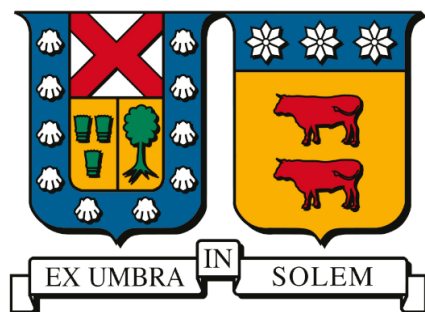


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA METALÚRGICA Y DE MATERIALES
SANTIAGO - CHILE



**SIMULACIÓN DE MONTE CARLO PARA EL ANÁLISIS DE VARIABILIDAD
OPERATIVA EN CARGUÍO Y TRANSPORTE EN MINERÍA A CIELO ABIERTO**

JORDÁN ANDRÉS CASTRO BERRA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL DE MINAS

PROFESOR GUÍA : FABIÁN MANRÍQUEZ LEÓN
PROFESOR CO-GUÍA : PABLO VERGARA OSORIO

Noviembre 2024

A mi familia . . .

A mi madre María Berra, mi abuela Ximena Fariña,
mi abuelo José Berra y mis hermanos José Castro y
Victor Vargas quienes son la razón de mis esfuerzos y
mi mayor motivación.

Agradecimientos

Agradezco a SGS y a Pablo Vergara por la oportunidad de desarrollar mi trabajo de título en colaboración con el equipo, así como por el apoyo brindado a lo largo de este periodo.

A Fabián Manríquez, por su orientación, sus valiosos comentarios y el apoyo constante brindado desde el inicio de la elaboración de esta memoria hasta su etapa final, dedicándome siempre parte de su tiempo y atención para asegurar el éxito de este trabajo. Su respaldo fue fundamental para mantener el enfoque y avanzar con solidez en cada etapa del proceso.

Al departamento de Ingeniería de Minas, en especial a los profesores por el tiempo y la enseñanza entregada, a Víctor, a Sergio, Patricio y a todos los que hicieron de este proceso de estudio un lugar muy grato y comfortable.

A mi familia, mi madre María Berra, mis hermanos José Castro y Benjamín Vargas, mis abuelos maternos Ximena Fariña y José Berra, por su infinita paciencia y comprensión durante los largos periodos lejos de casa. Gracias por esperarme siempre con los brazos abiertos, por esos abrazos que me llenaron de fuerza y por ser mi mayor fuente de inspiración y energía para seguir adelante. Sin su amor y apoyo, este camino no habría sido el mismo.

A mis amigos de la infancia, Papo, Pablo, Camilo, Brayan, quienes han estado conmigo desde los primeros años, compartiendo momentos y experiencias que me acompañarán siempre. A mis amigos del colegio, Charly, Mauro, Alan, Carriel, Basti, que hicieron de esos años algo único, lleno de aprendizajes y buenos momentos. Y a mis amigos de la universidad, Maxi, Tata, Mauri, Mari, quienes han sido compañeros fundamentales en este último tramo, llenando de apoyo y buenos momentos cada etapa. A todos ustedes, les agradezco por ser parte de mi vida y por contribuir, de una u otra forma, a la persona que soy hoy.

A mis exjefes, Vale y Matus, por el apoyo brindado en una etapa importante de mi vida. Su respaldo y confianza fueron claves para motivarme a seguir adelante y completar mis estudios de manera satisfactoria. Les agradezco por ayudarme a mantener el enfoque y avanzar en mis metas.

A Luciana Jerez, por abrirme las puertas de su hogar y hacer que estos últimos tres años fueran agradables y acogedores.

Gracias a todos los que me han acompañado en este viaje y han sido parte fundamental de este logro.

Resumen ejecutivo

La minería ha sido crucial para el desarrollo económico de Chile, experimentando períodos de auge y declive, influenciados por la demanda de minerales, los precios en el mercado y los avances tecnológicos. En este contexto, la implementación de digitalización en las operaciones y los procesos mineros, la automatización, el internet de las cosas (IoT) y la inteligencia artificial (IA) emergen como un avance tecnológico crucial que está transformando la industria. Estas innovaciones permiten no solo optimizar los procedimientos operativos, sino también recopilar una gran cantidad de datos que pueden ser aprovechados para analizar tendencias.

Este impulso hacia la digitalización ha promovido la adopción de herramientas avanzadas que facilitan una reportabilidad más ágil y ofrecen análisis detallados en tiempo real de la operación minera. Sin embargo, estas herramientas a menudo se limitan a la visualización, sin explotar plenamente el potencial de simulación de escenarios a partir de los datos recopilados. Para abordar estos desafíos, en esta memoria se propone el desarrollo de un *script* en Python que implemente simulaciones de Monte Carlo para generar múltiples escenarios, con el objetivo de cuantificar los riesgos y oportunidades presentes en los planes de producción. Este enfoque permitirá mejorar la planificación y ejecución de los planes de producción en la industria minera, aumentando la certeza en la gestión de la variabilidad de los procesos y proporcionando una base sólida para la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre.

La metodología propuesta para alcanzar los objetivos planteados comienza con un análisis del árbol de valor del carguío y transporte, con el fin de comprender las variables del sistema. A continuación, se elaboran planes de producción minera de manera tradicional, utilizando métodos determinísticos. Finalmente, se incorpora la elaboración de los planes de producción mediante simulaciones de Monte Carlo. Este enfoque no solo permite el cálculo del riesgo, sino que también facilita la evaluación de su impacto, contribuyendo así a la formulación de planes de acción específicos.

Los resultados indican que la simulación de escenarios mediante eventos discretos, utilizando Monte Carlo a través de un *script* de Python, permite evaluar tanto los planes de producción determinísticos como los estocásticos. Este enfoque facilita la identificación de fluctuaciones en los valores proyectados, aumentando la precisión en la planificación minera. Además, la incorporación de estas herramientas mejora la capacidad de anticiparse a los riesgos y oportunidades, lo que refuerza la toma de decisiones en un entorno operativo dinámico y con alta variabilidad.

El análisis de los diferentes escenarios revela como diversas variables afectan los tiempos de ciclo, el rendimiento operativo y la cantidad de material que se puede mover dentro de un período.

Se identificaron ciertas limitaciones en el código, ya que no contempla que los camiones puedan cambiar de lugar de carguío dentro de los períodos, ni considera los tiempos de espera en cola para cargar en la pala. Además, no se incluye la posibilidad de que un equipo quede fuera de operación debido a fallas mecánicas o mantenciones, es decir, cuando su disponibilidad llega al 0 %. Incorporar estos factores permitirá simular escenarios más complejos y mejorar la precisión de las simulaciones, optimizando la toma de decisiones estratégicas en entornos mineros dinámicos.

Palabras clave. Simulación de Monte Carlo, eventos discretos, análisis de riesgo, operaciones mineras a cielo abierto, variabilidad operativa.

ABSTRACT

Mining has been crucial to Chile's economic development, experiencing periods of boom and bust, influenced by mineral demand, market prices, and technological advances. In this context, the implementation of digitalization in mining operations and processes, automation, the Internet of Things (IoT), and artificial intelligence (AI) emerge as a crucial technological advancement that is transforming the industry. These innovations allow not only to optimize operating procedures, but also to collect a large amount of data that can be leveraged to analyze trends.

This push toward digitalization has promoted the adoption of advanced tools that facilitate more agile reporting and offer detailed real-time analysis of the mining operation. However, these tools are often limited to visualization, without fully exploiting the potential of simulating scenarios from the data collected. To address these challenges, this paper proposes the development of a Python script that implements Monte Carlo simulations to generate multiple scenarios, with the aim of quantifying the risks and opportunities present in production plans. This approach will improve the planning and execution of production plans in the mining industry, increasing certainty in the management of process variability and providing a solid basis for decision-making under conditions of uncertainty.

The proposed methodology to achieve the stated objectives begins with an analysis of the loading and transport value tree, in order to understand the system variables. Next, mining production plans are drawn up in a traditional way, using deterministic methods. Finally, the elaboration of production plans is incorporated through Monte Carlo simulations. This approach not only allows the calculation of risk, but also facilitates the evaluation of its impact, thus contributing to the formulation of specific action plans.

The results indicate that the simulation of scenarios through discrete events, using Monte Carlo through a Python script, allows the evaluation of both deterministic and stochastic production plans. This approach facilitates the identification of fluctuations in projected values, increasing the accuracy of mining planning. Furthermore, the incorporation of these tools improves the ability to anticipate risks and opportunities, which reinforces decision-making in a dynamic and highly variable operating environment.

The analysis of the different scenarios reveals how various variables affect cycle times, operational performance and the amount of material that can be moved within a period.

Certain limitations were identified in the code, since it does not contemplate that trucks can change loading location within the periods, nor does it consider waiting times in queues to load onto the shovel. In addition, the possibility of equipment being out of operation due to mechanical failures or maintenance, that is, when its availability reaches 0 %. Incorporating these factors will allow simulating more complex scenarios and improving the precision of the simulations, optimizing strategic decision-making in dynamic mining environments.

Keywords. Monte Carlo simulation, discrete events, risk analysis, open pit mining operations, operational variability.

Índice de contenidos

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
1.1.1. Contexto de la empresa	2
1.1.2. Contexto del problema	2
1.2. Relevancia del estudio	3
1.3. Hipótesis	3
1.4. Objetivo general	3
1.5. Objetivos específicos	4
1.6. Alcances	4
2. Marco teórico	5
2.1. Planificación de producción minera	5
2.1.1. Planificación de largo plazo	6
2.1.2. Planificación de mediano plazo	7
2.1.3. Planificación de corto plazo	8
2.1.4. Planificación estocástica	8
2.2. Probabilidades y estadística	9
2.2.1. Dualidad de teoría de probabilidad	9
2.2.2. Funciones de densidad y distribución	10
2.2.3. Distribuciones de probabilidad	11
2.2.4. Intervalo de confianza	13
2.2.5. Simulación de Monte Carlo	14
2.3. Incertidumbre y riesgo en minería	14
2.3.1. Análisis de riesgos	15
2.3.2. Métricas estadísticas utilizadas para evaluar el riesgo	16
2.3.2.1. Valor en riesgo	17
2.3.2.2. Valor en riesgo condicional	18
2.3.3. Gestión de riesgo	19
3. Metodología	20
3.1. Elaboración del plan de producción minera de forma determinística	20
3.2. Elaboración del plan de producción minera de forma estocástica	21
3.2.1. Definición de datos de entrada del código	22
3.2.2. Funciones utilizadas para los cálculos	24
3.2.3. Método de simulación	25
3.2.3.1. Simulaciones y modelado estocástico	25
3.2.3.2. Generación de resultados	26
3.3. Plan de trabajo	27
4. Caso de estudio	28
4.1. Parámetros de la configuración base:	28

5. Resultados	30
5.1. Análisis del árbol de valor e indicadores de rendimiento en carguío y transporte	30
5.2. Caso 1: Elaboración del plan de producción minera de forma determinística	34
5.3. Caso 2: Elaboración del plan de producción minera de forma estocástica	37
5.3.1. Implementación en caso de estudio	37
5.4. Resultados y análisis	38
6. Conclusiones, recomendaciones y trabajo futuro	42
6.1. Conclusiones	42
6.2. Recomendaciones	43
6.3. Trabajo futuro	43
7. Bibliografía	45
8. Anexos	47

Índice de tablas

2.1. Etapas del proceso de planificación. Fuente: Cerda 2016.	7
4.1. Velocidades de los camiones	28
4.2. Tiempos operativos	29
4.3. Indicadores de rendimiento de los equipos	29
4.4. Rendimiento máximo y mínimo de los equipos	29
4.5. Definición de fases	29
4.6. Definición de pilas	29
5.1. Tabla de disponibilidad de equipos	32
5.2. Tabla de utilización nominal de equipos	32
5.3. Tabla de indicadores de producción con sus respectivos promedios y desviaciones.	34
5.4. Datos operativos por periodo.	35
5.5. Datos operativos por escenario.	36
5.6. Configuración de escenarios a simular.	38

Índice de figuras

2.1. Componentes de la planificación minera. Fuente: Horsley, 2002.	5
2.2. Interacción entre los planes de producción.	6
2.3. Modelo de estimación tradicional versus estimación estocástica. Fuente: Dimitrakopoulos, 2007.	9
2.4. Ejemplo de un gráfico de distribución continua. Fuente: Minitab, 2024	11
2.5. Ejemplo de un gráfico de distribución discreta. Fuente: Minitab, 2024	12
2.6. Representación de intervalos de confianza. Fuente: Jordi Ollé, 2024	13
2.7. Fuentes de incertidumbre en los proyectos mineros. Fuente: Mayer y Kazakidis, 2007.	15
2.8. Gráfico tipo tornado. Fuente: Mun, 2006.	16
2.9. Ingreso netos - Histograma/ Probabilidad acumulada obtenido de 5000 realizaciones. Fuente: Mun, 2006	16
2.10. Ejemplo de gráfico VaR al 5 % para un portafolio de inversión. Fuente: Martínez, 2024	18
2.11. Ejemplo de gráfico de CVaR que ilustra la cuantificación de las pérdidas por debajo del VaR. Fuente: Martínez, 2024	19
3.1. Diagrama de flujo de trabajo del código de Python	21
3.2. Carta Gantt para el desarrollo metodológico del trabajo de memoria.	27
5.1. Operaciones unitarias y sus principales actividades.	30
5.2. Indicadores de productividad del activo carguío en mina rajo, año 2021. Fuente: COCHILCO (2022).	31
5.3. Indicadores de productividad del activo transporte en mina rajo, año 2021. Fuente: COCHILCO (ibíd.).	32
5.4. Árbol de valor de operaciones de carguio y transporte.	33
5.5. Gráfico de rendimiento planificado.	35
5.6. Gráfico de rendimiento planificado por escenario.	36
5.7. Escenario 1: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	38
5.8. Escenario 5: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	39
5.9. Escenario 1: Probabilidad de cumplimiento del plan.	39
5.10. Escenario 5: Probabilidad de cumplimiento del plan.	39
5.11. Escenario 2: Probabilidad de cumplimiento del plan.	40
5.12. Escenario 6: Probabilidad de cumplimiento del plan.	40
5.13. Escenario 3: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	40
5.14. Escenario 3: Probabilidad de cumplimiento del plan.	41
5.15. Escenario 7: Probabilidad de cumplimiento del plan.	41
5.16. Escenario 3: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	41
5.17. Escenario 3: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	41
8.1. Parámetros de la configuración base	47
8.2. Escenario 1: Material extraído y remanejado diario por periodo.	48

8.3. Escenario 1: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	48
8.4. Escenario 1: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	49
8.5. Escenario 2: Material extraído y remanejado diario por periodo.	49
8.6. Escenario 2: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	50
8.7. Escenario 2: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	50
8.8. Escenario 2: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	51
8.9. Escenario 3: Material extraído y remanejado diario por periodo.	51
8.10. Escenario 4: Material extraído y remanejado diario por periodo.	52
8.11. Escenario 4: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	52
8.12. Escenario 4: Probabilidad de cumplimiento del plan.	53
8.13. Escenario 4: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	53
8.14. Escenario 4: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	54
8.15. Escenario 5: Material extraído y remanejado diario por periodo.	54
8.16. Escenario 5: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	55
8.17. Escenario 5: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	55
8.18. Escenario 6: Material extraído y remanejado diario por periodo.	56
8.19. Escenario 6: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	56
8.20. Escenario 6: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	57
8.21. Escenario 6: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	57
8.22. Escenario 7: Material extraído y remanejado diario por periodo.	58
8.23. Escenario 7: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	58
8.24. Escenario 7: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	59
8.25. Escenario 7: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	59
8.26. Escenario 8: Material extraído y remanejado diario por periodo.	60
8.27. Escenario 8: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	60
8.28. Escenario 8: Probabilidad de cumplimiento del plan.	61
8.29. Escenario 8: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	61
8.30. Escenario 8: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.	62

1 | Introducción

En la planificación de la producción minera, se consideran una serie de aspectos cruciales para garantizar el funcionamiento eficiente y rentable de las operaciones mineras. Este proceso interdisciplinario, abarca la evaluación de recursos minerales, el diseño de la mina teniendo en cuenta la topografía y la geología, la planificación de la producción a corto, mediano y largo plazo, la gestión de costos para optimizar la rentabilidad, la implementación de medidas de seguridad y prácticas ambientales sostenibles, la planificación de personal capacitado, el establecimiento de sistemas de monitoreo y la mejora continua para aumentar la productividad y eficiencia operativa en el sector minero.

Para la elaboración de planes de producción minera se deben contemplar datos de entrada asociados a los indicadores de producción de los equipos mineros, como la disponibilidad, utilización y rendimiento de estos, así como también los datos relacionados con los modelos geológicos. Tradicionalmente, los datos de entrada asociados a los indicadores de producción son solamente el valor promedio de los datos disponibles, sin tener en cuenta la variabilidad de estos. La presencia de incertidumbre juega un papel crucial en la dificultad para alcanzar los objetivos de producción y las expectativas financieras de un proyecto, especialmente durante sus etapas iniciales. Por lo tanto, es necesario considerar esta incertidumbre durante la etapa de planificación.

En la literatura existente se proponen diversos métodos para abordar la problemática asociada a la incertidumbre debido a los datos de entrada de la planificación minera. Gran parte de los estudios tienen como objetivo principal la cuantificación de la incertidumbre asociada al modelo geológico y cómo optimizar la planificación de la producción mediante modelos de optimización estocásticos. Entre dichos estudios, Prieto (2019) propone un modelo de optimización que aborda múltiples escenarios equiprobables de manera simultánea. Este enfoque permite optimizar tanto el plan de producción como la secuencia de explotación, a partir del perfil de riesgo que asume cada empresa en términos de los parámetros de costos por desviación y tasa de descuento por riesgo geológico. Ruminó (2021) revela las ventajas que ofrecen la consideración de la incertidumbre geológica en la planificación minera, en comparación con la metodología tradicional de medición de riesgo geológico, pues esta última, no logra capturar completamente la variabilidad y las condiciones geológicas específicas del depósito.

Sin embargo, los desafíos en la planificación minera van más allá de la incertidumbre geológica. Para abordar esta complejidad, diversos estudios se han centrado en mejorar la precisión y adaptabilidad de los planes mineros a condiciones variables de la operación misma. Inicialmente se tiene la investigación y validación de dos modelos que permiten la simulación y evaluación de riesgos para capturar la incertidumbre operacional en la planificación minera a cielo abierto realizada por Cerda (2016). En su trabajo, compara estos modelos con la realidad operacional, obteniendo desviaciones inferiores al 11 %. Esto sugiere que incluir la incertidumbre en las simulaciones representa mejor la realidad que los modelos determinísticos, generando escenarios más precisos que consideran las características históricas de la mina y el comportamiento de los equipos mineros críticos.

Otro estudio relevante, es el realizado por Meneses (2019), quien propone una metodología para crear planes de producción mineros flexibles, capaces de incorporar el riesgo asociado a los cambios en el precio del commodity. Para ello, generó simulaciones del precio del commodity y propuso diferentes capacidades alternativas de planta y mina, reduciendo así el riesgo asociado a la volatilidad del commodity. En la misma línea se tiene el trabajo de Vergara (2019), que ofrece una metodología para incorporar riesgos y oportunidades en la planificación minera, con el propósito de disminuir la incertidumbre y mejorar la precisión de los planes de producción. Para ello, realiza un análisis multidisciplinario de los riesgos y oportunidades asociados a la operación minera, utilizando herramientas de evaluación y análisis estadístico para identificar, priorizar y mitigar los riesgos, así como aprovechar las oportunidades.

Por último, se tiene el trabajo realizado por Manríquez (2020), quien integra una metodología de simulación y optimización en un esquema iterativo, que no solo permite medir la adherencia de un plan, sino también evaluar el cumplimiento de este mediante simulaciones que consideran la incertidumbre operacional. Este enfoque iterativo permite la generación de planes de producción mineros de corto plazo en minas de rajo abierto, los cuales consideran múltiples objetivos, utilizando el método de la suma ponderada y el método jerárquico. La metodología que propone Manríquez (2020) no solo mejora los indicadores de cumplimiento del plan minero con respecto a las iteraciones, sino que además mantiene el Valor Actual Neto del plan, lo que proporciona una sólida base financiera que respalda la toma de decisiones estratégicas, asegurando así la sostenibilidad y el éxito continuo de la operación minera.

1.1. Antecedentes

1.1.1. Contexto de la empresa

SGS es una empresa líder mundial en ensayos, inspección y certificación. Reconocida como referente en calidad e integridad. La experiencia y la ambición de hacer posible un mundo más seguro e interconectado ha generado que SGS, desde que se fundó en el año 1878, sea un ejemplo a seguir por su innovación y evolución. A nivel global cuenta con más de 99.000 empleados distribuidos en 2.600 oficinas y laboratorios, desempeñándose en industrias tales como la agrícola, aeronáutica, constructora, entre muchas otras.

A nivel nacional, SGS cuenta con más de 3.000 trabajadores repartidos en una extensa red de instalaciones y laboratorios para poder brindar soluciones a clientes en cortos periodos de tiempo. La empresa se desarrolla en base a 5 líneas de negocio: Conectividad y Productos; Salud y Nutrición; Industria y Medio Ambiente; Conocimiento y finalmente, Recursos Naturales. Esta última línea de negocios ofrece una amplia lista de servicios en diversas especialidades dentro del campo minero, como lo son las actividades metalúrgicas, geológicas, geotécnicas e hídricas.

1.1.2. Contexto del problema

SGS trabaja rigurosamente con sus clientes a través de un enfoque integral que incluye la participación en licitaciones y ofertas de soluciones personalizadas. Para ganar contratos, la empresa presenta propuestas detalladas en las licitaciones, destacando su experiencia, capacidades técnicas y compromiso con la calidad. En el sector de Recursos Naturales, SGS se dedica a proporcionar servicios que incluyen desde la exploración geológica y el análisis de minerales, hasta los procesos de planta, transporte y envío. Cada uno de estos frentes abordan diferentes etapas y aspectos críticos de la cadena de valor en la industria minera.

A pesar de contar con una amplia gama de servicios, SGS ha enfrentado desafíos específicos en el área de procesos mineros. El problema principal es que la empresa no ha logrado postular exitosamente en licitaciones ni ofrecer servicios especializados en esta área. Esto se debe a varios factores. Primero, SGS carece de la tecnología y maquinaria adecuadas para cumplir con los estándares que estos servicios requieren. Segundo, la empresa no cuenta con el personal especializado en procesos mineros necesario para brindar un servicio integral, a diferencia de otras áreas donde sí dispone de equipos de profesionales capacitados que cubren todas las necesidades de los clientes. Por último, el área de procesos mineros presenta un bajo nivel de desarrollo digital en comparación con otros servicios que ofrece Recursos Naturales.

En paralelo, SGS ha mantenido comunicación constante con diversas operaciones mineras, lo que le ha permitido investigar el desarrollo de los procesos mineros y detectar necesidades comunes entre los clientes. Estas necesidades incluyen, en primer lugar, asegurar el cumplimiento de los planes de producción; en segundo lugar, mejorar los tiempos de ciclo en procesos críticos, especialmente en las etapas de carguío y transporte; y, finalmente, reducir la variabilidad de los procesos para lograr una mayor consistencia en los resultados.

Para abordar esta problemática, SGS busca fortalecer su presencia en el área de consultoría en procesos mineros a través del desarrollo de servicios enfocados en tecnología e innovación, digitalización de procesos y optimización de la cadena de valor. Aprovechando tanto las capacidades internas de la empresa como las necesidades específicas de sus clientes, SGS ha identificado una oportunidad clave: implementar un proyecto de digitalización que ofrezca una

solución eficaz en la gestión de la variabilidad operativa en operaciones de carguío y transporte. Este proyecto se centra en el uso de herramientas tecnológicas avanzadas, que permitan visualizar y gestionar las fluctuaciones operativas en el plan de producción, brindando a los clientes un recurso integral para mejorar la precisión y eficiencia en sus procesos mineros.

1.2. Relevancia del estudio

Este trabajo se enmarca en la digitalización de la minería, un sector fundamental para la economía chilena, cuya eficiencia y planificación son cada vez más críticas debido a factores como la fluctuación de la demanda mundial de minerales, los precios, las leyes y los avances tecnológicos. La implementación de herramientas avanzadas, como la digitalización y la inteligencia artificial (IA), abre la puerta a una industria minera más moderna y eficiente, en la que el uso de datos permite no solo la optimización de procesos, sino también la toma de decisiones informadas que disminuyen la incertidumbre y los riesgos inherentes.

En términos académicos, este estudio aporta conocimiento novedoso sobre el uso simulación mediante el método de Monte Carlo aplicada a procesos mineros, lo cual permite un análisis de escenarios con precisión. Este enfoque facilita la comprensión de cómo las variables del sistema afectan la planificación y ejecución de los planes de producción, contribuyendo a una base teórica sólida que puede nutrir futuras investigaciones en el ámbito de la minería y su digitalización. Además, genera una metodología replicable para otros sectores que enfrenten desafíos similares en cuanto a la gestión de la variabilidad y la incertidumbre.

Desde una perspectiva práctica, el estudio es relevante porque propone una herramienta para mejorar la planificación y operación de las minas, permitiendo a los gestores mineros anticiparse a las fluctuaciones en los ciclos operativos y en el rendimiento de los equipos. Esto no solo incrementa la eficiencia en el uso de los recursos, sino que también optimiza la capacidad de respuesta ante imprevistos, mejorando la estabilidad y seguridad de las operaciones. La capacidad de simular escenarios en un entorno de alta variabilidad también ofrece a las empresas mineras un recurso poderoso para reducir costos y mejorar la productividad.

Finalmente, el impacto social de este estudio radica en su potencial para contribuir a una minería más sostenible y competitiva. Al mejorar la precisión en la planificación y disminuir el riesgo de incumplimientos en los planes de producción, este tipo de herramientas puede ayudar a reducir la huella ambiental de las operaciones mineras, mediante el uso más efectivo de los recursos y la minimización de impactos. Además, sugiere una evolución hacia una industria minera chilena que es tecnológicamente avanzada, capaz de generar empleos especializados y con una visión de desarrollo sostenible, respondiendo así a las demandas crecientes de la sociedad en cuanto a prácticas responsables y amigables con el medio ambiente.

1.3. Hipótesis

La implementación efectiva de estrategias de gestión de riesgos y oportunidades mediante el uso de un gemelo digital mina mejorara el cumplimiento y adherencia de planes producción minera.

1.4. Objetivo general

Cuantificar la incertidumbre del riesgo y oportunidades presentes en la elaboración de planes de producción minera, mediante el uso de simulaciones de Monte Carlo.

1.5. Objetivos específicos

- Implementar un sistema de gestión de datos y detección de errores en los datos de entrada.
- Analizar riesgos y oportunidades en la data histórica, generando modelos predictivos que consideren tanto la probabilidad de ocurrencia como el impacto de los eventos.
- Mejorar la precisión y certidumbre de las predicciones de cada fase del proceso de producción minera mediante técnicas de optimización y simulación en un esquema iterativo.
- Evaluar la adherencia del plan de producción minera generado con respecto a la operación real.

1.6. Alcances

- Este trabajo de título revisará la incertidumbre presente en los planes de producción minera a cielo abierto, enfocándose en los indicadores de producción: disponibilidad, utilización y rendimiento de los equipos de carguío y transporte. No se incluye la gestión de la variabilidad del sistema, solamente su cuantificación.
- En el marco de este trabajo, se alcanzará un nivel de madurez tecnológica TRL 2, definido como concepto tecnológico formulado, siguiendo las pautas de la Corporación de Fomento de la Producción (CORFO).
- Para las estimaciones numéricas se considerarán los indicadores de rendimiento de operaciones mineras nacionales.

2 | Marco teórico

En este capítulo se presentan los antecedentes y análisis referentes a la literatura relevante, la cual constituye el fundamento teórico para el desarrollo de esta memoria. Es fundamental considerar los cuatro pilares que impactan significativamente en la efectividad de esta metodología de trabajo: el diseño del plan de producción, la incertidumbre y el riesgo en la minería, así como también las estadísticas y probabilidades asociadas a la elaboración de simulaciones. Cada uno de estos elementos es crucial para comprender cómo influyen en la certeza de la planificación y producción minera.

2.1. Planificación de producción minera

La planificación minera es esencial en la cadena de valor del negocio minero, ya que permite determinar la porción del yacimiento que será extraída y procesada. Esto facilita la selección de la configuración operativa que maximizará el retorno de la inversión (ROI), alineándose así con los objetivos de los inversionistas del proyecto. Según Horsley (2002) el proceso de planificación minera puede ser separado en cuatro componentes (Ver Figura 2.1):



Figura 2.1: Componentes de la planificación minera. Fuente: Horsley, 2002.

En donde:

- Planificación estratégica: Implica la selección de métodos de explotación, capacidad de mina y capacidad de procesamiento, alineando las estrategias de mercado con los recursos disponibles y la visión y misión de la compañía.
- Plan de negocios: Coordina todas las divisiones y departamentos de la compañía en línea con la planificación estratégica, estableciendo una dirección corporativa, objetivos y un plan de acción.
- Plan anual: Enfocado en el presupuesto anual, este plan respalda la programación de actividades y planes a corto plazo a nivel corporativo.
- Plan minero: Se centra exclusivamente en la mina, abordando la adquisición de nuevos recursos, el desarrollo de proyectos y la gestión de la producción.

