UNDERGRADUATE ECONOMICS WORKING PAPERS

AÑO - 2026

UNIVERSIDAD DEL PACÍFICO | Economía
Facultad de Economía y Finanzas

UGEWP · No. Serie 2026-2 · Junio 2026

Evaluación de la viabilidad de proyectos mineros bajo incertidumbre en precios del oro: aplicación de métricas de riesgo a una empresa minera en el Perú

Seminario de Investigación Económica II

SERIE · UNDERGRADUATE ECONOMICS WORKING PAPERS — UGEWP

PRESENTADO POR

Poma Magro, Renzo Edgard

Esparza Juarez, Queila Judith

ASESOR

Vivian Cruz Castañeda

School of Economics and Finance · Universidad del Pacífico · Lima, Perú

Preliminary work by undergraduate students, circulated to encourage discussion and comment. Not peer reviewed; the views expressed are the authors' own. Deposited in the UP Institutional Repository.

RESUMEN

Las empresas mineras pequeñas enfrentan diversos riesgos internos y externos al decidir la continuidad de sus proyectos. Este trabajo analiza el impacto de la incertidumbre del precio del oro sobre la viabilidad financiera de Caral Minerals (Perú). Se propone un enfoque en dos etapas: (i) modelación estocástica del precio del oro con la familia ARIMA-GARCH para capturar dependencia temporal y clústeres de volatilidad, y (ii) simulación de Monte Carlo de los flujos de caja a seis meses, incorporando precios simulados y la estructura operativa de la empresa. A partir de la distribución del Valor Presente Neto (VPN) se cuantifica el riesgo con métricas como VaR, CVaR y SVaR. Los resultados muestran que considerar explícitamente la volatilidad y asimetría del precio del oro genera distribuciones más informativas que un DCF tradicional y mejora la evaluación del riesgo financiero. Finalmente, se agradece a Caral Minerals S.A.C., usuario potencial de esta investigación, por el apoyo brindado mediante la información proporcionada y el interés mostrado en los resultados.

Palabras clave: precio del oro; minería junior; ARIMA y GARCH; Monte Carlo; VPN; VaR; CVaR; SVaR; gestión de riesgos; DCF.

ABSTRACT

Small mining companies face a range of internal and external risks when deciding on the continuity of their projects. This study explores the impact of gold price uncertainty on the financial viability of Caral Minerals (Peru). A two-stage approach is proposed: (i) stochastic modeling of gold prices using the ARIMA-GARCH family to capture temporal dependence and volatility clustering, and (ii) Monte Carlo simulation of six-month cash flows, incorporating simulated prices and the company's operational structure. Based on the distribution of Net Present Value (NPV), financial risk is quantified using metrics such as VaR, CVaR, and SVaR. The findings indicate that explicitly modeling gold price volatility and asymmetry yields more informative distributions than traditional DCF methods and improves the assessment of financial risk. Finally, appreciation is extended to Caral Minerals S.A.C., the potential beneficiary of this research, for their support through the provision of data and their interest in the study's outcomes.

Keywords: gold price; junior mining; ARIMA and GARCH; Monte Carlo simulation; NPV; VaR; CVaR; SVaR; risk management; DCF

TABLA DE CONTENIDOS

RESUMEN ..... **ii**

TABLA DE CONTENIDOS ..... **iii**

ÍNDICE DE ANEXOS ..... **v**

INTRODUCCIÓN **1**

1. CAPÍTULO I. REVISIÓN DE LA LITERATURA **3**

1. Características de las mineras junior 3

2. Metodologías empleadas para la medición de la incertidumbre 4

3. Proyectos mineros que incorporan la incertidumbre 6

2. CAPÍTULO II. MARCO ANALÍTICO Y METODOLOGÍA **9**

1. Modelación de los retornos del oro 9

2. Modelo ARIMA-GARCH 10

3. Valorización por Montecarlo 11

4. Métricas de riesgo financiero aplicadas a la evaluación de proyectos 11

5. Metodología 12

5.1 Datos 12

5.1.1 Datos del mercado del oro 12

5.1.2 Datos de la empresa: Caral Minerals 12

5.1.3 Información financiera complementaria 13

5.2 Modelamiento 13

3. CAPÍTULO III. ANÁLISIS DE RESULTADOS **15**

1. Sección Empírica 15

1.1 Estadísticos Descriptivos 15

1.2 Verificación de Estacionariedad 15

1.3 Identificación del orden ARMA y selección del modelo 15

1.4 Detección de efectos ARCH y estimación GARCH 16

1.5 Diagnostico del modelo final 17

2. Discusión de los resultados 17

2.1 Trayectorias simuladas de precios 17

2.2 Distribución del VPN y métricas de riesgo 17

2.3 Relación precio del oro y viabilidad 18
2.4 Comparación de los resultados con la literatura..... 18
3. Implicancias para la hipótesis de investigación 19
4. Pruebas de Robustez 19
5. Limitaciones de la investigación..... 21

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 23

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 25
ANEXOS 29

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Selección del modelo 30

Anexo 2. Medidas de ajuste del modelo 31

Anexo 3. VPN con incertidumbre y variables a utilizar 32

Anexo 4. Variables a incluir en la valorización y modelación de DCF (mes t, escenario i) 33

Anexo 5. Balance de inversión extranjera directa en minería en US$ Bn (2024) 34

Anexo 6. Precio del Oro LBMA (USD/oz) y Retornos logarítmicos diarios (2022-2025) 35

Anexo 7. Funciones de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial de los retornos 36

Anexo 8. Residuos del modelo ARIMA: distribución, temporal y ACF 37

Anexo 9. Trayectorias simuladas de precios del oro con bandas de percentiles 38

Anexo 10. Precio del Oro vs. VPN Operativo - Zona de viabilidad, precio de corte y precio actual 39

Anexo 11. Resultados de las pruebas de estacionariedad 40

Anexo 12. Top 5 modelos ARIMA por criterio de información 41

Anexo 13. Comparación de modelos de varianza condicional 42

Anexo 14. Parámetros estimados del modelo ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1) 43

Anexo 15. Métricas de riesgo del VPN operativo a 6 meses (N = 50,000 simulaciones) 44

Anexo 16. Viabilidad operativa-Monte Carlo VPN 6 meses 45

Anexo 17. Backtesting out-of-sample del modelo ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1) 46

Anexo 18. Simulación Monte Carlo con precios históricos del oro (2018-2021): Distribución del VPN a 6 meses 47

Anexo 19. Comparación de estudios de valoración minera bajo incertidumbre 48

INTRODUCCIÓN

La minería representa una de las actividades económicas más relevantes para el Perú. Tras las reformas implementadas en la década de 1990 y la posterior expansión geográfica del sector, esta industria contribuye con aproximadamente el 9% del Producto Bruto Interno (PBI) y más del 65% del valor total de las exportaciones nacionales (EY, 2026). En 2025, el sector mantuvo su dinamismo: la inversión minera creció un 24.3% respecto a 2024, alcanzando US$ 6,228 millones (MINEM, 2025). En cuanto a la inversión extranjera directa (IED), el Perú mantiene una posición destacada a nivel mundial, con un balance de IED minera sostenido entre US$ 5.9 y US$ 6.9 mil millones durante el periodo 2017–2024 (ver Anexo 5).

Pese a esta relevancia macroeconómica, solo el 0.26% del territorio nacional se destina a exploración minera y el 1.27% a explotación, lo que evidencia un amplio potencial aún no desarrollado (MINEM, 2025). En ese contexto, el MINEM publicó en marzo de 2026 la Cartera de Proyectos de Exploración Minera, conformada por 69 proyectos con una inversión conjunta de US$ 757 millones, un incremento de 4.1% respecto a agosto de 2025, entre los que destacan Sombrero (US$ 106.2mm), Trapiche (US$ 36.8mm) y Elida (US$ 15.0mm) (MINEM, 2026). Complementariamente, el sector generó transferencias fiscales por S/ 10,045 millones (canon y otros), 5,089 concesiones otorgadas y 276k puestos de empleo directo en diciembre de 2025 (MINEM, 2025; MINEM, 2026).

Respecto a los metales de exportación, el Perú destaca en cobre, oro, zinc y plomo. En el caso del oro, el país ocupa el segundo lugar en América Latina y el undécimo a nivel mundial, con el 3.9% de las reservas globales (EY, 2026). En 2025, la producción aurífera alcanzó los 108.9 TMF, una contracción de 0.7% frente a las 109.6 TMF de 2024. Los principales titulares fueron Yanacocha S.R.L. (14.7%), Compañía Minera Poderosa S.A. (7.9%) y Minera Boroo Misquichilca S.A. (5.4%), concentrando en conjunto el 28.0% de la producción nacional (MINEM, 2025). Esta concentración, sumada a la alta sensibilidad del oro a variables macroeconómicas globales, tipo de cambio, tasas de interés y expectativas de inflación, genera una exposición al riesgo de precios que puede determinar la viabilidad financiera de un proyecto minero.

En un marco de expansión minera, también resaltan las pequeñas empresas, denominadas por algunos *practitioners* como *juniors*, que se ubican en el vacío entre la finalización de la exploración y el inicio de la operación (Álvarez, 2015). Una empresa junior se caracteriza por encontrarse en sus primeras etapas, operar con capital propio y poseer un potencial geológico que le permita crecer con el tiempo. Estas compañías, pequeñas y aversas al riesgo, al disponer de menor capital son más sensibles a posibles pérdidas (Guj, 2008). En particular, el riesgo de la operación radica en su alta dependencia de los precios internacionales, así como en la

incertidumbre operativa y financiera (Manrique & Sanborn, 2021).

En este contexto, se presenta el caso de estudio de Caral Minerals, una empresa que, por sus características financieras y operativas, se enmarca en la categoría de minera junior: una compañía en etapa temprana, financiada con capital propio y altamente sensible al precio del oro. Por su escala de producción, es comparable además a las unidades de pequeña minería del sector. Su principal actividad económica es la venta de concentrados de oro. La compañía cuenta con dos meses de operación y un portafolio enfocado en la comercialización de concentrados con un número reducido de trabajadores y contratistas, lo que implica una estructura de costos laborales fijos elevados. Caral Minerals está conformada por dos ingenieros de minas con experiencia en grandes compañías internacionales. En cuanto al proceso productivo, el mineral es procesado en plantas concentradoras tercerizadas y posteriormente vendido a una comercializadora, con la cual la empresa mantiene negociaciones en curso que incluyen adelantos de dinero y acuerdos de financiamiento. Sin embargo, Caral Minerals aún carece de un sistema de control financiero y de un presupuesto estructurado, operando en gran medida bajo una lógica de corto plazo, en la que las decisiones de seguir operando o detenerse se toman mes a mes en función de la cotización del oro. Como consecuencia, la proyección de ingresos futuros está sujeta a altos niveles de volatilidad en los precios del oro.

El presente trabajo de investigación tiene como principal pregunta de investigación: ¿De qué manera la incertidumbre de los precios del oro afecta los flujos de caja y el riesgo financiero de Caral Minerals en el contexto del sector minero *junior* peruano? En función de ello, se plantea la hipótesis de que la incorporación de escenarios de incertidumbre al precio del oro en los flujos de caja de Caral Minerals permitirá obtener distribuciones de resultados que mejoren la evaluación de la viabilidad de sus proyectos y generen aprendizajes aplicables al sector minero.

La relevancia y justificación de este estudio se basa en tres aspectos fundamentales. En primer lugar, el precio constituye una variable determinante en los ingresos de las empresas mineras; sin embargo, todavía existe escasa literatura y aplicación práctica sobre cómo incorporar esta incertidumbre. En segundo lugar, Caral Minerals se encuentra en etapa temprana y, por lo tanto, requiere de herramientas predictivas que le permitan anticipar si le resulta viable continuar operando en el corto plazo y tomar decisiones de viabilidad. El modelo propuesto no busca ser comparable a la evaluación integral de un proyecto minero de gran escala, sino ofrecer al dueño de la minera junior, que es de escala menor, una señal oportuna de viabilidad frente a la volatilidad del precio del oro. Finalmente, este trabajo aporta al campo académico al incorporar técnicas econométricas de series de tiempo incorporadas a una simulación de Monte Carlo y métricas de riesgo en un caso real contribuyendo a cerrar la brecha entre la teoría y la práctica minera.

CAPÍTULO I. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Entender la incertidumbre inherente a los proyectos mineros es necesario para buscar soluciones innovadoras. Por ello, la siguiente revisión de literatura buscará sintetizar los esfuerzos pasados en este ámbito, así como las distintas problemáticas que cada uno de estos supuso.

