

Sequenciamento de produtos em fornos a arco: Um estudo de caso em uma indústria mínero-metalúrgica

Rafael de Freitas Bacharel* Luciano Perdigão Cota**
 Marcone Jamilson Freitas Souza***

* *Programa de Pós-Graduação em Instrumentação, Controle e Automação de Processos de Mineração, Universidade Federal de Ouro Preto e Instituto Tecnológico Vale, MG, (e-mails: rafael.bacharel@aluno.ufop.edu.br)*

** *Instituto Tecnológico Vale, MG, (e-mail: luciano.p.cota@itv.org)*

*** *Departamento de Computação, Universidade Federal de Ouro Preto, MG, (e-mail: marcone@ufop.edu.br)*

Abstract: Decision support technologies are gaining prominence in the mineral and metallurgical industry, in which competitiveness is increasingly fierce. Scheduling represents an essential part of the efficiency of industrial processes. However, the manual approach to this type of problem is still common. This work presents a proposal for solving the scheduling problem of products used to feed arc furnaces. The objective is to minimize the total production time, respecting the quality parameters required for the products. Two constructive algorithms were proposed to address the problem. In the first algorithm, the products to be generated are chosen randomly. In the second, they are selected deterministically, applying the shortest processing time strategy. In both algorithms, the problem of blending raw materials is solved using a goal linear programming model. The proposed algorithms were evaluated using an instance based on real data for a work shift planning horizon. The results generated show a good performance of the algorithms, validating their use as a tool to support the decision-making to replace the manual method currently employed.

Resumo: As tecnologias de apoio à tomada de decisão vêm ganhando destaque na indústria mineral e metalúrgica, em que a procura por sustentabilidade, redução de custos e customização de produtos são cada vez mais necessárias. O sequenciamento de produtos representa uma parcela importante na eficiência dos processos industriais. Contudo, a abordagem manual deste tipo de problema ainda é comum. Este trabalho apresenta uma proposta para resolução do problema de sequenciamento de produtos utilizados para alimentar fornos a arco, objetivando a minimização do tempo total de produção, respeitando-se os parâmetros de qualidade requeridos para os produtos. Para isso, são propostos dois algoritmos construtivos para tratar o problema. No primeiro, os produtos a serem produzidos são escolhidos aleatoriamente. Já no segundo, eles são escolhidos deterministicamente utilizando a estratégia de menor tempo de produção. Nos dois algoritmos, o problema da mistura de matérias-primas é resolvido por um modelo de programação linear por metas. Os algoritmos foram avaliados utilizando-se uma instância baseada em dados reais em um horizonte de planejamento de um turno de trabalho. Os resultados gerados mostram um bom desempenho dos algoritmos, validando sua utilização como uma ferramenta de apoio à tomada de decisão substituindo o método manual atualmente empregado.

Keywords: Job Scheduling; Blending; Optimization; Heuristic.

Palavras-chaves: Sequenciamento de tarefas; Blendagem; Otimização; Heurística.

1. INTRODUÇÃO

Em um mercado competitivo e dinâmico como o atual, a busca pela inovação, a melhoria contínua e a otimização de processos são fatores que permitem as empresas se

manterem à frente de seus concorrentes. Para os setores mineral e metalúrgico não é diferente, pois além de representarem mais de 20% das exportações brasileiras, estes ainda devem lidar com pressões relativas a sustentabilidade e a redução de custos (de Carvalho et al., 2017). Desta maneira, investir em tecnologias de apoio à decisão, automação de processos e sistemas inteligentes se faz cada vez mais necessário.

Uma pesquisa realizada por Olivier and Craig (2017) sobre o grau de automação existente na indústria de processa-

* Os autores agradecem à Universidade Federal de Ouro Preto, ao Instituto Tecnológico Vale e às agências CNPq (processo 303266/2019-8), FAPEMIG (processo PPM-CEX 676/17) e CAPES (código de financiamento 001), pelo apoio ao desenvolvimento deste trabalho.

mento mineral mundial aponta que as ações dos operadores sobre os processos ainda é frequente e é considerada importante, indicando um escopo abrangente para a otimização. Esse mesmo comportamento é encontrado em grandes empresas brasileiras, em que muitas decisões operacionais ainda são realizadas a partir da experiência de seus operadores.