Además, en función de la temporalidad requerida en términos del tamaño de las tareas, el mineral a extraer y el tiempo necesario para cada uno de los componentes del plan minero, se definen tres horizontes de planificación: largo plazo, mediano plazo y corto plazo. Aunque estos horizontes se diseñan inicialmente de manera lineal, su implementación proporciona retroalimentación que permite actualizar los planes anteriores.

El corto plazo retroalimenta tanto los planes de mediano como de largo plazo, mientras que el mediano plazo también retroalimenta el plan de largo plazo. De esta manera, se crea un ciclo continuo de mejora y ajuste, como se muestra en la Figura 2.2, asegurando que los planes se mantengan alineados y adaptados a las circunstancias cambiantes y a la información más reciente.



Figura 2.2: Interacción entre los planes de producción.

2.1.1. Planificación de largo plazo

Este horizonte de planificación contempla el modelo de bloques del yacimiento, factores económicos y técnicos para determinar los recursos, tanto económicos como de interés. Los recursos económicos se identifican valorando el modelo de bloques, donde se consideran como toneladas de recurso económico aquellos bloques con un beneficio mayor a cero. Por otro lado, los recursos de interés se determinan evaluando la posibilidad operativa de extraer los bloques, para el cálculo de estos, se considera el tonelaje asociado a los bloques que sean operativamente extraíbles.

Para definir los bloques que son operativamente extraíbles, es fundamental utilizar la información proveniente de los modelos de bloques, destacando principalmente la ley del mineral, densidad, ubicación y tamaño de los bloques en el espacio. Esta información se complementa con parámetros técnicos, como los requerimientos geomecánicos, anchos mínimos operables, altura de bancos, tamaño de bermas, dimensiones de las galerías de acceso, el método de extracción, entre otro. Además, se consideran factores económicos, para así determinar la cantidad de recursos de interés.

Determinar la cantidad de recursos mineros disponibles no solo permite definir el tamaño de la mina y la planta necesarias para cumplir con los ritmos de producción, sino que también facilita la definición de la envolvente económica, lo que a su vez permite determinar el valor potencial del proyecto. Este proceso se realiza mediante la detallada especificación de los parámetros económicos asociados, incluyendo la inversión de capital (CAPEX), los costos operativos de producción tanto de la mina como de la planta (OPEX), el precio de los metales, los costos de

fundición y refinación, los costos por penalización debido a impurezas, las tasas de descuento y los impuestos sobre la renta en cada país, entre otros.

El proceso de planificación es genérico y puede ser adaptado para cualquier tipo de yacimiento, ya sea para una mina a cielo abierto o bien para una mina subterránea. El proceso de planificación se puede describir por una secuencia de pasos, no lineal, pues es común volver a etapas anteriores a medida que se tiene expande la operación y se tiene más información de sectores no considerados en una primera instancia. El resumen de los pasos para la planificación se muestra en la Tabla 2.1 (Cerde, 2016).

Paso	Acción	Detalles
1	Preparación general	■ Designar roles. ■ Realizar análisis de los <i>stakeholders</i>. ■ Determinar propósito y alcances.
2	Preparación de las entradas para el estudio	■ Información acerca de exploración y derecho minero en el área de interés. ■ Información de recursos, incluyendo reportes, mapas, datos de sondajes y modelos de bloque para el área de interés. ■ Para minas existentes, información acerca de la operación y equipos, instalaciones de procesamiento e infraestructura. ■ Información acerca de métodos de explotación y procesamiento que se pueden considerar en el estudio. ■ Información acerca de leyes ambientales y métodos de explotación y detalles de exploración y derecho minero. ■ Pronóstico de demanda y precios del <i>commodity</i>. ■ Pronóstico de costos futuros.
3	Marco	■ Determina el set de decisiones y alternativas que serán analizadas como parte del estudio.
4	Valoración	■ Dirige las alternativas de modelamiento, optimización y evaluación económica. ■ Evaluación de riesgo de las principales alternativas.
5	Selección	■ Selecciona la mejor alternativa de plan. ■ Selecciona las acciones para preservar opciones futuras.

Tabla 2.1: Etapas del proceso de planificación. Fuente: Cerda 2016.

2.1.2. Planificación de mediano plazo

Este horizonte de planificación genera planes de producción más detallados, orientados a alcanzar las metas productivas definidas a largo plazo, con un horizonte de tiempo que varía entre 1 y 5 años. Su objetivo principal es asegurar el cumplimiento del plan de negocio, garantizar el presupuesto de operaciones y retroalimentar la planificación a largo plazo.

Para lograr esto, se desarrollan estrategias específicas que consideran las fluctuaciones del mercado, las capacidades operativas y las mejoras tecnológicas. Estos planes incluyen la optimización de los recursos, la programación precisa de las operaciones mina y planta, y la gestión eficiente de los costos. Además, se implementan mecanismos de

seguimiento y control que permiten ajustar las operaciones en tiempo real, asegurando que se mantengan alineadas con los objetivos estratégicos de la empresa.

Esta fase de planificación también se enfoca en la gestión de riesgos, identificando y mitigando posibles desafíos operativos y económicos. Se analiza la viabilidad técnica y financiera de diferentes escenarios, permitiendo una toma de decisiones informada y proactiva. La retroalimentación continua de estos planes al horizonte de largo plazo asegura que la empresa pueda adaptarse a los cambios y seguir siendo competitiva en el mercado.

2.1.3. Planificación de corto plazo

El horizonte de tiempo de esta planificación abarca periodos diarios, semanales, mensuales y trimestrales, con el objetivo de analizar de manera detallada los recursos utilizados en la operación de la mina y la planta, y así poder alcanzar las metas diarias.

Esta planificación se lleva a cabo mediante un plan de producción generalmente determinístico, es decir, sin considerar la volatilidad de las variables que lo determinan. Se alcanza un nivel máximo de detalle respecto a la logística y los recursos requeridos en cada proceso, con el fin de lograr las metas de producción mensuales y, de este modo, cumplir con la planificación a mediano plazo en términos de producción y presupuesto.

Para lograr este nivel de detalle, se desglosan las actividades operativas en tareas específicas y se asignan los recursos necesarios, incluyendo mano de obra, equipos y materiales. Se establecen cronogramas precisos y se implementan sistemas de monitoreo y control que permiten una gestión eficiente y oportuna de las operaciones.

Asimismo, se analizan los indicadores de rendimiento y se ajustan las estrategias operativas en función de los resultados obtenidos, asegurando una respuesta ágil a cualquier desviación respecto al plan original. Esta retroalimentación constante es crucial para mantener la alineación con los objetivos de producción y presupuesto a mediano plazo, garantizando así la continuidad y eficiencia de las operaciones mineras.

2.1.4. Planificación estocástica

La planificación estocástica en cadenas de suministro tiene como objetivo optimizar la toma de decisiones bajo incertidumbre. En el contexto de la planificación minera, estas incertidumbres pueden incluir factores geológicos, de mercado, operacionales, entre otros. Este enfoque es especialmente útil para productos con ciclos de vida cortos, donde la demanda es impredecible y los costos de obsolescencia son altos.

La técnica de optimización estocástica se emplea cuando los problemas implican incertidumbre, la cual puede representarse mediante distribuciones de probabilidad o a través de posibles escenarios (Sepúlveda, Branch y Jaramillo, 2012). Este método permite a las empresas anticipar y adaptarse a diversas eventualidades, mejorando la eficiencia y reduciendo riesgos asociados con la variabilidad y la falta de previsibilidad en sus operaciones.

Al integrar la planificación estocástica, las organizaciones pueden tomar decisiones más informadas y resilientes, asegurando una mayor robustez frente a las fluctuaciones del mercado y otros factores externos. Esto no solo optimiza los recursos y minimiza los costos, sino que también aumenta la capacidad de respuesta y adaptación a los cambios, fortaleciendo así la competitividad y sostenibilidad del negocio. Según Dimitrakopoulos y Abdel (2007), la planificación estocástica se distingue de la planificación tradicional en su capacidad para manejar la incertidumbre de manera explícita. Mientras que la planificación tradicional suele basarse en escenarios determinísticos y supuestos fijos, la planificación estocástica incorpora la variabilidad y los riesgos potenciales en el proceso de toma de decisiones, proporcionando soluciones más flexibles y realistas (Véase Figura 2.3).

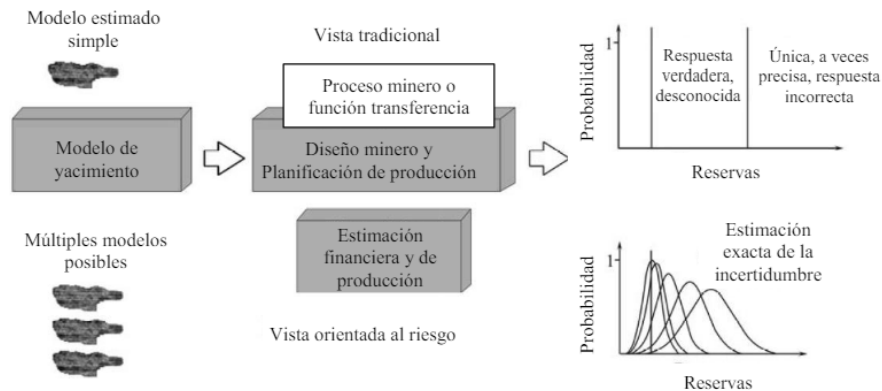


Figura 2.3: Modelo de estimación tradicional versus estimación estocástica. Fuente: Dimitrakopoulos, 2007.

2.2. Probabilidades y estadística

Debido a que los valores de entrada de la planificación minera no son determinísticos, es decir, presentan variabilidad y una probabilidad de ocurrencia, es crucial comprender y aplicar las técnicas estadísticas subyacentes. Este entendimiento permite la toma de decisiones informadas y la optimización de los planes estratégicos.

La probabilidad es una medida de la certeza asociada a la ocurrencia de un evento futuro y se expresa como un valor entre 0 y 1 (o entre 0 % y 100 %). Un evento puede clasificarse como improbable (con probabilidad cercana a cero), probable (probabilidad intermedia) o seguro (con probabilidad de uno). Para estimar las probabilidades, se pueden utilizar datos estadísticos de eventos determinados, tanto reales como aleatorios, que permiten inferir todos los resultados posibles y probables en condiciones normales.

La teoría de la probabilidad es fundamental en diversas disciplinas, como la estadística, la física, la matemática, las ciencias, la administración, la contaduría, la economía y la filosofía, para evaluar la probabilidad discreta de eventos potenciales. Esta teoría es una de las herramientas más utilizadas para cuantificar riesgos e incertidumbres.

En el ámbito de la minería y otras industrias, la teoría de probabilidades continúa siendo la base para la cuantificación de riesgos y oportunidades. Esto se debe a que, con una diversidad de supuestos que tienen una alta probabilidad de ocurrencia, es posible asignar una probabilidad específica a cada evento. Este enfoque permite cumplir con todos los requisitos y supuestos de la industria, facilitando una gestión más precisa y eficaz de los riesgos y oportunidades. Además, la teoría de probabilidades proporciona una estructura metodológica robusta para evaluar y gestionar la incertidumbre inherente en las operaciones, asegurando decisiones informadas y estratégicamente alineadas con los objetivos empresariales.

2.2.1. Dualidad de teoría de probabilidad

En el contexto de la teoría de la probabilidad, se pueden distinguir dos enfoques fundamentales para medir la probabilidad de un evento: las probabilidades objetivas y las probabilidades subjetivas.

Probabilidades objetivas

Las probabilidades objetivas se definen como una medida de la incertidumbre que se basa en la frecuencia histórica de un evento o en su relación con otros eventos similares. Esta aproximación se fundamenta en la observación de la frecuencia relativa de un evento en un gran número de ensayos o experimentos similares. La probabilidad objetiva se calcula a partir de la frecuencia relativa de un evento, lo que permite establecer una medida objetiva de la probabilidad de su ocurrencia.

En minería, este enfoque se utiliza para evaluar tanto riesgos como oportunidades. Un ejemplo claro de su aplicación es en la estimación de recursos y reservas mediante técnicas geoestadísticas. Estas técnicas emplean datos de sondeos que contienen muestras de leyes minerales para determinar la ley de mineral en bloques específicos a través de análisis probabilísticos.

Probabilidades subjetivas

Por otro lado, las probabilidades subjetivas se basan en la opinión o creencia personal de un individuo sobre la probabilidad de que ocurra un evento. Esta aproximación se fundamenta en la percepción y la evaluación subjetiva de la información disponible, incluyendo la experiencia previa, la información disponible y la intuición. La probabilidad subjetiva puede variar según la perspectiva y la información disponible de cada individuo, lo que la hace subjetiva y no necesariamente objetiva. Este método es crucial en situaciones donde no hay datos estadísticos suficientes o donde la incertidumbre proviene de factores externos o conocimientos limitados en geotecnia.

La diferencia principal entre probabilidades subjetivas y objetivas radica en que las segundas son independientes del evaluador, mientras que las primeras dependen del juicio, experiencia del experto y la evaluación subjetiva de la información disponible. Sin embargo, es esencial que las probabilidades subjetivas sean coherentes con los axiomas de la teoría de la probabilidad para ser consideradas válidas.

2.2.2. Funciones de densidad y distribución

En el análisis estadístico de datos, las funciones de densidad de probabilidad, distribución acumulada y distribución acumulada inversa son herramientas fundamentales para comprender y describir la distribución de variables aleatorias.

Función de densidad de probabilidad (FDP)

Esta es una medida de la frecuencia relativa de los valores de una variable aleatoria en un intervalo específico. Se define como la derivada de la función de distribución acumulada y se denota como $f(x)$. La función de densidad de probabilidad (FDP) proporciona información sobre la concentración de los valores de la variable en distintos rangos y señala las regiones con mayores y menores probabilidades para los valores de la variable aleatoria.

Función de distribución acumulada (FDA)

Esta es una medida de la probabilidad acumulada hasta un valor específico de una variable aleatoria. Se denota como $F(x)$ y se define como la integral de la función de densidad de probabilidad entre el límite inferior y el valor x . Se emplea para calcular la probabilidad de que un evento aleatorio extraído de la población sea menor o igual a un cierto valor.

Función de distribución acumulada inversa (FDIA)

Esta es la inversa de la función de distribución acumulada (FDA). Se denota como $F^{-1}(x)$ y se define como la función que, dados los valores de probabilidad, devuelve el valor correspondiente de la variable aleatoria. En otras palabras, $F^{-1}(x)$ permite obtener el valor de la variable aleatoria asociado a una probabilidad específica x . Esta función es útil en la estadística y en la teoría de probabilidades para determinar umbrales o puntos críticos donde se alcanzan ciertos niveles de probabilidad.

Estas herramientas de la estadística no solo permiten caracterizar la distribución de datos, sino que también son fundamentales para la inferencia estadística y la toma de decisiones informadas en una amplia gama de disciplinas científicas y técnicas.

2.2.3. Distribuciones de probabilidad

En la teoría de la probabilidad, las distribuciones de probabilidad se agrupan en dos categorías principales: distribuciones continuas y distribuciones discretas. Estas categorías fundamentales describen cómo se distribuyen las probabilidades dentro de un conjunto de valores posibles. Esto es crucial para entender cómo diferentes fenómenos naturales y artificiales se comportan probabilísticamente y para aplicar métodos estadísticos apropiados en diversos contextos analíticos y de modelado.

Distribuciones de probabilidad continuas

Una distribución de probabilidad continua se caracteriza por tener una función de distribución continua. En este tipo de distribuciones, la probabilidad de que una variable aleatoria tome un valor específico es cero. En otras palabras, no hay probabilidades asociadas a valores específicos, solo a rangos de valores.

Una distribución continua se utiliza para describir variables aleatorias que pueden tomar valores reales, como la concentración de minerales en una muestra de mineral. Estas distribuciones se representan mediante curvas de densidad de probabilidad, y su área bajo la curva representa la probabilidad de que el valor de la variable aleatoria esté dentro de un rango determinado (Ver Figura 2.4). Por ejemplo, la distribución normal continua puede ser utilizada para describir la distribución del contenido de oro en una muestra de mineral, donde se puede calcular la probabilidad de que la concentración de oro esté dentro de un rango determinado.

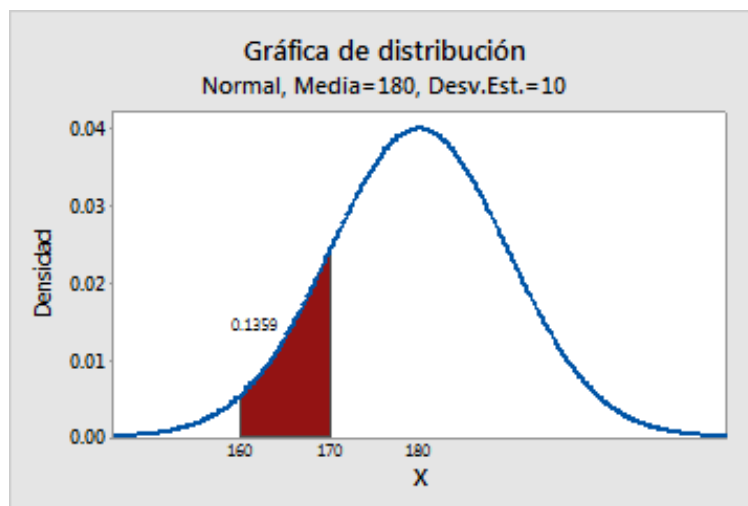


Figura 2.4: Ejemplo de un gráfico de distribución continua. Fuente: Minitab, [2024](#)

Distribuciones de probabilidad discretas

Por otro lado, una distribución de probabilidad discreta se caracteriza por tener una función de distribución discreta. En este tipo de distribuciones, cada valor posible de la variable aleatoria puede tener una probabilidad distinta de cero. Las distribuciones de probabilidad discretas se utilizan para describir variables aleatorias que pueden tomar valores enteros, como el número de minerales extraídos en un período determinado.

Las distribuciones de probabilidad discretas se representan mediante tablas o gráficos, y cada valor posible de la variable aleatoria está asociado con una probabilidad específica (Ver Figura 2.5). Estas distribuciones se utilizan comúnmente en estadística descriptiva y en la modelización de eventos que pueden tomar valores enteros.

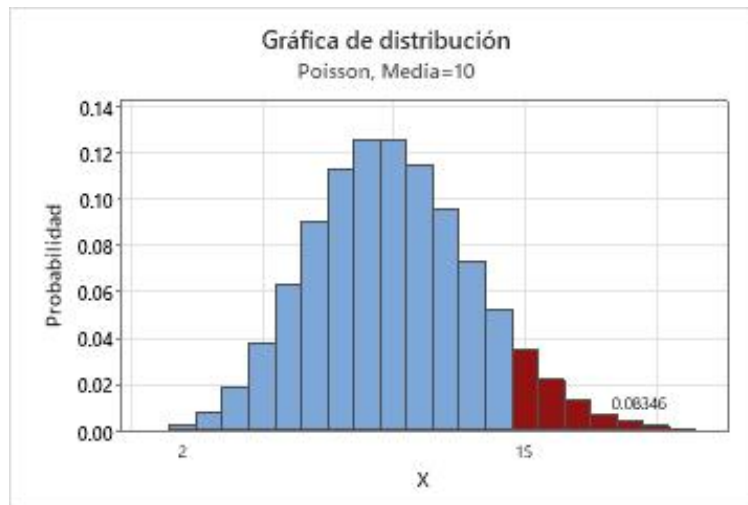


Figura 2.5: Ejemplo de un gráfico de distribución discreta. Fuente: Minitab, 2024

Aunque las gráficas son la forma más común de representar la distribución de datos, también se pueden utilizar la estadística descriptiva y la comparación con distribuciones teóricas. Entre las formas en las que se encuentran las distribuciones se tiene:

Gráficas

Proporcionan una representación visual de la distribución de un conjunto de datos, facilitando la comprensión y el análisis de patrones y tendencias. Entre las gráficas más utilizadas se encuentran los histogramas, los diagramas de caja (box plots) y los gráficos de dispersión. Los histogramas muestran la frecuencia de los datos en intervalos específicos, los diagramas de caja resaltan los percentiles y la presencia de valores atípicos, y los gráficos de dispersión permiten observar la relación entre dos variables.

Estadística descriptiva

Esta desempeña un papel crucial en el análisis de datos dentro del ámbito de la minería, ofreciendo herramientas fundamentales para sintetizar de manera significativa las características esenciales de un conjunto de datos. Esta disciplina permite describir la tendencia central de los datos, incluyendo medidas como la media, la mediana y la moda, así como evaluar su dispersión mediante el rango, la varianza y la desviación estándar.

Distribuciones teóricas

Permiten comparar los datos con distribuciones comunes, como la normal, log-normal, exponencial, binomial, y Poisson, entre otras. Estas distribuciones teóricas tienen propiedades matemáticas bien definidas que pueden ayudar a modelar y entender mejor los datos. Por ejemplo, la distribución normal se usa frecuentemente debido al teorema del límite central, que afirma que, bajo ciertas condiciones, la suma de muchas variables aleatorias independientes tiende a seguir una distribución normal, independientemente de la distribución original de las variables. Comparar los datos con una distribución teórica adecuada puede ayudar a identificar patrones y realizar inferencias estadísticas, como la estimación de probabilidades y la realización de pruebas de hipótesis.

2.2.4. Intervalo de confianza

Este describe la variabilidad entre la medida obtenida en un estudio y el valor real de la población. Se define como un rango de valores calculado bajo una distribución normal, dentro del cual se espera que se encuentre el valor real de una variable con alta probabilidad. Por convención, este rango se establece con un nivel de confianza del 95 %, lo que significa que existe una certeza 95 % de que el valor real del parámetro está contenido dentro de este intervalo (Candia y Caiozzi, 2005).

El intervalo de confianza se puede expresar como:

$$\bar{X} \pm Z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

donde:

- $\bar{X}$: Promedio de la muestra.
- σ : Desviación estándar de la muestra.
- n : Tamaño de la muestra.
- α : Nivel de confianza.
- $Z_{\alpha/2}$: Coeficiente de confianza.

Para hallar el valor de $Z_{\alpha/2}$, primero se convierte el porcentaje α a un número decimal y se divide entre 2. Luego, se revisa la tabla de valores Z para encontrar el valor que corresponde al valor obtenido de la división.

Típicamente, en la industria se utilizan intervalos de confianza del 95 % y del 99 %, siendo el primero el más comúnmente empleado. Esto se debe a que un intervalo de confianza del 95 % proporciona un equilibrio adecuado entre precisión y fiabilidad en la estimación de parámetros.

Para un intervalo de confianza del 95 %, el valor crítico correspondiente a un nivel de significancia del 0.025 es $Z_{0,025}=1.96$. De manera similar, para un intervalo de confianza del 99 %, el valor crítico correspondiente a un nivel de significancia del 0.005 es $Z_{0,005}=2.57$. Estos valores críticos, permiten que los cálculos realizados tengan un alto nivel de confianza. Esto significa que hay un 95 % o un 99 % de probabilidad de que el parámetro verdadero se encuentre dentro del intervalo calculado, dependiendo del intervalo de confianza seleccionado. La Figura 2.6 muestra una representación gráfica de los intervalos de confianza del 95 % y del 99 %.

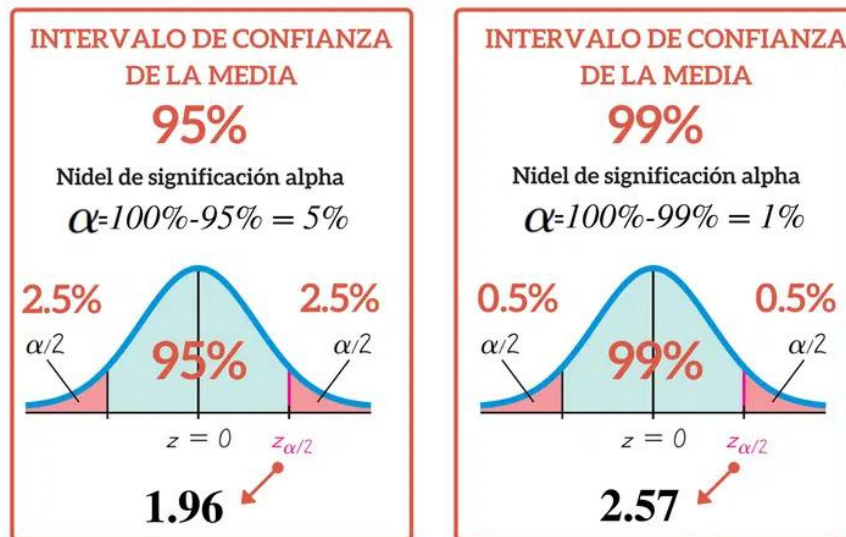


Figura 2.6: Representación de intervalos de confianza. Fuente: Jordi Ollé, 2024

2.2.5. Simulación de Monte Carlo

La simulación de Monte Carlo es un método numérico que permite resolver problemas complejos mediante la simulación de variables aleatorias. Se usa para resolver problemas tanto determinísticos como estocásticos donde el tiempo no juega un papel fundamental. Calcula estadísticamente el valor final de una secuencia de sucesos no deterministas, como es el caso de la ocurrencia y probabilidad de éxito de un plan minero.

La simulación de Monte Carlo, en su forma más básica, utiliza generadores de números aleatorios para la predicción, estimación y análisis de riesgos. Esta técnica calcula múltiples escenarios de un modelo al seleccionar valores de una distribución de probabilidad elegida por el usuario para las variables inciertas, y utiliza estos valores en el modelo. Debido a que los escenarios producen resultados similares dentro del modelo, cada uno puede proporcionar una estimación (Mun, 2006).

En la práctica, este análisis implica ejecutar repetidamente los diferentes escenarios, variando aleatoriamente los valores de las funciones estadísticas que los definen. Esto genera un conjunto de resultados finales que permite calcular tanto el valor promedio como la variabilidad del conjunto de resultados obtenidos.

Durante la planificación minera, las estimaciones enfrentan una variabilidad inherente debido a que las condiciones y los riesgos son variables. Es incorrecto asignar un valor exacto como variable de entrada en un plan minero debido a esta incertidumbre. En cambio, es más apropiado hablar de un valor medio y considerar la variabilidad mediante métodos como el análisis de Montecarlo. Este método permite calcular el resultado de un plan con un grado de confianza específico, evaluando la factibilidad y la capacidad de cumplir con los objetivos organizacionales.

El análisis de Montecarlo no solo determina la viabilidad del plan, sino que también proporciona una herramienta para evaluar el impacto de cambios o medidas adicionales una vez completada la planificación. En todo plan de producción, tanto las variables de entrada como los riesgos exhiben comportamientos no deterministas. Las variables de entrada tienen valores medios y variabilidades que se modelan mediante distribuciones estadísticas, mientras que los riesgos están sujetos a una probabilidad de ocurrencia y a un impacto variable.

Utilizando las distribuciones estadísticas de todas las tareas y riesgos, el método de Montecarlo genera múltiples resultados del plan mediante la simulación de números aleatorios. Esta técnica produce una distribución estadística del proyecto completo, permitiendo evaluar qué porcentaje de las simulaciones cumplen con las restricciones establecidas. Para determinar la factibilidad de la planificación, se compara este porcentaje con el margen de confianza definido por la empresa. Si el porcentaje es inferior, indica que la planificación no es factible. En consecuencia, se requiere ajustar el plan para lograr la factibilidad o, en última instancia, determinar que el proyecto no es viable con las restricciones actuales.

2.3. Incertidumbre y riesgo en minería

Debido a la naturaleza del negocio minero, las variables de entrada de la planificación minera presentan incertidumbre, la cual puede generar riesgos. La toma de decisiones está directamente relacionada con el grado de conocimiento que se tenga sobre el problema. En un extremo se encuentra el enfoque determinístico, mientras que en el otro extremo se sitúa la incertidumbre absoluta. Entre estos dos extremos, se encuentran los problemas que involucran riesgo (Damghani, Taghavifard y Tavakkoli Moghaddam, 2009).

La incertidumbre se refiere a la falta de conocimiento sobre los posibles resultados. En el contexto de la minería, se clasifica según su origen en externa e interna. Las incertidumbres externas son aquellas que están fuera del control de la empresa minera, como el precio de los commodities minerales, los costos de insumos y el tipo de cambio. En contraste, las incertidumbres internas están relacionadas con los activos y la organización propios de la empresa, incluyendo la recuperación metalúrgica de unidades geológicas no tratadas previamente o las fallas geotécnicas (Guzmán, 2011). Mayer y Kazakidis (2007) describen de manera similar la incertidumbre, mencionando que esta debe evaluarse comúnmente según condiciones internas (endógenas) y externas (exógenas), como se muestra en la Figura 2.7.