1. Características de las mineras junior

Entender las dinámicas y características de las mineras *junior* es un proceso complicado. Un primer acercamiento a ello se hizo mediante un estudio sobre las etapas de las empresas mineras *junior* realizado por Nunez-Picado et al. (2022), quienes, a través de una serie de entrevistas con diversos actores involucrados en este tipo de compañías, identificaron tres etapas principales. Primero, la etapa de emergencia, donde se hacen los primeros estudios geológicos, manejos de concesiones y otros procesos iniciales. Aquí la inversión inicial es influenciada por los riesgos intrínsecos de la industria minera, la sensibilidad a las condiciones financieras internacionales y favorecida por una política que busque fomentar la inversión extranjera. Luego sigue la etapa de establecimiento, caracterizada por la compra de equipos mineros pequeños y primeras operaciones en el yacimiento. En esta fase, la relación con el entorno político y social resulta determinante, especialmente en proyectos vinculados a metales conocidos, ya que el proyecto empieza a llamar la atención del público. Finalmente, se encuentra la etapa de mantenimiento donde se decide si continuar con la operación y mantenimiento. En esta parte, lo que más influye son los precios de los minerales y la capacidad de conseguir financiamiento para escalar los proyectos a niveles de gran minería.

Miranda et al. (2017) plantean que las mineras *junior* son proyectos de capital intensivo, largo plazo y alto riesgo, que operan en un entorno marcado por la incertidumbre. Inicialmente, se desarrollan como proyectos de exploración geológica, que necesitan mucho capital para expandirse y operar, pero su alta dependencia de los precios internacionales dificulta ello. Los autores distinguen a los riesgos privados como la incertidumbre sobre el volumen de reservas, calidad de minera, factores socioambientales vinculados a comunidades locales; y riesgo de mercados. Este último es donde la evolución de los precios de metales constituye el principal determinante de la viabilidad del proyecto. Esto muestra la necesidad de investigar más cómo medir esa volatilidad que los precios provocan.

Por consiguiente, se reconoce que existen diversas definiciones para una minera junior. Para los fines de esta investigación, se define a las *junior* como proyectos de alto riesgo, con una vida útil menor a tres años, ingresos inferiores a 50 millones de dólares según el Metals Economic Group (MEG), y que, por encontrarse en sus primeras etapas, operan con capital propio y poseen un

potencial geológico que les permite crecer en el tiempo.

2. Metodologías empleadas para la medición de la incertidumbre

Por otro lado, la incertidumbre del proyecto generada por los precios también influye en los riesgos que asume un proyecto. Baur (2014) realiza una revisión de la influencia de los precios del oro en 41 mineras y encuentra que la sensibilidad de estos es cercana a 1, las acciones de mineras de oro se mueven alrededor de 0.7% por cada 1% de cambio en el precio del oro (semanal) y cerca de 1.1% por cada 1% (mensual), mostrando mayor exposición a plazos más largos. Esto caracteriza el hecho de que precios influyen en los flujos y decisiones de inversión de las mineras.

Una forma de abordar la incertidumbre se da a través del uso de árboles de decisión y simulaciones ante diferentes situaciones probables; o en casos más especializados el uso de opciones reales. Pero, según lo reportado, en la minería, aún predomina el uso de métodos tradicionales de valoración como NPV y TIR, que ignoran estas posibles flexibilidades y suponen un plan fijo, a pesar de que se puede realizar un análisis de sensibilidad, sin embargo, sigue siendo un método de naturaleza determinística y delimitado. Por lo que, en el estudio de Savolainen (2016) se muestra que la evolución y complejización de estas metodologías ha ayudado a la valorización de la incertidumbre en diferentes etapas de un proyecto minero, como la exploración, desarrollo y extracción; optimizando la previsión de los ingresos, costos, entre otros. Sin embargo, a pesar de los avances, su aplicación práctica sigue limitada por la complejidad matemática y la falta de integración en estándares de valoración minera.

En este contexto, una de las principales fuentes de incertidumbre es el precio del oro, ya que incide directamente en los ingresos y la viabilidad financiera de las empresas mineras. Por ello, resulta esencial modelar su comportamiento a lo largo del tiempo. La evidencia muestra que las mineras no responden de forma inmediata a cada variación del precio, sino que ajustan sus decisiones de cierre y reapertura cuando el precio del oro se aproxima a su punto de equilibrio operativo, es decir, cuando los ingresos dejan de cubrir los costos de operación. Debido a los costos asociados a cerrar y reabrir una mina, existe un rango de precios en el que la operación se mantiene sin cambios, y la reapertura suele darse a un ritmo más lento que el cierre (Moel & Tufano, 2002). Los precios proyectados influyen de manera directa en la planificación de la producción, pues condicionan las decisiones sobre capacidad operativa, el uso de equipos y la estrategia de explotación. Asimismo, los cambios en los precios pueden llevar a modificar el procesamiento del mineral o la secuencia de extracción, adaptando la producción a las condiciones del mercado. Finalmente, el empresario puede optar por almacenar el mineral para aprovechar una futura alza en los precios o utilizarlo en caso de una paralización temporal de la

mina (Savolainen, 2016).

Otra propiedad del precio del oro, igualmente relevante para la elección del modelo econométrico, es su respuesta asimétrica y no lineal frente a distintos tipos de choque. Baur y McDermott (2010) estudian la relación entre el precio del oro y los retornos bursátiles en 53 mercados durante treinta años, y documentan que dicha relación no es estable: en condiciones normales el oro puede covariar positivamente con las acciones, pero cuando los mercados sufren caídas extremas, definidas como los percentiles 5% y 1% de la distribución de retornos, el oro exhibe correlación negativa o nula, actuando como refugio de valor. Para capturar esta dinámica cambiante, los autores especifican un modelo donde el coeficiente de sensibilidad del oro varía según el régimen del mercado, controlando la heterocedasticidad con un proceso GARCH(1,1).

Lo que esta evidencia revela, más allá del debate sobre el *safe haven*, es una característica intrínseca del oro: las malas noticias y los episodios de estrés financiero generan en este activo una respuesta de volatilidad distinta y más intensa que los choques positivos de igual magnitud. Dicho de otro modo, el oro no procesa simétricamente la información del mercado. Esta asimetría tiene una implicancia metodológica directa: los modelos GARCH estándar, al tratar todo choque por igual independientemente de su signo, resultan insuficientes para capturar esta dinámica. El modelo GJR-GARCH, en cambio, incorpora un término adicional que sobrepondera el impacto de las innovaciones negativas en la ecuación de varianza condicional, alineándose con la evidencia empírica reportada por Baur y McDermott (2010) y justificando su uso como especificación preferida en este trabajo.

En la literatura empírica sobre el oro, Batten et al. (2010) analizan qué factores macroeconómicos explican la volatilidad de los metales preciosos en el periodo 1986–2006. Sus resultados muestran que, en el caso del oro, la volatilidad está más vinculada a variables del entorno monetario. Esta dinámica se ha mantenido vigente en el ciclo reciente: tal como documenta CBS News (Leicht, 2026), durante 2025 el precio del oro alcanzó récords prácticamente semanales mientras el U.S. Dollar Index retrocedía a mínimos de varios meses, lo cual refleja la dinámica histórica de largo plazo entre ambos activos. Además, se identifican cinco canales que articulan dicha relación hacia 2026: política monetaria y tasas de interés de la Reserva Federal, expectativas de inflación, tensiones geopolíticas y demanda *safe-haven*, diversificación de reservas por parte de bancos centrales, y el posicionamiento de los inversionistas, canales que, en conjunto, refuerzan empíricamente el hallazgo de Batten et al. (2010) sobre el predominio de los determinantes monetarios en la formación del precio y la volatilidad del oro, y justifican su tratamiento como variable estocástica central en la evaluación de proyectos mineros bajo incertidumbre. Sin embargo, este patrón no se replica de forma uniforme en otros metales, particularmente en la

plata, lo que sugiere que los metales preciosos no se comportan como una clase de activo homogénea. Adicionalmente, los autores encuentran evidencia de persistencia en la volatilidad y de ciertos efectos de transmisión entre metales, lo que tiene implicancias relevantes en términos de riesgo y diversificación. No obstante, el análisis se mantiene en un plano principalmente estadístico, sin traducir estos resultados en impactos concretos sobre flujos de caja o decisiones de inversión en proyectos mineros, lo que deja espacio para enfoques aplicados que integren explícitamente la volatilidad en la valoración. Esta misma brecha se observa en los estudios que han aplicado ARIMA-GARCH al precio del oro con fines predictivos: Lima et al. (2010), Kocak y Un (2014) y Mardianto et al. (2024) se enfocan en identificar la especificación con mejor ajuste predictivo, pero ninguno conecta sus proyecciones de precio con los flujos de caja de una operación minera real ni evalúa qué tan viable resultaría el proyecto bajo esos escenarios de precio.

Esta desconexión entre la literatura de modelación de precios y la de evaluación de proyectos mineros bajo incertidumbre es, precisamente, uno de los vacíos que motiva el presente trabajo. Los estudios dedicados a proyectar el precio del oro se preocupan por la precisión del pronóstico; los estudios de valorización minera, por su parte, modelan el precio como una variable aleatoria simple, típicamente distribución normal o log-normal, sin explotar la estructura temporal y los clústeres de volatilidad que caracterizan la serie histórica. Ninguno de los trabajos revisados integra ambas dimensiones: un modelo econométrico que capture la dinámica real del precio y, a partir de él, una simulación de Monte Carlo aplicada directamente a los flujos de caja de una empresa minera. Esta integración es la que propone el presente estudio para el caso de Caral Minerals.

3. Proyectos mineros que incorporan la incertidumbre

Estudios recientes retoman la literatura previa e incorporan mejoras metodológicas para incrementar la validez y aplicabilidad de los resultados. En la mina de Sari Gunay (Irán) se evaluaron 22 escenarios, la mitad bajo escenarios de certidumbre y la otra mitad bajo escenarios de incertidumbre en el precio del oro con árbol binomial y simulación de Monte Carlo, así como variaciones en la tasa de producción y en los costos de producción. Bajo certidumbre, se hallaban menores NPV de los proyectos que cuando se incorporaba al análisis las posibles variaciones en el tiempo (Sohrabi et al., 2022).

Kamel et al. (2023), en un estudio aplicado a la mina de Abu Tartur, comparan cuatro enfoques. El primero, el determinista; precio incierto con opciones reales en precios; segundo, Monte Carlo para precio; tercero, Montecarlo con precio y opex; y último, Monte Carlo con siete parámetros (precio, OPEX, ley, recuperación, tasa, inflación e impuestos). El DCF base arroja un NPV de

US$ 2.26 Bn; al introducir solo precio incierto vía árbol binomial, el valor cae cerca de 6%; al simular precio y OPEX disminuye alrededor de 4%; y, al ampliar la simulación a siete variables, el NPV se eleva aproximadamente 34%.

Por su parte, Ugwuegbu (2013) en la mina de Segilola (Nigeria) usó data histórica y asignó distribuciones a las diferentes variables mediante Monte Carlo. Con datos fijos, el proyecto no sería viable con un NPV de US$ -7.46 mm, mientras que con incertidumbre se lograba una media de NPV de US$ 30.79 mm y desviación estándar de US$ 58.26 mm, con una probabilidad de ser un proyecto viable del 69%.

Por otro lado, Aminrostamkolaee et al. (2017) valoran un proyecto minero hipotético incorporando la incertidumbre del precio y del tipo de cambio con métodos numéricos (*finite difference method y radial basis functions*). En el estudio se muestra que, si la volatilidad del precio sube de 20% a 40%, el valor del proyecto cae de US$ 22.3 mm a US$ 14.8 mm. Por lo que, se demuestra la importancia de la volatilidad de los precios en los ingresos mineros. Miranda et al. (2017) también concluyen que la flexibilidad gerencial otorga un valor económico estratégico que el DCF ignora. Para el caso de estudio, la valoración tradicional resultó ser negativa, mientras que la inclusión del valor de las opciones transformó el proyecto en una inversión viable con un VPN positivo.

Por su parte, Meneses Rendic (2019) realizó una investigación donde identificó la falta de planificación de las minas ante la volatilidad de precios. Por lo que, el objetivo fue crear una metodología flexible que incluya distintos escenarios de precios con el fin de mejorar el valor del VAN y reducir el VaR del proyecto. Por consiguiente, se aplicaron 2 casos de estudio: uno conceptual y otro real. En relación con el primero, se realizaron 50 simulaciones de precios con lo cual se logró aumentar el VaR del proyecto entre 6 y 11% frente al plan rígido, lo cual permitió mejorar la estabilidad del flujo de caja. Respecto al segundo caso, se trabajó con una mina a cielo abierto real, donde se realizaron 99 simulaciones de precios y 4 planes alternativos de operación donde se consiguió aumentar el VAN esperado en 13% respecto al tradicional y se incrementó el VaR en un 5%.

Por otro lado, Vila y Zafra (2019) realizaron un modelo de gestión de riesgos para optimizar el beneficio de minas subterráneas, tomando como caso la Mina San Cristóbal del Grupo Volcán. La investigación la realizaron en tres fases: primero, un modelo determinístico, luego, un modelo estocástico sin gestión de riesgos, y finalmente, un modelo estocástico con gestión de riesgos. En el trabajo se aplicó simulación Monte Carlo con @Risk. Las variables que fueron elegidas para modelar la incertidumbre fueron la ley de cabeza del mineral (Zn, Pb, Ag), la recuperación metalúrgica y el OPEX variable unitario. Dentro de los resultados se encontró que el VAN del

modelo de la simulación sin gestión de riesgos era de US$ 181mm, con una probabilidad de éxito del 75% en comparación con el VAN de la simulación con gestión de riesgos que era de US$ 207mm con una probabilidad de éxito del 85%. Con esto se observa que incorporar la gestión de riesgos operativos permite aumentar el valor del proyecto (+14%) y reducir la variabilidad del VAN, logrando planes de producción más realistas y sostenibles.

