

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**Optimización de Carguío y Acarreo en Tajo Abierto
utilizando algoritmos bio-inspirados**

**Trabajo de investigación para obtener el grado académico de BACHILLER EN
CIENCIAS CON MENCIÓN EN INGENIERÍA DE MINAS**

AUTOR

Samuel Sebastian Cornejo Castro

ASESOR

Carlos Andres Ortega Salas

Lima, 31 de diciembre de 2020

Resumen

El presente proyecto de investigación se enmarca dentro de la búsqueda de mayores eficiencias en la industria minera peruana. Esta representa anualmente la mayoría del valor de las exportaciones peruanas (*Peru Exports Observatory of Economic Complexity*, s.f.) asimismo, esta tendencia sigue en crecimiento, de donde se infiere la importancia del sector para la economía del país. Es en ese sentido, que se desarrollará un modelo de optimización heurístico multi-objetivo para minimizar los costos de transporte y maximizar la recuperación del mineral enviado a planta incrementando el valor de dicho proceso. La hipótesis considera que: en primer lugar, el problema de asignación de rutas a camiones puede ser resuelto a través de un enfoque heurístico, en segundo lugar, que dicha solución puede ser calculada en un tiempo razonable y que pueda maximizarse en diferentes funciones objetivos. Se utilizarán conceptos de matemáticas discretas, computación e ingeniería de minas para conceptualizar el problema y elaborar la propuesta de solución, desde el punto de vista de la investigación se define al tipo de investigación como propuesta de innovación tecnológica. Una vez desarrollado el modelo se observó que la hipótesis pudo corroborarse, elaborándose un modelo que logre representar el problema a una escala lo suficientemente real como para calcular cronogramas de solución consistentes y poder diferenciar entre una y otra solución. En conclusión, el modelo logró resolver el problema de creación de cronogramas de producción óptimos maximizando sus beneficios en parámetros excluyentes entre sí mismos (blending, tiempo de ejecución y balanceo de trabajo), donde el tiempo de cálculo fue razonable.

Agradecimientos

En primer lugar me gustaría agradecerle a nuestro señor Jesucristo quien me brindó una beca de estudios para poder estudiar en la PUCP, no sólo con eso me rescató del mal que yo mismo me infligía y me trajo de muerte a vida. En segundo lugar quiero agradecer a mi familia por haberme criado y apoyado desde el inicio de mi vida con su amor y enseñanzas haciendo fuerte hincapie en el valor del estudio y del trabajo. En tercer lugar quiero agradecerle a mi gran amigo Diego Amable quien me ayudó a comprender las herramientas de la ciencia del cómputo y a desarrollar el algoritmo propuesto en la presente tesis. Finalmente doy gracias a mi asesor el Ing. Carlos Ortega por haber apoyado en el desarrollo de la presente tesis y ser un soporte durante el desarrollo de la misma, quedan incluidos todos aquellos profesores, compañeros y personas que están en mi vida que me han ayudado a formarme como profesional y ser humano hasta la culminación de este proyecto.



Tabla de contenidos

Resumen	I
Agradecimientos	II
Tabla de contenidos	III
Índice de figuras	IV
Índice de tablas	V
I. Cuerpo del Trabajo	1
1.1. Introducción	2
1.2. Definición del Problema	5
1.2.1. Formulación del Problema	6
1.3. Objetivos	8
1.3.1. Objetivo Principal	8
1.3.2. Objetivos Específicos	8
1.4. Hipótesis	9
1.5. Marco Teórico	10
1.5.1. Antecedentes	10
1.5.2. Marco Conceptual	20
1.6. Marco Metodológico	27
1.6.1. Propuesta	27
1.6.2. Experimentación y Resultados	35
1.6.3. Conclusiones y Recomendaciones	48
Bibliografía	50

Índice de figuras

1.1. Consumo de Cobre por Regiones 2012-2017, Statista 2020	2
1.2. Grafo no dirigido Simple, Elaboración Propia	11
1.3. Análisis de requerimiento de Camiones a lo largo del tiempo, Both y Dimitrakopoulos 2020	13
1.4. Mapa topológico utilizado para planeamiento dinámico, Wahde et al 2019	17
1.5. Modelo de optimización Genético, Castro 2007	24
1.6. Lenguaje Unificado de Modelado del modelo de optimización, Elaboración Propia	28
1.7. Caso Mina Cajamarca	35
1.8. Nodos de Carga/Descarga Caso 1	37
1.9. Arcos Caso 1	38
1.10. Curva de Velocidades SCANIA 460HT Caso 1	39
1.11. Función Objetivo 1 ,Cantidades de Tareas por Camión	40
1.12. Función Objetivo 2 ,Tiempo total del cronograma	42
1.13. Función Objetivo 3 , Varianza de la ley	43
1.14. Comparación de mejores resultados por función	45

Índice de tablas



Capítulo I

Cuerpo del Trabajo



1.1. Introducción

El crecimiento de la industria minera de metales base, viene acompañado del crecimiento de las economías industriales debido a su alta demanda de dichos metales para el movimiento de su economía. Se aprecia en la gráfica que el consumo de cobre de la región Australasia y Asia se ha visto incrementado desde el año 2012 al 2017 como consecuencia de la industrialización de dichos países cuya mayor participación pertenece a China (Jayanthakumaran, 2016).

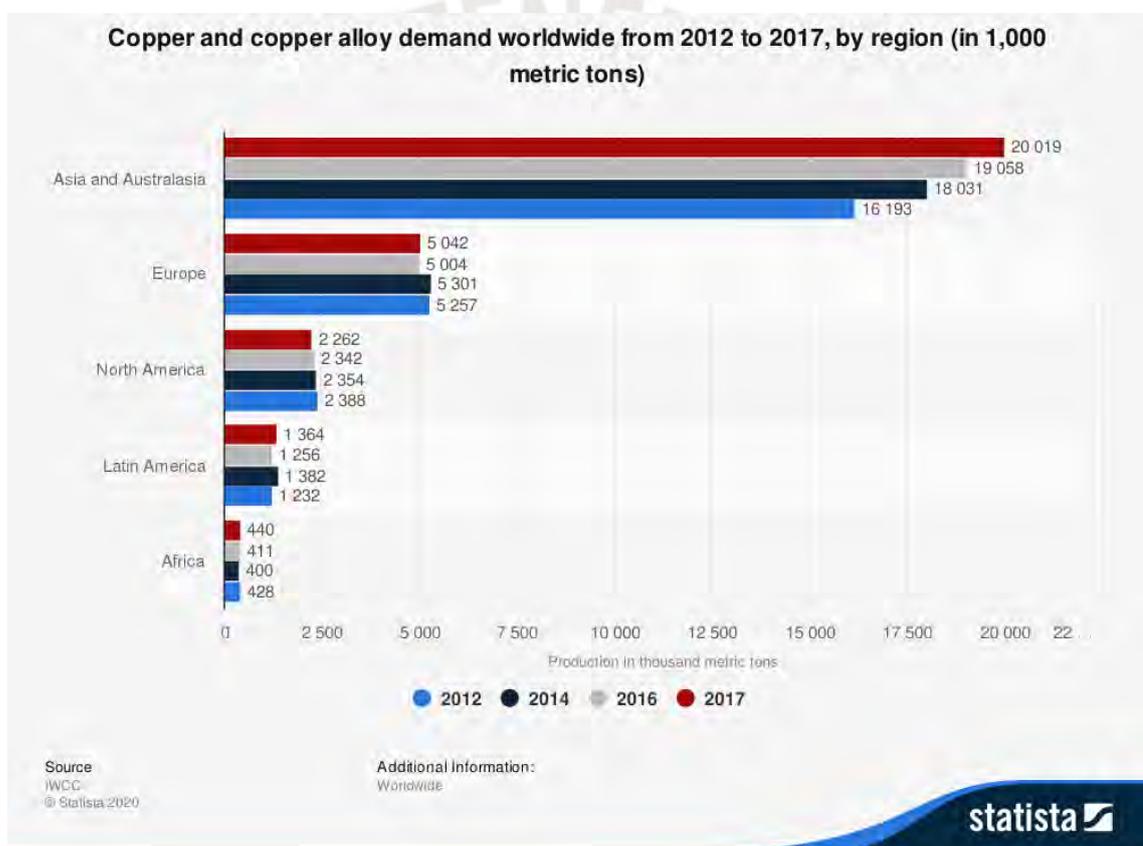


Figura 1.1: Consumo de Cobre por Regiones 2012-2017, Statista 2020

El contexto de industrialización del Asia sumado a políticas liberales tomadas en la última década del gobierno peruano han fomentado un crecimiento sin precedentes en la industria minera peruana. Esta situación sumada al potencial geológico peruano han traído como resultado

el desarrollo de una industria minera peruana competitiva y que cuenta por alrededor del 50 a 60 por ciento de las exportaciones del país anualmente (Lagos, 2018).

La industria minera de tajo abierto se caracteriza por beneficiarse de economías de escala y una consecuencia de ello es que pequeños cambios en la matriz de costos representan cantidades importantes de incremento en los ingresos, por lo que cada oportunidad de mejora resulta de interés para las compañías.

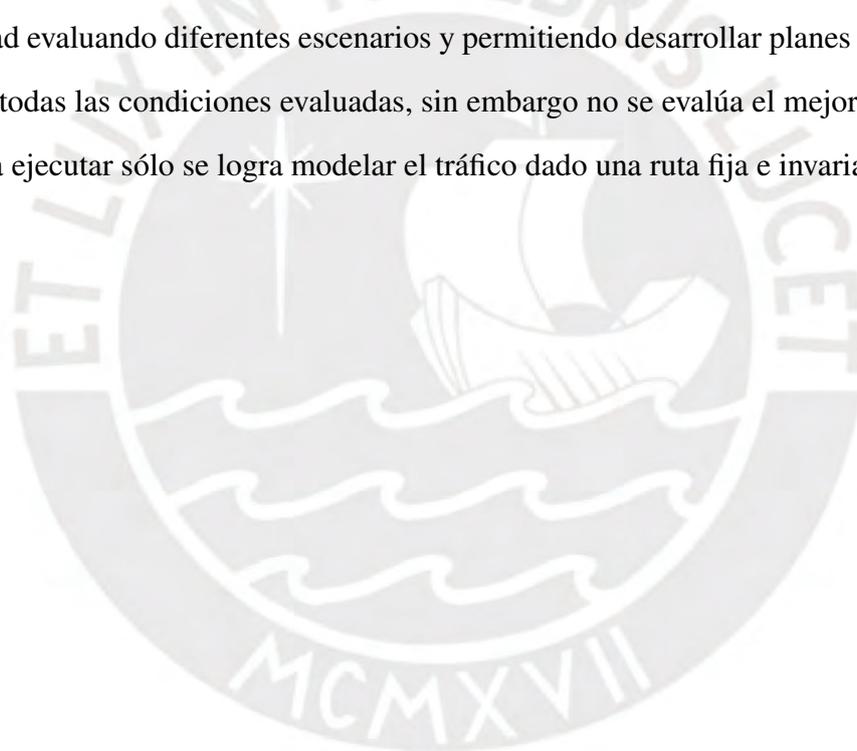
Consideremos además las transiciones tecnológicas que atraviesa la industria minera. En la actualidad, la búsqueda de incrementos en los rendimientos operativos consiste en una disminución de la variabilidad de los procesos acompañado de mejores métodos para la toma de decisiones. El primer objetivo puede ser alcanzado a través de la automatización de los equipos, mientras que el segundo se logra a través del uso de softwares de optimización, simulación y de ayuda a toma de decisiones (Savage, 2019)

La presente tesis se enmarca en la consecución del segundo objetivo pues busca la mejora de los algoritmos actuales de optimización de los sistemas de carguío y acarreo para poder así incrementar la precisión en los resultados obtenidos, maximizando la calidad del producto entregado al menor costo y tiempo posible.

El desarrollo de esta tesis representa en primer lugar un beneficio económico para las compañías mineras de tajo abierto, al ofrecer un algoritmo que permita definir las rutas óptimas de los camiones dados ciertos bancos a trabajar asegurando que tanto lo que se hace cómo lo que se hace es lo adecuado. Este beneficio económico se incrementa en la medida que el algoritmo proporcionado permita evaluar soluciones incorporando mejores funciones objetivo, más variedad de parámetros simulados de manera adecuada. Este algoritmo si bien puede resultar útil para planeamiento de corto plazo puede muy bien ser utilizado en etapas de evaluación del proyecto para permitir evaluar cronogramas de producción real bajo diferentes condiciones.

Adicionalmente al beneficio económico, se considera un beneficio por el lado de la seguri-

dad de las operaciones ya que el algoritmo proporcionará rutas y cronogramas de producción que permitirán adelantar situaciones de riesgo como las colas o los cuellos de botella muchísimo antes de que sucedan durante las operaciones, permitiendo entrenar y avisar a los operadores con anterioridad así como simular posibles soluciones alterando la velocidad de viaje de los equipos, disminuyendo el riesgo de los operarios y el desgaste de los equipos. Es necesario precisar que la industria minera cuenta con un alto grado de volatilidad lo que finalmente afecta los planes de producción los cuales a su vez cuentan con una cierta aleatoriedad en los parámetros que utilizan. Los modelos de simulación actuales buscan solucionar parcialmente esta aleatoriedad evaluando diferentes escenarios y permitiendo desarrollar planes más robustos que satisfagan todas las condiciones evaluadas, sin embargo no se evalúa el mejor orden posible de las tareas a ejecutar sólo se logra modelar el tráfico dado una ruta fija e invariable por camión.



1.2. Definición del Problema

Las operaciones de carguío y acarreo representan del 30-60% del costo operativo total en la industria minera de tajo abierto (Darling, 2011). Observemos que el costo es dirigido por los insumos y materiales que se usan para lograr un objetivo. Me ocuparé de la construcción de dicho objetivo, en el contexto de planificación de corto plazo, las empresas estiman un objetivo de producción en toneladas de mineral y de desmonte de acuerdo al planeamiento de largo plazo. Los planes de largo plazo deciden que bancos se van a trabajar y dada una cierta flota y una cierta capacidad de planta, sin embargo pocos software de planeamiento de largo plazo incluyen una modalidad que permita realizar una asignación óptima de camiones, donde se debe recurrir a otra solución que se ocupe íntegramente de buscar la asignación óptima entre camiones, bancos y rutas.

En esta primera exploración del problema se observan dos situaciones, la primera es que no necesariamente las empresas cuentan con un software que provea una solución cercana a la óptima el cual refleja un problema económico entre proveedores y empresas; la segunda que es un tema más de fondo es que el concepto mismo de optimalidad cambia a medida que se incorporan nuevos conceptos en la minería, algunos ejemplos incluyen: blending, geo-metalurgia, simulación-estocástica para dimensionamiento de flotas, etc.

Se observa entonces, que los software de asignación de ruta-camión deben de ser capaces de optimizar diferentes funciones objetivos al mismo tiempo así como ser de un costo accesible.

Finalmente, hemos de reconocer que el problema de asignación escala considerablemente mientras más viajes tengan que realizarse para satisfacer el objetivo de los camiones y mientras más destinos diferentes puedan elegir los camiones para cada uno de los viajes que realicen. A continuación enunciaremos el problema en un sentido matemático para poder analizar el impacto del tonelaje, flota disponible y variedad de destinos en la cantidad de soluciones posibles; y definir si el problema de asignación puede ser resuelto de manera lineal o debe de optarse por

un modelo heurístico.

1.2.1. Formulación del Problema

El enunciado del problema de asignación de camiones es el siguiente:

Considerando un objetivo de producción diaria de X toneladas de mineral y desmonte la cual se realizará con una cantidad C de camiones de una misma capacidad Y ; la cantidad de tareas T , considerando una tarea como la ida y la vuelta de un camión desde un punto de carga a un punto de descarga, donde la cantidad de tareas puede ser subdividida en la cantidad de destinos. Calcule usted la cantidad de soluciones posibles que generen resultados diferentes.

Solución:

En primer lugar calcularemos la cantidad de tareas que viene dado por la división redondeada hacia arriba de X por Y (1). Análogamente, separaremos las tareas por destino (2).

$$T = X // Y \quad (1.1)$$

$$T_a + T_b + \dots + T_n = X_a/Y + X_b/Y + \dots + X_n/Y \quad (1.2)$$

Una vez se conoce la cantidad de tareas por destino, la cantidad total de tareas y la cantidad de camiones a utilizar, observamos que la cantidad de soluciones N_s posibles es un problema combinatorio que consta de:

-Partición de T tareas en C camiones. Las cuales serán divididas por C para eliminar las particiones que dan un mismo resultado.

-Combinación del total de tareas sobre las tareas de un nodo por las tareas restantes sobre las tareas del nodo subsiguiente y así hasta recorrer todos los nodos.

-Permutación de las tareas en grupos de las tareas de los diferentes nodos.

$$N_S = \frac{\binom{T}{T_a} * \binom{T-T_a}{T_b} * \dots * T!}{\frac{\binom{T-1}{C-1}}{C}} * T_a! * T_b! * \dots! \quad (1.3)$$

De (3) se puede observar el impacto de la cantidad de tareas, variedad de destinos y cantidad de camiones sobre la cantidad de soluciones posibles. Las cuales incluso para tonelajes pequeños puede superar fácilmente el millón de soluciones. De esto se deduce que la resolución lineal no es una opción viable para un tiempo de espera de menos de un día. Por lo que se considera la opción de solución heurística como la mejor alternativa, para el problema de asignación de camiones.



1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo Principal

Proponer un modelo de optimización de ruteo de acarreo heurístico que permita incorporar y optimizar diferentes funciones objetivo.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Evaluar la factibilidad del uso de modelos de optimización heurística para asignación de camiones en operaciones de tajo abierto.
- Definir si es posible encontrar soluciones que satisfagan diferentes objetivos de producción al mismo tiempo.
- Discutir al respecto de funciones objetivo que permitan optimizar los planes operacionales de corto plazo en operaciones mineras.
- Definir las variables operacionales que pueden ser manipuladas en planes de corto plazo para incrementar valor de la operación y el impacto de las mismas a nivel estratégico asimismo.

1.4. Hipótesis

El desarrollo de un modelo de optimización heurístico multi-objetivo para la asignación de camiones puede ofrecer soluciones robustas, realistas, en un buen tiempo de calculo y que tenga la flexibilidad de cambios constantes en los criterios de optimalidad.



1.5. Marco Teórico

1.5.1. Antecedentes

El problema a resolver correspondería a una variación del problema del viajero enmarcado dentro de las ciencias de la computación y la investigación de operaciones. En 1954 Dantzig et al definen el problema del viajero y ofrecen una primera solución para el mismo. Describiendo el problema del viajero de la siguiente manera: el problema consiste en un comerciante que debe de recorrer una cantidad N de ciudades conectadas por caminos ,cada uno con una tarifa respectiva, y regresar a la ciudad de donde partió minimizando el costo de viaje total.(G., R., y S., 1954). A pesar de la simplicidad del enunciado no existe en la actualidad ninguna solución general al problema.En el caso de las operaciones mineras debe de buscarse las rutas de mayor ingreso y menor costo que los camiones realicen para llegar a sus destinos.

De manera conceptual, el carguío y acarreo de tajo abierto se enmarca en el área de la teoría de grafos dentro del área de las matemáticas discretas, ya que puede modelarse como un conjunto de vértices y la interacciones entre ellos(O'Regan, 2016). En el caso del carguío; los puntos de carga, descarga y los óvalos que interconectan las rutas serían representados por los vértices y las relaciones entre nodos podrían ser representadas por el sentido de la ruta.

Sin embargo, la naturaleza dinámica de las operaciones mineras resulta considerablemente más compleja que el problema del viajero; ya que se necesita un conjunto de rutas para cada uno de los camiones, considerando además que la cantidad de vértices puede cambiar en tiempo real requiriéndose un re-cálculo de las rutas óptimas. Resulta necesario además precisar que las rutas óptimas incluirán colas, como consecuencia del tráfico. Situación que debe de ser adecuadamente modelada.

La naturaleza dinámica de las labores de carguío en minería implica el constante re-cálculo de las rutas óptimas debido a cambios imprevistos; consiguientemente, es necesario incluir un

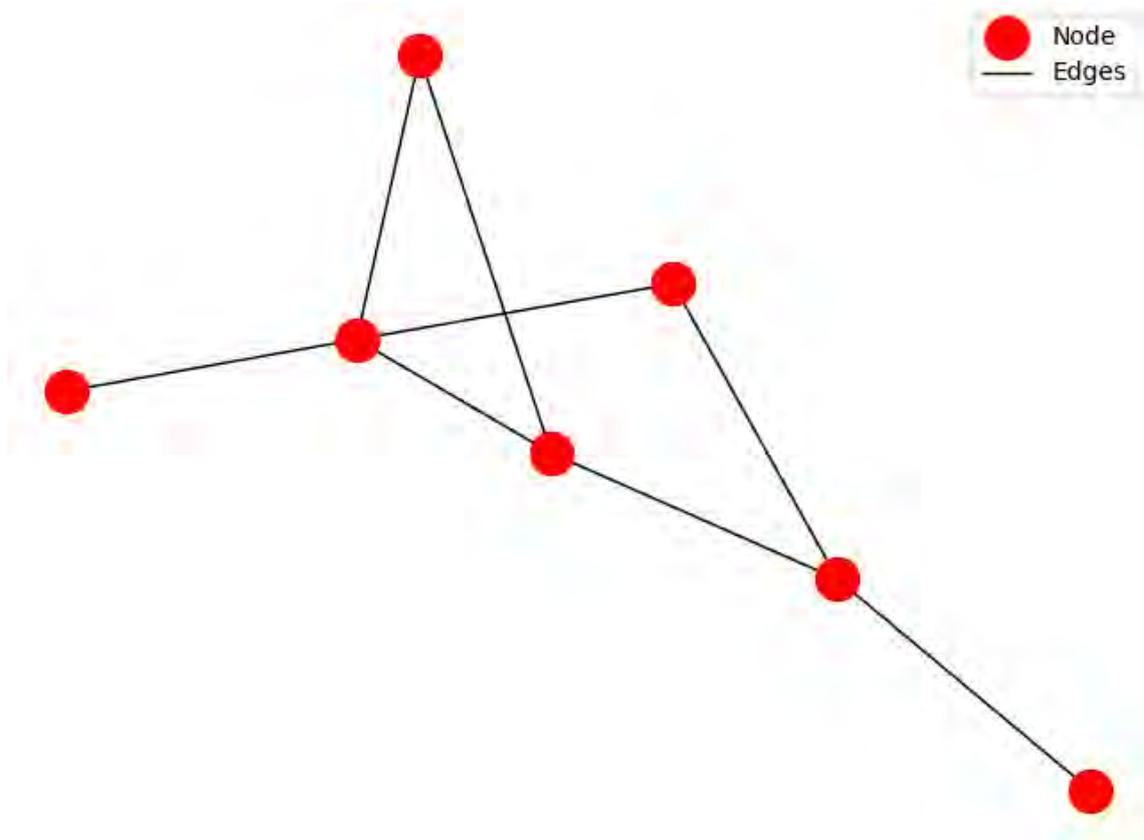


Figura 1.2: Grafo no dirigido Simple, Elaboración Propia

contador del tiempo transcurrido en la propuesta y un indicador que le señale al modelo el cambio repentino de parámetros y que necesita actualizar la solución propuesta. Este cambio en el funcionamiento del modelo de optimización se transforma a un modelo de simulación analítico debido a que los resultados obtenidos cambian en función a la situación actual de los componentes que interactúan en él la cual puede variar mientras que el programa se encuentra en ejecución. Existen numerosos trabajos al respecto del uso de simulaciones para minería, Dindarloo et Siami señalan la amplia variedad de trabajos que utilizan modelos de simulación para modelar y analizar la naturaleza de las operaciones mineras, en el caso del carguío y acarreo se recomienda el uso de modelos de simulación discretos debido a que las interacciones entre los equipos y los lugares de descarga se da en condiciones de carga - transporte- descarga y no en un

estado de flujo continuo como serían las fajas transportadoras(Dindarloo y Siami-Lrdemoosa, 2016).

