

GERENCIAMENTO DE MANOBRAS E DESCARREGAMENTO DE TRENS DE MINÉRIO DE FERRO EM PÁTIOS FERROVIÁRIOS USANDO ALGORITMO GENÉTICO

Juan X. E. A. Calles¹

Leandro C. Resendo¹

Rodrigo A. Rosa²

¹Instituto Federal do Espírito Santo - Campus Serra

²Universidade Federal do Espírito Santo

RESUMO

No transporte ferroviário de minério de ferro, a matéria prima extraída é descarregada em pátios ferroviários para posterior estocagem ou encaminhamento a usinas de pelotização. Ao chegar no pátio de recepção, os trens são conduzidos num conjunto de linhas férreas, dispostas paralelamente, até chegar em viradores de vagões onde são descarregados. Para cada trem carregado de minério que ingressa no pátio, organizado tipicamente em 3 lotes, é necessário escolher um virador e uma rota para cada lote. Dependendo da configuração e arranjo de linhas no pátio, e/ou do fluxo de chegada de trens, a escolha é determinante para diminuir atrasos. Neste trabalho propomos um algoritmo genético para escolher o virador e a rota dos trens que chegam no pátio, além de um modelo ILP para formalizar e analisar a heurística proposta. Experimentos mostram que o algoritmo genético executa na grandeza de segundos para atender demandas de centenas de trens.

ABSTRACT

In iron ore transportation, extracted raw materials are unloaded in railyards for later stocking or pelletizing. After reaching the reception yard, trains are led in a set of rail lines, arranged in parallel, reaching rotary car dumpers where materials are unloaded. For each loaded train arriving the railyard, usually arranged in 3 batches, a car dumper and route must be assigned for each batch. Depending on a railyard's configuration and arrangement, and/or train arrival flow, this decision is crucial for reducing delays. In this paper, we propose a genetic algorithm for assigning a car dumper and route for trains arriving the reception yard, and an ILP model for formalizing and analyzing the heuristic. Experiments show that the genetic algorithm executes in terms of seconds in response to hundreds of incoming trains.

1. INTRODUÇÃO

No setor de mineração o transporte ferroviário exerce papel fundamental no transporte de vários produtos, tais como, minério de ferro, carvão, manganês, etc. Sendo transportado desde as minas nas quais ele é extraído até usinas ou terminais marítimos para exportação. O sistema ferroviário que comporta o transporte do minério inicia quando, depois de extraído da mina, o minério é carregado e transportado em trens distribuídos em lotes, com uma quantidade fixa de vagões. Os trens carregados viajam quilômetros através de ferrovias até chegar a pátios ferroviários, onde o minério é descarregado e encaminhado para a usina de pelotização ou terminal marítimo (Camurça et al., 2012).

Tanto na linha de circulação quanto nas linhas de um pátio ferroviário, os trens deslocam-se sobre linhas férreas e para mudar de linha é necessário o uso de travessões, que são compostos por dois aparelhos de mudança de via e uma linha de ligação, referenciados daqui em diante como Aparelho de Mudança de Via (AMV). Além disso, dispositivos de sinalização são instalados nas vias para permitir ou restringir o seu acesso a elas, tipicamente permitindo que uma linha seja ocupada por apenas um trem de cada vez. Isto é uma restrição de segurança exigido para o pátio ferroviário investigado.

Depois da linha de chegada no pátio de recepção, as linhas seguintes estão dispostas paralelamente para permitir a entrada de vários trens em intervalos curtos de tempo. O grupo de linhas paralelas encontra-se no final da outra extremidade, num conjunto de AMVs

conhecido como domínio, que permite a permutação dentre um novo grupo de linhas paralelas subsequentes. Esse layout se repete até chegar no setor de descarregamento, onde estão os viradores de vagões, chamados adiante apenas de viradores. Assim, ao ingressar no pátio de recepção, cada lote é direcionado nesse feixe de linhas férreas até chegar no virador onde será descarregado. Essa configuração está ilustrada na Figura 1, que representa um pátio de recepção, onde cada lote ingressa na linha mais à esquerda e percorre os domínios 1, 2 e 3, até chegar nos viradores, à direita. Depois do pátio de recepção e descarregamento, seguem-se os de pátios de classificação, onde os vagões são encaminhados para limpeza, manutenção e formação de trens. Por último todos os vagões seguem para a formação, para que o trem retorne para linha. Entretanto este trabalho investigará apenas o pátio de recepção.



Figura 1: Ilustração de um pátio de recepção

O encaminhamento de cada lote no pátio de recepção envolve um processo de tomada de decisão onde deve ser determinado qual virador atenderá o lote e a rota que será usada para chegar até ele. Chamamos este processo de decisão de problema da Escolha de Virador e Roteamento de Lote, no resto do trabalho abreviado como EVRL. Com a chegada de vários trens no pátio, em intervalos de tempo próximos, a escolha de viradores e rotas torna-se fator que influencia na capacidade de recebimento de trens do pátio. Sendo assim, decisões pouco criteriosas podem levar a atrasos no trajeto do lote até o seu destino e aumentar o custo de recursos (trabalho, energia e tempo) no pátio ferroviário (Monteiro e Scopel, 2003). Apesar disso, na prática, a atribuição de virador e rota para cada lote é feita por empregados especialistas que se baseiam em políticas operacionais do pátio e/ou no conhecimento empírico. Contudo, esta tarefa pode tornar-se de elevada complexidade, variando a quantidade e disposições de linhas e AMVs no pátio, além da quantidade e tempo de chegada de trens, pois o número de possibilidades pode aumentar exponencialmente.