Finalmente, Franco Sepúlveda (2017b) desarrolló un modelo de planeamiento minero estocástico para la explotación a cielo abierto de depósitos polimetálicos, incorporando incertidumbres geológicas y de mercado con el objetivo de maximizar el VPN del proyecto y minimizar posibles riesgos operativos. Dentro del modelo se incorporaron variables aleatorias, como el precio del mineral y la ley de bloque; además, se consideraron variables de decisión como las leyes de corte, el ritmo de minado y la vida útil de la mina. La función objetivo consistía en maximizar el VPN esperado del proyecto, incluyendo una distribución de probabilidad para cada variable incierta.

Para ello, se utilizó un método híbrido que evalua miles de escenarios posibles de precios, leyes y costos, calculando el VPN en cada caso. Esta metodología permitía obtener mejores soluciones en comparación con modelos analíticos exactos. Entre otras conclusiones relevantes del estudio, se identificó que las leyes de corte dinámicas y la vida útil endógena de la mina son variables clave para maximizar el VPN. Asimismo, se destacó la importancia de incorporar la incertidumbre geológica y de mercado para alcanzar resultados más realistas y sostenibles (Franco Sepúlveda, 2017b).

Más allá de las diferencias, persiste un vacío común; ninguno ha aplicado este tipo de enfoque integrado a una empresa minera junior en el Perú. Los casos analizados corresponden a operaciones en otros contextos (Irán, Egipto, Nigeria, Chile, España), con horizontes de largo plazo y estructuras financieras más robustas que las de una junior de reciente creación. Topal (2008) comparó DCF, árbol de decisión, Monte Carlo y opciones reales, mostrando que los métodos estocásticos ofrecen una apreciación más rica del VPN; sin embargo, modeló el precio con distribuciones simples, sin recurrir a modelos econométricos. Esta limitación es representativa de la literatura: los estudios de caso suelen simular sobre supuestos básicos para el precio del commodity, mientras que la familia ARIMA-GARCH permanece desconectada de la valorización financiera. A ello se suma la escasa atención a empresas en etapas tempranas, donde la menor formalización amplifica el impacto de la incertidumbre sobre la viabilidad.

En conjunto, estos vacíos, la ausencia de integración entre modelación econométrica y valorización estocástica, pocos estudios en juniors peruanas, y la escasa atención a la volatilidad dinámica del precio del oro, justifican el enfoque propuesto, que aplica estas herramientas a un caso real con métricas de riesgo explícitas, ofreciendo una visión más enfocada en la viabilidad.

CAPÍTULO II. MARCO ANALÍTICO Y METODOLOGÍA

Para evaluar si la incorporación de incertidumbre en el precio del oro mejora la evaluación de viabilidad de Caral Minerals y genera aprendizajes para el sector minero junior peruano, se adopta un enfoque en dos etapas: primero, modelar el precio del oro con la familia ARIMA-GARCH; segundo, aplicar una simulación de Monte Carlo a los flujos de caja para un horizonte de seis meses. Sobre los flujos resultantes se calculan medidas de riesgo (VaR, CVaR y SVaR) para cuantificar cómo varía la viabilidad del proyecto al incorporar explícitamente la incertidumbre.

1. Modelación de los retornos del oro

La modelación del precio del oro enfrenta desafíos que los enfoques clásicos no logran resolver del todo. Shafiee y Topal (2010) analizan la serie histórica del precio nominal del oro entre 1968 y 2008 y confirman, mediante la prueba ADF, que la serie es no estacionaria en niveles pero estacionaria en primeras diferencias, lo que descarta el uso directo de modelos que asuman estacionariedad. Sin embargo, su aporte más relevante va más allá de la raíz unitaria: identifican que la dinámica del precio no puede describirse solo con tendencia y ruido aleatorio, pues la serie exhibe episodios prolongados de jumps y dips cuya magnitud supera sistemáticamente los rangos de volatilidad usuales. Al modelar estos episodios como un tercer componente con variables dummy y compararlo contra un ARIMA estándar, obtienen menores errores en RMSE y MAE, evidenciando que omitir la estructura de saltos deteriora concretamente la calidad del pronóstico. Para una empresa como Caral Minerals, esta evidencia refuerza la necesidad de usar modelos que capturen tanto la dependencia temporal de los retornos como la posibilidad de movimientos abruptos.

Esta necesidad de capturar movimientos abruptos no es exclusiva del trabajo de Shafiee y Topal (2010). Otras corrientes en la literatura también identificaron la necesidad de modelar la incertidumbre en proyectos mineros, en especial sobre los precios de los metales, por la volatilidad que tenían y su impacto en el flujo, sin descartar la importancia de otras variables relevantes en el flujo (Aminrostamkolaee et al., 2017; Dehghani et al., 2014; Kamel et al., 2023; Miranda et al., 2017; Sohrabi et al., 2022; Ugwuegbu, 2013). Sin embargo, estas suelen modelar los precios por metodologías clásicas derivadas del uso de opciones reales en precios. Para modelar el precio del oro en este estudio se propone usar la familia ARIMA-GARCH. Esto se ha hecho en el pasado, pero únicamente enfocándose en la predicción y no en su aplicación a los flujos de la operación minera (Lima et al., 2010; Kocak & Un, 2014; Mardianto et al., 2024), donde se evalúan distintas versiones del ARMA o de la parte GARCH. Asimismo, se suele utilizar dos series, la del precio del oro $x_t = \ln P_t$ y la de retornos, caracterizada con la ecuación: $r_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$.

Siguiendo la metodología Box-Jenkins (Box et al., 2008), se verifica la estacionariedad de la serie mediante las pruebas ADF y KPSS, confirmando que el precio del oro presenta raíz unitaria y requiere diferenciación (Mardianto et al., 2024; Shafiee y Topal, 2010). A continuación, se identifican los órdenes AR(p) y MA(q) a través de las funciones ACF y PACF, se estiman los modelos candidatos y se selecciona el más adecuado según los criterios BIC, AIC o SC (ver Anexo 1), verificando la ausencia de autocorrelación en los residuos mediante la prueba de Ljung-Box. Para evaluar la varianza condicional, esta misma prueba se aplica sobre el cuadrado de los residuos y se complementa con la prueba ARCH-LM; si ambas rechazan su hipótesis nula, se confirma la presencia de clústeres de volatilidad y se justifica el uso de un modelo GARCH (Box et al., 2008).

2. Modelo ARIMA-GARCH

Similar a lo observado en Xiang (2022), el modelo ARIMA (p_a, d, p_b) busca usar información del pasado y presente para predecir información futura a corto plazo. Una equivalencia al ARIMA, es $r_t = \Delta^d x_t$ de donde se obtiene el ARMA (p,q), previamente diferenciado "d" veces. Esta última expresión resulta útil, ya que, una vez finalizada toda la modelación, se podría integrar r_t para así obtener la predicción de x_t. La versión base mantiene un modelo con un residuo con $a_t \sim WN(0, 1)$.

Sin embargo, para capturar mejor las dinámicas de los precios de los commodities se modela con un proceso GARCH (h_a, h_b) como lo planteó originalmente, Bollerslev (1986). En este se define a la variable $\epsilon_t = \sigma_t a_t$ como un ruido con heterocedasticidad condicional, donde σ_t que es la desviación estándar condicional que depende de valores pasados de σ_t y ϵ_t se caracteriza como:

$$\sigma_t = \sqrt{w + \sum_{i=1}^{h_a} \alpha_i \, \epsilon_{t-i}{}^2 + \sum_{j=1}^{h_b} \beta_j \, \sigma_{t-j}{}^2}$$

Con ello, y si se junta a la versión base del ARIMA, se puede llegar al modelo ARIMA (pa, d, pb) / GARCH (ha, hb) de la variable de precios xt o si se usa $rt = \Delta dxt$ a un modelo ARMA (pa, pb) / GARCH (ha, hb) de los retornos.

$$r_t - \mu = \sum_{i=1}^{p_a} \emptyset_i \, (r_{t-i}) + \sum_{j=1}^{p_b} \theta_j \, a_{t-j} + a_t$$

Estudios pasados como Mardianto et al. (2024), destacan al modelo GJR-GARCH como una

opción superior al modelo base, el cual está caracterizado por sobreponderar los choques negativos en la volatilidad de las series, con una dummy $1_{\{\epsilon_{t-i}<0\}}$. En su estudio, este modelo llega a ofrecer predicciones ligeramente más precisas para esta serie que los modelos tradicionales de ML o ARIMA-GARCH. Se caracteriza por:

$$\sigma_t = \sqrt{w + \sum_{i=1}^{h_a} \alpha_i \, \epsilon_{t-i}{}^2 + \sum_{j=1}^{h_c} \gamma_j \, \epsilon_{t-i}{}^2 \, 1_{\{\epsilon_{t-i}<0\}} + \sum_{j=1}^{h_b} \beta_j \, \sigma_{t-j}{}^2}$$

Con el fin de comparar el ajuste del modelo, se utilizarán diversas medidas planteadas por Box et al. (2008). Primero, el Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sirve para evaluar la eficacia del modelamiento y medir cuánto es el % de error entre el valor predicho y el real. Se espera obtener el menor valor posible, ya que indicaría una mejor predicción. Segundo, el Root Mean Square Error (RMSE) es la raíz de la media de los errores cuadrados y cuantifica el nivel de discrepancia entre valores predichos y valores reales. Se esperaría que a menores niveles de RMSE, mejor el ajuste (ver Anexo 2). Plantear rigurosamente estos modelos permite caracterizar con precisión la estructura de los retornos y, consecuentemente, mejorar la predicción de la componente de incertidumbre incorporada en los precios.

3. Valorización por Montecarlo

La valoración de proyectos mineros ha evolucionado para incorporar la incertidumbre de manera más explícita. El método tradicional de Flujo de Caja Descontado (DCF) calcula un único Valor Presente Neto (VPN) basado en un conjunto fijo de supuestos, una debilidad crítica en el contexto minero dada su naturaleza estática, a pesar de que se puedan sensibilizar algunas variables, el DCF o VPN estocástico presenta mayores ventajas. En el caso de las mineras, una de las variables con mayor incertidumbre e importancia es el precio del oro (Franco-Sepúlveda et al., 2017a). Para la modelación de esta tesis se considerará una sumatoria de flujos de la empresa de estos siguiendo la metodología de Vayas-Ortega et al. (2020) (ver Anexo 3 y Anexo 4) ajustada al caso de Caral Minerals. Esto genera una distribución y estadísticos como valor esperado, mediana, entre otros. La unión entre el modelamiento dado en la sección de la predicción de los retornos del oro y la simulación de Montecarlo que llevaremos será mediante los estadísticos dados de las predicciones.

4. Métricas de riesgo financiero aplicadas a la evaluación de proyectos

La distribución del VPN generada por la simulación permite cuantificar el riesgo a la baja del proyecto. La medida más conocida es el Valor en Riesgo (VaR), la cual cuantifica un punto de corte de los escenarios riesgosos con cierto nivel de confianza. Sin embargo, en el trabajo de

Artzner et al. (1999) se demostró que el VaR no es una medida de riesgo "coherente" porque no siempre cumple con la propiedad de subaditividad. Esto significa que el VaR de una cartera

diversificada podría ser mayor que la suma de los VaR de sus componentes individuales, contradiciendo el principio de diversificación. Por ello, en este trabajo se define la medida como: $Var_\alpha(VPN) = Q_\alpha(VPN)$

Como alternativa, la literatura propuso el Valor en Riesgo Condicional (CVaR), también conocido como Expected Shortfall (ES). Autores como Acerbi & Tasche (2002) y Rockafellar & Uryasev (2002), demostraron que el CVaR sí es una medida de riesgo coherente. El CVaR no solo indica el umbral de una pérdida extrema, sino que mide la pérdida esperada dado que se ha superado dicho umbral, capturando así mejor la severidad de los eventos de cola. Por ello, en este trabajo se define el CVaR como: $ES_\alpha(VPN) = E[VPN|VPN \leq VaR_\alpha(VPN)|]$

Finalmente, como respuesta a las crisis financieras, los reguladores introdujeron el VaR Estresado (SVaR), que requiere que el VaR se calibre utilizando datos de un período histórico de "estrés financiero significativo", proporcionando una medida de riesgo más conservadora (Alexander, Baptista, & Yan, 2013). Se define el SVaR como $SVaR_\alpha(VPN) = Q_\alpha(VPN^\omega)$. Estas métricas permiten cuantificar el riesgo de los posibles escenarios para evaluar si el proyecto sería viable

5. Metodología

5.1 Datos

5.1.1 Datos del mercado del oro

Se empleó el precio spot del oro "LBMA Gold Bullion (USD/oz)" obtenido de S&P Global (Capital IQ) para el periodo del 1 de enero de 2021 al 31 de diciembre de 2025, capturando distintos regímenes de mercado, incluyendo la alta volatilidad de 2022 y el rally alcista de 2024-2025. Los datos fueron depurados para eliminar valores faltantes y otras periodicidades se obtuvieron bajo la misma metodología.

