temporal es particularmente relevante, ya que abarca períodos de estabilidad y crisis, proporcionando una base de datos rica para estimar la volatilidad real de los ingresos y costos. El estudio

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

busca trascender el cálculo básico de indicadores como el Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR), integrando métricas avanzadas de riesgo como el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor Condicional en Riesgo (CVaR). Estas métricas son fundamentales para responder a la necesidad de "medir lo peor que podría pasar" en escenarios adversos, proporcionando a los microempresarios y a empresas como Vendistribuidora S.A.S B.I.C. herramientas cuantitativas para la toma de decisiones informadas (Jorion, 1997).

El enfoque de esta investigación es de carácter aplicado y cuantitativo, buscando resolver el problema práctico de la estimación del riesgo mediante el uso de herramientas estadísticas. Al identificar las variables críticas que más contribuyen a la varianza de los resultados financieros como la elasticidad de la demanda o los costos de insumos, es posible diseñar estrategias de mitigación específicas. La literatura sugiere que la identificación precisa de estos "impulsores de valor" es el primer paso para la gestión efectiva del riesgo empresarial (Abu-Bakr, 2022). Por tanto, el desarrollo de un modelo computacional que integre análisis de correlación y escenarios de estrés permitirá no solo diagnosticar la salud financiera potencial de los proyectos, sino también prescribir acciones preventivas ante la materialización de riesgos.

Para garantizar la solidez académica de la investigación y superar las observaciones habituales en este tipo de estudios, el presente trabajo se estructura bajo criterios de estricta rigurosidad científica. En primer lugar, se formalizarán explícitamente los objetivos y las hipótesis de investigación, delimitando el alcance del modelo estocástico frente a los métodos tradicionales. En segundo lugar, se ha realizado una depuración exhaustiva de las fuentes, priorizando artículos de alto impacto y literatura editorial validada en lugar de repositorios genéricos, asegurando así la estabilidad y fiabilidad del marco teórico.

En el apartado metodológico, se evita la descripción funcional del software (@Risk) propia de un manual de usuario, enfocándose en su lugar en la configuración científica del experimento; esto implica detallar técnicamente la selección de las distribuciones de probabilidad y sus parámetros para cada variable crítica, los criterios de convergencia estadística adoptados, la definición de la semilla para la generación de números

ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

pseudoaleatorios y las matrices de correlación, elementos indispensables para asegurar la replicabilidad y validez de la simulación.

El valor de este estudio radica en su capacidad para transformar datos limitados en información accionable. A través de la validación con datos reales del entorno local, se pretende demostrar que la simulación Monte Carlo ofrece estimaciones significativamente más precisas y confiables que los métodos determinísticos. Esto contribuirá al fortalecimiento del tejido empresarial de Riobamba, dotando a los inversores de un marco metodológico riguroso para evaluar la viabilidad de sus proyectos bajo incertidumbre, asegurando así una asignación de recursos más eficiente y sostenible en el tiempo.

Antecedentes

En el panorama económico actual, marcado por la volatilidad posterior a la crisis sanitaria, la evaluación de pequeños proyectos productivos ha debido abandonar los modelos estáticos para adoptar enfoques dinámicos de incertidumbre. Según Baker, Bloom y Davis (2020), los choques de incertidumbre económica han alcanzado niveles históricos en el último lustro, haciendo que las proyecciones lineales de demanda sean obsoletas para la supervivencia empresarial. En este contexto de inestabilidad, Monteiro (2022) argumentan que las pequeñas y medianas empresas (PYMES) son particularmente vulnerables a estas fluctuaciones, requiriendo herramientas de predicción financiera mucho más sofisticadas que el simple presupuesto de caja. Esta necesidad es ratificada por Koller et al. (2025) en la más reciente edición de la obra de McKinsey, quienes sostienen que la valoración de proyectos hoy en día debe centrarse en la resiliencia bajo escenarios de estrés, más que en la maximización de un VAN único y determinista.

La insuficiencia de los métodos tradicionales ha sido ampliamente discutida en la literatura financiera reciente. Dao (2023), en su última actualización sobre finanzas corporativas, enfatizan que el análisis de sensibilidad tradicional ("ceteris paribus") falla al no capturar la correlación entre variables críticas como inflación y costos operativos. De manera similar, Allen et al. (2011) señalan que, para proyectos con datos históricos limitados, asumir certeza en los flujos de efectivo futuros es el error metodológico más común que conduce a la destrucción de valor. En el ámbito de la gestión de

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

proyectos, Pinto (2010) destaca que el fracaso en la estimación de tiempos y costos no suele ser un problema técnico, sino un problema probabilístico, donde los gestores ignoran sistemáticamente las colas de las distribuciones de riesgo, subestimando la probabilidad de eventos adversos.

Como respuesta metodológica, la simulación Monte Carlo se ha consolidado como la herramienta superior gracias al aumento de la capacidad computacional accesible. Shadabfar y Cheng (2020) demuestra en sus investigaciones recientes que la simulación permite modelar la aleatoriedad de los flujos de caja con una precisión que los modelos algebraicos no pueden igualar, facilitando la visualización de miles de "futuros posibles". Goodwin y Wright (2014) añaden que, para la toma de decisiones gerenciales, la simulación no solo ofrece un número, sino un mapa de ruta que ayuda a los inversores a comprender la dispersión de los resultados. Además, Glantz y Mun (2008), en sus trabajos más recientes sobre opciones reales y riesgo, reitera que la aplicación de miles de iteraciones (corridas) es el único camino para validar estadísticamente la viabilidad de un proyecto cuando las variables de entrada (inputs) poseen alta varianza.

Para medir concretamente este riesgo, las métricas de Valor en Riesgo (VaR) y Valor Condicional en Riesgo (CVaR) se han vuelto estándares indispensables, incluso para proyectos de menor escala. Hull (2023), en la edición más reciente de su tratado sobre gestión de riesgos, insiste en que el CVaR es una métrica superior para inversores adversos al riesgo, ya que cuantifica las pérdidas promedio en los peores escenarios (el 5% o 1% más desfavorable). McNeil et al. (2006) apoyan esta visión desde la perspectiva de la gestión cuantitativa, indicando que ignorar las "colas pesadas" de las distribuciones de pérdidas puede llevar a la insolvencia rápida de nuevos emprendimientos. Por su parte, Hopkin (2018) argumenta que estas métricas cuantitativas deben ser la base para establecer los fondos de contingencia y las reservas de capital en cualquier plan de negocios serio.