Grande parte dos trabalhos que lidam com problemas em pátios ferroviários abordam holisticamente a recepção, classificação e formação (etapas posteriores à recepção do pátio) de trens de carga. Shi e Zhou (2014), por exemplo, apresentam um modelo de fluxo de rede baseado em camadas (recepção, classificação e formação), além de um modelo de programação linear inteira que representa uma contagem acumulativa do fluxo de trens no pátio, para modelar restrições de capacidade do pátio. Porém, o trabalho não modela as decisões tomadas para a descarga de vagões. Em Yue et al. (2006) é apresentado um controle para alocação de recursos do pátio usando um modelo baseado em *job shop scheduling* e um algoritmo de colônia de formigas para atribuir linhas de chegada (recepção) e saída (formação). Em Oliveira e Cardoso (2003), um método *branch & bound* é usado para otimizar as manobras em um pátio ferroviário, onde manobra refere-se à movimentação de vagões por uma locomotiva de manobras, aplicando paralelismo para diminuir o tempo de espera de processamento. Outros trabalhos que modelam o fluxo e otimização de trens que atravessam um pátio ferroviário de frete encontram-se nos estudos de Boysen (2012, 2013).

Grande parte das referências em otimização de logística ferroviária toma como critério o tempo de alocação das locomotivas de manobra. Em Sabino et al. (2010) é apresentado um algoritmo de colônia de formigas para construir um cronograma de alocação das locomotivas de manobras em um pátio ferroviário, particularmente no setor de classificação e nos atendimentos de limpeza e manutenção de vagões. Contudo, o trabalho desconsidera a influência das decisões de roteamento dos trens na movimentação das locomotivas de manobra. Em Hamacher et al. (2005) e Bacelar e Salles (2005) são apresentados modelos de programação inteira que determinam a movimentação de locomotivas em uma malha ferroviária cujo objetivo é maximizar a quantidade de manobras realizadas. O primeiro modelo ainda representa o atraso ou adiamento de manobras, de acordo com a possibilidade ou não em executá-las num determinado momento, como por exemplo, se um pátio de destino não permite a entrada de novos vagões por estar lotado.

O presente trabalho propõe um algoritmo genético para auxiliar na tomada de decisão sobre qual o virador deverá ser escolhido e as rotas atribuídas a trens carregados de minério que ingressam em um pátio ferroviário. Em destaque, esta abordagem pretende considerar minuciosamente o controle de alocação de linhas e AMVs e o seu impacto no atraso de trens para chegar nos seus destinos. Adicionalmente, este controle deve considerar a restrição de segurança para a movimentação dos lotes, como será apresentado mais adiante. Além disso, um modelo ILP (*Integer Linear Programming*) é proposto para formalizar o problema tratado.

No que segue deste trabalho, na Seção 2 são descritas as restrições da recepção do pátio ferroviário, para o problema de escolha de virador e roteamento de lotes. A Seção 3 apresenta modelo ILP do problema. Na Seção 4 apresenta-se o algoritmo genético proposto. Na Seção 5 apresentam-se os experimentos, resultados e análises obtidas para as soluções encontradas e, por último, na Seção 6 são apresentadas as conclusões.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Computacionalmente um pátio ferroviário para descarga de minério de ferro pode ser representado como uma estrutura de grafo direcionado $G = (V, E)$, considerando que, depois de passar pela linha de entrada do pátio, um trem sempre se desloca em direção a um virador. No grafo G do pátio, cada linha é representada por um vértice pertencente ao conjunto V e cada enlace do conjunto E representa uma sequência de AMVs que fazem a conexão entre pares de linhas adjacentes. Os viradores também são considerados como nós em V .

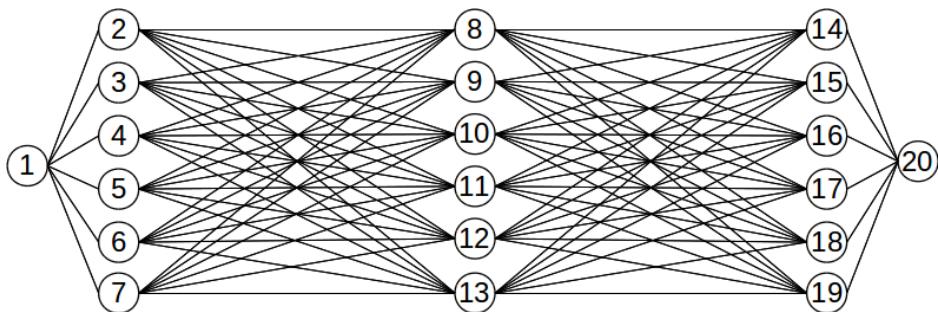


Figura 2: Representação em grafo do pátio na Figura 1

A Figura 2 mostra a representação do pátio ferroviário anterior. Nela, o nó 1 representa a linha de chegada, os nós de 2 a 7 o primeiro conjunto de linhas em paralelo, de 8 a 13 o segundo conjunto de linhas em paralelo e, de 14 a 19, os viradores – além disso, um nó virtual

(20) é usado no modelo ILP para representar o término do fluxo de roteamento no pátio de recepção. O caminho que deve ser percorrido por um lote desde a linha de chegada até o virador atribuído, ou seja, a sua rota, é uma lista ordenada de vértices $R = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, que define a sequência de linhas a serem atravessadas. O primeiro elemento da lista representa sempre a linha de chegada e, o último elemento, representa o virador escolhido.