5.1.2 Datos de la empresa Caral Minerals

Caral Minerals, ubicada en Huaral, se dedica a la producción de concentrados bulk con alto contenido de oro (>90%) y plata. La empresa explota un yacimiento de vetas auríferas mediante minería subterránea, y por su escala de producción se ubica dentro de los parámetros de la pequeña minería.

Es importante precisar que la caracterización de Caral Minerals como empresa junior y su escala, propia de la pequeña minería, no son categorías contradictorias, sino complementarias y de

naturaleza distinta. La pequeña minería corresponde a una categoría administrativa establecida por la legislación peruana, determinada por la extensión de la concesión (hasta 2,000 hectáreas) y la capacidad instalada de producción y beneficio (hasta 350 TM/día), según el artículo 91 del Texto Único Ordenado de la Ley General de Minería (MINEM, 1992). El término junior, en cambio, responde a una clasificación económico-funcional ampliamente utilizada en la industria, que describe a empresas en etapas tempranas de desarrollo, financiadas con capital propio, con alta sensibilidad al precio de los metales y un potencial geológico aún en consolidación (Álvarez, 2015). En el caso de Caral Minerals, ambas caracterizaciones coinciden: su escala de producción se ubica dentro de los parámetros de la pequeña minería, al tiempo que presenta los rasgos económicos propios de una minera junior descritos en el Capítulo I, lo que justifica su tratamiento como tal a lo largo de este trabajo.

La planta de flotación tercerizada, conectada a la red eléctrica, opera aproximadamente 25 días al mes con una capacidad de 350 toneladas diarias y una tasa de recuperación cercana al 80%. La ley de cabeza alcanza los 3.5 gramos por tonelada y el concentrado final presenta una ley promedio de 30 gramos de oro por tonelada. La mina se ubica a unos 80 kilómetros de la planta, con relaves dispuestos en una relavera contigua, y un costo operativo promedio de 280 dólares por tonelada procesada.

La operación cuenta con 30 obreros y 6 empleados administrativos, y se mantiene dentro de los estándares de seguridad y medioambiente exigidos por la legislación peruana. Los riesgos ambientales son acotados dado que la mina se encuentra en una zona árida, sin lluvias ni población cercana. Hasta la fecha, la empresa ha ejecutado tres campañas con una producción acumulada de alrededor de 500 onzas de oro.

La gerencia ha manifestado preocupación por una posible caída brusca en el precio del oro en los próximos meses. Esta inquietud refuerza el objetivo central de esta investigación: proponer herramientas financieras que permitan enfrentar la incertidumbre asociada al precio del oro.

5.1.3 Información financiera complementaria

Además, se emplean los estados financieros brindados de la minera, insumos principales para realizar las proyecciones correspondientes. Esta data es privada y por ende no se adjunta en el trabajo como anexos.

5.2 Modelamiento

La implementación computacional se realizó en Python utilizando las librerías statsmodels y arch. El procedimiento se estructura en dos etapas secuenciales. En la Etapa 1, se sigue toda la metodología Box-Jenkins para estimar la media ARMA, se verifica la presencia de efectos ARCH

y se estima la varianza condicional con las especificaciones GARCH y GJR-GARCH, seleccionando el mejor modelo según AIC/BIC. Se adopta una distribución t-Student para las innovaciones, dada la asimetría y colas pesadas observadas en la serie. Los parámetros estimados y el estado final del modelo se exportan como insumos directos para la Etapa 2.

En la Etapa 2, se ejecuta una simulación de Monte Carlo con N = 50k trayectorias sobre un horizonte de 6 meses. Se implementan dos escenarios; el primero es el escenario base con la varianza condicional estimada al cierre de la muestra, y un escenario de estrés que cuadruplica dicha varianza inicial. Para cada trayectoria se computa el precio promedio mensual y se calcula el flujo de caja libre mensual, únicamente para dicho periodo (ver Anexo 4). El ingreso se determina mediante una función NSR calibrada con datos reales de la empresa y la cantidad de mineral procesado crece a una tasa mensual del 3%. Los costos operativos incluyen costos fijos de galería y chimenea (US$ 41,000/mes), procesamiento en planta (US$ 56/TM), un overhead del 20% sobre costos directos, y gastos administrativos de US$ 40,000/mes. El CAPEX contempla US$ 494,000 en el mes 1 y US$ 5,000/mes de mantenimiento para los meses 2 a 6. Las necesidades operativas de fondos (NOF) se calculan a partir de un período de cobro de 15 días pactado con la comercializadora de concentrados, lo que implica una inversión inicial significativa en capital de trabajo en el Mes 1 y variaciones marginales en los meses siguientes que escalan con el crecimiento de las ventas. La tasa impositiva es del 29.5% y el WACC anual de 17.75% (1.37% mensual) compuesto solamente por el costo del patrimonio, brindadas por el equipo interno de la compañía.

Es importante señalar que el precio del oro es la única variable incierta del modelo, ya que es la que se proyecta de forma aleatoria a lo largo de las simulaciones. El resto de los parámetros del flujo de caja, como los volúmenes de producción, los costos operativos, el CAPEX y las necesidades operativas de fondos, se mantienen fijos y provienen de la información operativa histórica de la empresa y de las proyecciones validadas por su equipo interno, es decir, no se determinan dentro del modelo sino que se ingresan como datos externos (variables exógenas). Se adoptó la decisión de no incluir valor terminal, de modo que el VPN del FCL refleje exclusivamente la viabilidad operativa en el horizonte de corto plazo, es decir, responder si es viable en los próximos 6 meses o no.

Entre los metales del concentrado, solo se modela el precio del oro como variable incierta por ser el principal determinante de los ingresos y, por tanto, de la viabilidad del proyecto. La plata y el plomo se mantienen en su nivel inicial dentro del flujo de caja, por lo que no se excluyen del análisis. Modelarlos como inciertos añadiría complejidad sin alterar materialmente la evaluación, dado su menor peso relativo y la distinta dinámica de sus precios respecto al oro.

CAPÍTULO III. ANÁLISIS DE RESULTADOS

1. Sección Empírica

1.1. Estadísticos Descriptivos de la serie del oro

La serie de precios del oro LBMA (USD/oz) presenta una tendencia alcista pronunciada durante el periodo de estudio. El precio osciló entre US$ 1,628.00 y US$ 4,539.16 por onza troy, abriendo en US$ 1,800.30 el 3 de enero de 2022 y cerrando en US$ 4,324.67 el 31 de diciembre de 2025 (ver Anexo 6). Desagregando por año, los retornos anuales fueron: 0.85% en 2022, 13.24% en 2023, 27.11% en 2024 y 65% en 2025 (Jury, 2026), lo cual evidencia una aceleración significativa del rally en los últimos dos años de la muestra.

Los estadísticos descriptivos de los retornos logarítmicos diarios arrojan una media de 0.084% (equivalente a un retorno anualizado de 21.19%), una desviación estándar diaria de 0.96% (volatilidad anualizada de 15.19%), un coeficiente de asimetría negativo de –0.43 y una curtosis de exceso de 2.33. La prueba de Jarque-Bera rechaza con contundencia la hipótesis de normalidad ($JB = 268.26$, $p < 0.001$), confirmando la presencia de colas pesadas y asimetría negativa en la distribución de retornos. Por ello, se optó por una distribución t-Student en lugar de la normal gaussiana para modelar las innovaciones.

1.2. Verificación de Estacionariedad

Para verificar la estacionariedad, se aplicaron las pruebas ADF y KPSS tanto a la serie de log-precios como a la de retornos, ambas con especificación de constante y tendencia (ver Anexo 11). Los resultados coinciden en que la serie de log-precios es integrada de orden uno, I(1), mientras que la serie de retornos es estacionaria, I(0), confirmando que se requiere una diferenciación (d=1) para trabajar con los retornos.

1.3. Identificación del orden ARMA y selección del modelo

Se analizaron las funciones ACF y PACF de los retornos hasta 20 rezagos (ver Anexo 7), con una banda de significancia al 95% de ±0.0607 (N = 1,042). Los resultados mostraron que ningún rezago individual presenta autocorrelación significativa en los primeros 15 rezagos, lo que sugiere una estructura débil de dependencia temporal consistente con mercados financieros eficientes. Solo el rezago 16 mostró significancia tanto en ACF (-0.078) como en PACF (-0.082).

Se realizó un barrido exhaustivo de modelos ARIMA(p,1,q) para $p \in \{0,1,2,3\}$ y $q \in \{0,1,2,3\}$, estimados por máxima verosimilitud, los 15 modelos que convergieron se compararon según AIC y BIC (los 5 mejores candidatos se presentan en el Anexo 12).

El modelo ARIMA(1,1,0) obtuvo el menor AIC y BIC, empatando con el ARIMA(0,1,1). Se seleccionó el ARIMA(1,1,0), debido a que era el que mejor se alineaba según el criterio de parsimonia y por una mejor interpretación directa como un proceso autorregresivo de primer orden. El coeficiente AR(1) estimado fue de -0.035 ($p = 0.174$), indicando una leve autocorrelación negativa de primer orden que, si bien no es individualmente significativa, mejora el ajuste del modelo.

1.4. Detección de efectos ARCH y estimación GARCH

La heterocedasticidad condicional fue confirmada usando la prueba de Ljung-Box, que se realizó sobre los residuos del ARIMA y sus cuadrados. En ningún rezago se evidenció autocorrelación relevante en los residuos del modelo de media ($p > 0.73$ para todos los rezagos analizados), lo cual confirma que la media está bien especificada. No obstante, la autocorrelación fue altamente significativa en los residuos cuadráticos: rezago 5 ($LB = 68.89$, $p < 0.001$), rezago 10 ($LB = 94.39$, $p < 0.001$) y rezago 20 ($LB = 121.48$, $p < 0.001$). La existencia de clústeres de volatilidad se demuestra con este resultado, lo que avala la estimación de un modelo de varianza condicional (ver Anexo 8).

Se utilizó un método de estimación en dos etapas: la media, calculada con ARIMA(1,1,0), y después la varianza condicional sobre los residuos, multiplicados por 100 para optimizar la convergencia numérica. Se realizó una comparación entre cinco especificaciones, todas las cuales presentaban una distribución t-Student (ver Anexo 13).

El modelo ganador fue el ARIMA(1,1,0) + GJR-GARCH(1,1), que obtuvo el menor AIC (2,753.24) y BIC (2,777.98), superando al GARCH(1,1) estándar por más de 13 puntos en AIC (ver Anexo 14 para más detalle de los resultados).

La estadística muestra que todos los parámetros de la varianza condicional son significativos. La volatilidad presenta alto nivel de persistencia ($\alpha_1 + \beta_1 + \gamma_1/2 = 0.953$), que sugiere que los choques en la volatilidad son duraderos, lo cual es congruente con la literatura de commodities. Los grados de libertad de la distribución t de Student ($\nu = 6.56$) muestran colas mucho más pesadas que la distribución normal, lo que respalda la elección de la distribución a utilizar.

Algo especial que encontramos al realizar la estimación es que el coeficiente presenta un signo negativo ($\gamma_1 = -0.109$). Esto quiere decir que, de acuerdo con esta serie, los choques positivos son más volátiles que los negativos de similar magnitud. Este resultado no se ajusta a la pauta observada en la volatilidad de acciones (donde los choques negativos suelen mostrarse como más volátiles, el conocido efecto leverage), pero sí resulta coherente con la naturaleza del oro como

activo de refugio. Probablemente, dado que en los precios tienden a crecer muy abruptamente durante episodios de crisis, la volatilidad se amplificará si la subida se replica, mientras que, en caso de las bajadas, la caída producida por dicha venta se podrá exhibir como más estable. Este hallazgo también es consistente con lo que se ha encontrado por Baur y McDermott (2010) en cuanto a la dinámica asimétrica del oro durante episodios de tensión financiera.

1.5. Diagnósticos del modelo final

Se verificó la adecuación del modelo mediante la prueba de Ljung-Box aplicada a los residuos estandarizados ($z = \varepsilon / \sigma$) y a sus cuadrados. Los resultados confirman que el modelo captura correctamente tanto la estructura de la media como la de la varianza condicional: los residuos estandarizados no presentan autocorrelación significativa en ningún rezago ($p > 0.89$ para z; $p > 0.31$ para z^2). Esto significa que no queda estructura predecible sin modelar, validando la especificación elegida.

El estado final del modelo al cierre de la muestra entrega los insumos para la Etapa 2: precio terminal P = US$ 4,324.67/oz, varianza condicional $\sigma^2 = 0.000116$, último retorno $r = -0.0078$ y grados de libertad $\nu = 6.56$.