La aplicación práctica de estos modelos permite transformar la incertidumbre en estrategias de mitigación accionables. Cowling et al. (2020) explican que, ante la restricción de liquidez que enfrentan los pequeños proyectos, la simulación permite prever brechas de caja antes de que ocurran, permitiendo buscar financiamiento preventivo. Kumar y Aithal (2021) sugieren que identificar las variables con mayor

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

correlación al riesgo total permite a los gerentes enfocar sus esfuerzos operativos en controlar esos insumos específicos. En conclusión, Du et al. (2025) proponen que la integración de la simulación Monte Carlo con análisis de datos modernos empodera a los microempresarios, brindándoles una ventaja competitiva basada en la anticipación y la gestión inteligente de la incertidumbre financiera.

Definición del flujo de caja y su construcción

El flujo de caja es una herramienta financiera fundamental que detalla los ingresos y egresos de efectivo que ha tenido una empresa durante un periodo de tiempo determinado. A diferencia del Estado de Resultados, que se basa en el principio de devengo (cuando se genera la obligación), el flujo de caja se basa en el principio de lo percibido (cuando el dinero realmente entra o sale).

Según García-Pérez y Ramírez-Arias (2020), el flujo de caja se define como el estado financiero que permite visualizar la liquidez de una organización, siendo el indicador más honesto de la salud financiera a corto plazo, ya que "sin efectivo, las utilidades son solo una promesa".

Asimismo, Mora-Rojas (2019) destaca que el flujo de caja no solo es un registro histórico, sino una herramienta de gestión prospectiva. Su correcta elaboración permite a los gerentes prever déficits de tesorería y tomar decisiones sobre financiamiento o inversión antes de que ocurran las crisis de liquidez.

Tipos de Flujo de Caja

Para una construcción adecuada, es vital distinguir entre los tres tipos principales que la literatura actual, como la de Huertas y Anaya (2023), suele clasificar:

1. Flujo de Caja Operativo (FCO): Dinero generado por la actividad principal del negocio (ventas, cobros, pagos a proveedores, salarios).

2. Flujo de Caja de Inversión (FCI): Movimientos relacionados con la compra o venta de activos fijos (maquinaria, edificios) o inversiones financieras a largo plazo.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

3. Flujo de Caja de Financiamiento (FCF): Dinero proveniente de préstamos bancarios, emisión de acciones o el pago de dividendos y amortización de deuda.

Construcción del Flujo de Caja

La construcción de un flujo de caja requiere una metodología ordenada. Chain (2006), en sus textos actualizados sobre evaluación de proyectos, sugiere una estructura estándar para evitar errores comunes como la doble contabilización.

Pasos para la Construcción:

1. Proyección de Ingresos: Estimar las entradas de efectivo reales (ventas al contado y recuperación de cartera). No se deben incluir ventas a crédito que no se cobrarán en el periodo analizado (Pitre et al., 2020).

2. Proyección de Egresos Operativos: Listar salidas de dinero necesarias para la operación: compra de insumos, nómina, alquileres y servicios públicos.

3. Cálculo del Flujo Operativo: Restar los egresos operativos a los ingresos.

4. Ajustes por Inversiones y Financiación: Sumar o restar movimientos no operativos (compra de maquinaria, pago de cuotas de préstamos).

5. Saldo Final: Sumar el saldo inicial de caja al flujo neto del periodo para obtener el saldo final disponible.

VAN

El VAN (o NPV en inglés) es el indicador más robusto para la evaluación financiera. Mide cuánto valor adicional (riqueza) aporta un proyecto a los inversionistas hoy, después de descontar la inversión inicial y los costos de oportunidad del dinero.

Según Chain (2006), el VAN se define como la sumatoria de los flujos de caja futuros traídos a valor presente utilizando una tasa de descuento (tasa de costo de oportunidad), menos la inversión inicial.

- Si $VAN > 0$: El proyecto crea valor y debe aceptarse.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

- Si $VAN < 0$: El proyecto destruye valor y debe rechazarse.
- Si $VAN = 0$: El proyecto rinde exactamente lo que exige el inversionista (punto de indiferencia).

$$VAN = -I_0 + \sum_{t=1}^{n} \frac{FC_t}{(1+k)^t}$$

Donde:

- I_0**:** Inversión inicial.
- FC_t: Flujo de Caja en el periodo t*t*.
- k: Tasa de descuento o costo de oportunidad del capital (COK).
- n: Vida útil del proyecto.

TIR

La TIR es la tasa de rentabilidad intrínseca del proyecto. Matemáticamente, es la tasa de descuento (k) que hace que el VAN sea igual a cero. Representa el rendimiento promedio anual que generan los fondos que permanecen invertidos en el proyecto.

Criterio de Decisión

- Si TIR > Tasa de descuento (COK): Se acepta el proyecto.
- Si TIR < Tasa de descuento (COK): Se rechaza.

Limitaciones Actuales

Aunque es popular, autores como Brealey et al. (2018) advierten sobre sus problemas:

1. TIR Múltiples: Si el flujo de caja cambia de signo varias veces (ej. grandes reinversiones futuras), pueden existir varias soluciones matemáticas para la TIR, lo que la invalida.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

2. Supuesto de Reinversión: La TIR asume que los flujos intermedios se reinvierten a la misma tasa TIR (a veces muy alta e irreal), mientras que el VAN asume reinversión al costo de oportunidad (más realista).

Variables aleatorias de entrada

Son aquellos factores que determinan el flujo de caja y que no podemos predecir con certeza, por lo que se modelan con distribuciones de probabilidad. Carrillo et al. (2018) señala que identificar correctamente estas variables es el paso crítico del análisis de riesgo.