As métricas que descrevem numericamente o pátio ferroviário (e.x.: o comprimento das linhas, os comprimento e velocidade dos lotes, a taxa com a qual os viradores descarregam um vagão, etc.) foram todas reduzidas a uma única dimensão, o tempo. Dessa maneira, o valor atribuído a uma linha, virador ou AMV, representa o tempo que a extremidade de um trem gasta para atravessá-la. Por motivos de simplificação, consideraremos que todos os lotes possuem o mesmo comprimento e que eles se locomovem na mesma velocidade. Desconsidera-se, portanto, a aceleração e desaceleração de um trem que precisa parar, por exemplo, quando a próxima via ainda não está liberada.

Outra característica importante em pátios ferroviários é a política de segurança para circulação de trens, tendo como propósito evitar acidentes. Basicamente ela trata das velocidades de trens dentro do pátio e a capacidade de ocupação de linhas férreas. Tipicamente a capacidade de ocupação de linhas é tida como apenas um lote por linha. Quando um lote se encontra, total ou parcialmente, numa linha, a linha é considerada totalmente ocupada. Caso um lote precise percorrer uma linha ocupada por outro lote, o primeiro deve esperar que o último percorra a linha por completo, só então a linha torna-se disponível novamente.

Para efeito de identificar os instantes em que as linhas estão ocupadas ou disponíveis, e consequentemente ser capaz de identificar os atrasos por tempo de espera, consideram-se quatro situações/eventos distintas. São estes referentes aos instantes em que: 1) a parte da frente de um lote entra em contato com a extremidade inicial da linha, a partir desse momento a linha está ocupada; 2) a parte da frente do mesmo lote entra em contato com a extremidade final da linha, mantendo a linha ocupada, mas ocupando também a próxima linha; 3) o último vagão do lote entra em contato com a extremidade inicial da linha, tornando disponível a linha anterior; e; 4) o último vagão do lote entra em contato com a extremidade final da linha, a partir desse instante a linha está novamente disponível. Com essas informações é possível identificar o tempo que cada lote demora em percorrer o pátio, mesmo na ocorrência de atrasos ocasionados por linhas ocupadas. O objetivo do problema é então diminuir o tempo total de atendimento dos trens.

3. MODELO ILP

O problema de EVRL é similar ao problema de roteamento de veículos, entretanto, é necessário modelar as restrições de segurança que determinam a capacidade de uso das linhas no pátio ferroviário. Assim, partindo do modelo de roteamento, a seguir são apresentadas as notações, parâmetros e variáveis de decisão.

Parâmetros

N : Conjunto de nós, onde cada nó representa um segmento de linha, sendo $|N| = n$.

L : Conjunto de lotes que entrarão no pátio.

$E[i][j]$: Matriz de adjacência, representando a conexão entre os nós i e j . Sendo cada enlace representando um conjunto de AMVs.

$TN[i]$: Tempo gasto para uma extremidade do lote atravessar o nó i . Note que esse parâmetro identifica o comprimento do nó.

$TAMV[i][j]$: Tempo gasto para uma extremidade de um lote atravessar uma aresta ij referente a um conjunto de AMVs.

$B[l]$: Momento em que o lote l chega no pátio (primeiro nó).

$TL[l]$: Tempo que o lote l gasta para atravessar completamente um ponto fixo no pátio. Note que esse parâmetro indica o “comprimento” do lote.

Variáveis de decisão

$x_{i,j}^l$: Variável binária que vale 1 se o lote l se desloca do nó i até o nó j , usando a aresta ij e zero caso contrário.

b_i^l : O instante em que o lote l chega no nó i .

Função objetivo

A função objetivo representa a minimização do tempo que cada lote demora para atravessar a recepção do pátio ferroviário, representado no modelo por B' .

$$\text{Minimizar: } \sum_{l \in L} B^l \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j \in N} x_{i,j}^l = 1 \quad \forall l \in L \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N} x_{i,n}^l = 1 \quad \forall l \in L \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{i,j}^l - \sum_{j \in N} x_{j,i}^l = 0 \quad \forall l \in L; i \in \{2, \dots, n-1\} \quad (4)$$

$$b_i^l \geq B[l] \quad \forall l \in L \quad (5)$$

$$b_j^l \geq b_i^l + TN[i] + TAMV[i][j] - M(1 - x_{ij}^l) \quad \forall l \in L; \forall i, j \in N / j > i \quad (6)$$

$$b_i^l \geq b_i^m + TN[i] + TL[l] - M \sum_{j \in N} (2 - x_{ji}^l - x_{ji}^m) \quad \forall i \in N; \forall l, m \in L / B[l] > B[m] \quad (7)$$

$$b_i^l \leq B^l \quad \forall l \in L; \forall i \in N \quad (8)$$

As Expressões (2), (3) e (4) são restrições clássicas para problemas de roteamento. A Restrição (2) garante que todos os lotes vão entrar no pátio, a Restrição (3) garante que todos os lotes vão sair do pátio. A Restrição (4) garante a continuidade de fluxo dos lotes nos nós. A Restrição (5) garante que cada lote entrará no primeiro nó após chegar no pátio. Nota-se que, em caso de congestionamento o lote pode esperar antes de entrar no pátio. A Restrição (6) assegura que o tempo que o lote l chega no nó j deve ser maior que o tempo em chega no nó i , mais o tempo gasto para atravessar o nó i e o conjunto de AMVs que formam a aresta ij . A Restrição (7) é o controle de segurança de colisões, garantindo que se os lotes l e m usam o mesmo nó i , l apenas entrará em i depois de m sair completamente do nó. Esta restrição é descrita na Seção 2. Nas restrições (6) e (7), M é uma constante suficientemente grande. A Restrição (8) garante a relação entre as variáveis de minimização.