2. Discusión de los resultados

2.1. Trayectorias simuladas de precios

Con la estimación del modelo ARIMA(1,1,0) + GJR-GARCH(1,1), se generaron 50,000 trayectorias diarias de precios del oro a un horizonte de 126 días hábiles, cuya distribución se presenta en el Anexo 9. La mediana sigue una tendencia ligeramente ascendente, consistente con la media positiva de los retornos históricos, y el abanico de incertidumbre se amplía con el horizonte, reflejando la acumulación de volatilidad condicional. Un hallazgo importante es que incluso el percentil 10 se mantiene ampliamente por encima del umbral de viabilidad operativa de US$ 2,019/oz, estimado mediante regresión lineal entre el precio medio semestral y el VPN correspondiente, lo que anticipa una alta probabilidad de viabilidad del proyecto.

2.2. Distribución del VPN y métricas de riesgo

Los resultados muestran que la probabilidad de viabilidad operativa es del 100% en ambos escenarios: ninguna de las 50,000 trayectorias simuladas presentó un VPN del FCL negativo a los seis meses (ver Anexos 15 y 16). Esto se explica por la amplia diferencia entre el precio actual del oro (US$ 4,325/oz) y el precio de equilibrio, lo que implica que el proyecto dejaría de ser viable solo si el precio del oro cayera más de un 80% en seis meses. El VPN del FCL promedio del escenario base es de US$ 796,353 con una desviación estándar de US$ 94,522. El VaR al 5%

(US$ 659,393) establece un piso financiero con 95% de confianza y el CVaR al 5% (US$ 630,583) confirma que la cola inferior no presenta eventos catastróficos, sino una caída gradual y contenida.

Bajo el escenario de estrés, el VPN del FCL medio se mantiene estable (US$ 802,778), pero la dispersión se incrementa en un 65% respecto al escenario base, con una desviación estándar de US$ 156,258. El SVaR al 5% (US$ 597,947) y el SCVaR (US$ 555,815) muestran que la severidad de la cola se amplifica bajo turbulencia extrema, aunque ambos permanecen ampliamente positivos. Adicionalmente, la distribución del VPN del FCL presenta asimetría positiva en ambos escenarios, propiedad que se acentúa bajo estrés y que es consecuencia directa del modelo GJR-GARCH. En conjunto, estas métricas permiten a Caral Minerals pasar de una evaluación binaria de viabilidad a una evaluación gradual del riesgo, cuantificando el valor generado en el peor escenario plausible y el precio mínimo del oro que sostiene la operación (US$ 2,019/oz).

2.3. Relación precio del oro y viabilidad

En el Anexo 10 se puede observar la relación entre el precio promedio del oro a seis meses y el VPN del FCL del proyecto para una muestra de 5,000 simulaciones. La relación es fuertemente lineal y positiva, confirmando que el precio del oro es, como se esperaba, el principal determinante de la viabilidad financiera del proyecto. La regresión lineal estima un precio de corte de aproximadamente US$ 2,019/oz, muy por debajo del precio actual (US$ 4,325/oz), lo que proporciona un amplio margen de seguridad.

2.4. Comparación de los resultados con la literatura

Al contrastar estos resultados con la literatura revisada (ver Anexo 19), se observa que la probabilidad de viabilidad del 100% obtenida para Caral Minerals supera ampliamente la reportada en estudios comparables, como el 69% de Ugwuegbu (2013) en Segilola. Esta diferencia se explica principalmente por el nivel récord del precio del oro durante el periodo de análisis, que ubica al proyecto muy por encima de su precio de corte; mientras que estudios como Ugwuegbu (2013) o Aminrostamkolaee et al. (2017) evaluaban proyectos en contextos de precios menos favorables o con mayor sensibilidad a la volatilidad. No obstante, coincide con la literatura en el hallazgo central: la incorporación explícita de la incertidumbre genera una evaluación más informativa que el enfoque determinístico, tal como reportan Sohrabi et al. (2022), Kamel et al. (2023) y Topal (2008).

3. Implicancias para la hipótesis de investigación

La hipótesis de investigación sostenía que la introducción de situaciones inciertas en el precio del oro, a partir del flujo de caja de Caral Minerals, daría lugar a unas distribuciones de resultados que permitirían mejoras en la evaluación de la viabilidad de sus proyectos, así como también aprender del mismo con un enfoque aplicable al sector minero junior peruano. Los resultados obtenidos apoyan esta hipótesis a tres niveles.

Por un lado, la distribución de resultados es más descriptiva que un DCF fijo. Un análisis tradicional ofrecería un único valor de VPN del FCL, pero sin indicador de dispersión. El enfoque estocástico, por el contrario, permite determinar que la desviación estándar del VPN del FCL es de US$ 94,522 en el escenario base y de US$ 156,258 bajo estrés, dándole al tomador de decisiones una medida concreta de la incertidumbre tomada respecto al proyecto.

Segundo, las métricas de riesgo ofrecen umbrales de actuación. El VaR al 5% (US$ 659,393), el CVaR (US$ 630,583) y el SVaR en condiciones de tensión (US$ 597,947) no solo afirman que el proyecto es viable incluso en escenarios adversos, sino que permiten a la gerencia tomar medidas sobre el umbral de actuación; es decir, establecer un precio mínimo para operar o un determinado nivel de cobertura a partir de un precio de corte de US$ 2,019/oz.

En tercer lugar, el análisis produce aprendizajes que pueden ser transferidos. El procedimiento usado, que consiste en la modelación econométrica de precios, la simulación estocástica de flujos y las métricas de riesgo, es un marco replicable para otras compañías junior peruanas que se encuentren con el mismo tipo de incertidumbre. El mayor aprendizaje es que no se debe caer en la complacencia debido al gran margen entre el precio actual y el de equilibrio. La situación de estrés evidencia que la dispersión puede expandirse rápidamente y que, para gestionar las finanzas a corto plazo, es fundamental contar con instrumentos para monitorear continuamente el riesgo.

4. Pruebas de Robustez

Para evaluar la estabilidad de los resultados, se implementó una prueba de robustez basada en un escenario de estrés que cuadruplica la varianza condicional inicial del modelo ($\sigma_0 = 4\sigma_t$). Bajo este escenario adverso, la probabilidad de viabilidad se mantiene en 100% y el VPN medio permanece en niveles similares al caso base (US$ 802,778), mientras que las métricas de cola siguen siendo ampliamente positivas (SVaR = US$ 597,947; SCVaR = US$ 555,815). La principal diferencia es una mayor dispersión. Es decir, la desviación estándar del VPN bajo estrés es 65% superior a la del escenario base, lo que indica que la incertidumbre de precios amplifica la variabilidad de los resultados, pero no compromete la viabilidad operativa en el horizonte evaluado.

Una segunda prueba consistió en una comparación de especificaciones GARCH, donde se estimaron 5 especificaciones alternativas de varianza condicional (GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,1), GJR-GARCH(1,1) y GJR-GARCH(1,2)). Las dos especificaciones GJR-GARCH dominaron consistentemente a las GARCH estándar tanto en AIC como en BIC, confirmando que la asimetría en la respuesta del oro es una característica robusta de la serie y no un artefacto de la especificación. La diferencia en AIC entre el GJR-GARCH(1,1) y el GARCH(1,1) fue de 13.2 puntos, una evidencia fuerte a favor de la asimetría.

Una tercera prueba fueron los diagnósticos de residuos estandarizados. La prueba de Ljung-Box aplicada a los residuos estandarizados del modelo final y a sus cuadrados no rechazó la hipótesis nula de no autocorrelación en ningún rezago evaluado (5, 10 y 20), con p-valores superiores a 0.31 en todos los casos. Esto confirma que el modelo captura adecuadamente tanto la estructura de la media como la de la varianza condicional, y que no existe evidencia de mala especificación residual.

Para evaluar la capacidad predictiva del modelo fuera de muestra, se realizó un backtesting OOS (out-of-sample) del ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1) sobre el período comprendido entre el 14 de marzo y el 31 de diciembre de 2025 (ver anexo 17). Los resultados muestran que el modelo captura adecuadamente la dinámica de la volatilidad condicional durante el período de prueba. El sigma pronosticado por el GARCH sigue de cerca la evolución del valor absoluto de los retornos diarios, sin subestimar ni sobreestimar sistemáticamente la volatilidad realizada. En cuanto a las violaciones del VaR, el modelo registró 4 violaciones al nivel del 95% y 2 violaciones al nivel del 99% a lo largo de las aproximadamente 210 observaciones del período de test, lo que equivale a tasas de error de 1.9% y 0.95% respectivamente, ambas cercanas a los niveles teóricos esperados de 5% y 1%. El gráfico de estas violaciones acumuladas al 99% confirma que las 2 violaciones registradas se mantienen por debajo de las esperadas bajo el modelo, concentrándose en el último trimestre del período, consistente con el rally alcista del oro de finales de 2025 que generó retornos extremos difíciles de anticipar para cualquier modelo. En conjunto, estos resultados validan que el modelo especificado tiene un desempeño predictivo aceptable fuera de muestra, lo que respalda la confiabilidad de las simulaciones Monte Carlo y las métricas de riesgo presentadas en las secciones anteriores.

Por último, como prueba adicional de robustez, se replicó la simulación Monte Carlo utilizando el nivel de precios del oro correspondiente al período 2018-2021, cuando la cotización del metal se encontraba en rangos sustancialmente menores a los actuales (ver anexo 18). Los resultados muestran que, bajo ese escenario de precios históricos, la probabilidad de viabilidad operativa cae a apenas 0.4% en el escenario base y 2.5% bajo estrés, con un VPN medio de US$ -114k y

US$ -112k respectivamente. Este resultado cumple una función de validación metodológica, ya que confirma que el modelo es sensible al nivel de precios y que los resultados positivos obtenidos en el análisis principal no son una casualidad de la especificación, sino que reflejan bien las condiciones actuales del mercado del oro. En otras palabras, si el precio del oro volviera a los niveles de 2018-2021, Caral Minerals enfrentaría un proyecto no viable.

5. Limitaciones de la investigación

Aunque se han logrado resultados sólidos, esta investigación presenta limitaciones que deben tomarse en cuenta. La principal corresponde al horizonte de evaluación, restringido a seis meses, decisión metodológica fundamentada en tres consideraciones complementarias. En primer lugar, desde el punto de vista econométrico, la familia ARIMA-GARCH está diseñada para capturar dinámica de corto plazo en la media y persistencia condicional en la varianza. A medida que el horizonte de pronóstico se extiende, los intervalos de confianza de las proyecciones se ensanchan progresivamente y la varianza pronosticada tiende a converger a su nivel incondicional (Box et al., 2008), lo que reduce el valor informativo del modelo y diluye precisamente la heterogeneidad de volatilidad que esta tesis busca explotar. Un horizonte de seis meses ofrece un balance razonable entre capturar la dinámica condicional de la volatilidad y mantener intervalos de proyección lo suficientemente acotados para sustentar decisiones operativas. En segundo lugar, desde el punto de vista del caso de estudio, Caral Minerals es una empresa con apenas dos meses de operación al punto de análisis de esta investigación, sin presupuesto estructurado y que opera bajo una lógica de corto plazo, con negociaciones en curso sobre adelantos de dinero y acuerdos de financiamiento; en consecuencia, un horizonte de seis meses se alinea con su ciclo real de planificación financiera y comercial, y entrega información accionable para la gerencia, especialmente frente a la preocupación explícita manifestada por una posible caída brusca en el precio del oro en los próximos meses. En tercer lugar, desde el punto de vista de la consistencia interna del modelo, restringir el horizonte permite evaluar exclusivamente la viabilidad operativa del proyecto sin recurrir a un valor terminal cuya estimación introduciría supuestos arbitrarios sobre crecimiento perpetuo y tasa de descuento de largo plazo, supuestos que en una empresa junior de reciente creación carecen de soporte empírico suficiente. Por estas razones, no se incluyó valor terminal ni un DCF completo, sino únicamente la valorización del FCL en el horizonte de seis meses modelado. No obstante, esta elección implica que la evaluación no abarca toda la vida útil del proyecto y podría no capturar riesgos que se materialicen en períodos más prolongados, limitación que se reconoce explícitamente y sobre la cual se proponen líneas de investigación futura en la siguiente sección.

En segundo lugar, el precio del oro es la única fuente de incertidumbre modelada. Variables como la ley del mineral, los costos de procesamiento, las toneladas de producción, el tipo de cambio o

las condiciones regulatorias se mantienen fijas o con tasas de crecimiento determinísticas. Si bien esto puede subestimar la dispersión total del VPN, la decisión responde a un criterio metodológico sustentado: al concentrar la aleatoriedad en la variable de mayor peso sobre los ingresos, el precio del oro, que explica más del 80% del NSR, el modelo aísla con claridad el efecto del riesgo de mercado sobre la viabilidad, evitando que su señal se diluya entre múltiples fuentes de menor impacto. Esta decisión no constituye una omisión, sino una elección que busca mantener la claridad de los resultados. Incorporar otras variables como inciertas, antes que fortalecer las conclusiones, requeriría asignarles una distribución de probabilidad basada en datos históricos que la empresa, por su reciente creación, aún no posee.

