



ISSN 2175-6295 Rio de Janeiro- Brasil, 12 e 13 de agosto de 2010

O ALGORITMO NSGA II APLICADO AO PLANEJAMENTO DE LAVRA DE MINAS A CÉU ABERTO

Guido Pantuza Júnior

Universidade Federal de Ouro Preto.
Campus Universitário Morro do Cruzeiro – Ouro Preto, MG.
gpantuza@demin.ufop.br

Marcone Jamilson Freitas Souza

Universidade Federal de Ouro Preto.
Campus Universitário Morro do Cruzeiro – Ouro Preto, MG.
marcone@iceb.ufop.br

Resumo

Este trabalho apresenta uma adaptação do algoritmo evolutivo multiobjetivo NSGA II para o problema de planejamento de lavra em minas a céu aberto. Neste problema, cada frente possui características de qualidade diferentes e o ritmo de lavra deve ser realizado de forma proporcional, gerando uma alimentação que atenda a metas de qualidade e produção requeridas com um número reduzido de caminhões. Para atender essas metas utilizou-se uma abordagem multiobjetivo. Assim, retorna-se um conjunto de soluções denominadas Pareto-ótimas ou eficientes, cabendo ao decisor escolher qual solução deve ser adotada. Na adaptação feita, o NSGA II utiliza o Método de Descida em Vizinhança Variável como procedimento de busca local, o qual funciona como operador de mutação. Os resultados computacionais são comparados com aqueles produzidos por outro algoritmo multiobjetivo e mostram que o algoritmo proposto é capaz de alcançar boas soluções em um número maior de vezes.

Palavras-chave: Planejamento de Lavra; Otimização Multiobjetivo; NSGA II.

Abstract

This paper shows an adaptation of the multiobjective evolutionary algorithm NSGA II to the open-pit mining planning with dynamic allocation of trucks. In this problem each pit has different characteristics of quality and the rhythm of exploitation must be carried through of proportional way, generating a feeding that takes care of the goals of required quality and production with a reduced number of trucks. To take care of these goals a multiobjective boarding was used. That way, a set of Pareto-optimal or efficient solutions, are returned, and the decision-maker chooses which solution should be implemented. In the implemented adaptation, the NSGA II uses the Variable Neighborhood Descent as local search, that works as mutation operator. The computational results are compared to those produced by another

multiobjective algorithm and show that the proposed algorithm is able to reach good solutions in a great number of times.

Keywords: Open pit mine planning; Multiobjective Optimization; NSGA II.

1. Introdução

A globalização e o acelerado desenvolvimento tecnológico tornaram-se grandes desafios para as empresas que desejam assegurar a sua competitividade no mercado internacional. Nesse contexto, as empresas perderão sua competitividade caso não evoluam seus processos produtivos, reduzindo os custos operacionais (SLACK *et al.*, 2002).

Para garantir a competitividade de uma empresa é necessário uma gestão otimizada e uma melhora contínua de seu processo produtivo visando à redução de gastos. Uma forma eficiente de reduzir gastos, é fazer um planejamento operacional de produção que procure minimizar os gastos operacionais e o desperdício de recursos.

Segundo Slack *et al.* (2002), o propósito do planejamento operacional (ou planejamento de curto prazo) da produção é garantir a eficácia e a eficiência dos processos e a conformidade dos produtos de acordo com os requerimentos dos clientes.

No caso de empresas que desenvolvem atividades no setor da mineração, e em especial, lavra a céu-aberto, um dos problemas de especial interesse é o de planejamento operacional de produção (ou planejamento operacional de lavra), considerando alocação dinâmica de caminhões. Esse problema, denotado por POLAD, consiste em alocar os equipamentos de carga às diversas frentes de produção (frentes de lavra), bem como determinar o número de viagens por hora a serem realizadas por cada caminhão a cada frente de lavra respeitando as restrições operacionais da mina, as especificações de qualidade e a meta de produção para o produto requerido utilizando o menor número de caminhões possível.

A utilização de um sistema computacional de auxílio à tomada de decisão pode garantir uma economia de tempo e dinheiro para a empresa, uma vez que por meio deste é possível otimizar o número de equipamentos utilizados, respeitando as metas de produção e qualidade. Entretanto, a maioria dos sistemas computacionais disponíveis é de custo muito elevado, sua interface é pouco amigável e nem sempre os resultados gerados são satisfatórios.

Como o POLAD é composto por vários objetivos conflitantes (minimização do número de caminhões utilizados e atendimento das metas de produção e qualidade), ou seja, não existe uma solução única que otimize todas elas ao mesmo tempo, adotamos neste trabalho o método de otimização multiobjetivo.