O problema tratado nesse trabalho pertence à classe de problemas de roteamento em redes de transporte, que computacionalmente é classificado como um problema NP-Hard. Assim, esta formulação tem uma complexidade computacional exponencial, que inviabiliza o uso da formulação para problemas reais, Pióro e Medhi (2004). Contudo, apresentamos a formulação para melhor formalização do problema.

4. ALGORITMO GENÉTICO PROPOSTO

O algoritmo genético (AG) é uma meta-heurística que imita o processo de seleção natural das espécies para gerar soluções de boa qualidade, usado amplamente para problemas de busca heurística e otimização combinatória. O AG realiza uma busca multidirecional mantendo, a cada iteração, uma população de soluções candidatas que trocam informações entre si para gerar novos indivíduos. No algoritmo genético uma solução é chamada de cromossomo e as informações que compõem um cromossomo são chamadas de genes. A cada iteração, uma população de cromossomos é chamada de geração. A busca no espaço de soluções é realizada por meio de duas operações básicas, o cruzamento (ou *crossover*) e a mutação. O *crossover* consiste na troca de informação entre dois cromossomos e formação de uma nova solução que extrai características de ambos. A mutação, por sua vez, consiste na alteração probabilística de um ou mais genes que compõem uma solução, permitindo o surgimento de soluções não contempladas por operações de *crossover* em uma determinada geração (Goldberg, 1989).

4.1. Representação de uma solução

Nesse trabalho representaremos um cromossomo (solução) como uma lista de rotas associadas a cada lote, incluindo o virador escolhido. Escreve-se uma rota como a sequência de segmentos de linhas que um lote (trem) deve percorrer. Os genes, que são as informações que compõem um cromossomo, representam então os segmentos de linhas que pertencem a uma rota, ou seja, um subconjunto ordenado de nós do grafo que representa o pátio. Na Figura 3, cada linha representa a rota de um trem, e as colunas os nós que cada rota utiliza. Na anotação adotada N_{ij} , representa o j -ésimo nó visitado pela i -ésima rota. Como parte do problema é a escolha de viradores, o último nó visitado por qualquer rota (a última coluna da matriz do cromossomo) representa sempre um virador. Na Figura 3, os nós N_{in} são portanto viradores.

| | | | | |
|--------------|--------------|-----|------------------|--------------|
| N_{11} | N_{12} | ... | $N_{1(n-1)}$ | N_{1n} |
| N_{21} | N_{22} | ... | $N_{2(n-1)}$ | N_{2n} |
| ... | | | | |
| $N_{(m-1)1}$ | $N_{(m-1)2}$ | ... | $N_{(m-1)(n-1)}$ | $N_{(m-1)n}$ |
| N_{mn} | N_{m2} | ... | $N_{m(n-1)}$ | N_{mn} |

Figura 3: Representação de um cromossomo

4.2. Geração inicial

A geração inicial refere-se ao conjunto de cromossomos que participa da primeira iteração do algoritmo genético. Portanto, ela determina os locais, dentro do espaço de soluções, nos quais a heurística iniciará a busca de boas soluções, potencialmente influenciando na qualidade das soluções encontradas no final de sua execução. Nesta abordagem, a geração inicial pode ser obtida de duas formas, ambas dependentes de valores aleatórios.

A primeira forma, inteiramente aleatória, consiste em adicionar incremental e aleatoriamente cada nó de uma rota. Isto é, considerando o nó de origem, um nó adjacente é escolhido

aleatoriamente. Em seguida, um novo nó adjacente ao anterior é escolhido aleatoriamente, e assim sucessivamente, até chegar ao destino (um virador escolhido aleatoriamente). Esse procedimento é repetido para todos os lotes.

No segundo método a obtenção de uma geração inicial depende também de escolhas aleatórias, entretanto adota uma regra que busca obter rotas que empiricamente geram menos atraso. Desta maneira pretende-se iniciar a heurística a partir de soluções de melhor qualidade. A regra consiste em, para cada lote (computados em ordem de chegada), seleciona-se o virador mais próximo (em termos de tempo), ou seja, cujo caminho possui menor custo. Em seguida, considerando que a concorrência de trens por um conjunto de linhas pode gerar congestionamento e consequentemente atrasos, depois de determinar o virador e rota de um lote incrementa-se o custo dos nós da rota recém-formada. Assim, para os próximos lotes sabe-se de maneira imediata que determinadas rotas podem gerar atrasos, as de maior custo. O valor incrementado ao custo dos nós é obtido aleatoriamente, variando de 0 (zero) até o valor que representa o custo do lote.