De acordo com Barbosa and Mapa (2017), a pesquisa operacional tem se mostrado uma importante ferramenta para o desenvolvimento da indústria mineral. Suas técnicas têm se tornado peças-chaves para uma indústria inteligente, na busca de um melhor aproveitamento de seus recursos. Exemplos da aplicação da pesquisa operacional em processos minerais são encontrados, por exemplo, em Htwe (2019), com metodologias de otimização de sequenciamento de produção em minas a céu aberto e em Ming et al. (2016), com um sistema de apoio a decisão do planejamento de escavação em uma mina subterrânea.

Um dos problemas que aparecem na indústria metalúrgica é o de sequenciamento da produção em um turno de trabalho para alimentação de fornos a arco. Os produtos devem ser sequenciados e também gerados a partir da mistura de matérias-primas armazenadas em silos. O objetivo é minimizar o tempo total de produção, respeitando-se a qualidade requerida para cada produto.

Na empresa objeto de estudo, essa tarefa é feita de forma manual, tanto para sequenciar os produtos, quanto para resolver o problema da mistura, que aparece como subproblema.

Para resolver o problema de sequenciamento, há várias abordagens na literatura. Entre elas, a mais comum é a que aplica métodos heurísticos, dada a complexidade do problema (Pinedo, 2012). Dentre os trabalhos nessa linha, podemos citar, entre outros, Saberi-Aliabad et al. (2020), Cota et al. (2019), Haddad et al. (2015) e Cota et al. (2014).

Para resolver o problema da mistura, a programação linear por metas é amplamente utilizada, como em Chanda and Dagdelen (1995), Costa et al. (2005) e Moraes et al. (2006). Esta técnica de otimização é utilizada nesses trabalhos para minimizar os desvios de qualidade dos produtos gerados.

Neste trabalho são propostos dois algoritmos construtivos para realizar o sequenciamento da produção em um turno de trabalho. No primeiro, a escolha do produto a ser produzido em um determinado instante é feita de forma aleatória. No segundo, por sua vez, essa escolha é determinística, e leva em consideração o tempo de término de cada produto. Para avaliar esses algoritmos foi criada uma instância que reproduz um cenário real de produção da empresa em estudo. Os resultados mostram que os algoritmos desenvolvidos são capazes de gerar uma solução para o problema em tempo de tomada de decisão.

O restante deste trabalho está organizado como segue. Na Seção 2, o problema é caracterizado. Na Seção 3 são apresentados os algoritmos propostos para o sequenciamento da produção. Os experimentos computacionais são discutidos na Seção 4. Por fim, as conclusões e proposta de trabalhos futuros são apresentados na Seção 5.

2. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

O problema de sequenciamento de produtos para alimentar o forno a arco em estudo possui as seguintes características:

- (1) Há um conjunto M de minérios de diferentes qualidades a serem usados como matéria-prima, $M = \{1, \dots, |M|\}$;
- (2) Há um conjunto SM de silos para armazenar a matéria-prima, $SM = \{1, \dots, |SM|\}$;
- (3) Há um conjunto PR de produtos a serem geradas a partir da mistura de matérias-primas, $PR = \{1, \dots, |PR|\}$;
- (4) Há um conjunto SP de silos para armazenar os produtos, $SP = \{1, \dots, |SP|\}$;
- (5) Há um conjunto S de parâmetros de qualidade das matérias-primas e produtos, $S = \{1, \dots, |S|\}$;
- (6) Há um horizonte de planejamento de produção H , em minutos;
- (7) Há um conjunto AL de alimentadores de rosca, $AL = \{1, \dots, |AL|\}$;
- (8) Cada alimentador de rosca $a \in AL$ pertence a um silo de matéria-prima $j \in SM$;
- (9) Há um conjunto CT de correias transportadoras, $CT = \{1, \dots, |CT|\}$;
- (10) A cada instante de tempo i , com $i = 0, 1, \dots, H$, o silo de matéria-prima $j \in SM$ está associado uma massa de material igual a wSM_{ij} ton.;
- (11) Cada silo de matéria-prima $j \in SM$ armazena, no máximo, $wmax_j$ ton. de material;
- (12) Cada silo de matéria-prima $j \in SM$ deve conter, no mínimo, $wmin_j$ ton. de material;
- (13) A cada instante de tempo i , o silo k de produto, $k \in SP$, está associado uma massa wSP_{ik} em ton.;
- (14) Cada silo k de produto, $k \in SP$, armazena-se no máximo $wSPmax_k$ ton.;
- (15) O teor do parâmetro $l \in S$ no silo j de matéria-prima, $j \in SM$, é dado por t_{lj} , em %;
- (16) O teor recomendado do parâmetro $l \in S$ no produto $p \in SP$ a ser armazenado no silo de produto $k \in SP$ é dado por tr_{lpk} em %;
- (17) Para cada parâmetro $l \in S$ é admitido um teor máximo de $tmax_l$, em %;
- (18) Para cada parâmetro $l \in S$ é admitido um teor mínimo de $tmin_l$, em %.