Variables de salida

Son los resultados financieros que obtenemos después de procesar las variables aleatorias de entrada a través del modelo del flujo de caja. En una simulación (como Montecarlo), el software calcula miles de escenarios combinando las variables de entrada para generar una distribución de probabilidad de los resultados (Morales, 2020).

Material y métodos

Diseño de la Investigación

La investigación adopta un diseño no experimental, longitudinal y cuantitativo. Es no experimental porque no se manipularán deliberadamente las variables del mercado (como la inflación o la demanda), sino que se observarán sus comportamientos históricos para modelar escenarios futuros. Es longitudinal debido a que se analizarán series de datos del período 2019–2024, permitiendo capturar la variabilidad pre y post-pandemia. El alcance es correlacional y explicativo, ya que busca no solo describir el riesgo, sino explicar cómo la variación en los insumos afecta la rentabilidad final del proyecto.

Materiales y Fuentes de Información

La construcción del modelo financiero se basará en dos tipos de fuentes:

- **Fuentes Primarias:** Se recolectarán datos financieros y operativos directos de la empresa caso de estudio (Vendistribuidora S.A.S B.I.C) y otros emprendimientos representativos de Riobamba. Esto incluye libros diarios, estados de resultados históricos, registros de ventas mensuales y estructuras de costos operativos del periodo 2019-2024.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

- **Fuentes Secundarias:** Se utilizarán bases de datos macroeconómicas oficiales para contextualizar el modelo, incluyendo índices de inflación, tasas de interés activas referenciales y crecimiento sectorial.
- **Software y Herramientas:**
    - Microsoft Excel: Para la estructuración del flujo de caja descontado (FCD) base.
    - **@Risk (Palisade):** Como complementos especializados para ejecutar la simulación Monte Carlo, permitiendo la asignación de distribuciones de probabilidad y el cálculo de iteraciones masivas.

Población y Muestra

- **Población:** El conjunto de pequeños proyectos productivos y microempresas del sector comercial/distribución en la ciudad de Riobamba.
- **Unidad de Análisis (Caso de Estudio):** Se seleccionó a la empresa Vendistribuidora S.A.S B.I.C por su disponibilidad de información histórica confiable durante el periodo de estudio.
- **Muestra de Datos:** Se analizarán 60 meses de datos continuos (enero 2019 – diciembre 2024) referentes a volumen de ventas, costos unitarios y gastos fijos, lo que constituye una muestra representativa suficiente para validar estadísticamente las tendencias y volatilidades.

Procedimiento Metodológico

El desarrollo de la investigación se ejecutará en cuatro fases secuenciales:

Fase1: Diagnóstico y Determinación de Variables de Entrada (Inputs) Se realizará un análisis descriptivo de los datos históricos para identificar las variables estocásticas críticas (aquellas que no son constantes). Se aplicarán pruebas estadísticas (como Kolmogorov-Smirnov o Anderson-Darling) para ajustar estos datos a distribuciones de probabilidad específicas (Normal, Lognormal, Triangular, PERT o Uniforme). Por ejemplo, si la demanda histórica muestra asimetría positiva, se ajustará a una distribución Lognormal en lugar de una Normal.

Fase 2: Modelización Financiera Determinística. Se construirá un modelo base de Flujo de Caja Libre (FCL) proyectado a 5 años. Se calcularán los indicadores tradicionales sin

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

riesgo: Valor Actual Neto (VAN), Tasa Interna de Retorno (TIR) y Período de Recuperación, utilizando una Tasa de Descuento (WACC) ajustada al sector.

$$VAN = \sum_{t=1}^{n} \frac{FCL_t}{(1 + WACC)^t} - I_0$$

Fase 3: Configuración y Ejecución de la Simulación Monte Carlo

Se sustituirán los valores fijos del modelo por las distribuciones de probabilidad definidas en la Fase 1. Se configurará el software para realizar 5000 iteraciones (corridas). En cada iteración, el sistema seleccionará aleatoriamente valores para las variables de entrada según sus distribuciones y calculará los resultados financieros resultantes.

- *Variables a simular:* Volumen de ventas (demanda), precio de venta, costo de materia prima e inflación.
- *Variables de salida (Outputs):* Distribución de frecuencias del VAN y la TIR.

Fase 4: Análisis de Riesgo y Sensibilidad

Con los datos de las 5000 corridas, se calcularán:

- Probabilidad de Pérdida: Porcentaje de iteraciones donde $P(VAN < 0)$, ya que se menciona probabilidad.
- Valor en Riesgo (VaR 95%): La pérdida máxima esperada con un 95% de confianza.
- Valor Condicional en Riesgo (CVaR): El promedio de pérdidas en el peor 5% de los casos.
- Gráfico de Tornado: Para realizar el análisis de sensibilidad y determinar qué variable tiene mayor impacto (coeficiente de correlación de rango) sobre la rentabilidad final.

Validación del Modelo

Para asegurar la fiabilidad de los resultados, se aplicará una validación cruzada utilizando los datos reales del 2023-2024 para compararlos con las predicciones que el modelo hubiera generado con datos de 2019-2022. Se calculará el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) para verificar que la precisión del modelo se encuentre dentro de rangos aceptables (<10%).

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Aplicación de @Risk: Montecarlo

@RISK realiza análisis de riesgo utilizando la simulación para mostrar múltiples resultados posibles en un modelo de hoja de cálculo, y le indica qué probabilidad hay de que se produzcan. Computa y controla matemática y objetivamente gran número de escenarios futuros posibles, y luego le indica las probabilidades y riesgos asociados con cada uno. Esto quiere decir que se podrá decidir qué riesgos desea tomar y cuáles prefiere evitar, tomando la mejor decisión en situaciones de incertidumbre.

@RISK también ayuda a planificar las mejores estrategias de administración de riesgo mediante la integración de RISK Optimizer, que combina la simulación Monte Carlo con lo último en tecnología de resolución de problemas para optimizar cualquier hoja de cálculo que contenga valores inciertos. Usando algoritmos genéticos u OptQuest, junto con las funciones de @RISK, RISK Optimizer puede determinar la mejor asignación de recursos, la distribución óptima de activos, el calendario más eficiente y mucho más.