Esse método consiste na busca de um conjunto de soluções eficientes, o que torna o sistema mais flexível, uma vez que ele apresenta diversas soluções diferentes. Tal fato permite que o decisor escolha a solução que for mais conveniente.

O restante deste trabalho está organizado como segue. A seção 2 apresenta uma breve fundamentação teórica. Na seção 3 é descrito o problema em estudo. A metodologia utilizada para tratar o problema é apresentada na seção 4. Na seção 5 são apresentados os cenários utilizados bem como os resultados encontrados. Na última seção são apresentadas as conclusões.

2. Otimização Multiobjetivo

O POLAD é composto por três objetivos conflitantes (minimização do número de caminhões utilizados, minimização do desvio da meta de produção e minimização dos desvios das metas de qualidade para os diversos parâmetros de controle). Assim, não existe uma solução única que otimize todas elas ao mesmo tempo. Por exemplo, com um número reduzido de caminhões não é possível atender às metas de produção e qualidade; reciprocamente, para atender a essas metas é necessário um número mais elevado de caminhões.

Segundo Arroyo (2002), problemas dessa natureza são chamados de problemas de otimização multiobjetivo por envolverem minimização (ou maximização) simultânea de um conjunto de objetivos satisfazendo a um conjunto de restrições. Deve-se, assim, buscar um conjunto de soluções eficientes. Neste caso, a tomada de decisão será de responsabilidade do decisor, que poderá escolher a solução que melhor se adapta às necessidades de produção dentre as soluções eficientes.

O conjunto de soluções eficientes também é conhecido como soluções Pareto-ótimas. Segundo Pareto (1896), o conceito de Pareto-ótimo constitui a origem da busca na otimização multiobjetivo.

Por definição, um conjunto de soluções S é Pareto-ótimo se não existe um outro conjunto de soluções viáveis S^* que possa melhorar algum objetivo, sem causar uma piora em pelo menos um outro objetivo. Em outras palavras, uma solução s pertence ao conjunto de soluções Pareto-ótimo se não existe solução s^* que domine s .

Considerando um problema de minimização, temos:

- s domina s^* se, e somente se, $s_j \leq s_j^* \forall j$ e $s_j < s_j^*$ para algum j ;
- s e s^* são indiferentes ou possuem o mesmo grau de dominância se, e somente se, s não domina s^* e s^* não domina s .

Para a resolução de problemas multiobjetivos, os métodos variam entre métodos exatos e heurísticos. Para a abordagem exata tem-se a certeza de uma solução ótima, mas, para problemas complexos, geralmente o tempo despendido é superior ao tempo disponível para a tomada de decisão. A utilização de métodos heurísticos é recomendada quando é procurada uma boa solução em tempo hábil. Entretanto, esse método não garante a otimalidade da solução para o problema.

Para o POLAD, entre os métodos exatos, destacam-se a programação por metas ou *goal programming* (COSTA *et al.*, 2004; GUIMARÃES *et al.*, 2007), a qual consiste na atribuição de pesos aos diferentes objetivos, convertendo, assim, os múltiplos objetivos em um único. Esse método considera que as soluções de interesse são aquelas em que as variáveis de desvio estão mais próximas de zero.

Para alguns autores, como Pereira (2004), esse procedimento de solução aplicado aos problemas multiobjetivos apresenta restrições de uso. Ele é ineficiente por priorizar um objetivo em detrimento de outro. Neste caso, deve-se buscar novos métodos de otimização para esta gama de problemas, como o método \square -restrito (PANTUZA e SOUZA, 2009).

Entre os trabalhos que utilizam abordagens heurísticas mono-objetivo para o POLAD, podemos enfatizar Costa (2005), Guimarães *et al.* (2006), Coelho *et al.* (2008) e Ribas *et al.* (2009). Já para a abordagem heurística multiobjetivo citamos Pantuza e Souza (2010).

3. Problema em estudo

O modelo em estudo trata do problema de planejamento operacional de lavra de uma mina a céu aberto, considerando alocação dinâmica de caminhões (POLAD). Nesse problema deseja-se determinar o ritmo de lavra de cada frente, ou seja, o número de viagens a serem realizadas por cada tipo de caminhão em cada frente em uma empresa do setor de mineração.

Este ritmo deve atender algumas especificações químicas e/ou físicas, tais como a percentagem de determinados elementos químicos e a granulometria do minério, bem como a quantidade de minério a ser lavrado, além da determinação da quantidade e tipo de caminhões que deverão ser carregados em cada frente de lavra.

Tais especificações variam de acordo com cada frente de lavra. Logo, o planejamento de lavra também envolve o gerenciamento dos equipamentos de carga e transporte. Ou seja, é necessário, também, determinar a frente de minério em que certo equipamento de carga deverá ser alocado, assim como determinar o número de viagens por frente de lavra de cada equipamento de transporte.

