

RESSALVA

Atendendo solicitação do autor, o texto completo deste documento será disponibilizado somente a partir de 25/05/2028.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"

Câmpus Bauru

Rodrigo Menas Tamasi

**Otimização de Planos de Inspeção de Múltiplos
Equipamentos Submarinos: uma abordagem
multiobjetivo**

Bauru

janeiro / 2026

Rodrigo Menas Tamasi

Otimização de Planos de Inspeção de Múltiplos Equipamentos Submarinos: uma abordagem multiobjetivo

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), Faculdade de Ciências, Câmpus de Bauru, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre, com área de concentração Computação Aplicada e linha de pesquisa Inteligência Computacional.

Orientador: Prof. Dr. André Luis Debi-
aso Rossi

Bauru
janeiro / 2026

T153o

Tamasi, Rodrigo Menas

Otimização de Planos de Inspeção de Múltiplos Equipamentos Submarinos :
uma abordagem multiobjetivo / Rodrigo Menas Tamasi. – Bauru, 2026

60 p. : il., tabs.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade
de Ciências, Bauru

Orientador: André Luis Debiaso Rossi

1. Otimização multiobjetivo. 2. NSGA-II. 3. IPPS. 4. Inspeção baseada em
riscos. 5. Instalações offshore. I. Título.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE RODRIGO MENAS TAMASI, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO, DA FACULDADE DE CIÊNCIAS - CÂMPUS DE BAURU.

Aos 19 de fevereiro de 2026, às 16h, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de RODRIGO MENAS TAMASI, intitulada "Otimização de Planos de Inspeção de Múltiplos Equipamentos Submarinos: uma abordagem multiobjetivo". A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Prof. Dr. ANDRÉ LUIS DEBIASO ROSSI (Orientador(a) - Participação Virtual) do(a) Departamento de Computação / UNESP / Câmpus de Bauru - FC, Profª Drª ADRIANA MIRALLES SCHLEDER (Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia Naval e Oceânica / Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Prof. Dr. MAXIMIANO CORREIA MARTINS (Participação Virtual) do(a) Computação / Universidade Estadual do Rio de Janeiro - FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS E ENGENHARIAS, Após a exposição pelo mestrando e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, o discente recebeu o conceito final: APROVADO. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.

Documento assinado digitalmente
 ANDRE LUIS DEBIASO ROSSI
Data: 19/02/2026 18:39:35-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. ANDRÉ LUIS DEBIASO ROSSI

Resumo

A maioria dos trabalhos da literatura trata o planejamento de inspeções como um problema de otimização multiobjetivo, em geral equilibrando custo e risco. Entretanto, em operações *offshore* com múltiplos equipamentos geograficamente dispersos, o custo logístico de navegação das embarcações de inspeção, manutenção e reparo (IMR) e a limitação desses recursos costumam ser tratados de forma simplificada ou desconsiderados, o que pode levar a planos economicamente distorcidos ou de difícil execução. Para investigar essa lacuna, esta dissertação analisa a incorporação explícita do roteamento ao processo de otimização de planos de inspeção para múltiplos equipamentos submarinos, empregando o Algoritmo Genético de Ordenação Não-dominada II (NSGA-II) sob uma perspectiva semelhante ao conceito de *Integrated Process Planning and Scheduling* (IPPS). Cada solução representa um plano discretizado no tempo, definindo quando inspecionar e qual técnica aplicar a cada equipamento. O NSGA-II minimiza dois objetivos: (i) o risco residual agregado ao longo do horizonte, atualizado dinamicamente a partir de índices derivados de *Top Logic Model* (TLM) e da efetividade das técnicas de inspeção, representada pela probabilidade de detecção; e (ii) o custo total a valor presente, composto pelos custos diretos de inspeção e pelos custos logísticos estimados por um módulo de roteamento. Duas estratégias de roteamento são investigadas: (a) agrupamento espacial por K-means com solução de instâncias do TSP por Otimização por Colônia de Formigas (ACO); e (b) uma heurística gulosa do vizinho mais próximo (NN), com verificação de viabilidade em janelas de campanha de 28 dias. A abordagem é avaliada em dois cenários de 20 anos: (1) 50 válvulas ESDV com discretização anual, comparando roteamento incorporado durante as gerações versus pós-processamento; e (2) 48 ativos (três conjuntos de 15 ANM e 1 ESDV) com discretização mensal, comparando NSGA-II com pós-processamento (NSGA-PP) e integração com NN (IPPS-NN). Os resultados mostram que a incorporação do custo de navegação altera o *trade-off* custo–risco e as regiões exploradas da fronteira de Pareto: no cenário anual, o pós-processamento produziu uma fronteira consolidada mais competitiva, enquanto, no cenário mensal, a integração aumentou a densidade de soluções de menor custo para riscos moderados. O estudo de escalabilidade mostra ainda que o ACO produz rotas sistematicamente mais curtas, porém com custo computacional muito superior, o que justifica o uso do NN quando o roteamento precisa ser avaliado repetidamente dentro do NSGA-II.

