

## UMA APLICAÇÃO DA METAHEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO AO PROBLEMA DE CARREGAMENTO DE NAVIOS-CONTÊINERES

**Leonardo Dagnino Chiwiacowsky**

Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

[ldchiwiacowsky@unisinis.br](mailto:ldchiwiacowsky@unisinis.br)

**Rodrigo dos Santos Monteiro**

Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

[rsmonteiro82@gmail.com](mailto:rsmonteiro82@gmail.com)

### Resumo

Um dos principais problemas existentes na área de transporte marítimo é o alto custo envolvido na movimentação de contêineres em operações de carga e descarga de navios. Desta forma, torna-se importante o uso de planos de carga que, considerando restrições operacionais e de estabilidade do navio, minimizem o número de movimentações nestas operações. Este trabalho apresenta uma aplicação da metaheurística Algoritmo Genético (AG) na sua forma clássica, sem e com o uso do operador epidemia, através do emprego de uma codificação compacta, o que possibilitou a redução no espaço de soluções. Foi demonstrada a aplicabilidade e eficácia da estratégia de solução para o problema de carregamento de navios-contêineres, podendo servir como uma ferramenta de apoio à decisão para o encarregado das operações de carga e descarga de navios mercantes.

**Palavras Chave:** Otimização Combinatória, Algoritmo Genético, Plano de Carga, Transporte Marítimo

### Abstract

A major problem in the area of maritime transportation is the high cost involved in handling containers in ship loading and unloading operations. Thus, it is important to use stowage plans that, considering operational constraints and the ship's stability, minimize the number of movements in these operations. This paper presents an application of the Genetic Algorithm (GA) metaheuristic in its classic form, with and without the use of the epidemic operator, through the use of a compact encoding, allowing a reduction in the solution space. It was demonstrated the applicability and effectiveness of the solving strategy for the problem of loading container ships, serving as a decision support tool for whom is in charge of the loading and unloading operations of merchant ships.

**Keywords:** Combinatorial Optimization, Genetic Algorithm, Stowage Plan, Maritime Transportation

### 1. Introdução

Após vários séculos de desenvolvimento do transporte naval, uma recente e impactante alteração nos padrões ocorreu em meados da década de 1960, modificando substancialmente os processos existentes no transporte marítimo. O advento do transporte através de contêineres, modalidade onde o produto pode ser transportado em um formato padronizado, permitiu o uso facilitado do transporte multimodal. O uso do transporte baseado em contêineres nos negócios internacionais tem trazido notáveis efeitos. A sua utilização tem crescido nas últimas duas décadas, com taxas próximas a 9% ao ano, enquanto outras formas de transporte marítimo obtiveram crescimento anual de cerca de 2% (Crainic e Kim, 2005).

Com isso, portos e terminais de contêineres estão sendo criados ou modificados de forma a acomodar e executar os procedimentos de carga e descarga de contêineres de forma mais eficiente. Esta expansão do uso de contêineres exigiu dos operadores portuários algumas adaptações com intuito de melhorar a atratividade de um porto. Um fator importante para que um porto torne-se atrativo, é a capacidade e a eficiência dos sistemas de transporte terrestre, estando diretamente ligada ao processo de manipulação dos contêineres, especialmente na etapa de carregamento (Kaisar, 2006).

Em operações portuárias, em geral, os contêineres são empilhados, formando uma pilha de modo que eles só podem ser descarregados a partir do seu topo (Dubrovsky et al., 2002). Durante o processo de carga e descarga, é comum acontecer de o contêiner a ser descarregado estar sob diversos outros. Para completar a operação, é necessária então a movimentação de todos os contêineres posicionados acima, onerando assim o processo logístico. Desta forma, o armazenamento de contêineres em um navio pode ser determinado por diferentes critérios, sendo o número de movimentações aquele mais relevante (Bischoff e Ratcliff, 1995). Como referência de valor, em alguns portos, a cobrança pela movimentação pode ser taxada em até US\$ 200,00 por contêiner movimentado.

Atualmente, grande parte do comércio global de bens de consumo está alicerçada no transporte marítimo através de contêineres, o que torna este mercado extremamente competitivo e essencial para as relações comerciais globais. Navios-contêineres podem carregar de 8.000 a 10.000 unidades e percorrem rotas com cerca de 10 a 25 portos de carga e descarga. Na esfera nacional, o uso de contêineres já representa 75% do volume geral de cargas (Chemin, 2008), característica que impõe novos padrões para os portos brasileiros. Estas novas necessidades, aliadas à crescente competição no setor, exigem cada vez mais dos operadores logísticos a adequação e otimização de seus fluxos operacionais.

Neste cenário, métodos de otimização podem auxiliar na geração de planos de carga que minimizem a quantidade de movimentações realizadas nas operações de carga e descarga, em cada um dos portos presentes na rota de um navio-contêiner. Além da redução das movimentações, outros critérios podem ser levados em consideração no momento da geração de um plano de carga, como estabilidade do navio, uso da água de lastro, utilização dos equipamentos do terminal ou ainda uso efetivo das escotilhas (Giemsch e Jellinghaus, 2003). Os resultados apresentados neste trabalho dizem respeito apenas ao problema de redução do número de movimentações de contêineres nas operações de carga e descarga.

Diferentes técnicas vêm sendo utilizadas para solução do problema de carregamento de navios-contêineres (PCC), comumente descrito na forma de um problema de programação linear inteira (Avriel e Penn, 1993). Abordagens utilizando outras técnicas também foram avaliadas, como aquelas que relacionam o PCC ao problema do *bin-packing* tridimensional (3D-BPP) (Sciomachen e Tanfani, 2003) ou ao problema de coloração de grafos (Avriel et al., 2000). Devido a sua característica combinatória, o PCC é classificado como um problema da classe NP-Completo (Avriel e Penn, 1993), sendo indicado o uso de heurísticas e metaheurísticas para a obtenção de soluções de boa qualidade em tempo computacional razoável. Com isso, são encontrados na literatura trabalhos abordando o uso de heurísticas (Avriel et al., 1998; Ambrosino et al., 2006; Kaisar, 2006) ou metaheurísticas, seja de forma

única (Dubrovsky et al., 2002; Imai et al., 2006) ou compondo métodos híbridos (Wilson e Roach 1999; Ambrosino et al., 2009).