Neste trabalho consideramos dois pontos de descarga para o material lavrado, sendo o britador primário para descarga de minério e a pilha de estéril para descarga de estéril. Ao contrário da maioria dos trabalhos anteriores encontrados na literatura, como por exemplo Guimarães *et al.* (2006; 2007), Coelho *et al.* (2008) e Ribas *et al.* (2009), também consideramos o tempo de ciclo dos equipamentos como uma variável que depende da frente de lavra, do tipo de equipamento, e do tipo de material transportado. Isto porque, além de cada modelo de caminhão levar um tempo diferente para percorrer um mesmo trajeto e este tempo também ser influenciado pelo tipo de carga (minério ou estéril), a trajetória até a pilha de estéril está cada vez mais distante devido às normas de proteção ambiental.

Segundo Costa *et al.* (2004), o POLAD é classificado como NP-difícil, ou seja, métodos exatos comumente não são capazes de resolver o problema em tempo computacional hábil. Nesse caso, é recomendada a resolução do problema por métodos heurísticos, que apesar de não garantirem a otimalidade da solução, são capazes de gerar boas soluções em um tempo computacional inferior ao requerido pelo método exato.

4. Metodologia empregada

Entre os inúmeros trabalhos relacionados à abordagem heurística multiobjetiva, destacam-se como os mais utilizados, os Algoritmos Evolutivos, os quais são baseados na teoria da evolução. Nesses algoritmos, a cada geração, ou iteração, tem-se um conjunto de indivíduos, ou soluções-pai, sobre os quais são aplicados operadores genéticos (por exemplo, recombinação e mutação) para gerar uma nova população de soluções formada pelas soluções-pai e soluções-filho.

Pode-se encontrar na literatura diversas variações dos Algoritmos Evolutivos, como VEGA (SCHAFFER, 1985), MOGA (FONSECA e FLEMING, 1993), NPGA (HORN *et al.*, 1994), SPEA (ZITZLER e THIELE, 1999), PAES (KNOWLES e CORNE, 2000) e NSGA (SRINIVAS e DEB, 1995).

Neste trabalho adota-se uma abordagem heurística multiobjetivo pelos motivos já citados nas seções 2 e 3, fazendo-se uso do algoritmo NSGA II (DEB *et al.*, 2002). Esse algoritmo difere do NSGA no processo de seleção, que é elitista no NSGA II ao contrário do NSGA. Neste trabalho combinamos o NSGA II com o algoritmo de busca local VND (MLADENOVIC e HANSEN, 1997). Segundo Arroyo (2002), a inserção de um procedimento de busca local em algoritmos evolutivos geralmente os tornam mais eficientes.

No algoritmo NSGA II, exemplificado na Fig. 1, a partir de uma população inicial P_0 , é feita uma seleção por meio de torneios para a escolha dos pais. Essa escolha é feita com base na aptidão de cada indivíduo. A aptidão, ou *fitness*, é calculada de acordo com o nível de dominância e sua distância em relação às outras soluções do mesmo nível, a chamada distância de multidão. Os novos indivíduos, F_g , são criados utilizando-se os operadores genéticos aplicados sobre os pais P_g . Em seguida a aptidão de toda a população, R_g , de pais e filhos, é novamente calculada. Os indivíduos mais aptos, ou seja, aqueles que possuem menor nível são mantidos para a próxima geração, até que todas as vagas para a próxima geração sejam preenchidas. Em caso de empate, é escolhido o indivíduo que possuir maior distância de multidão. Este procedimento é repetido até que se atinja o número máximo de gerações, dado por G_{max} .

```

Algoritmo NSGA II
1    $g \leftarrow 0$ ;
2   Crie uma população inicial  $P_0$ ;
3   Calcule a aptidão de  $P_0$ ;
4   para  $g$  até  $G_{max}$  faça
5       Aplique operadores genéticos sobre  $P_g$  para criar  $F_g$ ;
6        $R_g = P_g \sqcup F_g$ ;
7       Calcule a aptidão de  $R_g$ ;
8       Selecione os mais aptos de  $R_g$ ;
9       Copie os mais aptos para  $P_{g+1}$ ;
10       $g \leftarrow g + 1$ ;
11      fim para
12      Retorne  $P_{final}$ 
Fim NSGA II

```

FIGURA 1 – NSGA II

O algoritmo VND, exemplificado na Fig. 2, considera um conjunto de r vizinhanças distintas, cada qual definida por um tipo de movimento. A seguir, o VND parte de um indivíduo, o chamado indivíduo corrente, e analisa todos os outros que estejam na sua primeira vizinhança, movendo-se para aquele que representar uma melhora segundo a função de avaliação.

```

Algoritmo VND
1   Seja  $r$  o número de estruturas de vizinhança;
2    $k \leftarrow 1$ ;
3   Calcule a aptidão de  $P_0$ ;
4   enquanto  $k \leq r$  faça
5       Encontre o melhor vizinho  $s^* \in N^k(s)$ ;
6       se  $f(s^*) < f(s)$  então
7            $s \leftarrow s^*$ ;
8            $k \leftarrow 1$ ;
9       senão
10           $k \leftarrow k + 1$ ;
11      fim se
12      fim-enquanto
13      Retorne  $s$ ;
Fim VND

```

FIGURA 2 – Algoritmo VND. Fonte: Costa (2005).

