

Planificación de mina de largo plazo basada en optimización multiobjetivo y supervisión predictiva

Long-term mine planning based on multiobjective optimization and predictive supervision

Chuk, O.D.¹
Romero, M.E.¹
Rodríguez Medina, C.G.¹
Gutiérrez, L.V.¹, Gil, J.P.¹

¹Instituto de Investigaciones Mineras, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de San Juan. Av. Libertador San Martín 1109 –oeste-, 5400 San Juan, Argentina.

Email: dchuk@unsj.edu.ar



RESUMEN

En este trabajo se desarrolla una solución para el problema de la mezcla óptima de diversas fuentes de mineral, contemplando diversas plantas de tratamiento, producción de más de un metal y diversas restricciones técnicas y económicas. La evaluación se realiza en el largo plazo, es decir contemplando variaciones previstas de datos tales como leyes, cotizaciones y costos a lo largo de un período amplio comparable con la vida de la mina. El cálculo se realiza usando optimización multiobjetivo, con una perspectiva predictiva ya que se hace correr el modelo del proceso hacia adelante en el tiempo.

Palabras Clave: Mezcla óptima de minerales, Optimización multiobjetivo, Supervisión predictiva.

ABSTRACT

A solution for the optimal blending of diverse mineral sources is developed, taking account of several plants of treatment, production of more than one metal and diverse technical and economic restrictions. The evaluation is carried out in the long term, contemplating expected variations of data such as grade, quotations and costs over the entire life of the mine. The calculation uses multi-objective optimization, with a predictive perspective.

Keywords: Optimal mine blending, Multi-objective optimization, Predictive supervision.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de las técnicas computacionales de optimización en los últimos 50 años ha impactado en todas las fases de una operación minera, comenzando por el cálculo de la explotación de una mina a cielo abierto [1] pero teniendo una importancia decisiva en el proble-

ma de la planificación de mina. Al respecto, si bien algunos autores como Gershon [2] sostienen que los métodos de optimización matemática no deben dejar de lado la heurística tradicional usada por los planificadores, la mayoría de las soluciones recurren a la Programación Lineal Mixta Entera [3], usando habitualmente el paquete comercial de cálculo CPLEX [4]. El objetivo de optimización es casi siempre la maximización del Valor Actual Neto (Net Present Value, NPV) [5] del proceso. Otras aproximaciones han usado otros métodos tales como el “Branch and cut” [6] (Caccetta and Hill, 2003), algoritmos genéticos [7] y técnicas derivadas del control automático tales como el control predictivo [8].

El presente artículo se orienta específicamente al problema más importante de la programación de mina, la mezcla óptima de la producción de mina antes de llegar a las plantas de procesamiento. Contempla la mezcla de distintas fuentes de mineral, como minas a cielo abierto, subterráneas y pilas de acopio o botaderos, diversas plantas de tratamiento y distintos productos. Si bien las soluciones más simples están formuladas en base a la programación lineal [9], se trata sin embargo de un problema de optimización no lineal, que puede ser resuelto usando un algoritmo de Programación no lineal Mixto (MINLP), como lo muestran Blom et al. [10]. Existen programas comerciales que realizan este tipo de optimización, como el COMET [11] pero los fabricantes no proveen demasiados detalles sobre cómo funciona internamente, restringiendo de este modo la posibilidad de plantear soluciones a problemáticas particulares.

La planificación de mezcla de fuentes de mineral como un problema multiobjetivo

El caso particular de la planificación de producción en las industrias extractivas involucra un número elevado de variables que influyen en el rédito económico: los caudales de mineral por veta, las leyes

de las especies a extraer, la vida útil de la mina, las capacidades de la/las planta/s de tratamiento, sus recuperaciones, los valores en el mercado de los minerales, los costos de extracción y tratamiento, los costos energéticos, laborales, etc. Al mismo tiempo, existen restricciones impuestas por factores técnicos y económicos que completan el problema de optimización.