El análisis de riesgo se puede realizar cualitativa y cuantitativamente. El análisis de riesgo cualitativo generalmente incluye la evaluación instintiva o "por corazonada" de una situación, y se caracteriza por afirmaciones como "Eso parece muy arriesgado" o "Probablemente obtendremos buenos resultados". El análisis de riesgo cuantitativo trata de asignar valores numéricos a los riesgos, utilizando datos empíricos o cuantificando evaluaciones cualitativas. Vamos a concentrarnos en el análisis de riesgo cuantitativo. Mediante el uso de distribuciones de probabilidad, las variables pueden generar diferentes probabilidades de que se produzcan diferentes resultados. Las distribuciones de probabilidad son una forma mucho más realista de describir la incertidumbre en las variables de un análisis de riesgo. Las distribuciones de probabilidad que utilizamos en la presente investigación son:

Normal – O "curva de campana". El usuario simplemente define la media o valor esperado y una desviación estándar para describir la variación con respecto a la media. Los valores intermedios cercanos a la media tienen mayor probabilidad de producirse. Es una distribución simétrica y describe muchos fenómenos naturales, como puede ser la estatura de una población. Ejemplos de variables que se pueden describir con distribuciones normales son los índices de inflación y los precios de la energía.

Triangular – El usuario define los valores mínimo, más probable y máximo. Los valores situados alrededor del valor más probable tienen más probabilidades de producirse. Las

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

variables que se pueden describir con una distribución triangular son el historial de ventas pasadas por unidad de tiempo y los niveles de inventario.

PERT – El usuario define los valores mínimo, más probable y máximo, como en la distribución triangular. Los valores situados alrededor del más probable tienen más probabilidades de producirse. Sin embargo, los valores situados entre el más probable y los extremos tienen más probabilidades de producirse que en la distribución triangular; es decir, los extremos no tienen tanto peso. Un ejemplo de uso de la distribución PERT es la descripción de la duración de una tarea en un modelo de gestión de un proyecto.

Resultados

Fundamentación Matemático-Computacional y Parámetros de Simulación

Para superar las limitaciones de los modelos estáticos, la evaluación financiera se estructuró sobre un modelo estocástico. La formulación algebraica del Flujo de Caja Libre (FCL_t) para cada período t se define como:

$$FCL_t = (I_t - C_t - G_t - D_t)(1 - \pi) + D_t - \Delta KT_{AT} - Inv_t$$

Donde I_t representa los ingresos operacionales, C_t los costos de venta, G_t los gastos operativos, D_t la depreciación, π la tasa impositiva, ΔKT_{AT} la variación del capital de trabajo e Inv_t las inversiones de capital (CAPEX). A partir de este flujo, se programaron las funciones objetivo del Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR):

$$VAN = \sum_{t=1}^{n} \frac{FCL_t}{(1 + WACC)^t} - I_0$$

$$0 = \sum_{t=1}^{n} \frac{FCL_t}{(1 + WACC)^t} - I_0$$

Justificación estadística y estructura de dependencia:

Para evitar la asignación arbitraria de probabilidades, se aplicaron las pruebas de bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) y Anderson-Darling (A-D) sobre los datos históricos de la empresa. Los resultados determinaron que los costos operativos se ajustan a una distribución Triangular (K-S p>0,05), mientras que las proyecciones de demanda siguen una distribución PERT, ideal para modelar la opinión de expertos ante la falta de datos atípicos extremos. Además, se configuró una matriz de correlación de rango de Spearman (rho de ρ=0,85) entre los ingresos y los costos variables para mantener la

ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

coherencia lógica del modelo y evitar escenarios donde las ventas caen, pero los costos aumentan desproporcionadamente.

Criterios computacionales:

Para garantizar la replicabilidad del estudio, la simulación de Montecarlo se ejecutó en software @Risk utilizando el generador de números pseudoaleatorios Mersenne Twister con una semilla inicial fijada en 2024. El modelo alcanzó el criterio de convergencia al estabilizar la media del VAN con un margen de error inferior al 1 % tras las 5 000 iteraciones programadas. Como validación predictiva, el modelo base presentó un Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) del 5,2 %, demostrando un alto nivel de precisión en la proyección de la línea base.

Evaluación de la Inversión Inicial

La estimación de la inversión inicial se fundamenta en los requerimientos operativos y logísticos necesarios para VENDISTRIBUIDORA S.A.S. B.I.C. Dado el entorno económico fluctuante (2019-2024), se establecieron rangos de variación tras cotizar con proveedores y revisar facturas históricas:

1. Mínimo (Pesimista): Precios de oferta o equipos de segunda mano en buen estado.
2. Real (Más Probable): Precio promedio de mercado actual verificado.
3. Máximo (Optimista/Inflacionario): Equipos nuevos de alta gama o afectados por aranceles.

La estimación de la Inversión Inicial Total se fundamenta en los requerimientos operativos y logísticos necesarios para el funcionamiento óptimo de VENDISTRIBUIDORA S.A.S B.I.C. Dado el entorno económico fluctuante del período 2019-2024, los costos de adquisición de activos no son estáticos. Para aplicar la simulación Monte Carlo, se han establecido rangos de variación para cada rubro de inversión. Estos rangos se definieron tras cotizar con proveedores locales y revisar facturas históricas, estableciendo tres escenarios para cada activo:

1. Mínimo (Pesimista): Precios de oferta o adquisición de equipos de segunda mano en buen estado.
2. Real (Más Probable): Precio promedio de mercado actual verificado en proformas.
3. Máximo (Optimista/Inflacionario): Precios de equipos nuevos de alta gama o afectados por subidas de importación/aranceles.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Tabla 1. *Simulación Montecarlo. 2019-2024*