En tercer lugar, el caso se centra en una única empresa junior peruana (Caral Minerals), por lo que los resultados numéricos no son directamente generalizables al conjunto del sector. No obstante, esta concentración en un caso único es también lo que permite la profundidad del análisis: el acceso a información financiera y operativa real y privada de la empresa, rara vez disponible para estudios de minería junior, permite construir el flujo de caja a partir de datos reales de la empresa y no de supuestos generales. Así, aunque los valores numéricos son específicos de Caral Minerals, el marco metodológico es plenamente replicable, y su aplicación a un caso real con datos verificables constituye precisamente el aporte que la literatura revisada identificaba como ausente.

Por último, la estimación en dos etapas (primero la media ARIMA y luego la varianza GARCH) conlleva una ligera pérdida de eficiencia frente a la estimación conjunta. Sin embargo, esta secuencia fue adoptada deliberadamente porque favorece la transparencia diagnóstica: permite verificar de forma independiente el cumplimiento de los supuestos en cada etapa, estacionariedad e identificación del orden ARMA primero, presencia de efectos ARCH y persistencia condicional después, y los diagnósticos del modelo final no muestran sesgo residual, lo que confirma que la pérdida de eficiencia es marginal y no compromete la validez de las proyecciones. Dado que este trabajo tiene un objetivo aplicado y no puramente econométrico, resulta preferible un procedimiento más transparente y fácil de seguir que una mejora de eficiencia que, en la práctica, no cambiaría las conclusiones.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente trabajo tuvo como pregunta de investigación determinar de qué manera la incertidumbre en el precio del oro afecta los flujos de caja y el riesgo financiero de Caral Minerals en el contexto del sector minero junior peruano. Para responderla, se propuso un enfoque en dos etapas: la modelación estocástica del precio del oro mediante un modelo ARIMA(1,1,0) + GJR-GARCH(1,1) y la simulación de Monte Carlo de los flujos de caja a seis meses. La incorporación explícita de la volatilidad del precio del oro generó distribuciones de resultados más informativas que las que ofrece un DCF tradicional, lo que permitió responder a la pregunta planteada. Cabe precisar que se trata de un modelo predictivo orientado a decisiones de corto y muy corto plazo: su propósito es permitir al dueño de la mina anticipar si le resulta viable continuar operando en el horizonte inmediato y tomar decisiones rápidas de supervivencia, y no equipararse a la evaluación integral de un proyecto minero de gran escala.

A la luz de los resultados obtenidos, se acepta la hipótesis planteada en la introducción: la incorporación de escenarios de incertidumbre al precio del oro en los flujos de caja de Caral Minerals permitió obtener distribuciones de resultados que mejoran sustancialmente la evaluación de la viabilidad de sus proyectos y generan aprendizajes aplicables al sector minero junior peruano. La validación se sostiene en tres niveles complementarios. En primer lugar, el enfoque estocástico permite cuantificar la incertidumbre de manera concreta, con una desviación estándar del VPN de US$ 94,522 en el escenario base y de US$ 156,258 bajo estrés, información que un análisis determinístico no es capaz de proveer. En segundo lugar, las métricas de riesgo estimadas: VaR al 5% de US$ 659,393, CVaR de US$ 630,583 y SVaR bajo estrés de US$ 597,947 (con un SCVaR de US$ 555,815) confirman que el proyecto es viable incluso en escenarios adversos, dado que el precio actual del oro (US$ 4,325/oz) se encuentra muy por encima del precio de corte operativo de US$ 2,019/oz. La solidez de este resultado se confirma al replicar el ejercicio con los niveles de precios del periodo 2018–2021, escenario en el que la probabilidad de viabilidad cae a 0.4%, lo que demuestra que el resultado favorable refleja las condiciones actuales del mercado del oro y no un sesgo de especificación del modelo. En tercer lugar, el marco metodológico utilizado constituye un aporte replicable para otras compañías junior peruanas que enfrenten condiciones similares de incertidumbre en precios de commodities. En conjunto, estos hallazgos validan empíricamente la hipótesis de investigación y contribuyen a cerrar la brecha entre la teoría financiera y la práctica minera.

En cuanto a las recomendaciones para investigaciones futuras, en primer lugar, sería valioso ampliar el horizonte de evaluación más allá de los seis meses, limitación inherente a los modelos ARIMA-GARCH en proyecciones de largo plazo. En segundo lugar, incorporar otras fuentes de

incertidumbre como la ley del mineral, los costos de procesamiento y el tipo de cambio permitiría obtener distribuciones del VPN que reflejen de manera más completa los riesgos reales de una empresa junior en etapa temprana. En esta misma línea, conviene tener presente que la estructura de costos de la mina no es estática; variaciones en los costos laborales fijos, en las tarifas de las plantas concentradoras tercerizadas o en los términos de comercialización podrían modificar el precio de corte operativo y, con ello, las decisiones de viabilidad de corto plazo. Por ello, se recomienda actualizar periódicamente los parámetros de costos del modelo para que las señales de viabilidad sigan siendo representativas de las condiciones vigentes de la operación. En tercer lugar, extender el análisis a otros casos del sector minero junior peruano permitiría validar la generalización de los aprendizajes obtenidos en este trabajo.

Finalmente, en el plano práctico, se recomienda a Caral Minerals incorporar el monitoreo continuo del precio del oro respecto a su precio de corte operativo (US$ 2,019/oz) y evaluar mecanismos de cobertura que acoten su exposición ante una eventual caída de la cotización, de modo que la gestión del riesgo de precios se integre a su planificación financiera de corto plazo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Acerbi, C., & Tasche, D. (2002). On the coherence of expected shortfall. Journal of Banking & Finance, 26(7), 1487–1503. https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00283

Ahmadi, M. R., Bazzazi, A. A., & Esmaeil Akhondi, M. (2018). Cutoff grade optimization in open pit mines using genetic algorithm. Resources Policy, 55, 171–177. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2017.11.016

Alexander, C., Baptista, A. M., & Yan, Y. (2013). A comparison of the original and revised Basel market risk frameworks for regulating bank capital. Journal of Banking & Finance, 37(12), 5346–5359. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.06.003

Álvarez, H. (2015). Exploración minera, compañías mineras junior y aspectos a tomar en cuenta para su promoción. Ius et Veritas, (50), 250–261. https://revistas.pucp.edu.pe/index.php/iusetveritas/article/download/14821/15376/

Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M., & Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. Mathematical Finance, 9(3), 203–228. https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068

Aminrostamkolaee, B., Scroggs, J. S., Sadat Borghei, M., Safdari-Vaighani, A., Mohammadi, T., & Pourkazemi, M. H. (2017). Valuation of a hypothetical mining project under commodity price and exchange rate uncertainties by using numerical methods. Resources Policy, 52, 296–307. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2017.04.004

Baur, D. G. (2014). Gold mining companies and the price of gold. Review of Financial Economics, 23(4), 174–181. https://doi.org/10.1016/j.rfe.2014.07.001

Baur, D. G., & McDermott, T. K. (2010). Is gold a safe haven? International evidence. Journal of Banking & Finance, 34(8), 1886–1898. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.12.008

Batten, J. A., Ciner, C., & Lucey, B. M. (2010). The macroeconomic determinants of volatility in precious metals markets. *Resources Policy, 35*(2), 65–71. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2009.12.002

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics, 31*(3), 307–327. https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). Time series analysis: Forecasting and control (4.ª ed.). John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9781118619193

Dehghani, H., Ataee-pour, M., & Esfahanipour, A. (2014). Evaluation of the mining projects under economic uncertainties using multidimensional binomial tree. *Resources Policy, 39*, 124–133. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2014.01.003

Ernst & Young Perú. (2026). Peru's mining & metals investment guide 2026/2027. EY Perú.

Franco-Sepúlveda, G., Martínez, J., & Morales, J. (2017a). *Real options valuation of a mining project under uncertainty in metals prices: A case study. Resources Policy, 52*, 427–435. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2016.08.007

Franco Sepúlveda, G. (2017b). *Modelo de optimización estocástica para explotaciones mineras a cielo abierto*. Revista Ingeniería, Investigación y Desarrollo, 17(2), 45–55.

Guj, P. (2008). Statistical considerations of progressive value and risk in mineral exploration. *Resources Policy*, *33*(3), 150–159. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2008.01.002

Jury, S. (2026). Is it a golden era for gold? J.P. Morgan Private Bank. https://privatebank.jpmorgan.com/nam/en/insights/markets-and-investing/is-it-a-golden-era-for-gold

Kamel, A., Elwageeh, M., Bonduà, S., & Elkarmoty, M. (2023). Evaluation of mining projects subjected to economic uncertainties using the Monte Carlo simulation and the binomial tree method: Case study in a phosphate mine in Egypt. *Resources Policy, 80*, 103266. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.103266

Kocak, K., & Un, N. (2014). Modeling and forecasting gold prices with ARIMA-GARCH models. International Journal of Economics and Financial Issues, 4(1), 1–10.

Leicht, A. (2026). *Understanding the relationship between gold prices and the U.S. dollar: What to know for 2026*. CBS News. https://www.cbsnews.com/news/relationship-between-gold-prices-and-us-dollar-what-to-know-for-2026/

Lima, F. G., Kimura, H., Assaf Neto, A., & Perera, L. C. J. (2010). Previsão de preços de commodities com modelos ARIMA-GARCH e redes neurais com ondaletas: velhas tecnologias – novos resultados. *Revista de Administração, 45*(2), 188–202. https://doi.org/10.1016/S0080-2107(16)30537-4

Manrique, H., & Sanborn, C. A. (2021). *La minería en el Perú: balance y perspectivas*

de cinco décadas de investigación (Documento de investigación, 16). Lima: Universidad del Pacífico. https://doi.org/10.21678/978-9972-57-458-0

Mardianto, M. F. F., Pusporani, E., Ulya, D., Putra, I. K. P. K. A., & Ramadhan, R. (2024). SARIMAX–GARCH model to forecast composite index with inflation rate and exchange rate factors. *HighTech and Innovation Journal, 5*(3), 743–759. https://doi.org/10.28991/HIJ-2024-05-03-014

Meneses Rendic, D. E. (2019). Metodología de planificación de la producción de minas a cielo abierto considerando planes alternativos. Repositorio Académico de la Universidad de Chile. https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/180152

Ministerio de Energía y Minas. (1992). Texto Único Ordenado de la Ley General de Minería. Diario Oficial El Peruano.

Ministerio de Energía y Minas. (2024). Boletín estadístico minero – Diciembre 2024. https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/7632700/6471629-boletin-dic-2024.pdf?v=1739545072

Ministerio de Energía y Minas. (2025). Boletín Estadístico Minero – Diciembre 2025. https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/9503676/7779621-bem-dic-2025.pdf?v=1772036239

Ministerio de Energía y Minas. (2026). Cartera de Proyectos de Exploración Minera 2026/2027. https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/7917586/cpem-2026.pdf

Miranda, O., Brandão, L. E., & Lazo Lazo, J. (2017). *A dynamic model for valuing flexible mining exploration projects under uncertainty. Resources Policy, 52,* 393–404. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2017.04.002

Moel, A., & Tufano, P. (2002). When are real options exercised? An empirical study of mine closings. *Review of Financial Studies, 15*(1), 35–64. https://doi.org/10.1093/rfs/15.1.35

Nunez-Picado, A., Martinus, K., & Sigler, T. (2022). Junior miner internationalisation in the globalising mining industry. Resources Policy, 79, 103084. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.103084

Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2002). Conditional value-at-risk for general loss distributions. *Journal of Banking & Finance, 26*(7), 1443–1471. https://doi.org/10.1016/S0378-

4266(02)00271-6

Savolainen, J. (2016). Real options in metal mining investments: A literature review. Resources Policy, 47, 108–123. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2015.12.005

Shafiee, S., & Topal, E. (2010). An overview of global gold market and gold price forecasting. Resources Policy, 35(3), 178–189. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2010.05.004

Sohrabi, P., Dehghani, H., & Jodeiri Shokri, B. (2022). Determination of optimal production rate under price uncertainty—Sari Gunay gold mine, Iran. *Mineral Economics, 35*(2), 187–201. https://doi.org/10.1007/s13563-021-00253-8

Topal, E. (2008). Evaluation of a mining project using discounted cash flow analysis, decision tree analysis, Monte Carlo simulation and real options using an example. *Mining Technology, 117*(2), 53–64. https://doi.org/10.1504/IJMME.2008.020457

Ugwuegbu, C. C. (2013). Segilola gold mine valuation using Monte Carlo simulation approach. *Mineral Economics, 26*(1), 39–46. https://doi.org/10.1007/s13563-013-0030-8

Vayas-Ortega, G., Soguero-Ruiz, C., Rojo-Álvarez, J.-L., & Gimeno-Blanes, F.-J. (2020). On the differential analysis of enterprise valuation methods as a guideline for unlisted companies assessment (I): Empowering discounted cash flow valuation. *Applied Sciences, 10*(17), 5875. https://doi.org/10.3390/app10175875