O último método é representado na Figura 4, na formação de um cromossomo que corresponde ao roteamento de 4 lotes. Depois de selecionada a rota do primeiro lote (1, 2, 8, 14), considerando-se como a rota de virador mais próximo, os custos dos nós são incrementados aleatoriamente, diminuindo a probabilidade dos mesmos nós serem escolhidos para os lotes subsequentes. O mesmo ocorre depois de escolhida a rota do 2º (1, 3, 9, 15) e 3º (1, 4, 10, 16) lotes, até que o cromossomo é formado. O mesmo procedimento é repetido dependendo da quantidade de cromossomos na geração inicial.

| 1º Lote | | | | 2º Lote | | | | 3º Lote | | | | 4º Lote | | | |
|---------|---|---|----|---------|---|---|----|---------|---|----|----|---------|---|----|----|
| 1 | 2 | 8 | 14 | 1 | 2 | 8 | 14 | 1 | 2 | 8 | 14 | 1 | 2 | 8 | 14 |
| | | | | 1 | 3 | 9 | 15 | 1 | 3 | 9 | 15 | 1 | 3 | 9 | 15 |
| | | | | | | | | 1 | 4 | 10 | 16 | 1 | 4 | 10 | 16 |
| | | | | | | | | | | | | 1 | 5 | 11 | 17 |

Figura 4: Formação de um cromossomo

4.3. Crossover

A operação de *crossover*, análoga à busca na vizinhança, consiste em tomar dois cromossomos e gerar um novo cromossomo com características (genes) de ambos. Dado que o cromossomo representa uma combinação específica de rotas para todos os lotes, e um gene representa cada uma dessas rotas, o *crossover* cria um novo cromossomo tomando todos os genes ímpares de A e os genes pares de B (de acordo com a ordem de chegada dos lotes), conforme ilustrado na Figura 5. A cada iteração do algoritmo genético, todos os cromossomos são selecionados para realizar a operação de *crossover*, cada um deles participando apenas de um cruzamento. Para cada par de cromossomos quaisquer de uma geração, o cruzamento é feito entre eles e o cromossomo filho é adicionado à geração. Novos pares são cruzados, exceto os cromossomos que já foram cruzados em iterações anteriores, até que não reste nenhum ou apenas um cromossomo (para gerações de tamanho ímpar). Conflitos entre rotas gerados nesta operação, por exemplo nas rotas dos genes 1 e 4 do cromossomo filho (na Figura 5), são tratados na função *fitness* considerando a ordem de chegada de trens no pátio. Portanto, dependendo do intervalo entre os tempos de chegadas dos trens 1 e 4, o último poderá sofrer atrasos.

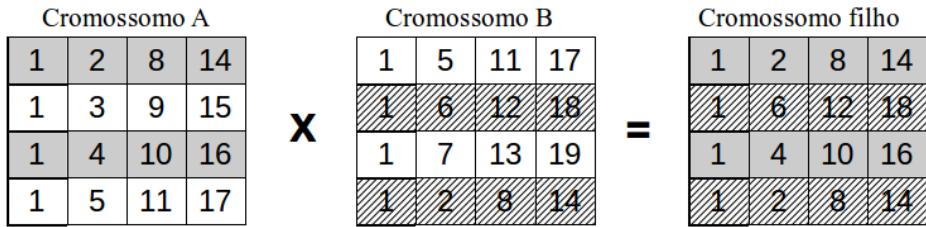


Figura 5: Crossover de dois cromossomos

4.4. Mutação

A operação de mutação permite explorar novas soluções dentro do espaço de busca para evitar que a heurística pare em mínimos locais. Para cada gene de um cromossomo, dada uma probabilidade de mutação, esta operação ocorre da seguinte maneira (conforme ilustrado na Figura 6): 1) o nó de uma rota é selecionado aleatoriamente, o ponto de mutação; 2) a partir do ponto de mutação, os demais nós rota são descartados; 3) em seguida um nó correspondente a algum virador é selecionado também aleatoriamente; e 4) a menor rota do ponto de mutação até o novo virador selecionado é calculada e anexada à rota do lote. O cromossomo que sofreu mutação é adicionado à geração mantendo o cromossomo original.

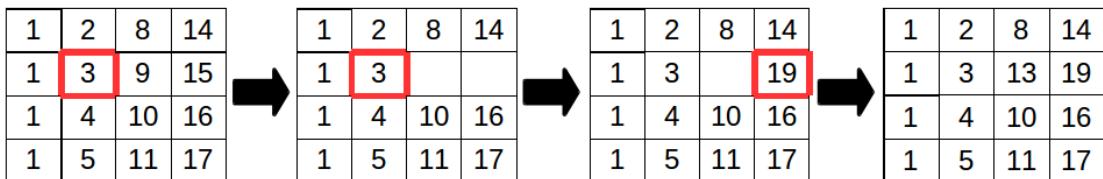


Figura 6: Mutação de um gene

4.5. Função *fitness*

A função *fitness* atribui um valor numérico para um cromossomo a partir de suas características, permitindo comparar a qualidade entre as soluções. A função *fitness* para esta heurística obtém o somatório do tempo gasto por cada trem em atravessar todo o pátio. O tempo gasto considera desde o instante em que o lote chega no pátio (dado de entrada fornecido) até o instante em que o último vagão do lote sai do virador. Por se tratar de um problema de minimização, uma solução é melhor quanto menor a sua *fitness*, representando trens que atravessam o pátio com menos atrasos.

4.6. Seleção

A partir de uma população de N elementos, e depois de executar as operações de *crossover* e mutação, são selecionados os N melhores cromossomos que irão compor a próxima geração.

5. EXPERIÊNCIAS E RESULTADOS

Os experimentos aqui realizados têm o objetivo de: 1) verificar se as definições de solução inicial, operações de *crossover* e mutação possibilitam a convergência da heurística; 2) averiguar a eficiência da heurística, por meio de comparações feitas em instância onde o ótimo pode ser obtido; e 3) calibrar a heurística, encontrando a combinação de parâmetros (quantidade de iterações, tamanho de uma geração e probabilidade de mutação) que geram melhores resultados. As experiências foram realizadas usando um processador Intel Core i7-3.4GHz com oito núcleos e 8GB de memória RAM em um sistema operacional Ubuntu 14.04 LTS. A heurística foi implementada em Python 2.7, usando os pacotes Numpy e NetworkX.