Dentre as metaheurísticas utilizadas, o Algoritmo Genético (AG) tem sido aplicado de forma satisfatória na solução do PCC (Todd e Sen, 1997; Hamedí et al, 2007; Martins et al, 2009), com destaque para os trabalhos de Dubrovsky e colaboradores (2002) e Azevedo e colaboradores (2010), que propõem o uso de uma codificação compacta para representação da solução como forma de evitar algumas desvantagens do modelo completo. Segundo Dubrovsky e colaboradores (2002), a codificação completa apresenta como desvantagens o alto custo computacional, a lenta convergência no espaço de busca e não consegue prevenir mudanças drásticas na alocação de contêineres, deixando o trabalho de preservação da consistência a cargo do AG. Entretanto, a forma de uso do AG ali apresentada, difere da sua forma canônica, não tendo sido utilizado o operador de mutação. Os autores propõem o uso do operador cataclisma, aqui denominado epidemia (Chiwiacowsky e Campos Velho, 2003), sem que tenha sido avaliado o seu uso de forma conjunta com o operador de mutação. Desta forma, este trabalho tem como objetivo apresentar uma comparação dos resultados obtidos para a solução do PCC utilizando-se o AG canônico (com uso do operador de mutação), o AG epidêmico (com uso do operador epidemia ou cataclisma) e o AG completo (com uso de ambos os operadores).

O restante deste trabalho está organizado da seguinte maneira: na Seção 2 é apresentada a modelagem matemática para o PCC, na Seção 3 apresenta-se uma descrição sucinta da metaheurística Algoritmo Genético utilizada, em seguida, na Seção 4, são apresentados os resultados para as três configurações avaliadas e alguns testes complementares, e por fim, na Seção 5, são apresentadas as conclusões baseadas nos resultados obtidos.

## 2. Modelagem do Problema

A modelagem matemática utilizada como referência neste trabalho foi proposta em (Avriel e Penn, 1993), sendo também considerada em (Dubrovsky et al., 2002) para esboço da codificação compacta empregada no AG.

O modelo leva em consideração um navio-contêiner formado de uma única baía para armazenamento, uma vez que são consideradas restrições apenas com relação à movimentação. A baía possui  $R$  linhas horizontais ( $r = 1, \dots, R$ ) e  $C$  colunas verticais ( $c = 1, \dots, C$ ). A baía como é definida apresenta-se como baía retangular, de forma bidimensional, entretanto na prática a baía é tridimensional. Devido à forma como é definida, a baía tem capacidade máxima de  $X = R \times C$  contêineres. O navio inicia o serviço no porto 1 vazio e sequencialmente visita os portos 2, 3, ...,  $N$ . Em cada porto  $i = 1, \dots, N - 1$  os contêineres podem ser carregados, sendo descarregados no destino  $j = i + 1, \dots, N$ . No último porto,  $N$ , o navio deve estar completamente descarregado, isto é, vazio. Baseado nestas definições, o modelo define ainda a matriz de transporte,  $T = [T_{ij}]$  de tamanho  $(N - 1) \times (N - 1)$ , onde o valor  $T_{ij}$  representa a quantidade de contêineres originados no porto  $i$  com destino no porto  $j$ , tal que  $T_{ij} = 0$  para todo  $i \geq j$ . Assume-se também que a matriz de transporte é conhecida antes de o navio iniciar o serviço de rota.

Algumas restrições são impostas à matriz de transporte quando da sua geração. A equação (1) assegura que todas as quantidades a serem carregadas possam ser armazenadas em uma determinada posição, isto é, em uma rota do porto  $i$  ao próximo porto.

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=k+1}^N T_{ij} \leq R \cdot C; \quad k = 1, \dots, N - 1. \quad (1)$$

Além disso, a restrição  $T_{ij} \leq 0,2 \cdot R \cdot C$  (Dubrovsky et al., 2002) visa prevenir que sejam gerados valores elevados para um elemento  $T_{ij}$ , o que poderia fazer com que o espaço

disponível do navio fosse totalmente ocupado com uma única carga, fazendo com que os demais elementos da matriz de transporte fossem nulos.

A partir disso, define-se uma variável binária  $x_{ijv}(r, c)$ , onde  $x_{ijv}(r, c) = 1$  se existe contêiner na posição  $(r, c)$ , carregado no porto  $i$  com destino final no porto  $j$  e descarregado no porto  $v$ . Caso contrário,  $x_{ijv}(r, c) = 0$ . O modelo faz uso ainda de uma variável  $y_i(r, c) = 1$ , se ao sair do porto  $i$  a posição  $(r, c)$  está ocupada por um contêiner. Caso contrário,  $y_i(r, c) = 0$ .

Sem perda de generalidade, assume-se que o custo por movimentação de um contêiner é o mesmo em todos os portos para qualquer contêiner. Portanto, o objetivo é minimizar o custo total de movimentações, obtendo-se o seguinte problema linear binário:

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \sum_{v=i+1}^{j-1} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C x_{ijv}(r, c). \quad (2)$$

As restrições do problema são definidas pelas equações (3) - (7).

