

# Otimização de um Plano de Manutenção de Navios por meio de Algoritmos Evolutivos e Inteligência de Enxame

Tiago Paulinelli Ferreira  
*Departamento de Engenharia Elétrica*  
*Pontifícia Universidade Católica*  
Rio de Janeiro, Brasil  
tiagopaulinelli@gmail.com

Luciana Faletti Almeida  
*Departamento de Engenharia Elétrica*  
*Centro Federal de Educação Tecnológica*  
Rio de Janeiro, Brasil  
luciana.faletti@cefet-rj.br

Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco  
*Departamento de Engenharia Elétrica*  
*Pontifícia Universidade Católica*  
Rio de Janeiro, Brasil  
marley@ele.puc-rio.br

Juan Guillermo Lazo Lazo  
*Departamento Acadêmico de Engenharia*  
*Universidad del Pacifico*  
Lima, Peru  
jg.lazol@up.edu.pe

**Resumo**— A otimização da manutenção e operação de equipamentos, sistemas e meios navais tem sido um tópico de estudo há muitos anos, no qual várias técnicas têm sido propostas. Concomitantemente, a busca por algoritmos estocásticos que utilizam computação evolutiva e otimização por enxame de partículas tem sido aplicada com sucesso a problemas de otimização não lineares com grandes espaços de busca de soluções. Este artigo aborda um problema de otimização para os planos de manutenção e operação dos ativos navais da Marinha do Brasil, no qual a computação evolutiva é usada para resolver um problema de otimização com um grande espaço de busca de soluções. Isso envolve a construção de duas a seis embarcações de guerra por mais de meio século. As restrições e parâmetros utilizados não foram encontrados na literatura. Os resultados do modelo evolutivo e da combinação de novos operadores genéticos são inovadores e comprovam que o modelo proposto resulta em planos de manutenção e operação melhores e viáveis em comparação com técnicas previamente utilizadas.

**Palavras-Chave**— *Algoritmos Evolucionários, Computação Evolutiva, Otimização por Enxame de Partículas, Meios Navais, Plano de Operação e Manutenção.*

## I. INTRODUÇÃO

A estruturação de um plano contendo o cronograma das atividades para comissionamento, operação, manutenção e descomissionamento de equipamentos e meios navais tem sido resultado de estudos por muitos anos por várias instituições. Para realizar a otimização dos períodos de operação e manutenção, vários métodos de otimização podem ser utilizados. No entanto, quanto maior o espaço de soluções, maior a dificuldade em buscar possíveis candidatas sub-ótimos. Como resultado, a busca por algoritmos evolutivos tem sido amplamente utilizada. Vale destacar a computação evolutiva [1, 2, 10] e a otimização por enxame de partículas [3, 4, 10], que são amplamente empregadas em diversos problemas de otimização não-convexos, não-lineares e com grande espaço de busca de soluções.

O trabalho de Verma, Srividya e Khattri [5] cita um problema de otimização multiobjetivo que aborda o agendamento dos intervalos de manutenção; sua otimização tem como objetivo minimizar a taxa de custo e maximizar a confiabilidade média de um meio naval. As possibilidades de períodos de manutenção variáveis não são levadas em conta.

O algoritmo NSGA-II (*Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II*) [6] é utilizado para resolver o problema.

Em [7], os autores modelaram o cronograma de manutenção de meios navais como um problema de satisfação de restrições. O objetivo desse trabalho era maximizar a disponibilidade de um esquadrão para operações que atendessem aos requisitos de manutenção, disponibilidade do estaleiro e requisitos operacionais. As variáveis utilizadas foram baseadas nos horários de início, e os valores de domínio eram o início e o horizonte do cronograma. Um algoritmo genético (GA) foi utilizado para encontrar os horários de início da primeira atividade.

Em [8], foi proposto um trabalho no qual, com base na análise dos recursos de manutenção de meios navais, foi criado um modelo otimizado para a tarefa de manutenção de navios, e também é apresentado o procedimento de resolução do modelo com o algoritmo de colônia de formigas. Esse método de atualização de feromônios fortalece a capacidade das formigas de buscar o melhor caminho, garantindo que os problemas sejam resolvidos de forma mais eficiente.

Este trabalho tem como objetivo apresentar um algoritmo evolutivo personalizado. O algoritmo adota operadores genéticos personalizados - um deles baseado em um tipo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) - aplicáveis em problemas de otimização de planejamento de atividades.

O estudo de caso retrata a otimização dos períodos de operação e manutenção dos ativos navais da Marinha do Brasil com base no algoritmo personalizado proposto. A completude das restrições adotadas para o problema de otimização não foi encontrada na literatura. Este trabalho também considera a inclusão de períodos de manutenção para a infraestrutura utilizada na manutenção dos meios navais. Dessa forma, o otimizador traz contribuições e resultados inéditos, não identificados em outros problemas de otimização analisados e nem nas simulações realizadas para os próprios cenários do estudo de caso. O uso do sistema de otimização evolutiva proposto visa: 1) garantir convergência rápida; 2) permitir variação de parâmetros (tanto as probabilidades dos operadores genéticos quanto a quantidade de meios navais); e 3) auxiliar os especialistas em manutenção naval na tomada de decisões.

O esboço do artigo é o seguinte. Na Seção 2, é feita uma introdução contendo conceitos básicos de operação e manutenção de ativos navais. Na Seção 3, o algoritmo de otimização evolutiva utilizado neste trabalho é explicado e seus operadores genéticos são detalhados. A Seção 4 apresenta um estudo de caso no qual um algoritmo evolutivo é aplicado a um problema de otimização de um plano de operação e manutenção de meios navais da Marinha do Brasil. Na Seção 5, são demonstrados alguns resultados da aplicação do algoritmo evolutivo, comparando-os com a aplicação da Simulação de Monte Carlo. A Seção 6 apresenta conclusões e propostas para trabalhos futuros.

## II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS SOBRE MANUTENÇÃO E OPERAÇÃO DE MEIOS NAVAIS

Os seguintes conceitos devem ser introduzidos para uma compreensão adequada do plano de operação e manutenção de meios navais deste trabalho: 1) Período de Manutenção (PM): Período em que o ambiente naval não está disponível, para fins operacionais, para permitir a realização das atividades de manutenção; 2) Período de Patrulha: Período em que o navio está disponível para realizar operações navais; 3) Vida Útil: Período que vai desde a incorporação do ambiente naval pela instituição que o operará até o seu descomissionamento.

Diferentes PMs demandam diferentes atividades de manutenção. As atividades de manutenção a serem realizadas em meios navais nucleares são categorizadas em quatro tipos: 1) Período de Comissionamento; 2) Período de Manutenção Rápida (denominada PDR); 3) Período de Manutenção Rápida Mais Longo (denominada PDRL); e 4) Período de Manutenção Geral (denominada PMG). A ordem crescente da duração temporal da manutenção de meios navais em diques é:  $PDR < PDRL < PMG$ . A Figura 1 mostra um ciclo típico de manutenção e operação de meio naval de guerra nuclear, onde PMG1, PMG2 e PMG3 são as primeiras, segunda e terceira manutenções PMG. MN significa meio naval (ou ativo naval).

## III. ALGORITMO HÍBRIDO PROPOSTO

Diversos métodos envolvendo Computação Evolutiva podem ser empregados para resolver os mais variados problemas de otimização. Algoritmos Genéticos são métodos de busca e otimização que se inspiram nos conceitos da teoria da seleção natural de espécies proposta por Darwin [1, 2]. Os sistemas desenvolvidos a partir deste princípio são utilizados para busca de soluções de problemas complexos ou com espaço de soluções muito grande, o que os torna problemas de difícil modelagem e solução quando são aplicados métodos de otimização determinística. Cada solução possível de um problema é codificada em uma estrutura chamada "cromossomo" que pode ser representada por vetores n-dimensionais de binários, inteiros, números reais ou estruturas mais complexas. Cada elemento (por exemplo, um bit) deste vetor n-dimensional é chamado de gene. Esses cromossomos representam indivíduos, que então passam por um processo evolutivo que envolve avaliação, seleção e aplicação dos operadores genéticos (tipicamente cruzamento e mutação) [1, 2].

O algoritmo evolutivo proposto neste trabalho tem como objetivo resolver um problema de otimização (estudo de caso) de um plano de atividades para comissionamento, operação, manutenção e descomissionamento de meios navais. Mais detalhes para um compreensão aprofundada dos Algoritmos Genéticos podem ser encontrados em [1, 2, 10].

O algoritmo proposto também utiliza, em seu segundo operador genético, conceitos de Otimização por Enxame de Partículas e Inteligência de Enxame. Para obter mais informações sobre essa área, sugerimos a leitura dos seguintes trabalhos: [3, 4, 9].

Os operadores genéticos foram personalizados para o algoritmo proposto neste trabalho, conforme detalhado na seção a seguir.

### A. Primeiro Operador Genético

Algoritmos Genéticos tradicionais utilizam, como primeiro operador genético, o cruzamento entre dois cromossomos pais (P1 e P2) gerando dois filhos (C1 e C2) que contém conteúdo genético dos pais.

Este trabalho propõe o uso do operador genético "EXGEMA-DP" (*EXchange of GENetic MAterial for Different Positions*). Este operador permite operações de crossover tradicionais - trocando material genético de genes nas mesmas posições em diferentes cromossomos - assim como trocar material genético de genes em diferentes cromossomos e posições com intervalos de valores iguais e significados físicos semelhantes. Por exemplo, supondo que os quatro primeiros genes do cromossomo P1 tolerem intervalos de valores iguais aos quatro últimos genes do cromossomo P2, e todos esses genes de ambos os cromossomos expressem a mesma medida (por exemplo, comprimento, em metros), o operador EXGEMA-DP permite a troca de material genético dos quatro primeiros genes do P1 com os quatro últimos genes do P2. Vale ressaltar que isso só pode ser feito porque os alelos nas posições mencionadas têm a mesma faixa de valores e significados físicos semelhantes.

Vários tipos de operadores EXGEMA-DP podem ser usados para cromossomos divididos em grupos de genes, denominados macroseções. As macroseções referem-se a um conjunto de genes que são agrupados e tratados como uma unidade durante a aplicação de operadores genéticos em algoritmos evolutivos. Essa abordagem pode facilitar a manipulação de seções específicas do cromossomo e melhorar a eficiência do algoritmo. Como exemplo de um tipo de operador EXGEMA-DP, a Figura 2 mostra o EXGEMA-DP com cálculo aritmético. Ela exemplifica a troca de valores entre genes do primeiro grupo de genes da macroseção "XYZ" do pai 1 e do terceiro grupo de genes do pai 2.

Trata-se, portanto, de um operador genético que efetua a mesma conta que o operador de cruzamento aritmético:

$$x_i^{Filho1} = (1 - \gamma_i)x_i^{Pai1} + \gamma_i x_i^{Pai2}, \forall i = 1, \dots, n_x \quad (1)$$

$$x_i^{Filho2} = (1 - \gamma_i)x_i^{Pai2} + \gamma_i x_i^{Pai1}, \forall i = 1, \dots, n_x \quad (2)$$

Onde  $x_i^{Pai1}$ ,  $x_i^{Pai2}$ ,  $x_i^{Filho1}$  e  $x_i^{Filho2}$  são os valores do i-ésimo gene do primeiro pai, segundo pai, primeiro filho e segundo filho, respectivamente;  $\gamma_i$  é o valor do parâmetro de ponderação para o i-ésimo gene envolvido no crossover ( $0 \leq \gamma_i \leq 1$ ); e  $n_x$  é o número de genes aos quais o operador é aplicado. Este operador é aplicado com o objetivo de promover uma extensa troca de material genético entre os cromossomos. Espera-se que ele explore efetivamente problemas de otimização com um amplo espaço de busca.

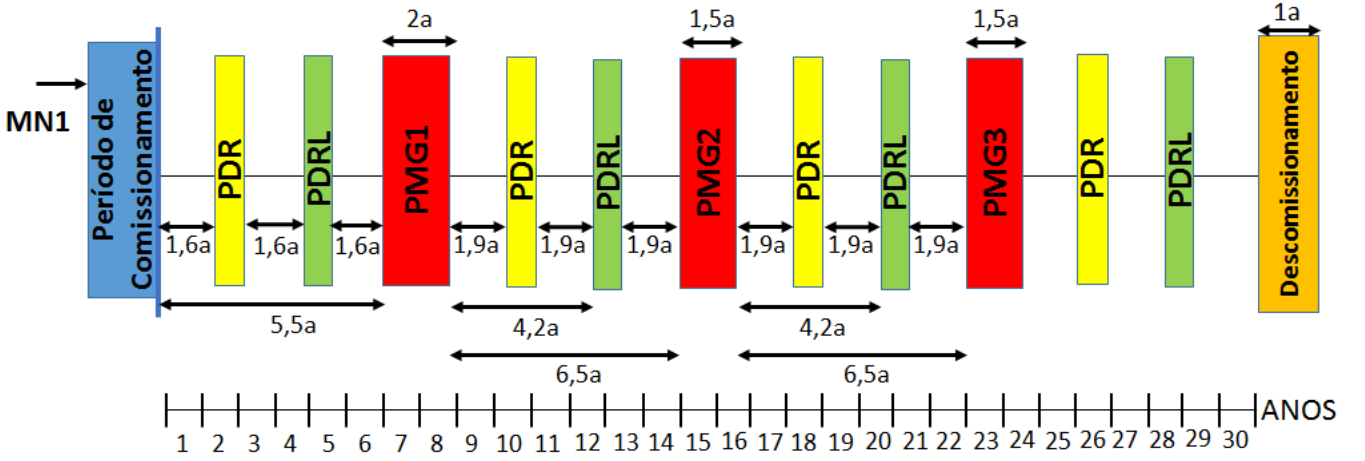


Figura 1. Um ciclo típico de manutenção e operação de meios navais praticado por várias Marinhas. O eixo horizontal representa o tempo, em anos.

Grupo de Genes (ou Macroseção) XYZ de 2 Cromossomos Pais e 2 Cromossomos Filhos									
	Genes X			Genes Y			Genes Z		
PAI 1	X11	X12	X13	Y11	Y12	Y13	Z11	Z12	Z13
PAI 2	X21	X22	X23	Y21	Y22	Y23	Z21	Z22	Z23
FILHO 1	X11_ novo	X12_ novo	X13_ novo	Y11	Y12	Y13	Z11	Z12	Z13
FILHO 2	X21	X22	X23	Y21	Y22	Y23	Z21_ novo	Z22_ novo	Z23_ novo

Figura 2. Troca de material genético através do operador aritmético EXGEMA-DP para a macroseção XYZ.

### B. Segundo Operador Genético – DWPSO-MUT

Após a aplicação do primeiro operador genético, personalizado para as macroseções do cromossomo, o segundo operador é aplicado. Operadores genéticos personalizados foram escolhidos para serem aplicados a cada macroseção.

Para cada uma das macroseções, dois parâmetros devem ser pré-programados:

#### 1) O tipo de operador genético a ser aplicado:

a) *Mutação por um valor aleatório*: O valor do gene é alterado para um valor aleatório.

b) *Aplicação da equação DWPSO*: O valor do gene é alterado de acordo com o cálculo do algoritmo "Decreasing Weight Particle Swarm Optimization" (DWPSO) [11, 12]. As equações que calculam o novo valor do gene com base no algoritmo DWPSO são as seguintes:

$$V_{t+1}^i = \omega_t V_t^i + c_1 r_1 (pBest^i - x_t^i) + c_2 r_2 (gBest^i - x_t^i) \quad (3)$$

$$\omega_{t+1} = \omega_i - \frac{(\omega_i - \omega_f) * t}{N} \quad (4)$$

$$x_{t+1}^i = x_t^i + V_{t+1}^i \quad (5)$$

Onde  $V_{t+1}^i$  e  $V_t^i$  são as velocidades da partícula (gene)  $i$  nas iterações  $t+1$  e  $t$ .  $x_t^i$  é a posição da partícula  $i$  na iteração  $t$ .  $pBest^i$  é a melhor posição local (histórico) da partícula  $i$ .  $gBest^i$  é a melhor posição global (histórico) do enxame.  $r_1$  e  $r_2$  são valores aleatórios no intervalo  $(0,1)$ .  $c_1$  e  $c_2$  são parâmetros de confiança.  $\omega_t$  é o fator de inércia na iteração

$t+1$ .  $\omega_i$  e  $\omega_f$  são os valores dos fatores de inércia na primeira e última iteração do algoritmo;  $N$  é o número de iterações;  $x_{t+1}^i$  é a nova posição da partícula. O valor do gene (partícula) é atualizado através da Eq. (5). É importante ressaltar que a atualização do valor de um gene no  $i$ -ésimo indivíduo depende não apenas do valor atual do gene, mas também dos valores de  $pBest^i$ ,  $gBest^i$  e  $V_t^i$ , o que demonstra que o cálculo DWPSO não pode ser classificado como uma mutação. Portanto, a aplicação do cálculo DWPSO como o segundo operador genético no algoritmo evolutivo será referida como DWPSO-MUT.

Os seguintes valores foram escolhidos para os fatores de inércia e coeficientes de confiança nas Eq. (3) e (4) em todos os experimentos de otimização mencionados no estudo de caso:  $\omega_i = 0,7$ ;  $\omega_f = 0,3$ ;  $c_1 = 0,3$ ;  $c_2 = 0,7$ . Tais valores são amplamente utilizados em diversos trabalhos de otimização utilizando o algoritmo DWPSO [11, 12].

#### 2) A quantidade de genes aos quais a mutação é aplicada.

Este operador é aplicado com o objetivo de realizar uma busca exploratória guiada pelos melhores valores das gerações anteriores. Essa característica tende a acelerar a convergência e tornar a otimização eficiente, complementando o primeiro operador genético.

## IV. ESTUDO DE CASO

O seguinte estudo de caso foi analisado: deseja-se estruturar um plano otimizado de operação e manutenção para um número incerto de meios navais (dois a seis) a serem construídos e mantidos de acordo com a infraestrutura disponível em uma área industrial da Marinha do Brasil. A Figura 3 registra um exemplo desse plano de operação e manutenção para dois meios navais.

A comissionamento é a primeira etapa antes do início da operação e também é registrado em azul para cada meio naval, intitulado "Docagem de Construção". Para os valores de intervalo de tempo sugeridos neste exemplo, o intervalo entre o fim do comissionamento do MN1 (meio naval 1, ou meio naval 1) e o fim da operação do MN2 seria de 38 anos.

Dados o problema de otimização e as suposições associadas a ele, as variáveis de decisão escolhidas foram as seguintes: 1) Duração dos períodos dentro e fora dos diques para a manutenção PDR. O mesmo vale para as manutenções

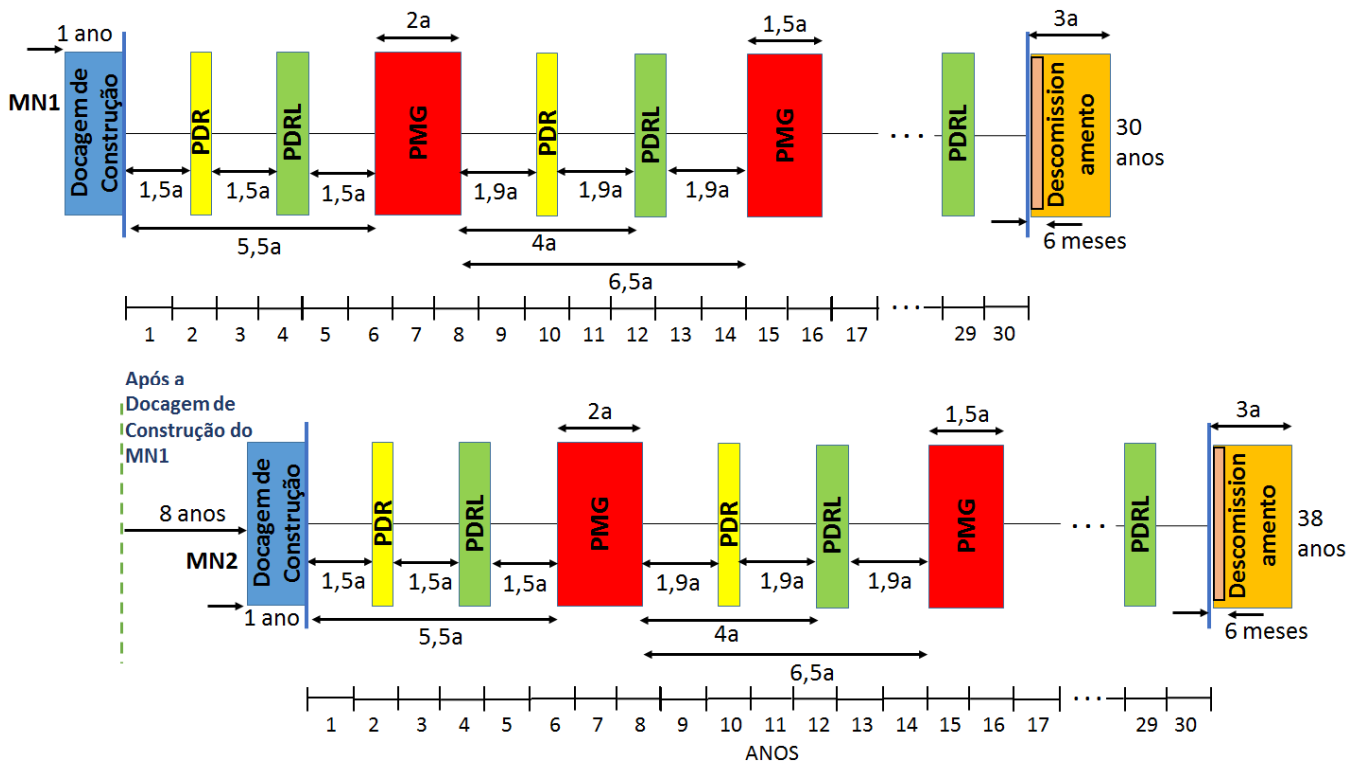


Figura 3. Plano de Operação e Manutenção para a construção de dois meios navais do Estudo de Caso. O eixo horizontal representa o tempo, em anos.

PDRL e PMG; 2) Intervalo entre o início da manutenção do PDR e o término da última manutenção realizada. O mesmo vale para as manutenções PDRL e PMG; 3) Intervalo entre o término da comissionamento de um ativo naval (MN1, por exemplo) e o término da comissionamento do ativo naval subsequente em ordem cronológica; 4) Duração da descomissionamento de cada navio. Se houver quatro meios navais no experimento considerado, haverá quatro genes: descomissionamento do MN1 até o descomissionamento do MN4; 5) Intervalo entre o término de uma manutenção em um dique e o início da subsequente manutenção no mesmo dique. A unidade temporal considerada para todas as variáveis de decisão foi semanas.

#### A. Restrições e Parâmetros

Algumas restrições analisadas para o problema de otimização do plano de manutenção e operação de meios navais possuem características de restrição de domínio.

$$L_{inf}^{X_i} \leq x_i \leq L_{sup}^{X_i}, \forall i = 1, \dots, n_x \quad (6)$$

Onde  $L_{inf}^{X_i}$  é o limite inferior para a variável de decisão  $x_i$ ;  $L_{sup}^{X_i}$  é o limite superior para a variável de decisão  $x_i$ . Por outro lado, restrições relacionadas à natureza do problema de otimização também são identificadas. Algumas delas se referem ao fato de que a soma das durações de manutenção dentro e fora do dique não pode exceder limites superiores ou valores abaixo de um limite mínimo.

A Tabela 1 resume os parâmetros a serem considerados pelo usuário ao executar o Otimizador. Em cada execução, o usuário seleciona os seguintes parâmetros listados na Tabela 1.

#### B. O Sistema Otimizador

Um sistema de otimização foi desenvolvido de forma personalizada para atender ao problema de otimização do

estudo de caso. Ele segue os mesmos princípios de estratégia de otimização de um algoritmo genético e segue os seguintes passos: 1) inicialização da população; 2) avaliação de conformidade com todas as restrições; 3) seleção de indivíduos (Método da Roleta); 4) aplicação de operadores genéticos; 5) cálculo da função objetivo; 6) substituição dos indivíduos da população; e 7) verificação do critério de parada. O algoritmo permite a possibilidade de aplicar um segundo operador genético que apresenta o mesmo cálculo realizado no DWPSO.

Os detalhes do cromossomo escolhido, as possibilidades de operadores genéticos, a validação da satisfação das restrições, o módulo para preenchimento da Tabela de Avaliação, o cálculo da função objetivo e a diferenciação de cromossomos com a mesma aptidão são detalhados nas próximas seções.

#### C. Cromossomo e Tratamento de Restrições

Com base na variável de projeto abordada anteriormente, foi definido que a estrutura do cromossomo varia de acordo com: 1) a quantidade de meios navais escolhidos para o experimento de otimização a ser realizado; e 2) a quantidade de diques a serem utilizados. A Tabela 2 está preenchida com cores diferentes, pois o cromossomo foi dividido, para facilitar a visualização, em grupos ou seções de genes - "macroseções".

TABELA I. PARÂMETROS A SEREM DEFINIDOS ANTES DA EXECUÇÃO DO SISTEMA OTIMIZADOR.

Parâmetros de um Experimento de Otimização	
Número de Meios Navais	2, 3, 4, 5 ou 6
Infraestrutura	- 2 Diques. - 3 Dique (1 Dique Flutuante).
Operadores Genéticos	- 1º Operador: "EXGEMA-DP": (Pontos de Corte; Aritmético; ou Seleção Aleatória). - 2º Operador: Mutação Aleatória; ou DWPSO-MUT.

TABELA II. ESTRUTURA DO CROMOSSOMO PARA 2 MEIOS NAVAIS E 3 DIQUES. A UNIDADE DA COLUNA "VALORES PERMITIDOS" É SEMANAS.

Posição	Genes do Cromossomo	Valores Permitidos
0	Intervalo_PDR1-MN1	[81,...,89]
1	Duração_DentroDiques_PDR1-MN1	[10,...,14]
2	Duração_ForaDique_PDR1-MN1	[4,...,8]
3	Intervalo_PDRL1-MN1	[81,...,89]
...	...	...
32	Duração_ForaDique_PDRL4-MN1	[4,...,8]
33	Intervalo_Comissionamento-MN1-MN2	[339 - 444]
34	Intervalo_PDR1-MN2	[81,...,89]
35	Duração_DentroDique_PDR1-MN2	[10,...,14]
36	Duração_ForaDique_PDR1-MN2	[4,...,8]
...	...	...
200	Intervalo_PDRL4-MN2	[81,...,89]
201	Duração_DentroDique_PDRL4-MN2	[14,...,18]
202	Duração_ForaDique_PDRL4-MN2	[4,...,8]
203	Duração_Descomissionamento_MN1	[30,...,53]
204	Duração_Descomissionamento_MN2	[30,...,53]
209	Intervalo_Manutenção1_Dique1	[104,...,118]
210	Intervalo_Manutenção1_Dique2	[104,...,118]
211	Intervalo_Manutenção1_DiqueFlutuante3	[104,...,118]
212	Intervalo_Manutenção2_Dique1	[104,...,118]
...	...	...
298	Intervalo_Manutenção30_DiqueFlutuante3	[104,...,118]

As macroseções definidas no cromossomo são: PDR, PDRL, PMG, Intervalo entre Comissionamento, Duração de Descomissionamento e Intervalo entre Manutenções de Diques.

Para o cromossomo proposto na Tabela 2, considerando os valores permitidos para cada gene e uma otimização contendo 2 MN e 3 diques para manutenção dos meios navais, alcança-se um espaço de busca com mais de  $1,72 \cdot 10^{167}$  possíveis soluções. Já para um cenário contendo 6 MN e 3 diques, encontra-se um espaço de busca com mais de  $2,23 \cdot 10^{262}$  possíveis soluções. Nota-se, conseqüentemente, que uma busca aleatória (tentativa e erro) nestes espaços de busca resultariam em demora na descoberta de soluções candidatas ótimo global deste problema de otimização, bem como exigiria grande esforço computacional na comparação destas soluções com as obtidas anteriormente. O algoritmo evolutivo proposto neste trabalho visa, por meio de seus operadores genéticos customizados e o uso do DWPSO, acelerar a convergência do sistema de otimização para um ponto ótimo local ou subótimo levando-se em consideração a população de uma geração e os resultados obtidos nas gerações anteriores.

A estratégia usada tanto para inicializar a população quanto para verificar o cumprimento das restrições após a aplicação do segundo operador genético é a mesma. Primeiramente, é validado se os valores dos genes do cromossomo gerado atendem às restrições do domínio, de acordo com a equação (6).

Se  $x_i < L_{inf}^{X_i}$ , então o módulo tratamento de restrições modifica o valor do gene  $x_i$  para  $L_{inf}^{X_i}$ . Se  $x_i > L_{sup}^{X_i}$ , então o módulo tratamento de restrições modifica o valor do gene  $x_i$  to  $L_{sup}^{X_i}$ .

#### D. Preenchimento da Tabela de Avaliação

Dado o cromossomo, é necessário estruturar uma Tabela de Avaliação na qual as manutenções "PDR", "PDRL", "PMG" e "Manutenção de Diques", bem como outras

atividades envolvendo "Comissionamento" e "Descomissionamento", sejam devidamente alocadas. Esta Tabela de Avaliação possui quinze colunas, consistindo em: 1) Três colunas de alocação de manutenção nos Diques 1 e 2, e Dique Flutuante; 2) Uma coluna de alocação de manutenção no Prédio Principal, um galpão industrial que contém infraestrutura que permite a manutenção dos tipos PDR e PDRL; 3) Quatro colunas de alocação de manutenção nos cais: Cais N1, Cais N2, Cais N3 e Cais N4; 4) Seis colunas para registrar manutenções que não encontraram colunas de alocação em Diques disponíveis (ou coluna de alocação no Prédio Principal, dependendo do tipo de manutenção), intituladas "Dique Indisponível 1" a "Dique Indisponível 6"; 5) Uma coluna de cais indisponível - a coluna não é preenchida porque o cenário analisado não prevê uma restrição de recursos para a manutenção nos cais.

A Tabela 3 exemplifica uma parte da Tabela de Avaliação. Na Figura 5, apenas alguns trechos de semanas são mostrados em virtude da grande extensão da tabela completa. A tabela possui 3209 linhas, considerando que o período entre o início da operação de MN1 e o fim da operação de MN6 (ou seja, o cenário de otimização com o tempo máximo) é de 3209 semanas (61,5 anos).

O mapeamento dos dados do cromossomo para a Tabela de Avaliação é feito de maneiras distintas para cada tipo de manutenção ("PDR", "PDRL", "PMG", "Duração de Descomissionamento", "Intervalo entre Comissionamentos" e "Intervalo entre Manutenções de Diques"). O cromossomo permite obter a semana de início de cada uma das manutenções dos diques. Além disso, sabe-se que as durações das manutenções nos diques são fixas: a cada 2 manutenções "curtas" (9 semanas de duração cada), uma manutenção "longa" é realizada no dique com duração de 26 semanas. Baseado nestes dados, a Tabela de Avaliação é devidamente preenchida.

Observa-se, portanto, que o preenchimento da Tabela de Avaliação executa um mapeamento das variáveis  $x_i$  do cromossomo, na Tabela de Avaliação. Considerando-se que a Tabela de Avaliação é uma matriz de  $j$  linhas e  $k$  colunas,  $TA(j,k)$ ; se cada célula de  $TA(j,k)$  for considerada uma variável  $TA_{j,k}$ , onde  $TA_{j,k} = 0$  sempre que a célula está vazia (isto é, sem manutenção), e  $TA_{j,k} = 1$  sempre que a célula está preenchida com alguma manutenção; então, a transformação não linear proposta transporta a análise de um universo de variáveis  $x_i$  para o universo de variáveis  $TA_{j,k}$ .

$$h(x_1, \dots, x_m) = TA_{j,k}, \text{ para } j = 0, \dots, 3208; \text{ and } k = 1, \dots, 15 \quad (7)$$

Onde  $x_i$  são os valores dos genes do cromossomo;  $TA_{j,k}$  são as variáveis resultantes do mapeamento do cromossomo para a Tabela de Avaliação;  $j$  é o número de linhas na Tabela de Avaliação (3209 semanas); e  $k$  é o número de colunas (15) da Tabela de Avaliação.

#### E. Cálculo da Função Objetivo

As colunas "Dique Indisponível 1" a "Dique Indisponível 6" (ou colunas 9 a 14) da matriz "Tabela de Avaliação" são preenchidas em suas respectivas linhas sempre que houver a necessidade de realizar alguma manutenção - seja PDR, PDRL, PMG ou outras - e não houver diques disponíveis. No caso da manutenção PDR e PDRL, além dos diques, o *Main Hall* também é considerado como infraestrutura disponível.

TABELA III. REPRESENTAÇÃO DA TABELA DE AVALIAÇÃO PREENCHIDA PARA AS SEMANAS 90 ATÉ 113. S90 SIGNIFICA SEMANA 90.

TABELA DE AVALIAÇÃO	Dique 1	Dique 2	Dique Flutuante	Main Hall	Cais N1	...	Cais N4	Dique Indisponível 1	...	Dique Indisponível 6
S90	...	...	...	...	...		...	...		...
S91		PDR1-MN2								
S92		PDR1-MN2								
S93	PDR2-MN1	PDR1-MN2								
S94	PDR2-MN1	PDR1-MN2								
S95	PDR2-MN1	PDR1-MN2								
S96	PDR2-MN1	PDR1-MN2								
S97	PDR2-MN1	PDR1-MN2								
S98	PDR2-MN1	MNT1-DQ2					PDR1-MN2			
S99	PDR2-MN1	MNT1-DQ2					PDR1-MN2			
S100	PDR2-MN1	MNT1-DQ2					PDR1-MN2			
S101	PDR2-MN1	MNT1-DQ2								
S102		MNT1-DQ2								
S103	...	...	...	...	...		...	...		...

Portanto, a função objetivo é calculada percorrendo essas colunas da Tabela de Avaliação em busca de uma linha que tenha um valor diferente de zero. Para cada linha preenchida com algum valor de manutenção, o valor da função objetivo, inicialmente zerado, é incrementado em uma semana. Matematicamente, pode-se escrever a função objetivo  $OF(x)$  da seguinte forma:

$$OF(x) = \sum_{j=9}^{14} \sum_{k=0}^{3208} TA_{j,k} \quad (8)$$

Considerando a Tabela de Avaliação mostrada na Tabela 3, as colunas "Dique Indisponível 1" a "Dique Indisponível 6" devem ser verificadas para todas as linhas da tabela. Cada célula preenchida adiciona uma unidade à função  $OF(x)$ .

Também é necessário diferenciar soluções com a mesma função objetivo  $OF(x)$ . Especialistas em engenharia de manutenção naval tendem a considerar soluções para planos de manutenção que tenham o maior tempo possível para as manutenções PDR, PDRL e PMG. Essa solução é mais interessante do que aquelas que têm menos tempo para realizar a manutenção em ambientes navais, pois no cotidiano das equipes de manutenção, imprevistos são comuns. Portanto, uma solução mais cautelosa para o Plano de Operação e Manutenção sempre levará em consideração maiores durações de manutenção.

Desta forma, optou-se por criar uma nova função objetivo denominada  $OF_{final}(x)$  que efetua o seguinte cálculo baseado nos valores máximos de somatório de durações das manutenções ( $MaxManutDur$ ) e no somatório das durações das manutenções do cromossomo avaliado ( $ManutDurCrom$ ):

$$OF_{final}(x) = OF(x) + (MaxManutDur - ManutDurCrom) * 0,001 \quad (9)$$

O Termo ( $MaxValSumManutDur - SumManutDur$ ) multiplicado por 0,001 garante que sempre será adicionado um valor inferior a um (uma semana) à  $OF(x)$  para todos os cenários analisados neste estudo de caso, de forma que se saiba que os valores decimais de  $OF_{final}(x)$  servem apenas para comparar soluções com o mesmo valor inteiro de  $OF(x)$ .

## V. EXPERIMENTOS DE OTIMIZAÇÃO PARA O ESTUDO DE CASO

Foi planejado um conjunto de experimentos de otimização levando em consideração que o cenário analisado envolve 6 MN (meios navais) e 2 diques disponíveis para manutenção.

### A. Otimizador Evolucionário sem Dique Flutuante

Todos os cenários analisados consideraram apenas 2 diques e 2 a 6 navios. Os resultados das otimizações envolvendo 6 navios são registrados pela sua relevância e maior complexidade. É importante ressaltar aqui que várias simulações do otimizador envolvendo de 2 a 5 meios navais encontraram  $OF_{final}(x) < 1$  em até 3 horas de execução, o que mostra claramente que o otimizador alcançou o valor mínimo desejado.

O número de indivíduos e gerações da população foi de 900 e 500 para os três experimentos. Os valores  $OF(x)$  da última geração do algoritmo evolutivo são marcados com cores diferentes. As taxas de probabilidade do primeiro e do segundo operadores genéticos variam linearmente; por exemplo, no EXP 1, o primeiro operador genético começa na geração 1 com taxa de probabilidade 0,9 e termina com taxa de probabilidade 0,25. Foram utilizados computadores para executar os experimentos de otimização com as seguintes configurações: 1) Processador: CPU Intel i7 4770 a 3,40 GHz; 2) Número de Núcleos (CPU): 4; e 3) Memória RAM: 32 GB. Os principais fatores que afetam a duração dos experimentos são: 1) o tamanho da população; 2) o número de gerações.

Para o EXP 1, o primeiro operador genético adotado para todas as macrovariáveis foi sorteado aleatoriamente, podendo ser do tipo  $n$ -cut (onde  $n$  é limitado ao número de genes pertencentes a uma macrovariável) ou do tipo aritmético EXGEMA-DP, conforme as Eq. (2) e (3). O segundo operador genético também foi sorteado aleatoriamente, podendo ser mutação aleatória ou DWPSO-MUT. Já para os EXP 2 e 3, o segundo operador genético adotado para todas as macrovariáveis foi o cálculo DWPSO-MUT. Por outro lado, para o EXP 2, o primeiro operador genético usado foi o aritmético EXGEMA-DP para todas as macrovariáveis, enquanto para o EXP 3, o primeiro operador genético foi escolhido aleatoriamente, podendo ser do  $n$ -cut ou do tipo EXGEMA-DP aritmético.

A Figura 4 compara os resultados dos dois melhores experimentos (EXP 3 e 2) e o pior experimento (EXP 1) em termos de  $OF_{final}(x)$ . Para cada um dos experimentos mostrados na Figura 4, foram registradas 450.000 avaliações de indivíduos. Uma análise da Figura 4 indica que o uso dos operadores genéticos EXGEMA-DP aritmético e DWPSO-MUT garantiu as melhores soluções. Tais soluções são interessantes, pois estão próximas ao valor mínimo possível para  $OF_{final}(x)$ , que é zero, além de indicar uma soma das

TABELA IV. EXPERIMENTOS DE OTIMIZAÇÃO PARA CENÁRIOS COM 6 MEIOS NAVAIS (MN) E 2 DIQUES.

Parâmetros	EXP 1	EXP 2	EXP 3
Número de Navios	6	6	6
1º Operador Genético (Faixa Linear)	[0.9, 0.25]	[0.9, 0.25]	[1.0, 0.35]
2º Operador Genético (Faixa Linear)	[0.25, 0.9]	[0.25, 0.9]	[0.35, 1.0]
Resultados			
$OF_{final}(x)$ Melhor Indivíduo (Última Geração)	0.057	0.007	0.005
$OF_{final}(x)$ Valor Médio (Última Geração)	0.0738	0.0092	0.0081
$OF_{final}(x)$ Pior Valor (Última Geração)	0.079	0.01	0.009
Tempo de Execução do Otimizador (Horas)	3.28	3.50	3.33

durações das manutenções PDR, PDRL e PMG com valor alto, o que caracteriza uma solução viável para os engenheiros de manutenção de meios navais.

A Figura 4 mostra que a convergência dos algoritmos utilizados nos EXP 3 e 2 foi mais rápida do que a detectada no EXP 1. O EXP 1 utilizou sorteios para o primeiro operador genético - que alternadamente gerava a aplicação do tipo de corte EXGEMA-DP e do tipo aritmético EXGEMA-DP - e também sorteios para o segundo operador genético - o que implicava a aplicação de mutações por troca aleatória e por DWPSO-MUT alternadamente. Por outro lado, ambos os experimentos que apresentaram os melhores resultados utilizaram os operadores genéticos EXGEMA-DP aritmético e DWPSO-MUT, mostrando que esses operadores genéticos permitiram uma convergência mais rápida e assertiva, uma vez que o sub-ótimo alcançado por esses dois experimentos é menor do que o obtido pelo EXP 1.

Em todos os cenários estudados (de 2 a 6 MN), o otimizador proposto apresentou pelo menos um cromossomo no qual o valor de  $OF_{final}(x)$  é inferior a uma semana. Isso significa que as soluções encontradas obtiveram uma ocupação máxima dos diques ao longo dos anos de 200% (onde 100% representa um dique ocupado). Além disso, a ocupação média dos diques para todos os cenários foi inferior a 100% e aumentou à medida que o número de meios navais considerados era maior.

### B. Simulação de Monte Carlo sem Dique Flutuante

Os resultados obtidos na seção anterior foram comparados com aqueles já obtidos por meio de Simulação de Monte Carlo efetuada em trabalhos anteriores feitos ao se analisar o Cenário de construção de 6 meios navais com apenas 2 diques (mais o *Main Hall* do Estaleiro de Construção) como sendo a infraestrutura existente para execução das manutenções PDR, PDRL, PMG, Comissionamento e Descomissionamento.

A Simulação de Monte Carlo utilizou as mesmas variáveis de projeto utilizadas no Sistema de Otimização Evolutivo abordado nas Seções anteriores. As mesmas restrições foram consideradas. Após sucessivas rodadas das Simulações de Monte Carlo, usou-se como critério de parada o tempo de execução da Simulação em 8 horas, haja vista o excessivo esforço computacional na busca pelo espaço de soluções.

A cada iteração, todas as variáveis de decisão foram amostradas através de distribuições de probabilidade

uniformes dentro dos intervalos de valores permitidos, conforme mostrado na Tabela 2, e os resultados de  $OF(x)$  foram computados. As taxas médias de ocupação dos diques para a melhor solução encontrada foram: 269,2% (no ano 25); 225% (no ano 30) e 230,8% (no ano 33). Todas estas taxas apontam para a necessidade de um terceiro dique, dado que uma taxa de ocupação de 200% indica a utilização de 2 diques. O resultado mínimo encontrado para a função objetivo quando MN = 6 foi  $OF(x) = 65$  semanas. Analisando os resultados da Figura 5, percebe-se que as taxas máximas de ocupação dos diques ultrapassam 200% (ou seja, é necessária a utilização de mais de 2 diques) para a melhor solução encontrada.

## VI. CONCLUSÕES

Um sistema de otimização que utiliza computação evolutiva e inteligência de enxame visando resolver um problema de otimização dos planos de operação e manutenção de ativos navais da Marinha do Brasil foi proposto neste trabalho. Foram realizados experimentos de otimização para um cenário em que foram construídos de dois a seis meios navais e dois diques como infraestrutura de manutenção. Alguns tipos de operadores genéticos foram aplicados a cada bloco de genes que compõem o cromossomo.

Os resultados obtidos foram considerados satisfatórios, uma vez que valores de função objetivo inferiores a uma semana foram alcançados pelos melhores indivíduos nos experimentos que utilizam o otimizador evolucionário. Uma análise precisa dos resultados obtidos indica que os experimentos que continham operadores genéticos ligados a operações aritméticas, seja o tipo aritmético EXGEMA-DP (para as macroseções "PDR", "PDRL" e "PMG"), ou o crossover aritmético (para as macroseções "Intervalo entre a Comissionamento", "Duração do Descomissionamento" e "Intervalo entre Manutenções dos Diques"), e o DWPSO-MUT apresentaram uma convergência mais rápida para soluções sub-ótimas do que os outros algoritmos considerados. Os resultados foram superiores aos métodos anteriormente utilizados para resolver o problema, como a Simulação de Monte Carlo.

Sugere-se, como possíveis trabalhos futuros, considerar cenários com dois diques e um dique flutuante, avaliando o impacto na ocupação média dos diques em função do custo de fabricação/construção/aluguel de um dique flutuante. Além disso, sugere-se aplicar uma otimização multiobjetivo com o objetivo secundário de minimizar a soma de tempo em que há um meio naval em patrulha e nenhum dique disponível para docagem. Esse objetivo refere-se ao risco de, em caso de acidentes/incidentes/falhas graves envolvendo os meios navais em patrulha, não haver um dique disponível para reparar o navio envolvido.

## REFERÊNCIAS

- [1] D. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. 1st ed., Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., USA, 1989.
- [2] Z. Michalewicz, Genetic algorithms + data structures = evolution programs, 2nd extended ed.. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1994.
- [3] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia, vol. 4, pp. 1942-1948. 1995. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>.
- [4] R. Eberhart and J. Kennedy, "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory," Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, pp. 39-43. October 1995. [Online].

**Principais Experimentos de Otimização para 6 Navios - Sem Dique Flutuante**

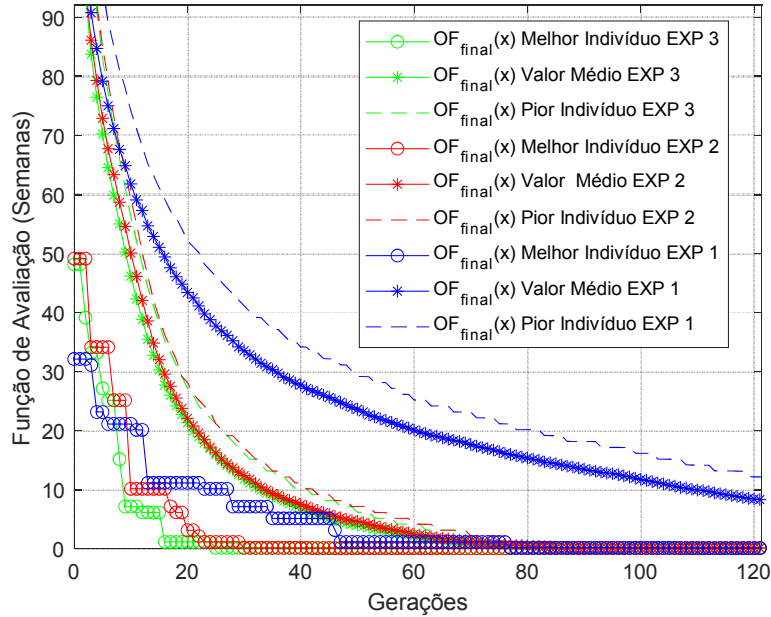


Figura 4. Experimentos de Otimização para cenários com 6 meios navais (MN) e 2 diques.

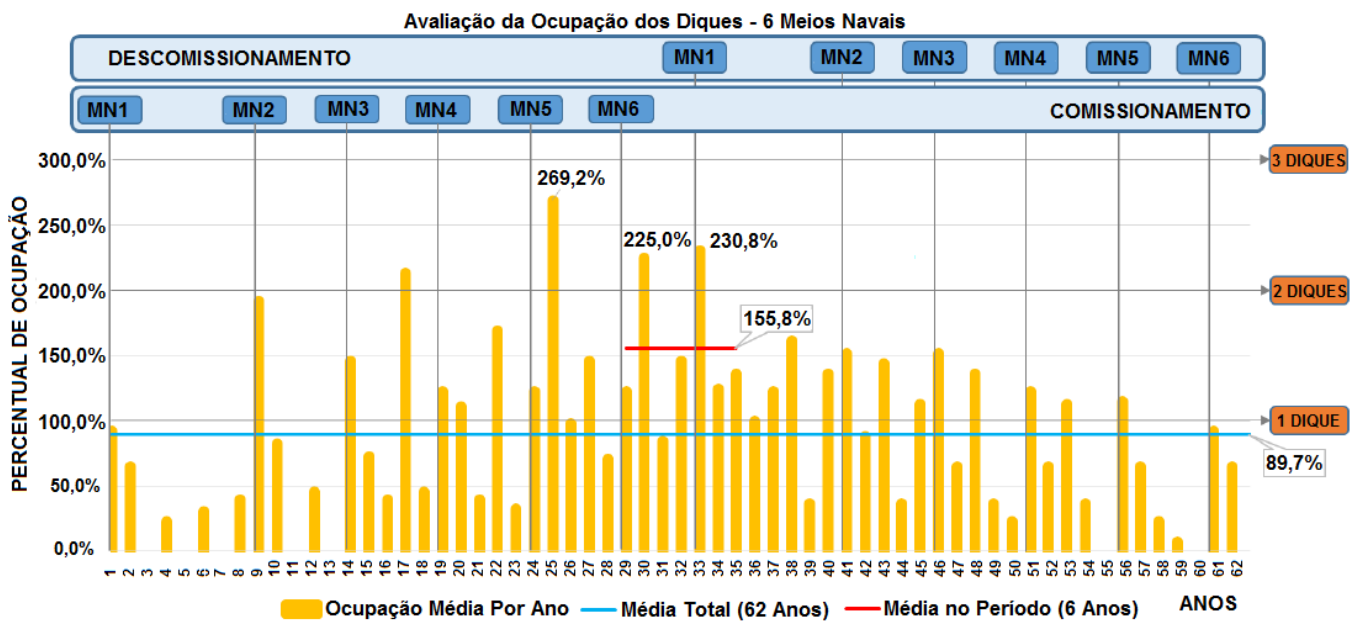


Figura 5. Experimentos de Otimização para cenários com 6 meios navais (MN) e 2 diques.

Available: <http://dx.doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>.

[5] A. Verma, Srividya, A. and S. Khattri, "Optimization of Maintenance Scheduling of Ship Borne Machinery For Improved Reliability and Reduced Cost," *International Journal of Realiability Quality and Safety Engineering*, vol. 19, no. 03, 1250014, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1142/S0218539312500143>.

[6] K. Deb, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, April 2002. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/4235.996017>.

[7] S. Deris, S. Omatu, H. Ohta and S. Kutar, "Ship Maintenance Scheduling By Genetic Algorithm and Constraint-Based Reasoning," *European Journal of Operational Research*. vol. 112, no. 3, pp. 489-502. ACM Woodstock conference. 1999. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(97\)00399-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(97)00399-8).

[8] Y. Zhang, C. Maio and H. Li, "Study on Optimized Dispatching of Warship Equipment Maintenance Task Based on Ant Colony Algorithm", 3rd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence (ACAI 2020), Sanya, China. ACM, New York, NY, USA, 4 pp. December 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3446132.3446190>.

[9] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz. *Swarm Intelligence - From Natural to Artificial Systems.* Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity. 1999.

[10] A. Engelbrecht, *Computational Intelligence: An Introduction*. 2nd ed., Wiley Publishing. 2007.

[11] Y. Shi and R. Eberhart, "Empirical study of particle swarm optimization". *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99* (Cat. No. 99TH8406), vol. 3, pp. 1945-150. Washington, DC, USA. 1999. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785511>.

[12] Y. Feng, G. Teng, A. Wang, Y. Yao, "Chaotic inertia weight in particle swarm optimization", 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC '07) Kumamoto, Japan, pp. 475-475, 2007. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/ICICIC.2007.209>.