As imagens a seguir apresentam o processo descrito. Na Figura 1 temos a representação dos silos de matérias-primas que armazenam o material, sendo este distribuído nos silos por meio de um *tripper car*. Um *tripper car* é um equipamento capaz de se locomover sob trilhos e se posicionar acima dos silos, permitindo assim a alimentação individual destes. Cada silo de matéria-prima recebe um tipo de minério que apresenta determinada composição química, especificada por análise laboratorial.

Abaixo de cada silo de matéria-prima há um alimentador de rosca, equipamento responsável por retirar a quantidade desejada de material que irá compor o produto desejado. O material retirado é então depositado em duas correias transportadoras, que o encaminham para o silo de armazenamento de produto desejado, representados na Figura 2. Gerado o produto, este é então consumido pela etapa seguinte do processo produtivo.

O objetivo é gerar os produtos de acordo com a especificação requerida no menor tempo possível, assim como determinar a sequência de produção.

Para isso, as ordens em que os produtos são gerados podem ser alternadas de modo a encontrar a solução que apresente o menor *makespan*, ou seja, o menor tempo para a produção de todos os produtos especificados.

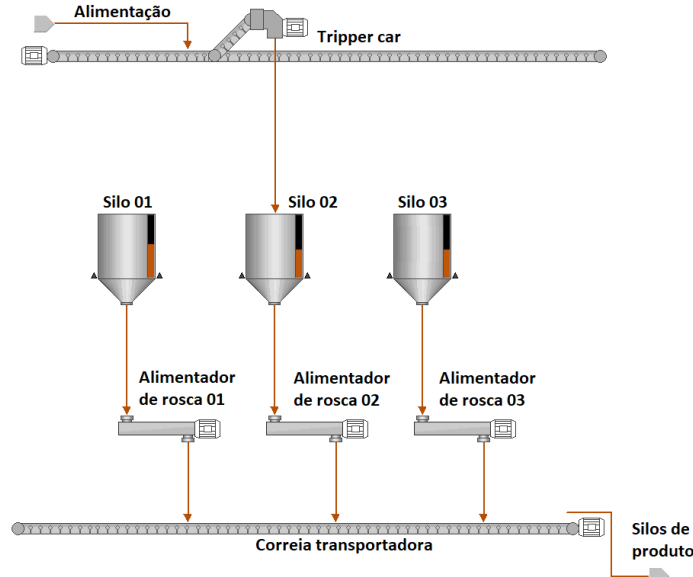


Figura 1. Exemplo de configuração de silos de matéria-prima e *tripper car*

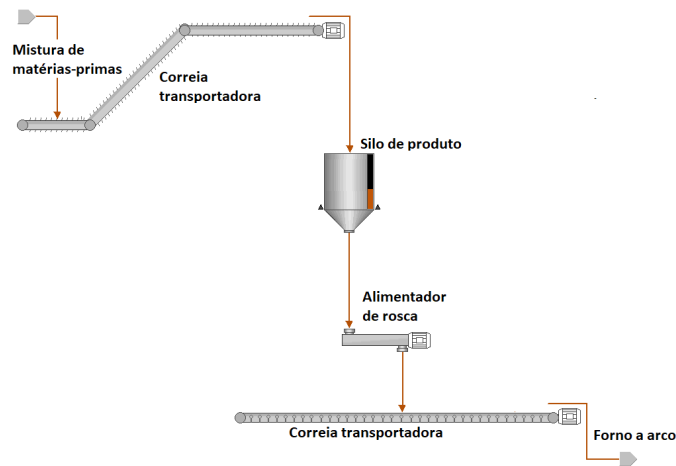


Figura 2. Exemplo de configuração de silos para armazenamento de produtos da mistura