5.1. Calibração da heurística

A calibração da heurística consiste em obter uma combinação de parâmetros que geram melhores resultados para um conjunto de entradas. Para isso, tomamos os mesmos layouts de recepção de pátio ferroviário do experimento anterior e o mesmo agendamento de chegada de nove lotes no pátio. Os parâmetros a serem calibrados, e os possíveis valores assumidos por cada um deles, são os seguintes: 1) a quantidade de iterações da heurística (número de gerações a serem simuladas), que pode assumir os valores em [50, 100, 250, 500, 1000]; 2) o tamanho de uma geração (a quantidade máxima de cromossomos que serão repassados para a próxima iteração), assumindo um dos valores em [10, 30, 50]; e 3) a probabilidade de mutação, dentre [1%, 5%, 10%]. Assim, foi experimentado um total de 45 combinações.

Para cada combinação dos três parâmetros citados a heurística foi executada dez vezes e o valor médio dos resultados foi registrado. Consideramos para a calibração a adoção de soluções iniciais aleatórias pois, como identificado no experimento anterior, ela forneceu à heurística um comportamento mais regular, independentemente do tipo de layout adotado. Ao realizar o experimento para cada tipo de layout, simétrico e não simétrico, identificou-se que ambos os casos compartilharam seis dentre as dez melhores combinações. As melhores combinações que se aplicam às duas instâncias são (ordenados em número de iterações, tamanho de geração e probabilidade de mutação) as seguintes: [250, 50, 10%]; [500, 30, 10%]; [500, 50, 10%]; [1000, 30, 5%]; [1000, 30, 10%]; e [1000, 50, 5%]. As combinações foram ordenadas desta maneira pois quanto maior o número de iterações e a quantidade de cromossomos por geração, maior também o tempo de processamento necessário, sendo preferidas combinações que executem mais rápido. Observa-se também que nenhuma das melhores configurações encontradas apresenta probabilidade de mutação equivalente a 1%. Isto evidencia que, para a heurística, apenas a operação de *crossover* não é suficiente para obter as melhores soluções e que, sem uma probabilidade específica de mutação, o problema de escolha de viradores e roteamento de lotes pode não atingir bons resultados.

Testes foram realizados também no sentido de verificar o tempo de processamento da heurística, aumentando a quantidade de lotes que ingressam na recepção em dez, cem e mil lotes. Como os critérios de parada do algoritmo dependem apenas do número de iterações e os demais parâmetros são fixos, o tempo de processamento aumenta praticamente de maneira linear em relação ao aumento de lotes, obtendo para as entradas de tamanho, dez, cem e mil, os tempos aproximados de 600 milissegundos, 6 segundos e 60 segundos, respectivamente.

5.2. Verificação da heurística

Para verificar a contribuição dos métodos de construção de soluções iniciais (aleatória ou baseada em regra), do *crossover* e da mutação, nos resultados obtidos pela heurística de algoritmo genético, tomamos duas instâncias de pátio ferroviário. Dada uma sequência de lotes agendados para ingressar na recepção do pátio (núm. total de nove lotes), executamos versões incrementais da heurística nas duas instâncias e registramos os resultados obtidos. A métrica usada para avaliar os resultados dos experimentos foi a função de *fitness*.

Foram usadas duas instâncias nos experimentos, representadas por grafos de 26 nós e 120 arestas. Além no número de nós essas instâncias diferenciaram-se pelo seu layout, sendo o pátio de 26 nós com um layout simétrico e outro não simétrico. Os testes foram feitos para avaliar diferentes estratégias para layout de pátio. Na recepção de layout simétrico, as linhas

com mesmos domínios de origem e destino possuem o mesmo custo, similar ao pátio na Figura 1. Na recepção de layout não simétrico, o custo dessas mesmas linhas foi alterado aleatoriamente, simulando um pátio cuja disposição de linhas não é simétrica. Para testar a contribuição dos elementos do AG foram implementadas três versões incrementais da heurística, sendo elas as seguintes (por ordem de versão): 1) apenas a solução inicial (sendo ela aleatória ou baseada em regra); 2) com *crossover*, sem mutação; e 3) completa, com *crossover* e mutação. Esta estratégia busca identificar a relevância de cada procedimento para a obtenção de soluções de boa qualidade.

Para cada tipo de layout de pátio (simétrico e não simétrico) e para cada forma de solução inicial (aleatória ou baseada em regra) fizemos os experimentos com as versões incrementais e, para cada versão, o experimento foi repetido dez vezes e os valores médios foram calculados. O layout simétrico foi usado para verificar a qualidade das soluções da heurística, pois a solução ótima consiste em distribuir os lotes alternadamente entre linhas subsequentes.