4.1 O algoritmo NSGA II aplicado ao POLAD

O algoritmo proposto, Fig. 3, começa sua execução partindo de uma população inicial P_0 ; gerada aleatoriamente, sendo o número máximo de indivíduos N_{ind} da população definido através de testes empíricos.

Após esse passo, os indivíduos são classificados em diversos níveis Ni_1, Ni_2, \dots, Ni_k , de acordo com o grau de dominância de tais indivíduos para o cálculo da aptidão. Em seguida, é aplicado o algoritmo VND ao conjunto F de soluções-filho. Os indivíduos mais aptos são definidos e selecionados, assim como descrito na seção 4, para integrar a próxima geração. Este processo é repetido até que se atinja o número máximo de gerações G_{max} , que também foi definido por testes empíricos.

```

Algoritmo NSGA II aplicado ao POLAD
1    $g \leftarrow 0$ ;
2   Crie uma população inicial aleatória  $P_0$ ;
3   Calcule a aptidão de  $P_0$ ;
4   para  $g$  até  $G_{max}$  faça
5       Aplique recombinação sobre  $P_g$  para criar  $F_g$ ;
6       Aplique a busca local sobre  $F_g$ ;
7        $R_g = P_g \sqcup F_g$ ;
8       Calcule a aptidão de  $R_g$ ;
9       Selecione os mais aptos de  $R_g$ ;
10      Copie os mais aptos para  $P_{g+1}$ ;
11       $g \leftarrow g + 1$ ;
12  fim para
13  Retorne  $P_{final}$ 
Fim NSGA II

```

FIGURA 3 - NSGA II aplicado ao POLAD.

4.1.1 Representação de uma solução

Para cada indivíduo são utilizadas $|T|$ matrizes inteiras S de dimensões $N \times (N + 1)$, em que:

- T é o conjunto de equipamentos de transporte.
- N é o conjunto de nós, composto pelo conjunto de frentes de lavra F , pelos pontos de descarga (britador (*Brit*) e pilha de estéril (*PEst*)), pelo nó origem (*Ori*) e pelo nó destino (*Dest*).

Essa matriz S é composta por duas submatrizes C e V , na forma: $S_{N \times (N+1)}^T = C_{N \times 1} \cup V_{O \times D}$. A submatriz $C_{N \times 1}$ representa a alocação dos equipamentos de carga ao conjunto N de nós e os respectivos *status* desses equipamentos que podem estar ativos ou não. A submatriz $U_{O \times D}$ representa o número de vezes que cada equipamento de transporte (caminhão) $cam_i \in T$ utiliza o arco (O, D) , sendo O o nó de origem e D o nó de destino, com $O, D \in N$. Cada matriz S^T , pertencente ao indivíduo, representa a rota a ser usada pelo caminhão $cam_i \in T$. A coluna Carga, que é a mesma para todos os caminhões $cam_i \in T$ de um mesmo indivíduo, representa a alocação dos equipamentos de carga às frentes de lavra. Já as linhas representam os nós de origem O . As demais colunas dessa matriz representam os nós de destino D do arco (O, D) .

A Fig. 4 ilustra um exemplo de solução para o problema. Pode-se observar, nessa figura, o valor $(Car_2, 1)$ na linha F_1 da coluna Carga. Esse valor indica que o equipamento de carga Car_2 está alocado à frente F_1 e está ativo. Na coluna Carga, linha F_2 , o valor $(Car_8, 0)$ indica que o equipamento de carga Car_8 está alocado à frente F_2 , mas está inativo. Ainda nessa coluna, linha F_F , o valor $(D, 0)$ indica que esta frente está disponível, pois não há equipamento de carga alocado a ela.

A letra “X” na linha F_4 representa a incompatibilidade entre o caminhão Cam_i e a carregadeira Car_4 . O símbolo “#” na coluna Carga significa que nenhuma carregadeira pode ser alocada à frente correspondente.