Para ilustrar uma solução para este problema, seja a Tabela 1 um exemplo de um plano de produção a ser executado. Nessa tabela, indicam-se os produtos desejados, o tipo de material e suas respectivas composições químicas.

A Tabela 2 apresenta os valores de massa, o tipo de material e os teores de cada parâmetro de qualidade dos minérios contidos nos silos de matérias-primas no instante inicial.

A partir das Tabelas 1 e 2, é possível realizar a composição dos produtos especificados ao se avaliar os silos

Tabela 1. Especificações dos produtos a serem gerados

Produto	Massa		Parâmetros (%)				
	(ton)	Material	A	B	C	D	E
1	18	1	21,65	0,87	0,66	68,59	4,32
2	18	4	24,11	2,26	1,23	69,17	4,16
3	18	2	24,39	1,32	0,59	68,53	5,38
4	21	3	22,75	1,92	1,17	67,49	4,29

Tabela 2. Características dos silos de matérias-primas no instante inicial

Silo	Massa		Parâmetros (%)				
	(ton)	Material	A	B	C	D	E
1	67	1	24,23	2,48	0,69	68,58	4,08
2	67,51	3	20,66	2,48	1,12	67,69	5,38
3	70,18	4	24,02	0,85	1	68,22	5,33
4	159,65	4	24,93	2,24	1,15	69,47	4,28
5	61,23	2	21,37	1,59	0,89	68,26	5,44
6	171,16	1	26,57	0,74	1,23	69,79	5,89
7	253,44	3	24,35	0,5	1,04	68,11	5,12

que apresentam primeiramente um material do mesmo tipo exigido pelo produto e, em seguida, pela composição química que o material armazenado apresenta. De forma manual, é determinada a quantidade a ser retirada de cada silo de matéria-prima que atende aos requisitos citados anteriormente, gerando o produto desejado.

Ao definir a quantidade de material a ser retirada de cada silo de matérias-primas os alimentadores de rosca logo abaixo destes são acionados, exceto para aqueles cuja quantidade de material for nula. Assim, o material é transferido para correias transportadoras e encaminhado ao silo de produto.

O tempo gasto para gerar cada produto é aquele demandado pelo silo de matéria-prima desse produto que demorou mais para concluir a operação de alimentação. Esse tempo gasto para cada produto é obtido pela divisão da quantidade de matéria-prima a ser retirada pela vazão do alimentador de rosca. Como todos os produtos passam por uma única correia transportadora, então o tempo de conclusão de todos os produtos, isto é, o *makespan*, é dado pela soma dos tempos gastos para gerar cada produto. A Figura 3 ilustra uma solução para este problema envolvendo 4 produtos.

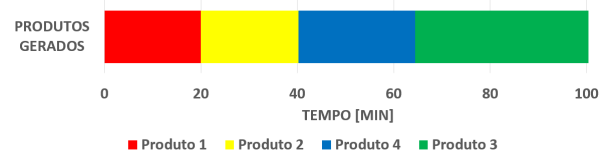


Figura 3. Exemplo de sequenciamento de produtos

Pela Figura 3, observa-se que os produtos são sequenciados na ordem: Produto 1, Produto 2, Produto 4 e Produto 3. Além disso, o *makespan* obtido é igual a 100 minutos.

3. ALGORITMOS CONSTRUTIVOS

Para gerar os produtos desejados, propõe-se dois algoritmos construtivos, nomeados ACA e ACG. O primeiro deles, ACA, consiste em uma heurística construtiva aleatória e seu pseudocódigo está descrito pelo Algoritmo 1.