Palavras-chave: otimização multiobjetivo, NSGA-II, IPPS, inspeção baseada em riscos, instalações *offshore*.

Abstract

Most inspection-planning studies formulate the problem as a multiobjective optimization task, typically balancing inspection cost and failure risk. However, in offshore operations with multiple geographically dispersed assets, vessel navigation costs and the limited availability of Inspection, Maintenance and Repair (IMR) vessels are often simplified or neglected, which may lead to economically biased or operationally impractical plans. To investigate this gap, this dissertation analyzes the explicit incorporation of routing into the optimization of inspection plans for multiple subsea assets, using the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) from an IPPS-like (Integrated Process Planning and Scheduling) perspective. Candidate solutions encode time-discretized inspection decisions, defining when to inspect and which technique to apply to each asset. NSGA-II minimizes two conflicting objectives: (i) aggregated residual risk over the planning horizon, dynamically updated from Top Logic Model (TLM)-based indices and inspection effectiveness represented by probability of detection; and (ii) total discounted cost, defined as the sum of direct inspection costs and logistic navigation costs estimated by a routing module. Two routing strategies are investigated: (a) spatial clustering via K-means followed by a TSP solver based on Ant Colony Optimization (ACO); and (b) a nearest-neighbor (NN) greedy heuristic with feasibility checks under a 28-day campaign window. The framework is assessed in two 20-year scenarios: (1) 50 Emergency Shutdown Valves (ESDVs) with annual discretization, comparing routing embedded during evolution versus ex-post routing; and (2) 48 assets (three sets of 15 wet Christmas trees and one ESDV) with monthly discretization, comparing NSGA-II with post-processed routing (NSGA-PP) against an integrated NN approach (IPPS-NN). Results show that explicitly incorporating navigation costs changes the cost-risk trade-off and the explored regions of the Pareto frontier: in the annual scenario, post-processing produced a more competitive consolidated frontier, whereas, in the monthly scenario, integrated routing increased the density of lower-cost solutions at moderate risk levels. A scalability study further shows that ACO yields systematically shorter routes but at a much higher computational cost, supporting the use of NN when routing must be evaluated repeatedly inside NSGA-II.

Keywords: multi-objective optimization, NSGA-II, IPPS, risk-based inspection, offshore installations.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Distância de agrupamento para a i -ésima solução na fronteira de Pareto. .	25
Figura 2 – Roteamento sem agrupamento (esquerda) e roteamento com agrupamento (direita). Na imagem à esquerda, a distância percorrida pelas embarcações é maior do que para a distância percorrida pelas embarcações na imagem à direita.	39
Figura 3 – Exemplo de integração do plano de inspeção e roteamento de embarcações.	41
Figura 4 – Localização dos 50 equipamentos utilizados nos experimentos para o cenário 1. A localização dos equipamentos foi gerada aleatoriamente de acordo com as restrições estabelecidas.	43
Figura 5 – Distribuição espacial dos equipamentos considerados no Experimento 2 (três conjuntos com 15 ANM + 1 ESDV).	44
Figura 6 – Convergência das abordagens A (esquerda) e B (direita) no Experimento 1.	48
Figura 7 – Fronteiras de Pareto obtidas em execuções do Experimento 1: Abordagem A (esquerda) e Abordagem B (direita).	48
Figura 8 – Fronteira de Pareto consolidada das Abordagens A e B no Experimento 1. .	49
Figura 9 – Experimento 2: fronteira global de soluções não dominadas (custo total no eixo Y).	50
Figura 10 – Experimento 2: distribuição das soluções não dominadas por custo total. .	51
Figura 11 – Experimento 2: deslocamento das soluções não dominadas ao incorporar o custo de navegação no custo total.	52
Figura 12 – Tempo médio de execução do módulo de roteamento por tamanho da rota (k), comparando NN e ACO (escala logarítmica).	54
Figura 13 – Ganho percentual médio do ACO em relação ao NN na distância total, por tamanho da rota (k), com indicação de IC de 95%.	55
Figura 14 – Distribuição do ganho percentual do ACO em relação ao NN na distância total (todas as instâncias avaliadas).	55

Lista de tabelas

Tabela 1 – Exemplo de mutação polinomial em genes de um indivíduo.	28
Tabela 2 – Parâmetros do ACO utilizados no planejamento de inspeções.	40
Tabela 3 – Parâmetros do NSGA-II utilizados no Experimento 1.	43
Tabela 4 – Quantidade de soluções por abordagem na fronteira consolidada do Experimento 1.	48
Tabela 5 – Quantidade de soluções por caso na fronteira global do Experimento 2. . .	50

Lista de Quadros

Quadro 1 – Comparação dos trabalhos relacionados ao estudo atual.	18
Quadro 2 – Exemplo de clustering com DBSCAN.	29
Quadro 3 – Exemplo de clustering com K-means ($K = 2$).	30
Quadro 4 – Exemplo de codificação de plano de inspeção para um indivíduo ao longo de seis meses.	37
Quadro 5 – Estrutura linearizada do cromossomo para múltiplos equipamentos	37
Quadro 6 – Resumo dos cenários experimentais avaliados.	42
Quadro 7 – Definição dos casos comparados no Experimento 2.	45

Lista de abreviaturas e siglas

ACO	<i>Ant Colony Optimization</i>
AG	<i>Algoritmo Genético</i>
ANM	<i>Árvore de Natal Molhada</i>
BLX- α	<i>Blend Crossover</i>
CPU	<i>Central Processing Unit</i>
DBN	<i>Dynamic Bayesian Network</i>
DBSCAN	<i>Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise</i>
EIM	<i>Equipment Integrity Modeling</i>
ESDV	<i>Emergency Shutdown Valve</i>
FMEA	<i>Failure Mode and Effects Analysis</i>
FMECA	<i>Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis</i>
IC95%	<i>Intervalo de Confiança de 95%</i>
IMR	<i>Inspection, Maintenance, and Repair</i>
IPPS	<i>Integrated Process Planning and Scheduling</i>
IPPS-NN	<i>IPPS integrado com vizinho mais próximo</i>
MOEA	<i>Multiobjective Evolutionary Algorithm</i>
MOP	<i>Multiobjective Optimization Problem</i>
MOPSO	<i>Multiobjective Particle Swarm Optimization</i>
NN	<i>Nearest Neighbor</i>
NP	<i>Nondeterministic Polynomial time</i>
NSGA	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm</i>
NSGA-II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
NSGA-PP	<i>NSGA-II com pós-processamento</i>

PoD	<i>Probability of Detection</i>
QRA	<i>Quantitative Risk Analysis</i>
RBI	<i>Risk-Based Inspection</i>
SBX	<i>Simulated Binary Crossover</i>
TLM	<i>Top Logic Model</i>
TSP	<i>Traveling Salesman Problem</i>
UNESP	<i>Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”</i>
VPL	<i>Valor Presente Líquido</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	15
1.2	Hipóteses	15
1.3	Organização do texto	16
2	REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1	Trabalhos Relacionados	17
3	REFERENCIAL TEÓRICO	21
3.1	Inspeção Baseada em Risco	21
3.2	Algoritmos de otimização multiobjetivo	22
3.2.1	NSGA-II	23
3.2.2	Operadores Genéticos	25
3.3	Roteamento	28
3.3.1	Algoritmos de Agrupamento	28
3.3.2	Algoritmos de <i>Traveling Salesman Problem</i>	30
3.3.2.1	Otimização por Colônia de Formigas (ACO)	31
3.3.2.2	Heurística gulosa do vizinho mais próximo	32
3.4	Otimização Integrada	33
4	METODOLOGIA	35
4.1	Modelagem do Problema	35
4.2	Otimização do Plano de Inspeção com NSGA-II	36
4.2.1	Codificação do cromossomo e oportunidades de inspeção	37
4.2.2	Avaliação e operadores genéticos	38
4.3	Roteamento das Embarcações	38
4.3.1	Agrupamento de equipamentos	39
4.3.2	Estratégia: Agrupamento + TSP com ACO	40
4.3.3	Estratégia escalável: heurística gulosa do vizinho mais próximo	40
4.4	Otimização Integrada	41
4.5	Experimentos e Análise	42
4.5.1	Experimento 1: Avaliação do impacto do roteamento na otimização (escala anual)	42
4.5.2	Experimento 2: Ampliação de escala e discretização mensal (integração com heurística)	44