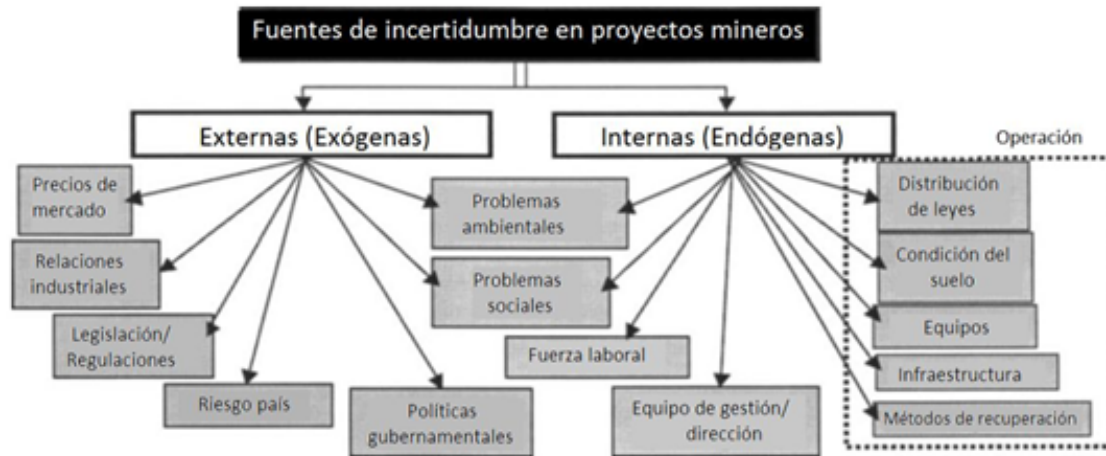


Figura 2.7: Fuentes de incertidumbre en los proyectos mineros. Fuente: Mayer y Kazakidis, 2007.

Por otro lado, el riesgo es el resultado de la incertidumbre y se refiere a las consecuencias de la materialización de eventos inciertos. En otras palabras, el riesgo implica las consecuencias negativas que pueden surgir de eventos que no están completamente bajo control. Cabe destacar que, en ocasiones, el riesgo puede permanecer constante mientras la incertidumbre aumenta con el tiempo (Libretexts, 2022).

2.3.1. Análisis de riesgos

Una vez identificados y clasificados los riesgos, se debe realizar un análisis de estos utilizando técnicas de probabilidad y estadística. Este análisis permite determinar la probabilidad de ocurrencia de cada riesgo y predecir sus posibles consecuencias, lo que a su vez ayuda a evaluar su impacto potencial en los planes. En otras palabras, se estima el peso de cada riesgo y cuánto pueden afectar a los objetivos establecidos.

Los proyectos mineros, que implican inversiones significativas, conllevan un alto riesgo financiero. El plan de producción a largo plazo inicialmente desarrollado para estos proyectos debe tener en cuenta tanto las incertidumbres internas como externas, que a su vez generan riesgos. Estos riesgos deben ser analizados exhaustivamente para evaluar su probabilidad de ocurrencia y sus posibles consecuencias. Este análisis permite la elaboración de planes de contingencia detallados, diseñados para eliminar o mitigar los impactos adversos de dichos riesgos (Mun, 2006).

Un método ampliamente utilizado para abordar las incertidumbres y los riesgos asociados es el análisis de escenarios (Mun, 2006). En este enfoque, se pueden seleccionar inicialmente tres escenarios distintos como posibles valores de entrada para una variable específica en la evaluación de un proyecto: el escenario más adverso, el escenario nominal y el escenario más favorable. Sin embargo, esta metodología presenta una limitación importante, ya que no considera la probabilidad de ocurrencia de cada escenario. Por lo tanto, no permite el cálculo del valor esperado del proyecto, proporcionando solo una aproximación de los posibles valores que se podrían obtener.

El escenario más desfavorable sirve como punto de comparación para cuantificar el riesgo, lo que a su vez facilita el cálculo del valor monetario esperado para condiciones adversas. Este cálculo se realiza multiplicando los impactos económicos identificados por las probabilidades respectivas de ocurrencia de cada riesgo (Meneses, 2019).

Para evaluar el impacto económico que tienen cada factor dentro del valor esperado, se realiza un análisis de sensibilidad de este. Para ello se varía cada factor en una cantidad predefinida y se va extrayendo el valor de ingresos resultantes de esta perturbación. Estos resultados pueden representarse mediante un gráfico de tipo tornado (Mun, 2006).

Un gráfico de tornado es una visualización de datos que muestra la relación entre varias variables y su impacto en un resultado objetivo, utilizando un análisis de sensibilidad donde se varían las variables y se observa cómo afectan el resultado, representado en un diagrama de barras apiladas ordenadas según su impacto, permitiendo identificar las variables más influyentes, las menos influyentes y las interacciones entre ellas, siendo una herramienta útil para tomar

decisiones informadas, aunque con limitaciones en la visualización de interacciones complejas y requiriendo datos precisos. La Figura 2.8 muestra un ejemplo de un gráfico tipo tornado de las variables que influyen en el cálculo del Valor Actual Neto (VAN).

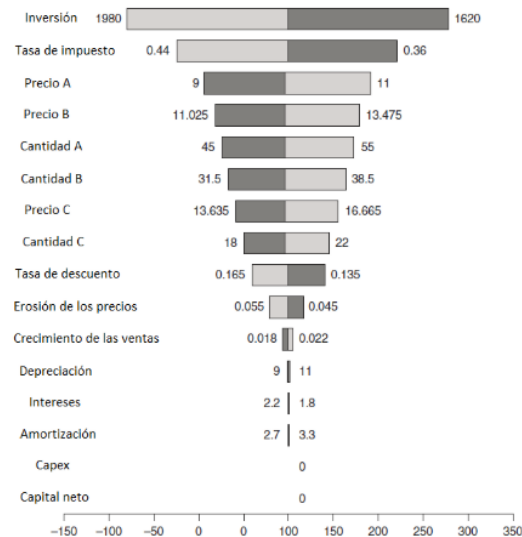


Figura 2.8: Gráfico tipo tornado. Fuente: Mun, 2006.

Para generar un análisis robusto y dinámico sobre las sensibilidades presentes en los planes mineros, es esencial realizar simulaciones. Las variables con presencia de incertidumbre son simuladas miles de veces para evaluar todas las posibles combinaciones y obtener así los resultados probables. Estos resultados pueden ser representados gráficamente para analizar su probabilidad de ocurrencia y los posibles valores. La Figura 2.9 ilustra un ejemplo de una distribución de probabilidad de los posibles resultados de ingresos netos obtenidos mediante simulación.

Además, estas simulaciones permiten identificar los factores más críticos que afectan el desempeño del proyecto y proporcionan una visión más completa del rango de resultados posibles, facilitando la toma de decisiones informadas y la planificación estratégica.

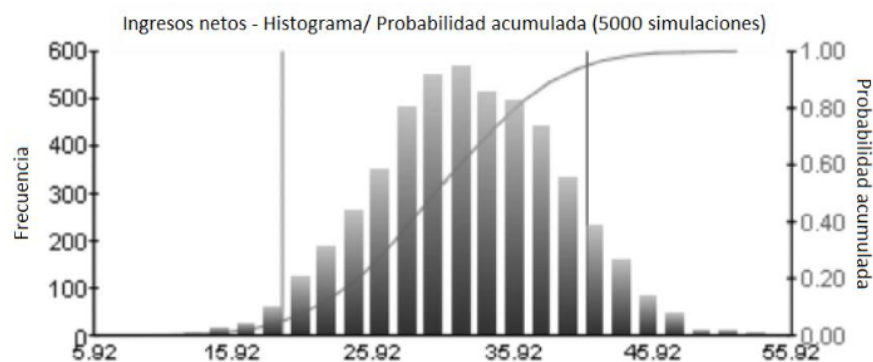


Figura 2.9: Ingreso netos - Histograma/ Probabilidad acumulada obtenido de 5000 realizaciones. Fuente: Mun, 2006

2.3.2. Métricas estadísticas utilizadas para evaluar el riesgo

En la gestión del riesgo financiero, es fundamental contar con métricas estadísticas que permitan evaluar y cuantificar el riesgo asociado a diversas posiciones y activos. Dos de las métricas más utilizadas para este propósito son

el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR). Estas métricas proporcionan una visión cuantitativa de las posibles pérdidas financieras bajo condiciones adversas.

Elegir entre VaR y CVaR no siempre es sencillo, ya que el CVaR se deriva del VaR. Generalmente, el uso del CVaR en lugar del VaR tiende a conducir a un enfoque más conservador en términos de exposición al riesgo.

En términos generales, si una inversión ha mostrado estabilidad a lo largo del tiempo, el VaR puede ser suficiente para la gestión del riesgo en una cartera que contiene dicha inversión. Sin embargo, debemos tener en cuenta que cuanto menos estable sea la inversión, mayores serán las posibilidades de que el VaR no ofrezca una imagen completa del riesgo.

En la práctica, los sistemas de trading rara vez superan el VaR en una cantidad significativa. No obstante, sistemas volátiles, como los de la minería, pueden exhibir un CVaR mucho mayor que el VaR. A continuación, se detallan las dos métricas mencionadas anteriormente:

2.3.2.1. Valor en riesgo

Esta es una medida utilizada en la gestión de riesgos financieros para cuantificar la posible pérdida máxima que una cartera de inversiones podría sufrir en un periodo específico (normalmente un día, una semana o un mes), dado un nivel de confianza predefinido (Sarykalin, Serraino y Uryasev, 2008). En términos más sencillos, el VaR responde a la pregunta: "¿Cuál es la pérdida máxima que no se superará con una probabilidad del $x\%$ en un periodo determinado?".

El valor en riesgo (VaR) mide la exposición al riesgo para un cierto nivel de confianza, determinando el monto máximo que se podría perder dentro de un intervalo de tiempo específico (Lamothe y Contreras, 2008). Este concepto se utiliza ampliamente en diversas áreas de ingeniería que implican incertidumbres, como la militar, nuclear, de materiales, aeroespacial y financiera. Su medición se basa en fundamentos estadísticos y el estándar de la industria es calcular el VaR con un nivel de confianza del 95 %. Matemáticamente, para una variable aleatoria X que representa la pérdida, el VaR se define como (Sarykalin, Serraino y Uryasev, 2008):

$$\text{VaR}_\alpha(X) = \min\{z \mid F_X(z) \geq \alpha\} \quad (2.1)$$

Por definición, $\text{VaR}_\alpha(X)$ es un percentil α inferior de la variable aleatoria X . Para variables aleatorias distribuidas normalmente, el VaR es proporcional a la desviación estándar. Si $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ y $F_X(z)$ es la función de distribución acumulativa de X , entonces (Sarykalin, Serraino y Uryasev, 2008):

$$\text{VaR}_\alpha(X) = F_X^{-1}(\alpha) = \mu + k(\alpha)\sigma \quad (2.2)$$

$$\text{donde } k(\alpha) = \sqrt{2} \text{erf}^{-1}(2\alpha - 1) \text{ y } \text{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^z e^{-t^2} dt.$$

La facilidad y la intuición del VaR se ven contrarrestadas por ciertas limitaciones matemáticas. En el caso de distribuciones discretas, el VaR con nivel de confianza α , denotado como $\text{VaR}_\alpha(X)$, es una función que puede presentar discontinuidades y falta de convexidad. Estas características complican las tareas de optimización numérica relacionadas con el VaR.

Existen dos enfoques predominantes para obtener este indicador. El primero es el cálculo paramétrico del VaR, que se aplica a una cartera de proyectos o portafolio. Este enfoque se basa en la suposición de que las variables subyacentes siguen una distribución conocida, como la distribución normal. A partir de esta suposición, se calculan las estadísticas relevantes (media y desviación estándar) y se utiliza la fórmula del VaR para determinar el valor en riesgo. Este método es rápido y computacionalmente eficiente, pero su precisión depende de la exactitud de la suposición sobre la distribución de las variables subyacentes.

El segundo enfoque es el cálculo mediante simulación, siendo la metodología de simulación Montecarlo la más comúnmente utilizada en este contexto. El cálculo del VaR mediante simulación Montecarlo se fundamenta en la generación de variables aleatorias siguiendo una función de distribución de probabilidad. Para cada uno de estos valores

generados, se calcula un resultado financiero específico, y el conjunto de estos resultados aproxima la distribución del posible desempeño de la cartera.

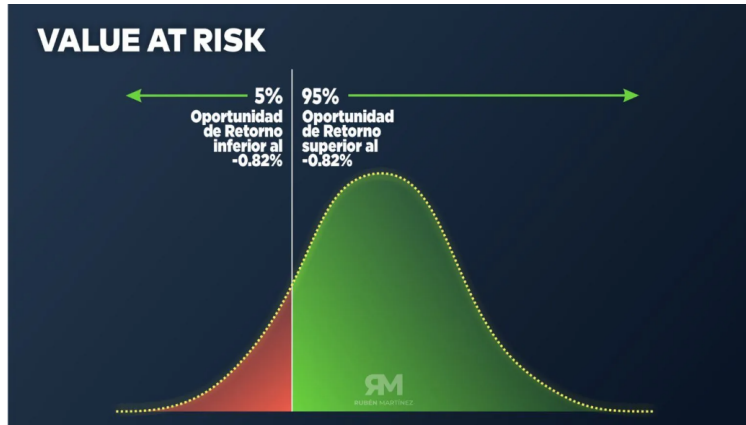


Figura 2.10: Ejemplo de gráfico VaR al 5 % para un portafolio de inversión. Fuente: Martínez, 2024

2.3.2.2. Valor en riesgo condicional

El CVaR, conocido también como déficit esperado, representa las observaciones que caen en la cola de la distribución por debajo del VaR al nivel de confianza especificado. Se calcula como el promedio ponderado de las observaciones donde las pérdidas exceden el VaR. Este enfoque supera las estimaciones del VaR al proporcionar una medida más completa de los riesgos, permitiendo cuantificar situaciones más adversas, además de complementar la información proporcionada por el VaR.

El CVaR es ampliamente utilizado en la optimización de portafolios debido a su capacidad para estimar las pérdidas que exceden el VaR. Actúa como una cota superior para el VaR, lo que ayuda a los inversores y gestores de riesgos a evaluar y mitigar los riesgos de manera más precisa en sus decisiones financieras y estrategias de inversión.

El CVaR se distingue por sus sólidas propiedades matemáticas respecto al VaR, incluyendo:

- **Monotonicidad:** Si un activo financiero tiene mejor rendimiento que otro en cualquier horizonte temporal su riesgo también es menor.
- **Homogeneidad positiva:** Se refiere a proporcionalidad entre tamaño de la posición y el riesgo.
- **Invariancia a translaciones:** Al añadir capital a una posición su riesgo disminuye en proporción directa al capital añadido.
- **Subaditividad:** La diversificación en activos disminuye el riesgo de la posición global.

Para variables aleatorias con funciones de distribución continua, $CVaR_{\alpha}(X)$ es igual a la expectativa condicional de X sujeta a $X \geq VaR_{\alpha}(X)$. Esta definición es la base del nombre de valor en riesgo condicional.

Para variables aleatorias con una función de distribución posiblemente discontinua, se define una ecuación general que establece que el CVaR de X con nivel de confianza $\alpha \in]0, 1[$ es la media de la distribución generalizada de cola α . Así, la ecuación que describe este concepto es (Sarykalin, Serraino y Uryasev, 2008):

$$CVaR_{\alpha}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} z dF_X^{\alpha}(z), \quad (2.3)$$

Donde:

$$F_X^{\alpha}(z) = \begin{cases} 0, & \text{si } z < VaR_{\alpha}(X), \\ \frac{F_X(z) - \alpha}{1 - \alpha}, & \text{si } z \geq VaR_{\alpha}(X). \end{cases} \quad (2.4)$$

Contrario a la creencia popular, en el caso general, $CVaR_\alpha(X)$ no es igual a un promedio de los resultados mayores que $VaR_\alpha(X)$. Para distribuciones generales, es posible que se necesite dividir un átomo de probabilidad. Por ejemplo, cuando la distribución se modela mediante escenarios, el CVaR puede obtenerse promediando un número fraccionario de escenarios. Para explicar esta idea con más detalle, se introducen las definiciones alternativas de CVaR, que se denominan CVaR superior y CVaR inferior. Consideremos el limete superior como $CVaR_\alpha^+(X)$ y el limite inferior $CVaR_\alpha^-(X)$, estos quedan descritos por las ecuaciones 2.5 y 2.6 respectivamente:

$$CVaR_\alpha^+(X) = \mathbb{E}[X \mid X > VaR_\alpha(X)], \quad (2.5)$$

$$CVaR_\alpha^-(X) = \mathbb{E}[X \mid X \geq VaR_\alpha(X)]. \quad (2.6)$$

Esta consideración le proporciona al CVaR una medida más completa del riesgo en comparación con la VaR, ya que tiene en cuenta no solo la probabilidad de pérdidas extremas, sino también la magnitud de estas pérdidas. Entender y aplicar correctamente la valorización del riesgo permite a las instituciones financieras y otros agentes del mercado evaluar con mayor precisión el riesgo asociado a sus posiciones y tomar decisiones informadas para mitigar dicho riesgo.

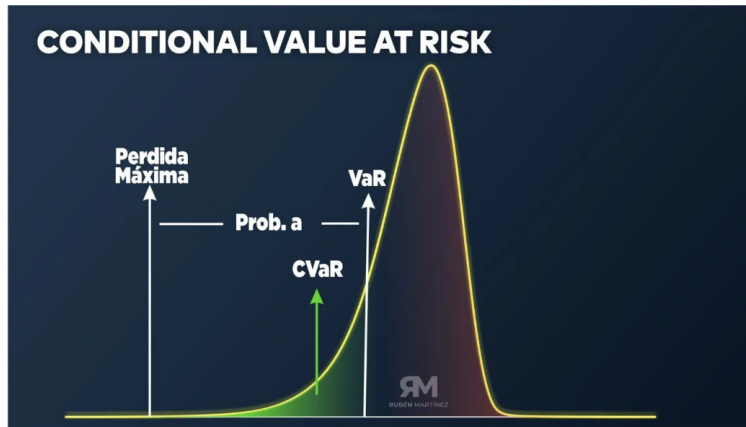


Figura 2.11: Ejemplo de gráfico de CVaR que ilustra la cuantificación de las pérdidas por debajo del VaR. Fuente: Martínez, 2024

2.3.3. Gestión de riesgo

Luego de la identificación y análisis de riesgos, se desarrollan planes de contingencias, con el objetivo de eliminar o mitigar sus efectos adversos. Estos planes de contingencia deben incluir estrategias como la diversificación de inversiones, la implementación de tecnologías avanzadas para mejorar la precisión en la exploración y explotación minera, y la adopción de prácticas de gestión de riesgos que permitan una rápida respuesta a cambios inesperados en el entorno operativo y económico.

Es fundamental tener en cuenta que la implementación de los planes de contingencia debe estar alineada con los objetivos de cada compañía, ya que cualquier acción tomada frente a los riesgos conlleva un costo asociado. Este costo debe evaluarse cuidadosamente al decidir si se debe eliminar, mitigar o tomar otras acciones frente al riesgo. Siempre se priorizan los planes que implican un menor costo y, al mismo tiempo, tienen un mayor impacto positivo en la mitigación de los riesgos. De este modo, se busca optimizar la relación costo-beneficio al implementar estrategias de gestión de riesgos.

3 | Metodología

Para alcanzar los objetivos propuestos, se incorpora un procedimiento dentro de un enfoque metodológico que considera cinco puntos clave para el desarrollo de una herramienta que permita la simulación de escenarios y la cuantificación del riesgo en las operaciones mineras. El resumen de la secuencia metodológica que se utilizará para completar el estudio se muestra a continuación:

1. **Analizar el árbol de valor del carguío y transporte**, es decir, evaluar las etapas de carguío y transporte, identificando las actividades que agregan valor y aquellas que generan ineficiencias. Esto implica analizar el rendimiento de cada operación unitaria en términos de costos y tiempos, con el objetivo de optimizar el flujo de trabajo y maximizar la rentabilidad de la operación minera (VAN).
2. **Elaboración del plan de producción minera de forma determinística** : Este proceso se llevará a cabo mediante una programación en Python, el código hará uso de los indicadores operativos (disponibilidad y utilización) para generar a partir de un modelo determinístico un plan de producción mina.
3. **Elaboración del plan de producción minera de forma estocástica** : Implementar modelos que contemplen la incertidumbre operativa, permitiendo así simular diferentes escenarios y evaluar el impacto de la variabilidad en las condiciones operativas sobre la adherencia al plan. Para ello se hará uso del método de eventos discretos, con la finalidad de tener una visión más completa de la operación minera y así realizar planes con información robusta en un entorno caracterizado por la incertidumbre.
4. **Cuantificación de riesgos y oportunidades**: Es esencial realizar un análisis exhaustivo de los riesgos existentes en el plan de producción elaborado, identificando eventos que podrían afectar negativamente las operaciones mineras. Para cada riesgo identificado, se debe evaluar tanto la probabilidad de ocurrencia como el impacto potencial sobre la producción. De forma paralela, se analizan las oportunidades, entendidas como posibles mejoras o ventajas que podrían optimizar el plan propuesto.
5. **Resultados y análisis**: Una vez realizadas las simulaciones y cuantificados los riesgos y oportunidades presentes en el plan de producción, se generan gráficos y tablas dinámicas que detallan los resultados obtenidos. Estos recursos visuales permiten identificar patrones y tendencias clave, facilitando el análisis de los efectos de diferentes escenarios en la producción minera. Además, los resultados permiten evaluar el desempeño del plan propuesto, destacando áreas de mejora y potenciales ajustes para optimizar la eficiencia y reducir la incertidumbre en las operaciones.

3.1. Elaboración del plan de producción minera de forma determinística

Utilizando como base la estadística obtenida de los indicadores de producción de los equipos de carguío y transporte, se llevan a cabo simulaciones con distribución normal para generar datos de desempeño de los equipos de interés, que incluyen cargadores, palas y camiones. Como resultado, se genera un total de 1,000 datos para cada indicador clave. Esta base de datos simulada es fundamental para analizar el comportamiento estadístico y evaluar la significativa variabilidad en el rendimiento de los equipos durante las operaciones mineras, reflejada en la cantidad de material que se puede mover por período.

Este código utiliza los indicadores operativos simulados, para generar un plan de producción minera determinístico, es decir, un plan que permanece constante en el tiempo y no varía dinámicamente. Además de los indicadores generados por simulación, el código requiere información adicional, incluyendo detalles sobre la flota de equipos de interés, los meses a considerar para la planificación y la fecha de inicio del plan de producción.

Tras evaluar el caso nominal, se procede a analizar las bandas de variabilidad, considerando tanto el mejor como el peor de los escenarios posibles. Para este análisis, se utiliza una fracción de la desviación estándar ($1/4$). Esta fracción se aplica para cada uno de los indicadores de producción, tanto en la desviación positiva, que representa el escenario más favorable, como en la desviación negativa, que refleja el peor escenario. Este enfoque genera una banda de resultados potenciales, facilitando la toma de decisiones basada en las fluctuaciones operacionales. No obstante, en este análisis determinístico no se considera aún la probabilidad de ocurrencia ni la distribución estadística de los resultados, tratándose únicamente como tres escenarios separados. Adicionalmente, se asume que, por lógica, cuanto más conservador sea el dato, mayor será su probabilidad de ocurrencia.

Se utiliza únicamente una fracción de la desviación estándar debido a que aplicar la desviación completa en los indicadores de producción genera inconsistencias en el modelo. En el peor de los casos (desviación negativa), los resultados indicarían cantidades de material movido negativas y tiempos de ciclo excesivamente largos, lo que es irreal. De manera similar, en el mejor de los escenarios (desviación positiva), aunque el material movido solamente aumenta, los tiempos de ciclo resultan anormalmente cortos, lo que también carece de realismo.

3.2. Elaboración del plan de producción minera de forma estocástica

Se desarrolla un código que implementa modelación estocástica, lo que permite integrar la incertidumbre operativa y simular distintos escenarios, evaluando su impacto en el cumplimiento del plan de producción.

Este código integra múltiples módulos que interactúan para simular y optimizar las operaciones de extracción y remanaje de materiales, considerando variables críticas que influyen directamente en el rendimiento y la eficiencia del proceso minero.

Para interpretar adecuadamente los resultados del código desarrollado, es esencial comprender la estructura y el flujo de trabajo de este. El diagrama de flujo presentado en la Figura 3.1 facilita la visualización de los procesos clave y la secuencia de pasos que componen el sistema de planificación minera.

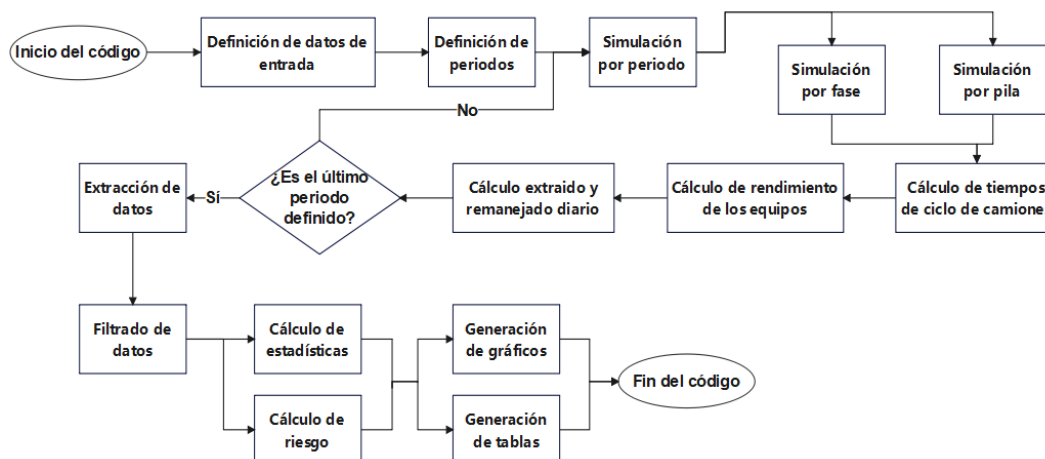


Figura 3.1: Diagrama de flujo de trabajo del código de Python

El diagrama de flujo representa la interacción entre los módulos del código, mostrando cómo este sigue una estructura lógica y bien definida para modelar eficientemente los procesos de planificación minera. A continuación, se describen los principales módulos, resaltando su rol en la simulación de las operaciones extractivas y en la gestión de los riesgos operacionales:

- **Definición de datos de entrada:** El código comienza con la configuración de los parámetros iniciales, cuya correcta definición es crucial, ya que condiciona todo el proceso posterior. La flexibilidad en la configuración de estos parámetros permite que el código se adapte a distintos escenarios mineros, manteniéndose dentro de un alcance definido y específico para cada aplicación.
- **Simulación por periodo, para cada fase y pila:** El código simula la extracción y el remanejo de materiales a lo largo de varios periodos previamente definidos. Además, se considera la variabilidad tanto en las fases como en pilas, lo cual permite modelar la operación minera de manera más realista, dado que las condiciones operacionales varían en función de la ubicación de las fases y los materiales remanejados.
- **Cálculo de tiempos de ciclo de camiones y rendimiento de equipos:** Este proceso evalúa la eficiencia del uso de equipos mineros (camiones, palas, cargadores), midiendo tiempos de ciclo y productividades. Estos cálculos son fundamentales para identificar cuellos de botella operacionales y optimizar los recursos disponibles.
- **Cálculo del material extraído y remanejado diario:** En esta etapa se ajusta la cantidad de material extraído y remanejado diariamente considerando los cuellos de botella operacionales, según el rendimiento efectivo de los camiones, palas y/o cargadores. El código limita el volumen de extracción y remanejo al que realmente puede ser movido con los recursos disponibles. De esta forma, se garantiza que las operaciones se mantengan dentro de las capacidades de los equipos existentes, sin requerir la incorporación de más para alcanzar los objetivos. Esto asegura una planificación más realista y optimizada, evitando sobreestimar o subestimar el rendimiento efectivo de los equipos.
- **Extracción y filtrado de datos:** Después de realizar las simulaciones, el código extrae los datos de interés. Además, de ser necesario los filtra para eliminar valores extremos.
- **Análisis estadístico:** En esta sección se analiza la estadística de los datos recopilados, para evaluar el comportamiento de las operaciones mineras bajo diferentes escenarios.
- **Cálculo de riesgo:** En esta sección se analiza la variabilidad e incertidumbre de los resultados mediante dos métricas de riesgo, el *Value at Risk* (VaR) y el *Conditional Value at Risk* (CVaR). Estas métricas permiten anticipar posibles fluctuaciones en el volumen extraído y remanejado, lo que ayuda a tomar decisiones más informadas.
- **Generación de gráficos y tablas:** Finalmente, el código presenta los resultados de las simulaciones en gráficos y tablas. Estas visualizaciones permiten interpretar de manera más clara los resultados obtenidos, facilitando la comunicación de hallazgos y posibles recomendaciones.

Antes de revisar y analizar los resultados, es esencial examinar los datos de entrada requeridos por el código, así como también las diferentes funciones utilizadas para los cálculos y el método de simulación aplicado a cada periodo del plan de producción. Esta revisión detallada garantizará la correcta operatividad del código y permitirá una interpretación precisa de los resultados generados. A continuación, se describen los aspectos clave que aseguran el uso correcto del código, contribuyendo a una planificación eficiente y efectiva de las operaciones mineras.

3.2.1. Definición de datos de entrada del código

Para asegurar el correcto funcionamiento del código y la precisión en los resultados obtenidos, es fundamental definir de manera clara los datos de entrada. A continuación, se detallan los principales parámetros requeridos:

- **Fecha de inicio del plan de producción minera:** Este dato debe ingresarse en el formato dd/mm/yyyy y se utilizará como referencia para establecer los periodos temporales del plan de producción minera.
- **Número de meses a considerar:** Este parámetro define la duración total del plan de producción minera. Especifica la cantidad de meses a incluir en el análisis, lo que permite determinar la fecha límite del plan y ajustar las actividades de acuerdo con ese horizonte temporal.
- **Número de camiones por fase:** Este parámetro es esencial para el correcto cálculo de la logística en cada fase del plan. Define cuántos camiones estarán asignados a cada fase, ya que el código asume que cada fase cuenta con un número fijo de camiones. Es importante resaltar que los camiones no se comparten entre fases, es decir, cada camión es exclusivo de su fase asignada.