O valor na linha *Ori*, coluna *Brit*, representa o número total de viagens que o caminhão Cam_i faz às frentes de minério. Na coluna *PEst* dessa mesma linha representa-se o

número total de viagens que o caminhão Cam_i realiza às frentes de estéril. Os demais valores representam o número de viagens que o caminhão Cam_i fará a cada frente.

Cam_i	$Carga$	Ori	F_1	F_2	F_3	...	F_F	$Brit$	$PEst$	$Dest$
Ori	#	0	0	0	0	...	0	3	2	0
F_1	$Car_{2,1}$	0	0	0	0	...	0	3	0	0
F_2	$Car_{8,0}$	0	0	0	0	...	0	0	0	0
F_3	$Car_{3,1}$	0	0	0	0	...	0	0	2	0
F_4	$Car_{4,1}$	X	X	X	X	...	X	X	X	X
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F_F	$(D;0)$	0	0	0	0	...	0	0	0	0
$Brit$	#	0	3	0	1	...	0	0	0	4
$Pest$	#	0	0	0	1	...	0	0	0	1
$Dest$	#	0	0	0	0	...	0	0	0	0

FIGURA 4 – Representação de um indivíduo.

4.1.2 Geração de uma População Inicial

A população inicial é gerada em dois estágios, cada qual repetido para cada indivíduo até que se atinja o número máximo de indivíduos N_{ind} da população.

No primeiro estágio, para cada equipamento de carga disponível, uma frente de lavra é escolhida aleatoriamente na submatriz C , sendo que cada frente recebe, no máximo, um único equipamento.

O segundo estágio é repetido para toda frente que possua uma carregadeira alocada. Para cada caminhão que seja compatível operacionalmente com a carregadeira, é atribuído como número de viagens desse caminhão a essa frente um valor aleatório menor que o número máximo de viagens que o caminhão T pode realizar em uma hora, considerando o tempo de ciclo desse caminhão a essa frente, bem como a sua taxa de utilização. Esse valor é atribuído à célula $V_{F_F;Brit}$, se a frente for de minério, ou à célula $V_{F_F;PEst}$, se a frente for de estéril. Essa atribuição é feita para a carregadeira até que a sua produtividade máxima seja alcançada ou até que não haja mais caminhões disponíveis. Um caminhão só é utilizado na frente F se sua taxa máxima de utilização não tiver sido atingida.

4.1.3 Avaliação de Um Indivíduo

Para a seleção dos pais, os indivíduos são avaliados segundo a relação de dominância de Pareto. Cada indivíduo é classificado em um nível de acordo com o seu grau de dominância em relação aos outros indivíduos. Ou seja, a cada objetivo, um indivíduo é comparado a outro, definindo-se assim, a relação de dominância entre eles.

Para calcular a relação de dominância do indivíduo s considera-se o número total de caminhões utilizados, o ritmo de lavra (produção de minério) e a qualidade do produto final.

A produção de minério referente a um indivíduo i da população é mensurada segundo a Eq. (1):

$$f^p(s) = \theta^p \times |P - Pr| \quad \text{Eq. (1)}$$

na qual:

- P : Produção de minério (t);
 Pr : Meta de produção de minério (t);
 θ^p : Peso associado à avaliação da produção.

O valor da produção de minério P pode ser obtido através do somatório das cargas de todas as viagens feitas pelos equipamentos de transporte às frentes de minério, multiplicadas pelas suas respectivas capacidades.

A qualidade do produto final depende da quantidade de minério de cada frente de lavra utilizada na mistura e dos valores dos j -ésimos parâmetros de controle. Essa qualidade é calculada segundo a Eq. (2):

$$f_j^q(s) = \theta_j^q \times |tr_j - te_j| \quad \forall j \in S \quad \text{Eq. (2)}$$

na qual:

- tr_j : Meta de qualidade para o parâmetro de controle j (%);
 te_j : Teor encontrado para o parâmetro de controle j (%);
 θ_j^q : Peso associado à avaliação da qualidade do parâmetro de controle j .

Cada frente de lavra i possui um valor t_{ij} para o parâmetro de controle j , o valor total do parâmetro de controle j obtido na mistura de minérios pode ser obtido através da média ponderada entre t_{ij} e a produção de cada frente de minério i .

O número de caminhões utilizados é avaliado segundo a quantidade de caminhões utilizados pelo indivíduo S para cumprir o plano de lavra.

Outros objetivos desejáveis, como a relação estéril / minério, a produtividade das carregadeiras e a taxa de utilização dos caminhões também são avaliados, mas não são utilizados para calcular a relação de dominância. Eles são utilizados apenas para garantir a viabilidade das soluções.

A relação estéril / minério deve estar compreendida entre um valor máximo e mínimo e a produtividade das carregadeiras e a taxa de utilização dos caminhões deve ser menor que um valor máximo desejado.