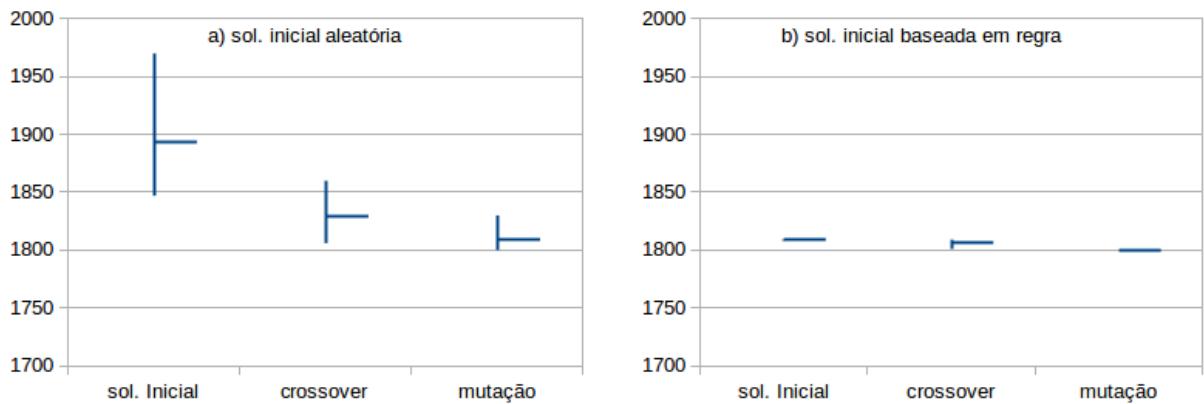


Figura 7: Resultados no pátio de layout simétrico

A Figura 7 mostra, em minutos, os tempos (eixo Y) mínimo, máximo e médio obtidos após 10 execuções da heurística. Foi arbitrado 10 execuções para avaliar a variabilidade das soluções encontradas pela heurística. Para avaliar a contribuição dos elementos do AG, os eixos X representam versões incrementais do algoritmo, na ordem: 1) apenas solução inicial; 2) com *crossover*; e 3) com mutação. A Figura 7.a adota a solução inicial aleatória e a Figura 7.b a solução inicial baseada em regra. Para o layout simétrico, observa-se que, adotando a solução inicial aleatória, em média, a melhor solução inicial encontrada (1.892,8 min.) dista em aproximadamente 85 min. da melhor solução encontrada (1.808,5 min.). Ao adicionar de *crossover*, o valor médio cai para 1.829,5 minutos, distante em 21 min. da melhor solução encontrada. A melhor solução também foi obtida usando a operação de mutação.

Ainda para o layout simétrico adotando agora a solução inicial baseada em regra, observa-se que, além de apresentar um baixo desvio padrão, os valores médios na solução inicial (1.808,6 min.) e depois do *crossover* (1.807,1) são próximos à melhor solução encontrada (1.800,0 min.). Isso quer dizer que, para o problema de EVRL, quando a recepção do pátio ferroviário possui um layout simétrico, a melhor solução encontrada por meio da heurística pode ser também encontrada (ou uma solução muito próxima) usando um algoritmo determinístico, baseado nas regras consideradas para a solução inicial. Por fim, as melhores soluções encontradas, tanto considerando soluções iniciais aleatórias (1.808,5 min.) como soluções baseadas em regras (1.800,0 min.), não estão muito distantes.

Para o layout não simétrico observa-se que, adotando a solução inicial aleatória (Figura 8.a), em média, a melhor solução inicial encontrada (1.651,8 min.) dista em aproximadamente 60 min. da melhor solução encontrada (1.591,3 min.). Ao adicionar a operação de *crossover* (1.628,6 min.), a distância para a melhor solução cai para aproximadamente 37 minutos. Assim como no layout simétrico, no layout não simétrico a melhor solução apenas foi alcançada ao adicionar a operação de mutação (1.591,3 min.).

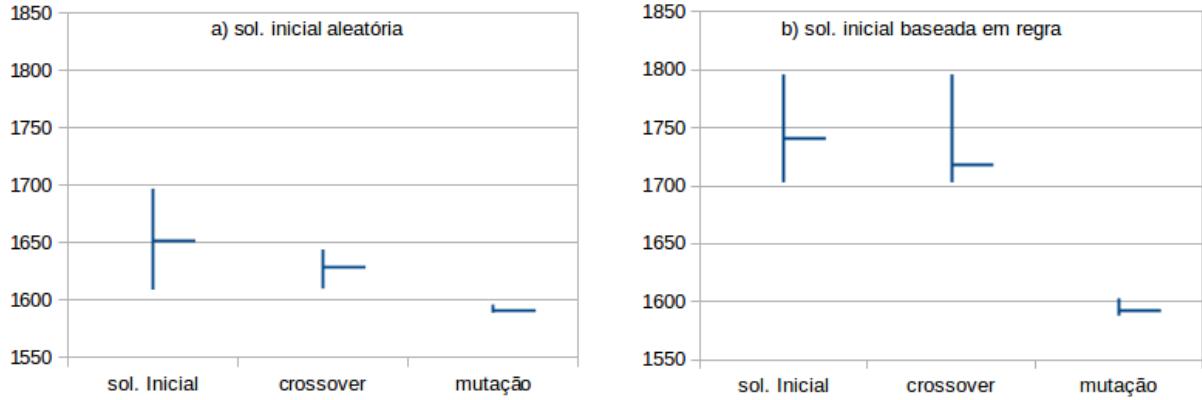


Figura 8: Resultados no pátio de layout não simétrico

Tomando a solução inicial baseada em regra (Figura 8.b), também para o layout não simétrico, observa-se que, em média, a melhor solução inicial encontrada (1.740,4 min.) dista em aproximadamente 147 minutos da melhor solução encontrada (1.592,9 min.). Resultado completamente diferente àquele obtido para um layout simétrico, ou seja, soluções iniciais baseadas em regras podem não atender adequadamente instâncias com layouts de pátios ferroviários não simétricos. Além disso, adicionando apenas o *crossover* (1.717,5 min.) as soluções não apresentam melhorias consideráveis (permanecendo na mesma faixa de custos anteriores), caindo apenas para aproximadamente 124 min. de diferença da melhor solução encontrada. Apenas ao adicionar a operação de mutação a heurística alcança valores próximos às melhores soluções obtidas quando adotada a solução inicial aleatória, em 1.592,9 min..