- **Número de camiones por pila:** Similar al número de camiones por fase, este parámetro define cuántos camiones estarán asignados a cada pila. Los camiones, al igual que para las fases, tampoco se comparten entre pilas.
- **Número de simulaciones por fase y pila:** Este parámetro define cuántas simulaciones se realizarán para cada fase y pila establecida. Dado el diseño del código, es necesario especificar un número de simulaciones para capturar la variabilidad dentro de cada fase o pila y así obtener resultados más robustos.
- **Avance diario de las palas:** Este parámetro especifica el avance diario de una pala en metros por tonelada (m/ton). Es fundamental para el cálculo dinámico de las distancias a cada fase, ya que estas variarán a lo largo del tiempo en función del avance de las palas. Ingresar este valor correctamente garantiza que el código pueda ajustar las distancias de manera precisa durante la simulación.
- **Percentiles a graficar:** Este parámetro define los percentiles inferior y superior que se desean considerar para las bandas operativas en la elaboración de los gráficos resultantes. Los valores se deben ingresar en formato de porcentaje (25, 50, 75 u otro) donde cada número representa un percentil específico que será utilizado para visualizar la variabilidad de los datos en los gráficos. Es importante asegurarse de que los valores estén bien definidos para reflejar adecuadamente las bandas operativas en el análisis.
- **Filtro de datos:** Este parámetro se utiliza para reducir el riesgo asociado a la simulación de datos, permitiendo eliminar valores extremos. Aunque su uso es opcional, ya que puede omitirse si se desea analizar la totalidad de los datos simulados, cuando se activa, funciona de manera similar a los percentiles, eliminando aquellos valores que caigan fuera de un percentil inferior y superior definido. Los valores deben ingresarse en formato de porcentaje (5, 95 u otro) lo que permite controlar y excluir datos fuera de estos rangos, reduciendo la influencia de outliers en los resultados.
- **Nivel de confianza para cálculo de *Value at Risk* (VaR):** Este parámetro establece el grado de confianza utilizado en el cálculo de VaR. El valor debe ingresarse en formato de fracción, entre 0 y 1 (por ejemplo, 0.95 para un nivel de confianza del 95 %), lo que permite definir el nivel de certeza en el análisis de riesgo. Es esencial ingresar correctamente este valor, ya que cualquier error puede afectar tanto la precisión del VaR como del *Conditional Value at Risk* (CVaR).
- **Velocidades promedio de los camiones:** Este parámetro es crucial para modelar los tiempos de ciclo y rendimiento de los camiones en el plan de producción. Las velocidades deben ser ingresadas en kilómetros por hora (km/h) y se dividen en las siguientes categorías:
 - **Plana cargada:** Esta velocidad se refiere a la rapidez promedio a la que un camión puede desplazarse en un terreno plano mientras transporta carga.
 - **Plana descargada:** Esta velocidad corresponde a la rapidez promedio con la que un camión vacío se mueve en un terreno plano.
 - **Inclinada cargada:** Esta velocidad indica la capacidad de un camión para ascender pendientes mientras lleva carga.
 - **Inclinada descargada:** Esta velocidad describe la rapidez a la que un camión vacío puede descender pendientes. Es importante señalar que se considera que el camión estará en descenso durante este trayecto.
- **Desviaciones de las velocidades promedio de los camiones:** Además de las velocidades mencionadas anteriormente, es necesario registrar la desviación asociada a la medición de cada una de estas velocidades promedio. Este parámetro es fundamental para capturar la variabilidad en el rendimiento de los camiones, lo que permite reflejar las condiciones operativas y mejorar así la precisión de los resultados obtenidos en el modelo.
- **Tiempos operativos promedio:** Estos tiempos son cruciales para evaluar la eficiencia operativa, los tiempos de ciclo y el rendimiento de los camiones. Deben ser ingresados en minutos y se dividen en las siguientes categorías:
 - **Tiempo de carga pala:** Este es asociado al tiempo que tarda una pala en cargar un camión.
 - **Tiempo de carga cargador:** Este se refiere al tiempo que tarda un cargador en cargar un camión.
 - **Tiempo de descarga:** Este parámetro describe el tiempo requerido para que un camión descargue su carga en el destino designado.

- **Tiempo de maniobras:** Este tiempo se relaciona con las maniobras que deben realizar los camiones, como girar, estacionar o realizar movimientos en el área de carga y descarga.
- **Desviación de los tiempos operativos promedio:** Es necesario registrar la desviación asociada a la medición de cada uno de estos tiempos. Este parámetro permite reflejar la variabilidad inherente en el rendimiento de los camiones, palas y cargadores, contribuyendo a una representación más realista de las condiciones operativas y mejorando la precisión de las simulaciones.
- **Indicadores de rendimiento de los equipos:** Se definen los indicadores clave para cada uno de los equipos de interés, es decir, palas, camiones y cargadores. Esta información es esencial para evaluar el desempeño operativo y optimizar la eficiencia de las operaciones mineras. Los indicadores y la estadística requerida para cada uno son los siguientes:
 - **Disponibilidad:** Se requiere registrar el valor promedio, la desviación estándar, así como los valores máximo y mínimo de la disponibilidad de cada equipo. Este indicador es crucial para entender el tiempo disponible que los equipos están habilitados y en buenas condiciones para operar.
 - **Utilización:** Se necesita el valor promedio, la desviación estándar y los valores máximo y mínimo de la utilización de los equipos. Este indicador permite medir cuánto tiempo están realmente en uso los equipos.
 - **Capacidad:** Este indicador se refiere a la capacidad del balde de la pala, la cuchara del cargador o la tolva del camión. Se requiere únicamente el valor promedio y la desviación estándar asociada.
- **Definición de fases:** Se establece cuántas fases se van a planificar en el proyecto. Es importante mencionar que el código considera que cada una de estas fases contará con una pala que se desplazará dentro de la misma en función del tiempo. Además, es necesario definir las distancias que deberán recorrer los camiones para llegar a cada fase. Para esta definición de distancia se consideran los siguientes aspectos:
 - **Distancia promedio a la fase:** Este valor indica la distancia media que los camiones deberán recorrer para llegar a cada fase. Esta se mide en kilómetros.
 - **Desviación de la distancia promedio:** Se debe registrar la desviación estándar de la distancia promedio, lo que permitirá capturar la variabilidad en las distancias recorridas.
 - **Porcentaje de la distancia que es plana:** Este parámetro especifica qué proporción de la distancia es un terreno plano.
 - **Porcentaje de la distancia que es inclinada:** Similar al anterior, este valor indica qué porcentaje de la distancia es un terreno inclinado.
- **Definición de pilas:** De manera similar a las fases, se debe definir cuántas pilas se van a planificar y las distancias asociadas a ellas. La principal diferencia es que, para las pilas, se contempla el uso de dos cargadores por pila. Los parámetros a definir incluyen:
 - **Distancia promedio a la pila:** Se debe calcular la distancia media que los camiones recorrerán para llegar a cada pila.
 - **Desviación de la distancia promedio:** Al igual que en las fases, se requiere registrar la desviación estándar de esta distancia.
 - **Porcentaje de la distancia que es plana:** Este parámetro especifica la proporción de la distancia que se desarrolla en un terreno plano.
 - **Porcentaje de la distancia que es inclinada:** Indica el porcentaje de la distancia que se realiza en un terreno inclinado.

3.2.2. Funciones utilizadas para los cálculos

Es fundamental detallar las funciones que se utilizan, pues estas aseguran el correcto funcionamiento del código, permitiendo una simulación precisa y coherente de los datos.

- **Cálculo de tiempo de ciclo:** Esta función tiene como objetivo calcular el tiempo que toma un camión en completar un ciclo de operación, que incluye el viaje cargado y descargado. El tiempo de ciclo se determina en función de las distancias del punto de carga a la planta, las velocidades del camión cargado y descargado, y los tiempos de carga, descarga y maniobras.
- **Filtrar valores:** Esta función es utilizada para eliminar datos fuera de un rango específico definido por percentiles. Este filtrado asegura que los valores extremos no afecten el análisis posterior, manteniendo solo los datos que se encuentran dentro de los límites establecidos.
- **Calcular estadística:** Esta función es clave para el análisis de datos, ya que genera métricas estadísticas básicas como la media, la desviación estándar, los límites superior e inferior, y los percentiles. Estos valores se utilizan para evaluar la variabilidad y la distribución de los datos simulados.
- **Estadística descriptiva:** Esta función permite el cálculo de las estadísticas a subconjuntos de datos o listas anidadas. Es especialmente útil para trabajar con simulaciones para un gran número de fases, pilas o periodos.
- **Añadir estadística a gráficos Boxplot:** Esta función incorpora estadísticas clave en los gráficos tipo Boxplot, incluyendo la media, desviaciones estándar y los límites de banda. Además, calcula la probabilidad empírica de que los datos se encuentren dentro de los límites definidos. Esta función facilita la interpretación visual de la dispersión de los datos y de su tendencia central.
- **Generar valores de disponibilidad y utilización en rango adecuado:** Esta función se encarga de generar valores aleatorios que se ajustan a un rango específico, utilizando una distribución normal definida por la media y desviación estándar. Garantiza que los valores generados sean adecuados para la simulación, dentro de un rango de operación realista.
- **Calcular riesgo:** Esta función estima el riesgo asociado a los datos simulados mediante dos métricas fundamentales: el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor Condicional en Riesgo (CVaR). Estas métricas permiten cuantificar el riesgo en diferentes niveles de confianza, ayudando a evaluar la incertidumbre en la planificación minera.
- **Configuración de periodos:** La función de configuración de periodos define los intervalos de tiempo a simular, basándose en meses y semanas. Esto permite organizar los datos por periodos de operación minera, ajustando los cálculos de acuerdo con las fechas de inicio y fin de cada periodo.

3.2.3. Método de simulación

El propósito de este código es proporcionar un marco flexible para la simulación de diferentes escenarios de operación minera. El código permite la evaluación del ciclo de vida de diferentes fases de extracción, considerando el rendimiento de los equipos, la variabilidad en tiempos de ciclo, y el material extraído por periodo. Al integrar simulaciones por fases y periodos, se puede analizar el impacto de factores operacionales críticos como la disponibilidad de maquinaria y la distancia de transporte sobre los resultados esperados.

3.2.3.1. Simulaciones y modelado estocástico

Una de las características más destacadas de este código es el uso de simulaciones Monte Carlo para modelar la incertidumbre en las operaciones mineras y así capturar la incertidumbre en los tiempos de ciclo y rendimientos de los equipos, permitiendo una evaluación más robusta de los escenarios planteados. Las simulaciones permiten evaluar distintos escenarios de manera probabilística, considerando la variabilidad en los tiempos de ciclo de los camiones y el rendimiento de los equipos.

- **Distribuciones aplicadas:** Los tiempos de ciclo de los camiones y el rendimiento de los equipos se modelan usando distribuciones de probabilidad, que pueden variar dependiendo del comportamiento esperado. Por ejemplo, el tiempo de ciclo puede estar distribuido normalmente o con distribuciones que consideren colas más largas para representar tiempos de espera imprevistos. El rendimiento de los equipos también puede variar según distribuciones logarítmicas o gaussianas, dependiendo de la variabilidad histórica observada.

- **Iteraciones y resultados:** En cada iteración de la simulación, el código genera valores aleatorios basados en las distribuciones definidas. Estos valores son utilizados para calcular el material extraído, el material remanejado y el rendimiento de los equipos en cada periodo. Al final, se generan un gran número de simulaciones para capturar toda la variabilidad posible, proporcionando un rango amplio de resultados que incluyen escenarios de mejor y peor rendimiento.
- **Cálculo de métricas:** A partir de estas simulaciones, se calculan métricas como el promedio, la desviación estándar, y otros estadísticos descriptivos que permiten visualizar la dispersión de los resultados. Esto es fundamental para la toma de decisiones, ya que permite evaluar tanto los escenarios más probables como los extremos.

3.2.3.2. Generación de resultados

La generación de resultados es una parte crítica de este código, ya que permite interpretar los datos simulados en un formato comprensible.

- **Tablas:** El código genera tablas con los resultados numéricos de las simulaciones. Estas tablas incluyen métricas como:
 - Material total extraído por periodo
 - Rendimiento promedio de los equipos
 - Tiempos de ciclo agregados por fase.
- **Cálculo de riesgo:** El código incorpora un análisis de riesgo basado en los resultados simulados, lo cual ofrece una visión integral de los posibles desafíos operativos. Este calcula:
 - La probabilidad de cumplimiento del plan.
 - El valor en riesgo (VaR) de los tiempos de ciclo de camiones y del volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila, por periodo.
 - El valor condicional en riesgo (CVaR) de los tiempos de ciclo de camiones y del volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila, por periodo.
- **Gráficos:** El código, a partir de las tablas y cálculos de riesgos generados, produce gráficos que permiten visualizar tendencias y variaciones, proporcionando una visión clara de cómo las diferentes fases y períodos se comportan bajo distintos escenarios. Estos gráficos incluyen:
 - Material extraído y remanejado diariamente por periodo.
 - Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila, por periodo.
 - Probabilidad de cumplimiento del plan.
 - Valor en Riesgo (VaR) de los tiempos de ciclo de camiones y del volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila, por periodo.
 - Valor Condicional en Riesgo (CVaR) de los tiempos de ciclo de camiones y del volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila, por periodo.

3.3. Plan de trabajo

Este trabajo comenzó en la tercera semana de febrero y tiene como duración estimada 7 meses para lograr la realización de las etapas presentadas en la metodología. Adicionalmente se contemplan 2 meses para terminar la redacción del escrito de la memoria, además del análisis y conclusión de los resultados obtenidos.

La Figura 3.2 presenta una Carta Gantt que detalla los tiempos esperados por etapa y fecha estimada de finalización:

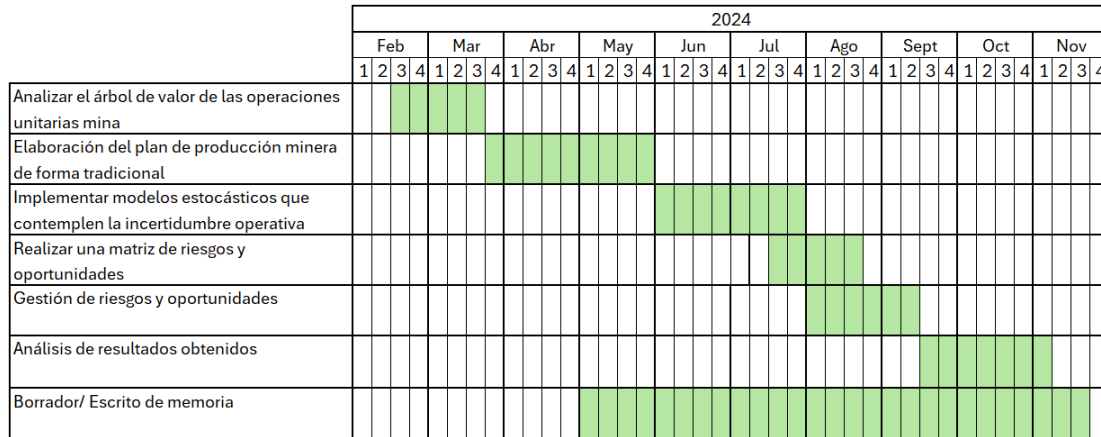


Figura 3.2: Carta Gantt para el desarrollo metodológico del trabajo de memoria.

4 | Caso de estudio

En este capítulo se presenta el caso de estudio que servirá de base para la simulación de escenarios en una operación minera a cielo abierto. Se describe una mina teórica diseñada con características operativas específicas, incluyendo los equipos utilizados y los datos de entrada necesarios para el modelado de la simulación.

En primer lugar, se detallan las características generales de la mina, tales como las distancias desde la planta hasta los puntos de carguío en distintas fases o pilas, y las rutas definidas en función de su inclinación y tipo de terreno. A continuación, se presenta una descripción de los equipos principales, incluyendo camiones, cargadores y palas, especificando aspectos operativos como las velocidades de los camiones en estado vacío o cargado y el avance diario promedio de las palas en cada fase.

Finalmente, se presentan los parámetros de configuración y los datos de entrada (ver Anexo A.1) que establecen una configuración base para la simulación. Estos datos incluyen variables fijas que representan condiciones típicas de una operación minera, permitiendo la generación de escenarios de simulación para analizar el impacto de diferentes configuraciones en la producción minera. A continuación, se detallan estos parámetros:

4.1. Parámetros de la configuración base:

- **Fecha de inicio del plan de producción minera:** 01/03/2024.
- **Número de meses a considerar:** 3.
- **Número de camiones por pila:** 1 para pila 1 y 2 para la pila 2.
- **Número de simulaciones por fase y pila:** 1000.
- **Avance diario de las palas:** 0.008/23000 m/ton.
- **Percentiles a graficar:** Entre el percentil 35 y 65.
- **Nivel de confianza para cálculo de Value at Risk (VaR):** 0.95.

Condición	Velocidad promedio [km/h]	Desviación [km/h]
Plana cargada	25	3
Plana descargada	50	8
Inclinada cargada	15	2
Inclinada descargada	40	6

Tabla 4.1: Velocidades de los camiones

Operación	Tiempo promedio [min]	Desviación [min]
Tiempo de carga pala	4	0.4
Tiempo de carga cargador	8	1
Tiempo de descarga	1	0.2
Tiempo de maniobras	5	0.5

Tabla 4.2: Tiempos operativos

Equipo	Disponibilidad promedio	Utilización promedio	Capacidad [ton]
Camión	0.827 (± 0.06)	0.765 (± 0.118)	363 (± 36)
Pala	0.756 (± 0.104)	0.707 (± 0.207)	109 (± 11)
Cargador	0.756 (± 0.104)	0.707 (± 0.207)	72 (± 7)

Tabla 4.3: Indicadores de rendimiento de los equipos

Equipo	Disponibilidad máx.	Disponibilidad mín.	Utilización máx.	Utilización mín.
Camión	0.953	0.674	0.928	0.441
Pala	0.922	0.436	0.998	0.272
Cargador	0.922	0.436	0.998	0.272

Tabla 4.4: Rendimiento máximo y mínimo de los equipos

Fase	Distancia media [km]	Desviación distancia [km]	% Plano	% Inclinada
1	5	0.15	70 %	30 %
2	6	0.2	55 %	45 %
3	7	0.3	30 %	70 %

Tabla 4.5: Definición de fases

Pila	Distancia media [km]	Desviación distancia [km]	% Plano
1	1.2	0.3	100 %
2	1.6	0.4	100 %

Tabla 4.6: Definición de pilas

5 | Resultados

A continuación, se exponen los resultados obtenidos mediante la implementación de la metodología propuesta. Los hallazgos ilustran el impacto de la incertidumbre en los parámetros de entrada de los planes de producción minera, contrastando los valores obtenidos a través de la planificación tradicional (determinística) con aquellos generados por la planificación estocástica. Esta comparación no solo permite identificar las variaciones y riesgos inherentes a cada enfoque, sino que también proporciona una base sólida para la optimización de futuras aplicaciones. Además, estos resultados enriquecen la comprensión del comportamiento del sistema bajo diferentes escenarios operativos, permitiendo una toma de decisiones más informada y eficaz en la gestión de recursos y planificación minera.

5.1. Análisis del árbol de valor e indicadores de rendimiento en carguío y transporte

En primer lugar, se definen las operaciones unitarias en la minería y se describen detalladamente las principales actividades asociadas a cada una de ellas. Además, se realiza un análisis de la interacción entre estas actividades dentro de cada operación, lo cual permite comprender la relación intrínseca y la influencia mutua entre las diferentes operaciones unitarias. Esta comprensión es crucial para identificar puntos críticos y oportunidades de mejora en el proceso minero. La Figura 5.1 proporciona una representación visual de las operaciones unitarias y sus actividades principales, ofreciendo una perspectiva clara y estructurada de los componentes esenciales y sus interrelaciones.

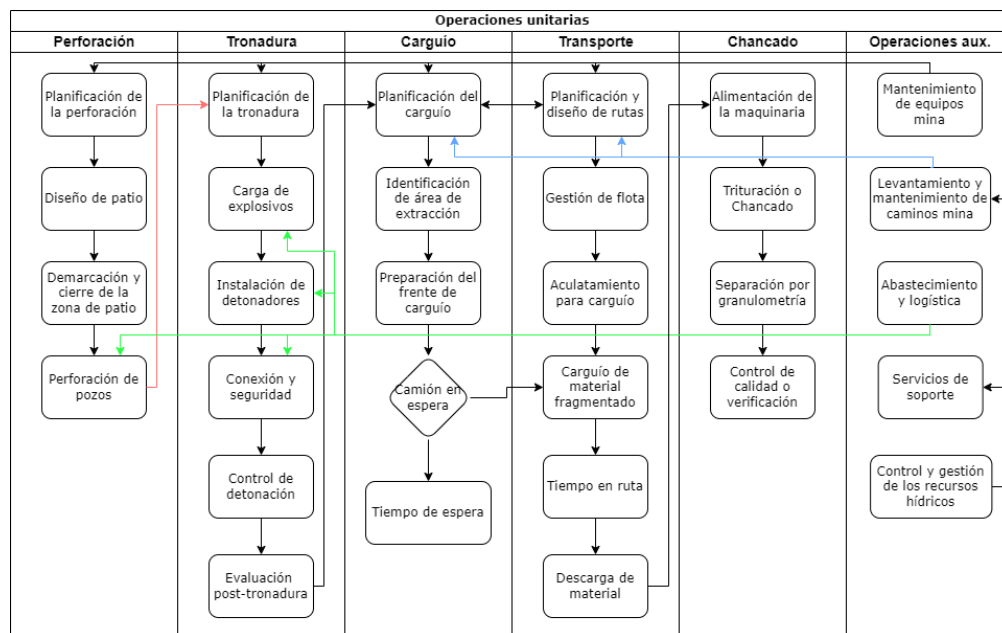


Figura 5.1: Operaciones unitarias y sus principales actividades.

Describir las operaciones unitarias en minería, con énfasis en las actividades clave de cada una, permite identificar cuellos de botella a lo largo del proceso. Aunque este estudio se centra en las operaciones de carguío y transporte, estas están estrechamente vinculadas con otras fases del proceso minero. Como se muestra en la Figura 5.1 los cuellos de botella no siempre se encuentran en las etapas de carguío y transporte, sino que pueden originarse en fases anteriores o posteriores. Por ejemplo, la precisión en la perforación y la calidad de la tronadura influyen directamente en el factor de carga, afectando la eficiencia de los equipos de carguío. En las etapas posteriores, la capacidad del chancador puede restringir el flujo de camiones hacia la planta, provocando tiempos de espera o incrementando el remanejo de material si su capacidad de procesamiento no se ajusta al ritmo de producción.

La Figura 5.1 también evidencia el impacto significativo que tienen las operaciones auxiliares el proceso minero. El mantenimiento de equipos, por ejemplo, influye directamente en su tiempo disponible, mientras que el mantenimiento de caminos es crucial para asegurar el rendimiento óptimo de los camiones en la mina. Una gestión eficiente de estas operaciones auxiliares es fundamental para garantizar la continuidad y la eficiencia del proceso productivo.

Después de analizar las operaciones unitarias, se procede a elaborar y analizar el árbol de valor de las operaciones de interés para este estudio. Enfocándose específicamente en las operaciones de carguío y transporte. Las operaciones de carguío comprenden el uso de equipos como palas y cargadores frontales, mientras que las operaciones de transporte se centran exclusivamente en el uso de camiones. Este análisis detallado del árbol de valor permite identificar las contribuciones específicas de cada componente y evaluar su impacto en la eficiencia y productividad global del proceso minero. Además, esta metodología facilita la identificación de posibles cuellos de botella, permitiendo la implementación de mejoras estratégicas que optimicen el rendimiento y minimicen las interrupciones en el flujo de trabajo.

La Figura 5.4 muestra el árbol de valor de las operaciones unitarias, proporcionando una visión clara de cómo cada componente se integra y contribuye dentro del flujo de trabajo. Esto permite evaluar su impacto en la eficiencia y productividad global del proceso minero, además de facilitar la identificación de cuellos de botella, lo que posibilita la implementación de mejoras estratégicas para optimizar el rendimiento y minimizar las interrupciones.

El análisis de la Figura 5.4 revela las variables críticas que deben ajustarse para impactar los indicadores de producción, lo que permite evaluar la adherencia de la producción al plan establecido. Al comprender las interacciones y dependencias entre los distintos componentes del proceso de carguío y transporte, se pueden desarrollar estrategias más efectivas para mejorar la eficiencia operativa y alcanzar los objetivos de producción planificados.

Una vez comprendido en detalle el árbol de procesos y las principales actividades de las operaciones unitarias, se procede a realizar un (*benchmarking*) de los indicadores de productividad de capital aplicados a las operaciones mineras en Chile. Para ello, se toma como referencia el informe de COCHILCO (2022). Este informe ofrece un análisis de las distintas operaciones unitarias a lo largo de toda la cadena de valor de la mediana y gran minería, cubriendo actividades como el carguío, transporte (en minería a cielo abierto y subterránea), chancado, molienda, así como las áreas seca y húmeda.

El análisis se centrará exclusivamente en los indicadores de productividad de capital de interés para las operaciones a rajo abierto, específicamente en la disponibilidad y utilización nominal de los equipos de carguío y transporte. La Figura 5.2 muestra los indicadores asociados a los equipos de carguío, mientras que la Figura 5.3 presenta los indicadores correspondientes a los equipos de transporte.

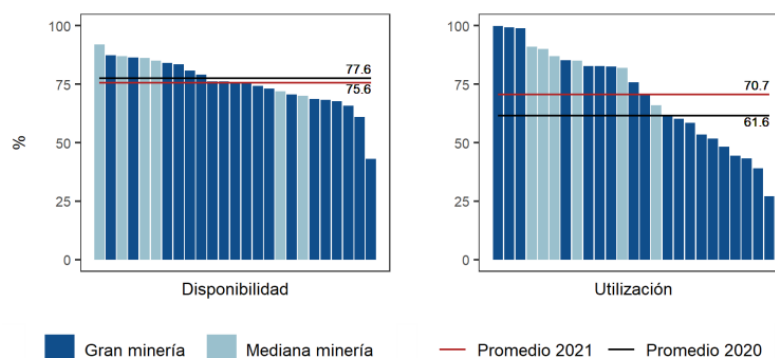


Figura 5.2: Indicadores de productividad del activo carguío en mina rajo, año 2021. Fuente: COCHILCO (2022).

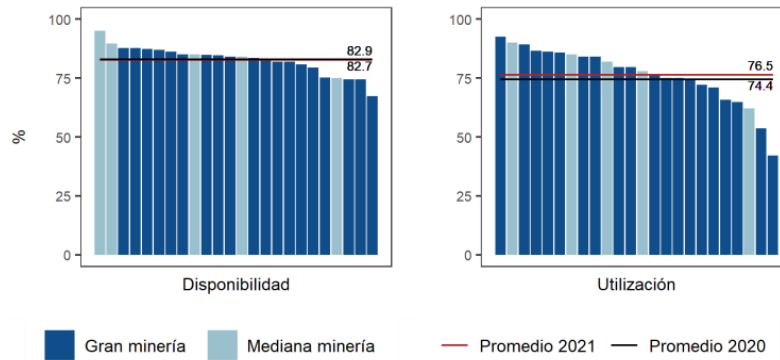


Figura 5.3: Indicadores de productividad del activo transporte en mina rajo, año 2021. Fuente: COCHILCO (2022).

A continuación, se presentan las tablas que detallan la estadística derivada del análisis de los gráficos previamente mostrados. Estas tablas ofrecen una visión clara y cuantitativa de los indicadores de producción de los equipos de carguío y transporte en las operaciones a rajo abierto, permitiendo una comprensión precisa de los rangos de distribución de dichos indicadores.

Disponibilidad	Carguío	Transporte
Media	75,6 %	82,7 %
Desviación estándar	10,4 %	6,0 %
Curtosis	2,620	0,976
Coefficiente de asimetría	-1,132	-0,670
Mínimo	43,6 %	67,4 %
Máximo	92,2 %	95,3 %

Tabla 5.1: Tabla de disponibilidad de equipos

Utilización	Carguío	Transporte
Media	70,7 %	76,5 %
Desviación estándar	20,7 %	11,8 %
Curtosis	-0,894	1,446
Coefficiente de asimetría	-0,387	-1,168
Mínimo	27,2 %	44,1 %
Máximo	99,8 %	92,8 %

Tabla 5.2: Tabla de utilización nominal de equipos

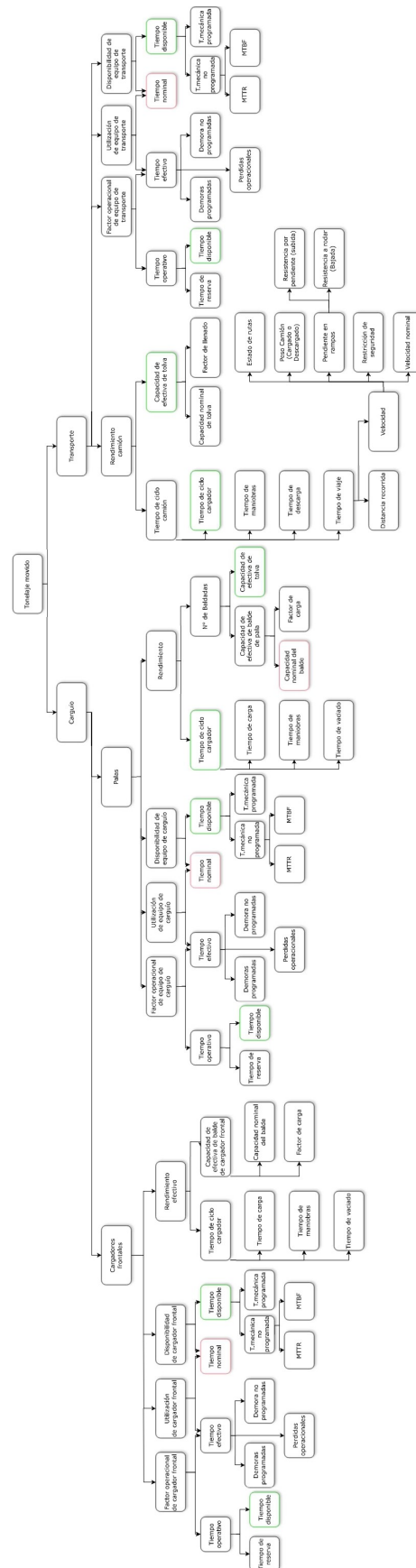


Figura 5.4: Árbol de valor de operaciones de carguío y transporte.