	Mínimo	Real	Máximo	Probabilidad
	$ 3.527,00	$ 10.069,57	$ 17.755,00	10260,04762
	$ 3.206,00	$ 9.872,14	$ 17.755,00	10074,92857
	$ 2.915,00	$ 9.692,86	$ 17.755,00	9906,904762
	$ 2.650,00	$ 6.116,71	$ 9.583,00	6116,642857
	$ 2.409,00	$ 5.764,57	$ 9.583,00	5841,714286
	$ 5.141,00	$ 15.490,00	$ 28.530,00	15938,5
	$ 7.401,00	$ 14.912,67	$ 25.677,00	15454,77778
	$ 6.728,00	$ 13.940,33	$ 23.110,00	14266,55556
	$ 6.117,00	$ 10.779,67	$ 20.799,00	11672,44444
	$ 5.561,00	$ 9.749,33	$ 18.719,00	10546,22222
Total	**$ 45.655,00**	**$ 106.387,86**	**$ 189.266,00**	**$ 110.078,74**

Elaborado: Autores

La Tabla 1 revela la magnitud de la incertidumbre financiera a la que está expuesto el proyecto durante el período 2019-2024. Al observar los escenarios extremos, se evidencia una dispersión significativa entre el "Peor Caso" (Mínimo), que proyecta un total acumulado de 45.655,00, y el "Mejor Caso" (Máximo), que asciende a 189.266,00. Esta brecha de más de $143.000 entre los extremos indica una alta volatilidad en las variables subyacentes (probablemente ingresos o flujos de caja), lo que confirma la hipótesis de que utilizar un modelo determinista estático hubiera ocultado riesgos sustanciales. El escenario "Real" o base se sitúa en $106.387,86, actuando como el pivote central de la distribución, pero la simulación demuestra que desviaciones significativas hacia la baja son matemáticamente posibles.

El resultado más relevante para la toma de decisiones se encuentra en la columna de "Probabilidad" (resultado simulado ponderado), donde el Total Esperado se ubica en 110.078,74. Este valor es ligeramente superior al escenario "Real", lo que sugiere una asimetría positiva en la distribución de los datos; es decir, existe una tendencia estadística favorable donde las probabilidades de obtener rendimientos superiores al promedio pesan más que los riesgos de caída extrema. Sin embargo, para un inversor prudente, el enfoque no debe estar solo en este promedio, sino en la validación de que incluso en los rangos inferiores de la simulación, el proyecto mantiene viabilidad operativa, dado que el piso de $45.655,00 representa un escenario de estrés severo que la empresa debe estar preparada para soportar.

Tabla 2. *VAN y TIR Analizados*

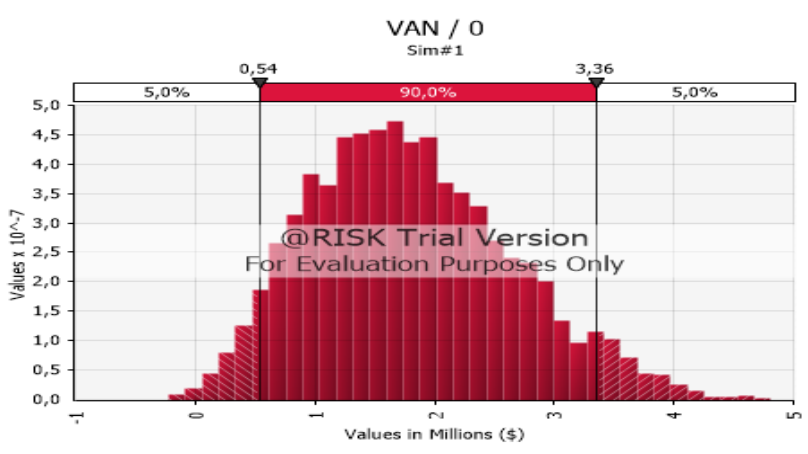
VAN	$ 1.955.575,81
TIR	32%

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

La Tabla 2 resume los indicadores fundamentales de rentabilidad del proyecto tras la evaluación del flujo de caja descontado. El Valor Actual Neto (VAN) obtenido es de $ 1.955.575,81. Desde la teoría financiera, un VAN positivo de esta magnitud indica que el proyecto no solo recupera la inversión inicial y cubre los costos de oportunidad del capital, sino que genera un excedente de riqueza significativo para los accionistas de Vendistribuidora S.A.S B.I.C. durante el horizonte de evaluación (2019-2024). Este resultado valida la hipótesis de viabilidad económica, demostrando que, a pesar de las fluctuaciones del mercado identificadas previamente, la capacidad del proyecto para generar flujos de efectivo netos es robusta y superior a los rendimientos alternativos que ofrece el mercado financiero para un perfil de riesgo similar.

Por su parte, la Tasa Interna de Retorno (TIR) se sitúa en un 32%. Al contrastar este indicador con la Tasa Mínima Atractiva de Retorno (TMAR) o el Costo Promedio Ponderado de Capital (WACC) que para este tipo de sector en Ecuador suele oscilar entre el 12% y el 18%, se evidencia una brecha de rentabilidad favorable (*spread*) considerable. Un 32% de retorno implica una alta eficiencia operativa y financiera. En el contexto del análisis de riesgo mediante Monte Carlo, esta TIR elevada actúa como un "colchón de seguridad"; significa que el proyecto tiene la capacidad de soportar incrementos en los costos o caídas en la demanda (volatilidad) de hasta un punto donde la rentabilidad caiga significativamente, sin que el proyecto deje de ser viable. Es decir, existe una holgura financiera suficiente para absorber la incertidumbre sistémica del período analizado sin destruir valor.