4.1.4 Operador Genético Recombinação

A seleção dos pais é feita por meio de um torneio binário. Dois indivíduos são selecionados e aquele que possui menor nível Ni_k é selecionado. No caso de empate, é calculada a distância de multidão $dist_s$, e aquele que possui o maior valor de $dist_s$ é selecionado. A distância de multidão é calculada de acordo com a Eq. (3):

$$dist_s = dist_s + F_m(Ni_{s+1}) - F_m(Ni_{s-1}) \quad \text{Eq. (3)}$$

na qual, $dist_s$ é o valor da distância de multidão do s -ésimo indivíduo do nível Ni_k e $F_m(S_i)$ é o valor da m -ésima função objetivo.

O cálculo da distância de multidão permite que os indivíduos mais espalhados passem a ocupar as últimas vagas disponíveis da próxima população P_{k+1} , garantindo, assim, a diversidade das soluções (DEB *et al.*, 2002).

Após a seleção dos indivíduos, apenas a submatriz C contendo as carregadeiras alocadas a cada frente é mantida. A submatriz V é reconstruída pelo procedimento descrito na subseção 4.1.2.

4.1.5 Estruturas de vizinhança

Para explorar o espaço de soluções do problema foram utilizados seis movimentos usados em Costa (2005) e Coelho *et al.*, (2008), apresentados a seguir:

Movimento carga – $N^{CG}(s)$: Consiste em trocar os equipamentos de carga que operam nas frentes i e k , caso as duas frentes possuam equipamentos de carga alocados. No caso de apenas uma das frentes possuir equipamento de carga e a outra estiver disponível, esse movimento consistirá em realocar o equipamento de carga à frente disponível. Para manter a compatibilidade entre carregadeiras e caminhões, as viagens feitas às frentes são realocadas juntamente com as frentes escolhidas.

Movimento número de viagens – $N^{NV}(s)$: Este movimento consiste em aumentar ou diminuir o número de viagens de um caminhão l em uma frente i onde esteja operando um equipamento de carga compatível.

Movimento realocar viagem de um caminhão – $N^{VC}(s)$: Consiste em selecionar duas frentes ativas i e k e um caminhão l compatível operacionalmente com essas frentes e repassar uma unidade da frente i para a frente k . Desta forma, um caminhão l deixa de realizar uma viagem em uma frente i para realizá-la em outra frente k .

Movimento realocar viagem de uma frente – $N^{VF}(s)$: Uma frente i e dois caminhões l e k são selecionados, e uma viagem do caminhão l a esta frente i é transferida ao caminhão k . Restrições de compatibilidade entre equipamentos são respeitadas neste movimento, havendo realocação de viagens apenas quando houver compatibilidade entre eles.

Movimento Troca de Viagens – $N^{VT}(s)$: Duas células da matriz V são selecionadas e uma viagem é realocada de uma para outra. Tal movimento pode ocorrer entre quaisquer células da matriz V , respeitando-se as restrições de compatibilidade entre equipamentos.

Movimento Troca de Carregadeiras – $N^{CT}(s)$: Consiste em trocar as carregadeiras que operam nas frentes i e k . Analogamente ao movimento CG , em um movimento CT os equipamentos de carga das frentes são trocados, mas as viagens feitas às frentes não são alteradas. Para manter a compatibilidade entre carregadeiras e caminhões, as viagens feitas a frentes com equipamentos de carga incompatíveis são removidas.

4.1.6 Busca local

A busca local é aplicada a todos os indivíduos-filho. Ela consiste na aplicação do VND (vide Fig. 2). Inicialmente, considera-se um conjunto de $r = 6$ vizinhanças distintas, cada qual definida por um dos tipos de movimentos definidos na seção 4.1.5. A seguir, a partir de um indivíduo, são analisados todos os indivíduos que estejam na sua primeira vizinhança, movendo-se para aquele que apresentar uma melhora segundo a função de avaliação. Caso não se encontre um indivíduo de melhora, parte-se para a procura do melhor indivíduo na segunda vizinhança. Havendo melhora, retorna-se à primeira estrutura de vizinhança; caso contrário, passa-se para a próxima vizinhança.

O método termina quando é encontrado um indivíduo que não tem vizinho melhor que ele em qualquer das vizinhanças consideradas.

5. Resultados e análises

O algoritmo proposto foi desenvolvido na linguagem C, usando o compilador C++ *Builder 5.0* da *Borland*. Ele foi testado em um PC *Pentium Core 2 Duo*, com 2,4 GHz e 4 GB de RAM sob plataforma *Windows Vista*.

Para testá-lo foram considerados os dados de Pantuza e Souza (2010), os quais foram inspirados em dados de uma mineração de ferro da região de Ouro Preto (MG).