5.2. Caso 1: Elaboración del plan de producción minera de forma determinística

Como se plantea en la metodología, el primer acercamiento a la generación de planes de producción minera se llevará a cabo de manera tradicional, pero implementado a través de un código en lenguaje Python.

El primer paso del código es calcular el valor promedio y la desviación estándar de cada indicador para los equipos de interés. Este análisis estadístico inicial proporciona los datos de entrada para la planificación. La Tabla 5.3 presenta los valores obtenidos.

	Disponibilidad	Utilización efectiva	Rendimiento efectivo [t/h]
Promedios			
Pala	71 %	52 %	1422
Camión	81 %	70 %	230
Cargador	74 %	56 %	585
Desviaciones			
Pala	7 %	5 %	518
Camión	5 %	2 %	22
Cargador	6 %	4 %	38

Tabla 5.3: Tabla de indicadores de producción con sus respectivos promedios y desviaciones.

Considerando una fecha de inicio del 01/03/2024 y cada periodo debe abarcar de lunes a domingo. Por ejemplo, si un mes comienza un viernes, solo se incluirán 3 días en ese primer periodo. De manera similar, si el mes termina un jueves, solo se contabilizarán los 4 días en ese periodo.

Con los datos de entrada establecidos, se procede a obtener los resultados de la producción esperada por periodo, así como los tiempos de ciclo que los equipos deben cumplir para alcanzar el plan propuesto. Los resultados se generan para los 56 periodos contemplados. En la Tabla 5.4 se presentan los datos correspondientes a los 3 primeros periodos.

Además de generar el archivo de Excel con las tablas presentadas, el código entrega un gráfico que facilita la comprensión visual de los datos, proporcionando una visión rápida del rendimiento esperado de los equipos para cumplir con la producción planificada. Este gráfico muestra el tonelaje total extraído y el remanente por periodo, indicando claramente la cantidad de material que deben mover las palas y los cargadores, respectivamente (Ver Figura 5.5).

Debido a que este plan se desarrolla de manera determinística, los tiempos de ciclo de los equipos se mantienen constantes. Sin embargo, la variación en el número de días por periodo genera fluctuaciones en la cantidad de material movido. Como consecuencia, el gráfico resultante no presenta líneas rectas, sino que refleja dichas variaciones en la producción, vinculadas directamente a la duración variable de los periodos considerados.

	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
Días por periodo	3	7	7
Material movido por pala [t]	102 438	239 023	239 023
Material movido por cargador [t]	43 011	100 358	100 358
Movimiento total periodo [t]	538 785	1 257 164	1 257 164
Movimiento total día [t]	179 595	179 595	179 595
Remanejo periodo [t]	129 032	301 074	301 074
Extraído periodo [t]	409 753	956 090	956 090
Extraído día [t]	136 584	136 584	136 584
Horas disponible [h]	2 162	5 044	5 044
Horas efectiva [h]	1 881	4 388	4 388
Tiempo de ciclo pala [min]	11	11	11
Tiempo de ciclo cargador [min]	20	20	20
Tiempo de ciclo camión [min]	69	69	69

Tabla 5.4: Datos operativos por periodo.

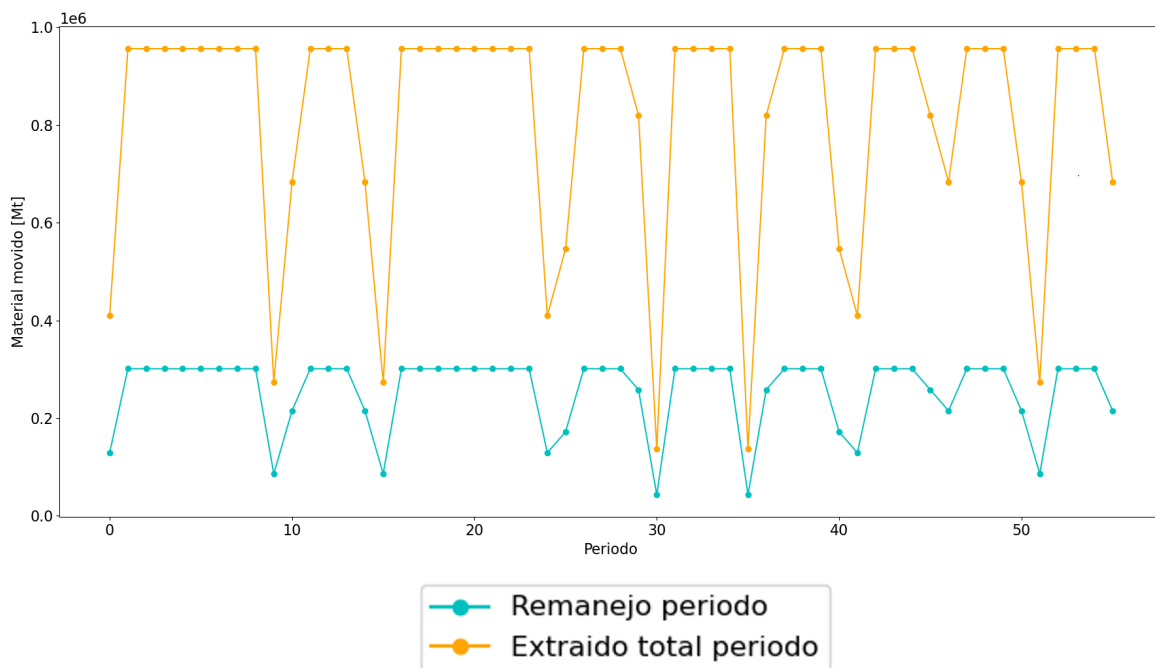


Figura 5.5: Gráfico de rendimiento planificado.

Los valores que se obtienen son razonables y proporcionales a los días contemplados en el periodo. Es importante destacar que los tiempos de ciclo calculados son iguales, ya que este plan fue generado de manera determinística, lo que implica que se utilizan los mismos indicadores de rendimiento de los equipos para todos los días.

Tras evaluar el caso nominal, se procede a analizar las bandas de variabilidad, considerando tanto el mejor como el peor de los escenarios posibles. La Tabla 5.5 muestra el primer periodo asociado a los tres escenarios mencionados, manteniendo constantes las variables de entrada. Además, la Figura 5.6 presenta el gráfico correspondiente a los tres escenarios a lo largo del tiempo, donde se visualizan claramente las bandas de variabilidad para cada caso. Esta representación gráfica facilita la comparación y análisis de los posibles escenarios, proporcionando una visión integral del impacto de las variaciones en el plan de producción.

	Peor escenario	Normal	Mejor escenario
Días por periodo	3	3	3
Material movido por pala [t]	60 496	102 438	157 402
Material movido por cargador [t]	36 153	43 011	50 677
Movimiento total periodo [t]	350 444	538 785	781 639
Movimiento total día [t]	116 815	179 595	260 546
Remanejo periodo [t]	108 459	129 032	152 031
Extraído periodo [t]	241 985	409 753	629 608
Extraído día [t]	80 662	136 584	209 869
Disponibilidad camiones	77 %	81 %	85 %
Horas disponible [h]	2 056	2 162	2 267
Utilización camiones	85 %	87 %	89 %
Tiempo de ciclo pala [min]	18	11	8
Tiempo de ciclo cargador [min]	27	20	16
Tiempo de ciclo camión [min]	92	69	55

Tabla 5.5: Datos operativos por escenario.

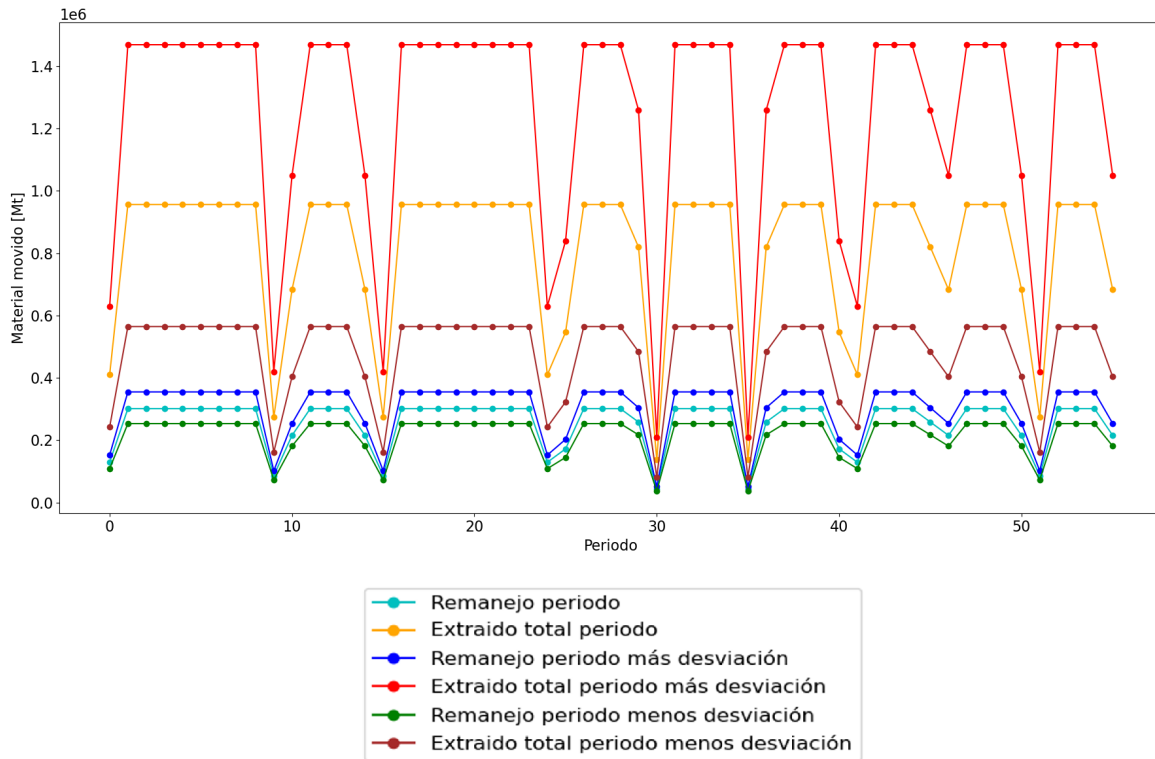


Figura 5.6: Gráfico de rendimiento planificado por escenario.

Los resultados de estas simulaciones indican que, en el mejor de los casos, los tiempos de ciclo deben reducirse entre un 20 % y un 27 % en comparación al escenario base, para cumplir con la producción planificada, basado en el aumento de los indicadores de rendimiento. Sin embargo, estos cambios requieren una evaluación detallada. Para disminuir los tiempos de ciclo de los camiones, es esencial optimizar sus rutas. Asimismo, para reducir los tiempos de ciclo de las palas y cargadores frontales, es crucial analizar cómo mejorar el factor de carga del balde, lo que permitiría disminuir el número de pases.

En el mejor escenario, el movimiento total de material por día incrementa aproximadamente un 45 %. Por lo tanto, es necesario revisar también el tonelaje de alimentación que reciben los chancadores para evitar el remanejo de

material. Esta revisión es fundamental para asegurar que la capacidad de los chancadores pueda manejar el incremento en el volumen de material, minimizando así las interrupciones y optimizando el flujo de trabajo en toda la operación minera.

En el peor de los casos, se observa que los tiempos de ciclo aumentan entre un 33 % y un 64 % en comparación al escenario base, para cumplir con la producción planificada, debido a la disminución en los indicadores de rendimiento. En este escenario, el movimiento total de material por día disminuye aproximadamente un 34 %. Estos cambios generan un contexto mucho más conservador, pero con tiempos de ciclo excesivamente largos.

5.3. Caso 2: Elaboración del plan de producción minera de forma estocástica

Con el primer caso podemos identificar las limitaciones inherentes a la planificación tradicional y detectar los puntos de mejora mediante la incorporación de la variabilidad. La planificación convencional, al no considerar adecuadamente la incertidumbre operativa, a menudo no refleja las realidades cambiantes del entorno de trabajo. Para abordar este desafío, se ha desarrollado un código que implementa modelos estocásticos mediante el uso de simulaciones de Monte Carlo, lo que permite integrar la incertidumbre operativa y simular distintos escenarios. De esta manera, podemos evaluar cómo las variaciones en los parámetros de entrada impactan en el cumplimiento del plan de producción y en la eficiencia de las operaciones.

Para utilizar dicho código, debemos proporcionar una serie de datos de entrada, que incluyen parámetros clave. Estos datos estarán asociados al caso de estudio específico que estamos analizando, permitiendo representar de manera precisa las condiciones operativas del entorno. Con ello, se generarán diferentes escenarios que nos permitirán simular variaciones en el desempeño de las operaciones y evaluar el impacto de estas fluctuaciones en los resultados de la planificación.

Este enfoque no solo mejora la fiabilidad de los planes de producción, sino que también permite identificar estrategias de mitigación frente a posibles desviaciones, maximizando la eficiencia y la rentabilidad a largo plazo. A continuación, se describe la implementación del caso de estudio en el código, detallando los pasos seguidos y las variables utilizadas para simular distintos escenarios en el proceso de planificación.

5.3.1. Implementación en caso de estudio

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la simulación estocástica de diferentes configuraciones para la planificación minera. Estas simulaciones se llevaron a cabo con el fin de evaluar el comportamiento del sistema bajo condiciones de incertidumbre en variables clave.

Se han analizado un total de ocho escenarios diferentes, cada uno de ellos representando variaciones específicas en los parámetros de entrada. Cada escenario busca explorar los límites operacionales y el impacto de la variabilidad en los factores críticos, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones en la planificación de mina.

Los resultados presentados a continuación incluyen gráficos comparativos que destacan los principales indicadores de cada simulación, como los tiempos de ciclo, el rendimiento de los equipos y el volumen total de material extraído. Asimismo, se incluye un análisis de riesgo que permite calcular el material movido y los tiempos de ciclo de los camiones en base a un cierto nivel de confianza.

La simulación de los distintos escenarios comienza con una configuración base que establece una serie de parámetros operativos esenciales (ver Anexos Figura 8.1) para la definición de una operación minera.

En la Tabla 5.6, se presenta las configuraciones específicas de cada uno de los escenarios de simulación. En cada caso, se variarán los datos de entrada del filtro de datos, el número de camiones por fase y la semilla del generador de números aleatorios por periodo. Esta variación permitirá evaluar las diferentes dinámicas y su impacto en el rendimiento global del sistema, así como la capacidad de cumplimiento de los planes establecidos.

La configuración de la semilla del generador de números aleatorios, ya sea fija o variable, determina si se utilizarán los mismos valores de entrada en cada periodo o si se generarán nuevos valores para cada uno. En el caso de una semilla variable, cada periodo contará con datos únicos y diferenciados del anterior, permitiendo simular variaciones y comportamientos distintos a lo largo del tiempo.

Escenario	Filtro de datos	Número de camiones por fase	Semilla
1	Desactivado	2	Fija
2	Activado (5 %-95 %)	2	Fija
3	Desactivado	2	Variable
4	Activado (5 %-95 %)	2	Variable
5	Desactivado	5	Fija
6	Activado (5 %-95 %)	5	Fija
7	Desactivado	5	Variable
8	Activado (5 %-95 %)	5	Variable

Tabla 5.6: Configuración de escenarios a simular.

Cada uno de los escenarios genera 5 figuras que contienen gráficos diseñados para analizar la planificación resultante de las distintas simulaciones.

5.4. Resultados y análisis

De los gráficos resultantes, se comenzará analizando aquellos en los que se fija la semilla del generador de números aleatorios (escenarios 1, 2, 5 y 6). Se observa que estos escenarios producen resultados similares a los del Caso 1, el cual se basa en la elaboración determinística del plan de producción minera. La principal diferencia radica en que, en el Caso 2, las distancias aumentan con el tiempo debido al material extraído. Esto explica el incremento en los tiempos de ciclo de los camiones, lo que, a su vez, reduce su rendimiento efectivo y disminuye la cantidad de material extraído a medida que avanzan los períodos. Esto se muestra en la Figura 5.7. Además, los demás gráficos asociados al escenario 1, así como los correspondientes a los escenarios 2, 5 y 6, se incluyen en los anexos.

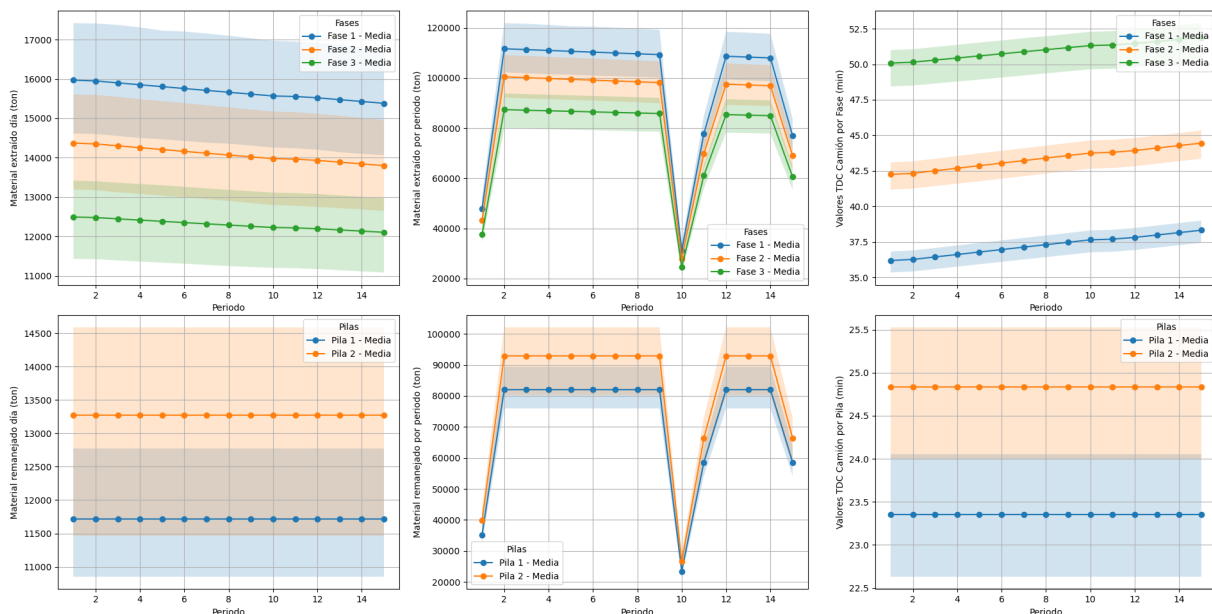


Figura 5.7: Escenario 1: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

Al comparar los escenarios 1 y 2 con los 5 y 6, se observa que aumentar la cantidad de camiones en las fases incrementa la cantidad de material extraído diariamente por período, aunque esto sucede hasta cierto límite. Esto sugiere que, aunque contar con más camiones puede parecer beneficioso, también puede generar un cuello de botella en las pilas, que se saturarían y, por lo tanto, no podrían cargar eficientemente los camiones para cumplir con el plan de producción establecido (ver Figura 5.8). Asimismo, se nota que este aumento no reduce el tiempo de ciclo de los camiones, lo que, según se estableció en el árbol de valor previamente analizado, es consistente. Además, se observa que disponer de más camiones aumenta la probabilidad de cumplir con el plan de producción establecido (ver Figuras 5.9 y 5.10).

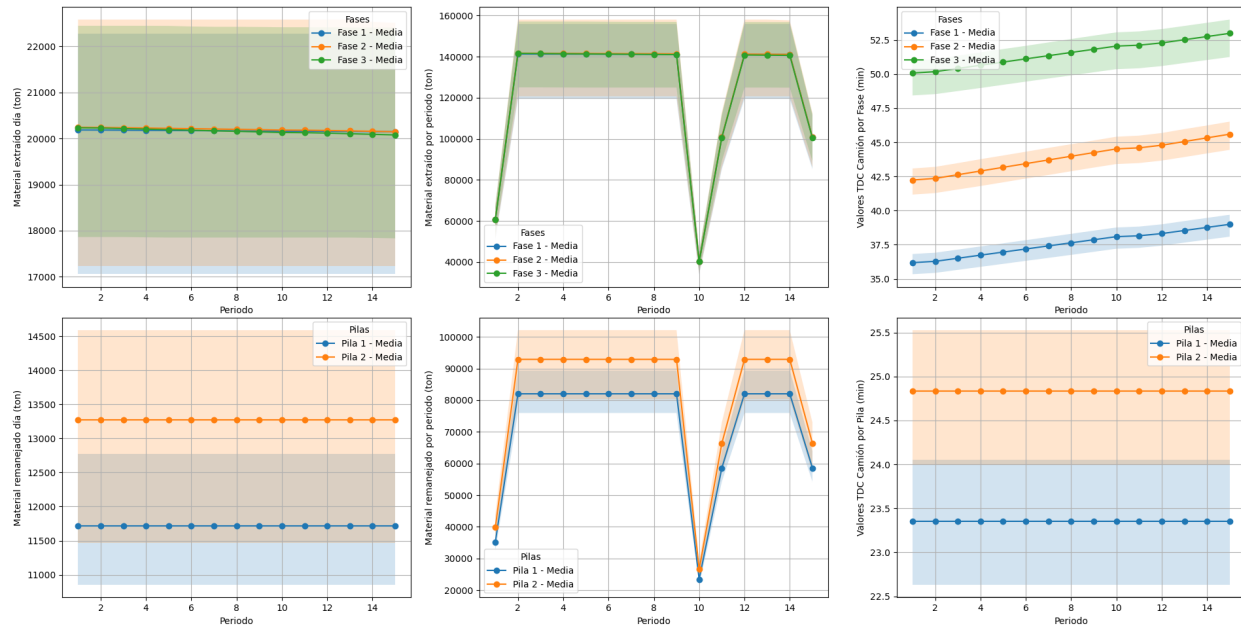


Figura 5.8: Escenario 5: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por período.

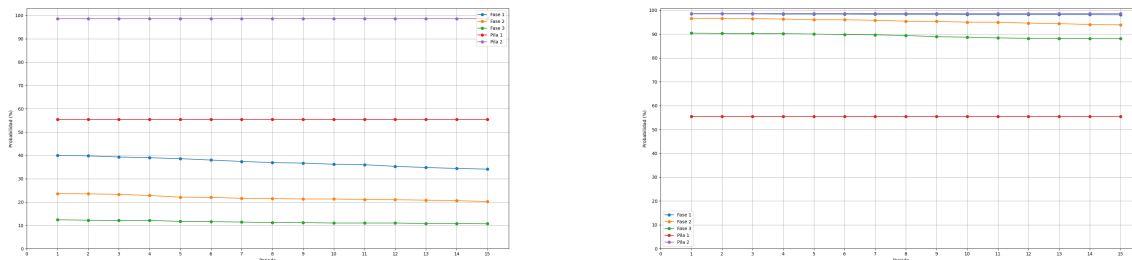


Figura 5.9: Escenario 1: Probabilidad de cumplimiento del plan. **Figura 5.10:** Escenario 5: Probabilidad de cumplimiento del plan.

Al comparar el escenario 1 con el 2 y el 5 con el 6 para evaluar la influencia del filtro de datos en los resultados, se observa que, en términos de tiempos de ciclo, material extraído y remanejado, no hay una diferencia notable en los gráficos. Sin embargo, al revisar las tablas correspondientes, se aprecia que las variaciones son mínimas, de apenas unas pocas unidades o incluso décimas. Donde sí se observa un cambio es en la probabilidad de cumplimiento del plan, la cual aumenta al aplicar el filtro de datos (ver Figuras 5.9 y 5.11 para los escenarios 1 y 2, y Figuras 5.10 y 5.12 para los escenarios 5 y 6). Esto ocurre porque al eliminar datos extremos, especialmente aquellos valores muy bajos, una mayor cantidad de simulaciones coincide con el número de camiones de entrada, aumentando así la probabilidad de cumplimiento del plan. Además, en los gráficos de análisis de riesgo VaR y CVaR, se observa un incremento en los valores tanto del material extraído como del remanejado, junto con una disminución en los tiempos de ciclo.

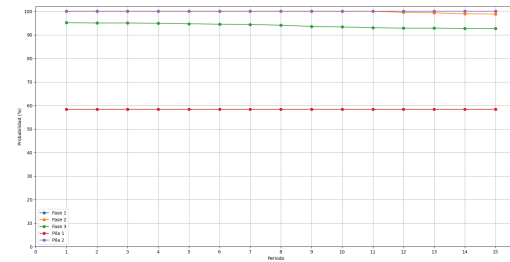
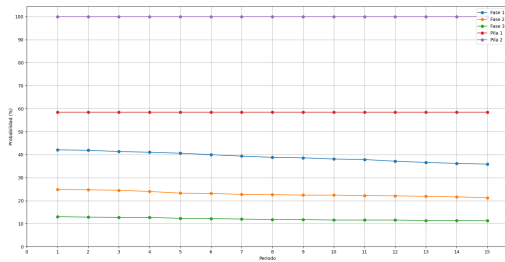


Figura 5.11: Escenario 2: Probabilidad de cumplimiento del plan. **Figura 5.12:** Escenario 6: Probabilidad de cumplimiento del plan.

Para los escenarios en los que la semilla del generador de números aleatorios es variable (escenarios 3, 4, 7 y 8), se observa un comportamiento similar al analizado en los escenarios anteriores, donde la cantidad de camiones por fase y el filtro de valores tienen un impacto significativo. La única diferencia radica en que, en estos escenarios, cada período es distinto al anterior, lo que puede resultar en una mayor o menor extracción de material. Esto afecta las distancias de avance y, por ende, la distancia del punto de carguío a la planta, lo que influye en los tiempos de ciclo de los camiones y, en consecuencia, en su rendimiento. Esto se muestra en la Figura 5.13. Además, los demás gráficos asociados al escenario 3, así como los correspondientes a los escenarios 4, 7 y 8, se incluyen en los anexos.

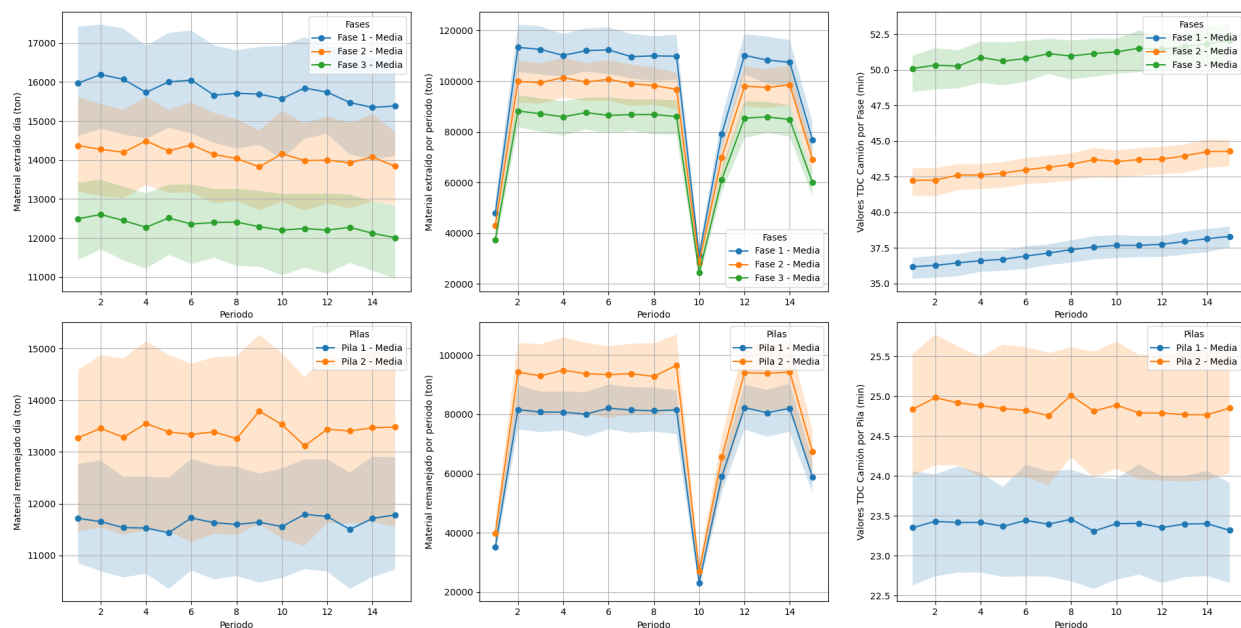


Figura 5.13: Escenario 3: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

Además, se observa que la probabilidad de cumplimiento del plan varía según el período. Sin embargo, al igual que en los escenarios anteriores, esta probabilidad se incrementa al aplicar el filtro de datos y al contar con un mayor número de camiones por fase (ver Figuras 5.14 y 5.15). Otra observación importante es que en los gráficos de VaR y CVaR se evidencia un comportamiento mucho más errático a lo largo del tiempo, con valores que pueden ser significativamente más altos o más bajos que en el período anterior. Esta variabilidad se debe a las fluctuaciones inherentes de cada período, lo que, aunque introduce cierta incertidumbre, también refleja un comportamiento más realista, esto se evidencia en las Figuras 5.16 y 5.17, que muestran el VaR y CVaR, respectivamente, del escenario 3. Los gráficos correspondientes a los escenarios 4, 7 y 8 se encuentran en los anexos.