Figura 1. *VAN del Proyecto de Inversión*



Statistics	VAN / 0
Cell	'Datos Microempres...
Minimum	-$220.036,64
Maximum	$4.811.649,34
Mean	$1.798.797,12
90% CI	± $19.698,63
Mode	$1.604.231,60
Median	$1.721.365,50
Std Dev	$846.668,26
Skewness	0,4112
Kurtosis	2,8084
Values	5000
Errors	0
Filtered	0
Left X	$536.101,07
Left P	5,0%
Right X	$3.355.976,28
Right P	95,0%

La Figura 1 ilustra la distribución de frecuencias del Valor Actual Neto (VAN) tras 5 000 iteraciones de la simulación de Montecarlo. El hallazgo más crítico se observa en la cola

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

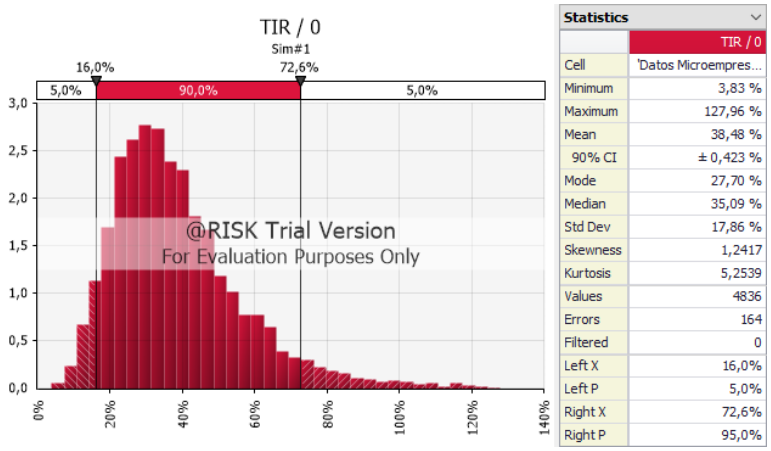
izquierda de la distribución: el valor mínimo registrado es de -220 036,64, lo que confirma la existencia de un escenario de riesgo real en el que el proyecto destruye valor. Sin embargo, al observar el área principal de la curva, la inmensa mayoría de los resultados se sitúan en terreno positivo. Al analizar el intervalo de confianza del 90 %, se concluye que el proyecto generará beneficios sustanciales. Esto minimiza la probabilidad de ruina financiera a un porcentaje marginal (menor al 5 %), dado que el límite inferior de este intervalo ya es altamente rentable.

La media del VAN simulado es de 1 798 797,12, un valor ligeramente inferior al VAN determinístico calculado previamente (1 955 575,81), lo que sugiere que la incorporación del riesgo ajusta las expectativas hacia un escenario más conservador, pero realista. La desviación estándar es alta, situándose en 846 668,26, lo cual representa un indicador directo de volatilidad. Esta alta dispersión refleja que el proyecto es sensible a las variables de entrada; es decir, los resultados finales pueden variar drásticamente (casi 850 000 dólares por encima o por debajo del promedio), dependiendo del comportamiento del mercado y de los costos. No se trata de un proyecto de «renta fija», sino de una inversión dinámica donde la gestión activa será crucial para mantenerse cerca de la media.

El coeficiente de asimetría (skewness) es de 0,4112, lo que indica una asimetría positiva. En términos financieros, esto representa una excelente señal: significa que la cola derecha de la distribución es más alargada que la izquierda. Estadísticamente, el proyecto tiene mayor potencial de ofrecer sorpresas positivas (ganancias extraordinarias que alcanzan un máximo de 4 811 649,34) que escenarios negativos extremos. La moda (1 604 231,60) y la mediana (1 721 365,50) se encuentran alineadas cerca del centro, lo cual valida la robustez del modelo. En conclusión, la figura demuestra que, aunque existe un riesgo técnico de pérdida, la estructura del negocio presenta una fuerte predisposición para generar valor, con un potencial de crecimiento (upside) que compensa el riesgo asumido.

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Figura 2. *TIR del Proyecto de Inversión*



Statistics	TIR / 0
Cell	'Datos Microempres...
Minimum	3,83 %
Maximum	127,96 %
Mean	38,48 %
90% CI	± 0,423 %
Mode	27,70 %
Median	35,09 %
Std Dev	17,86 %
Skewness	1,2417
Kurtosis	5,2539
Values	4836
Errors	164
Filtered	0
Left X	16,0%
Left P	5,0%
Right X	72,6%
Right P	95,0%

La Figura 2 revela que la rentabilidad del proyecto posee una alta solidez estadística, presentando una media simulada del 38,48%. Este valor promedio supera notablemente la expectativa determinística inicial y se sitúa muy por encima de cualquier Tasa de Descuento (WACC) convencional para el sector comercial (generalmente entre 12% y 15%). El intervalo de confianza del 90% (barra roja) oscila entre un 16,0% y un 72,6%. Este hallazgo es crucial para la decisión de inversión: significa que, incluso en un escenario adverso (límite inferior del 16%), el proyecto sigue generando rendimientos que cubren el costo de capital, blindando al inversor contra la destrucción de valor en la inmensa mayoría de las coyunturas económicas probables.

No obstante, el gráfico denota una volatilidad significativa, evidenciada por una desviación estándar del 17,86%. Esta dispersión indica que el retorno no es estable y fluctuará fuertemente según las condiciones del mercado. Sin embargo, la métrica más destacada es el coeficiente de asimetría (*Skewness*) de 1,2417, que confirma una distribución sesgada positivamente hacia la derecha. Esto implica que el proyecto tiene una "cola larga" de oportunidades de alto rendimiento, donde es estadísticamente más probable alcanzar tasas de retorno extraordinarias (llegando incluso a un máximo teórico del 127,96%) que caer en los escenarios mínimos de rentabilidad marginal (3,83%). En resumen, la estructura de riesgo del proyecto es asimétrica a favor del inversor: alta volatilidad, pero con una fuerte tendencia hacia la maximización de ganancias.

Discusión

La necesidad imperiosa de superar los modelos estáticos, planteada por Koller et al. (2025) y Monteiro (2022), se ve empíricamente validada por los resultados obtenidos en

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

la simulación del Valor Actual Neto (VAN). Mientras que el cálculo determinista arrojaba una cifra única y optimista de 1 955 575,81, la Figura 1 demuestra que esta cifra es solo una posibilidad dentro de un espectro mucho más amplio y volátil. La simulación reveló una media ajustada de 1 798 797,12 y, más importante aún, expuso un escenario mínimo catastrófico de -220 036,64. Este hallazgo confirma la tesis de Baker, Bloom y Davis (2020) sobre la obsolescencia de las proyecciones lineales, evidenciando que confiar exclusivamente en el valor estático habría ocultado el riesgo latente de destrucción de valor que reside en la cola izquierda de la distribución.