*Quantidade*( $i, j$ ) - especifica a quantidade de contêineres a serem carregados no porto  $i$  e com destino no porto  $j$ :

$$\sum_{v=i+1}^j \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C x_{ijv}(r, c) - \sum_{k=1}^{i-1} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C x_{kji}(r, c) = T_{ij}; \quad i = 1, \dots, N-1; \quad j = i+1, \dots, N; \quad (3)$$

*Slot* ( $i, r, c$ ) - garante que em cada segmento de rota e em cada posição  $(r, c)$  existirá no máximo um contêiner:

$$\sum_{k=1}^i \sum_{j=i+1}^N \sum_{v=i+1}^j x_{kqv}(r, c) = y_i(r, c); \quad i = 1, \dots, N-1; \quad r = i, \dots, R; \quad c = i, \dots, C; \quad (4)$$

*Topo* ( $i, r, c$ ) - assegura a manipulação dos contêineres através de pilhas:

$$y_i(r, c) - y_i(r+1, c) \geq 0; \quad i = 1, \dots, N-1; \quad r = i, \dots, R-1; \quad c = i, \dots, C; \quad (5)$$

*Movimentação*( $j, r, c$ ) - define os movimentos de troca:

$$\sum_{i=1}^{j-1} \sum_{p=j}^N x_{ipj}(r, c) + \sum_{i=1}^{j-1} \sum_{p=j+1}^N \sum_{v=j+1}^p x_{ipv}(r+1, c) \leq 1; \quad (6)$$

$$j = 2, \dots, N; \quad r = 1, \dots, R-1; \quad c = 1, \dots, C;$$

*Restrição Binária*:

$$x_{ijv}(r, c) = 0 \text{ ou } 1; \quad y_i(r, c) = 0 \text{ ou } 1. \quad (7)$$

### 3. A Metaheurística Algoritmo Genético

Segundo Holland (Holland, 1992), o método dos Algoritmos Genéticos é uma abstração do sistema natural biológico, expresso matematicamente e simulado computacionalmente. Para sua execução, utiliza-se um mapeamento ou representação genética das possíveis soluções (indivíduos), buscando-se sempre um aprimoramento do conjunto de

soluções candidatas ao longo das gerações. Tal processo evolutivo baseia-se em procedimentos probabilísticos de busca, representados pelos operadores genéticos, e que por sua vez são derivados de princípios decorrentes da dinâmica das populações naturais.

O estudo dos Algoritmos Genéticos (AG's) teve início devido ao interesse em sistemas artificiais capazes de adaptarem-se a mudanças das condições ambientais. A partir disto, surgiu então a necessidade de criar estruturas com capacidade de auto-adaptação, onde um conjunto de indivíduos poderia comportar-se de forma semelhante a um sistema natural. Neste grupo, a permanência de indivíduos considerados úteis pode ser realizada através das diversas gerações, enquanto que entes, supostamente prejudiciais ao desenvolvimento do grupo, tendem a ser descartados. O elo entre a otimização, a busca pela solução e o AG é o indivíduo. Cada indivíduo, também denominado *cromossomo*, representa uma solução viável dentro do espaço de busca (Goldberg, 1989).

O emprego da metaheurística Algoritmo Genético para solução do PCC tem apresentado resultados promissores apenas quando utilizada a representação da solução através da técnica de codificação compacta (Dubrovsky et al., 2002; Azevedo et al., 2010), uma vez que ela permite a redução do espaço de busca e das exigências por recursos de armazenamento. Além disso, tal forma de codificação permite uma avaliação simplificada da qualidade da solução, preserva a consistência do leiaute ao longo da rota, isto é, impede realocações que não respeitem a ordem dos portos, e também mantém factível a solução após o uso do operador de cruzamento do AG.

No método compacto proposto em (Dubrovsky et al., 2002) e utilizado neste trabalho, a representação da solução é dividida em  $N$  seções, uma para cada porto. Cada seção, isto é, cada porto  $k$ , é composta por quatro partes: **n**, **f**, **q** e **g**. A parte **n** contém a lista de colunas onde os contêineres originados no porto  $k$  serão carregados. A parte **f** contém a lista de colunas onde os contêineres descarregados devido a movimentações necessárias serão carregados. A parte **g** é igual a **f**, porém trata dos contêineres descarregados devido a movimentações voluntárias. A parte **q** contém a lista de colunas dos contêineres que deverão ser descarregados devido a movimentações voluntárias. A Figura 1 exibe um indivíduo genérico utilizado pela codificação compacta.

...	Porto $k$												...
	<b>n</b>			<b>f</b>					<b>q</b>		<b>g</b>		
	3	2	1	1	...				3	2	1	3	

Figura 1 – Indivíduo genérico da codificação compacta.

Para prover as operações de carga e descarga em um porto, dois vetores auxiliares ( $W_p$  e  $w_{pr}$ ) são utilizados. A lista de espera do porto  $W_p$  contém os contêineres a serem carregados no porto  $p$ . Esta lista é obtida da matriz de transporte e com cardinalidade igual ao comprimento da parte **n** da solução fornecida pelo AG, para o referido porto. A lista de espera de coluna  $w_{pr}$ , contém os destinos dos contêineres a serem carregados na coluna  $c$  enquanto o navio está no porto  $p$ . Esta lista é construída de acordo com a representação da solução fornecida pelo AG.