Este enfoque captura la variabilidad latente en las operaciones mineras y permite a los planificadores comprender mejor los riesgos asociados. Por lo tanto, el análisis de estos escenarios no solo proporciona información sobre el

rendimiento esperado, sino que también ayuda a identificar estrategias para mitigar riesgos y optimizar la producción en condiciones cambiantes.

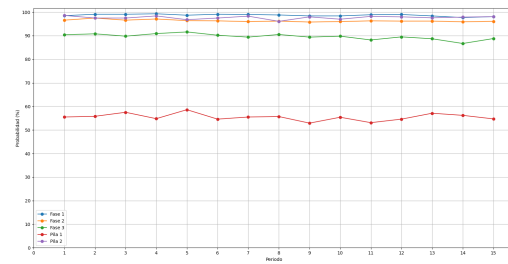
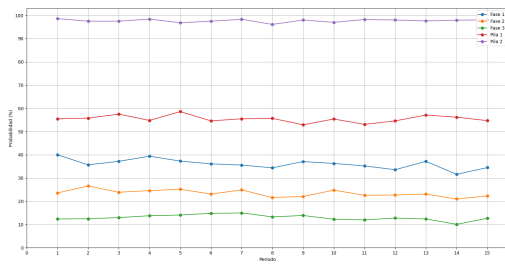


Figura 5.14: Escenario 3: Probabilidad de cumplimiento del plan. **Figura 5.15:** Escenario 7: Probabilidad de cumplimiento del plan.

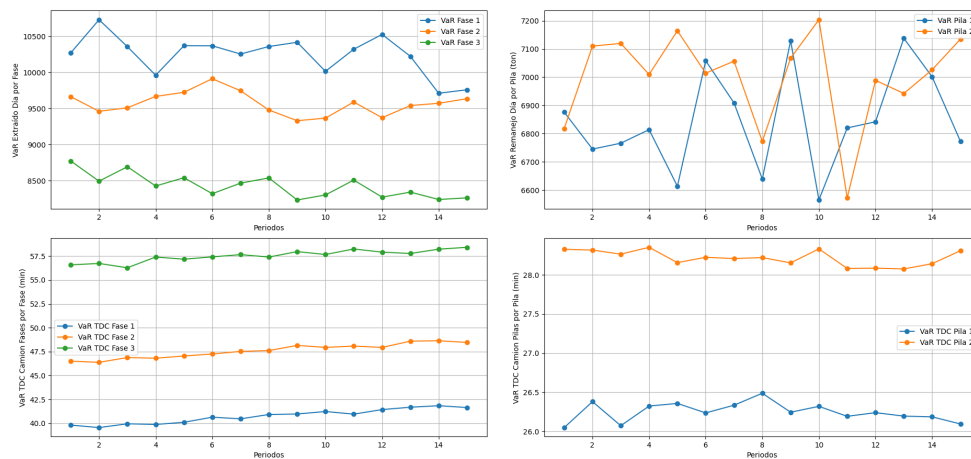


Figura 5.16: Escenario 3: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

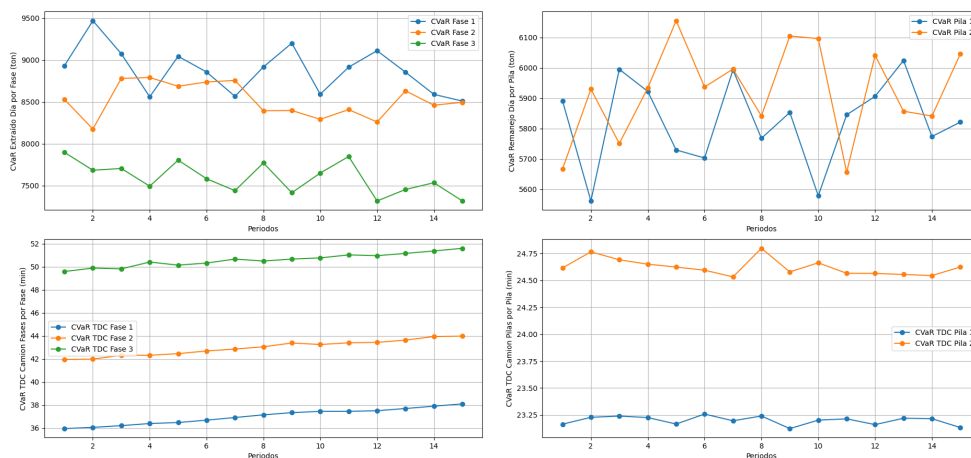


Figura 5.17: Escenario 3: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

6 | Conclusiones, recomendaciones y trabajo futuro

6.1. Conclusiones

El desarrollo de esta memoria se centró en la cuantificación de la incertidumbre, riesgos y oportunidades en la elaboración de planes de producción en minas a cielo abierto mediante simulaciones de Monte Carlo. A través de la implementación de una herramienta de cuantificación para mejorar la capacidad de respuesta ante fluctuaciones operativas, a través de la metodología se logró cumplir con los objetivos planteados de manera efectiva, aportando un enfoque innovador y útil para la planificación minera en un entorno altamente variable y desafiante.

En primer lugar, se implementó un sistema de gestión de datos que permitió la detección de errores en los datos de entrada. Esta etapa fue fundamental para asegurar la calidad y consistencia de la información utilizada en las simulaciones. El correcto ingreso de los datos fue un aspecto clave, dado que cualquier inexactitud en los valores de entrada podría comprometer la exactitud de los resultados obtenidos. Con este sistema, se garantizó que los análisis estuvieran basados en información robusta, permitiendo generar modelos más precisos.

La aplicación de técnicas de simulación, como el método de Monte Carlo, permitió evaluar una amplia gama de escenarios, mejorando la precisión de las predicciones y la robustez de la planificación a lo largo de cada fase del proceso productivo. Estas simulaciones facilitaron la identificación de fluctuaciones en variables operativas clave, como tiempos de ciclo y rendimientos, brindando un panorama más certero de las posibles desviaciones y permitiendo ajustar las operaciones dentro de parámetros viables para optimizar la eficiencia y productividad del proceso minero.

Al establecer bandas límite basadas en los valores simulados, se logra asegurar un flujo de trabajo continuo y eficaz, minimizando cuellos de botella y garantizando un desempeño óptimo en condiciones tanto adversas como favorables. Este enfoque estocástico proporciona una comprensión detallada del comportamiento del sistema bajo diferentes escenarios, mejorando así la toma de decisiones estratégicas y aumentando la certeza en la planificación operativa.

El uso de Python permite automatizar y optimizar el proceso de elaboración del plan de producción mediante simulaciones, garantizando tanto precisión como eficiencia. Este enfoque integra la solidez de los métodos tradicionales con la flexibilidad y el poder de las herramientas modernas de programación, ofreciendo una solución integral para la gestión y optimización de las operaciones mineras.

Al no contar con datos reales, no fue posible evaluar la adherencia del plan de producción propuesto, basado en simulaciones, respecto a la operación real. Sin embargo, se evaluó la probabilidad de cumplimiento mediante el uso de condicionales: si el número de camiones requeridos por la simulación era igual o menor al número de camiones disponibles como valor de entrada, entonces se consideraba que el plan podía cumplirse. En caso contrario, si el número de camiones simulados era mayor al número que se tiene en operación, no se podría cumplir con dicho plan.

La herramienta implementada permite alinear de manera más precisa las proyecciones con las condiciones operativas reales. A pesar de las limitaciones identificadas, como la falta de datos reales, o que la consideración de factores como el cambio de lugar de carguío o las fallas imprevistas de los equipos, los resultados fueron satisfactorios en términos de aproximar la realidad operativa, mejorar la gestión de riesgos, identificar y mitigar cuellos de botella que

surjan en los procesos de carguío y transporte. Además, el uso del árbol de valor permite una mejora continua del modelo en el futuro, implementando un sistema que recopile automáticamente las variables utilizadas en la modelación.

6.2. Recomendaciones

Para optimizar el uso de la herramienta desarrollada y asegurar una mayor precisión en los planes de producción minera, se proponen las siguientes recomendaciones:

Primero, se recomienda el desarrollo de un sistema de integración de datos provenientes de las fuentes operativas, como métricas de disponibilidad y utilización de equipos de carguío y transporte, tiempos de espera en el proceso de carguío y fallas de equipos. Esta integración permitirá una evaluación continua de la eficiencia del modelo y de la adherencia de los planes a la operación real.

En segundo lugar, se recomienda ampliar el alcance de las simulaciones incorporando variables adicionales. Los escenarios de simulación deberían considerar la posibilidad de cambios en las ubicaciones de carguío, tiempos de espera, fallas y mantenciones programadas de los equipos. De esta manera, el sistema será capaz de anticiparse a situaciones comunes en la operación, ofreciendo una visión integral del comportamiento del sistema bajo condiciones de alta variabilidad. Esta ampliación aumentará la robustez del modelo y mejorará la planificación a largo plazo.

También es importante optimizar los parámetros de simulación. Dado que Python y el enfoque de Monte Carlo permiten ajustar y afinar los parámetros de simulación, se recomienda explorar métodos de simulación adicionales que puedan aportar una evaluación más precisa de los riesgos. La mejora en la parametrización contribuirá a una identificación más detallada de los cuellos de botella y permitirá una planificación más dinámica y adecuada a las condiciones de producción.

Finalmente, se recomienda incorporar reportes automatizados y visualización de resultados en tiempo real. La implementación de reportes automáticos que, en intervalos definidos, generen informes detallados sobre los resultados y proyecciones de la operación facilitará la toma de decisiones a nivel gerencial y operativo. Además, se sugiere implementar *dashboards* que permitan visualizar variables clave, como tiempos de ciclo y utilización de equipos, en tiempo real. Esta funcionalidad permitirá ajustar las operaciones de manera proactiva y mejorar la eficiencia de la gestión operativa.

6.3. Trabajo futuro

Para mejorar la efectividad y aplicabilidad de este trabajo en la planificación minera, se proponen los siguientes trabajos futuros:

En primer lugar, se sugiere la implementación de un sistema de gemelo digital en un entorno operativo real. La validación del modelo en condiciones prácticas permitirá medir su efectividad y realizar ajustes necesarios para su uso en operaciones mineras. Este enfoque reforzará la utilidad del gemelo digital como herramienta predictiva en la planificación y permitirá simular escenarios específicos, tales como cambios en políticas de producción o ajustes en la distribución de recursos operativos, brindando mayor precisión en la planificación y ejecución de las operaciones.

Además, se propone integrar al gemelo digital, la incorporación de datos de dispositivos IoT, para así reducir la incertidumbre en las simulaciones y responder en tiempo real a la variabilidad operativa. Este tipo de integración ayudará a incrementar la precisión de las predicciones y adaptará el modelo a un entorno cada vez más digitalizado y dinámico, mejorando así la capacidad de respuesta ante cambios en las condiciones de operación.

También se recomienda el desarrollo de algoritmos predictivos que optimicen los ciclos operativos. La incorporación de algoritmos de inteligencia artificial que anticipen desviaciones en los ciclos operativos y propongan ajustes a los planes de producción en función de datos históricos y tendencias detectadas permitirá minimizar la variabilidad en la planificación. Estos algoritmos contribuirán a la adaptabilidad y precisión del gemelo digital, haciéndolo cada vez más predictivo y eficaz en la toma de decisiones.

Finalmente, se sugiere explorar la inclusión de factores ambientales en el modelo de simulación. En un contexto de creciente demanda por prácticas mineras sostenibles, se recomienda incluir variables que midan el impacto ambiental, como el consumo de recursos y la huella ambiental. La inclusión de estas variables permitirá una planificación integral, alineada con los objetivos de sostenibilidad de la industria, y ampliará el alcance del gemelo digital, contribuyendo al desarrollo de una minería más responsable y sostenible.

7 | Bibliografía

- Candia, R. y G. Caiozzi (2005). «Intervalos de confianza». En: *Revista Médica de Chile* 133.9. doi: [10.4067/s0034-98872005000900017](https://doi.org/10.4067/s0034-98872005000900017). URL: <https://doi.org/10.4067/s0034-98872005000900017>.
- Cerda, C. (2016). *Análisis de riesgo asociado a incertidumbre operacional en planes mineros para minería a cielo abierto*. Memoria de pregrado, Universidad de Chile. URL: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/143123>.
- COCHILCO (2022). *Indicadores de productividad de la minería del cobre en Chile al 2021*. <https://www.cochilco.cl/Listado%20Temtico/Indicadores%20de%20productividad%20de%20la%20miner%C3%ADa%20del%20cobre%20en%20Chile.pdf>. Cochilco.cl.
- Damghani, K., M. Taghavifard y R. Tavakkoli Moghaddam (2009). *Decision Making Under Uncertain and Risky Situations*.
- Dimitrakopoulos, R. y S. Abdel (2007). «Evaluating mine plans under uncertainty: Can the real options make a difference?» En: *Resources Policy* 32.3, págs. 116-125.
- Guzmán, J. (2011). *Tipos de incertidumbres*. Mch. URL: <https://www.mch.cl/negocios-industria/tipos-de-incertidumbres/>.
- Horsley, T. P. (2002). *Dollar driven mine planning: The corporate perspective to operational mine planning*. Australian Mining Consultants.
- Jordi Ollé (2024). *¿Qué es y cómo interpretar un intervalo de confianza para la media?* URL: <https://conceptosclaros.com/intervalo-confianza/> (visitado 21-06-2024).
- Lamothe, P. y E. Contreras (2008). «Metodologías basadas en Var para el análisis de riesgo en proyectos de embalses». En: *Revista ingeniería de Sistema* 22, págs. 82-104.
- Libretexts (2022). *1.3: La noción y definición de riesgo*. LibreTexts Español. URL: https://espanol.libretexts.org/Negocio/Finanzas/Libro:_Gesti%C3%B3n_de_Riesgos_para_Empresas_y_Particulares/01:_La_naturaleza_del_riesgo_-_p%C3%A9rdidas_y_oportunidades/1.03:_La_noci%C3%B3n_y_definici%C3%B3n_de_riesgo.
- Manríquez, F. (2020). *Simulation and optimization techniques for short-term mine production scheduling*. Memoria de postgrado, Universidad de Chile. URL: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/178034>.
- Martínez, Rubén (2024). *VaR y CVaR para medir el riesgo en tu trading*. <https://rubenmartinezes.com/blog-trading-algoritmico/var-y-cvar-para-medir-el-riesgo-en-tu-trading/>. Rubén Martínez.
- Mayer, Z. y V. Kazakidis (2007). «Decision making in flexible mine production system design using real options». En: *Journal of Construction Engineering and Management* 133.2, págs. 169-180.
- Meneses, D. (2019). *Metodología de planificación de la producción de minas a cielo abierto considerando planes alternativos*. Memoria de postgrado, Universidad de Chile. URL: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/172954>.
- Minitab (2024). *Distribuciones de probabilidad continuas y discretas*. URL: <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/help-and-how-to/probability-distributions-random-data-and-resampling-analyses/supporting-topics/basics/continuous-and-discrete-probability-distributions/> (visitado 18-06-2024).
- Mun, J. (2006). *Modelling risk, applying monte carlo simulation, real options analysis, forecasting, and optimization techniques*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Prieto, J. (2019). *Planificación minera bajo incertidumbre geológica en minas a cielo abierto*. Memoria de pregrado, Universidad Andrés Bello. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/288916269.pdf>.

- Ruminó, N. (2021). *Metodología de análisis de incertidumbre geológica para planificación minera a cielo abierto de largo plazo*. Memoria de postgrado, Universidad de Chile. URL: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/180754>.
- Sarykalin, Sergey, Gaia Serraino y Stan Uryasev (2008). «Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization». En: *INFORMS Tutorials in Operations Research*, págs. 270-274. doi: [10.1287/educ.1080.0052](https://doi.org/10.1287/educ.1080.0052).
- Sepúlveda, G., J. Branch y P. Jaramillo (2012). «Planeamiento de minas a cielo abierto mediante optimización estocástica». En: *Boletín de Ciencias de la Tierra* 31, págs. 107-113. ISSN: 0120-3630.
- Vergara, P. (2019). *Reducción de la incertidumbre de planes mineros a través de la metodología de administración de riesgos y oportunidades*. Memoria de postgrado, Universidad de Chile. URL: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/174932>.

8 | Anexos

```

fecha_inicio = datetime.strptime("01/03/2024", "%d/%m/%Y")
num_meses = 3
num_cam_fases =
num_cam_pilas = [1,2]
num_simulaciones = 1000
percentil_inferior, percentil_superior = (35,65)
filtro_inferior, filtro_superior =
nivel_confianza = 0.95
avance = (0.008/23000)

# Definir velocidades promedio de los camiones
velocidades = {"plana_cargado": 25, "inclinada_cargado": 15, "plana_descargado": 50, "inclinada_descargado": 40}
des_velocidades = {"plana_cargado": 3, "inclinada_cargado": 2, "plana_descargado": 8, "inclinada_descargado": 6}

# Definir tiempos de carga, descargar y maniobras
tiempos_promedio = {"carga_pala": 4, "carga_cargador": 8, "descarga": 1, "maniobras": 5} #min
desviaciones_tiempos = {"carga_pala": 0.4, "carga_cargador": 1, "descarga": 0.2, "maniobras": 0.5} #min

# Definición de indicadores de rendimiento de los equipos
camion_prom = {"disp":0.827,"des_disp":0.06,"max_disp":0.953,"min_disp":0.674,"util":0.765,"des_util":0.118,
               "max_util":0.928,"min_util":0.441,"cap":363,"des_cap":36}
pala_prom = {"disp": 0.756,"des_disp": 0.104,"max_disp":0.922,"min_disp":0.436,"util": 0.707,"des_util": 0.207,
             "max_util":0.998,"min_util":0.272,"cap": 109,"des_cap": 11}
cargador_prom = {"disp": 0.756,"des_disp": 0.104,"max_disp":0.922,"min_disp":0.436,"util": 0.707,"des_util": 0.207,
                 "max_util":0.998,"min_util":0.272,"cap": 72,"des_cap": 7}

# Definición de fases
fases = [{"distancia_media": 5, "desviacion_distancia": 0.15, "distancia_plano_pct": 0.7, "distancia_inclinada_pct": 0.3},
         {"distancia_media": 6, "desviacion_distancia": 0.2, "distancia_plano_pct": 0.55, "distancia_inclinada_pct": 0.45},
         {"distancia_media": 7, "desviacion_distancia": 0.3, "distancia_plano_pct": 0.3, "distancia_inclinada_pct": 0.7}]

#Definición de pilas
pilas = [{"distancia_media": 1.2, "desviacion_distancia": 0.3},
         {"distancia_media": 1.6, "desviacion_distancia": 0.4,}]

```

Figura 8.1: Parámetros de la configuración base

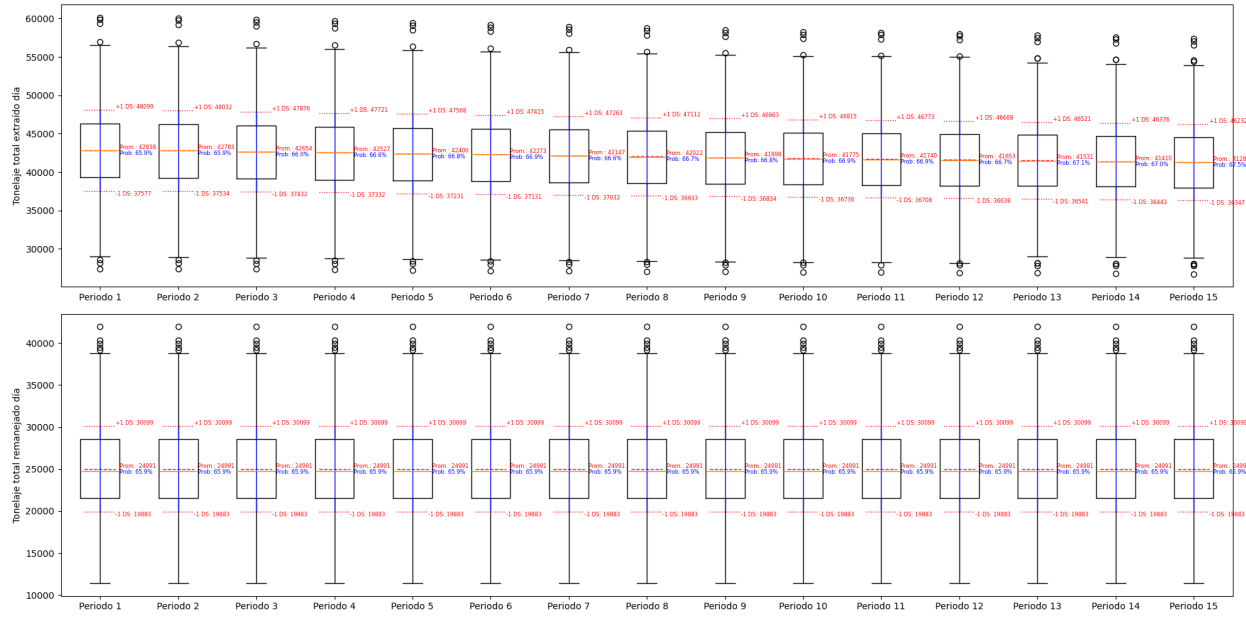


Figura 8.2: Escenario 1: Material extraído y remanejado diario por periodo.

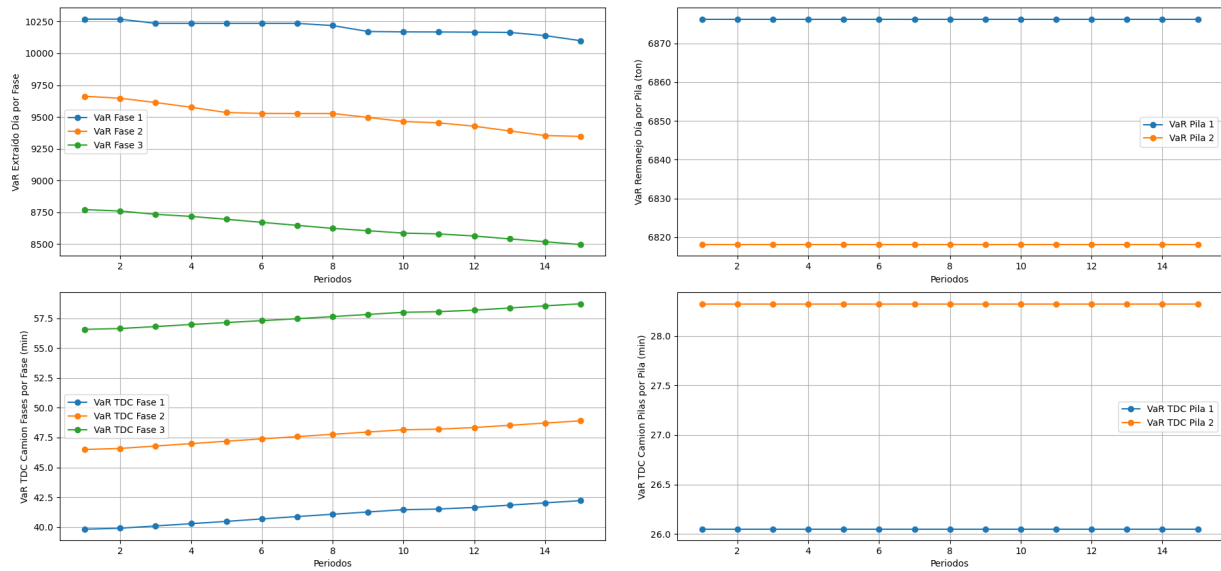


Figura 8.3: Escenario 1: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

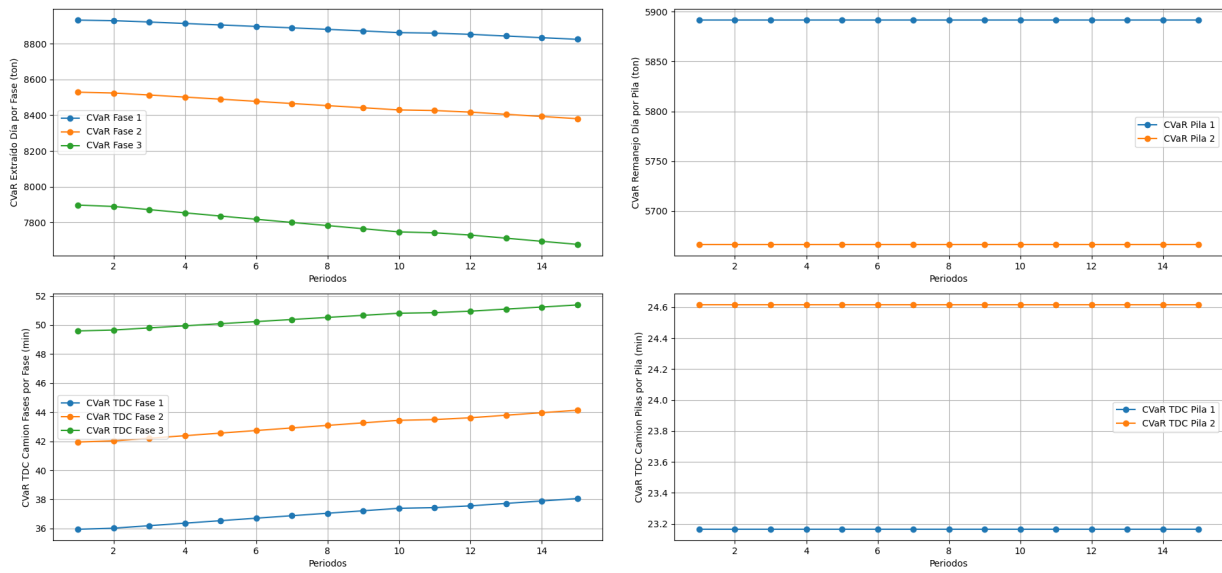


Figura 8.4: Escenario 1: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanaje diariamente en cada fase y pila por periodo.

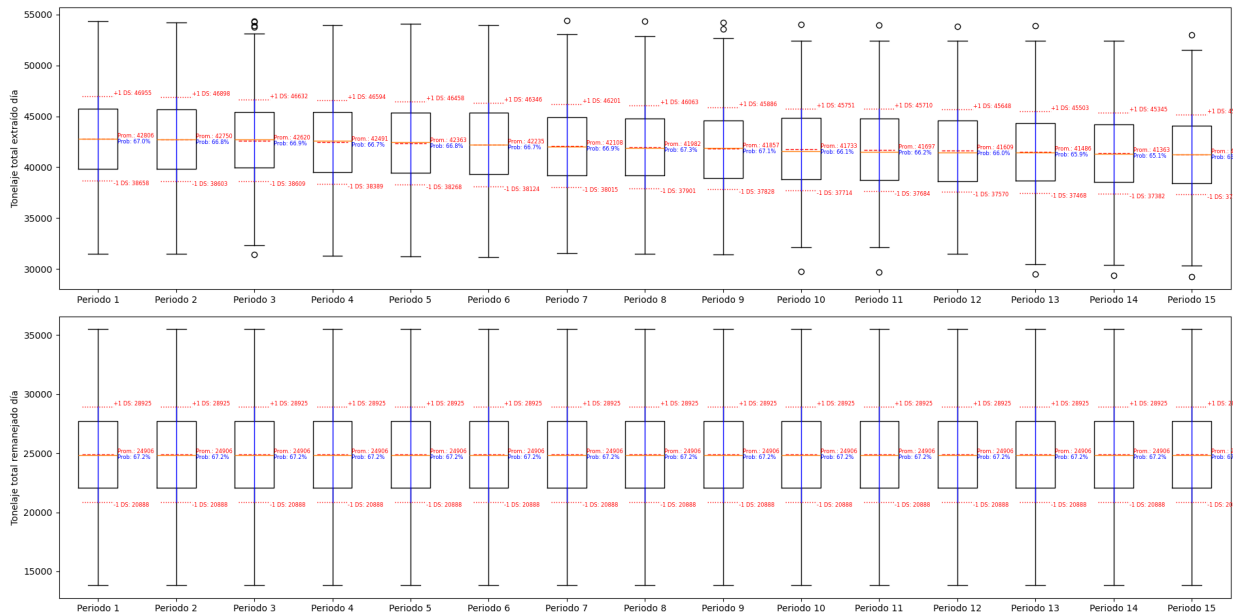


Figura 8.5: Escenario 2: Material extraído y remanaje diario por periodo.