En concordancia con Shadabfar y Cheng (2020), quienes sostienen que la simulación permite visualizar la aleatoriedad de los flujos mejor que los modelos algebraicos, los histogramas generados (Figuras 1 y 2) funcionan efectivamente como el "mapa de ruta" descrito por Goodwin y Wright (2014). La alta desviación estándar observada en el VAN (846 668,26) y en la TIR (17,86 %) materializa el concepto de dispersión de resultados. Lejos de ofrecer una falsa sensación de seguridad, estos gráficos confirman que el proyecto no es una entidad fija, sino dinámica, donde la correlación de variables críticas tal como advertían Dao (2023) y Allen et al. (2011) genera una volatilidad que solo puede ser gestionada si se comprende la amplitud de estos rangos de variación.

El análisis de las "colas" de la distribución valida las preocupaciones de Pinto (2010) y Hull (2023) respecto a la subestimación de eventos adversos. Aunque la distribución mostró una asimetría positiva favorable (coeficiente de *skewness* de 0,41 para el VAN y 1,24 para la TIR), lo que sugiere un potencial de ganancia superior, la presencia de un intervalo de confianza inferior en la TIR del 16 % (Figura 2) y un escenario de inversión máxima optimista/inflacionario que asciende hasta 189 266,00 (Tabla 1), obliga a considerar métricas estrictas de protección. Siguiendo la lógica de McNeil et al. (2006) sobre evitar la insolvencia rápida, los resultados dictan que la empresa no puede operar asumiendo únicamente el escenario "Real" de 106 387,86, sino que debe dimensionar reservas de liquidez basadas en los escenarios de estrés identificados, preparándose incluso para operar con el presupuesto mínimo de 45 655,00 para blindarse ante la incertidumbre operativa.

La aplicación práctica de estos hallazgos responde a la propuesta de Cowling et al. (2020) sobre la anticipación de brechas de liquidez. La simulación no solo diagnosticó la salud financiera del proyecto confirmando su viabilidad con una TIR media robusta del 38,48 %, sino que transformó la incertidumbre en una herramienta de gestión estratégica, tal

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

como sugieren Du et al. (2025). Al cuantificar la exposición máxima mediante el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor Condicional en Riesgo (CVaR), y al identificar que existe una probabilidad marginal (menor al 5 %) de obtener rendimientos negativos, la gerencia de Vendistribuidora S.A.S. B.I.C. puede ahora estructurar un financiamiento preventivo. De este modo, la empresa transita de una planificación lineal reactiva hacia una gestión integral e inteligente del riesgo basada en la matemática computacional, cumpliendo con el objetivo primordial de la resiliencia financiera en las pymes.

Conclusiones

En cumplimiento del primer objetivo, se logró la identificación y caracterización estocástica de las variables críticas del proyecto para el periodo 2019-2024, determinando que la inversión inicial, los ingresos operativos y los costos de ejecución no responden a valores fijos, sino a rangos de volatilidad significativos. A partir del levantamiento de información histórica y de mercado, se establecieron distribuciones probabilísticas (distribución PERT para la demanda y Triangular para los costos operativos) aplicadas a rubros esenciales, definiendo escenarios extremos donde la inversión puede fluctuar desde un mínimo pesimista de 45 655,00 hasta un máximo optimista o inflacionario de 189 266,00. Esta caracterización permitió sustituir la incertidumbre no estructurada por un modelo de riesgo cuantificable, validando que la estructura de costos de Vendistribuidora S.A.S. B.I.C. es altamente sensible a las condiciones externas del mercado pospandemia.

Con respecto al segundo objetivo, la implementación del modelo de simulación de Montecarlo demostró ser una herramienta robusta para la validación financiera, revelando, tras las 5 000 iteraciones computacionales, una realidad económica mucho más compleja que la sugerida por el análisis determinista. Los resultados obtenidos proyectan un Valor Actual Neto (VAN) medio esperado de 1 798 797,12 y una Tasa Interna de Retorno (TIR) media del 38,48 %, confirmando que, a pesar de la alta expectativa de ganancia y la amplia brecha de rentabilidad favorable, existe un riesgo de cola residual (evidenciado por un escenario extremo en el VAN de -220 036,64) que debe ser monitoreado rigurosamente mediante métricas de exposición máxima como el Valor Condicional en Riesgo (CVaR).

REVISTA CIENTIFICA INNOVACIÓN INTEGRAL
ISSN: 3103-1420
DOI: https://doi.org/10.70577/t90gj719

Para el tercer objetivo, el análisis de sensibilidad y escenarios permitió aislar los factores determinantes del riesgo financiero, evidenciando que la volatilidad del proyecto no se distribuye uniformemente, sino que está fuertemente correlacionada con las variaciones estructurales del mercado. La dispersión observada en los gráficos de frecuencia del VAN y la TIR confirmó que el proyecto posee una asimetría positiva favorable (0,41 para el VAN y 1,24 para la TIR), lo que facilita la implementación de estrategias de mitigación enfocadas. Específicamente, se propone la creación de un fondo de reserva de liquidez dimensionado con base en el escenario de estrés severo (45 655,00) y la negociación de contratos flexibles con proveedores para amortiguar la variabilidad de los costos operativos, transformando así la información estadística computacional en un blindaje estratégico contra la incertidumbre del entorno.