A partir das instâncias exploradas identifica-se que, tanto em layout simétrico e não simétrico, a heurística apresenta o mesmo comportamento para soluções iniciais aleatórias, enquanto que o desempenho de soluções iniciais baseadas em regra depende do layout do pátio. Contudo, os resultados mostram a necessidade de utilizar todos os procedimentos do algoritmo genético, pois apenas com a combinação deles foi possível obter as soluções de melhor qualidade.

6. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentado um algoritmo genético para auxiliar no processo de tomada de decisão no encaminhamento trens carregados de minério, processados em lotes, que ingressam na recepção de um pátio ferroviário. Vale destacar que a solução aqui proposta pode ser aplicada para quaisquer pátios onde trens devem ser roteados dentre um conjunto de possíveis caminhos até a chegada em equipamentos para descarga, como no transporte de soja, farelo, etc. O problema, chamado aqui de problema de Escolha de Virador e Roteamento de Lotes (EVRL), consiste em, para cada lote que ingressa no pátio, decidir em qual virador os seus vagões serão descarregados e a rota para chegar nele, minimizando o tempo de passagem de cada lote na recepção do pátio. Para a tomada de decisão são usados como informações de entrada os elementos da via (linhas, AMVs e viradores) do pátio ferroviário e

os tempos de chegada de lotes no pátio. Os elementos da via são representados em um grafo.

A heurística proposta, baseada em algoritmo genético, representa uma solução como um conjunto de rotas, onde o destino de cada uma delas é um virador. A partir de um conjunto inicial de possíveis soluções, a cada iteração a heurística realiza combinações entre pares de soluções e precipitações baseadas em probabilidade, mantendo para o próximo ciclo apenas as soluções com os melhores *fitness*. Experimentos realizados mostram que soluções iniciais baseadas em regras são mais adequadas em instâncias nas quais a disposição e custos dos elementos de via de um pátio ferroviário apresentam uma configuração simétrica. Sendo assim, nesses casos a melhor solução pode ser obtida através de regras intuitivas, como a alternação de lotes entre corredores de linhas subsequentes. Entretanto, para instâncias de configuração não simétricas, a mesma regra aplicada gera resultados distantes dos melhores resultados encontrados quando adotada a heurística proposta. Além disso, mostrou-se evidente a contribuição gradual das operações de *crossover* e mutação para a convergência nas melhores soluções encontradas, principalmente da segunda.

Como trabalhos futuros, espera-se aplicar o algoritmo genético proposto num pátio de recepção real. Além disso, será avaliada a sua aplicabilidade nos demais setores do pátio ferroviário (pátios de classificação e formação).

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro do CNPq através dos projetos com processos nº. 469172/2014-2 e nº 307439/2016-0 e a FAPES com processo de nº. 75528452/2016.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bacelar, A. e Salles. A. (2005). Um modelo matemático para maximização da produtividade de locomotivas em ferrovias brasileiras. *Anais do SBPO 2005*.
- Boysen, N.; Fliedner, M.; Jaehn, F. e Pesch, E. (2013). A Survey on Container Processing in Railway Yards. *Transportation Science*, v. 47, n. 3, p. 312-329.
- Boysen, N.; Fliedner, M.; Jaehn, F. e Pesch, E. (2012). Shunting yard operations: Theoretical aspects and applications. *European Journal of Operational Research*, v. 220, n. 1, p. 1–14.
- Camurça, F.; Sampaio, S. e Robles, L. (2012). Produtividade portuária: Estudo de caso do processo de descarga de minério no Terminal Portuário Ponta da Madeira – Vale. *SIMPOI 2012*.
- Goldberg, D. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wisley.
- Hamacher, F.; Porto, O.; Uchoa, E. e Poggi, M. (2005). Logística ferroviária: Resolução do problema de alocação ótima de vagões e locomotivas no curto prazo. *Anais do SBPO 2005*.
- Monteiro, M. e Scopel, M. (2003). Dados para um estudo de comportamento dinâmico de um pátio de manobras ferroviárias. *Anais do SBPO 2003*, p. 933-945.
- Oliveira, W. e Cardoso, R. (2003). Um otimizador branch & bound paralelo para manobras em pátios ferroviários. *SBPO 2003*.
- Sabino, J.; Leal, J.; Stutz, T. e Birattari, B. (2010). A multi-objective ant colony optimization method applied to switch engine scheduling in railroad yards. *Revista Pesquisa Operacional*, v. 30, n. 2.
- Shi, T. e Zhou, X. (2015). A mixed integer programming model for optimizing multi-level operations process in railroad yards. *Transportation Research Part B: Methodological*, v. 80, p. 19–39.
- Yue, Y.; Zhou, L.; Sun, Q. e Yue, Q. (2006). An Ant Algorithm for the Reception-Departure Line Assignment Problem. *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, p. 2284–2289.

Juan X. E. A. Calles (callesjuan@gmail.com)

Leandro C. Resendo (leandro@ifes.edu.br)

Rodrigo de A. Rosa (rodrigo.a.rosa@ufes.br)

Coordenadoria de Sistema de Informação, Instituto Federal do Espírito Santo - Campus Serra
Rodovia ES-010 - Km 6,5 - Manguinhos - Serra - ES