En el Perú, existe una experiencia elaborada en el 2011 por el ingeniero Josue Meza egresado de la PUCP, quien elaboró un modelo de simulación de eventos discretos utilizando un enfoque estocástico para las labores de carguío en una cantera, en su disertación de pregrado, el procedimiento para la implementación del modelo implica en primer lugar la caracterización del sistema productivo a modelar identificando claramente las entidades, los recursos, atributos y variables de estado de los mismos. Una vez descritas, se procede a la recopilación de los datos para evaluar la naturaleza estadística de los mismos, en este caso se evaluaron tiempos de ciclo de carguío, acarreo y los tiempos de arribo. La propuesta consideró el desarrollo de simulaciones separadas para cada una de las etapas del sistema productivo, lo que permitió realizar un análisis detallado de los subprocesos que lo conformaban. El enfoque de Meza consiste en el análisis de cada uno de los procesos para poder así determinar los escenarios que generan más valor y proponer las mejoras respectivas, incrementando la utilización del cargador 2 y la excavadora 2 así como sugerir la compra de un equipo y una reducción de 0.45 USD/t en el costo del proceso. Finalmente Meza sugiere la constante retroalimentación del modelo así como el uso de variables que modelen el clima y las condiciones geomecánicas. (Meza, 2011).

Both y Dimitrakopoulos desde la escuela McGill en Montreal, Canadá presentan un novedoso modelo de optimización estocástico que busca optimizar la asignación de los equipos y al mismo tiempo generar el cronograma de producción de corto plazo ;considerando la variabilidad geológica y de los rendimientos de los equipos. El modelo de Both y Dimitrakopoulos utiliza un parámetro discreto de tiempo t sobre el cual las asignaciones de equipos a los bancos de trabajo son realizadas. Adicionalmente, este modelo considera el desplazamiento de las palas debido a la intención de optimizar el planeamiento de la producción del modelo . Los autores señalan que la función objetivo del modelo debe de enfocarse en el margen neto gene-

rado incluyendo posibles oportunidades de blending , minimización del costo de operación y la minimización del desplazamiento de los equipos. En cuanto a las restricciones del modelo, se utilizan restricciones estocásticas inherentes a la optimización del plan de minado como la cantidad de tonelaje de cada banco, leyes, recuperaciones,etc. a estas restricciones se le añaden las restricciones correspondientes a los equipos. En el caso de las palas, Both y Dimitrakopoulos señalan que es necesario indicar las pérdidas durante el proceso de carguío asociado a los movimientos de la pala para generar un modelo más realista y que precisamente es la falta de este parámetro lo que mejoraría los resultados de los algoritmos actuales. Por el lado de los camiones el modelo considera la opción de permitir al usuario determinar un límite inferior y superior de la cantidad de camiones, los autores también señalan la naturaleza cambiante de la tasa de producción de los equipos a lo largo del tiempo como consecuencia del cambio en los bancos a trabajar.

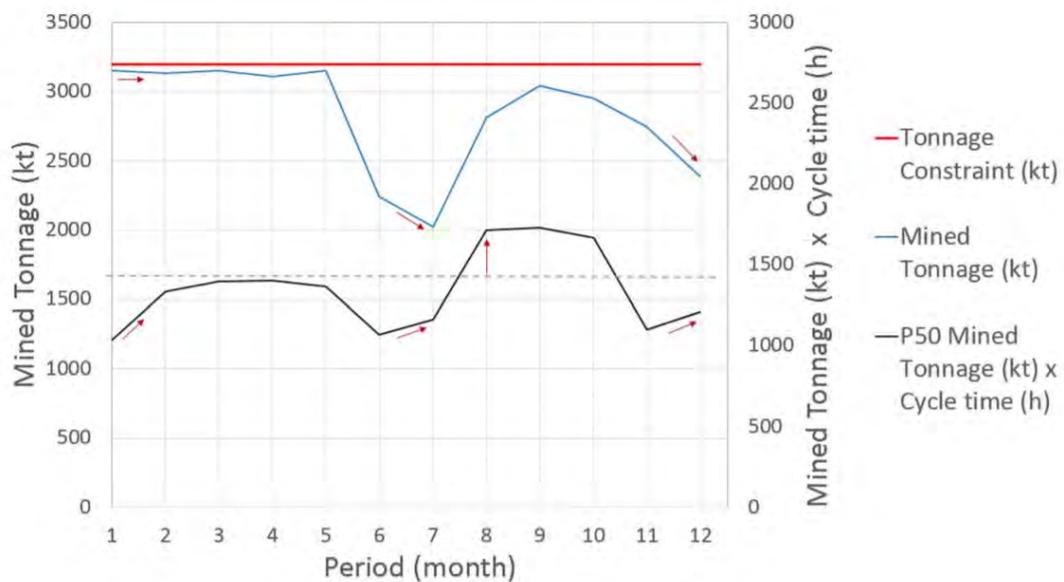


Figura 1.3: Análisis de requerimiento de Camiones a lo largo del tiempo, Both y Dimitrakopoulos 2020

VARIABLES ESTOCÁSTICAS DE DISPONIBILIDAD MECÁNICA Y DE CAÍDAS ALEATORIAS EN LA PRODUCCIÓN

son incluidas en la restricción de camiones por lo que puede observarse que los autores claramente buscan incorporar la variabilidad en el modelo de optimización. los requerimientos de producción diarios obtenidos incluyen mapas de calor de los ciclos de minado para cada tipo de equipo así los resultados obtenidos para el set de rutas definidos. La solución del modelo se realiza a través de iteraciones que comparan el resultado obtenido por valores aleatorios en la iteración actual con el valor de un resultado obtenido modificando los valores aleatorios, almacenando en cada iteración el mayor de ambos resultados; dentro de la función de comparación de resultados se incluye un "enfriador" que va disminuyendo a lo largo de las iteraciones, el cual permite un mayor rango de búsqueda al algoritmo, disminuyendo el rango de búsqueda aleatoria a medida que el número de iteraciones aumenta. El modelo fue probado en un complejo minero de oro frente a un algoritmo de optimización con valores determinísticos. Los resultados obtenidos por el modelo híbrido superaron con creces al modelo de optimización estática, las mejoras pudieron observarse en menores tiempos de ciclo, mejor asignación de las palas a los frentes de trabajo, mejor balanceo de la producción a lo largo del tiempo, reducción del costo operativo en un 3.1 por ciento como resultado de una mejor utilización de los distintos tipos de equipos e incremento de tiempo disponible para realizar el mantenimiento como consecuencia de una mejor asignación de los equipos, incluso en los periodos donde la mina se hace más profunda y el requerimiento de camiones es mayor. Both y Dimitrakopoulos concluyen finalmente que las mejoras en la asignación de recursos al usar un modelo estocástico crean sinergias en el uso de los equipos que los modelos estáticos jamás podrían alcanzar. (Both y Dimitrakopoulos, 2020).

En Brazil, desde la escuela de ingeniería eléctrica de la universidad Federal de Minas Gerais, Ribeiro propone un modelo de optimización - simulación mejorado utilizando algebra Max-Plus y cadenas de Markov, el documento inicia describiendo la necesidad del uso de la simulación para solucionar problemas matemáticos cuya solución analítica resulta compleja, según Ribeiro,

la simulación-optimización genera una serie de valores aleatorios en cada iteración que van a ser sometidos a prueba por la función a maximizar o minimizar respetando las restricciones del modelo, el proceso se repite hasta obtener un óptimo local, se cumpla el tiempo de iteración o la cantidad de iteraciones. Adicionalmente, el modelo de Ribeiro incluye el uso de álgebra Max-Plus, la cual es utilizada para modelar eventos de sincronización en grafos de eventos de tiempo, caracterizando el grafo por el máximo del tiempo transcurrido para completar los viajes entre todos los nodos que se conectan, donde la función de caracterización del grafo es un vector del mismo tamaño que la cantidad de nodos, que contiene el máximo de los ciclos para cada uno de los nodos. En este caso, el problema se conceptualiza como la generalización del cambio de estado de los nodos en términos de los tiempos de llegada de los equipos que viajan entre ellos, sin embargo en vez de trabajar con valores estáticos de tiempo de llegada se utilizan distribuciones de tiempo de llegada, volviendo el modelo estocástico. La dificultad del uso del álgebra Max-Plus radica en la imposibilidad de modelar la toma de decisiones o cambios en los parámetros de operación inicial como el retiro, planificado o no, de equipos, sin embargo supera esa dificultad realizando diferentes sets de experimentos. Las bondades del modelo propuesto radican en resultados considerablemente más robustos de tiempo de ciclo por camión debido al factor probabilístico del modelo, adicionalmente Ribeiro demuestra que el tiempo de ejecución del modelo híbrido (simulación-optimización) supera con creces el tiempo de ejecución del software de simulación SIMAN (Ribeiro, Saldanha, y Maia, 2018).

Existe otra experiencia en la Universidad de Minas Gerais de la mano de Alexandre et al. La particularidad de este modelo es el uso de algoritmos evolutivos con optimización multi-objetivo. La primera función del modelo multi-objetivo es la maximización de la producción del tonelaje de mineral y del desmonte, la segunda función es la minimización de la cantidad de equipos en operación. Se describen restricciones de blending de mineral con límites superiores e inferiores, restricciones de la cantidad de palas asignadas por tajo, restricciones de compatibili-

dad de los equipos y definición del rango de valores de las variables. La propuesta de Alexandre et al involucra el uso de algoritmos evolutivos, los cuales basan su funcionamiento en procedimientos de generación aleatoria de valores, selección de valores, mutación y preservación de la élite para cada iteración. Parte fundamental del funcionamiento del algoritmo genético radica en definir una función que permita discriminar a los valores élite de los no-elites para decidir cuales serán preservados y cuales no; adicionalmente es necesario considerar criterios adecuados para mantener la variedad de valores generados en cada iteración de tal manera que el modelo pueda explorar posibles valores óptimos fuera de la solución local. Los autores comparan la eficiencia de los algoritmos NSGAII y SPEA2, ambos de la rama de los algoritmos evolutivos, mayor información al respecto de los algoritmos puede ser buscada en (Gaspar-Cunha, Antunes, y Coello, 2015). Alexandre et al comparan la eficiencia de los algoritmos genéticos con un modelo de búsqueda local de Pareto por iteración, el cual también es un modelo de optimización multi-objetivo. Finalmente los autores concluyen que la eficiencia de los modelos evolutivos superan con creces la eficiencia del modelo de búsquedas locales y en particular el algoritmo NSGAII represento una leve superioridad respecto del SPEA2. (Alexandre, Campelo, Fonseca, y de Vasconcelos, 2015)

Por el lado Europeo, la Universidad de Tecnología de Chalmers, Suecia realizó una investigación en 2019 que proponía modelos de gestión de flota pero en este caso para equipos autónomos, enfoque bastante novedosa del cual no ha habido mucha discusión. Wahde et al proponen un modelo de optimización de flota por iteración utilizando algoritmos genéticos, la propuesta involucra un análisis estático donde las soluciones son un conjunto de rutas para el conjunto de equipos y un modelo dinámico para el cual se usa un modelo de simulación. El modelo de simulación descrito por los autores no . El modelo se sirve de la teoría de grafos para resolverse, por lo que inicialmente se define una matriz con todas las distancias entre los vértices.

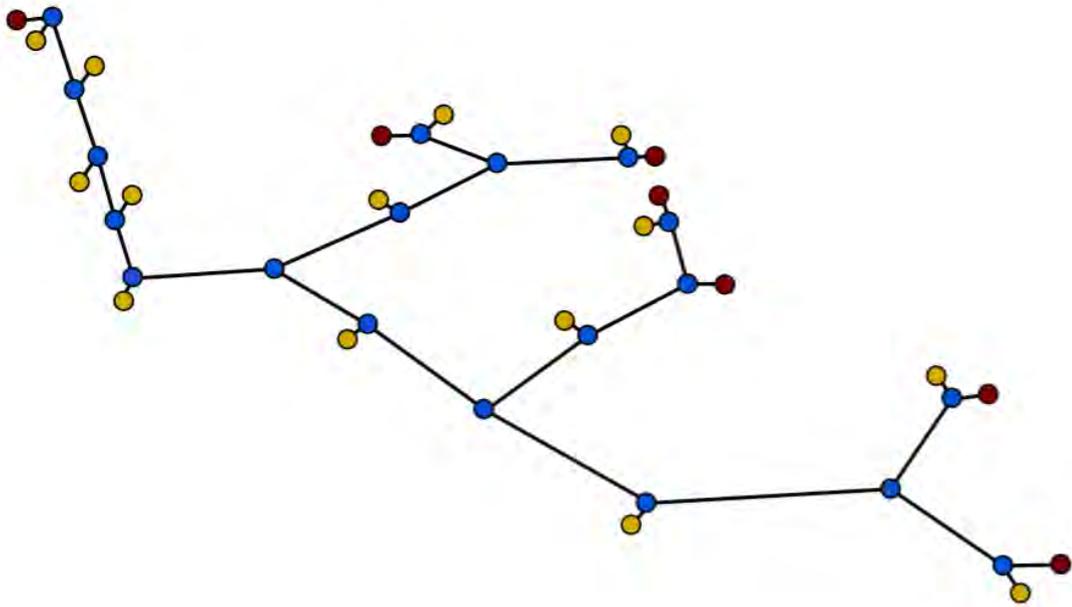


Figura 1.4: Mapa topológico utilizado para planeamiento dinámico, Wahde et al 2019

El grafo discrimina los vértices por las labores que suceden en ellos, siendo los vértices rojos aquellos donde sucede la carga (superior izquierda) o descarga, los vértices azules los nodos paso y los vértices amarillos aquellos que permiten un paro del camión para permitir pasar a otro que tenga mayor prioridad. Los autores describen las prioridades de las rutas como prioritarias y no prioritarias, donde todo equipo que viaje cargado tiene mayor prioridad que aquellos que viajan sin carga. El procedimiento del modelo utiliza como datos de entrada una matriz de tiempos de recorrido entre todos los vértices lo que en adelante permitirá evaluar la calidad de una ruta a través de una función de aptitud. Con la información brindada se evalúa la calidad de todas las rutas posibles. Para agregar información a los arcos del grafo, los autores definen el conjunto de misiones, como el recorrido de un vértice a otro en un periodo de tiempo, durante la optimización se asignan conjuntos de misiones a cada equipo las cuales pueden ser removidas para mejorar la calidad del recorrido total, adicionalmente se define la factibilidad o infactibilidad de la misión respecto de la existencia de colisiones entre vehículos o la nulidad

de eventos para las misiones analizadas. Esto implica que el modelo busque en primer lugar, un conjunto de misiones para cada vehículo del conjunto de vehículos que sean factibles y eficientes en la medida de lo posible, reduciendo la cantidad de colisiones). Inevitablemente la existencia de equipos que viajen al mismo destino implicará la pausa del de menor prioridad o la re-asignación de misiones(rutas), por lo que es en este tipo de ocasiones que se utilizarán los vértices secundarios (amarillos) del gráfico anterior. Los autores señalan que la diferencia fundamental entre el análisis estático y el análisis dinámico radica en que el último implica una re-evaluación de la optimalidad del conjunto de rutas existentes cada vez que un equipo llega al destino provisto por la misión actual, por lo que Wahde et al precisan que el modelo dinámico puede ser evaluado como una serie de modelos estáticos. Los autores señalan que cambios simples como permitir diferentes tiempos de inicio para cada camión pueden incrementar con creces la eficiencia del sistema al permitir más flexibilidad al modelo para buscar óptimos. Por último, se describen los pasos de selección, mutación y elitización a través de la función de aptitud, la cual otorga puntajes en función a la existencia de colisiones y la cantidad de las mismas para cada conjunto de misiones en cada iteración. En la utilización del algoritmo se define un número de iteraciones límite o un tiempo máximo de iteración total. Wahde et al comentan que el modelo dinámico puede acumular pedidos de re-optimización cada vez que un camión llega al punto de destino, por lo que la velocidad de optimización del modelo resulta crucial para poder alcanzar un modelo de simulación-optimización aplicable en la realidad. Finalmente, concluyen que el modelo propuesto puede generar un ruteo adecuado para equipos totalmente autónomos sin intervención alguna de humanos. La prueba del modelo se realizó en una mina virtual demostrando altos niveles de escalabilidad, reduciendo la cantidad de misiones completas en un 27 por ciento con un incremento en la cantidad de equipos de un 150 por ciento demostrando de esta manera que el modelo maneja adecuadamente flotas extensas en un solo nodo de descarga. A pesar de la alta eficacia del modelo en reducir los cuellos de botella los

autores señalan que esto no debe de ser un motivo de diseñar diferentes puntos de descarga cuando el sistema lo amerite.(Wahde, Bellone, y Torabi, 2019)

Como se observa existen diferentes propuestas de modelos de optimización de la producción de corto plazo en minería de tajo abierto y de asignación de flota a lo largo del globo. Estos modelos involucran enfoques analíticos, iterativos, simulaciones, determinísticos y estocásticos, e incluso modelos para flotas autónomas; existiendo la similitud que todos los autores concluyen que los modelos deben de ser retroalimentados, evaluados respecto a la realidad operativa concreta de cada operación y deben de involucrar la mayor cantidad posible de parámetros que afecten a la operación.



1.5.2. Marco Conceptual

Álgebra Lineal

- Conjunto: Se define como conjunto todo aquel arreglo de elementos que comparten una cualidad específica.
- Vector: Considerando $n > 0 \wedge n \in \mathbb{N}$; se define como vector a aquel conjunto que es el producto cartesiano del conjunto de los números reales por sí mismo una cantidad n de veces. Se utiliza la letra minúscula a para definir el conjunto numérico $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ de orden n . Del mismo modo se utiliza a_i donde $i = 1, \dots, n$ para referirse al valor n -ésimo del vector a . Se denomina escalar a aquellos vectores que pertenecen al conjunto \mathbb{R}^1 . Existen las operaciones de suma de vectores, multiplicación de vectores por escalares y producto escalar de vectores.
- Matriz: Considerando $m \wedge n > 0 \wedge m, n \in \mathbb{N}$; se define la matriz A una tabla genérica del tipo:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

Donde se considera a A una matriz cuadrada si $m = n$ y una matriz rectangular en el caso contrario. El vector fila $a_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$ es llamado vector fila genérico de la fila i de la matriz A y el vector columna $a_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{mj})$ es llamado vector columna genérica j de la matriz A . Se pueden realizar las operaciones de adición, producto por un escalar y producto matricial. (Neri, 2016)

Matemáticas Discretas

De la teoría de grafos extraeremos los siguientes conceptos que se explicaron brevemente en los antecedentes:

- Grafo, vértices y arcos: Conjunto de objetos interconectados de alguna manera. Los objetos son representados por vértices, y las conexiones a través de arcos. Se pueden distinguir grafos dirigidos de los no-dirigidos. Donde los dirigidos involucran una relación binaria mientras que los no-dirigidos involucran una relación binaria simétrica. Podemos definir el grafo finito $G(V, E)$ donde V es el conjunto de los vértices $V(G)$ y E es el conjunto de los arcos $E(G)$. Cada elemento de E está conformado por el par (x, y) donde x e y son vértices adyacentes. El grado de x es el número de vértices adyacentes a x . Un grafo con una función de peso $w : E \rightarrow \mathbf{N}$, asocia un peso a cada arco. Los grafos bien pueden ser representados por una matriz cuadrada de orden $n \times n$ donde n es el número de vértices. Los valores de cada elemento de la matriz pueden ser 0 para indicar que el vértice i no es adyacente al vértice j o pueden ser 1 para indicar que el par de vértices si es adyacente. De esto se puede demostrar que la matriz del grafo será una matriz simétrica, el valor 1 puede ser intercambiado por el peso de cada arco en el caso de ser un grafo con peso.

Ciencias del Cómputo

- Algoritmo: Se define como algoritmo a aquella secuencia finita de instrucciones para resolver un problema. En este caso utilizaremos máquinas de Turing para la resolución de algoritmos, por lo que definiremos las máquinas de Turing. Un algoritmo debe de ser correcto, es decir que ofrezca los resultados esperados dadas las entradas con las que trabaja y debe de ser eficiente en la obtención del resultado. La eficiencia del algoritmo se mide en su complejidad.

- **Máquina de Turing:** Una máquina de Turing es una máquina conceptual capaz de ejecutar un conjunto finito de operaciones.
- **Problemas computables:** Se definen como problemas computables todos aquellos problemas que pueden ser resueltos a través del uso de algoritmos sin tomar en consideración el tiempo de resolución, en el caso que los problemas no puedan ser resueltos por algoritmos, se definirán como no-computables.
- **Complejidad de un algoritmo:** Existen dos nociones de complejidad de un algoritmo, complejidad del espacio medida por la cantidad de memoria del ordenador requerida para ejecutar el algoritmo y la complejidad del tiempo medida por el número de operaciones que el procesador debe de ejecutar para obtener el resultado. Para comparar un par de algoritmos se utiliza el tiempo total requerido para calcular el resultado, el cual representa la factibilidad del algoritmo. Un algoritmo es considerado factible si calcula resultado en un tiempo aceptable. Podemos definir analíticamente el tiempo de cálculo t en términos de la cantidad de entradas que requiera. Una consecuencia lógica de la dependencia del tiempo respecto de las entradas radican en la escalabilidad del tiempo de ejecución una vez que la cantidad de entradas crece. (Neri, 2016).
- **Computación natural:** Se considera la computación natural como todas aquellas aplicaciones en las ciencias del cómputo cuyas ideas son extraídas del funcionamiento de la naturaleza. Se distinguen tres tipos de computación bio-inspirada: computación bio-inspirada, simulación y emulación de la naturaleza, computación con materiales naturales.
- **Algoritmo de Optimización Evolutivos:** Son el conjunto de algoritmos que derivan sus procedimientos de los procesos de selección natural de los organismos. Se define como un sistema evolutivo a aquel en el que un individuo procrea descendientes a lo largo del tiempo en los cuales las características difieren de unos a otros otorgándoles ventajas de

supervivencia o reproductivas. En conclusión, se entiende como evolución al resultado de la reproducción de dos o más poblaciones las cuales sufren variaciones en sus características como consecuencia de la selección. Los componentes de los organismos que sufren la variación son los cromosomas que están formados por pares de genes, los cuales determinan las características de los individuos. Los algoritmos evolutivos constan en general de tres fases:

- La generación de una población aleatoria que pueden transmitir su herencia genética: cada individuo es una variable la cual puede ser una solución, esta variable al reproducirse transmitiría sus características a sus retoños.
- Alteración genética: los descendientes pueden alterar sus genes a través de mutación. La mutación permite explorar nuevas variables dentro del rango de búsqueda
- Selección natural: La evaluación de los individuos en el medio ambiente permite definir su aptitud en un valor. La competición de las aptitudes de cada variable permitirá elegir cuales prevalecen y cuales no.

Un algoritmo estándar evolutivo consta de un vector de n individuos $P = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ en cada iteración. Cada individuo representa una variable de una posible solución. Los individuos $x_i, i = 1, \dots, N$ son evaluados para medir su aptitud a través de una función de aptitud. En la iteración $t + 1$ se seleccionan aquellos individuos que satisfagan adecuadamente la función de aptitud. Aquellos que no satisfacen la función de aptitud son retirados y el vector P es re-poblado a través de la reproducción y mutación de los individuos aptos lo que lleva a la generación de nuevas variables, con mejores resultados globales que las de la iteración interior lo que permitiría solucionar el problema. (de Castro, 2007)

Existen modificaciones del modelo genético como el modelo no dominado multi-objetivo

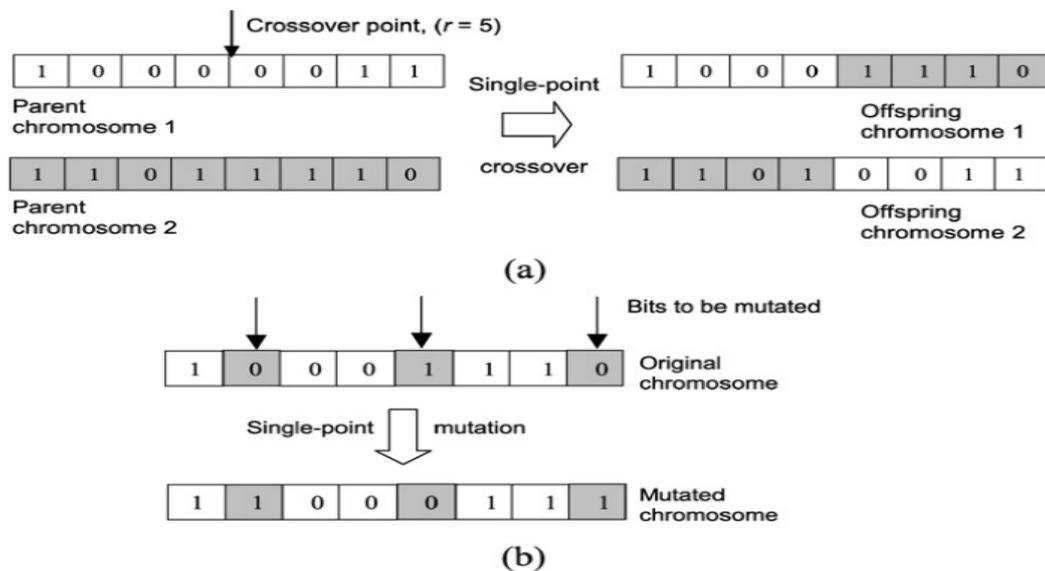


Figura 1.5: Modelo de optimización Genético, Castro 2007

(NSGA y NSGA-II) los cuales utilizan el concepto de fronteras de no-dominancia en n objetivos. Donde una variable se considera no dominada si no existe ninguna otra que de un mejor resultado en la función objetivo. Este criterio de dominancia se extiende para generar fronteras de dominancia, donde se clusteriza en una cantidad finita de grupos las soluciones y dentro de cada una de las fronteras de dominancia se realiza un torneo entre soluciones de acuerdo a la distancia entre los componentes de la solución (euclidiana o no) donde se elige la solución que tenga la mayor distancia garantizando así la mejor solución dentro de un criterio multi-objetivo. Los beneficios de este modelo radican en que permite mejorar las soluciones entre iteración e iteración considerando n objetivos, cumpliendo el objetivo de optimizar la solución en varios objetivos otorgando un adecuado medio de elitización entre iteraciones y garantizando la exploración del dominio como herencia del modelo genético (Deb, Pratap, Agarwal, y Meyarivan, 2002).

Ingeniería de Minas

Por el lado de la ingeniería de minas se extraeran conceptos físicos, contables y propios del rubro minero.

Carguío: Acto de cargar el material volado para depositarlo en un equipo de transporte. El carguío puede ser realizado a través de equipos que realicen solamente la labor de cargado como las palas y dragalinas o por equipos que realicen carguío y acarreo de distancias cortas como los cargadores frontales. La elección del equipo de acarreo viene determinada por los siguientes requerimientos:

-Movilidad, facilidad del equipo para re-ubicarse. -Flexibilidad, facilidad del equipo de cambiar de dirección a posición de trabajo. -Rango de operaciones que puede realizar el equipo, variedad de operaciones que el equipo puede realizar como consecuencia de cambios productivos. -Sensibilidad geológica, la facilidad con la que el equipo puede afrontar cambios en la geología de la mineralización. -Capacidad de Carga. -Tipo de energía utilizada.

Acarreo: Acto de transportar el material minado de un punto a otro. Existen diferentes equipos para realizar el acarreo en minería dadas las particularidades del yacimiento, sin embargo se utilizan los siguientes conceptos para comparar y elegir los equipos:

-Capacidad de carga -Inversión de Capital -Costo operativo -Requerimientos de mantenimiento -Servicios auxiliares requeridos -Mantenimiento -Tipo de tracción -Entrenamiento requerido del operador.

-Inversión de Capital: Monto requerido para comprar un activo usualmente fijo, el monto se expresa en la moneda de uso.

-Costo Operativo: Costo incurrido por el uso del activo, se expresa en dólares por unidad consumida, la unidad consumida puede ser expresada en términos de masa transportada, horas utilizadas, etc.

-Pendiente: Gradiente de la elevación del terreno, expresada en grados sexagesimales o en

porcentajes.

-Resistencia a la Rodadura: Término que refiere al coeficiente de fricción entre el suelo y la superficie de contacto de las llantas.

-Banco de Minado: Unidad geométrica de las minas de tajo abierto, pueden ser clasificados en bancos operativos e inoperativos, siendo los primeros aquellos que están siendo minados y los segundos los que no. Los equipos de carguío son asignados a los bancos operativos para que estos carguen los equipos de transporte y se proceda con el minado de la mina.

-Pilas de Desmonte: Zonas exteriores al tajo en las cuales se deposita el material de desmonte.

-Chancadora Primario: Proceso mecánico de reducción de tamaño del mineral salido de mina. La chancadora primaria puede estar ubicada en la planta o en la salida de la mina en el caso de minas de alta producción o en canteras, la modalidad en la que la chancadora se ubica a las afueras del tajo es utilizada para implementar el uso de fajas transportadoras que requiere un mayor nivel de inversión, justificable por el incremento en el tonelaje procesado.

-Pilas de Lixiviación: Estructuras exteriores al tajo donde se realiza la lixiviación de minerales oxidadas a través de la dispersión de ácidos.

-Perfil de velocidades: Gráfica de velocidades desarrolladas por los equipos de transporte o carguío en términos de la resistencia a la rodadura, la pendiente, el cambio y la condición del equipo de estar cargado o vacío. (Darling, 2011)

1.6. Marco Metodológico

Como se observó en los objetivos , se propone realizar un algoritmo heurístico multi - objetivo que logre solucionar el problema de la asignación de camiones a rutas, la existencia del algoritmo, el tratamiento de los datos que el mismo de y la factibilidad de las soluciones que otorgue en conjunto con la velocidad de cálculo del mismo permitirán dar veracidad o falsedad de la hipótesis. Por lo tanto, he optado por una metodología de propuesta de innovación tecnológica, la cual en principio busca mejorar un procedimiento/método o técnica dentro de un proceso productivo actual. A saber: el proceso de elaboración de cronogramas de producción para operaciones de carguío dentro de los complejos mineros.

1.6.1. Propuesta

Presentaré los parámetros que serán incluidos en el modelo de optimización y la manera en la que estos se relacionan desde la entrada de los mismos al software hasta la entrega del resultado en un diagrama LUM. Acto seguido presentaré el modelo matemático de las funciones de evaluación de las rutas individuales y finalmente la función de evaluación de las rutas agregadas. A continuación habrá una breve discusión de las variables y su impacto en el corto plazo.

1. Variables globales: Dentro de las variables globales existen variables que cambian con relativa incertidumbre como el clima, mientras que la disponibilidad de nodos, los bancos minados por día y la capacidad de la chancadora debería de ser algo estable que además obedece a los planes de largo plazo. Existe, sin embargo existe cierta variabilidad en la disponibilidad de nodos que puede deberse a cambios imprevistos en la estabilidad de los bancos, aunque esto debería de ser en la medida de lo posible minimizado y previsto en los planes de largo plazo. El clima afectará las velocidades y la tracción que los camiones

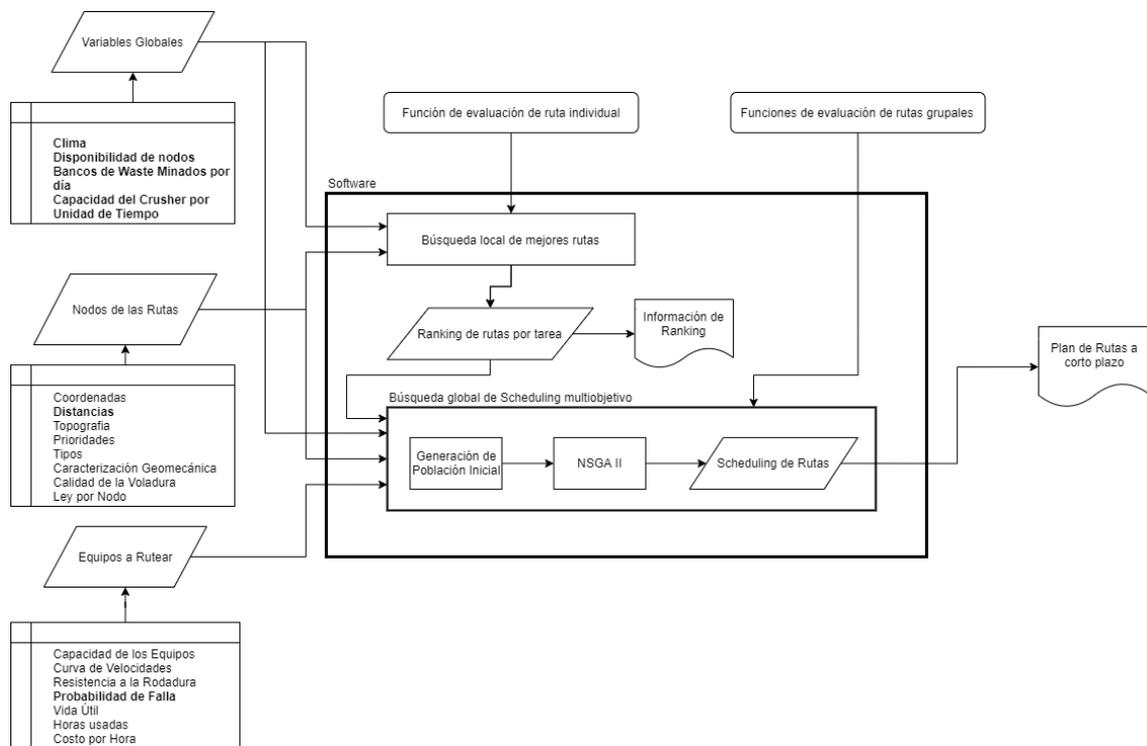


Figura 1.6: Lenguaje Unificado de Modelado del modelo de optimización, Elaboración Propia

deban de desarrollar para atravesar las rutas de manera segura y eficiente, la disponibilidad de nodos afectará el uso de caminos dentro de la mina y la capacidad de la chancadora afectará la cantidad de camiones que deban de utilizarse para alimentarla adecuadamente e incrementar su utilización.

2. Variables de las rutas: Estas variables son una vez más planificadas y considerablemente estables, exceptuando la geomecánica de las diferentes zonas de mina que pueden verse alteradas por efecto de la voladura y tienen un impacto en las condiciones de trabajo de los camiones, y la ley de los bancos de mineral puede ser actualizada a medida que se ejecuta la reconciliación entre los modelos geológicos, metalúrgicos y de minado; y por lo tanto afectar la combinación óptima de blending. El impacto de estas variables va a radicar en la preferencia de ciertas rutas sobre otras para llegar a ciertos nodos con mayor

prioridad y su contrario el bloqueo de ciertas rutas o requerimientos de disminución de velocidad en caso las condiciones geomecánicas no lo satisfagan.

3. Variables de los Equipos: Por el lado de los equipos vale la pena resaltar su capacidad dado que esta determinará la cantidad de viajes que cada equipo debe de realizar para satisfacer el tonelaje de producción y por lo tanto puede aumentar o disminuir el tráfico. Existe un comportamiento similar con las velocidades que los equipos pueden desarrollar de manera segura dados cierta resistencia a la rodadura y pendientes que vencer, donde mejores velocidades permitirán menores tiempos de viaje para completar el tonelaje programado, sin embargo esto puede a su vez incrementar la cantidad de camiones en colas si la velocidad de carga y de descarga no es optimizada también. Finalmente y quizás más importante sea la probabilidad de falla de los camiones dado que esto afectará el tiempo de uso útil esperado del equipo por día, así como definir la cantidad de flota extra para mantener la producción en casos de fallas mecánicas permitiendo volver más realista la simulación.

Función de Evaluación

El modelo de optimización buscará mejorarse en tres funciones que representen objetivos de mina, los cuales serán los siguientes

1. Maximizar la ley promedio de la cabeza por ventana de tiempo analizado.
2. Minimizar el tiempo total de ejecución del cronograma.
3. Minimizar la cantidad de camiones utilizando una misma ruta a lo largo del cronograma.

En primer lugar se considera el objetivo de maximizar la ley promedio por ventana de tiempo para maximizar así la recuperación de valor y por lo tanto maximizar los ingresos de un

mismo mineral procesado.(Ramlall, 2013) Nótese que esta consideración podría variar para cada especie mineral de acuerdo a los parámetros geometalúrgicos que se decidan maximizar y/o balancear en la cabeza (granulometría, ley del metal de valor, leyes de contaminantes,etc.) En segundo lugar se considera minimizar el tiempo total de la ejecución del cronograma, esta función resulta de gran interés ya que no solo refleja la eficiencia de un ordenamiento de tareas respecto de otro, sino que permite analizar si el objetivo de producción puede ser más exigente u holgado de acuerdo a los resultados. Adicionalmente, esta función incorpora información al respecto del costo de una solución respecto de otra,ya que menores tiempos representarán menores usos de combustible, menores tiempo muertos,entre otros, teniendo una doble función discriminatoria (tiempo de ejecución y costo). En tercer lugar se considera la minimización de cantidad de camiones utilizando una misma ruta como criterio que busca minimizar los riesgos de colisión, permitiendo discriminar por términos de seguridad una solución respecto de otra.

Respectivamente :

1. $\text{Max} \sum_{n=1+(\text{redondeo.mas}(k-1)/2)}^{m-(\text{redondeo.menos}(k-1)/2)} G_n + G(n+1) + \dots + G(n+k)/k = Z_1$
2. $\text{Min Max}(TV_i + TE_i + TC_i + TD_i) = Z_2$
3. $\text{Min} \sum_{n,a,b=1,1,1}^{m,p,p}$ conteo de camiones en el tramo a, b en periodo $n = Z_3$

Donde:

m = Cantidad de Periodos de Tiempo en el cronograma

k = Cantidad de Periodos analizados

TV_i = Tiempo de viaje total del camión i

TE_i = Tiempo de espera total del camión i

TC_i = Tiempo de carga total del camión i

TD_i = Tiempo de descarga del camión i

p = Cantidad de nodos en el grafo

Definición de clases

Para poder elaborar el modelo en un lenguaje de programación es necesario describir las características de cada conjunto y la manera en la que interactúan entre ellos, esto se realizará describiendo los atributos que conforman cada elemento de cada conjunto y las restricciones que dirigen el comportamiento de todo el sistema.

1. Grafo de la Mina: La forma mina será representada conceptualmente por un grafo con peso, no-dirigido donde se permitirán ciclos. El grafo estará constituido por un conjunto de nodos y otro de arcos, la representación matemática del mismo será una matriz cuadrada de tamaño $p \times p$ (siguiendo la notación de las funciones objetivo) donde el valor de cada arco a, b será el vector peso. Se permitirá la ida y venida por el mismo arco, por lo que el arco a, b será diferente a b, a .
 - a) Nodos: El conjunto de nodos es: los vértices que describen puntos reales de la mina, los cuales pueden estar o no interconectados. Existirán 6 tipos de nodos: banco de mineral, banco de desmonte, chancadora, desmontera, nodo de paso y taller.
 - b) Arcos: El conjunto de arcos viene definido por la conexión entre nodos la cual se denotará con un parámetro de peso, en este caso se utilizarán los parámetros de distancia entre nodos, pendiente y resistencia a la rodadura; en caso que no haya conexión el peso entre nodos se denotará como cero. El peso de un arco será el mismo de su arco inverso exceptuando la pendiente la cual será negativa.

2. Camión: Los camiones serán descritos por la tarea que realizan en el periodo n , la capacidad de toneladas que pueden cargar, el estado en el que se encuentran: espera, viaje, carga o descarga; así como la velocidad de viaje que viene determinado por la condición de carga y la resistencia total que enfrenta, y el progreso del tramo en el que se encuentra. Adicionalmente, el camión contará con un vector de las tareas que realizará en orden.
3. Tarea: Se define como tarea al viaje desde el nodo de descarga al nodo de carga y el regreso que realizará un camión. Cada tarea tiene asociada una ruta la cual será inalterable para el mismo origen y destino el cual a su vez será la ruta mínima.
4. Solución: Se define como solución a la matriz rectangular de $TX2$ donde cada fila contiene el ID de la tarea y el ID del camión que lo realizará donde el orden de las filas se mantiene para la ejecución de las mismas en el cronograma. En la primera iteración, las soluciones serán construidas aleatoriamente en el número de población definido, en las demás iteraciones las soluciones serán alteradas y re-construidas en términos de la mutación y cruce aleatorios definidos por el torneo de elitización.
5. Cronograma: El cronograma es el resultado del modelo de optimización el cual utiliza el orden de las tareas de la solución para simular con la información de los camiones y del grafo el tiempo que requeriría ejecutar cada tarea de cada camión y acumularlo. Es en la elaboración del cronograma donde se calcularán las funciones objetivo de cada solución. Una vez calculado el cronograma de una solución y sus funciones objetivo estas pasarán al modelo de torneo y elitización para su posterior mejora en cada iteración.

Restricciones

El modelo debe de incluir ciertas condiciones que representen el comportamiento de la mina así como asunciones que permitirán que la simulación sea más fácil de realizar. Recordar

que el objeto principal de esta propuesta es hacer un modelo lo suficientemente realista que permita diferenciar entre diferentes propuestas de solución, sin embargo no se está simulando detalladamente la realidad de todo el sistema productivo.

1. Restricciones de los nodos: -Sólo un camión puede estar cargando o descargando al mismo tiempo. -Los botaderos solo pueden almacenar una cantidad finita de toneladas. -El usuario indicará el tonelaje extraído de cada banco de mineral o desmonte. -Sólo se incluirá una chancadora o pad de lixiviación en el sistema. -En los nodos de mineral o desmonte ocurre únicamente la carga. -En los nodos de chancadora o botadero ocurre únicamente la descarga.
2. Restricciones de los arcos: -Los camiones sólo pueden viajar o esperar en los arcos.
3. Restricciones de las tareas: -Las tareas iniciales de los camiones pueden empezar en tiempos diferentes. -Las tareas consisten del viaje de ida y de venida desde un nodo de carga hacia un nodo de descarga.
4. Restricciones de los camiones: -Los camiones viajarán a velocidad constante en los arcos. -La velocidad de los camiones será una serie discreta sin aceleración ni desaceleración, sino que cambiará de un segundo a otro de acuerdo a la máxima velocidad que el camión puede desarrollar. -Se asume que la capacidad del camión siempre será la misma. -Dos camiones no pueden ocupar el mismo espacio en el mismo segundo. -Los camiones en ruta deben de tener una separación de dos veces el largo del camión.
5. Restricciones del cronograma: -El cronograma de producción estará compuesto por la información de los bancos, la chancadora, los camiones, y las funciones objetivo en cada segundo. -Los segundos que componen el cronograma vienen de la discretización del tiempo de viaje, espera, carga y descarga de cada camión.

Estructura del modelo

Presentaré la estructura del modelo de optimización en etapas asumiendo que las clases con sus atributos y métodos han sido definidas:

1. Introducir información de la mina en forma grafo.
2. Calcular rutas desde cualquier nodo hacia todos los otros nodos de la mina.
3. Introducir información de los camiones.
4. Introducir información de los objetivos de producción por tipo de nodo.
5. Discretizar objetivos en tareas en función de los nodos asignados y la capacidad de los camiones.
6. Definir tamaño de población de soluciones y cantidad de iteraciones.
7. Crear soluciones aleatorias.
8. Calcular cronograma para cada solución.
9. Evaluar parámetros de aptitud para cada cronograma.
10. Imprimir soluciones y parámetros de aptitud.
11. Elitizar soluciones aptas.
12. Realizar cruzamiento entre opciones.
13. Realizar mutación de soluciones
14. Crear soluciones hijas.
15. Repetir 8 hacia adelante hasta cumplir la cantidad de iteraciones.

1.6.2. Experimentación y Resultados

Datos

Los datos utilizados para la presente experimentación son de la expansión de una mina en Cajamarca que extrae oro y plata. Esta expansión permitirá una producción de 33,000 TMD de mineral y 42,000 TMD de desmonte. La extracción se realizará con un sistema de palas-volquetes. Como se observó en el LUM, sólo analizaremos la asignación de volquetes considerando las palas como elementos estáticos dentro del sistema. Los volquetes son de marca SCANIA, modelo 460HT.

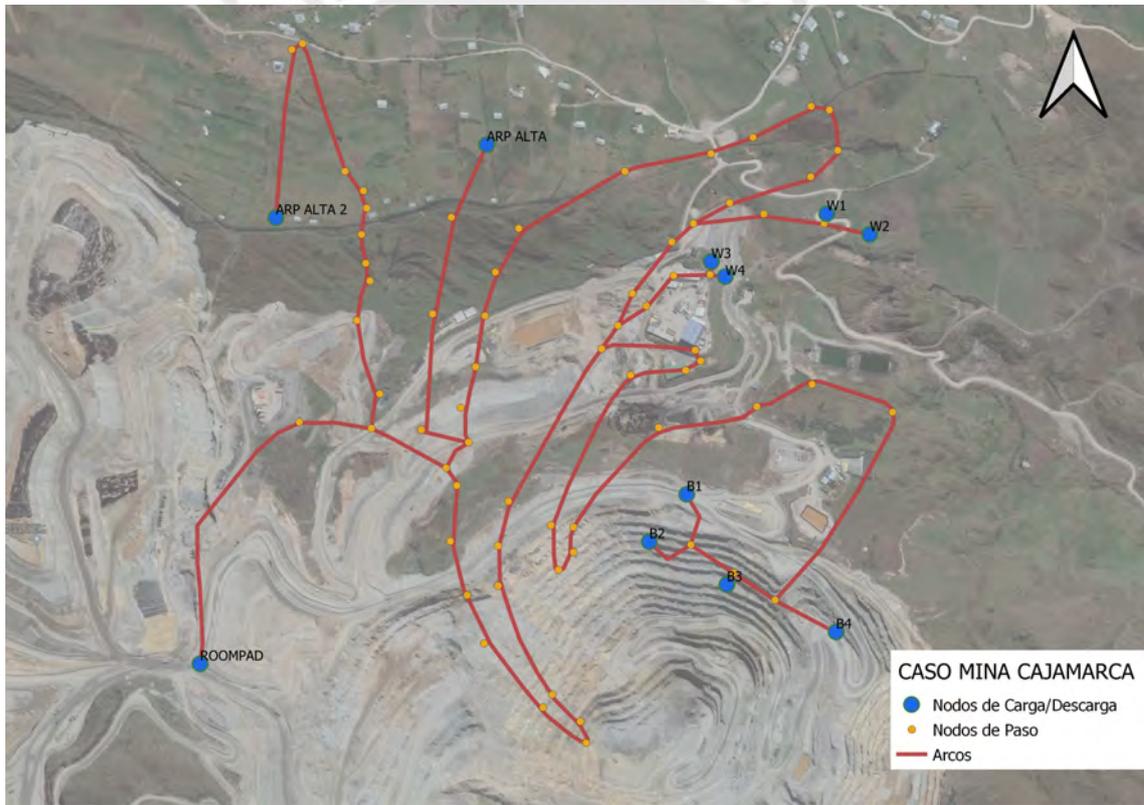


Figura 1.7: Caso Mina Cajamarca

La presente mina está discretizada en 76 nodos. De los cuales 11 son nodos de carga o descarga compuestos por 4 bancos de mineral, 4 bancos de desmonte, 2 desmonteras, y un pad

de lixiviación. Los 65 restantes son nodos de paso que interconectan los diferentes segmentos de la mina. Los datos de capacidad en la desmontera y ley en gramos por tonelada fueron adaptados para servir los propósitos de la experimentación.



NODE_ID	NODE_NAME	NODE_TYPE	NODE_CAPACITY	NODE_GRADE
68	BENCH68	1		0,20
69	BENCH69	1		0,40
70	BENCH70	1		0,70
71	BENCH71	1		0,50
72	CLEARANCE72	2		
73	CLEARANCE73	2		
74	CLEARANCE74	2		
75	CLEARANCE75	2		
17	CRUSHER17	3		
0	DUMP0	4	60.000,00	
4	DUMP4	4	30.000,00	
1	ROUTE1	5		
2	ROUTE2	5		
3	ROUTE3	5		

Figura 1.8: Nodos de Carga/Descarga Caso 1

Como se aprecia en el cuadro, solo se presentan los nodos de carga y de descarga, dado que son los que contienen información relevante más allá de su posición. En este caso la ley (NODE GRADE) se encuentra en gramos de Au por Tonelada y la capacidad de las desmonteras (NODE CAPACITY) en toneladas métricas. Se utiliza la nomenclatura 1,2,3,4,5 para definir los tipos de nodos; banco de mineral, banco de desmonte, chancadora, desmontera y nodos de paso respectivamente.

NODE_1_ID	NODE_2_ID	DISTANCE	FRICITION	SLOPE
0	1	0,12		0,0%
1	2	0,15		-10,0%
2	3	0,18		-10,0%
4	5	0,26		0,0%
5	6	0,02		0,0%
6	7	0,20		10,0%
7	8	0,04		10,0%
8	9	0,03		10,0%
9	10	0,04		-2,5%
10	11	0,04		-10,0%
11	12	0,03		-10,0%
12	13	0,06		-10,0%
13	14	0,12		-10,0%

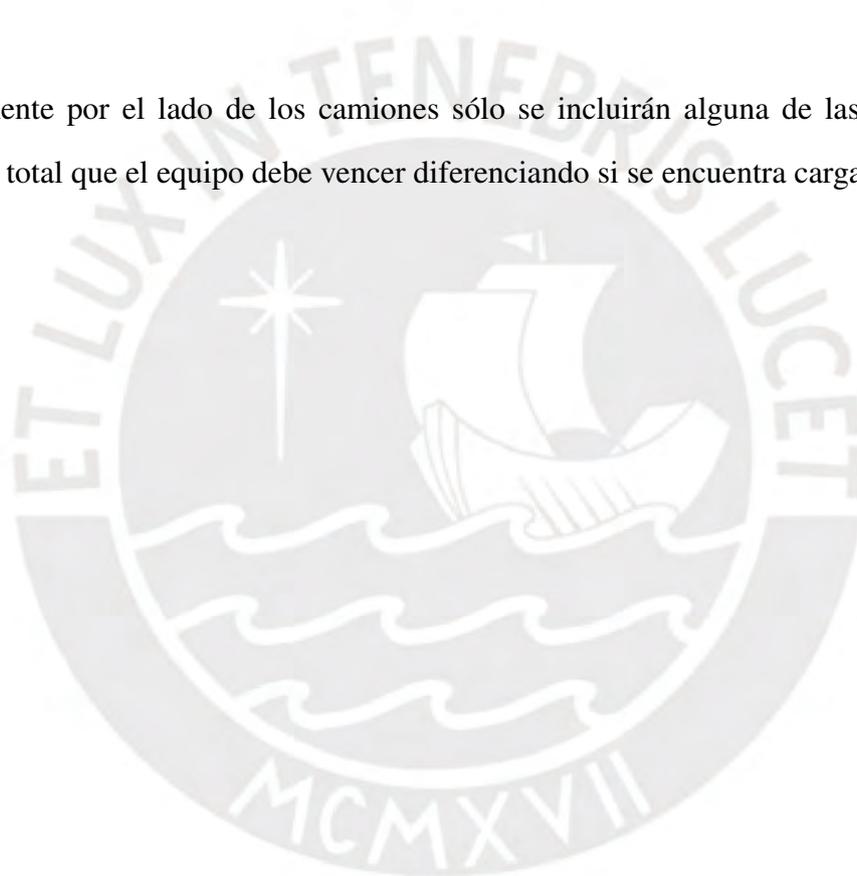
Figura 1.9: Arcos Caso 1

En el caso de los arcos , la distancia entre puntos está descrita en kilómetros, la fricción y la pendiente en porcentajes. En este caso no se ha considerado una fricción diferencial por tramo, sino que se trabajará con una fricción constante del 3%.

RESISTENCIA TOTAL %	LOADED	EMPTY
-13	14,9	28,2
-10	15,0	29,2
-5	14,3	28,4
0	14,6	31,1
5	15,7	29,9
10	20,5	27,0

Figura 1.10: Curva de Velocidades SCANIA 460HT Caso 1

Finalmente por el lado de los camiones sólo se incluirán alguna de las velocidades por resistencia total que el equipo debe vencer diferenciando si se encuentra cargado o descargado.



Resultados

En la etapa de resultados se presentarán los parámetros de optimización así como la evolución de los parámetros de aptitud por solución respecto del número de iteración.

Los presentes resultados fueron calculados en 0,98 horas. En primer lugar mostraremos cómo cada una de las funciones objetivo evoluciona a lo largo de las iteraciones para analizar si el algoritmo logra mejorarse a lo largo de las iteraciones. Para lograr ilustrar mejor esto se presentaran el máximo, mínimo y promedio de las funciones objetivo lo que permitirá observar su comportamiento individual, y como tanda de soluciones por iteración.



Figura 1.11: Función Objetivo 1 ,Cantidades de Tareas por Camión

1. En la primera iteración se observa que valores son muy dispersos, sin embargo el mínimo de la primera no se encuentra tan lejano del mínimo de la última iteración.
2. Entre las iteraciones 0 a 50 se observa un comportamiento de búsqueda por parte de las soluciones esto se demuestra en el comportamiento sinuoso del máximo y del promedio.

Lo que demuestra un comportamiento efectivo de exploración dentro de el espacio de soluciones.

3. Se observa que todas las soluciones se acercan al mínimo y que además, la distancia entre soluciones baja dramáticamente al acercarse a la iteración 100 lo que demuestra una convergencia de toda la tanda de soluciones hacia un óptimo local.



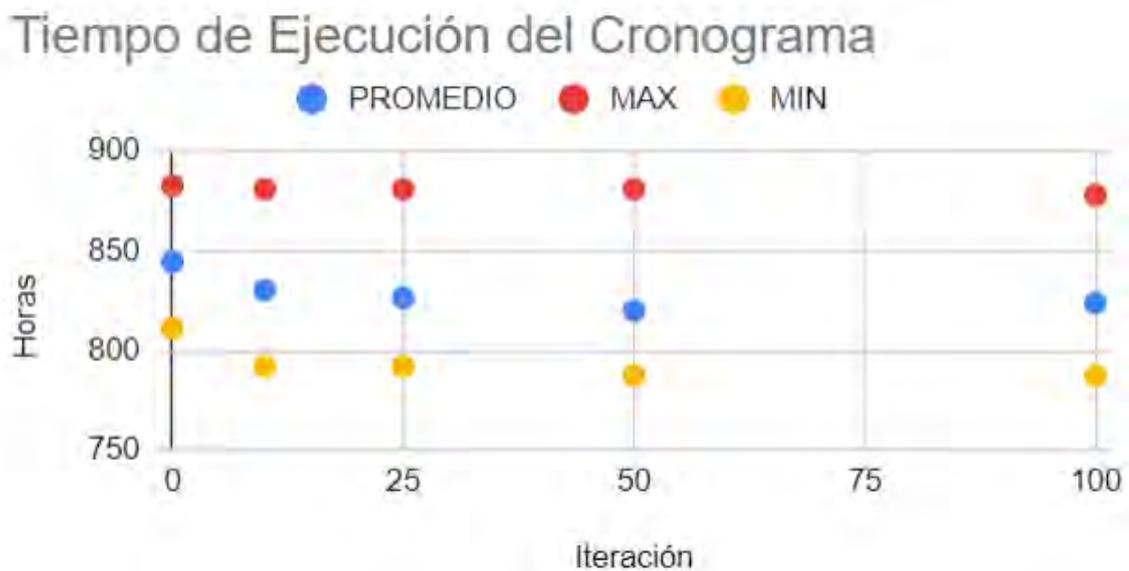


Figura 1.12: Función Objetivo 2 ,Tiempo total del cronograma

1. En el caso del tiempo de ejecución no se observa un cambio una convergencia en la iteración 100 que se demuestra en la distancia entre soluciones.
2. Se aprecia que la solución mínima si logra optimizarse entre las iteraciones generando una diferencia de 23 horas entre la primera y la última, representando un ahorro significativo dado el tamaño de la flota.
3. Si bien no existe una disminución en la distancia entre soluciones, el algoritmo si logra reducir en promedio el tiempo de las soluciones lo que se aprecia en el cambio de tiempos en la medida promedio desde la iteración 0 a la 100.

Varianza de la Ley por Iteración

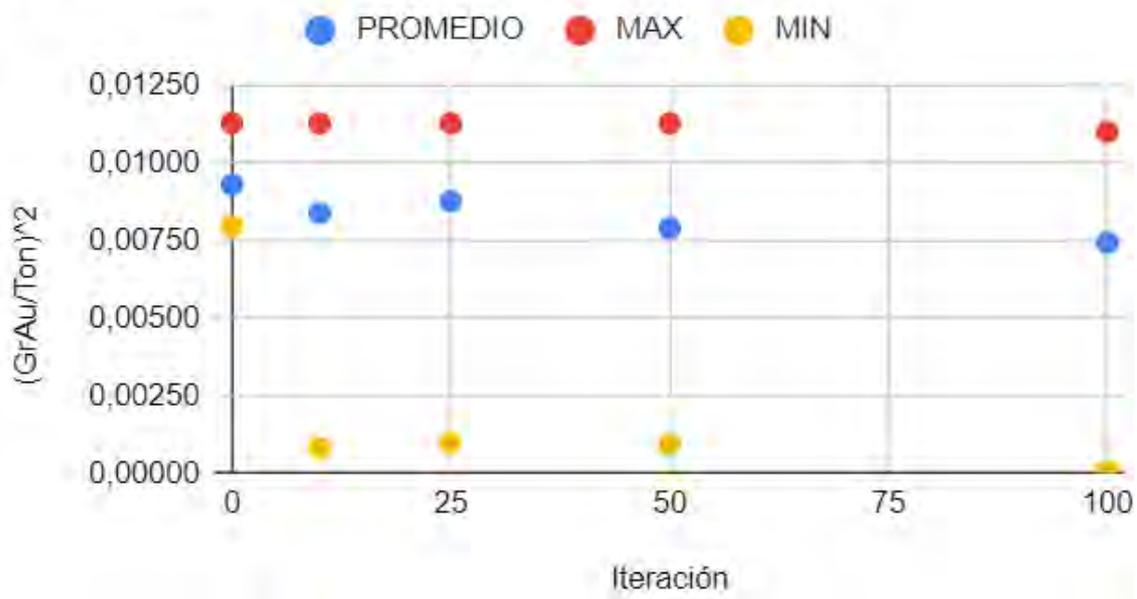


Figura 1.13: Función Objetivo 3 , Varianza de la ley

1. Análogamente al tiempo de ejecución la distancia entre soluciones se mantiene a lo largo de las iteraciones e incluso aumenta a medida que el mínimo se optimiza y llega a su óptimo local, mientras que el máximo de la última iteración no se distancia tanto del de la primera.
2. En el caso de la varianza de la ley vemos que la búsqueda de óptimos es considerablemente mas eficiente al representar una caída drástica del mínimo entre la iteración 0 y la 100.
3. A diferencia de la cantidad de tareas por camión la distancia entre soluciones se incrementa, esto se debe a que toda la tanda de soluciones no logra optimizarse a la misma tasa que la solución óptima (la mínima). Lo interesante sin embargo es la rápida caída de la solución óptima que no sucede en el tiempo de ejecución. Por lo que se puede decir que

el espacio de soluciones es más fácil de explorar y contiene valores mucho más extremos que el tiempo de ejecución.



Finalmente presentaremos las soluciones que obtuvieron los mejores resultados de optimización para cada una de las tres y observaremos la divergencia o convergencia entre las funciones objetivos, así como se discutirá el proceso de selección de la solución óptima dadas ciertos requerimientos de mina. Los resultados óptimos se somborean de un color verde y los menos óptimos de color rojo para facilitar el análisis.

Solución	Max Tareas por Camion	Tiempo de Ejecucion (H)	Varianza de la Ley (gr/tn)^2
S10	72	788	0,0110
S3	72	788	0,0110
S17	65	812	0,0102
S1	65	819	0,0092
S13	65	819	0,0092
S7	65	824	0,0097
S14	70	878	0,0001
S4	70	878	0,0001
S9	70	878	0,0001

Figura 1.14: Comparación de mejores resultados por función

1. En primer lugar se observa una clara divergencia entre la minimización del tiempo de ejecución y la minimización de la varianza donde S10 y S3 son las soluciones más rápidas y al mismo tiempo las de mayor varianza, mientras que S4,S9 y S14 son las de menor varianza pero mayor tiempo de ejecución.
2. En la comparación entre la máxima cantidad de tareas por camión y el tiempo de ejecución, no se observa una clara divergencia sino una cierta convergencia en las soluciones de ejecución intermedia y las de menor cantidad de tareas; sin embargo resulta interesante que la solución más rápida no es la más balanceada. Esto puede explicarse de dos maneras: en primer lugar, que efectivamente exista menos tráfico cuando un camión tiene más que el otro, situación que suena poco lógica a primera vista, y en segundo lugar,

que el algoritmo tenga dificultad para reducir el tiempo de ejecución creando soluciones con menos tráfico dado al mismo tiempo que distribuye la carga de tareas de manera más pareja.