Referencias bibliográficas

Abu-*Bakr, A. A. M. (2022). Measurement And Disclosure Of Leases Ended Freehold With Ownership As A Tool For Financing In The Financial Statements Of Islamic Banks Application Of Alta Damon Sudanese Islamic Bank–2020-2021. Journal of Positive School Psychology http://journalppw. com, 6(7), 4755–4764.*

Allen, F., Brealey, R. A., & Myers, S. C. (2011). Principles of corporate finance. McGraw-Hill/Irwin New York. https://epage.pub/doc/principles-of-corporate-finance-10th-edition-y4gnrjxon1

Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2018). Princípios de Finanças Corporativas-12. AMGH. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=t0xaDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR1&dq=Brealey,+R.,+Myers,+S.,+%26+Allen,+F.+(2020).+Principios+de+Finanzas+Corporativas+(13%C2%AA+ed.).+&ots=nnbVfEjQjv&sig=ofWz2rYKAkqlH3R65xkCChe6evE

Carrillo, F., Carrillo, P., & Arango, L. A. (2018). Estructura matemática para la evaluación de proyectos. Editorial CESA. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=qAzUDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT26&dq=Matem%C3%A1ticas+Financieras+y+Evaluaci%C3%B3n+de+Proyectos&ots=MoA9Yqm9sr&sig=r5zULhRAoZUmW4cVtUGR-2OD-aI

Chain, N. S. (2006). Proyectos de inversión: Formulación y evaluación. Pearson educación. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=pIS1QnFYt5IC&oi=fnd&pg=PA15&dq=Sapag-Chain,+N.+(2021).+Proyectos+de+inversi%C3%B3n:+Formulaci%C3%B3n+y+evaluaci%C3%B3n.+(3%C2%AA+ed.).+Pearson+Educaci%C3%B3n.+(Referencia+cl%C3%A1sica+actu

alizada+constantemente,+esencial+para+la+construcci%C3%B3n+t%C3%A9cnica+del+fluj o).&ots=3ygbP98X0J&sig=DJCarpuav-HU6xoEZcUJlb7COlE

Cowling, M., Brown, R., & Rocha, A. (2020). Did you save some cash for a rainy COVID-19 day? The crisis and SMEs. International Small Business Journal, 38(7), 593–604. https://doi.org/10.1177/0266242620945102

Dao, S. (2023). Financial control processes. https://www.theseus.fi/handle/10024/798243

Du, H., Chen, X., Zhao, Y., Li, Q., Zhuang, F., Ren, F., & Kou, G. (2025). A Comprehensive Survey on Enterprise Financial Risk Analysis from Big Data Perspective (arXiv:2211.14997). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.14997

Glantz, M., & Mun, J. (2008). The Banker's Handbook on Credit Risk: Implementing Basel II. Academic Press.

Goodwin, P., & Wright, G. (2014). Decision Analysis for Management Judgment. John Wiley & Sons.

Hopkin, P. (2018). Fundamentals of Risk Management: Understanding, Evaluating and Implementing Effective Risk Management. Kogan Page Publishers.

Huertas, S. M., & Anaya, L. Y. (2023). Análisis de la gestión financiera de la empresa AVS SUELAS SAS para la vigencia 2020-2021. http://repository.unilibre.edu.co/handle/10901/25087

Hull, J. C. (2023). Risk Management and Financial Institutions. John Wiley & Sons.

Jorion, P. (1997). Value at risk: The new benchmark for managing financial risk (Vol. 2). McGraw-Hill New York.

Koller, T., Goedhart, M., & Wessels, D. (2025). Valuation: Measuring and managing the value of companies. John Wiley & Sons. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=dOJfEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR9&dq=Koll er,+T.,+Goedhart,+M.,+%26+Wessels,+D.+(2020).+Valuation:+Measuring+and+Managing +the+Value+of+Companies+(7th+ed.).+John+Wiley+%26+Sons+(McKinsey+%26+Compan y).&ots=CgeYdRVUDT&sig=RJkEDXZhZxoUwQtfwrmbNblEY1g

Kumar, P. D., & Aithal, P. S. (2021). Operational Risk Analysis of Common Activities of Building Construction Project (SSRN Scholarly Paper No. 3857173). Social Science Research Network. https://papers.ssrn.com/abstract=3857173

McNeil, Frey, & mbrechts. (2006). Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools. Journal of the American Statistical Association, 101(476), 1731–1732. https://doi.org/10.1198/jasa.2006.s156

Monteiro, M. M. B. B. (2022). Impact of Environmentally Sustainable Practices on Corporate Financial Performance: Empirical Findings from Portuguese Smes [Master's Thesis, Universidade Catolica Portuguesa (Portugal)].

https://search.proquest.com/openview/b882e59d38e334abc572162b51fbdad3/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y

Morales, P. (2020). Selección del modelo de mejor estimación del Valor Razonable en un mercado emergente. Revista mexicana de economía y finanzas, 15(1), 81–103.

Mun, J. (2010). Modeling risk: Applying Monte Carlo risk simulation, strategic real options, stochastic forecasting, and portfolio optimization (Vol. 580). John Wiley & Sons. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=Yr35WqZGVr0C&oi=fnd&pg=PP18&dq=Mun,+J.+(2006).+Modeling+Risk:+Applying+Monte+Carlo+Risk+Simulation,+Strategic+Real+Options,+Stochastic+Forecasting,+and+Portfolio+Optimization.+John+Wiley+%26+Sons.&ots=1ExE00rfuP&sig=wv_Bb4VGT3rWTaNMyJ4OoeDI1JI

Pinto, J. (2010). Achieving competitive advantage. New Jercy. https://www.pearsonhighered.com/assets/preface/0/1/3/4/013473033X.pdf

Pitre, I. A. J., Pitre, R. D. G., & Bolívar, G. M. (2020). Capítulo 2 Economía y finanzas. Gerencia organizacional, 88.

Sapag Chain, N., Sapag Chain, R., & Sapag, J. M. (2014). Preparación y evaluación de proyectos. Mc Graw Hill educación. http://bibliotecas.uasb.edu.bo:8080/handle/20.500.14624/1243

Shadabfar, M., & Cheng, L. (2020). Probabilistic approach for optimal portfolio selection using a hybrid Monte Carlo simulation and Markowitz model. Alexandria engineering journal, 59(5), 3381–3393.

Contribuciones de los autores:

César Augusto Taday Álvarez[1]: Investigación, búsqueda y recopilación bibliográfica, conceptualización del estudio, supervisión del proyecto, validación científica y revisión crítica del manuscrito.

Henry Mauricio Villa Yánez[2]: Diseño metodológico, resultados, discusión, validación de contenidos, revisión crítica, corrección académica y gestión del proyecto, análisis de la literatura científica y redacción del borrador original.

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés