

# ESTIMATIVA DE TAXA DE PRODUÇÃO EM FASES PREMATURAS DE PROJETO ATRAVÉS DE DADOS SEGMENTADOS POR SUBSTÂNCIA MINERAL, MÉTODO DE LAVRA E PORTE DOS EMPREENDIMENTOS\*

Jorge Luiz Valença Mariz<sup>1</sup>  
Rodrigo de Lemos Peroni<sup>2</sup>

## Resumo

Asequações presentes na literatura para estimar a taxa de produção de um empreendimento mineiro e, conseqüentemente, a vida útil do depósito mineral, como as propostas por Taylor, Long, dentre outros, não apresentam boa aderência à realidade das minas brasileiras. Este trabalho tem como objetivo estudar e propor equações mais consistentes para aplicação em diferentes cenários de operação e tipos de depósitos. Estas novas equações foram obtidas através da Simulação de Monte Carlo e levaram em consideração a segmentação das minas por substância mineral, pelo método de lavra e pelo porte dos empreendimentos em operação no Brasil entre 2010 e 2015, sendo subdivididas em duas tabelas que as agrupam por método de lavra. Foram efetuadas 172.000.000 simulações nos eventos lavrados a céu aberto e 30.000.000 simulações nos lavrados através de métodos subterrâneos combinados com os lavrados a céu aberto em concomitância com métodos subterrâneos, resultando em 113 equações. Conclui-se que as equações propostas neste trabalho oferecem maior confiabilidade que as metodologias até então aplicadas.

**Palavras-chave:** Planejamento de lavra; Regra de Taylor; Taxa de produção; Vida útil.

## EQUATIONS FOR FORECASTING THE PRODUCTION RATE IN PREMATURE PROJECT PHASES THROUGH DATA SEGMENTED BY MINERAL SUBSTANCE, EXPLOITATION METHOD AND SIZE OF THE ENTERPRISES

### Abstract

The equations present in the literature to estimate the production rate of a mining enterprise and, consequently, the lifetime of the mineral deposit, such as those proposed by Taylor, Long, among others, do not present good adherence to the reality of Brazilian mines. This report aims to study and propose more consistent equations for application in different operations scenarios and deposit types. These new equations were obtained through Monte Carlo Simulation and took into account the segmentation of mines by mineral substance, by mining method and by the size of the projects in operation in Brazil between 2010 and 2015, being subdivided into two tables that group them by mining method. A total of 172,000,000 simulations were conducted at open pit events and 30,000,000 simulations were performed in underground methods combined with open pit methods in conjunction with underground methods, resulting in 113 equations. It is concluded that the equations proposed in this work offer greater reliability than the methodologies previously applied.

**Keywords:** Mine planning; Taylor's Rule; Production rate; Life time.

<sup>1</sup> Engenheiro de Minas, Mestrando, DEMIN/UFRGS, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

<sup>2</sup> *Engenheiro de Minas, Dr., Professor Associado, DEMIN/UFRGS, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.*

## 1 INTRODUÇÃO

Na teoria, é possível calcular a taxa de extração ótima de um projeto de mineração a partir do conhecimento ou da inferência da massa total e da distribuição de teores (incluindo os efeitos da variação do teor de corte) de um corpo mineral, assumindo conhecidos os custos e preços de venda dos produtos. Estas informações, entretanto, não estão disponíveis em um estágio incipiente de projeto, quando são desenvolvidos progressivamente os estudos conceitual, de pré-viabilidade e de viabilidade do empreendimento (LEE, 1984)[1], podendo eventualmente sequer serem obtidas com precisão até o fechamento da mina. Mesmo detendo parte destes conhecimentos, a formulação de uma teoria de otimização forneceria respostas diferentes quando variasse o parâmetro a ser maximizado, como o lucro total, o fluxo de caixa total, o valor presente líquido ou a taxa interna de retorno. Portanto, embora válida, uma aproximação matemática genérica à vida útil da mina e de sua escala de produção apresenta diversas limitações, sendo necessário prover este termo através de outra metodologia considerando a natureza do depósito e a forma de extração. (MARIZ; PERONI, 2018)[2]

A busca por soluções neste âmbito não é recente. Taylor (1977)[3], após analisar 30 minas contemporâneas à época de seu estudo, em operação ou projetos aptos ao início, cujos tamanhos e geometrias dos corpos minerais eram os mais diversos (excluindo depósitos tabulares), além de reservas totais razoavelmente conhecidas, averiguou que a taxa de extração comportava-se proporcionalmente a três quartos da tonelagem do minério, de modo que a vida útil era proporcional à raiz quádrupla da tonelagem. Foi proposto em seu estudo uma equação da forma  $y(x) = a * x^b$ , onde  $y(x)$  equivale à taxa de produção (toneladas ou toneladas curtas por dia) e  $x$  representa a reserva de minério (milhões de toneladas ou toneladas curtas). Desde então, a equação desenvolvida por Taylor (1977)[3] sofreu diversas revisões, inicialmente após o estudo desenvolvido por Camm (1991)[4] com o intuito de obtenção de modelos de custos para aplicar na avaliação de pré-viabilidade de empreendimentos, seguido pelos trabalhos efetuados com o objetivo de revisar a equação inicial para determinados cenários, como os publicados por Singer et al. (1998)[5], Singer et al. (2000)[6], Long e Singer (2001)[7] e Long (2009)[8]. A Tabela 1 apresenta as equações obtidas em todos estes estudos, onde  $C_{st}$  e  $C$  representam o termo  $y(x)$  e  $T_{st}$  e  $T$  representam o termo  $x$  da função; a Figura 1, por sua vez, apresenta o comportamento destas equações em um gráfico cujas reservas atingem 100Mt.

**Tabela 1.** Descrição dos objetos de estudo e das conclusões obtidas por cada autor

REFERÊNCIA	EQUAÇÃO PROPOSTA	TIPOS DE MINAS	Nº MINAS
Taylor (1977)	$C_{st} = 0,0143 * T_{st}^{0,75}$	Desconhecido	30
Singer et al. (1998)	$C_{st} = 0,4159 * T_{st}^{0,5874}$	Céu aberto (ouro e prata)	41
Singer et al. (2000)	$C_{st} = 0,0248 * T_{st}^{0,704}$	Subterrânea (grandes sulfetos)	28
Long, Singer (2001)	$C_{st} = 0,0236 * T_{st}^{0,74}$	Céu aberto (cobre)	45
Long OP (2009)	$C = 0,123 * T^{0,649}$	Céu aberto e <i>blockcaving</i>	342
Long UG (2009)	$C = 0,297 * T^{0,563}$	Subterrânea (- <i>blockcaving</i> )	197

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018)[2]

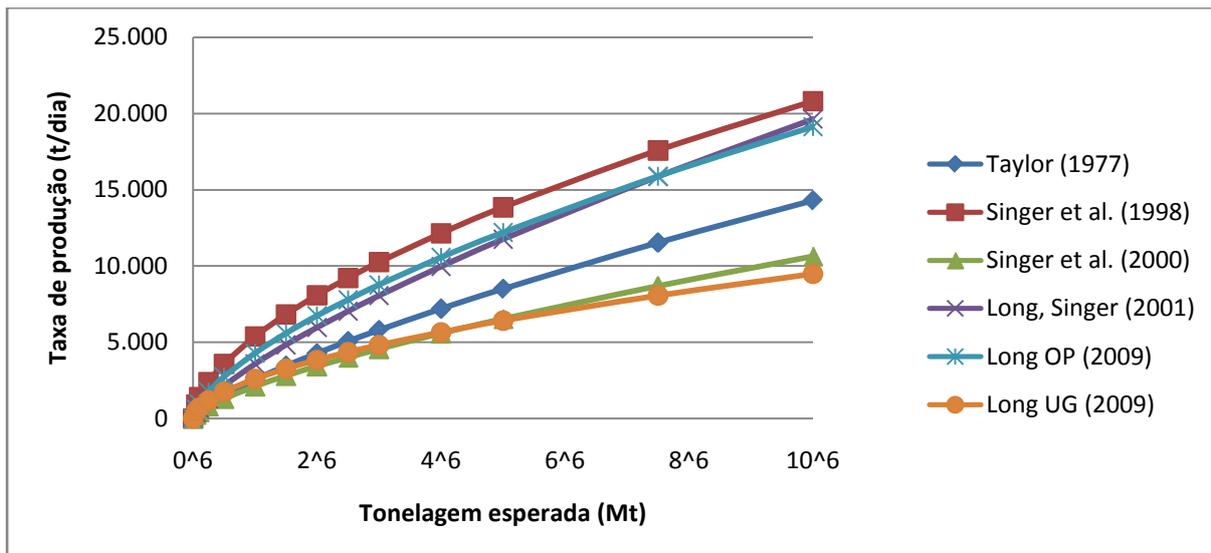


Figura 1. Taxas de produção obtidas em cada método para depósitos até 100 Mt

A avaliação efetuada por Mariz e Peroni (2018)[2] identificou que estas metodologias não apresentavam aderência aos empreendimentos mineiros em operação no Brasil listados entre os anos de 2010 e 2015, conforme informações contidas nos Relatórios Anuais de Lavra (RALs) deste período, obtidas através do Departamento Nacional de Pesquisa Mineral (DNPM), atual Agência Nacional de Mineração (ANM). O banco de dados trabalhado nesta ocasião possui 53.524 processos codificados, que resultaram em 321.138 dados de produção anual e reservas ao longo dos seis anos estudados, sendo estes considerados como eventos, de modo semelhante ao definido por Long em 2009[8]; isso significa que uma mesma mina pode possuir diversos eventos, caso haja informações de reservas e produção em anos distintos. Foram efetuadas diversas triagens no banco de dados, visando eliminar eventos que poderiam influenciar a análise, produzindo viés. Foram excluídos os eventos em que a reserva total não foi informada (163.425 eventos), além dos que possuíam reservas totais inferiores a 10.000 toneladas (971), visto que em boa parte destes estava claro que os dados eram imprecisos, e foi preferível a sua exclusão que a adição de viés ao banco de dados. Aqueles cuja taxa de produção foi declarada no ano base como não informada (98.596) ou nula (22.983, talvez pela paralização do empreendimento) também foram excluídos; eventos cuja produção anual declarada foi inferior a 100.000 toneladas (28.117) foram também descartados, visto que minas de pequeno porte não foram o foco do estudo. Após a seleção dos dados, restaram 7946 eventos, que foram considerados dentro do intervalo de interesse da análise. Como o banco de dados não apresentava informações acerca da mineralogia dos depósitos lavrados, não foi possível aplicar as equações desenvolvidas por Singer et al. (2000)[6] e por Long e Singer (2001)[7], visto que a primeira avaliou depósitos sulfetados lavrados através de métodos subterrâneos e a segunda foi desenvolvida para depósitos de cobre porfirítico lavrados a céu aberto. (MARIZ; PERONI, 2018)[2]. A Tabela 2 apresenta os métodos considerados, o número de eventos da base de dados final utilizados em cada cenário e a respectiva aderência das metodologias existentes obtida pela análise.

Tabela 2. Aderências das metodologias clássicas ao banco de dados

METODOLOGIA CLÁSSICA	EVENTOS TOTAIS	EVENTOS CONTEMPLADOS	ADERÊNCIA
----------------------	----------------	----------------------	-----------

Taylor (1977)	7.946	781	9,83%
Singer et al. (1998) (Au, Ag) (OP)	97	9	9,28%
Singer et al. (1998) (Au, Ag) (OP + OP e UG)	110	12	10,91%
Long (2009) (OP)	7.611	508	6,67%
Long (2009) (OP + OP e UG)	7.643	517	6,76%
Long (2009) (Au, Cu, Zn, Pb) (OP)	130	36	27,69%
Long (2009) (Au, Cu, Zn, Pb) (OP + OP e UG)	149	40	26,85%
Long (2009) (UG)	89	18	20,22%
Long (2009) (UG + OP e UG)	121	25	20,66%
Long (2009) (Au, Cu, Zn, Pb) (UG)	28	4	14,29%
Long (2009) (Au, Cu, Zn, Pb) (UG + OP e UG)	47	8	17,02%

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018) [2]

Visto que as metodologias clássicas não apresentaram boa aderência aos dados referentes às minas brasileiras em operação entre 2010 e 2015, verificou-se a necessidade de desenvolver equações que ofereçam soluções alternativas ao problema e que apresentem resultados melhores que as existentes para o cenário estudado. Mariz e Peroni (2018)[2] propuseram em seu estudo uma segmentação de dados por substância mineral, como podem ser verificados na Tabela 3 os resultados obtidos para os 25 minerais mais significativos dentre os presentes nos RALs, sejam por apresentarem as maiores produções anuais ou por apresentarem as maiores reservas. Os autores ainda propuseram a adição de um novo coeficiente ao formato proposto por Taylor (1977)[3], visto que esta solução permitia incrementar a aderência dos modelos aos dados sem que o formato original perdesse a sua simplicidade, adquirindo a forma  $y(x) = a * x^b + c$ , onde  $y(x)$  equivale à taxa de produção (toneladas ou toneladas curtas por dia) e  $x$  representa a reserva de minério (milhões de toneladas ou toneladas curtas).

**Tabela 3.** Coeficientes que resultarão na equação ótima para as 25 principais substâncias minerais estudadas

SUBSTÂNCIA	EVENTOS TOTAIS	EVENTOS CONTEMPLADOS	ADERÊNCIA	COEF. A	COEF. B	COEF. C
Anatásio	6	6	100,00%	4,60648	0,49646	0,70342
Areia	639	229	35,84%	0,24556	0,38261	336,30000
Argilas Comuns	337	126	37,39%	0,16420	0,30684	355,91505
Bauxita Metalúrgica	105	34	32,38%	9,35242	0,30453	204,99734
Brita e Cascalho	2112	476	22,54%	0,83027	0,42917	297,81170
Calcário	787	167	21,22%	0,40677	0,48719	73,66004
Cassiterita (Primário)	22	9	40,91%	0,43222	0,54947	27,77136
Cassiterita (Secundário)	29	13	44,83%	1,04642	0,38920	134,62646
Caulim	50	22	44,00%	9,42578	0,25393	160,61393
Cianita e Outros	6	6	100,00%	5,91708	0,45577	2,22864

## Refratários

Cobre	49	16	32,65%	0,02217	0,74463	20,30153
Dolomito	93	28	30,11%	3,04005	0,32661	105,41135
Ferro	369	76	20,60%	0,02184	0,74319	22,84216
Filito	29	10	34,48%	0,03983	0,70991	158,47558
Fosfato	55	14	25,45%	0,04145	0,67519	342,54380
Ilmenita	8	7	87,50%	0,04681	0,71025	17,80874
Magnesita	21	17	80,95%	0,75363	0,41957	16,92052
Manganês	46	18	39,13%	9,76409	0,37419	148,20936
Níquel	35	17	48,57%	0,04934	0,69976	41,39949
Ornamental (Granito, Gnaiss e afins)	272	73	26,84%	3,65362	0,31524	279,57782
Ouro (Primário)	136	54	39,71%	0,03200	0,73177	95,99154
Paládio	6	6	100,00%	0,08655	0,68038	0,36570
Potássio	6	5	83,33%	1,27268	0,43052	0,47741
Salgema	12	12	100,00%	8,56047	0,25577	0,66417
Zirconita (Primária)	8	6	75,00%	0,17995	0,59434	0,20201

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018) [2]

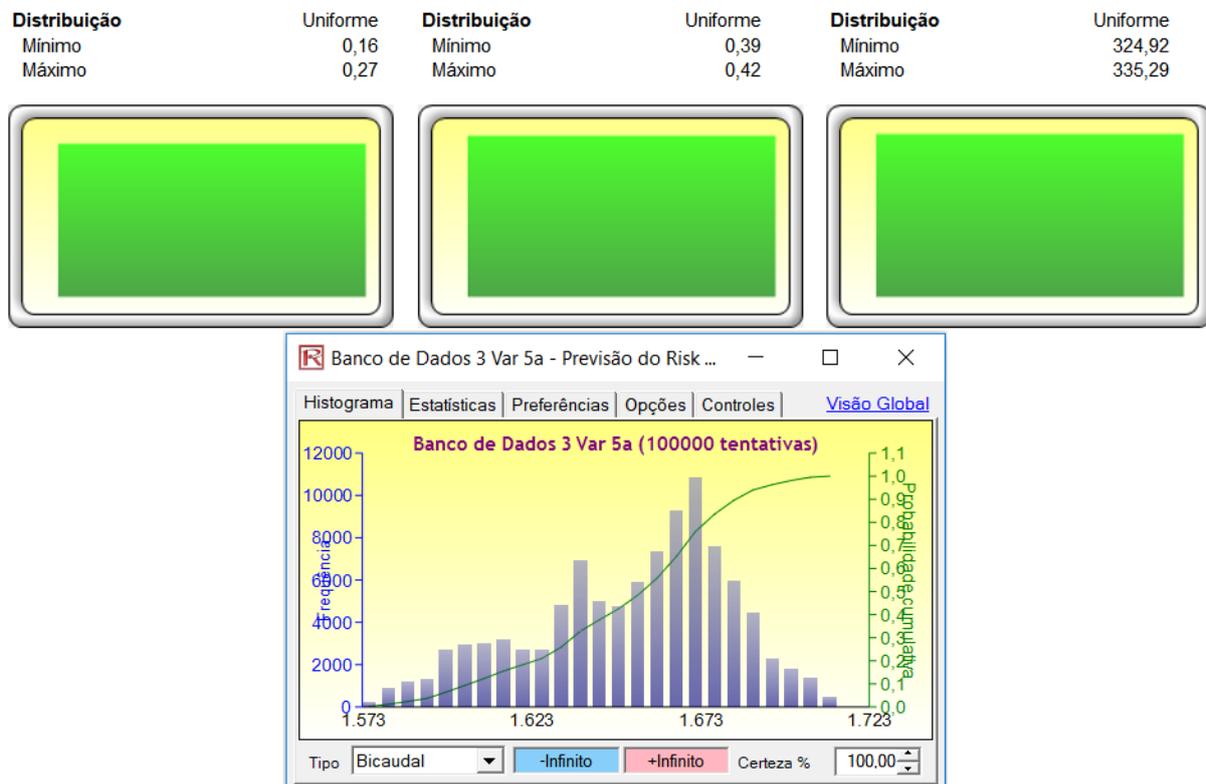
Embora este estudo tenha fornecido novas opções com aderências superiores aos empreendimentos mineiros em operação no Brasil, há ainda a possibilidade de efetuar outras segmentações nestes dados e, então, buscar novas equações considerando cenários mais restritos, tentando assim minimizar a dispersão dos domínios. Portanto, este artigo apresenta os resultados obtidos através da segmentação simultânea por substância mineral, método de lavra e porte do empreendimento efetuada no mesmo banco de dados do estudo anterior.

## 2 DESENVOLVIMENTO

Os métodos de Monte Carlo são um conjunto de técnicas matemáticas experimentais que utilizam variáveis aleatórias em suas soluções, sendo frequentemente aplicados em problemas com variáveis estocásticas ou quando a resolução de um determinado problema está além dos recursos disponíveis na matemática teórica. Em geral, os problemas a serem solucionados através destes métodos podem ser probabilísticos ou determinísticos, dependendo se eles preocupam-se ou não com o comportamento e o resultado dos processos aleatórios. Os problemas determinísticos são aqueles em que os componentes atuam de forma previsível, independente da complexidade do panorama, como um sistema de equações ou um modelo astronômico. Os problemas probabilísticos são baseados na incerteza dos resultados, como o lançamento de um dado ou o crescimento populacional de determinado grupo. No caso probabilístico, a abordagem de Monte Carlo observa números aleatórios, escolhidos de modo que simulem os processos físicos aleatórios do problema original, além de inferir a solução desejada através do comportamento destes números escolhidos. Deve-se levar em consideração que o método de Monte Carlo possui uma incerteza intrínseca oriunda da quantidade de observações dos dados aleatórios e, conseqüentemente, da representatividade da

amostragem do domínio; geralmente, quanto maior a geração e observação de dados aleatórios (amostragem), maior a representatividade e menor a possibilidade de haver erros (HAMMERSLEY; HANDSCOMB, 1964)[9]

A maneira encontrada de aplicar a metodologia de Monte Carlo aos dados do estudo foi através do uso do software Risk Simulator 2017, onde foram definidos os limites e as distribuições estatísticas que restringiriam as possibilidades de resultados de cada coeficiente em cada simulação efetuada. Em Mariz e Peroni (2018)[2] são efetuadas diversas simulações onde foi verificado que os resultados obtidos através de equações com três coeficientes ( $y(x) = a * x^b + c$ ) apresentaram resultados com maior aderência que as equações com dois coeficientes. Também ficou definida a utilização de distribuições estatísticas uniformes na obtenção dos valores dos coeficientes, onde a probabilidade de a simulação atingir um resultado entre o mínimo e o máximo é a mesma. Finalmente, foi definido que os limites para o coeficiente  $a$  seriam 0 e 10, os limites para o coeficiente  $b$  seriam 0,25 e 1 e, por fim, os limites para o coeficiente  $c$  seriam 0 e 500. A Figura 2 exemplifica os limites atingidos por cada coeficiente após um conjunto de 100.000 simulações e o histograma de frequência e a probabilidade acumulada da aderência de cada grupo de coeficientes aos eventos utilizados em um determinado cenário.



**Figura 2.** Limites das distribuições uniformes e histograma de um conjunto de 100.000 simulações efetuado em um cenário com 3 variáveis

Visto que o software apresenta resultados em 15 casas decimais e que seria necessária uma impraticável quantidade de simulações para que se atingisse uma caracterização exaustiva do domínio, caso contrário a aderência máxima poderia não ser reproduzida, foi definido que seriam efetuados conjuntos de 100.000 simulações até que não houvesse mais incremento na aderência em comparação com as 100.000 anteriores ou esta aderência recrudescesse. Em cada nova sequência os limites de cada coeficiente foram cada vez mais restritos, sendo

tomados como referência, no mínimo, os coeficientes obtidos nos seis melhores resultados finais da simulação anterior. Desta forma, em no máximo 600.000 simulações foi possível obter a aderência máxima de qualquer cenário estudado neste trabalho.

Isto posto, foram executadas simulações para as três restrições propostas, que são a segmentação por substância mineral, por método de lavra e por porte do empreendimento, conforme descrito na Tabela 4.

**Tabela 4.** Classificação das minas quanto ao porte em função da produção

PORTE DAS MINAS	CLASSE	MAIOR QUE (t/ano)	MENOR QUE (t/ano)
GRANDES	G2	3.000.000	-----
	G1	1.000.000	3.000.000
MÉDIAS	M4	500.000	1.000.000
	M3	300.000	500.000
	M2	150.000	300.000
	M1	100.000	150.000
	P3	50.000	100.000
PEQUENAS	P2	20.000	50.000
	P1	10.000	20.000

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018) [2]

Os resultados obtidos através das simulações efetuadas nas 25 principais substâncias minerais produzidas no País entre 2010 e 2015, seja por ROM produzido e declarado nos RALs, seja por suas reservas, estão dispostos nas Tabelas 5 e 6, onde os coeficientes que compõem as equações ótimas são apresentados com 5 casas decimais e são apresentados também a quantidade de eventos utilizada em cada cenários e a aderência obtida.

**Tabela 5.** Segmentação por substância mineral, porte do empreendimento e eventos lavrados a céu aberto para as substâncias minerais mais importantes

SUBSTÂNCIA A	EVENTOS TOTAIS	EVENTOS CONTEMPLADOS	ADERÊNCIA A	COEF. A	COEF. B	COEF. C
Anatásio G	6	6	100,00%	4,60648	0,49646	0,70342
Areia G	19	8	42,11%	5,72730	0,37619	0,69246
Areia M	614	227	36,97%	0,20409	0,39347	337,56549
Argilas Comuns G	7	4	57,14%	2,93504	0,41238	0,01132
Argilas Comuns M	276	114	41,30%	0,02047	0,26265	363,69862
Bauxita Metalúrgica G	26	14	53,85%	4,44781	0,47090	1,31242
Bauxita Metalúrgica M	76	32	42,11%	9,19104	0,30819	173,78818
Brita G	170	56	32,94%	6,28845	0,35672	146,69242
Brita M	1941	467	24,06%	6,17738	0,3103	234,0013

					0	8
Calcário G	152	54	35,53%	9,85163	0,3229 5	482,1022 5
Calcário M	625	157	25,12%	0,17313	0,4830 9	270,4297 7
Cassiterita (Primária) G	6	4	66,67%	3,36919	0,4461 5	0,04623
Cassiterita (Primária) M	15	6	40,00%	2,26244	0,3515 7	0,53576
Cassiterita (Secundária) G	4	3	75,00%	2,53962	0,3456 7	0,10370
Cassiterita (Secundária) M	25	10	40,00%	9,50892	0,2650 3	2,66656
Caulim G	11	8	72,73%	0,65112	0,5166 8	45,09469
Caulim M	29	18	62,07%	9,80034	0,2684 0	104,5046 5
Cianita e Outros Minerais Refratários G	6	6	100,00%	5,91708	0,4557 7	2,22864
Cobre G	30	14	46,67%	0,05008	0,6951 5	41,83150
Cobre M	8	3	37,50%	1,15280	0,4643 9	0,63285
Dolomito G	5	5	100,00%	9,26302	0,3586 5	1,85031
Dolomito M	76	23	30,26%	8,64456	0,2763 6	250,9728 2
Ferro G	232	66	28,45%	5,06118	0,4075 5	207,7293 5
Ferro M	137	34	24,82%	0,07161	0,4766 9	279,4560 2
Filito M	17	8	47,06%	2,21538	0,2771 6	198,4137 2
Fosfato G	25	10	40,00%	1,13260	0,4994 2	39,98047
Fosfato M	30	12	40,00%	3,01303	0,2515 2	472,9490 7
Ilmenita G	6	6	100,00%	9,60346	0,4292 1	0,22641
Ilmenita M	2	2	100,00%	1,32519	0,4306 5	0,07390
Magnesita G	6	6	100,00%	3,28460	0,3436 9	0,22676
Magnesita M	15	12	80,00%	0,17466	0,3632 4	320,6824 5
Manganês G	16	14	87,50%	6,57898	0,3951 3	10,96477
Manganês M	20	9	45,00%	5,73152	0,3031 0	0,25296
Níquel G	23	13	56,52%	0,05894	0,6893	62,14327

					3	
Níquel M	5	3	60,00%	0,69769	0,4799 2	1,64271
Ornamental G (Granito, Gnaiss e afins)	15	7	46,67%	7,05156	0,3561 2	0,19886
Ornamental M (Granito, Gnaiss e afins)	251	72	28,69%	9,19556	0,2611 8	407,2964 8
Ouro (Primário) G	45	19	42,22%	0,01685	0,7572 7	220,8086 8
Ouro (Primário) M	34	16	47,06%	0,35743	0,5585 5	17,10187
Zircônia (Primária) G	6	4	66,67%	4,25624	0,4343 2	5,43045
Zircônia (Primária) M	2	2	100,00%	2,18676	0,3928 6	0,07800

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018) [2]

**Tabela 6.** Segmentação por substância mineral, porte do empreendimento e eventos lavrados através de métodos subterrâneos somados aos eventos lavrados em concomitância através de métodos a céu aberto e subterrâneos para as substâncias minerais mais importantes

SUBSTÂNCIA	EVENTOS TOTAIS	EVENTOS CONTEMPLADOS	ADERÊNCIA	COEF. A	COEF. B	COEF. C
Argilas Comuns G	3	3	100,00%	8,74188	0,41386	0,21167
Argilas Comuns M	1	1	100,00%	8,48496	0,38773	0,08247
Calcário M	1	1	100,00%	8,25902	0,37643	0,42412
Cobre G	2	1	50,00%	4,32446	0,40316	0,16506
Cobre M	9	8	88,89%	8,14062	0,32398	1,47556
Manganês G	3	3	100,00%	4,31043	0,42573	0,23997
Manganês M	1	1	100,00%	6,18582	0,35135	0,12757
Níquel M	7	5	71,43%	0,28280	0,57649	5,61742
Ouro (Primário) G	6	6	100,00%	2,99459	0,44065	0,88531
Ouro (Primário) M	25	10	40,00%	5,88552	0,32337	0,84323
Potássio G	6	5	83,33%	1,27268	0,43052	0,47741
Salgema M	12	12	100,00%	8,56047	0,25577	0,66417

Fonte: (MARIZ; PERONI, 2018) [2]

### 3 CONCLUSÃO

Como foi verificado em Mariz e Peroni (2018)[2] que as soluções presentes na literatura para obtenção de taxa de produção e vida útil de projetos mineiros incipientes não apresentaram aderência às minas brasileiras em operação entre 2010 e 2015, e mesmo as soluções propostas neste estudo apresentaram baixa aderência para determinadas substâncias minerais, foi proposto um novo estudo baseado na obtenção de equações através de simulações de Monte Carlo para

novas segmentações nos dados. Como já havia sido verificado anteriormente, as equações com três coeficientes apresentaram maior aderência que as que possuíam dois, como proposto inicialmente por Taylor (1977)[3], sendo nesta ocasião utilizadas segmentações concomitantes nos dados por substância mineral, método de lavra e porte do empreendimento.