Como parâmetros de entrada, o Algoritmo 1 recebe o conjunto SM de silos de matérias-primas, o conjunto PR de produtos a serem gerados e o horizonte H de tempo. A saída do algoritmo é uma solução s contendo a sequência de produção dos produtos repassados e a atualização do conjunto PR , apresentando quais produtos não puderam ser gerados.

Algorithm 1 ACA

Entrada: Conjunto SM de silos de matérias-primas, Conjunto PR de produtos a serem gerados, Horizonte de tempo H

Saída: Solução s com os produtos a serem produzidos

```

1  $C_{\max} = 0;$ 
2  $h = 0;$ 
3  $PR' = \emptyset;$ 
4 enquanto  $PR \neq \emptyset$  ou  $h \leq |H|$  faça
5      $p = \text{SorteieProduto}(PR);$ 
6     se houver matéria-prima suficiente nos silos
       então
7          $X \leftarrow \text{ResolvaProblemaMistura}(SM, p);$ 
8          $D \leftarrow \text{CalculeDuracao}(X);$ 
9         se  $h + \max\{D\} \leq |H|$  então
10             $h = h + \max\{D\};$ 
11             $C_{\max} = C_{\max} + \max\{D\};$ 
12             $\text{AtualizeMassa}(X, SM);$ 
13             $s \leftarrow s \cup \{p\};$ 
14             $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
15        fim
16    senão
17         $PR' \leftarrow PR' \cup \{p\};$ 
18         $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
19    fim
20 fim
21 senão
22      $PR' \leftarrow PR' \cup \{p\};$ 
23      $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
24 fim
25 fim
26 retorna  $s, PR;$ 

```

Primeiramente, algumas condições utilizadas no algoritmo são inicializadas, como o *makespan* C_{\max} , o contador de tempo h e o conjunto PR' de produtos rejeitados. Em seguida, é inicializado um laço de repetição que ocorre enquanto houver produtos $p \in PR$ a serem produzidos ou enquanto o contador de tempo h não for maior que o horizonte de tempo H previsto. Respeitada uma destas condições, um produto p é sorteado na linha 5 para ser produzido. A esse produto estão associadas todas as informações necessárias para sua produção, como massa, teores recomendados e seus limites de qualidade aceitáveis. Feito isso, é então verificado se os silos de matérias-primas, naquele instante de tempo analisado, contém matéria-prima suficiente para a produção do produto p . Não havendo matéria-prima, a produção desse produto é rejeitada. Para tanto, atualizam-se os conjuntos PR' e PR nas linhas 22 e 23, respectivamente. No caso de haver matéria-prima, inicia-se a determinação da quantidade de massa a ser extraída de cada um dos silos, respeitando-se as especificações de qualidade requeridas. Para isso, é resolvido o problema da mistura na linha 7.

O tempo de produção de um dado produto é determinado pelo maior tempo gasto pelos alimentadores de rosca para a extração da quantidade de massa requerida dos silos de matéria-prima. Como os alimentadores são acionados simultaneamente, aquele que consumir o maior tempo para finalizar sua atividade será o que determinará a duração total de produção. Em vista disso, na linha 9, é verificado se o tempo gasto para a produção do produto p ultrapassa o horizonte de tempo H previsto, ou seja, verifica-se se ainda há tempo para gerar esse produto. Caso haja tempo, são atualizados o instante de tempo h analisado e o *makespan* C_{\max} com o tempo de duração do produto, assim como a massa presente em cada silo de matéria-prima por meio da função *AtualizeMassa(.)*. Em seguida, na linha 13, a solução parcial s é atualizada com o produto p , e este é então excluído do conjunto PR . Caso o tempo calculado para a produção de p ultrapasse o horizonte de tempo H , esse produto é adicionado na linha 17 ao conjunto PR' de produtos rejeitados, não sendo então considerado no planejamento de produção. Além disso, esse produto é excluído do conjunto PR para que ele não seja mais verificado. O procedimento termina quando o conjunto PR estiver vazio.

O segundo algoritmo construtivo desenvolvido, ACG, é baseado na heurística construtiva gulosa *Adaptive Shortest Processing Time* (ASPT) (Baker, 1974), cujo pseudocódigo está mostrado no Algoritmo 2. Ele difere do anterior apenas com relação à forma de escolha do produto p a ser produzido em um dado instante de planejamento. No ACG, o produto p é escolhido conforme a função *Avalie-MelhorProduto(PR)* na linha 5. Nesta função, seleciona-se o produto p com menor tempo de conclusão.

4. EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Para construção de uma solução, os algoritmos ACA e ACG foram implementados utilizando a linguagem de programação C# na plataforma *.NET Framework 4.7.2* no ambiente de desenvolvimento *Microsoft Visual Studio Community 2017*.

De modo a testá-los, foi gerada de forma aleatória uma instância baseada em dados reais de produção de uma empresa da área minero-metalúrgica. Nessa instância, tem-se 20 produtos, 7 silos de matérias-primas, juntamente com seus respectivos valores de massa, tipo de material e teor de 5 parâmetros de qualidade. Por motivo de segredo industrial, os parâmetros de qualidade e as matérias-primas não são reveladas. Os testes foram realizados em um computador com um processador Intel Core i7-3612QM @ 2.10 GHz \times 4, com 16 GB de memória RAM e sistema operacional *Windows 10 64 bits*.

O problema da mistura foi modelado como um problema de programação linear por metas. Para resolvê-lo, foi utilizado o software modelador e otimizador LINGO da *Lindo Systems Inc.*, versão 10. Para isto, internamente ao código desenvolvido são repassados ao ambiente de solução do LINGO o modelo do problema da mistura e as variáveis de entrada necessárias. Estes são então processados e retornam para o ambiente de programação C# os valores de massa a serem extraídos de cada silo de matérias-primas. O modelo desenvolvido foi baseado naquele utilizado por Moraes et al. (2006) para otimização de composição de

Algorithm 2 ACG

Entrada: Conjunto SM de silos de matérias-primas, Conjunto PR de produtos a serem gerados, Horizonte de tempo H

Saída: Solução s com os produtos a serem produzidos

```

1  $C_{\max} = 0;$ 
2  $h = 0;$ 
3  $PR' = \emptyset;$ 
4 enquanto  $PR \neq \emptyset$  ou  $h \leq |H|$  faça
5    $p = \text{AvalieMelhorProduto}(PR);$ 
6   se houver matéria-prima suficiente nos silos
7     então
8        $X \leftarrow \text{ResolvaProblemaMistura}(SM, p);$ 
9        $D \leftarrow \text{CalculeDuracao}(X);$ 
10      se  $h + \max\{D\} \leq |H|$  então
11         $h = h + \max\{D\};$ 
12         $C_{\max} = C_{\max} + \max\{D\};$ 
13         $\text{AtualizeMassa}(X, SM);$ 
14         $s \leftarrow s \cup \{p\};$ 
15         $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
16      fim
17    senão
18       $PR' \leftarrow PR' \cup \{p\};$ 
19       $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
20    fim
21  fim
22   $PR' \leftarrow PR' \cup \{p\};$ 
23   $PR \leftarrow PR \setminus \{p\};$ 
24  fim
25 fim
26 retorna  $s, PR;$ 

```

lotos de minério de ferro. Os pesos dos parâmetros de qualidade no modelo por programação linear por metas foram classificados como “Muito Importante”, “Crítico” e “Muito Crítico”, sendo atribuídos a eles os valores 5, 10 e 100, respectivamente. A Tabela 3 mostra os pesos utilizados para cada um dos parâmetros considerados no modelo:

Tabela 3. Pesos aplicados aos parâmetros de qualidade no modelo de programação linear por metas

Peso	Parâmetros				
	A	B	C	D	E
	5	5	10	100	5

O horizonte de planejamento considerado foi de 480 minutos, a vazão dos alimentadores de rosca foi de 30 ton/h e os valores máximos de massa para os produtos e silos de matérias-primas foram de 24 ton. e 285 ton., respectivamente. Esses valores representam condições reais da indústria em estudo, como a duração de um turno de trabalho para o horizonte de planejamento e os valores de capacidade máxima dos silos.