Ao chegar ao porto  $k$ , todos os contêineres com destino  $k$  deverão ser descarregados. Observa-se que existem casos onde as movimentações necessárias são inevitáveis. Isto irá ocorrer caso exista algum contêiner bloqueante. Para tratar esta situação, os contêineres bloqueantes são removidos e adicionados à lista de espera do porto  $W_p$ , fazendo com que esta lista seja acrescida de um número de posições igual ao comprimento da parte **f** da solução fornecida pelo AG, para o referido porto. Após a descarga de contêineres com destino final no porto  $k$  e os contêineres bloqueantes, algumas movimentações voluntárias podem ser realizadas, de acordo com o especificado nas partes **q** e **g**, demonstrada pela regra abaixo, onde

$U(x)$  é o contêiner superior da coluna  $x$ ,  $J$  é o total de movimentações voluntárias, definido de acordo com o tamanho das partes  $\mathbf{q}$  e  $\mathbf{g}$  de uma solução fornecida pelo AG, e  $q(j)$  e  $g(j)$  são as colunas indicadas pelas partes  $\mathbf{q}$  e  $\mathbf{g}$ .

$$w_{pg(j)} \leftarrow U(q(j)), \quad 1 \leq j \leq J. \quad (8)$$

Ao final das movimentações, os contêineres da lista de espera do porto são distribuídos entre as listas de espera das colunas de acordo com as colunas indicadas pelas posições  $\mathbf{n}$  e  $\mathbf{f}$ , seguindo a regra definida na equação (9), onde  $s$  é a concatenação das listas  $\mathbf{n}$  e  $\mathbf{f}$ , e  $M$  é o total do número de contêineres na lista de espera do porto, resultante da soma dos contêineres a serem carregados e dos contêineres bloqueantes descarregados.

$$w_{ps(m)} \leftarrow W(p), \quad 1 \leq m \leq M. \quad (9)$$

Após a distribuição dos contêineres entre as listas, eles são carregados para as correspondentes colunas em ordem decrescente. Caso uma coluna esteja completa, os contêineres serão carregados na próxima coluna.

Na implementação do AG, a geração da população inicial é realizada de forma aleatória, e durante esta etapa, cada parte de cada porto do cromossomo recebe a definição de seu tamanho e respectivos valores.

### 3.1. Operadores Genéticos

O papel dos operadores genéticos é modificar a população de forma que os indivíduos que a compõem converjam para soluções com qualidade aprimorada. Este objetivo é alcançado através da aplicação de diferentes tipos de operadores, assim definidos:

**Seleção:** o operador de seleção utiliza o método da seleção por torneio. A seleção é executada duas vezes antes de cada cruzamento, uma vez que cada instância do operador retornará um dos dois indivíduos necessários à continuidade do AG. Os resultados das duas execuções são após direcionados ao operador de cruzamento.

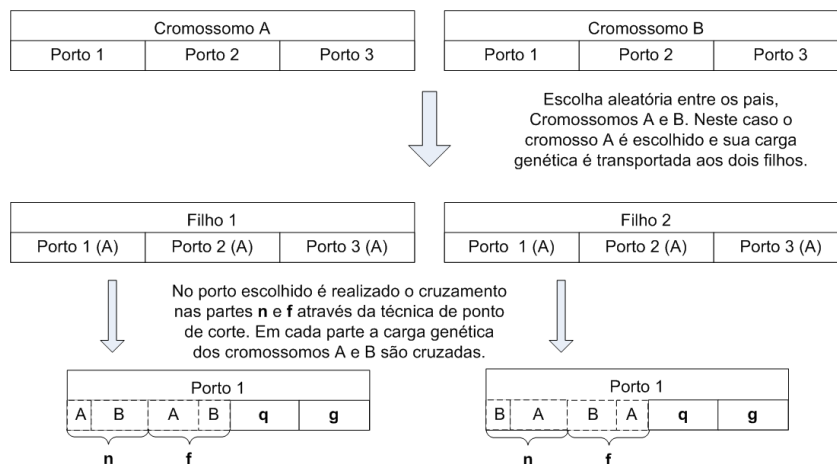


Figura 2 – Esquema inicial do operador de cruzamento.

**Cruzamento:** executado com uma probabilidade  $p_c$ , o operador seleciona, de forma aleatória, um porto onde será executado o cruzamento nas partes  $\mathbf{n}$  e  $\mathbf{f}$  do cromossomo. Definido o porto base, as partes  $\mathbf{n}$  e  $\mathbf{f}$  são submetidas ao cruzamento através do esquema de ponto de corte simples, o qual é definido aleatoriamente. Realizado o cruzamento parcial, o algoritmo selecionará aleatoriamente um dos filhos para a etapa final. A última etapa consiste em modificar as partes  $\mathbf{q}$  e  $\mathbf{g}$  do cromossomo através do incremento ou decremento de seus

tamanhos, sendo regido por um critério de decisão igualmente aleatório. No caso de decremento, ambas as partes serão reduzidas em uma unidade. Já no incremento, cada uma das partes recebe uma nova unidade carregada com um valor de coluna gerado randomicamente. A Figura 2 ilustra o esquema inicial do operador de cruzamento, onde foi realizada a escolha do cromossomo A como base para aplicação do operador, podendo o cromossomo B ser escolhido em outra ocasião.

*Mutação*: o processo de mutação é realizado com uma probabilidade  $p_m$ , onde um porto é selecionado aleatoriamente, sendo substituídos os valores atuais de colunas por novos valores gerados randomicamente. Esta alteração é realizada em todas as partes (**n**, **f**, **q** e **g**) do porto escolhido, não sendo aplicado nenhum limite para os novos valores gerados.

*Epidemia*: sua execução respeita dois critérios definidos previamente: (i) a condição para ocorrência, baseada no número de gerações transcorridas sem melhora na aptidão do melhor indivíduo da população e (ii) o percentual da população a ser substituída quando da execução da epidemia. Uma vez ativado, o operador Epidemia irá substituir parte da população atual, sendo mantidos os melhores indivíduos e substituídos os demais. Os indivíduos que deixam a população atual são substituídos por novos indivíduos, gerados de forma aleatória, conforme estratégia utilizada para geração da população inicial. Ao final do processo epidêmico, a nova população é devolvida ao fluxo normal do AG.

Os operadores são realizados dentro de um laço iterativo, sendo que a substituição dos novos indivíduos ocorre através de um esquema geracional com elitismo, ou seja, toda a população é substituída a cada geração, com exceção do melhor indivíduo da população atual, que sempre será replicado para a nova geração.