Las soluciones a este problema se focalizan a menudo en el diseño de una política de la ley de corte [12]. El objetivo más usual sin embargo es el NPV, pero tampoco es el único. Es habitual que este ideal se complemente con algún objetivo de producción en un determinado período, políticas de consumo de las pilas de acopio, de estabilización de la ley de entrada a plantas, etc. Se tiene así un problema que contempla más de un objetivo. La resolución de un problema en el cual dos o más objetivos compiten entre sí, considerando restricciones técnico – económicas, es por definición problema de optimización multiobjetivo, el cual será definido más adelante.

Es usual resolver este problema optimizando varios objetivos iterativamente, como propone Everett [13], o incluyendo algunos objetivos en las restricciones del problema [14]. Pero es conocido que esto conduce a soluciones sub óptimas.

El enfoque multiobjetivo para encontrar la mezcla óptima ya ha sido usado por los autores a fin de solucionar el problema en el corto plazo [15]. En este trabajo se extiende la técnica en el tiempo a un período más amplio, típicamente la vida útil de la mina.

PLANTEO DEL PROBLEMA

Se propone la maximización del NPV en una operación minera metalífera de oro y plata hasta el agotamiento de las reservas, y se ha estimado que esto puede ocurrir a los N_c meses. El esquema mina-

planta a optimizar se presenta en la Figura 1. Se parte de 10 fuentes de mineral, cada una con una cierta cantidad de *Reservas* estimadas [tn], y caracterizadas cada una por una ley de oro C_u [gr/tn] y de plata C_g [gr/tn], pudiendo variar ambas a lo largo de los N_c meses. Los caudales Q_i [tn/mes] provistos por las fuentes de mineral pueden ser derivados a una planta de Molienda (destino $d = 1$), a una pila de Stock de Largo Plazo SLP intermedia ($d = 2$), o a una planta de Lixiviación en valle HL ($d = 3$). Por simplicidad, no hay posibilidad de fraccionar un caudal Q_i para enviarlo a más de un destino. La pila SLP aporta a las plantas de Molienda y HL caudales Q_{SLPm} y Q_{SLPh} respectivamente.

La planta de Molienda tiene una capacidad de tratamiento Q_{scmb} [tn/mes] moderada, menor que la de HL, Q_{schb} [tn/mes]. A la inversa, las recuperaciones para oro y plata de la planta de Molienda, R_{mu} y R_{mg} son mayores a la de HL, R_{hu} y R_{hg} . Los datos económicos son las cotizaciones del oro $CotAu$ y de la plata $CotAg$, y los costos de procesamiento de Molienda PC_m y HL PC_h . Todos estos pueden variar también a lo largo de los N_c meses de evaluación.

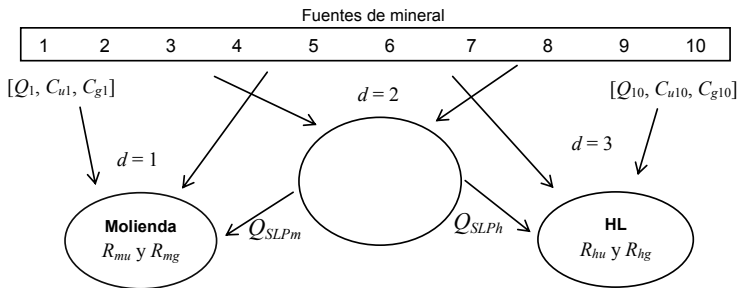


Figura 1. Esquema del conjunto mina – plantas

OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

La optimización multiobjetivo es una herramienta matemática nacida en el campo de la economía pero cuyo uso está creciendo rá-

pidamente en todos los campos de la ingeniería, y particularmente en el procesamiento de minerales [16] [17] y en el diseño óptimo de procesos unitarios aplicados a dicho procesamiento [18]. El problema de optimización multiobjetivo puede ser definido formalmente como sigue [19]:

Encontrar el/los vector/es de n variables de decisión

$$\mathbf{x}^* = [x_1^* \ x_2^* \ \dots \ x_n^*]^T \quad (1)$$

que satisfaga/n las m restricciones de desigualdad

$$g_i(\mathbf{x}) \geq 0 \text{ para } i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

las t restricciones de igualdad (modelo del sistema)

$$h_i(\mathbf{x}) = 0 \text{ para } i = 1, 2, \dots, t \quad (3)$$

y optimice/n (maximice o minimice) el vector de q funciones de evaluación

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}) \ f_2(\mathbf{x}) \ \dots \ f_q(\mathbf{x})] \quad (4)$$

Cuando hay un solo objetivo el concepto de *óptimo* es claro: aquel vector que maximiza o minimiza la función objetivo. Cuando hay más de una función objetivo la definición cambia, ya que las funciones objetivo compiten entre sí, por lo cual no es posible encontrar *un* óptimo sino que el resultado es un grupo de soluciones óptimas denominado *Conjunto de Pareto* [7].

FORMULACIÓN MULTI OBJETIVO DEL PROBLEMA

Se ha usado como vector \mathbf{x} de variables de decisión

$$\mathbf{x} = [Q_1(1) \ Q_2(1) \ \dots \ Q_{10}(1) \ Q_{SLPm}(1) \ Q_{SLPh}(1) \ \dots \ Q_1(N_c) \ Q_2(N_c) \ \dots \ Q_{10}(N_c) \ Q_{SLPm}(N_c) \ Q_{SLPh}(N_c) \ \dots \ \dots \ d_1(1) \ d_2(1) \ \dots \ d_{10}(1) \ \dots \ d_{10}(N_c)] \quad (5)$$

Donde $d_j(j) \in \{1,2,3\}$ para $j=1,2,\dots, N_c$ son los posibles destinos

para la veta i en cada mes j . Dado que los $Q_i(j)$ son reales y los $d_i(j)$ enteros, se tiene un problema de optimización mixta entera.

El vector de funciones de evaluación a ser minimizadas, resumido en la Tabla 1, consta en primer lugar del NPV, pero además de otras medidas que hacen a la estabilidad del proceso en el tiempo y el uso de las reservas. Todas tienen un carácter predictivo, pues evalúan el modelo matemático [18] hacia adelante en el tiempo.

Tabla 1: Funciones de evaluación $f(x)$

Función	Objetivo
$f_1(x) = NPV = -\sum_{j=1}^{N_c} P(j) \cdot \square(\square)$	Maximización de NPV, donde $P(j)$ es el rédito en el mes j .
$f_2(x) = \sum_{j=1}^{N_c} \ \square(\square) - \square(\square - I)\ _2$	Límite a los cambios en caudales
$f_3(x) = \sum_{j=1}^{N_c} I \quad \forall d_i(j) \neq d_i(j-1)$	Conteo de cambios por cada veta
$f_4(x) = \sum_{j=2}^{N_c} (\square(\square) - \square(\square - I))^2 \quad \forall P(j) < P(j-1)$	Crecimiento monótono de P
$f_5(x) = \sum_{j=1}^{N_c} (\square(\square) - \square(\square))^2 \quad \forall VolSLP(j) < minVolSLP$	Límite inferior $minVolSLP$ del volumen de pila $VolSLP$ hasta el mes N_{cb}
$f_6(x) = (VolSLP(N_c))^2$	Agotamiento del stock SLP al cierre de la operación.
$f_7(x)$ a $f_{10}(x)$, para cada veta i : $f(6+i) = (Reservas(i) - \sum_{j=1}^{N_c} \square(\square))^2, \quad \forall \sum_{j=1}^{N_c} \square(\square) < Reservas(i)$ $f(6+i) \rightarrow \infty$ en otro caso.	Agotamiento de las reservas

A su vez, las restricciones del tipo (2) se listan en la Tabla 2. No se han usado restricciones de igualdad del tipo (3).