Como o algoritmo ACA tem componentes estocásticas, ele foi executado 20 vezes. Já o algoritmo ACG foi executado uma única vez, tendo em vista que ele é um algoritmo determinístico. A Tabela 4 apresenta os resultados gerados por cada um dos algoritmos propostos. Nesta tabela, apresenta-se na primeira coluna o algoritmo utilizado. A

segunda coluna expressa na forma x/y , o número de produtos efetivamente gerados e o número total de produtos desejados para produção, respectivamente. Na terceira coluna mostra-se o valor de *makespan*, em minutos. Na quarta coluna mostra-se o tempo total de execução, em segundos. No caso do algoritmo ACA, os valores apresentados são os resultados médios das 20 execuções.

Tabela 4. Resultados dos algoritmos

Algoritmo	# Produtos	Makespan (min)	Tempo (seg)
ACA	12,5/20	470,26	5,42
ACG	13/20	461,91	38,64

Pela Tabela 4 verifica-se que o algoritmo ACG foi o que demandou o menor *makespan* e gerou o maior número de produtos dentre aqueles disponibilizados para produção. No entanto, ele consumiu um tempo de processamento bem maior, mas que é pequeno em um ambiente de produção. Esse tempo foi devido ao fato de que o algoritmo ACG avalia todos os produtos candidatos antes de decidir qual produzir, enquanto o algoritmo ACA apenas escolhe um desses produtos aleatoriamente. Observa-se que os produtos não gerados por ambos os algoritmos foram rejeitados pois o tempo de produção necessário de cada um deles extrapolava o horizonte de planejamento determinado.

A Tabela 5, por sua vez, apresenta o desvio percentual médio da solução gerada em relação aos valores recomendados para cada parâmetro de controle dos produtos efetivamente produzidos. Esse desvio é calculado como sendo o valor médio, em pontos percentuais, entre o resultado encontrado e o recomendado para o respectivo parâmetro de controle.

Tabela 5. Desvio médio dos parâmetros de qualidade

Algoritmo	Desvio Médio (%)				
	A	B	C	D	E
ACA	0,12	0,71	0,26	0,02	0,10
ACG	0,13	0,49	0,27	0,02	0,10

Como se observa pela Tabela 5, os desvios de qualidade dos parâmetros de controle foram baixos para ambos os algoritmos, com ligeira vantagem para o algoritmo ACG.

O gráfico de Gantt da Figura 4 ilustra o sequenciamento de ambos os métodos. Nessa figura, cada retângulo de uma mesma cor representa um produto e o seu comprimento indica o tempo gasto para produzi-lo. Cada produto é identificado por uma mesma cor em ambos os algoritmos. A solução do algoritmo ACA representada nessa figura é aquela que apresentou o *makespan* mais próximo do valor médio.

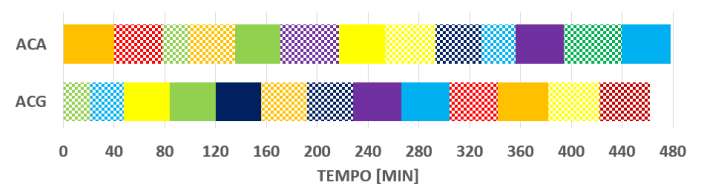


Figura 4. Sequenciamentos gerados na instância de 20 produtos

Na Figura 4, ambos os algoritmos processaram 13 produtos cada, mas não os mesmos. É interessante observar que a ordem de produção é diferente em ambos os algoritmos, se considerarmos os produtos que aparecem nos dois algoritmos. Nesse sequenciamento, o ACG demandou 461,91 minutos e o ACA, 477,91 minutos.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho tratou um problema de sequenciamento de produtos em uma linha de produção de uma empresa da área minero-metalúrgica com o objetivo de minimizar o *makespan*. Para resolvê-lo, foram desenvolvidos dois algoritmos construtivos. No primeiro algoritmo, nomeado ACA, a escolha de cada produto é feita de forma aleatória. Já no segundo, denominado ACG, essa escolha é determinística, sendo escolhido o produto com menor tempo de produção. Ambos os algoritmos utilizam uma formulação de programação linear por metas para resolver o problema da mistura de matéria-prima, que é um subproblema do sequenciamento.

Para testá-los, foi utilizada uma instância contendo 20 produtos que podem ser produzidos dentro de um horizonte de planejamento de 480 minutos, equivalente à duração de um turno de produção da empresa.

