



PCAIISO: UMA METAHEURÍSTICA CO-EVOLUTIVA PARALELA DE OTIMIZAÇÃO APLICADA AO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE BERÇOS

Carlos Eduardo de Jesus Guimarães Oliveira

PIPCA - UNISINOS

Av. Unisinos, 950, Cristo Rei, São Leopoldo, RS, Brasil

ceguimaraes@gmail.com

Leonardo Dagnino Chiwiacowsky

PIPCA - UNISINOS

Av. Unisinos, 950, Cristo Rei, São Leopoldo, RS, Brasil

ldchiwiacowsky@unisinos.br

José Vicente Canto dos Santos

PIPCA - UNISINOS

Av. Unisinos, 950, Cristo Rei, São Leopoldo, RS, Brasil

jvcanto@unisinos.br

Arthur Tórgo Gómez

PIPCA - UNISINOS

Av. Unisinos, 950, Cristo Rei, São Leopoldo, RS, Brasil

breno@unisinos.br

RESUMO

Este trabalho apresenta um algoritmo paralelo de otimização baseado na metaheurística dos Sistemas Imunológicos Artificiais para solução do Problema de Alocação de Berços (PAB). Busca-se a combinação adequada dos conceitos de Co-evolução e Paralelização aplicados ao algoritmo AISO (*Artificial Immune System Optimization*) para atribuir, de forma inteligente, os espaços disponíveis para a atracação de navios que devem realizar operações de carga e descarga no cais de um terminal portuário, considerando janelas de tempo de operação. O algoritmo é formalizado a partir das técnicas citadas, constituindo o PCAISO: *Parallel Coevolutionary Artificial Immune System Optimization*. Inicialmente, foram realizados experimentos visando à sintonia dos parâmetros empregados na ferramenta desenvolvida. Em seguida, com base nas melhores configurações identificadas, foram realizados experimentos de avaliação através da solução de um conjunto de 30 instâncias do PAB. Os resultados obtidos permitiram afirmar que a versão co-evolutiva do AISO pode ser aplicada com sucesso na solução do problema de alocação de berços.

PALAVRAS CHAVE. Alocação de Berços. Sistema Imunológico Artificial. Co-evolução.

Área Principal: Metaheurísticas, Otimização Combinatória, Logística e Transportes.

ABSTRACT

This paper presents a hybrid optimization algorithm based on Artificial Immune Systems metaheuristic for solution of the Berth Allocation Problem (BAP). The concepts of Co-evolution and Parallelism are properly used together with Artificial Immune System Optimization (AISO) to assign available berth positions to ships which must perform loading and unloading operations

in a port terminal, considering operation time windows. The proposed algorithm is based on the above mentioned techniques, named PCAISO: Parallel Co-evolutionary Artificial Immune System Optimization. Firstly, the tuning of parameters used in the proposed algorithm was carried out. Following, with the best parameter values identified, evaluation experiments were performed assuming a set of 30 instances for BAP. The achieved results show the co-evolutionary AISO as a successful approach to solve the berth allocation problem.

KEYWORDS. Berth Allocation. Artificial Immune Systems. Co-evolution.

Main Area: Metaheuristics, Combinatorial Optimization, Logistics and Transport.

1. Introdução

O transporte marítimo mercante vem sendo utilizado, há muitos séculos, como transporte de mercadorias e de passageiros. Desde sua origem, revelou-se importante por permitir a realização de transações comerciais de grande porte, fazendo ligações entre a produção e o consumo, representando um dos pilares fundamentais para o crescimento econômico mundial. Atualmente, a maior parte do comércio mundial, cerca de 80%, é realizada por via marítima (CCE, 2009), enquanto estudos do BNDES apontam que no Brasil 95% das exportações são por via marítima, e os outros 5% se dividem em transportes fluvial, rodoviário, aéreo, ferroviário e outros (Pedreira, 2006).

Passada a crise econômica mundial de 2009, atualmente percebe-se um cenário de crescimento da economia e do comércio internacional de mercadorias, verificando-se um aumento na procura de serviços pelo transporte marítimo, com um crescimento de cerca de 150% desde os anos 2000 (United Nations, 2009). Além disso, segundo a Comissão das Comunidades Europeias (CCE, 2009), o número de navios deverá aumentar cerca de 29% até 2018, ratificando as expectativas de crescimento.

Com isso, fica clara a importância do Porto no Sistema de Transporte, pois é nele que se movimentam cargas, recebem-se e despacham-se produtos, ocorrem os serviços de alfândega e a organização do transporte. Para Silva e Cocco (1999), o porto é visto como uma porta de entrada, uma abertura para a constituição de negócios, criando um amplo campo de oportunidades industriais e comerciais. Tendo isso em vista, os portos devem adotar uma nova função de organizar e gerenciar fluxos contínuos, buscando se aperfeiçoar internamente, sendo capazes de fazer circular fluxos de mercadorias cada vez maiores em um tempo cada vez menor, e com custos sempre mais baixos e competitivos.

No âmbito dos terminais portuários, as atividades operacionais básicas realizadas podem ser divididas de acordo com a região em que acontecem: cais ou pátio (Figura 1).

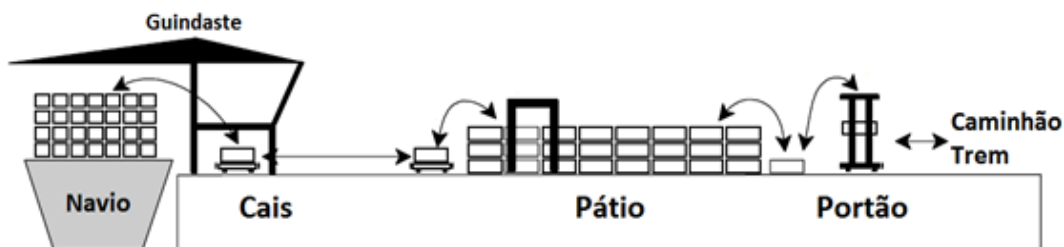


Figura 1: Terminal de Contêineres.

Com relação às operações realizadas no cais, surgem diferentes problemas relevantes para o desempenho do terminal, destacando-se o problema de alocação de berços. O problema de alocação de berços (PAB) considera a atribuição inteligente de espaços no cais a navios que devem realizar operações de carga e descarga no terminal, considerando janelas de tempo de operação. As principais decisões a serem tomadas neste processo envolvem a escolha de onde e quando os navios deverão atracar (Cordeau *et al.*, 2005) a fim de minimizar o tempo de serviço total dos navios.

Diferentes restrições podem ser consideradas neste problema, entre elas aquelas relativas à profundidade, à distância máxima em relação ao local mais favorável ao longo do cais, ao tamanho do navio, à precedência de atracação, entre outras. Restrições relativas ao tempo, segundo Cordeau *et al.* (2005), são expressas como janelas de tempo para a conclusão do atendimento de cada navio. O tempo de atendimento de um navio depende do seu ponto de atracação (berço), sendo uma função da distância do berço até a área de carga e descarga no pátio ou armazéns do porto. Os autores também afirmam que essa dependência afeta fortemente o desempenho das operações no porto.

Além das restrições citadas anteriormente, o PAB pode também apresentar restrições quanto às posições disponíveis para atracação ao longo do cais. Com isso, o PAB pode ser modelado como um problema discreto se o cais for visto como um conjunto finito de berços, descritos como segmentos de comprimento fixo, ou se a dimensão de espaço for ignorada, como pontos. Já os modelos contínuos consideram que os navios podem atracar em qualquer posição ao longo do cais (Buhrkal *et al.*, 2011), devendo o modelo utilizado contemplar esta possibilidade.

O PAB é um problema da classe NP-Difícil dentro da área de Pesquisa Operacional, tendo sido relacionado com o problema de partição de conjuntos (Lim, 1998), com o problema de sequenciamento de uma única máquina com datas de entrega (Hansen *et al.*, 2003), e com o problema de corte bidimensional (Imai *et al.*, 2005), todos eles sabidamente classificados como NP-difícil (Bierwirth *et al.*, 2010).

2. Revisão da Literatura

Os primeiros trabalhos propondo a solução do PAB surgiram no final da década de 80 e início de 90 com Thurman (1989) e Brown *et al.* (1994), onde buscava-se a minimização dos conflitos entre os navios. Usando um método baseado na relaxação lagrangeana, Imai *et al.* (2001) abordaram o PAB em sua forma dinâmica e contínua, considerando as dimensões dos berços e navios. Imai *et al.* (2003) evoluíram sua abordagem inicial e consideraram prioridades no atendimento dos navios. Para gerar as soluções, os autores ainda propuseram o emprego de um Algoritmo Genético.

Baseados na Busca Tabu, Cordeau *et al.* (2005) propuseram duas heurísticas e duas formulações matemáticas para o PAB, assumindo o caso discreto e o caso contínuo do problema. Cheong *et al.* (2008) apresentaram uma aplicação baseada em um Algoritmo Evolucionário Multi-objetivo. Já Giallombardo *et al.* (2010) utilizaram um modelo de programação quadrática, um de programação linear, uma Busca Tabu e uma técnica de programação matemática, usando instâncias reais do problema. Mauri *et al.* (2008a) aplicaram o método *Simulated Annealing* para o caso discreto do PAB e Mauri *et al.* (2008b) propuseram uma metaheurística híbrida que utiliza o Algoritmo de Treinamento Populacional em conjunto com um modelo de Programação Linear por meio da técnica de Geração de Colunas. Barros *et al.* (2011) utilizaram o método *Clustering Search* associado ao *Simulated Annealing* para resolver o PAB. Mais atualmente, percebe-se o emprego de diferentes metaheurísticas para solução do problema, como GRASP (Lopes *et al.*, 2011; Rodriguez-Molins, 2014), Otimização por Enxame de Partículas (Ting *et al.*, 2014), Busca Tabu (Lalla-Ruiz, 2012), Sistemas Imunes Artificiais (Hu *et al.*, 2009), entre outras. No trabalho de Hu *et al.* (2009), que emprega a metaheurística dos Sistemas Imunológicos Artificiais (AIS), foi considerada a versão contínua do PAB. Desta forma, a proposta de uso da metaheurística AISO, para solução da versão discreta do PAB, pode ser destacada como uma contribuição deste trabalho, em conjunto com o emprego dos conceitos de co-evolução e paralelização.

Por fim, recentes estudos sobre o PAB propõem a sua solução de forma integrada com outros problemas relevantes no âmbito do terminal portuário, como o problema de escalonamento de guindastes (Meisel *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2011) e o problema de gerenciamento do pátio (Hendriks, 2013). Todos propuseram o uso de heurísticas ou metaheurísticas para solução do problema.

3. Modelagem do Problema

Neste trabalho, será considerada a forma discreta do PAB, onde assume-se que existe uma quantidade finita de posições de atracação ao longo do cais, permitindo que a dimensão espacial seja desprezada. O modelo matemático considerado neste trabalho foi proposto por Legato *et al.* (2001) e discutido em detalhes por Cordeau *et al.* (2005) e Mauri *et al.* (2008a). Nesta formulação, o problema é relacionado ao Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos e Janelas de Tempo, onde os navios são tratados como veículos e os berços como depósitos. Assume-se que existem m veículos “fictícios”, um para cada depósito, que iniciam e terminam a sua “rota” no seu próprio depósito. Os navios são modelados como vértices em um multi-grafo, onde cada depósito (berço) ainda é dividido em um vértice de origem e um de destino. Nos vértices de origem e destino, as janelas de tempo correspondem ao período de funcionamento dos berços. Com isso, torna-se essencial o entendimento das variáveis temporais empregadas, apresentadas na Figura 2.

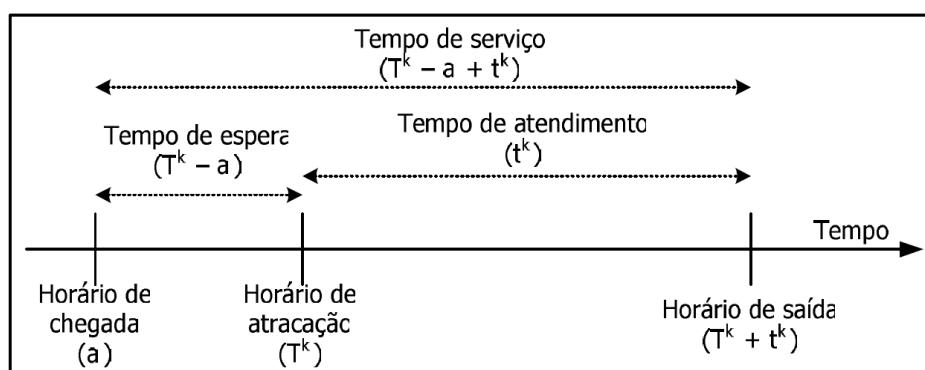


Figura 2: Representação das variáveis de tempo (Mauri *et al.*, 2008a).

O objetivo no PAB é minimizar o tempo de serviço de cada navio no porto, através da escolha adequada de onde e quando os navios deverão atracar. Esse tempo é dado pela soma do tempo de espera (tempo que o navio aguarda para ser atendido) e do tempo de atendimento. Para tal, o problema é modelado através de um multi-grafo $G^k = (V^k, A^k)$, $\forall k \in M$, onde $V^k = N \cup \{o(k), d(k)\}$ e $A^k \subseteq V^k \times V^k$. A seguir, são listadas estas grangezas e demais variáveis e parâmetros, empregados na modelagem do problema (Cordeau *et al.*, 2005; Mauri *et al.*, 2008a):

- N : conjunto de navios $n = |N|$;
- M : conjunto de berços $m = |M|$;
- t_i^k : duração do atendimento do navio i no berço k ;
- a_i : horário de chegada do navio i ;
- s^k : horário de abertura do berço k ;
- e^k : horário de fechamento do berço k ;
- $o(k)$: indica o início de uso do berço k ;
- $d(k)$: indica o final de uso do berço k ;
- b_i : horário de término da janela de tempo para o navio i ;
- v_i : valor (custo) do tempo de serviço do navio i ;
- $x_{ij}^k \in \{0, 1\} \forall k \in M, \forall (i, j) \in A^k, x_{ij}^k = 1$ se o navio j é atendido pelo berço k após o navio i ;
- $T_i^k \forall k \in M, \forall i \in N$ é o horário que o navio i atracou no berço k ;
- $T_{o(k)}^k \forall k \in M$ é o horário em que o primeiro navio atracou no berço k ;
- $T_{d(k)}^k \forall k \in M$ é o horário em que o último navio saiu do berço k ;
- $M_{ij}^k = \max\{b_i + t_i^k - a_j, 0\}, \forall k \in M, \forall (i, j) \in N$.

Segundo Cordeau *et al.* (2005), o PAB pode ser descrito matematicamente por uma função objetivo que minimiza a soma dos tempos de serviço e restrições que garantam que um navio seja

atendido por apenas um berço, que o processo de atendimento inicie, prossiga e termine com cada um dos navios em espera, e que sejam respeitadas as janelas de tempo de atendimento dos berços e de disponibilidade dos navios. Com base neste modelo, Mauri *et al.* (2008a) propuseram a relaxação das restrições relativas às janelas de tempo, inserindo-as, de forma ponderada, na função objetivo. O modelo matemático resultante é assim descrito:

Minimizar

$$\begin{aligned}
 FO = & w_0 \sum_{i \in N} \sum_{k \in M} \left(T_i^k - a_i + t_i^k \sum_{j \in N \cup \{d(k)\}} x_{ij}^k \right) + \\
 & + w_1 \sum_{i \in N} \sum_{k \in M} \sum_{j \in N \cup \{d(k)\}} x_{ij}^k \left(\max(0, a_i - T_i^k) + \max(0, T_i^k + t_i^k - b_i) \right) + \\
 & + w_2 \sum_{k \in M} \left(\max(0, s_k - T_{o(k)}^k) + \max(0, T_{d(k)}^k + e^k) \right); \quad (1)
 \end{aligned}$$

sujeito a

$$\sum_{k \in M} \sum_{j \in N \cup \{d(k)\}} x_{ij}^k = 1, \quad \forall i \in N; \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N \cup \{d(k)\}} x_{o(k)j}^k = 1, \quad \forall k \in M; \quad (3)$$

$$\sum_{i \in N \cup \{o(k)\}} x_{id(k)}^k = 1, \quad \forall k \in M; \quad (4)$$

$$\sum_{j \in N \cup \{d(k)\}} x_{ij}^k - \sum_{j \in N \cup \{o(k)\}} x_{ji}^k = 0, \quad \forall k \in M, \forall i \in N; \quad (5)$$

$$T_i^k + t_i^k - T_j^k \leq (1 - x_{ij}^k) M_{ij}^k, \quad \forall k \in M, \forall (i, j) \in A^k; \quad (6)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \quad \forall k \in M, \forall (i, j) \in A^k. \quad (7)$$

A equação (1) define a função objetivo que busca minimizar, através do seu primeiro termo, a soma dos tempos em que os navios encontram-se no terminal portuário. Os demais termos representam as restrições que foram incorporadas à FO como termos de penalização. Com isso, o segundo termo penaliza a FO caso não seja garantido que o horário de atracação aconteça após a chegada do navio e que o horário do término do atendimento aconteça antes do horário-limite do navio (janela de tempo). Por sua vez, o terceiro termo penaliza a FO quando verificada violação das janelas de tempo dos berços. Com relação às demais restrições, a equação (2) garante que cada navio seja atendido por apenas um berço; as restrições (3) e (4) garantem, respectivamente, que um navio será o primeiro a ser atendido em cada berço e outro será o último; a restrição (5) garante a “conservação do fluxo”, ou seja, o atendimento para os demais navios; a restrição (6) faz o cálculo do horário de atracação dos navios, sendo considerados apenas os navios válidos para cada berço, ou seja, alguns navios não podem ser atendidos em determinados berços devido a restrições técnicas; por fim, a restrição (7) garante que as variáveis de decisão sejam binárias. Mais detalhes sobre esse modelo são apresentados em Cordeau *et al.* (2005) e Mauri *et al.* (2008a).

4. Metodologia de Solução

Como visto anteriormente, o problema de alocação de berços é um problema de otimização combinatória pertence à classe NP-difícil, sendo indicado o emprego de metaheurísticas para a sua solução. Desta forma, neste trabalho será empregado uma técnica metaheurística baseada nos Sistemas Imunes Artificiais (AISO), combinada com conceitos de co-evolução. A seguir, cada um destes componentes serão apresentados.

4.1. O Algoritmo AISO

O algoritmo de otimização dos Sistemas Imunes Artificiais (Dasgupta, 1999; De Castro e Timmis, 2002) foi desenvolvido baseado no modelo e nos princípios do Sistema Imunológico Humano, sendo voltado especificamente para otimização e inspirado no algoritmo Opt-AiNet (*Optimization Artificial Immune Network*) proposto por De Castro e Von Zuben (2002), o qual é extensão do algoritmo AiNet (*Artificial Immune Network*) voltado para otimização. O AISO consiste em uma população de células (anticorpos) que são representadas por um vetor com valores discretos ou contínuos, dependendo do problema tratado. Cada célula é uma solução em potencial para o problema a ser resolvido. A população passa por um processo de clonagem, mutação e seleção. O algoritmo utiliza uma memória de células onde são armazenadas as melhores células (soluções) no momento. O pseudocódigo do algoritmo AISO é apresentado na Figura 3.

Iniciar a população de células iniciais;
Enquanto o critério de parada não for atingido **Faça**
 Determinar o *fitness* de cada célula com a função avaliação;
 Gerar número de clones proporcional à adaptabilidade da célula;
 Cada clone sofre hipermutação somática com taxa proporcional ao *fitness* da célula pai;
 Determinar o *fitness* de todas as células da rede;
 Para cada grupo de clones, selecionar o melhor *fitness* e remover os outros;
 Determinar as células com maior *fitness* e gravá-las na memória;
 Introduzir uma porcentagem P de células geradas aleatoriamente;
Fim Enquanto

Figura 3: Algoritmo AISO.

4.1.1. AISO aplicado ao PAB

Para aplicação do AISO ao PAB, inicialmente é necessário a definição da forma de representação da solução adotada para o problema em estudo. Uma solução, isto é, a célula no caso do AISO, é representada por uma estrutura do tipo matricial, onde cada linha representa um berço, e as colunas a sequência de atendimento dos navios. Os elementos dessa matriz indicam o navio que deverá ser atendido.

Para simplificar a implementação, cada linha da matriz pode apresentar um número diferente de colunas (número de navios atendidos pelo respectivo berço), e todos os navios são distribuídos nessa matriz. A Figura 4 mostra a representação de uma possível solução para um problema hipotético com três berços (linhas) e nove navios.

1	9	5	
8	2	6	4
7	3		

Figura 4: Exemplo de uma solução para um problema de 3 berços e 9 navios.

O operador de mutação é uma das partes mais importantes do algoritmo, pois sem ele o algoritmo não evolui na busca por soluções melhores. A mutação tem o objetivo de prevenir que todas as soluções da população caiam em um ponto ótimo local. A forma de aplicação da operação de mutação muda de acordo com as configurações e estrutura da solução.

Toda a população de células passa pelo processo de mutação, sendo que no caso dos clones, a mutação é realizada de acordo com a adaptabilidade da célula pai, caso contrário, a célula sofre mutação de acordo com a sua adaptabilidade. A taxa de mutação é proporcional à aptidão, ou seja, quanto maior a aptidão, menos a célula é modificada pela operação de mutação e, quanto pior a aptidão, mais a célula é modificada por esta operação. A mutação é realizada da seguinte forma:

1. Define-se a quantidade de faixas de mutação por variável, ou seja, se houver 30 variáveis, por exemplo, serão criadas faixas de tamanho seis caso a quantidade de faixas seja definida como cinco;
2. Para cada faixa são definidos valores para mutação de forma crescente, ou seja, na primeira faixa a taxa de mutação será de um (troca de duas variáveis), na segunda faixa de dois (troca de quatro variáveis) e assim sucessivamente;
3. Os valores de comparação são definidos de acordo com o melhor e o pior fitness da população, gerando faixas de acordo com a divisão da diferença de valores pela quantidade de faixas;

Um exemplo simples do operador de mutação empregado, utilizando a possível solução apresentada na Figura 4, é exemplificada na Figura 5

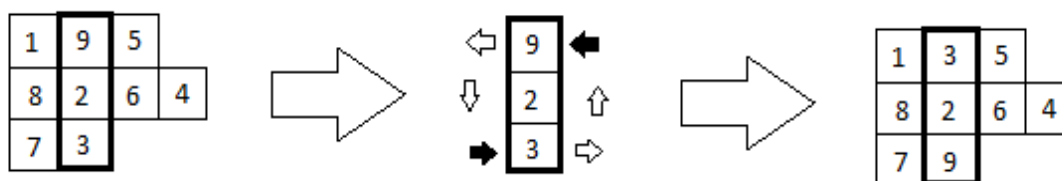


Figura 5: Exemplo de mutação na solução AISO.

4.2. Co-evolução aplicada ao AISO

O termo co-evolução foi utilizado pela primeira vez por Erlich *et al.* (1964), para designar adaptações recíprocas entre plantas e borboletas, levando a sua interdependência. A co-evolução ocorre quando a interação entre dois ou mais organismos ocasiona uma resposta evolutiva em cada um deles. Um bom exemplo são os fungos que co-evoluem com representantes de todas as formas de vida. É importante enfatizar a atuação das forças evolutivas no processo de co-evolução, gerando variabilidade em todas as populações ou organismos envolvidos. Através de mutações, surgem novos alelos nas populações, os quais sofrem seleção e são rearranjados graças à recombinação genética.

Existem diferentes modelos de co-evolução computacional e este trabalho irá abordar o modelo Co-evolutivo Genético (Potter, 2000). Neste modelo, várias populações evoluem de maneira independente, trocando informações entre si. Esse modelo foi originalmente concebido para utilização em Algoritmos Genéticos (Potter, 2000) e, por esta razão, foi utilizado como base para aplicação na técnica do Sistema Imunológico Artificial. O novo modelo utiliza várias populações evoluindo de maneira independente, apresentando características próprias por evoluírem em sistemas diferentes, porém trocando informações em períodos pré-definidos.

Para aumentar o desempenho dos algoritmos de busca na procura por soluções, é interessante o uso de paralelismo. Uma alternativa bastante trivial de paralelização de um algoritmo de busca populacional é a execução deste em vários processadores (ou processos) de forma que, quando um deles encontrar o resultado esperado, todos são interrompidos. Executar várias instâncias ao mesmo tempo, mesmo sem comunicação, é interessante, pois multiplica a chance de ter uma evolução de destaque, e reduz a probabilidade de uma má evolução.

Considerando que problemas complexos exigem uma população grande de soluções quando empregado o AISO, o que causa um aumento no custo computacional da execução do algoritmo, torna-se interessante dividir esta população em populações menores. A ideia do modelo de subpopulações é dividir uma população grande em populações menores que evoluirão separadamente, cada uma em uma ilha (Cantu-Paz, 2000). O ganho pela distribuição se dá inicialmente no tempo de processamento, em virtude da divisão da população em subpopulações e, posteriormente, na migração de indivíduos de uma subpopulação para as outras, através da introdução de nova informação, auxiliando a diversificação da subpopulação de destino.

O modelo de subpopulações possui duas abordagens: o modelo *Stepping Stone*, quando a migração é restrita às subpopulações vizinhas, e o modelo Ilha, onde a migração é realizada entre todas as subpopulações (Cantu-Paz, 2000). Neste trabalho foi adotado o modelo Ilha. No modelo Ilha, a migração é o principal operador (Cantu-Paz, 2000), consistindo na tarefa de transmitir soluções às demais ilhas e receber as soluções enviadas por elas. As principais características a serem decididas acerca da migração referem-se a:

- Quantidade de soluções a serem transmitidas entre as populações;
- Como as soluções serão selecionadas;
- Definição sobre o futuro das soluções migradas, podendo ser excluídas da população de origem ou sendo mantidas e fazendo parte das próximas gerações;
- Definição do momento para realização da troca de informações;
- Definição da forma como as trocas de informações serão realizadas.

Iniciar N_{pop} populações de células;
Para cada População de células **faça**;
 Iniciar a população de células iniciais;
Enquanto o critério de parada não for atingido **faça**
 Determinar o *fitness* de cada célula com a função avaliação;
 Gerar número de clones proporcional à adaptabilidade da célula;
 Cada clone sofre hipermutação somática com taxa proporcional ao *fitness* da célula pai;
 Determinar o *fitness* de todas as células da rede;
 Para cada grupo de clones, selecionar o melhor *fitness* e remover os outros;
 Determinar as células com maior *fitness* e gravá-las na memória;
 Introduzir uma porcentagem P de células geradas aleatoriamente;
 Se atingida a quantidade T de iterações configuradas para troca entre populações, realizar o envio das B melhores células para área de transferência e receber as células das demais populações;
Fim Enquanto
Fim Para

Figura 6: Algoritmo PCAISO.

Para a implementação do algoritmo paralelo será utilizado o modelo *multithreading*, que consiste na utilização de *threads* para a paralelização do algoritmo. O uso de *threads* é uma forma de um processo dividir-se em duas ou mais tarefas que podem ser executadas simultaneamente (Silberschatz, 2001). Uma *thread* pode ser vista como um subprocesso de um processo, que permite compartilhar a sua área de dados com o programa ou outras *threads*. O algoritmo desenvolvido foi totalmente paralelizado, onde várias *threads* executarão o mesmo processo sobre os mesmos dados.

Com isso, é proposta a metaheurística PCAISO (*Parallel Coevolutionary Artificial Immune System Optimization*) que inclui ao AISO os conceitos de co-evolução e paralelismo. O pseudocódigo do algoritmo resultante é apresentado na Figura 6.

5. Experimentos e Resultados

Para a realização dos experimentos, foi utilizado o conjunto de instâncias criadas por Cordeau *et al.* (2005). Essas instâncias já foram empregadas em trabalhos anteriores (Mauri *et al.*, 2008a; Mauri *et al.*, 2008b), possibilitando assim uma maior base de dados para a validação e comparação dos resultados. Foram utilizadas 30 instâncias com 60 navios e 13 berços geradas aleatoriamente.

5.1. Parâmetros da Metaheurística

A metaheurística proposta apresenta um conjunto de parâmetros que devem ser ajustados através de experimentos de sintonia, tendo como objetivo obter o melhor desempenho do algoritmo. De acordo com a configuração utilizada, o algoritmo pode fornecer melhores resultados. Em virtude da grande quantidade de instâncias de teste e da inexistência de uma definição de dificuldade para as mesmas, os experimentos de sintonia foram realizados utilizando a instância i01. A seguir, são apresentados os parâmetros passíveis de configuração e os valores identificados.

1. Tamanho da População: define a quantidade de células da população = 200;
2. Taxa/Faixa de Hipermutação (Mutação): define a taxa ou as faixas de mutação. No caso do PAB, informa a quantidade de trocas que serão realizadas em cada indivíduo e em cada iteração = 5;
3. Taxa/Faixa de Geração de Clones: define a quantidade ou as faixas de geração de clones = 5;
4. Número de Iterações: define o critério de parada a ser adotada em cada subpopulação = 1500;
5. Tamanho da Memória: quantidade de células que será armazenada na memória principal do algoritmo = 60
6. Número de Subpopulações: define a quantidade de subpopulações que serão geradas a partir da população inicial informada = 4;
7. Período para a migração de Células: define o período de troca de informações entre as subpopulações = 400;
8. Número de Células que serão migradas: define a quantidade de células que serão migradas de cada subpopulação no período de migração = 1.

5.2. Simulações Computacionais

Uma vez efetuada a sintonia dos parâmetros empregados no algoritmo PCAISO, foram realizadas simulações computacionais assumindo o conjunto completo dos problemas teste. Foram consideradas três configurações de acordo com o número de subpopulações empregadas (2, 3 ou 4 subpopulações), sendo gerados resultados com base em 10 execuções de cada uma das instâncias avaliadas. Os resultados foram consolidados e são apresentados na Tabela 1. Na tabela são apresentados o melhor resultado obtido com cada configuração avaliada em cada um das instâncias (Melhor), a média dos melhores resultados das 10 execuções (Média), e o desvio padrão (D.P.).

O algoritmo AISO apresentou resultados satisfatórios para a maior parte das instâncias, encontrando o ótimo global em 18 das 30 instâncias de teste (60%). O algoritmo PCAISO também apresentou resultados satisfatórios, tendo em vista que a qualidade de suas soluções foi aprimorada consideravelmente em relação ao algoritmo original (AISO). O algoritmo, em seu melhor caso (4 subpopulações), atingiu percentual de 93,33% de efetividade em relação ao ótimo global, sendo que nas duas instâncias nas quais o resultado não foi atingido, a diferença foi de apenas 1 unidade. Além

Tabela 1: Resultados computacionais obtidos pelas diferentes versões do algoritmo proposto.

Problema teste	AISO			PCAISSO (2)			PCAISSO (3)			PCAISSO (4)		
	Melhor	Média	D.P.	Melhor	Média	D.P.	Melhor	Média	D.P.	Melhor	Média	D.P.
i01	1409	1412,80	2,04	1409	1412,70	1,62	1409	1411,30	1,95	1409	1411,20	1,40
i02	1261	1262,30	3,03	1261	1261,00	0,00	1261	1261,00	0,00	1261	1261,00	0,00
i03	1129	1132,70	2,33	1129	1130,80	2,18	1129	1130,30	2,05	1129	1130,00	1,73
i04	1302	1305,60	5,00	1302	1304,00	5,02	1302	1302,70	1,19	1302	1302,20	0,40
i05	1207	1207,50	1,50	1207	1207,30	0,90	1207	1207,00	0,00	1207	1207,00	0,00
i06	1261	1263,30	4,27	1261	1261,30	0,64	1261	1261,20	0,60	1261	1261,00	0,00
i07	1280	1281,70	2,19	1279	1279,80	0,40	1279	1279,80	0,40	1279	1279,70	0,46
i08	1300	1306,70	4,73	1299	1302,50	2,73	1299	1301,10	2,88	1299	1299,90	1,37
i09	1444	1445,10	2,02	1444	1444,80	1,17	1444	1444,50	0,50	1444	1444,40	0,49
i10	1213	1214,00	1,67	1213	1213,50	0,67	1213	1213,10	0,30	1213	1213,10	0,30
i11	1370	1380,70	7,21	1368	1373,30	4,00	1368	1372,70	2,37	1368	1372,10	2,30
i12	1327	1333,80	5,25	1325	1333,10	5,43	1325	1329,90	2,98	1325	1327,50	2,42
i13	1360	1360,50	1,20	1360	1360,00	0,00	1360	1360,00	0,00	1360	1360,00	0,00
i14	1233	1233,80	1,40	1233	1233,00	0,00	1233	1233,00	0,00	1233	1233,00	0,00
i15	1295	1297,40	2,94	1295	1297,40	2,46	1295	1296,00	1,79	1295	1295,60	0,80
i16	1364	1366,80	2,64	1364	1366,20	1,08	1364	1365,60	1,56	1364	1365,30	1,00
i17	1283	1284,40	2,84	1283	1283,00	0,00	1283	1283,60	0,00	1283	1283,30	0,00
i18	1345	1345,00	0,00	1345	1345,00	0,00	1345	1345,00	0,00	1345	1345,00	0,00
i19	1368	1373,40	3,23	1368	1373,00	3,29	1368	1370,90	2,98	1367	1369,10	1,87
i20	1329	1330,70	3,80	1329	1330,50	2,91	1328	1329,30	1,35	1328	1329,10	0,54
i21	1343	1346,30	2,45	1343	1345,40	2,54	1341	1344,50	2,62	1341	1344,10	1,87
i22	1326	1332,40	5,46	1326	1331,60	2,94	1326	1330,10	4,23	1326	1329,20	2,71
i23	1266	1270,80	4,42	1266	1268,30	2,41	1266	1266,90	1,58	1266	1266,70	0,78
i24	1260	1262,20	1,83	1260	1262,00	1,84	1260	1261,30	1,79	1260	1260,90	1,58
i25	1378	1383,30	5,35	1377	1380,10	3,05	1377	1379,70	3,61	1377	1378,40	1,56
i26	1324	1327,70	4,78	1318	1323,50	3,44	1318	1321,10	3,18	1318	1320,60	1,69
i27	1261	1261,90	1,37	1261	1261,20	0,60	1261	1261,00	0,00	1261	1261,00	0,00
i28	1361	1364,00	3,79	1360	1363,10	1,64	1360	1362,10	1,45	1360	1361,60	1,56
i29	1281	1284,00	1,18	1281	1283,90	1,58	1281	1282,70	1,27	1280	1281,80	1,47
i30	1346	1354,90	4,09	1344	1351,40	4,45	1344	1350,70	3,58	1344	1350,20	5,58
Média	1307,53	1310,86	3,13	1307,00	1309,46	1,97	1306,90	1308,58	1,54	1306,83	1308,12	1,13

de apresentar um desempenho médio superior, a versão com 4 subpopulações também apresentou um desvio padrão menor, indicando a robustez da técnica proposta.

Comparando os resultados obtidos através do emprego da metaheurística PCAISSO com os resultados apresentados em (Lopes et al., 2011), a versão com 4 subpopulações mostrou-se superior às técnicas Busca Tabu, *Simulated Annealing* com Reaquecimento e Geração de Colunas, porém ainda inferior às implementações GRASP + *Path Relinking* e *Clustering Search*. Com relação ao tempo de processamento, uma comparação adequada, em relação às demais técnicas, seria possível somente se a mesma configuração de hardware/software tivesse sido empregada em cada uma das simulações. Contudo, a metaheurística AISO exigiu, em média, 169,19 s enquanto que as versões paralelas apresentaram tempos menores, sendo exigidos 104,53 s, 81,91 s e 77,68 s quando empregadas 2, 3 e 4 subpopulações, respectivamente.

A inclusão de conceitos de co-evolução no algoritmo tem o objetivo de promover uma maior variabilidade, tendo em vista que a evolução de diferentes populações em ambientes diferentes tende a promover maiores diferenciações na população global, promovendo assim uma varredura maior do espaço de busca.

A troca de informações entre as subpopulações tem papel fundamental, pois é a responsável por introduzir características novas, redirecionando o local de busca e, dessa maneira, promovendo, em determinadas situações, a aceleração da evolução de uma determinada população.

6. Considerações Finais

Este trabalho teve por finalidade a solução do Problema de Alocação de Berços (PAB) através de um algoritmo baseado nos Sistemas Imunes Artificiais, combinado com conceitos de Co-evolução e Paralelização. O PAB é um problema complexo e de grande importância, tendo em vista que grande parte do transporte mundial é feito através da via marítima. Dentro desse contexto, buscou-se contribuir no aprimoramento da logística na distribuição dos navios nos berços ao longo do cais, minimizando o tempo total de serviço dos navios, diminuindo dessa maneira os gastos com espera do porto.

No processo de construção da metaheurística, mais especificamente durante a fase de experimentos, foram obtidos resultados expressivos para os problemas teste avaliados, mostrando

que a inspiração nos fenômenos naturais para o desenvolvimento de novas técnicas de otimização é um universo ainda a ser bastante explorado.

O algoritmo proposto apresentou o comportamento esperado, quando foi considerada que a inclusão de conceitos de Co-evolução e Paralelismo à técnica dos Sistemas Imunológicos Artificiais resultasse na diminuição da vulnerabilidade do algoritmo a ótimos locais, tendo em vista o aumento da variabilidade da população através da evolução de diferentes conjuntos de soluções em ambientes separados, fazendo com que a obtenção de melhores soluções fosse mais expressiva.

O resultado final do algoritmo PCAISO, quando aplicado aos problemas teste apresentados, foi bastante significativo. Das 30 instâncias avaliadas, a metaheurística proposta encontrou o resultado ótimo global em 93,33% dos casos, quando empregada a sua melhor configuração, mostrando a qualidade do algoritmo proposto aplicado ao PAB.

Referências

- Barros, V.H., Costa, T.S., Oliveira, A.C.M. e Lorena, L.A.N.** (2011), Model and heuristic for berth allocation in tidal bulk ports with stock level constraints, *Computers & Industrial Engineering*, 60(4), 606-613.
- Bierwirth, C. e Meisel, F.** (2010), A survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals, *European Journal of Operational Research*, 202, 615-627.
- Brown, G.G., Lawphongpanich, S. e Thurman, K.P.** (1994), Optimizing ship berthing, *Naval Research Logistics*, 41(1), 1-15.
- Buhrkal, K., Zuglian, S., Ropke, S., Larsen, J. e Lusby, R.** (2011), Models for the discrete berth allocation problem: A computational comparison, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(4), 461-473.
- Cantu-Paz, E.**, *Efficient and Accurate Parallel Genetic Algorithms*, Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers Group, 2000.
- Cheong, C.Y., Tan, K.C., Liu, D.K. e Lin, C.J.** (2008), Multi-objective and prioritized berth allocation in container ports, *Annals of Operations Research*, 180(1), 63-103.
- Comissão das Comunidades Europeias - CCE**, Objetivos estratégicos e recomendações para a política comunitária de transporte marítimo no horizonte de 2018, *Comunicação da Comissão ao Parlamento Europeu, ao Conselho, ao Comitê Econômico e Social Europeu e ao Comitê das Regiões*, 2009.
- Cordeau, J.F., Laporte, G., Legato, P. e Moccia, P.** (2005), Models and tabu search heuristics for the berth allocation problem, *Transportation Science*, 39(4), 526-538.
- Dasgupta, D.**, *Artificial Immune Systems and Their Application*, Springer, Heidelberg, Germany, 1999.
- De Castro, L.N. e Timmis, J.**, *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*, Springer, 2002.
- De Castro, L.N. e Von Zuben, F.J.** (2002), Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(3), 239-251.
- Erlich, P.R. e Raven, P.H.** (1964), Butterflies and plants: a study in coevolution, *Evolution*, 18, 586-608.
- Giallombardo, G., Moccia, L., Salani, M. e Vacca, I.** (2010), Modeling and solving the tactical berth allocation problem, *Transportation Research Part B: Methodological*, 44(2), 232-245.
- Hansen P. e Oguz C.**, A note on formulations of static and dynamic berth allocation problems, *Report*, G-2003-20, Les Cahiers du Gerad, 2003.
- Hendriks, M.P.M., Lefeber, E. e Udding, J.T.** (2013), Simultaneous berth allocation and yard planning at tactical level, *OR Spectrum*, 35(2), 441-456.
- Hu, Z.-H., Han, X.-L. e Ding, Y.-Z.** (2009), Optimizing Continuous Berth Allocation by Immune Algorithm, *Atas da IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, *ICIS*, 631-635.

- Imai, A., Nishimura, E. e Papadimitriou, S.** (2001), The dynamic berth allocation problem for a container port, *Transportation Research Part B: Methodological*, 35(4), 401-417.
- Imai, A., Nishimura, E. e Papadimitriou, S.** (2003), Berth allocation with service priority, *Transportation Research Part B: Methodological*, 37(5), 437-457.
- Imai, A.; Sun, X., Nishimura, E. e Papadimitriou, S.** (2005), Berth allocation in a container port: using a continuous location space approach, *Transportation Research Part B: Methodological*, 39(3), 199-221.
- Lalla-Ruiz, E., Melian-Batista, B. e Moreno-Vega, J.M.** (2012), Artificial intelligence hybrid heuristic based on tabu search for the dynamic berth allocation problem, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(6), 1132-1141.
- Legato, P., Monaco, F. e Tigani, N.** (2001), Berth planning at Gioia Tauro's maritime terminal by logistic distribution models, *Proceedings of the Annual Conference Of Italian Operational Research Society AIRO*, 32.
- Lim A.** (1998), The berth planning problem, *Operations Research Letters*, 22(2), 105-110.
- Lopes, A.T., Schulz, V.M.L. e Mauri, G.R.** (2011), Grasp com Path Relinking para o problema de alocação de berços, *PODES- Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento*, 3(3), 218-229.
- Lu, Z.Q., Han, X.L. e Xi, L.F.** (2011), Simultaneous Berth and Quay Crane Allocation Problem in Container Terminal, *Advanced Science Letters*, 4(6-7), 2113-2118.
- Mauri, G.R., Oliveira, A.C.M. e Lorena, L.A.N.** (2008a), Heurística baseada no simulated annealing aplicada ao problema de alocação de berços, *GEPROS - Gestão da Produção, Operações e Sistemas*, 1(1), 113-127.
- Mauri, G.R., Oliveira, A.C.M. e Lorena, L.A.N.** (2008b), A hybrid column generation approach for the berth allocation problem, *Lecture Notes in Computer Science*, 4972, 110-122.
- Meisel, F. e Bierwirth, C.** (2009), Heuristics for the integration of crane productivity in the berth allocation problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 45(1), 196-209.
- Pedreira, A.F.**, Os recentes avanços da multimodalidade no Brasil, *Dissertação de Mestrado*, PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2006.
- Potter, M.A.; Jong, K.A.** (2000), Cooperative Coevolution: An Architecture for Evolving Coadapted Subcomponents, *Evolutionary Computation*, 8, 1-29.
- Rodriguez-Molins, M., Salido, M.A. e Barber, F** (2014), A GRASP-based metaheuristic for the Berth Allocation Problem and the Quay Crane Assignment Problem by managing vessel cargo holds, *Applied Intelligence*, 40(2), 273-290.
- Silberschatz, A.**, *Sistemas Operacionais: conceitos e aplicações*, Campus, São Paulo, 2001.
- Silva, G. e Cocco, G.**, *Cidade e portos: os espaços da globalização*, DP& A, Rio de Janeiro, 1999.
- Thurman, K.P.**, Optimal ship berthing plans, *Dissertation (Masters of Science in Operations Research)*, Naval Postgraduate School, 1989.
- Ting, C.J., Wu, K.C. e Chou, H.** (2014), Particle swarm optimization algorithm for the berth allocation problem, *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1543-1550.
- United Nations**, Review of maritime transport 2009, *United Nations Conference on Trade and Development - UNCTAD*, 2009.