Inicialmente, o algoritmo foi submetido a uma bateria preliminar de testes para calibrar os diversos parâmetros existentes. Os valores adotados para os desvios de produção, de qualidade e número de caminhões utilizados foram, respectivamente, 10, 100 e 100. Para o número máximo de gerações e tamanho total da população foram adotados, respectivamente, 200 gerações e 4 indivíduos.

A Tabela 1 compara os resultados encontrados para o algoritmo NSGA II proposto neste trabalho, após a execução de 100 testes, e os resultados obtidos pelo algoritmo AGHM de Pantuza e Souza (2010).

TABELA 1 – Resultados obtidos

	<i>Meta de Prod. (t)</i>		<i>Qualidade (%)</i>		<i>Cam. Utilizados</i>		<i>Tempo (seg)</i>	
	AGHM	NSGA II	AGHM	NSGA II	AGHM	NSGA II	AGHM	NSGA II
Menor	0	0	0,01	0,36	8	6	7,61	39,97
Médio	170	350	2,04	5,90	19	18	12,45	42,56
Maior	680	1180	16,31	23,43	27	27	23,19	45,15
Per_Menor	22,5%	80,0%	16,0%	22,0%	9,0%	15,0%	-	-
Per_Maior	12,0%	3,0%	1,0%	3,0%	21%	34%	-	-

Na coluna *Meta de Prod.*, encontram-se os valores, em toneladas, referentes ao desvio em relação à meta de produção. A coluna *Qualidade* apresenta os valores relativos aos desvios em relação às metas de qualidade dos parâmetros de controle. A coluna *Cam. Utilizados* refere-se ao número de caminhões utilizados pela solução e a a coluna *Tempo* apresenta o tempo, em segundos, requerido para se encontrar a solução final pelo algoritmo. Na linha *Menor* são relatados os menores valores encontrados para o referido objetivo; na linha *Médio* são apresentados os valores médios encontrados e na linha *Maior* os maiores valores encontrados para cada objetivo em todas as execuções. A linha *Per_Menor* apresenta a percentagem de vezes que o menor valor para cada objetivo foi encontrado para o referido algoritmo e a linha *Per_Maior*, analogamente, a percentagem de vezes que o maior valor foi encontrado.

Como pode ser observado na Tabela 1, o algoritmo NSGA II exige um maior custo computacional para ser executado, pois explora de forma mais exaustiva as estruturas de vizinhanças. Apesar do desempenho do NSGA II ter sido inferior ao do algoritmo AGHM em relação às métricas **Menor Valor**, **Valor Médio** e **Maior Valor**, é relevante ressaltar alguns aspectos positivos do algoritmo proposto. Ao contrário do AGHM, que obtém suas soluções com valores próximos da média e poucas vezes alcança o melhor resultado, o NSGA II proposto obtém o melhor resultado na maioria das vezes. Especificamente, os melhores resultados, para pelo menos um objetivo, é alcançado em torno de 97% das vezes pelo NSGA II e em apenas 34% das execuções para o AGHM. O desempenho médio ruim do algoritmo proposto é devido à ocorrência de soluções ruins obtidas em algumas poucas execuções, as quais são geradas priorizando-se um único objetivo em detrimento de outros.

6. Conclusões

Este trabalho adaptou o algoritmo heurístico multiobjetivo NSGA II para resolução do problema de planejamento operacional de lavra com alocação dinâmica de caminhões (POLAD). Ao contrário da maioria da literatura sobre o assunto, que o resolve ponderando os diferentes objetivos, este trabalho explora as vantagens da otimização multiobjetivo. Assim, apresenta-se ao final da execução do algoritmo, um conjunto de soluções eficientes, as quais ou priorizam alguma meta ou, então, estão equilibradas entre os diversos valores dos objetivos. O decisor, responsável pela tomada de decisão, torna-se responsável pela escolha de qual alternativa mais se adapta à realidade operacional da mina naquele instante.

Além disso, assim como em Pantuza e Souza (2009), considerou-se, para retratar mais fidedignamente o problema à realidade operacional, dois pontos de descarga diferentes, capacidades diferentes para as cargas de minério e estéril dos caminhões, e tempo de ciclo dos caminhões dependente da distância entre as frentes de lavra e os pontos de descarga, do tipo de carga (se minério ou estéril) e do tipo de caminhão.

O algoritmo proposto introduz no NSGA II uma busca local baseada no VND como operador genético de mutação. Essa busca local faz uso de seis estruturas diferentes de movimento. O operador genético de recombinação utilizado mantém as características mais comuns presentes nos pais.