Vila Valenzuela, R. F., & Zafra Siancas, D. R. (2019). Optimización de beneficios con gestión de riesgos en las minas subterráneas - Grupo Volcan . Repositorio Institucional PUCP. https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/23467

Xiang, Y. (2022). Using ARIMA–GARCH model to analyze fluctuation law of international oil price. *Mathematical Problems in Engineering, 2022*(1), 3936414. https://doi.org/10.1155/2022/3936414

ANEXOS

Anexo 1. Selección del Modelo

AIC $$AIC(q) = \ln\left(\hat{\sigma}^2(q)\right) + \frac{\ln T}{T} q$$

BIC $$BIC(q) = \ln\left(\hat{\sigma}^2(q)\right) + \frac{2}{T} q$$

q: número de parámetros “libres” asociados al orden del modelo $\left(\text{p. ej.}, \text{rezagos en un AR(q)}\right)$

T: tamaño muestral (número de observaciones)

$\hat{\sigma}^2$(q): varianza de los residuos estimada del modelo de orden qqq (MSE)

Nota. Trasformado de Box et al. (2008)

Anexo 2. Medidas de Ajuste del Modelo

MAPE $$\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{y_t} \right| * 100\%$$

MSE $$\frac{\sum_{j=1}^{n} (y_j - \hat{y}_j)^2}{n}$$

n: número de observaciones

y_j: valor observado en el periodo j

y_t: valor observado en el periodo t

$\hat{y}_j$: pronóstico/estimación en el periodo j

$\hat{y}_t$: pronóstico/estimación en el periodo t

Nota. Trasformado de Box et al. (2008)

Anexo 3. VPN con incertidumbre y variables a utilizar

DCF

$$\sum_{t=1}^{T} \frac{FCF_t}{(1+WACC)^t} + \frac{V_t}{(1+WACC)^T},\ V_t = \frac{FCF_T \cdot (1+g)}{WACC - g}$$

Para el Caso de nuestra tesis no se usará el Valor Terminal

WACC

$$WACC = K_e \cdot \frac{E}{E+D} + K_d \cdot (1-tx) \cdot \frac{D}{E+D}$$

Variables por utilizar

- FCF_t : flujo de caja libre del año (determinístico).
- $WACC$: costo promedio ponderado de capital
- T : horizonte (años).
- V_t: valor terminal
- g : tasa de crecimiento de los flujos de caja
- E : valor de mercado del patrimonio
- D : valor de mercado de la deuda
- tx : impuestos
- K_e: costo del patrimonio
- K_d: costo de la deuda

Nota. Se basó en la forma básica planteada por Vayas-Ortega & Soguero-Ruiz (2020).

Anexo 4. Variables a incluir en la valorización y modelación de DCF (mes t, escenario i)

Flujo operativo (después de impuestos):

$$\mathrm{CFO_{ti}} = (s_{\mathrm{ti}} - r_{\mathrm{ti}}) * Q_{\mathrm{r,ti}} - m_{\mathrm{ti}} * Q_{\mathrm{m,ti}} - c_{\mathrm{ti}} * Q_{\mathrm{c,ti}} - f_{\mathrm{ti}}$$

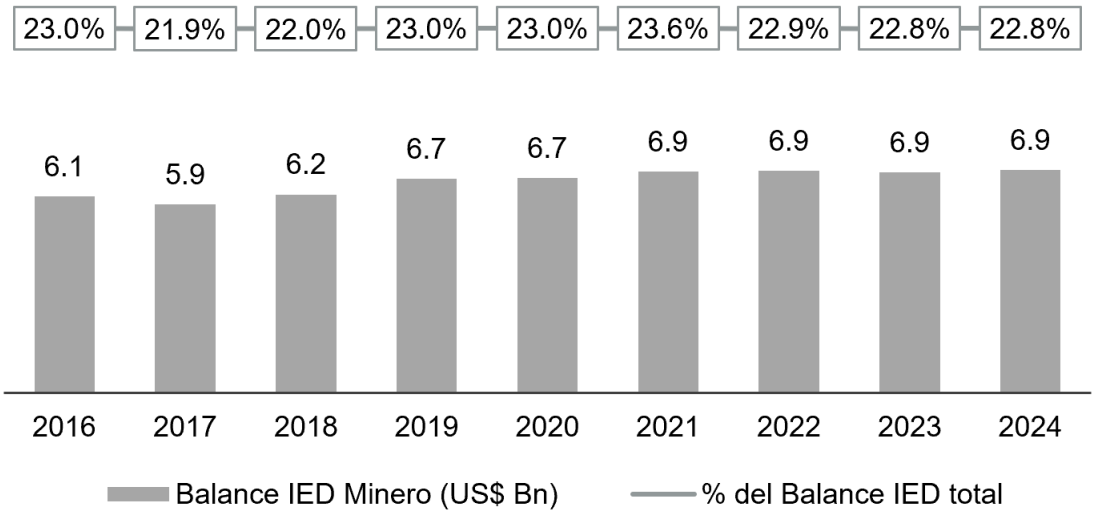
Flujo de caja libre del proyecto:

$$FCF_{ti} = CFO_{ti} - CAPEX_{ti} - \Delta NWK_{ti} + DEP_{ti}$$

- s_{ti}: precio de venta del producto final por unidad
- s_{ti}: costo de fundición/refundición por unidad del producto final
- $Q_{\mathrm{r,ti}}$: cantidad de producto final (metal pagable)
- $Q_{\mathrm{m,ti}}$:toneladas de material minado
- $Q_{\mathrm{c,ti}}$: toneladas de mena (mineral) enviadas al concentrador
- f_{ti}: coste fijo por unidad de tiempo
- m_{ti} : costo de minado por tonelada de material movido
- c_{ti} : costo de procesamiento/concentración por tonelada de mena enviada a planta
- CFO_{ti} : flujo operativo en el periodo t y escenario i
- ΔNWK_{ti}: capital de trabajo
- $CAPEX_{ti}$: inversiones de la mina
- ΔNWK_{ti}: variación del capital de trabajo
- DEP_{ti}: depreciación

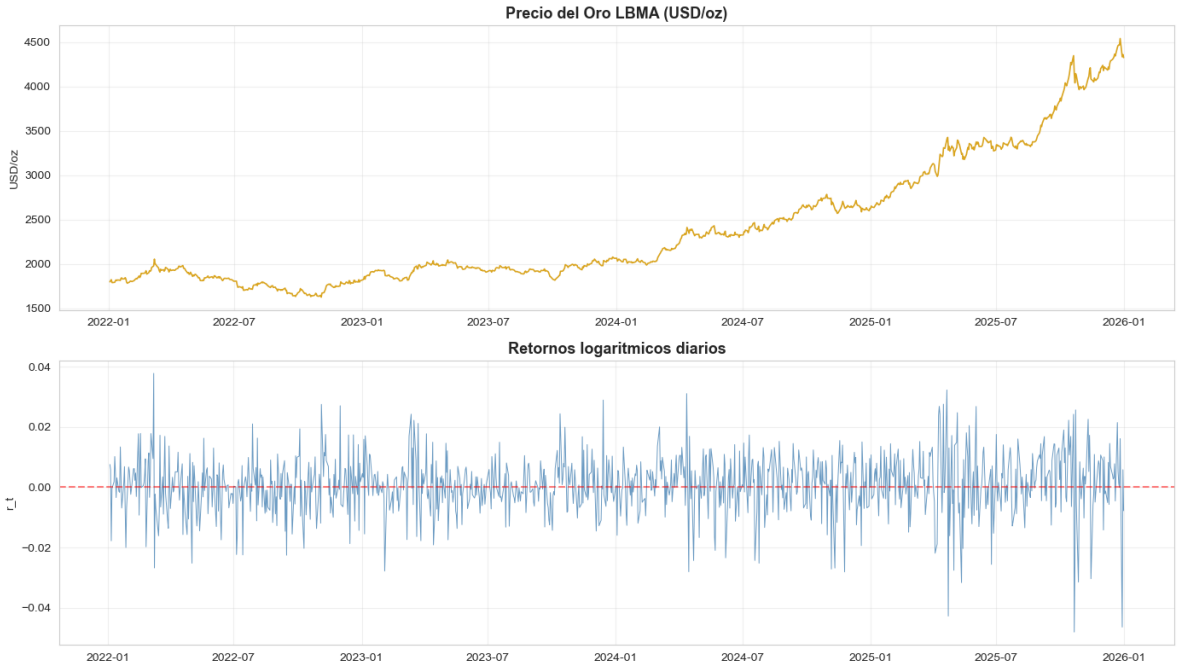
Nota. Su selección se basó en Ahmadi et al. (2018).

Anexo 5. Balance de inversión extranjera directa en minería en US$ Bn (2024)



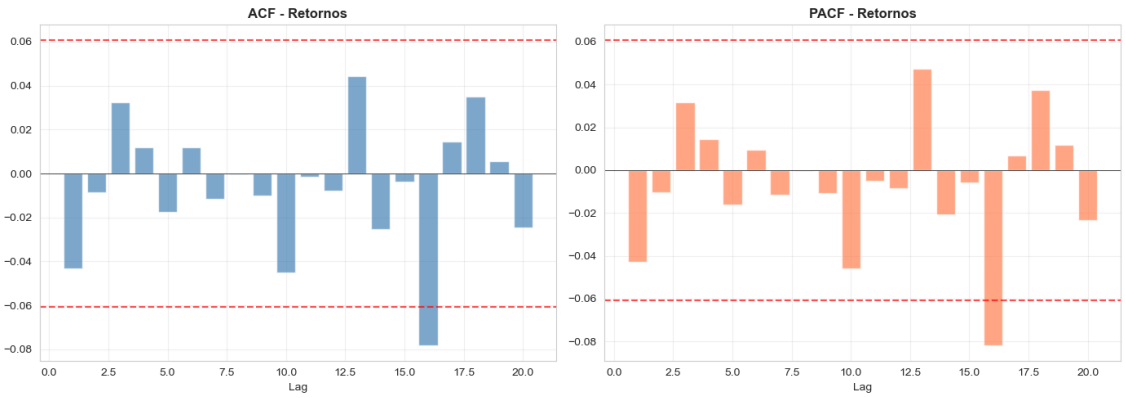
Nota. Elaboración propia a partir de MINEM (2024).

Anexo 6. Precio del Oro LBMA (USD/oz) y Retornos logarítmicos diarios (2022–2025)



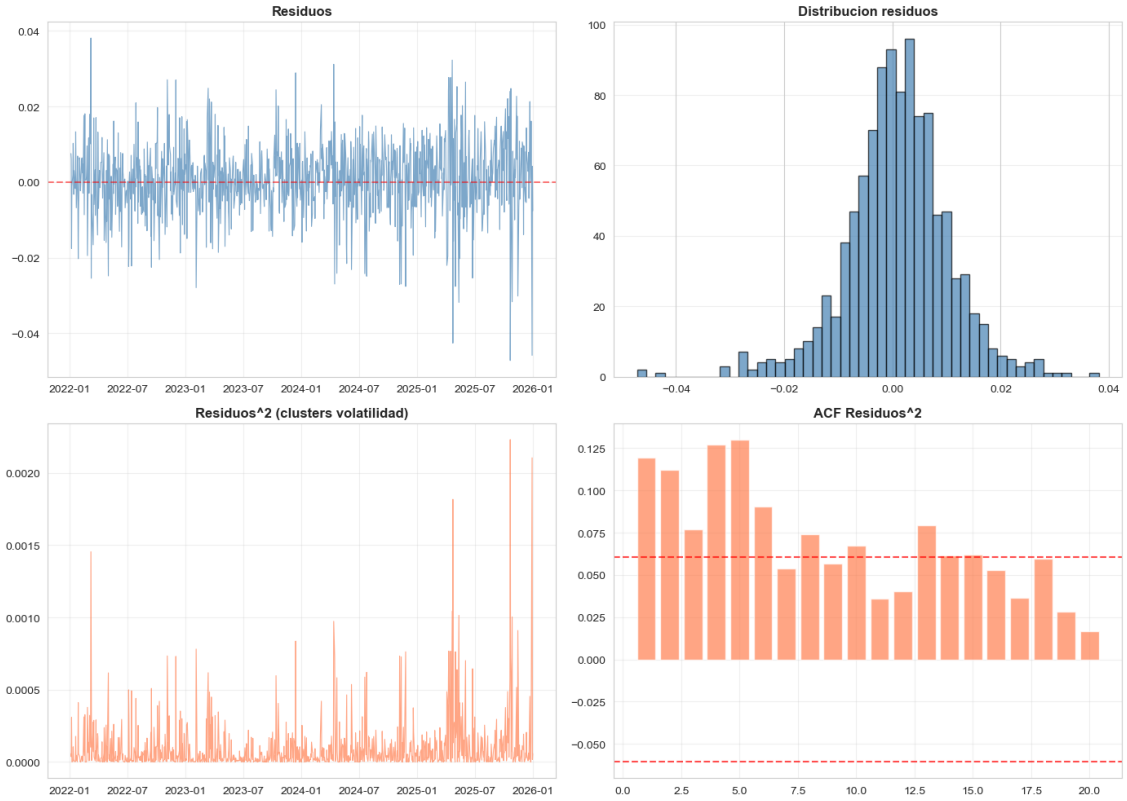
Fuente: Elaboración propia

Anexo 7. Funciones de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial de los retornos