As novas equações propostas obtiveram maior aderência paratodas as substâncias minerais avaliadas quando comparadas com os métodos presentes na literatura, tendo ainda resultados levemente superiores aos obtidos por Mariz e Peroni (2018)[2]. Desta vez a aderência mínima obtida nas minas a céu aberto foi da ordem de 24% e a aderência mínima obtida pelas minas subterrâneas adicionadas às operadas através de métodos subterrâneos e a céu aberto foi de 40%, onde a aderência máxima para ambos os casos chegou em determinados segmentos até a 100%. Embora a dispersão dos dados impeça resultados superiores em determinados casos, estes ainda apresentam aderência significativamente maior que todos os trabalhos propostos até então. A opção de utilizar as 113 equações segmentadas por substância mineral, método de lavra e porte do empreendimento em detrimento das 67 segmentadas somente por substância mineral, embora apresentem aderência levemente superior, deve ser feita somente quando houver fortes indícios do porte ou do método de lavra do futuro empreendimento, sendo indicadas as equações generalistas no caso contrário.

Em alguns anos será possível efetuar umareanálise com maior número de dados e com informações mais consistentes, conferindo assim maior confiabilidade às equações revisadas, visto que os órgãos reguladores deverão ter à sua disposição maior amostragem e dados mais consistentes que os até então coletados. Esta metodologia de obtenção de equações a partir das simulações de Monte Carlo pode também ser utilizada em quaisquer outros domínios, sendo possível restringir ainda mais o foco do estudo para garantir uma maior confiabilidade dos resultados considerando determinadas geologias regionais.

## Agradecimentos

Os autores agradecem ao DNPM pelo fornecimento do banco de dados utilizado neste estudo. Também merecem reconhecimento pela contribuição que ofereceram os engenheiros de minas Camila Lamonato Centeno, Marcos Antônio de Holanda Tavares e Gustavo Alexandre Silva, assim como Antônio Alves Amorim Neto e Adhelbar de Albuquerque Queiroz Filho.

## REFERÊNCIAS

- 1 LEE, T. D.. Planning and mine feasibility study – Andowners perspective. In: Proceedings of the 1984 NWMA Short Course ‘Mine Feasibility – Concept to Completion’ (G.E. McKelvey, compiler). Spokane, WA, 1984.
- 2 MARIZ, Jorge L. V.; PERONI, Rodrigo L.. Análise da Aderência à Realidade Brasileira dos Métodos de Previsão da Taxa de Produção em Fases Prematuras de Projeto. 9º CBMina, Belo Horizonte, MG, 2018.
- 3 TAYLOR, H. K., 1977, Mine valuation and feasibility studies, in Hoskins, J. R., and Green, W. R., eds., Mineral industry costs, 2nd edn: Spokane, Washington, Northwest Mining Association, p. 1–17.
- 4 CAMM, T. W.. Simplified cost models for prefeasibility mineral evaluations: U.S. Bureau of Mines, 1991 Information Circular 9298, 35 p.

- 5 SINGER, D.A., MENZIE, W.D., and LONG, K.R.. A simplified economic filter for open-pit gold-silver mining in the United States, U. S. Geological Survey, 1998. Open-File Report 98-207, 10 p
- 6 SINGER, D.A., MENZIE, W.D., and LONG, K.R.. A simplified economic filter for underground mining of massive sulfide deposits, U. S. Geological Survey, 2000. Open-File Report 00-349
- 7 LONG, Keith R.; SINGER, Donald A.. A Simplified Economic Filter for Open-Pit Mining and Heap-Leach Recovery of Copper in the United States. U. S. Geological Survey, 2001. Open File Report 01-218
- 8 LONG, Keith R.. A Test and Re-Estimation of Taylor's Empirical Capacity-Reserve Relationship. Natural Resources Research, [s.l.], v. 18, n. 1, p.57-63, 30 jan. 2009. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/s11053-009-9088-y>.
- 9 HAMMERSLEY, J. M.; HANDSCOMB, D. C.. Monte Carlo Methods. London: Chapman And Hall, 1964