O algoritmo proposto foi comparado com o algoritmo AGHM de Pantuza e Souza (2010). Foi observado que ele, apesar de não gerar as melhores soluções, nem as melhores soluções médias, é o algoritmo com maior capacidade de encontrar boas soluções, na maioria das execuções. Uma proposta para sua melhoria é alterar o objetivo de minimização de caminhões pelo de diminuir o desvio em relação à taxa de utilização desses. Dessa forma, os caminhões seriam melhor utilizados e, indiretamente, o número de caminhões seria reduzido.

Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPEMIG, processo CEX 00357/2009, pelo apoio ao desenvolvimento deste trabalho de pesquisa.

Referências

- ARROYO, J. E. C. *Heurísticas e metaheurísticas para otimização combinatória multiobjetivo*. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Unicamp, Campinas, SP, 2002.
- COELHO, I. M.; RIBAS, S.; SOUZA, M. J. F. Um algoritmo baseado em GRASP, Iterated Local Search para a otimização do planejamento operacional de lavra. *Anais do XI Encontro de Modelagem Computacional*, Volta Redonda, RJ, 8 p. (CD-ROM), 2008.
- COSTA, F. P.. *Aplicações de técnicas de otimização a problemas de planejamento operacional de lavra em minas a céu aberto*. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mineral, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, MG, 2005.
- COSTA, F. P.; SOUZA, M. J. F. e PINTO, L. R.. Um modelo de alocação dinâmica de caminhões. *Revista Brasil Mineral*, v. 231, pp. 26-31, 2004.
- DEB, K., THIELE L., LAUMANN, M., ZITZLER E.. Scalable Multi-Objective Optimization Test Problems. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation – CEC 2002*, pp. 825-830, 2002.
- FONSECA, C.M., FLEMING, P.J.. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*. San Mateo, USA, pp. 416-423, 1993.

- GUIMARÃES, F. A.; SOUZA, M. J. F.; COSTA, T. A.** Iterated Local Search Aplicado ao Planejamento Operacional de Lavra em Minas a Céu Aberto Considerando Alocação Dinâmica de Caminhões. *Anais do XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Goiânia (GO), pp. 1369-1380, 2006.
- GUIMARÃES, I. F.; PANTUZA, G. e SOUZA, M. J. F.** Modelo de simulação computacional para validação dos resultados de alocação dinâmica de caminhões com atendimento de metas de qualidade e de produção em minas a céu aberto. *Anais do XIV Simpósio de Engenharia de Produção - SIMPEP*, 11 p. (CD-ROM), Bauru, 2007.
- HORN, J., NAFPLIOTIS, N., GOLDBERG, D.E.** A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization. *Proceedings of the 1^o IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence*. Piscataway USA, pp. 82-87, 1994.
- KNOWLES, J., CORNE, D.C.**, Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy. *Evolutionary Computation*, vol. 8, n. 2, pp. 149-172, 2000.
- MLADENOVIC, N.; HANSEN, P.** A Variable Neighborhood Search. *Computers and Operations Research*, vol. 24, pp. 1097-1100, 1997.
- PANTUZA Jr., G. e SOUZA, M. J. F.** Modelo de simulação computacional para validação dos resultados de alocação dinâmica de caminhões com atendimento de metas de qualidade e de produção em minas a céu aberto. *Anais do XVI Simpósio de Engenharia de Produção – SIMPEP*, 10 p. (CD-ROM), Bauru, SP, 2009.
- PANTUZA Jr., G. e SOUZA, M. J. F.** Um algoritmo genético híbrido multiobjetivo aplicado ao planejamento operacional de lavra em minas a céu aberto. *Anais do VI Congresso Brasileiro de Mina a Céu Aberto – CBMINA*, 12 p. (CD-ROM), Belo Horizonte, MG, 2010.
- PARETO, V.** *Cours D'Economie Politique*, vol. 1, F. Rouge, 1896.
- PEREIRA, G. W.** *Aplicação da técnica de reconhecimento simulado em problemas de planejamento florestal multiobjetivo*. Dissertação (Mestrado), Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, UFMG, Belo Horizonte, MG, 2004.
- RIBAS, S.; COELHO, I. M.; SOUZA, M. J. F. e MENOTTI, D.** Parallel iterated local search aplicado ao planejamento operacional de lavra. *Anais do XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Porto Seguro, BA, pp. 2037-2048, 2009.
- SCHAFFER, J. D.** Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms. *Genetic Algorithms and their applications: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 93-100, 1985.
- SLACK, N.; CHAMBER, S.; HARDLAND, C.; HARRISON, A. e JOHNSTON, R.** *Administração da Produção*. São Paulo: Atlas, 2002.
- SRIVIVAS, N., DEB K.** Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. *Evolutionary Computation*, vol. 2, n. 3, pp. 221-248, 1995.
- ZITZLER, E., THIELE L.**, Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, n. 4, pp. 257-271, 1999.