Os resultados mostraram que o algoritmo ACG apresentou uma solução com o menor *makespan*, demandando pouco tempo de execução. Desta forma, foi validada a sua utilização como uma ferramenta de apoio à tomada de decisão na empresa, a qual atualmente faz essa atividade de forma manual.

Como propostas de continuidade deste trabalho, pretende-se incorporar outras características do processo, como, por exemplo: alimentação dinâmica dos silos de matérias-primas e estabelecimento de prioridades de produção para cada produto. Além disso, propõe-se desenvolver algoritmos meta-heurísticos que permitam uma melhor exploração do espaço de soluções do problema.

REFERÊNCIAS

- Baker, K.R. (1974). *Introduction to Sequencing and Scheduling*. John Wiley & Sons.
- Barbosa, L.W.G. and Mapa, S.M.S. (2017). Aplicações da pesquisa operacional no setor de mineração: estudo bibliométrico no período de 2006 a 2016. *Revista Latino-Americana de Inovação e Engenharia de Produção*, 5(8), 166–187.
- Chanda, E.K.C. and Dagdelen, K. (1995). Optimal blending of mine production using goal programming and interactive graphics systems. *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment*, 9(4), 203–208.
- Costa, F.P., Souza, M.J.F., and Pinto, L.R. (2005). Um modelo de programação matemática para alocação estática de caminhões visando ao atendimento de metas de produção e qualidade. *Rem: Revista Escola de Minas*, 58(1), 77–81.
- Cota, L.P., Haddad, M.N., Souza, M.J.F., and Coelho, V.N. (2014). AIRP: A heuristic algorithm for solving the unrelated parallel machine scheduling problem. In *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1855–1862. Beijing, China.
- Cota, L.P., Guimarães, F.G., Ribeiro, R.G., Meneghini, I.R., de Oliveira, F.B., Souza, M.J.F., and Siarry, P. (2019). An adaptive multi-objective algorithm based on decomposition and large neighborhood search for a green machine scheduling problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 51, 100601.
- de Carvalho, P.S.L., Mesquita, P.P.D., and Cardarelli, N.A. (2017). Panoramas setoriais 2030: mineração e metalurgia. In B.N. de Desenvolvimento Econômico e Social (ed.), *Panoramas setoriais 2030: desafios e oportunidades para o Brasil*, chapter Mineração e metalurgia, 43. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, Rio de Janeiro.
- Haddad, M.N., Cota, L.P., Souza, M.J.F., and Maculan, N. (2015). Solving the unrelated parallel machine scheduling problem with setup times by efficient algorithms based on iterated local search. In J. Cordeiro, S. Hammoudi, L. Maciaszek, O. Camp, and J. Filipe (eds.), *Enterprise Information Systems*, volume 227 of *Lecture Notes in Business Information Processing*, 131–148. Springer International Publishing, Cham.
- Htwe, D. (2019). Solving complex mine optimisation problems using blend vectoring and multi-objective production scheduling. In *Topal E. (eds) Proceedings of the 28th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection - MPES 2019*. MPES 2019. Springer Series in Geomechanics and Geoengineering, Springer, Cham.
- Ming, J., Hu, N., and Sun, J. (2016). Study on modeling and scheduling optimization algorithm of mining-excavation planning. In *2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, volume 2, 22–25.
- Moraes, E.F., do Carmo Bento Alves, J.M., Souza, M.J.F., Cabral, I.E., and Martins, A.X. (2006). Um modelo de programação matemática para otimizar a composição de lotes de minério de ferro da mina caud da cvrd. *Revista da Escola de Minas*, 59, 299–306.
- Olivier, L.E. and Craig, I.K. (2017). A survey on the degree of automation in the mineral processing industry. In *2017 IEEE AFRICON*, 404–409.
- Pinedo, M.L. (2012). *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*. Springer-Verlag New York, 5 edition.
- Saberi-Aliabad, H., Reisi-Nafchi, M., and Moslehi, G. (2020). Energy-efficient scheduling in an unrelated parallel-machine environment under time-of-use electricity tariffs. *Journal of Cleaner Production*, 249, 119393.