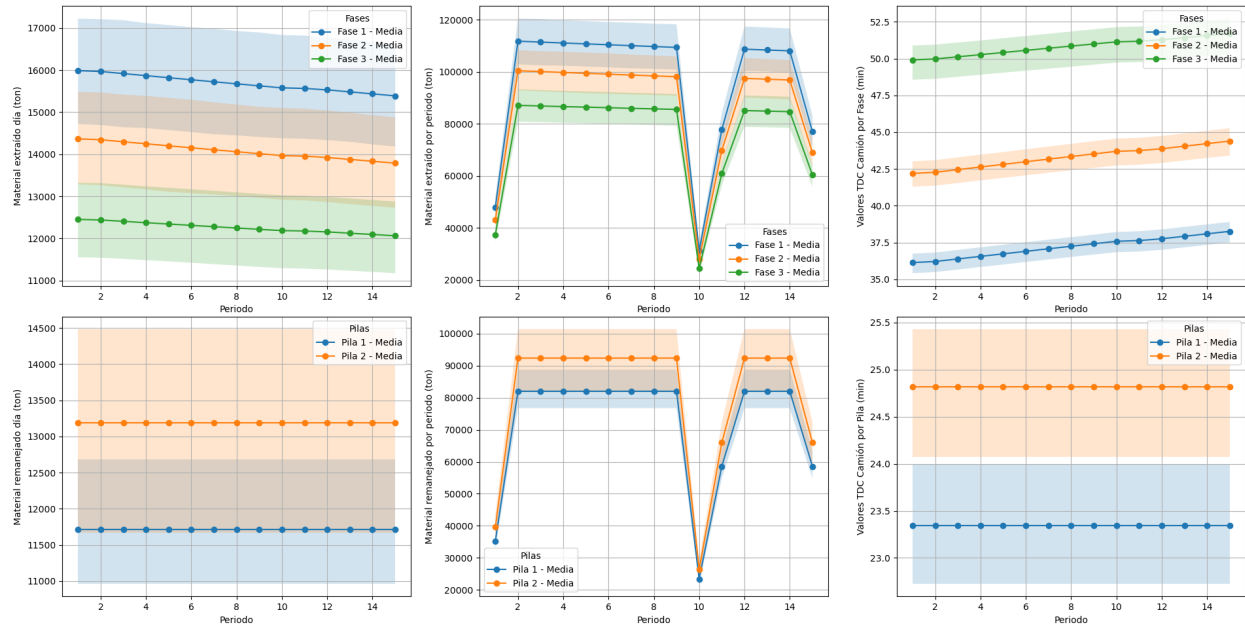


Figura 8.6: Escenario 2: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

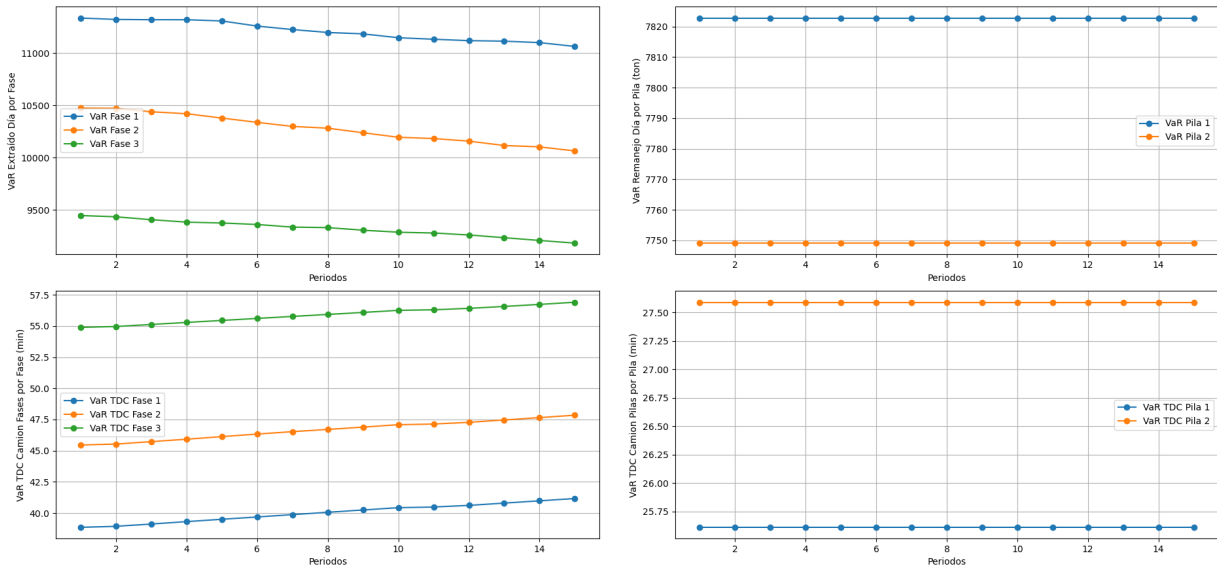


Figura 8.7: Escenario 2: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

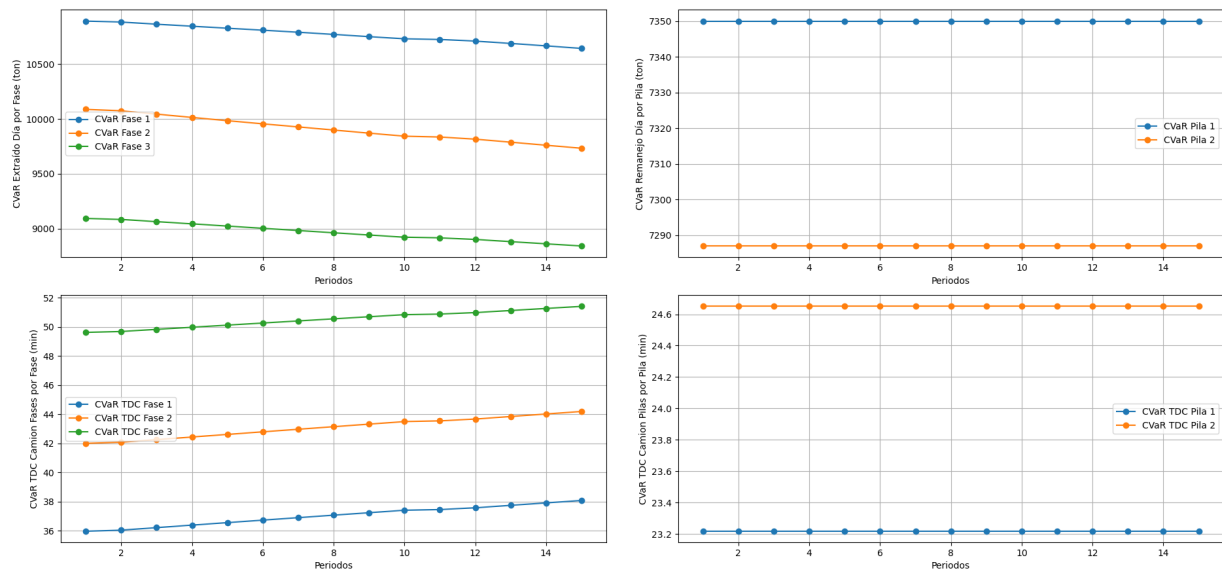


Figura 8.8: Escenario 2: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

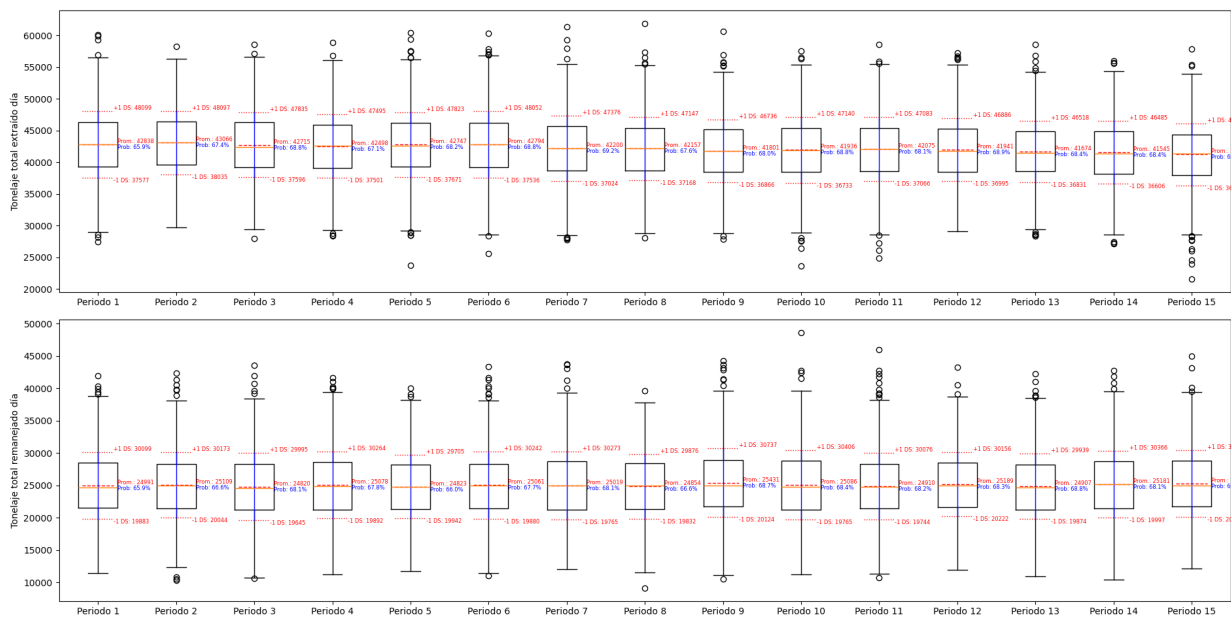


Figura 8.9: Escenario 3: Material extraído y remanejado diario por periodo.

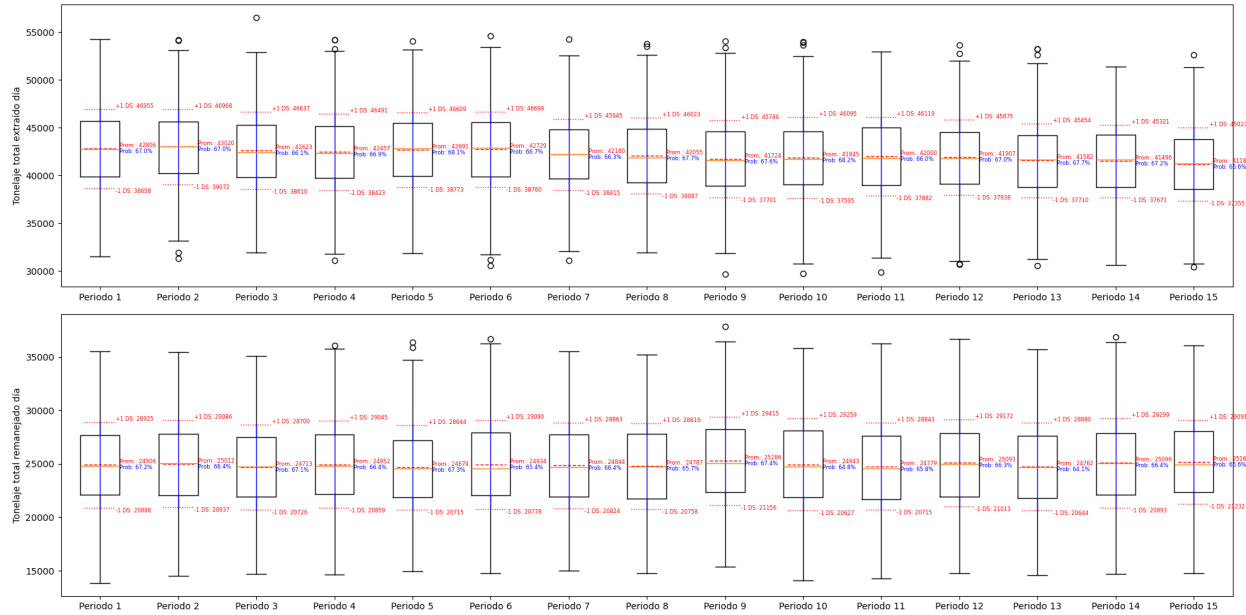


Figura 8.10: Escenario 4: Material extraído y remanejado diario por periodo.

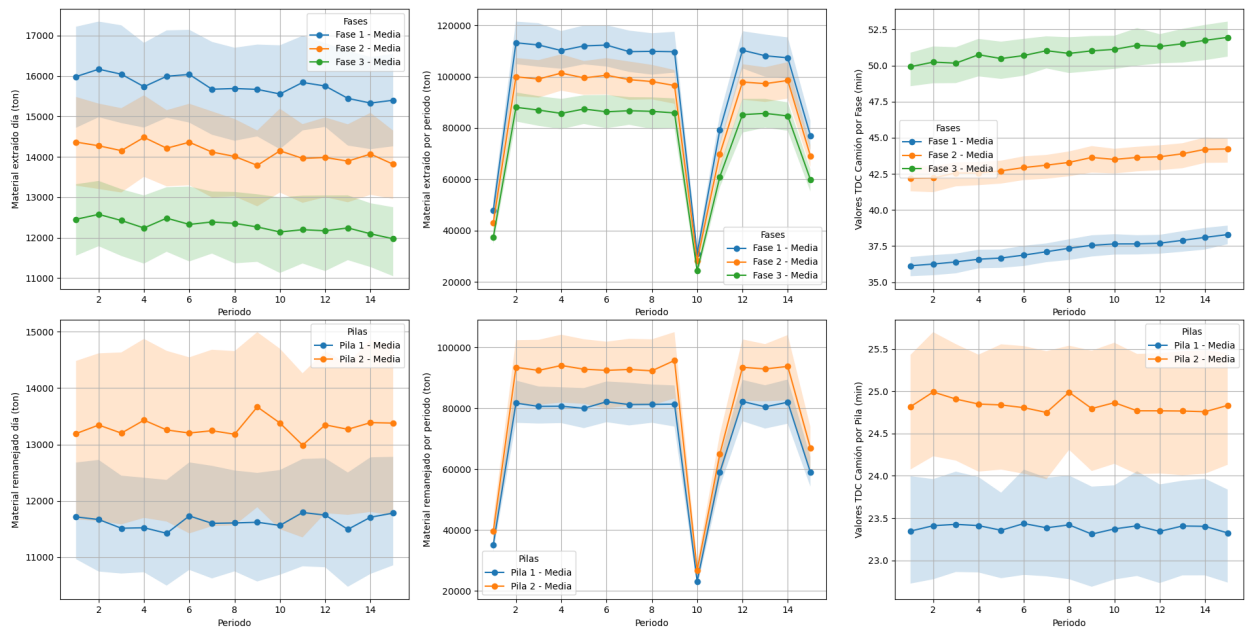


Figura 8.11: Escenario 4: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

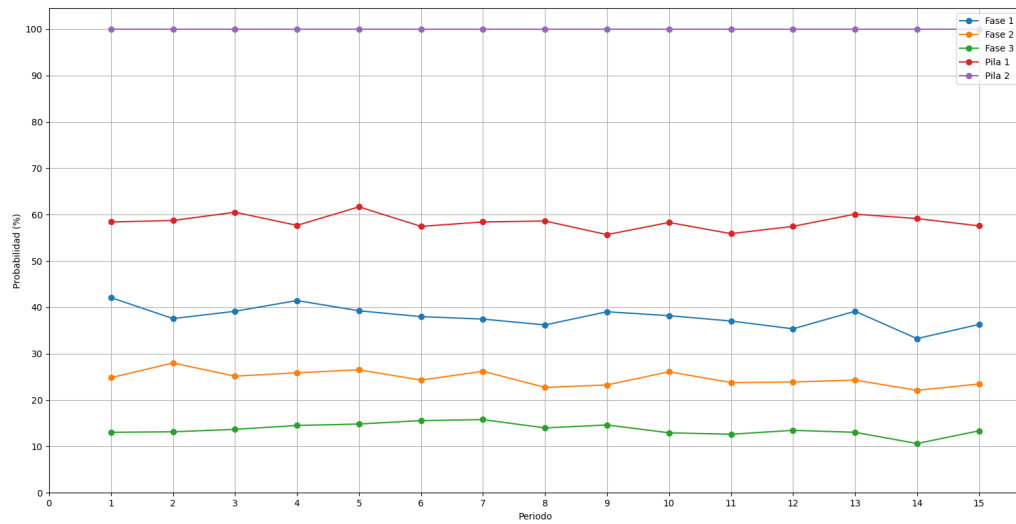


Figura 8.12: Escenario 4: Probabilidad de cumplimiento del plan.

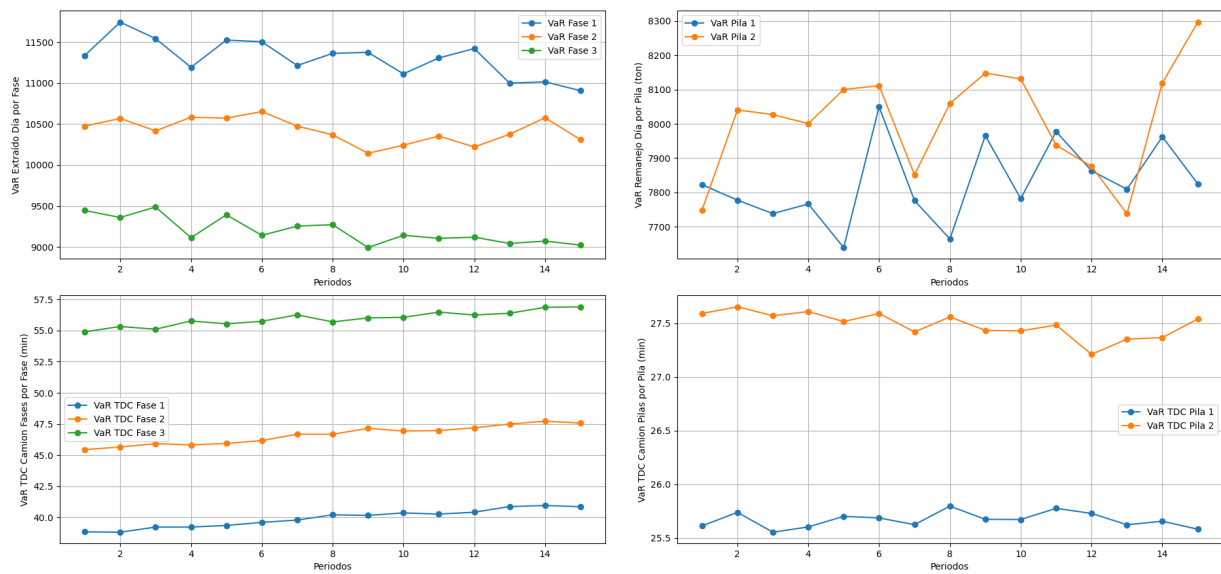


Figura 8.13: Escenario 4: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

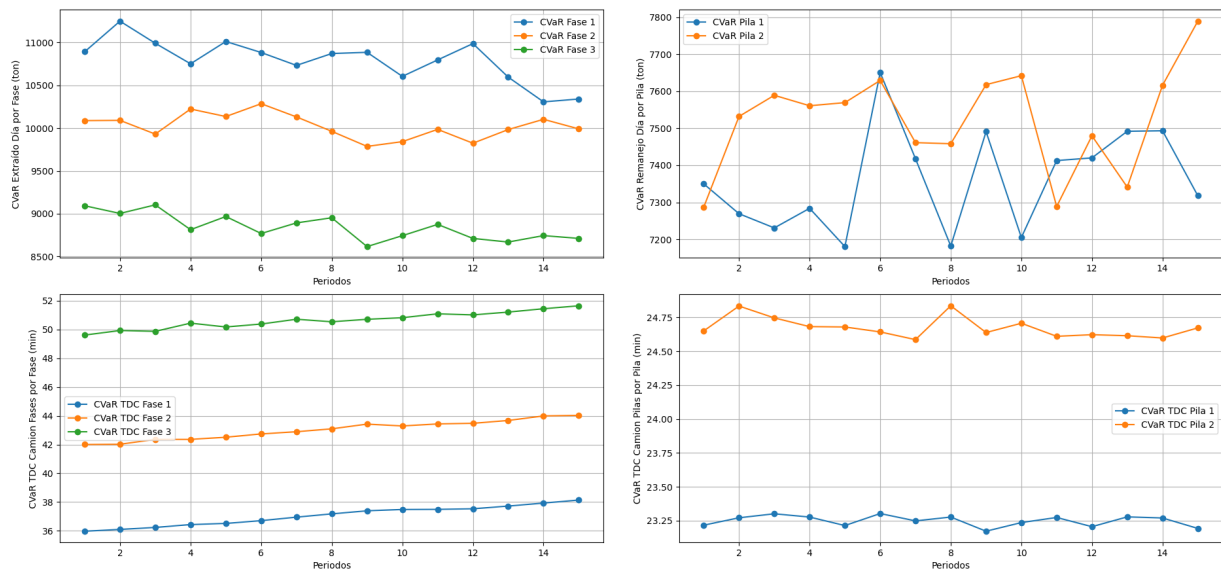


Figura 8.14: Escenario 4: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanaje diariamente en cada fase y pila por periodo.

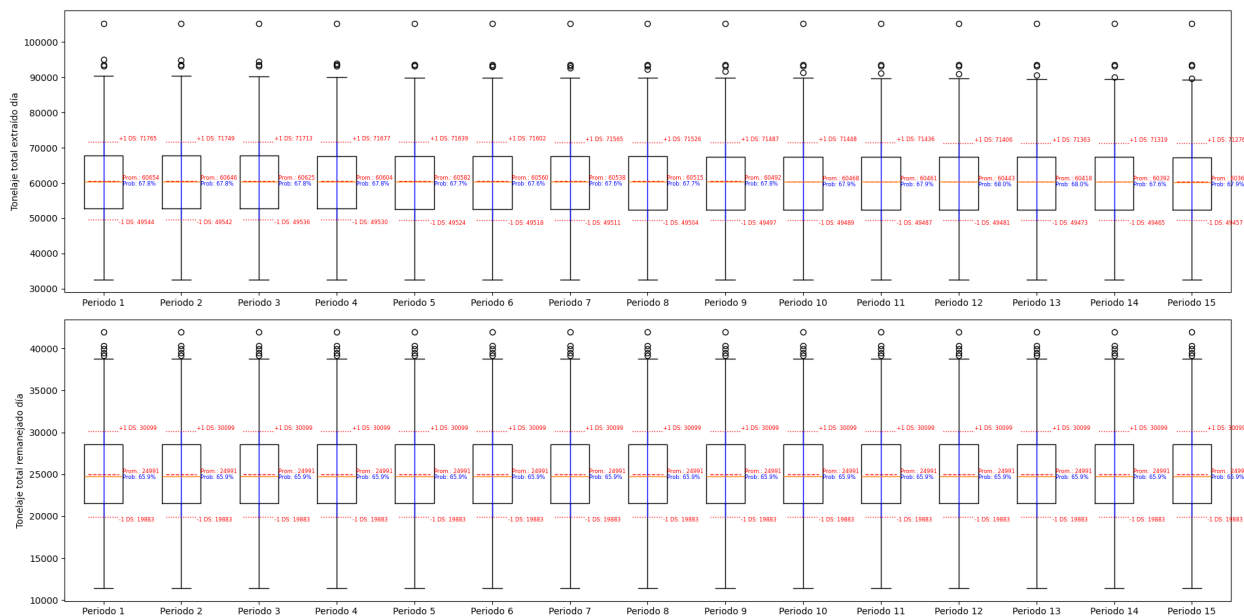


Figura 8.15: Escenario 5: Material extraído y remanajeado diario por periodo.

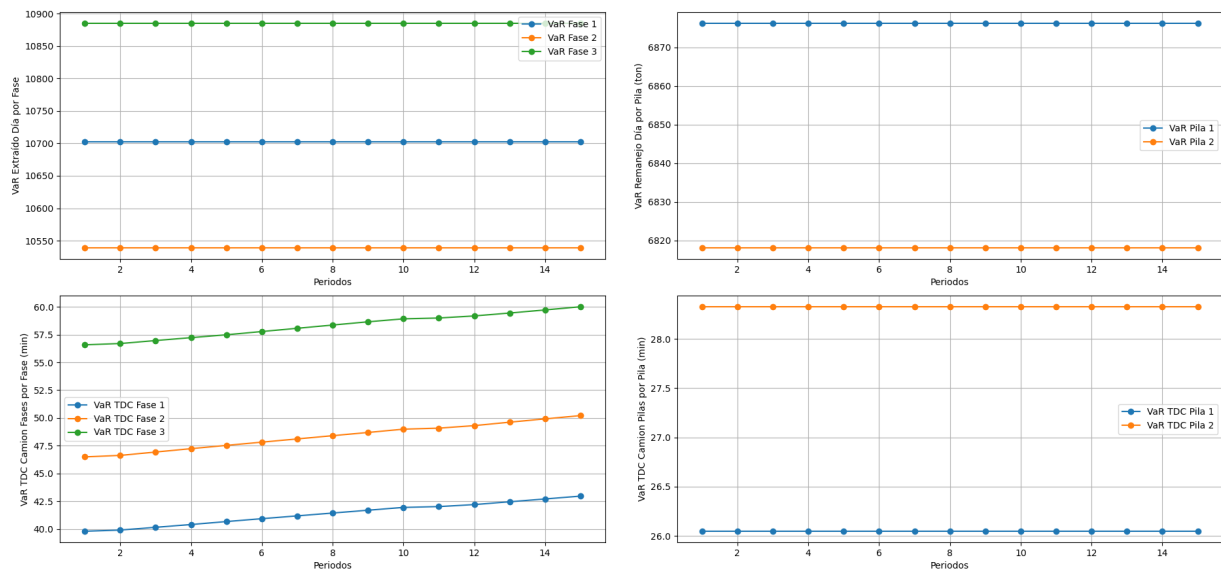


Figura 8.16: Escenario 5: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

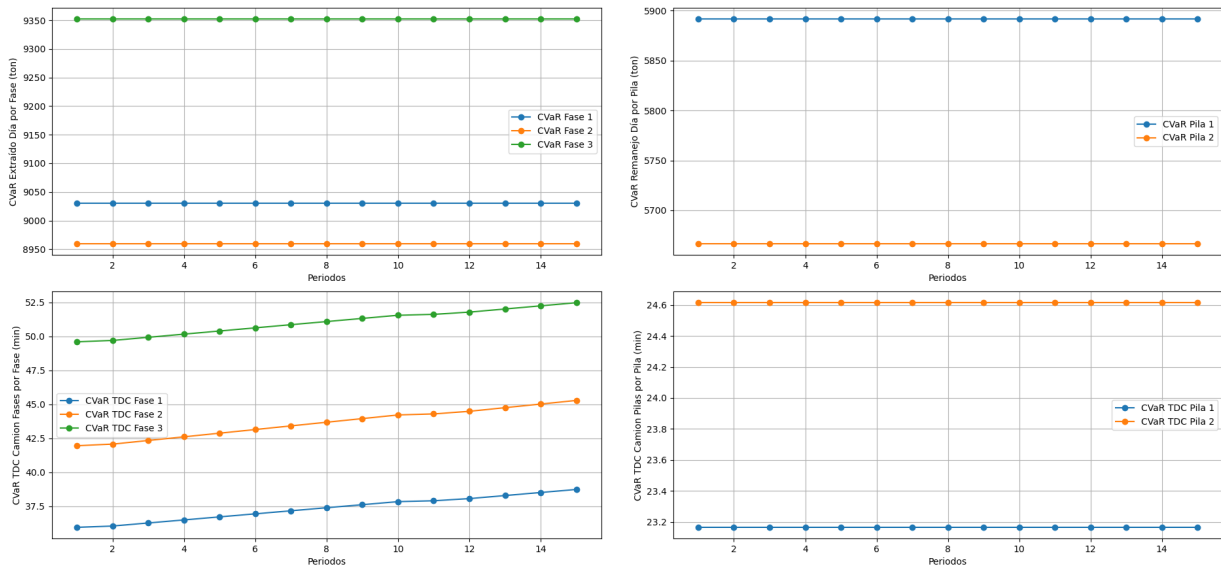


Figura 8.17: Escenario 5: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

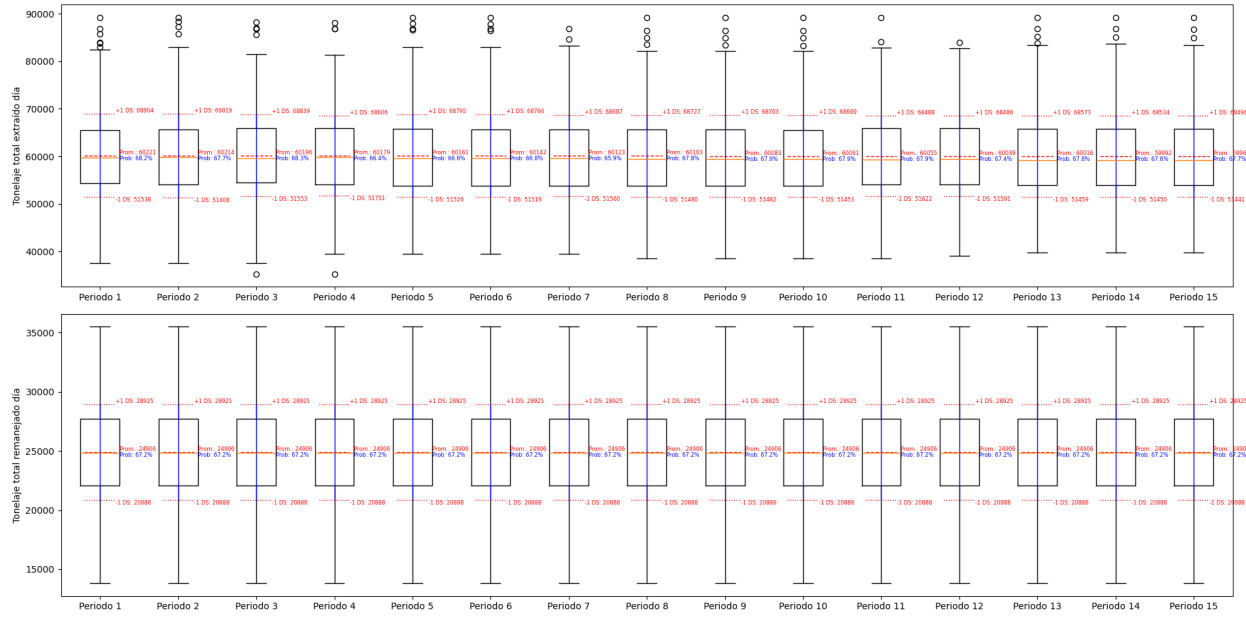


Figura 8.18: Escenario 6: Material extraído y remanejado diario por periodo.