Tabla 2: Restricciones de desigualdad del problema multiobjetivo

Función	Objetivo
$g_1(x) = \sum_{j=1}^{N_c} (\square(\square) - \square(\square)) \quad \forall Q_{scmb} < Q_{mill}(j)$	No superar la capacidad de planta de Molienda Q_{scmb}
$g_2(x) = \sum_{j=1}^{N_c} (\square(\square) - \square(\square)) \quad \forall Q_{schb} < Q_{mill}(j)$	No superar la capacidad de planta de Heap Leaching Q_{schb}
$g_3(x) = \sum_{j=1}^{N_c} (VolSLP(\square)) \quad \forall VolSLP < 0$	Ninguna instancia de $VolSLP$ puede ser negativa
$g_4(x)$ a $g_{13}(x)$, del tipo $g_i(x) = Reservas(i) - \sum_{j=1}^{N_c} \square(\square),$	Consumo limitado a las reservas: $\sum_{j=1}^{N_c} \square(\square) < Reservas(i)$

RESULTADOS

El problema ha sido resuelto usando un algoritmo de optimización

de colonias de hormigas [20]. En un ejemplo de aplicación concreto se considera un horizonte de $N_c = 24$ meses a partir del momento de la optimización, leyes crecientes en orden con las fuentes de mineral, pero con una fuerte caída en las previsiones de las mismas en el mes 8 y un incremento en la cotización del oro del 13% en el mes 16. El resto de los valores, sin bien hipotéticos, se corresponden con valores estándar de emprendimientos metalíferos conocidos. Se supone que la planta de Molienda tiene una capacidad de $Q_{scmb} = 50000$ tn/mes y HL de $Q_{scmh} = 100000$ tn/mes, y se le impone a la pila SLP que no descienda de 20000 tn hasta el mes 20, cuando se inicia el cierre de mina. La evolución en el tiempo se presenta en la Figura 2, partiendo de valores medios x_o . El vector de 10 destinos optimizados es [3 2 2 3 3 2 1 1 1 1] para los meses 1 a 7, [3 3 2 2 2 2 3 3 2 2] para los meses 8 a 15 y [3 2 3 3 1 1 2 2 3 2] para los meses 16 a 24.

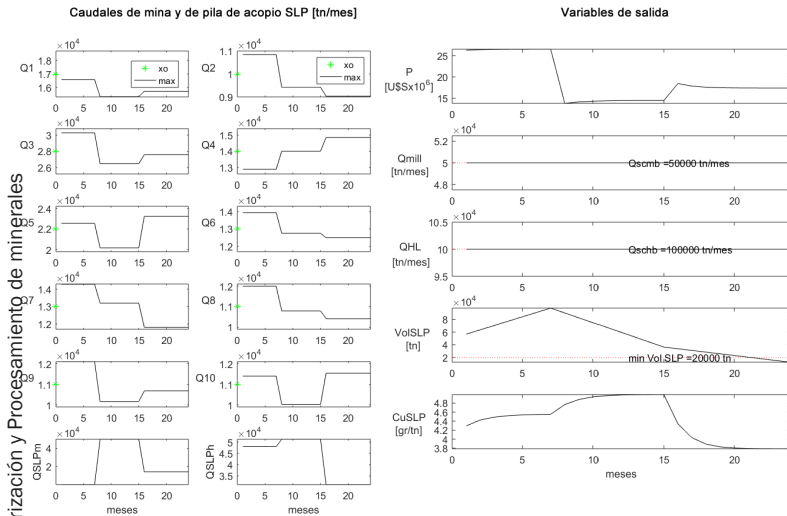


Figura 2: Variables de decisión y salidas optimizadas

Las soluciones optimizadas obtenidas presentan un aumento del NPV de entre el 5% y 10% respecto de la solución calculada por un programador de mina entrenado. Se observa un uso máximo y constante de ambas plantas, se respeta el volumen mínimo de la pila *min-VolSLP* y se asegura el agotamiento de las reservas al fin del emprendimiento.