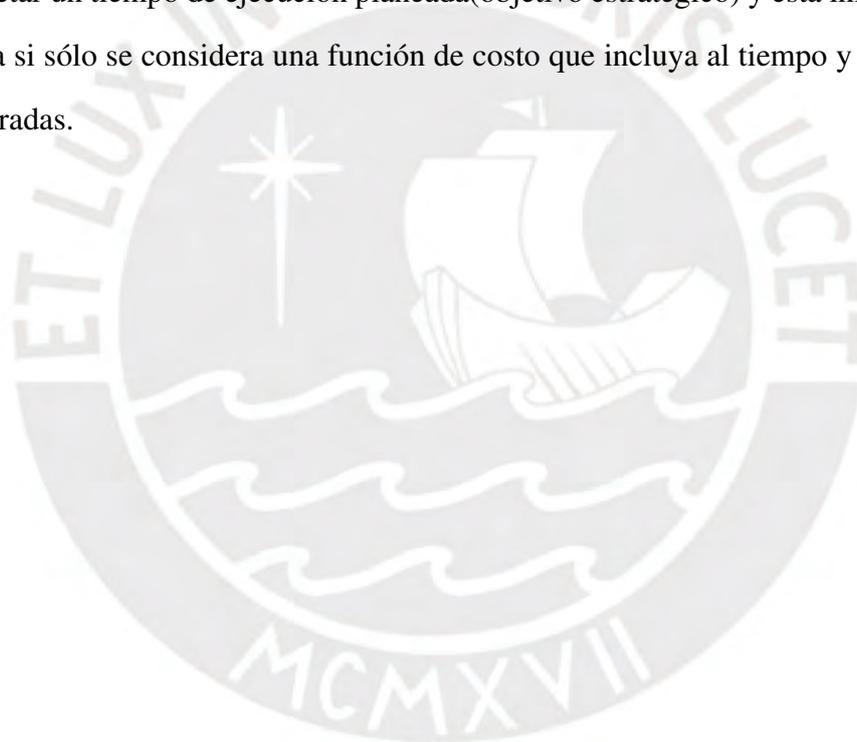
3. Observamos que la carga de tareas por camión y la varianza de la ley no representan una relación clara, dado que las de menor cantidad de tareas representan las soluciones intermedias de varianza de ley y lo contrario también. En este caso no es posible dilucidar una relación aparente, pero si podemos decir que el algoritmo logra maximizar para una misma solución la mayor cantidad de funciones posible.

Una vez analizadas las diferencias de comportamiento de las funciones objetivo por solución podemos decir que las funciones son mucho más adecuadas para diferenciar entre tiempos de ejecución y varianzas de ley, por lo tanto en términos económicos estaríamos discutiendo entre soluciones con mayor recuperación metálica y por lo tanto mayor generación de ingresos, sin embargo soluciones rápidas disminuirían considerablemente los costos. En cuanto al balanceo de trabajo por camión se podría pensar que un mejor balanceo de cargas incrementa el uso de los equipos y por lo tanto su costo horario disminuiría. De esto se sigue que F1 y F2 podrían considerarse como una sola función de costo y F3 como una función de ingreso.

Resulta relevante parametrizar el costo en términos de tiempo, balanceo de carga y el ingreso en términos de recuperación metalúrgica, sin embargo existen tres puntos que tienen que ser tomados en cuenta en el uso de metodologías multi-objetivo:

1. Cada función objetivo que se agregue a modelo de optimización va a incrementar el tiempo de cálculo y la complejidad de la solución. Por lo tanto, en vez de utilizar muchas funciones objetivo, valdría la pena primero utilizar una disminución de dimensiones para incluir la mayor cantidad de información en el modelo así como una parametrización del objetivo en términos de las variables más relevantes elegidas.

2. Intentar definir a priori la dirección de las funciones objetivos de tal manera que se evite escojan funciones objetivos que tomen el mismo rumbo y sólo se utilicen aquellas que divergen en el espacio de soluciones, esto permitirá al modelo escoger la mejor solución en objetivos no-redundantes e incrementará el poder de discriminación del modelo.
3. Diferenciar objetivos estratégicos de operativos dentro de los cronogramas de producción e intentar utilizar funciones que garanticen separadamente el cumplimiento de ambas, por ejemplo. Un cronograma de producción de más ingresos (objetivo operacional) puede no respetar un tiempo de ejecución planeada(objetivo estratégico) y esta información se perdería si sólo se considera una función de costo que incluya al tiempo y no dos funciones separadas.



1.6.3. Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones

1. El modelo de optimización-simulación heurístico multi-objetivo propuesto ha logrado proponer un cronograma de producción en un tiempo de 0.98 horas, el cual resulta adecuado para el dominio (superior a miles de millones de soluciones) y tamaño (2581 elementos por solución) de las soluciones, satisfaciendo de esta manera uno de los requerimientos mínimos del modelo el cual es el cálculo en un tiempo adecuado. De este modo, en términos del tiempo de cálculo, se observa que el método de solución propuesto para el problema de asignación de camiones en operaciones mineras es el adecuado.
2. El modelo logra optimizarse en diferentes objetivos los cuales divergen, permitiendo al usuario elegir la mejor de sus opciones de producción utilizando diferentes criterios. Por lo tanto, el modelo demuestra su potencial para satisfacer las necesidades de decisión multi-criterio de los cronogramas de producción en el espacio minero con la flexibilidad necesaria de poder priorizar un objetivo sobre otro, o apagar uno de ellos.
3. La industria minera puede beneficiarse largamente de utilizar un modelo multi objetivo ya que pueden incluirse diferentes objetivos a optimizarse que no necesariamente son fáciles de modelar pero que tienen un impacto significativo en la sostenibilidad de las operaciones. Uno de estos objetivos puede ser un criterio de seguridad, el cual podría reducirse con una mejor distribución de los camiones incrementando la distancia entre camiones y reduciendo las colas pero con un posible impacto en la eficiencia del cronograma total.

Recomendaciones

1. El usuario debe de definir un nivel de precisión en la discretización del horizonte temporal de tal manera que no incremente innecesariamente el tiempo de cálculo pero que

obtenga el detalle suficiente en el curso de sus operaciones. Esta unidad de tiempo mínima (1 segundo, 20 segundos, 1 minuto, etc) será a su vez el nivel de error del modelo, el cual podría ser mayor cuando sólo se quiere explorar la factibilidad de un sistema de producción como es el caso del planeamiento a largo plazo y debería de ser reducido para generar cronogramas más realistas en el planeamiento de corto plazo.

2. La simulación del modelo sólo ha sido modelada hasta un punto que permita diferenciar el efecto de una solución con respecto de otra, sin embargo la calidad de las soluciones será mejorada en la medida que parámetros como la velocidad y el tráfico puedan ser modelados de manera más realista como es el caso de la simulación estocástica, en este punto existen dos caminos observables: por un lado utilizar mejores métodos de simulación en el modelo actual incrementando el tiempo de cálculo y la complejidad del modelo pero asegurándose que las soluciones son más realistas y factibles o por su contrario utilizar el presente modelo para seleccionar una lista de soluciones pseudo-óptimas y re-evaluarlas en un modelo de simulación para tener un veredicto final al respecto de la factibilidad real de las mismas. El primer enfoque incrementaría el potencial del algoritmo mismo convirtiéndolo en una solución mucho más detallada pero de mayor coste en términos de desarrollo y en términos de tiempo de cálculo, mientras que el segundo enfoque buscaría complementar softwares de simulación existentes que no se centran mucho en la optimización de los cronogramas finales, sino en la dimensión de flota o análisis del sistema productivo como el caso del Haulsim.
3. La implementación del presente modelo fue realizada en Python, sin embargo el modelo podría volver a desarrollarse en un lenguaje de programación que ejecute más rápido la simulación de cronograma y que permita incluir mayor cantidad de tareas (calcular soluciones con mayor flota y tonelaje) sin incrementar excesivamente el tiempo de cálculo.

Bibliografía

- Alexandre, R. F., Campelo, F., Fonseca, C. M., y de Vasconcelos, J. A. (2015). A comparative study of algorithms for solving the multiobjective open-pit mining operational planning problems. En A. Gaspar-Cunha, C. Henggeler Antunes, y C. C. Coello (Eds.), *Evolutionary multi-criterion optimization* (pp. 433–447). Cham: Springer International Publishing.
- Both, C., y Dimitrakopoulos, R. (2020). Joint stochastic short-term production scheduling and fleet management optimization for mining complexes. *Optimization and Engineering*. Descargado de https://doi.org/10.1007/978-98-020-0000-0_10
- Darling, P. (2011). Society for Mining, Metallurgy, and Exploration (SME). Descargado de <https://app.knovel.com/hotlink/toc/id:kpSMEMEHE5/sme-mining-engineering/sme-mining-engineering>
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., y Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197. doi: 10.1109/4235.996017
- de Castro, L. N. (2007, 01 de Mar). Fundamentals of natural computing: an overview. *Physics of Life Reviews*, 4(1), 1-36. Descargado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1571064506000315>
- Dindarloo, S., y Siami-Lrdemoosa, E. (2016). Merits of discrete event simulation in mining operations. *Journal of Mining Engineering*, 46(1), 1-10. doi: 10.1016/j.jm.2015.12.001

lation in modeling mining operations. En (p. 171-173). Descargado de <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84988423429partnerID=40md5=> (cited By 0)

G., D., R., F., y S., J. (1954). Solution of a large-scale traveling-salesman problem. *Journal of the Operations Research Society of America*, 2(4), 393. Descargado de <http://ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login>.

Gaspar-Cunha, A., Antunes, C. H., y Coello, C. A. C. (Eds.). (2015). *Evolutionary multi-criterion optimization - 8th international conference, EMO 2015, guimarães, portugal, march 29 -april 1, 2015. proceedings, part I* (Vol. 9018). Springer. Descargado de <https://doi.org/10.1007/978-3-319-15934-8> doi: 10.1007/978-3-319-15934-8

Jayanthakumaran, K. (2016). China: An emerging giant. En *Industrialization and challenges in asia* (pp. 135–157). Singapore: Springer Singapore. Descargado de <https://doi.org/10.1007/978-981-10-0824-5> doi: 10.1007/978-981-10-0824-5

Lagos, G. (2018, 01 de May). Mining nationalization and privatization in peru and in chile. *Mineral Economics*, 31(1), 127-139. Descargado de <https://doi.org/10.1007/s13563-017-0124-9> doi: 10.1007/s13563-017-0124-9

Meza, J. (2011). *Desarrollo de un modelo de aplicación de simulación a un sistema de carguío y acarreo de desmonte en una operación minera a tajo abierto* (Tesis de Master no publicada). Pontificia Universidad Católica del Perú.

Neri, F. (2016). Matrices. En *Linear algebra for computational sciences and engineering* (pp. 15–39). Cham: Springer International Publishing. Descargado de <https://doi.org/10.1007/978-3-319-40341-0> doi: 10.1007/978-3-319-40341-0

O'Regan, G. (2016). Graph theory. En *Guide to discrete mathematics: An accessible introduction to the history, theory, logic and applications* (pp. 141–153). Cham: Springer Interna-

tional Publishing. Descargado de <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44561-89>
doi: 10.1007/978-3-319-44561-89

Peru Exports observatory of economic complexity. (s.f.).

<https://oec.world/en/visualize/tree_map/hs92/export/per/all/show/2018/>. (Accessed : 20

Ramlall, N. (2013). *An investigation into the effects of ug2 ore variability in froth flotation* (Tesis de Master no publicada). University of KwaZulu-Natal.

Ribeiro, G. R., Saldanha, R. R., y Maia, C. A. (2018, 01 de Oct). Analysis of decision stochastic discrete-event systems aggregating max-plus algebra and markov chain. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 29(5), 576-585. Descargado de <https://doi.org/10.1007/s40313-018-0394-7> doi: 10.1007/s40313-018-0394-7

Savage, J. (2019, 1 de November). *Safer and more sustainable, mining through technology.* University of Arizona, Mining and Geological Engineering department.

Wahde, M., Bellone, M., y Torabi, S. (2019, 01 de Sep). A method for real-time dynamic fleet mission planning for autonomous mining. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 33(5), 564-590. Descargado de <https://doi.org/10.1007/s10458-019-09416-y>
doi: 10.1007/s10458-019-09416-y

Anexo