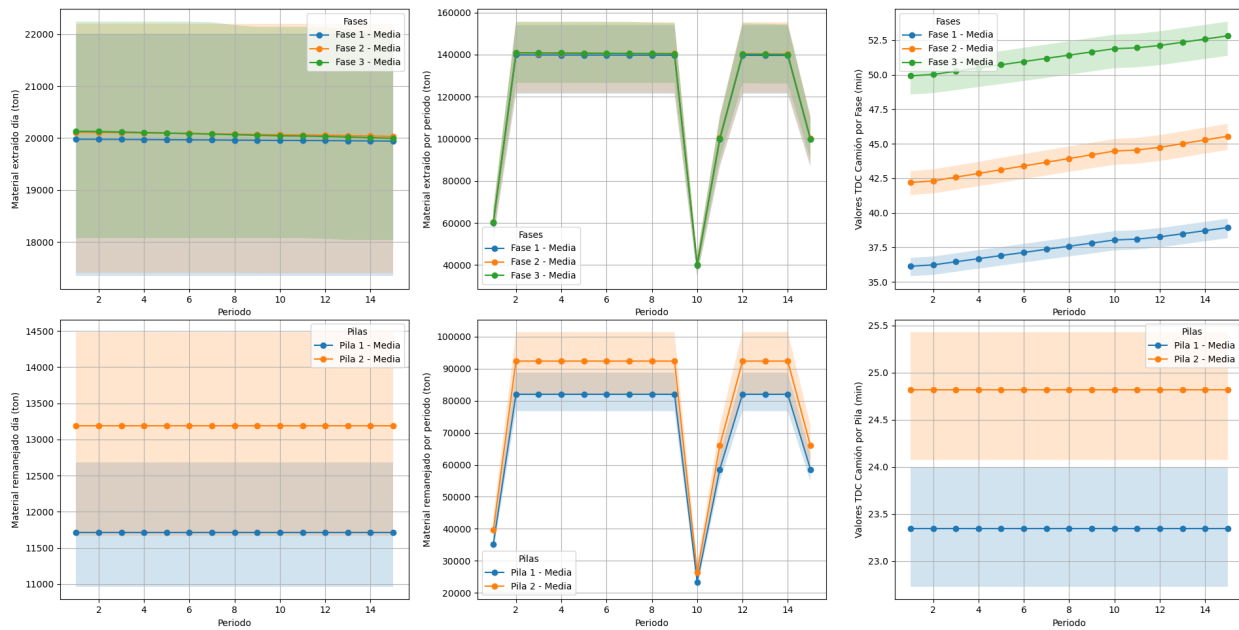


Figura 8.19: Escenario 6: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

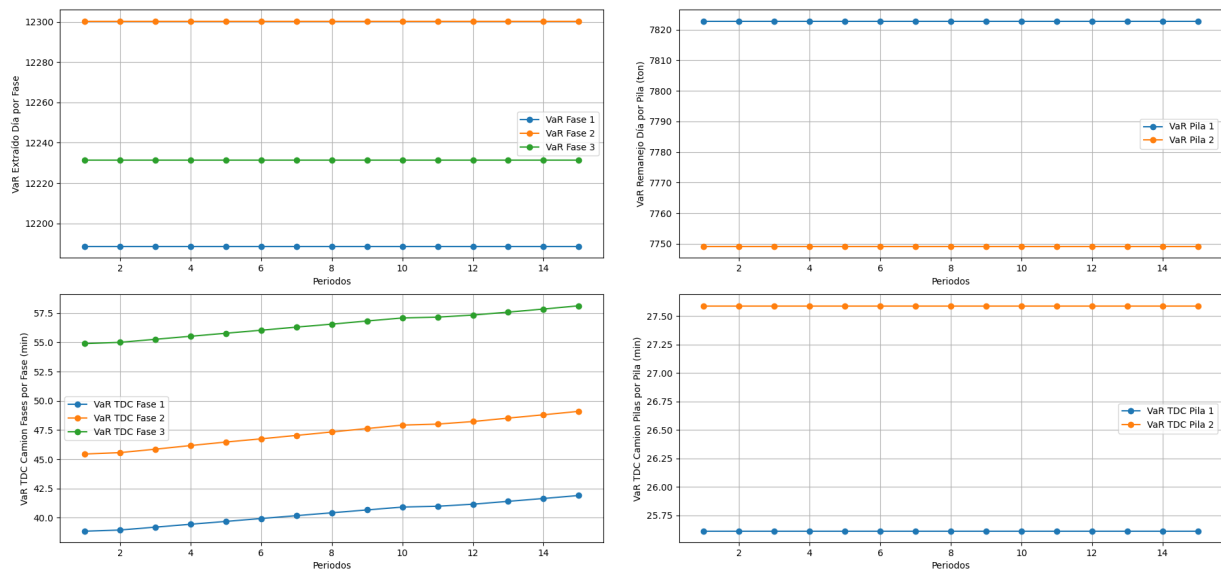


Figura 8.20: Escenario 6: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

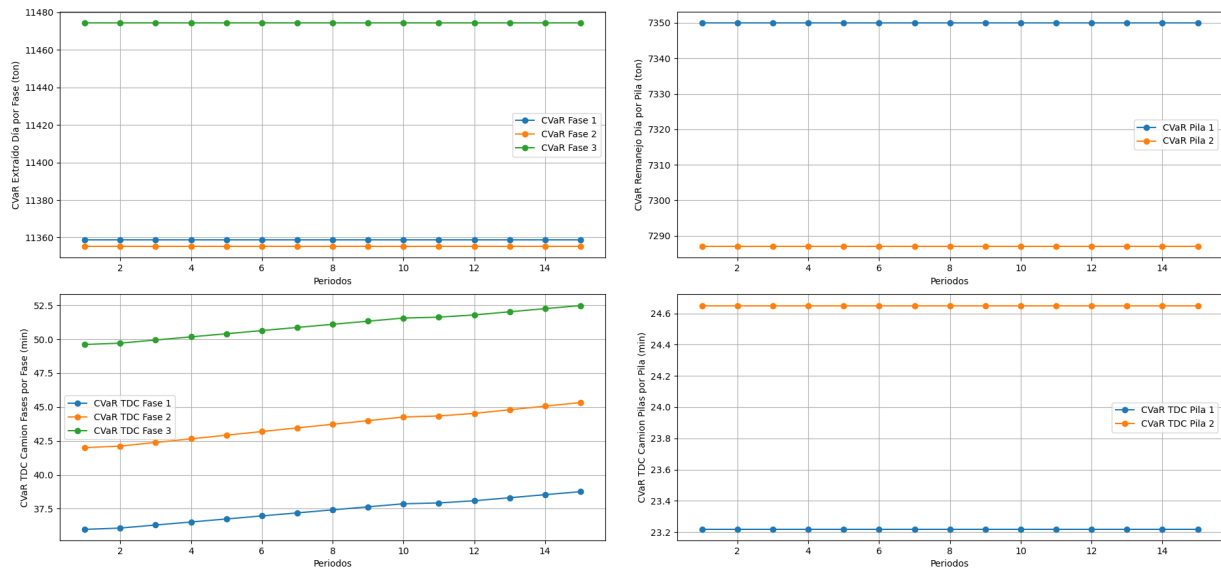


Figura 8.21: Escenario 6: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

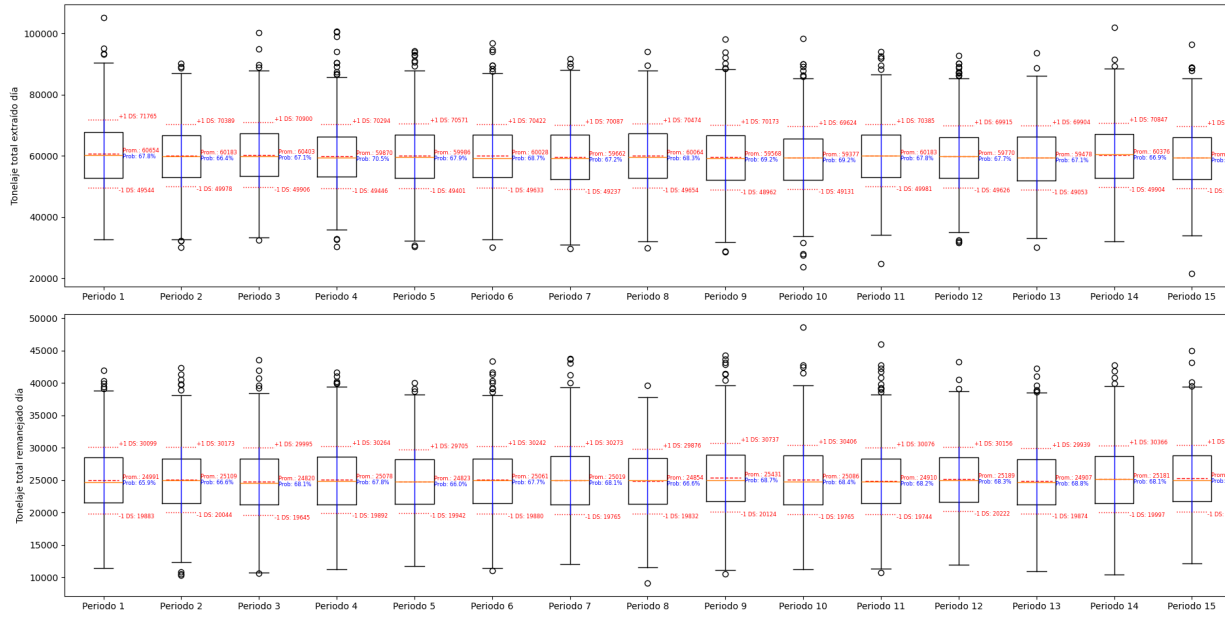


Figura 8.22: Escenario 7: Material extraído y remanejado diario por periodo.

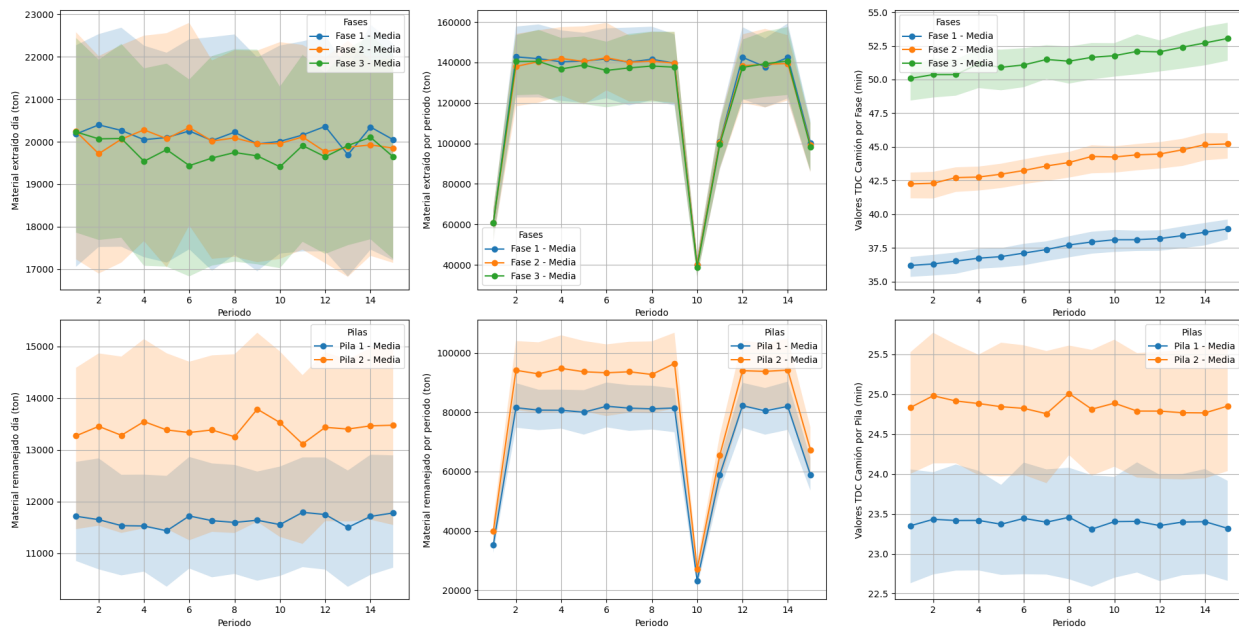


Figura 8.23: Escenario 7: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

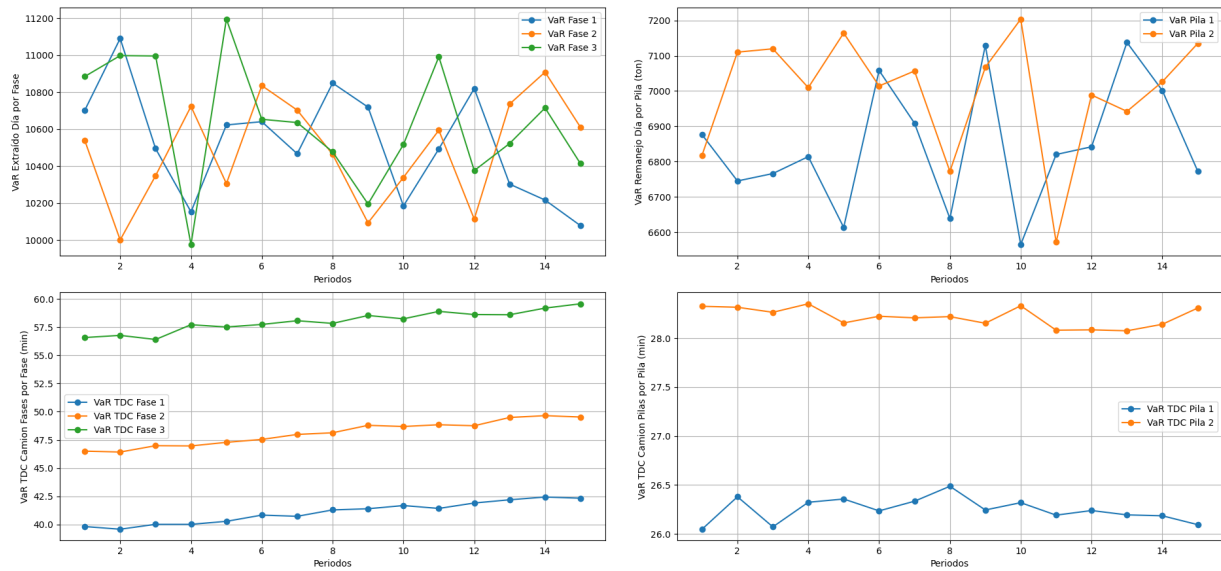


Figura 8.24: Escenario 7: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

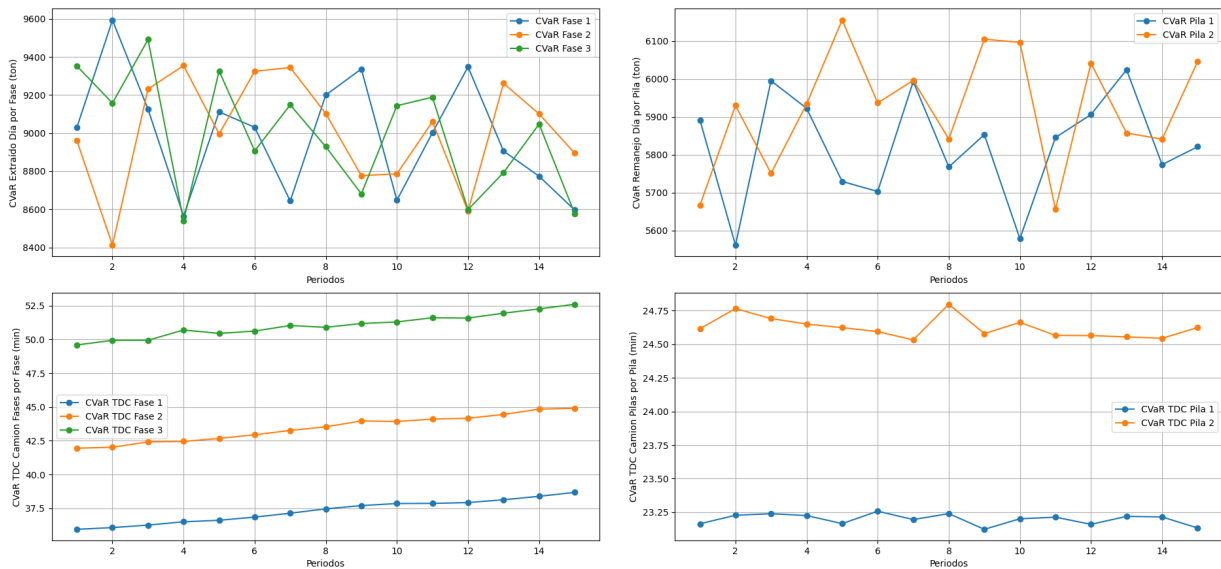


Figura 8.25: Escenario 7: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

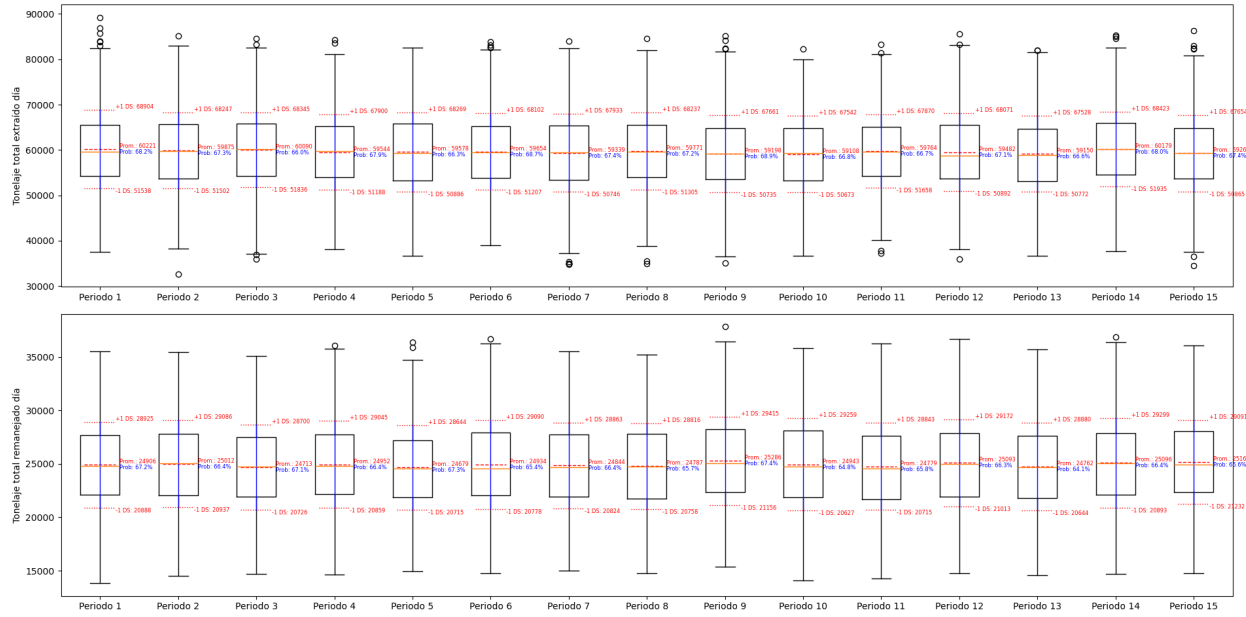


Figura 8.26: Escenario 8: Material extraído y remanejado diario por periodo.

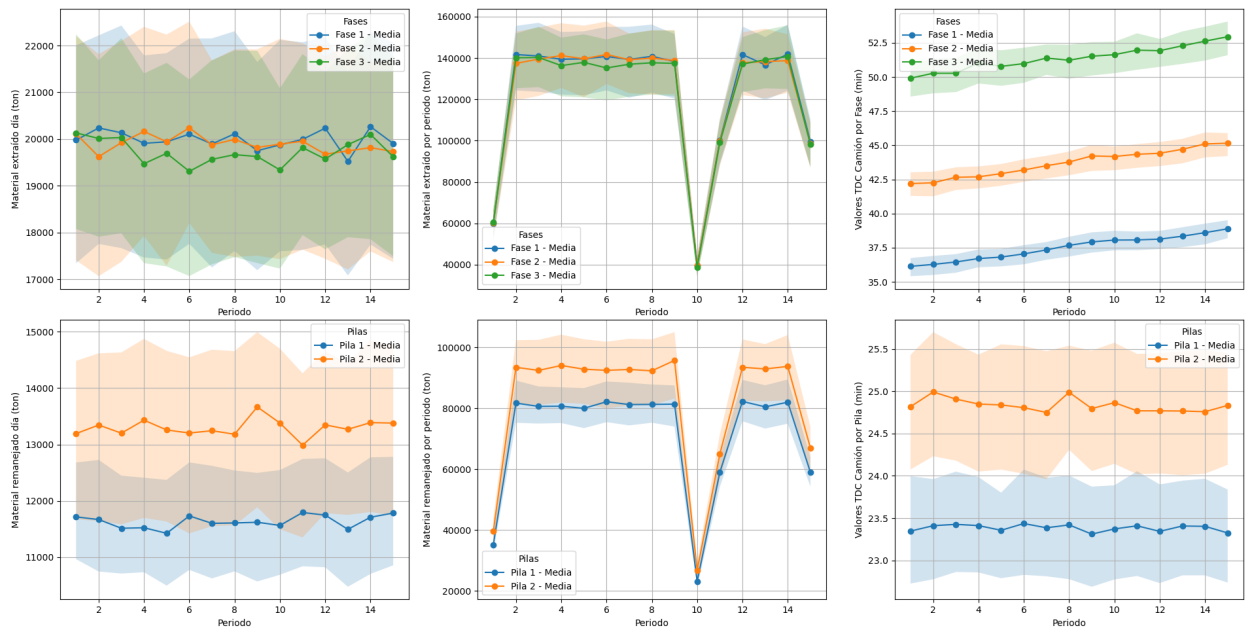


Figura 8.27: Escenario 8: Tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

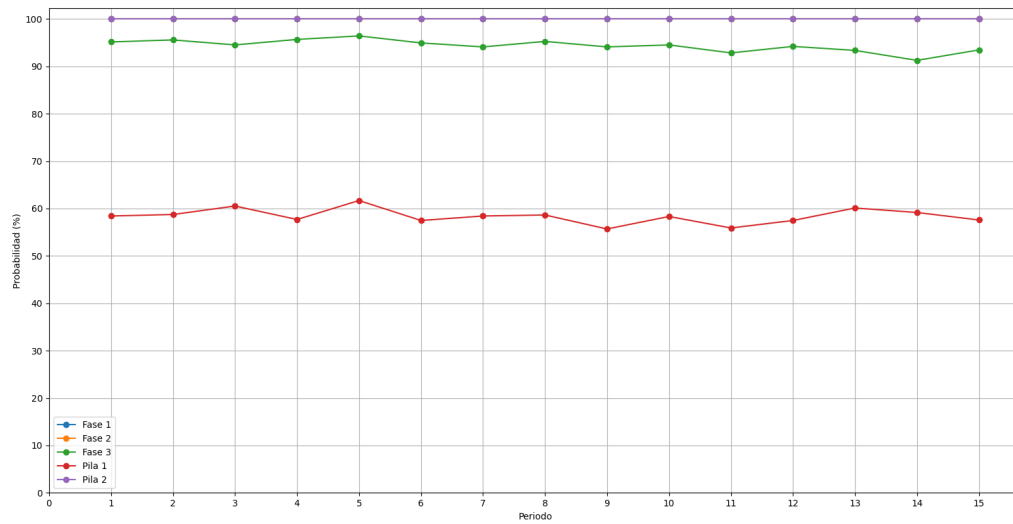


Figura 8.28: Escenario 8: Probabilidad de cumplimiento del plan.

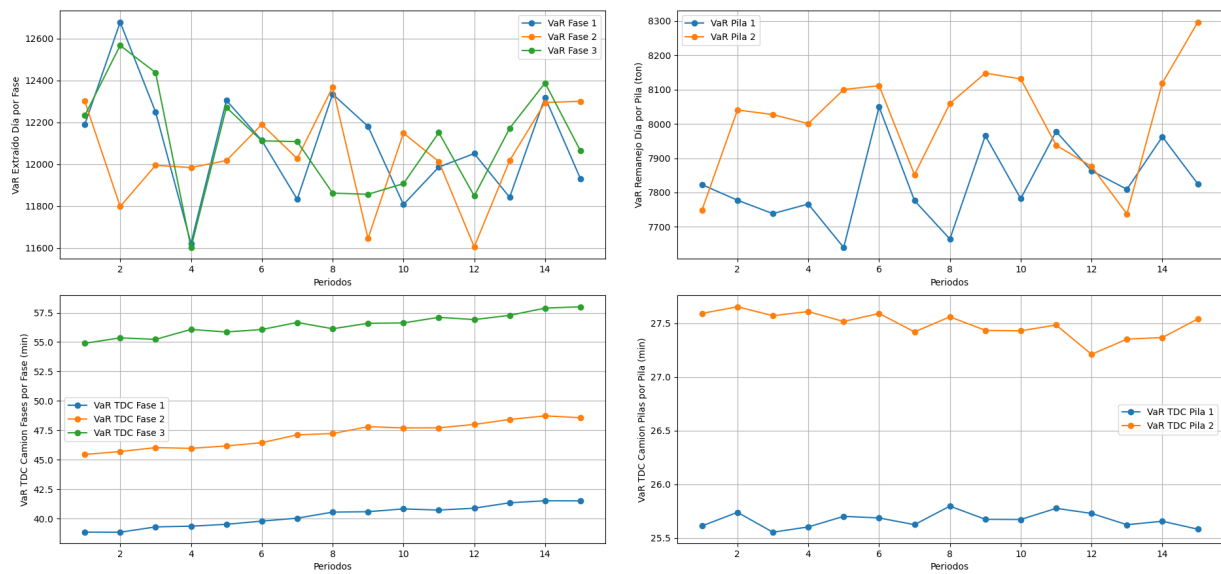


Figura 8.29: Escenario 8: VaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.

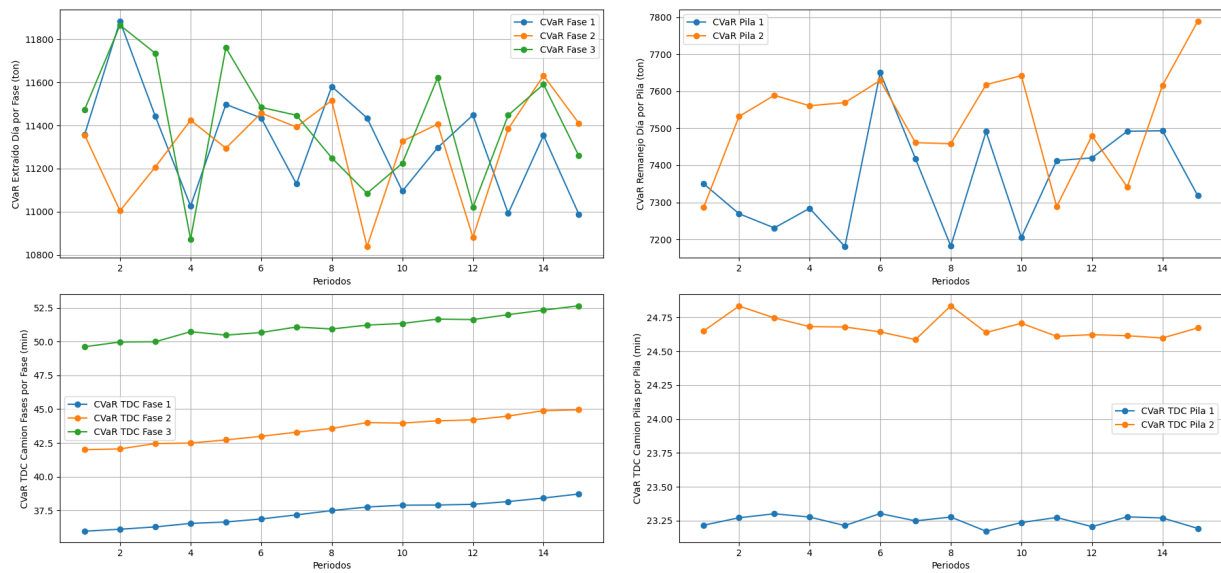


Figura 8.30: Escenario 8: CVaR de los tiempos de ciclo de camiones y volumen de material extraído y remanejado diariamente en cada fase y pila por periodo.