REFERENCIAS

1. H. Lerchs, I. F. Grossman. "Optimum design of open-pit mines". The Canad. mining and metallurg. bull. 58 (633); 47-54. 1965.
2. M. Gershon. "Heuristic approaches for mine planning and production scheduling", International Journal of Mining and Geological Engineering. 5(1), 1-13. 1987.
3. H. Askari-Nasab, K. Awuah-Offei, H. Eivazy. "Large-scale open pit production scheduling using Mixed Integer Linear Programming", International Journal of Mining and Mineral Engineering. 2(3), 185-214. 2010.
4. IBM. "IBM ILOG CPLEX Optimization Studio for Matlab V.12 R.7 User's manual". IBM Corporation. 2017.
5. M.W.A. Asad, E. Topal. "Net present value maximization model for optimum cut-off grade policy of open pit mining operations" ,J. S. Afr. Inst. Min. Metall. 111(11), 741-750. 2011.
6. L. Caccetta, L., S.P. Hill. "An application of branch and cut to open pit mine scheduling". Journal of Global Optimization. 27(2-3), 349-365. 2003.
7. M. Ataei, M. Osanloo. "Using a combination of genetic algorithm and the grid search method to determine optimum cutoff grades of multiple metal deposits", International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment. 18(1), 60-78. 2003.
8. G.C. Goodwin, M.M. Serona, R.H. Middleton, M. Zhanga,

- B.F. Hennessy, P.M. Stone, M. Menabdeh. “Receding horizon control applied to optimal mine planning”. *Automatica*, 42(8), 1337 – 1342. 2006.
9. E.K.C. Chanda, K. Dagdelen. “Optimal blending of mine production using goal programming and interactive graphics systems”. *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment*. 9, 4, 203-208. 1995.
- M.L. Blom, A.R. Pearce, P.J. Stuckey, P.J. “A Decomposition-Based Algorithm for the Scheduling of Open-Pit Networks Over Multiple Time Periods”. *Management Science*. Published online in *Articles in Advance* 08 Jan 2016. <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.2015.2284>. 2016.
- R. Wooller, R. “Optimising multiple operating policies for exploiting complex resource - an overview of the COMET scheduler, Ore body modelling and strategic mine planning”, *AusIMM Spectrum Series*. 14(2), 309–316. 2007.
- V.N. Nesis. “Cutoff evaluation practice in short-term gold mine planning”. *Gornyi Zhurnal*, 4, 43-48. 2017.
- Everett, J.E. “Simulation Modeling of an Iron Ore Operation to Enable Informed Planning”. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*. 5; 101-114. 2010.
- I. Galić, B. Jakonvić, I. Mrakovčić. “An another way for open pit mine design optimization – Floating slopes method”, *Rudarsko-geološko-naftni zbornik*. 21, 103-111. 2009.
- O.D. Chuk, C.G. Rodríguez Medina, L.V. Gutiérrez, J.P. Gil, E.A. Núñez, “Aplicación de la optimización multiobjetivo a la planificación de mina con criteriortécnicos y económicos”. *XIII Jornadas Argentinas de Tratamiento de Minerales*. Mendoza, Argentina. 2016.
- O.D. Chuk, B.R. Kuchen. “Supervisory control of flotation columns using multi-objective optimization “. *Minerals Engineering*. 24(14);1545–1555. 2011.

- O.D. Chuk, C.G. Rodriguez Medina. “Optimización multiobjetivo de procesos industriales en línea. Su aplicación a columnas de flotación”. XII Jornadas Argentinas de Tratamiento de Minerales –XII JATRAMI-. San Luis, Argentina. 2014.
- O.D. Chuk, L.V. Gutierrez, J.P. Gil. “Cálculo óptimo de hidrociclones por medio de algoritmos genéticos”. VII Jornadas Argentinas de Tratamiento de Minerales. Buenos Aires. 2004.
- Y. Donoso, R. Fabregat. “Multi-Objective Optimization in Computer Networks Using Metaheuristics”. Auerbach Publications. 2007.
- M. Schlueter, M. Munetomo. “MIDACO parallelization scalability on 200 MINLP benchmarks”. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing, 7, (3), 171-181. 2017.