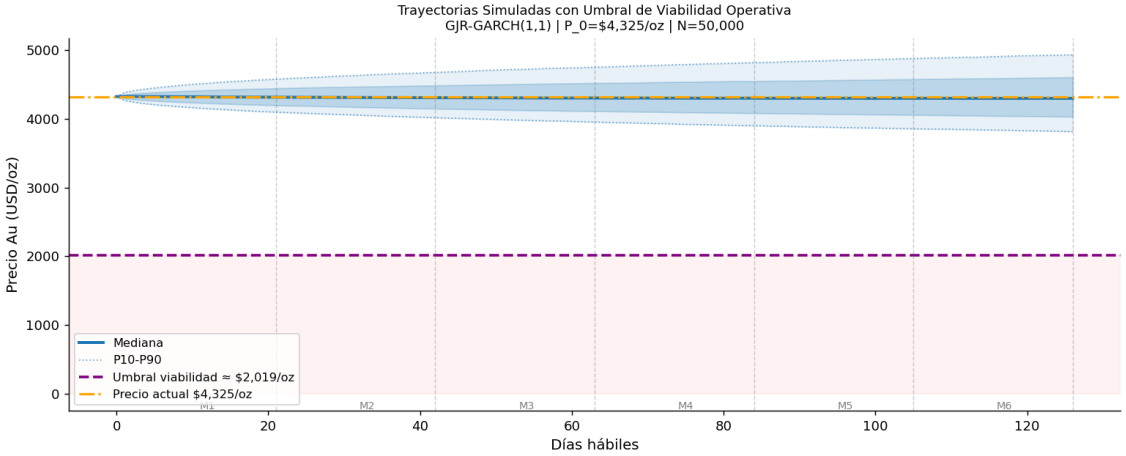
Fuente: Elaboración propia

Anexo 8. Residuos del modelo ARIMA: serie temporal, distribución, residuos cuadráticos y ACF de residuos cuadráticos



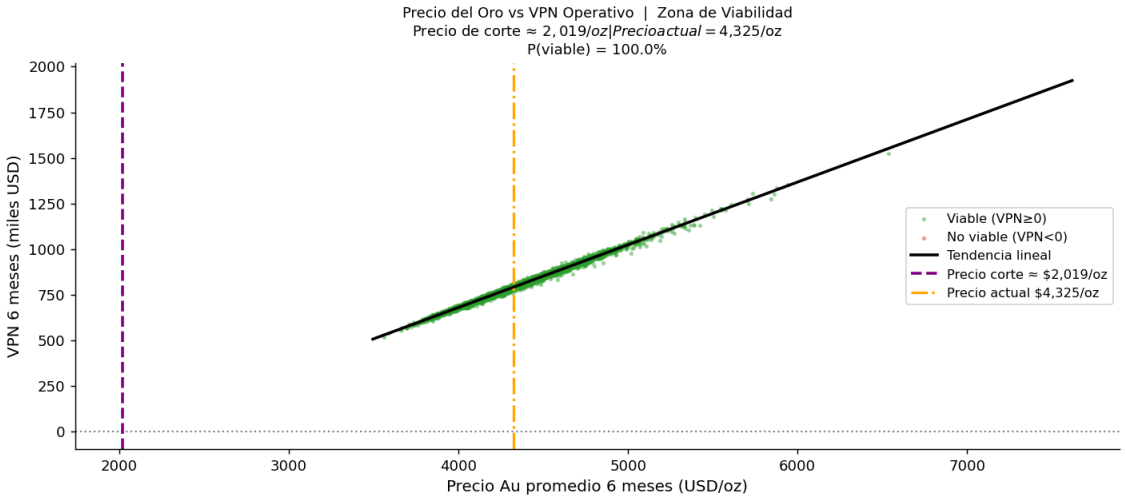
Fuente: Elaboración propia

Anexo 9. Trayectorias simuladas de precios del oro con bandas de percentiles (P10-P25-P50-P75-P90) y umbral de viabilidad operativa



Fuente: Elaboración propia

Anexo 10. Precio del Oro vs. VPN Operativo - Zona de viabilidad, precio de corte y precio actual



Fuente: Elaboración propia

Anexo 11. Resultados de las pruebas de estacionariedad

Serie	Prueba	Estadístico	p-valor	Conclusión
x_t (log-precio)	ADF	–1.236	0.903	No estacionaria
x_t (log-precio)	KPSS	1.096	0.010	No estacionaria
r_t (retornos)	ADF	–33.792	<0.001	Estacionaria
r_t (retornos)	KPSS	0.020	0.100	Estacionaria

Nota. Ambas pruebas con constante y tendencia. Elaboración propia

Anexo 12. Top 5 modelos ARIMA por criterio de información

Modelo	AIC	BIC
ARIMA(1,1,0)*	–6,722.88	–6,712.98
ARIMA(0,1,1)	–6,722.88	–6,712.98
ARIMA(0,1,2)	–6,720.88	–6,706.04
ARIMA(2,1,0)	–6,720.88	–6,706.04
ARIMA(1,1,1)	–6,720.88	–6,706.03

*Nota. *Modelo seleccionado por parsimonia. Elaboración propia.*

Anexo 13. Comparación de modelos de varianza condicional

Modelo	AIC	BIC	MAPE (%)
ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1)*	2,753.24	2,777.98	54,845
ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,2)	2,755.14	2,784.83	54,538
ARIMA(1,1,0)+GARCH(1,1)	2,766.46	2,786.26	61,223
ARIMA(1,1,0)+GARCH(1,2)	2,768.25	2,792.99	60,960
ARIMA(1,1,0)+GARCH(2,1)	2,768.46	2,793.21	61,223

*Nota. *Modelo seleccionado. Todos con distribución t-Student. Elaboración propia.*

Anexo 14: Parámetros estimados del modelo ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1)

Parámetro	Estimación	Error est.	p-valor	Sig.
ω (omega)	0.040859	0.018083	0.0239	**
α_1 (alpha)	0.108802	0.031274	0.0005	***
γ_1 (gamma GJR)	–0.108802	0.036731	0.0031	***
β_1 (beta)	0.898604	0.031356	<0.001	***
ν (t-Student)	6.562072	1.204161	<0.001	***

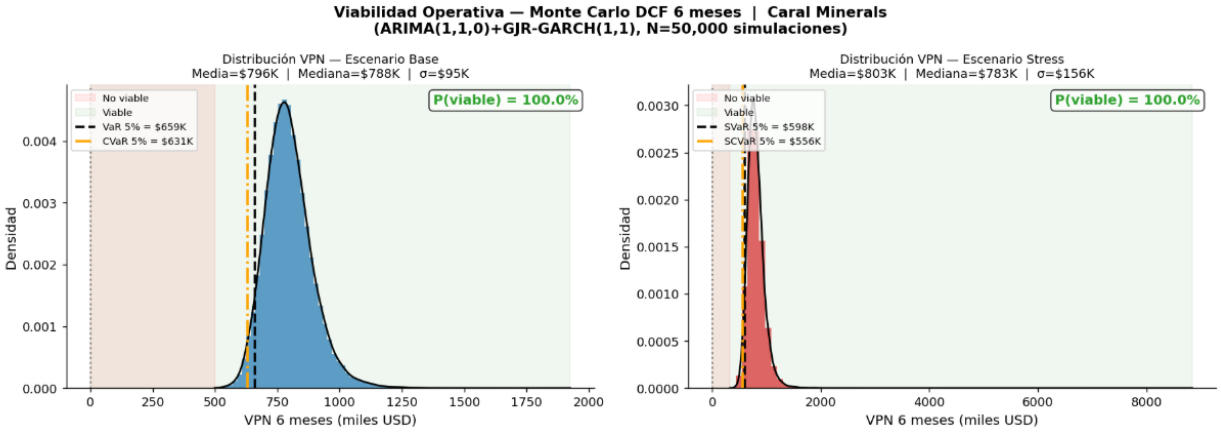
*Nota. Espacio escalado (×100). *** p<0.01, ** p<0.05. Elaboración propia*

Anexo 15. Métricas de riesgo del VPN operativo a 6 meses (N = 50,000 simulaciones)

Métrica	Base	Stress ($\sigma_0=4\sigma_T$)
VPN medio	$796,353	$802,778
VPN mediana	$787,753	$783,378
Desviación estándar	$94,522	$156,258
P(VPN > 0)	100.0%	100.0%
VaR 5%	$659,393	—
CVaR 5%	$630,583	—
SVaR 5%	—	$597,947
SCVaR 5%	—	$555,815
Precio de corte	$2,019/oz	—

Nota. VPN sin valor terminal. Elaboración propia

Anexo 16. Viabilidad operativa-Monte Carlo VPN 6 meses



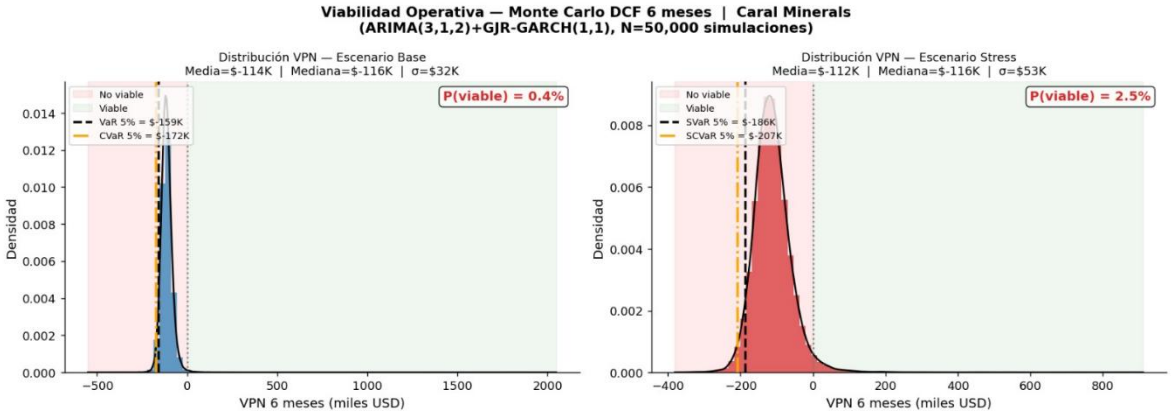
Elaboración propia.

Anexo 17. Backtesting out-of-sample del modelo ARIMA(1,1,0)+GJR-GARCH(1,1): retornos diarios vs. VaR pronosticado al 95% y 99%, volatilidad condicional pronosticada vs. valor absoluto del retorno, y violaciones acumuladas del VaR 99% vs. esperadas (período de prueba: 14 mar. a 31 dic. 2025)



Fuente: Elaboración propia

Anexo 18. Simulación Monte Carlo con precios históricos del oro (2018-2021): Distribución del VPN operativo a 6 meses



Fuente: Elaboración propia

Anexo 19. Comparación de estudios de valoración minera bajo incertidumbre

Estudio	Caso / país	Método	Resultado principal
Sohrabi et al. (2022)	Sari Gunay, Irán	Árbol binomial + Monte Carlo	Menor NPV bajo certidumbre que al incorporar incertidumbre
Kamel et al. (2023)	Abu Tartur, Egipto	Monte Carlo (hasta 7 variables)	NPV base US$ 2.26 Bn; +34% con 7 variables
Ugwuegbu (2013)	Segilola, Nigeria	Monte Carlo	NPV fijo US$ -7.46 mm US$ 30.79 mm; 69% viable
Aminrostamkolaee et al. (2017)	Proyecto hipotético	Métodos numéricos	Valor cae de US$ 22.3 mm a US$ 14.8 mm si la volatilidad sube de 20% a 40%
Miranda et al. (2017)	Proyecto de exploración	Opciones reales	Valoración tradicional negativa, lleva a un VPN positivo con opciones
Meneses Rendic (2019)	Caso conceptual y real	Monte Carlo (50–99 sim.)	+13% VAN esperado; VaR +5%
Vila y Zafra (2019)	San Cristóbal, Perú	Monte Carlo (@Risk)	VAN US$ 181 mm crece a US$ 207 mm con gestión de riesgos (75% → 85%)
Franco Sepúlveda (2017b)	Depósito polimetálico	GA + Monte Carlo	Leyes de corte dinámicas maximizan el VPN
Topal (2008)	Proyecto minero	DCF, árbol, MC, opciones reales	Métodos con incertidumbre dan visión más rica del VPN
Este trabajo	Caral Minerals, Perú	ARIMA-GARCH + Monte Carlo	100% viable; VPN medio US$ 796,353

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios revisados en el Capítulo I.