### 4. Experimentos Numéricos

Para realização dos testes computacionais, inicialmente foi efetuado um conjunto de simulações a fim de buscar a melhor sintonia dos parâmetros genéticos empregados no Algoritmo Genético, cujo detalhamento não será aqui apresentado. Uma vez que o trabalho utilizado como referência (Dubrovsky et al., 2002) não detalha a forma de funcionamento dos operadores genéticos ali empregados, os valores aqui encontrados referem-se somente à ferramenta gerada. Desta forma, os seguintes parâmetros foram identificados: tamanho da população = 150 indivíduos ou soluções; número total de gerações = 3.000; probabilidade de cruzamento  $p_c = 90\%$ ; probabilidade de mutação  $p_m = 10\%$ ; ativação da epidemia = 10% do número total de gerações sem melhora da solução; e por fim, população substituída na epidemia = 70%.

#### 4.1. Variações do AG

Uma vez definidos os parâmetros genéticos, foram realizados experimentos computacionais considerando três distintas configurações:

1. O AG canônico, com uso apenas dos operadores de seleção, cruzamento e mutação;
2. O AG epidêmico, com uso apenas dos operadores de seleção, cruzamento e epidemia;
3. O AG completo, com uso dos operadores de seleção, cruzamento, mutação e epidemia.

Para cada uma das configurações foram avaliados três diferentes problemas-teste, assumindo diferentes capacidades de transporte (dimensão do navio), através da variação dos parâmetros  $R$  e  $C$ , e para diferentes tamanhos de rota, através da variação do parâmetro  $N$ . Desta forma, foram definidos os seguintes problemas de acordo como os parâmetros estabelecidos:

- P1:  $R = 6, C = 20$  e  $N = 8$ ;
- P2:  $R = 8, C = 40$  e  $N = 10$ ;
- P3:  $R = 10, C = 60$  e  $N = 10$ .

## PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

Com o objetivo de comparar as três configurações do AG, foram realizadas 30 simulações para cada problema-teste, assumindo matrizes de transporte geradas aleatoriamente, com base na equação (1). As matrizes de transporte geradas são do tipo misto, conforme classificação de Avriel e colaboradores (1998), isto é, contêm contêineres que permanecem a bordo, em média, tanto um período de tempo curto quanto longo. Tal estratégia visa reproduzir variações nas demandas de transporte de contêineres em cada viagem realizada, mesmo que a rota seja a mesma. Além disso, o mesmo conjunto de matrizes de transporte foi utilizado para a avaliação de cada configuração do AG, sendo os resultados médios afetados somente pelos mecanismos de aleatoriedade e desempenho dos operadores genéticos empregados em cada uma das configurações examinadas. A Tabela 1 apresenta, para cada problema-teste, os valores médios do número mínimo de movimentos obtidos com o emprego das diferentes configurações do AG, o desvio padrão destas medidas e o melhor resultado para cada conjunto de simulações.

Tabela 1: Número de movimentos obtidos para cada configuração do AG.

Problema \ Configuração	AG Canônico			AG Epidêmico			AG Completo		
	<i>média</i>	$\sigma$	<i>melhor</i>	<i>média</i>	$\sigma$	<i>melhor</i>	<i>média</i>	$\sigma$	<i>Melhor</i>
<b>P1</b>	23.60	15.09	4	39.20	16.80	5	18.70	10.81	1
<b>P2</b>	288.57	62.54	175	307.10	55.34	203	276.00	65.59	168
<b>P3</b>	786.63	111.97	524	763.33	87.47	536	672.20	135.12	415

Com base nos valores apresentados, percebe-se a qualidade superior da configuração AG Completo nos três problemas-teste, tanto com relação ao melhor resultado obtido quanto ao comportamento médio apresentado nos casos avaliados.

A seguir são apresentados os históricos de evolução da medida de qualidade do melhor resultado obtido em cada configuração do AG, para o problema-teste P1, considerando matrizes de transporte diferentes. O histórico de evolução para o melhor caso da configuração AG canônico é ilustrado na Figura 3(a). É possível analisar os históricos do pior e melhor indivíduo a cada geração, bem como a aptidão média para esta simulação. O AG canônico produziu como melhor resultado uma solução satisfatória, encontrando como melhor indivíduo, após 3.000 gerações, um plano de carregamento com 4 movimentações.

O teste do AG, considerando o uso do operador de epidemia, foi efetuado com os mesmos parâmetros do AG canônico, sendo a única diferença a ativação do operador de epidemia e desativação do operador de mutação. Como já mencionado anteriormente, o mesmo conjunto de matrizes de transporte foi utilizado em cada configuração do AG, sendo avaliados desempenhos médios e pontuais. Para o AG epidêmico, as simulações retornaram como melhor solução um indivíduo que apresentou um total de 5 movimentações. Os históricos do melhor e pior indivíduo deste melhor caso, bem como a média da aptidão para esta simulação, estão representados na Figura 3(b).

Ao analisar a figura 3(b), é possível notar a ocorrência de cinco chamadas do operador de epidemia. A sua execução fica evidenciada nos pontos onde o valor médio da aptidão apresenta picos. Tal comportamento se deve a inserção de novos indivíduos aleatórios na população. Esta substituição, ocasionada pela epidemia, aumenta a diversidade das soluções existentes e adiciona indivíduos com carga genética diferente daquela existente no estágio em que se encontra a população atual. Em geral, após a execução do operador epidemia, verifica-se uma melhora da aptidão do melhor indivíduo.



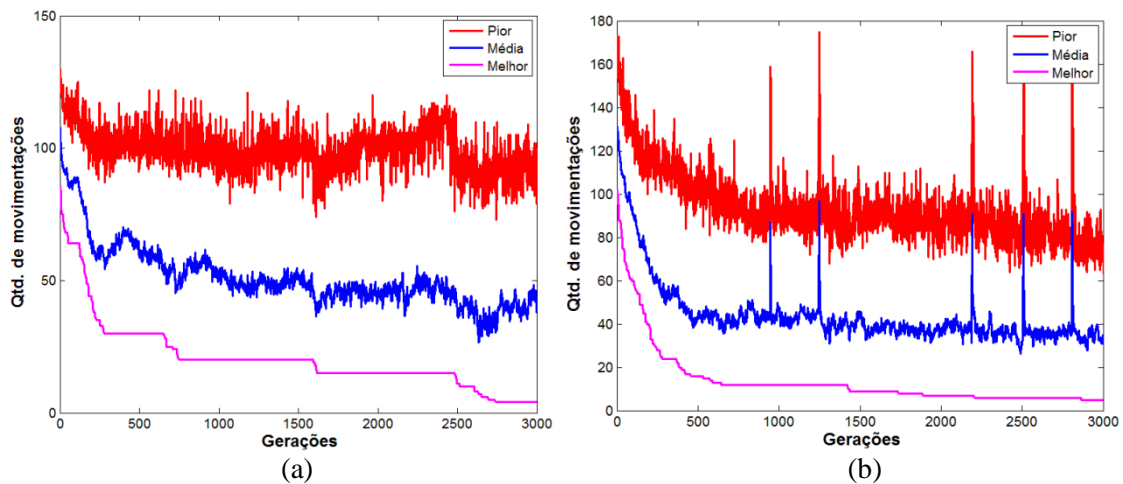


Figura 3 – (a) Evolução da função objetivo para o AG canônico; (b) Evolução da função objetivo para o AG epidêmico.

O teste completo do AG consistiu em utilizar os operadores de epidemia e mutação de forma conjunta. Para tanto, foram mantidos os parâmetros dos operadores conforme definidos anteriormente. Utilizando a configuração completa, o AG retornou como melhor solução para o problema proposto, um indivíduo com somente uma movimentação. A Figura 4(a) ilustra o melhor desempenho do AG durante todo o processamento, para o problema-teste P1. Nesta configuração, assim como no caso do AG epidêmico, observa-se a existência de picos na curva do valor médio de aptidão, indicando o momento em que o operador epidemia foi executado.

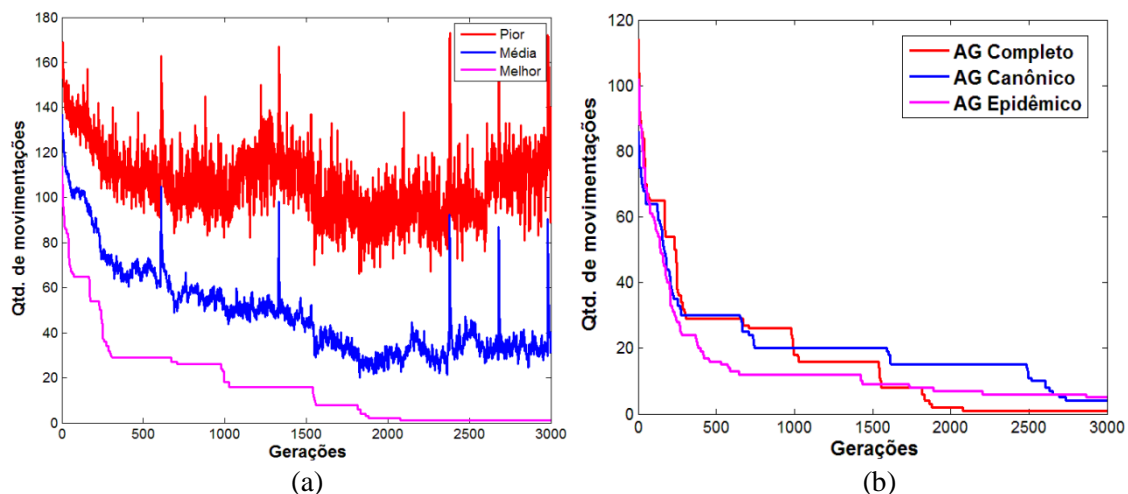


Figura 4 – (a) Evolução da função objetivo para o AG Completo; (b) Comparativo da evolução da função objetivo entre as diferentes configurações do AG.

A fim de viabilizar uma comparação gráfica dos resultados obtidos, a figura 4(b) apresenta os históricos das funções objetivo da melhor solução, nas três abordagens avaliadas. Embora representem um caso único, os gráficos são característicos do comportamento evolutivo geral de cada estratégia, ficando evidenciadas algumas diferenças:

- a) O AG com uso do operador de mutação apresenta uma convergência bastante lenta se comparado aos demais casos. Essa abordagem tem como desvantagem a grande quantidade de gerações sem modificação no melhor indivíduo, mesmo no início do processo de busca, gerando assim diversos períodos de estagnação na melhora da solução. Uma possibilidade de análise para este comportamento é de que a mutação, por ter uma baixa probabilidade de ocorrência, mostra-se insuficiente para fazer com

- que o AG escape de um mínimo local em poucas gerações, necessitando de uma grande quantidade de gerações para modificar a população.
- b) A abordagem com epidemia apresenta uma convergência inicial constante, porém aproximadamente a partir da geração 700, verificam-se apenas pequenas melhoras na aptidão do melhor indivíduo. A partir deste ponto, o histórico de evolução apresenta longos períodos de estagnação na melhora da solução, indicando a convergência a um mínimo local. Como neste cenário o aumento da diversidade da população fica completamente a cargo da ocorrência de uma epidemia, o efeito do operador de cruzamento não é suficiente para modificar, satisfatoriamente, a população durante os referidos períodos.
  - c) O AG completo, como já mencionado anteriormente, apresenta o melhor valor de aptidão final entre as três configurações avaliadas. Apresenta também uma melhor convergência em relação aos três históricos analisados. A principal vantagem desta abordagem é de que, ao permanecer longos períodos sem modificação do melhor indivíduo (estagnação), o simulador irá executar a epidemia, gerando assim novos indivíduos aleatoriamente e trazendo diversidade à população. Esta operação, em conjunto com o emprego do operador de mutação, pode direcionar a solução para outros pontos do espaço de solução.

Finalizados os testes com o AG, é perceptível que a configuração AG completo mostra-se mais eficiente em relação às demais testadas. Além de fornecer um resultado médio melhor para o problema proposto (Tabela 1), esta abordagem também apresenta melhores condições de efetuar uma varredura adequada do espaço de soluções, em virtude do uso conjunto dos operadores epidemia e mutação. Todas as simulações foram realizadas com base em um código implementado em linguagem C# e executadas em um computador equipado com processador Intel i7 950 3.07GHz, 12GB de memória RAM e sistema operacional Windows 7 *Service Pack* 1. Assumindo a configuração AG completo, os tempos médios obtidos com a simulação dos diferentes problemas teste foram: P1 = 290,52 s; P2 = 1174,53 s e P3 = 2671,66 s.

### 4.2. Testes Complementares

Foram realizados testes complementares com o AG completo a fim de avaliar o seu comportamento quando empregados diferentes valores para a quantidade de portos visitados ( $N$ ) e para diferentes dimensões do navio ( $R$  e  $C$ ). Estes testes foram divididos em duas etapas, uma primeira etapa onde foi fixado um valor para a quantidade de portos visitados ( $N$ ), e uma segunda etapa onde foi fixada a quantidade de colunas disponíveis para o carregamento ( $C$ ). Em ambas as etapas foi adotada a configuração AG completo, com os mesmos parâmetros definidos no início da seção 4, sendo realizadas 30 simulações para cada conjunto de valores  $N$ ,  $R$  e  $C$ , e considerando matrizes de transporte diferentes, geradas aleatoriamente.

Na primeira etapa de teste, foi fixado o número de portos em  $N = 10$ , os valores de linhas em  $R = \{6; 8; 10\}$  e o número de colunas em  $C = \{20; 30; 40; 50; 60\}$ . A Figura 5(a) ilustra o comportamento médio encontrado nos testes onde assumiu-se o número de portos fixo.

Já na segunda etapa, os testes foram realizados com o número de colunas fixado em  $C = 40$ , os números de linhas definidos em  $R = \{6; 8; 10\}$  e a quantidade de portos em  $N = \{6; 7; 8; 9; 10\}$ . A Figura 5(b) ilustra o comportamento do AG nos testes com o número de colunas fixo.

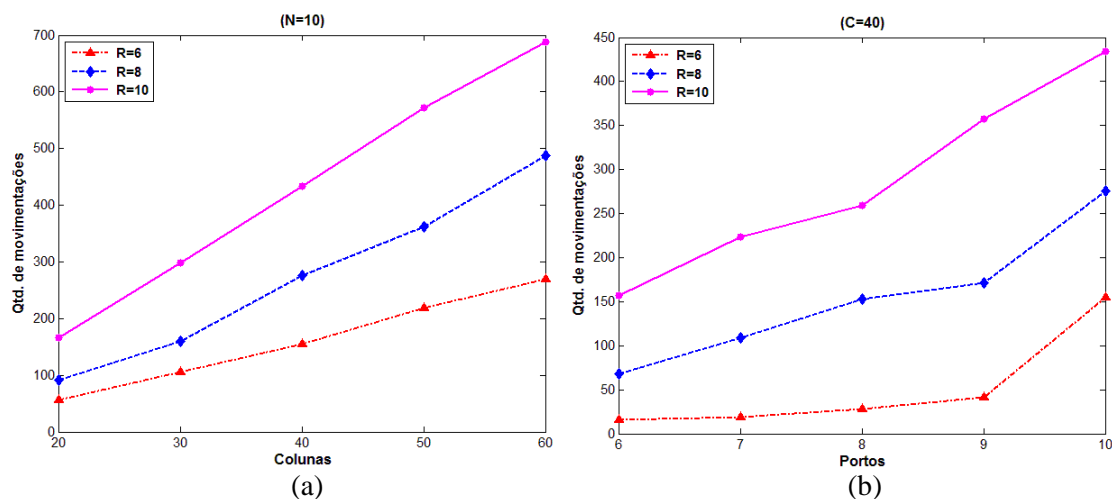


Figura 5 – (a) Evolução da função objetivo para a quantidade de portos fixa; (b) Evolução da função objetivo para a quantidade de colunas fixa.

Ao analisar as duas etapas de teste, é possível perceber o aumento significativo do número mínimo de movimentações encontrado pelo AG, na medida em que a quantidade de portos visitados, linhas e colunas disponíveis são acrescidas. Tal comportamento era esperado, visto que a complexidade do problema foi expandida, todavia o número máximo de gerações permaneceu inalterado. O fato de aumentar a dimensão do problema faz com que o AG necessite de uma quantidade maior de gerações para encontrar uma solução de melhor qualidade, em virtude do espaço de busca de soluções ser igualmente estendido. Além disso, como os resultados apresentados nos gráficos da Figura 5 representam um comportamento médio, é possível extrapolar o desempenho da configuração AG completo para outras situações, como aumento da capacidade do navio, através da variação do número de colunas, ou aumento na quantidade de portos visitados.

## 5. Conclusão

Dentre os problemas existentes no processo de estivagem em navios-contêineres, destaca-se a necessidade de minimização dos movimentos necessários para a realização do processo de carga e descarga. Os custos envolvidos nestas operações são elevados, e podem onerar sobremaneira caso o plano de carregamento utilizado possua um grande número de contêineres bloqueantes.

Como forma de reduzir os custos operacionais envolvidos no processo logístico, este trabalho propôs a utilização de uma ferramenta computacional baseada no emprego da metaheurística Algoritmos Genéticos. Foi empregada uma codificação compacta da solução que possibilitou a redução do espaço de soluções, possibilitando a busca de uma solução com qualidade aceitável para o problema mencionado.

Foram avaliadas três diferentes configurações do AG conforme os operadores genéticos utilizados. A estratégia denominada AG completo, que faz uso dos operadores de seleção, cruzamento, mutação e epidemia, foi a que apresentou melhor qualidade da solução final, isto é, uma configuração de carregamento de um navio-contêiner com o menor número de movimentações. Além dos testes com diferentes configurações de emprego dos operadores genéticos, também foi avaliada a robustez da estratégia AG completo para diferentes dimensões de navio e diferentes tamanhos de rota. Foi observado que o aumento destes parâmetros físicos impactou na eficácia do AG, sendo necessária a sua execução por uma quantidade maior de gerações para que soluções de boa qualidade sejam obtidas.

De forma geral, observou-se que o uso do AG completo e do modelo compacto são estratégias relevantes, porém passíveis de aprimoramento devido ao alto custo computacional

despendido para a obtenção de soluções de boa qualidade, mesmo em problemas de pequeno porte como os analisados neste trabalho. Desta forma, como trabalhos futuros, sugere-se o emprego de uma abordagem híbrida através do acoplamento de um método de busca local, além do uso de uma implementação paralela da metaheurística AG, a fim de acelerar e melhorar o processo de busca.

### Referências

**AMBROSINO, D., ANGHINOLFI, D., PAOLUCCI, M., & SCIOMACHEN, A. (2009).** *A new three-step heuristic for the master bay plan problem.* Maritime Economics and Logistics, 11, 98–120.

**AMBROSINO, D., SCIOMACHEN, A. & TANFANI, E. (2006).** *A decomposition heuristics for the container ship stowage problem.* Journal of Heuristics, 12, 211–233.

**AVRIEL, M. & PENN, M. (1993).** *Exact and approximate solutions of the container ship stowage problem.* Computers and Industrial Engineering, 25, 271–274.

**AVRIEL, M., PENN, M. & SHPIRER, N. (2000).** *Container ship stowage problem: complexity and connection to the coloring of circle graphs.* Discrete Applied Mathematics, 103, 271–279.

**AVRIEL, M., PENN, M., SHPIRER, N., & WITTEBOON, S. (1998).** *Stowage planning for container ships to reduce the number of shifts.* Annals of Operations Research, 76, 55–71.

**AZEVEDO, A.T., RIBEIRO, C.M. & DEUS, N.M.R. (2010).** *Resolução do Problema de Carregamento de Descarregamento de Contêineres em Terminais Portuários via Algoritmo Genético.* Revista INGEPRO - Inovação, Gestão e Produção, 2, 38–51.

**BISCHOFF, E. & RATCLIFF, M. (1995).** *Issues in the development of approaches to container loading.* Omega. The International Journal of Management Science, 23, 377–390.

**CHEMIN, C. (2008).** *Navegando em águas turvas.* TI Inside, 39, 14–16.

**CHIWIACOWSKY L.D. & CAMPOS VELHO, H.F. (2003).** *Different approaches for the solution of a backward heat conduction problem.* Inverse Problems in Engineering, 11, 471–494.

**CRAINIC, T. & KIM, K. (2005).** *Intermodal transportation.* Technical report, Univ. du Québec à Montréal, Montreal, Canada.

**DUBROVSKY, O., LEVITIN, G. & PENN, M. (2002).** *A genetic algorithm with a compact solution encoding for the container ship stowage problem.* Journal of Heuristics, 8, 585–589.

**GIEMSCH, P. & JELLINGHAUS, A. (2003).** *Optimization models for the containership stowage problem.* International Conference on Operations Research Proceedings, Berlin, Germany. Springer.

**GOLDBERG, D. (1989).** *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning.* Addison-Wesley, Boston, USA.

**HAMEDI, M., HAGHANI, A. & YANG, S. (2007).** *A Genetic Algorithm for Stowage Planning Problem Considering Crane Utilization.* Transportation Research Board 86th Annual Meeting Proceedings, Report Number 07-1482, Washington DC, USA.

**HOLLAND, J.H. (1992).** *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence.* The MIT Press, Cambridge, USA.

**IMAI, A., SASAKI, K., NISHIMURA, E., & PAPADIMITRIOU, S. (2006).** *Multi-objective simultaneous stowage and load planning for a container ship with container rehandle in yard stacks.* European Journal of Operational Research, 171, 373–389.

## PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

**KAISAR, E. (2006).** *A stowage planning model for multiport container transportation.* Tese de Doutorado, Univ. of Maryland, Maryland, USA.

**MARTINS, P.T., LOBO, V. & VAIRINHOS, V. (2009).** *Optimização de um plano de estiva de contentores usando algoritmos genéticos.* Anais da XVI Jornada anual da Associação de Classificação e Análise de Dados - JOCLAD 2009, Universidade do Algarve, Portugal.

**SCIOMACHEN, A. & TANFANI, E. (2003).** *THE master bay plan problem: a solution method based on its connection to the three-dimensional bin packing problem.* IMA Journal of Management Mathematics, 14, 251–269.

**TODD, D.S. & SEN, P. (1997).** *A multiple criteria genetic algorithm for container ship loading.* Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms, 674-681. East Lansing, Michigan, USA.

**WILSON, I. & ROACH, P. (1999).** *Principles of combinatorial optimization applied to container-ship stowage planning.* Journal of Heuristics, 5, 403–418.