4.5.3	Estudo comparativo de desempenho do roteamento (ACO vs. Vizinho Mais Próximo)	45
4.6	Ambiente Computacional	46
5	RESULTADOS	47
5.1	Experimento 1: Cenário base com discretização anual	47
5.1.1	Convergência do algoritmo	47
5.1.2	Soluções não dominadas consolidadas	47
5.2	Experimento 2: Ampliação de escala e discretização mensal	49
5.2.1	Fronteira global de soluções não dominadas	49
5.2.2	Participação de cada caso na fronteira e leitura por regiões	50
5.2.3	Densidade de soluções por custo total	51
5.2.4	Efeito da incorporação do custo de navegação: deslocamento das soluções	52
5.2.5	Estudo de escalabilidade do módulo de roteamento: ACO <i>versus</i> Vizinho Mais Próximo	53
6	CONCLUSÃO	56
	REFERÊNCIAS	58

1 Introdução

A indústria de petróleo e gás é um dos setores de grande importância da economia global, responsável por uma vasta gama de operações que vão desde a exploração e extração de petróleo bruto até o refino e distribuição de produtos derivados, como combustíveis e petroquímicos. Devido à natureza perigosa e ao ambiente desafiador das operações, especialmente nas instalações localizadas em alto-mar (*offshore*, termo que designa atividades realizadas longe da costa, em águas profundas), a gestão de riscos é uma prioridade absoluta para garantir a segurança, a proteção ambiental e a eficiência operacional.

Apesar da redução no consumo de combustíveis fósseis nos últimos anos, muitos desafios têm sido impostos à indústria de petróleo e gás devido ao aumento do consumo de produtos derivados do petróleo nas últimas décadas (AGENCY, 2023). Um desses desafios está relacionado a garantir a confiabilidade das plataformas e equipamentos localizados em alto-mar (*offshore*), mantendo os padrões de segurança e regulamentação. A busca incessante por competitividade tem continuamente obrigado a indústria a adotar abordagens operacionais mais eficientes e simplificadas. Além disso, a ocorrência de uma falha nas instalações *offshore* tem o potencial de resultar em desastres ambientais e representar uma ameaça à vida humana. Consequentemente, a implementação de programas de inspeção e manutenção torna-se imperativa (NECCI et al., 2019).

As atividades de inspeção contribuem para uma melhor compreensão da condição dos equipamentos, reduzindo falhas no sistema e otimizando a disponibilidade dos ativos. Portanto, um plano de inspeção bem elaborado é valioso para mitigar os riscos associados às plataformas de petróleo e gás e facilita a implementação de medidas de manutenção proativas. No entanto, é essencial reconhecer que uma maior frequência de inspeções corresponde a custos operacionais aumentados (JARDINE; LIN; BANJEVIC, 2006; KHAN; HADDARA, 2004).

Uma abordagem fundamental para a gestão de riscos na indústria de petróleo e gás é a Inspeção Baseada em Riscos (RBI, do inglês *Risk-Based Inspection*). O RBI é uma metodologia sistemática que prioriza e planeja atividades de inspeção com base na avaliação do risco associado à operação dos equipamentos. Esta abordagem considera tanto a probabilidade de falha quanto as consequências associadas, permitindo uma alocação mais eficiente dos recursos de inspeção e manutenção. O RBI ajuda a identificar os equipamentos críticos que necessitam de atenção imediata, otimizando os intervalos de inspeção e reduzindo custos operacionais (American Petroleum Institute, 2016; KHAN; HADDARA, 2004).

Na literatura, o desafio de elaborar planos de inspeção é frequentemente representado como um problema de otimização multiobjetivo (MOP, do inglês *Multiobjective Optimization Problem*), considerando, principalmente, o risco e o custo como objetivos-chave (MOURA et

al., 2015). No entanto, pesquisas anteriores focaram predominantemente na otimização de planos de inspeção para um único equipamento, portanto, a disponibilidade de recursos de inspeção não é um fator limitante.

Em operações *offshore*, esses recursos de inspeção são muitas vezes representados pelas embarcações de inspeção, manutenção e reparo (IMR), que realizam campanhas de inspeção atendendo múltiplos equipamentos geograficamente dispersos. Dessa forma, além de determinar quais inspeções serão realizadas e em quais períodos, torna-se necessário considerar a logística de deslocamento envolvida na execução do plano, uma vez que a sequência de visitas influencia diretamente o esforço operacional para realizar as inspeções.

As embarcações de IMR são navios especializados utilizados para realizar tarefas de manutenção e inspeção em plataformas *offshore* e outros equipamentos submarinos. Esses navios são equipados com tecnologia avançada e são essenciais para garantir a integridade estrutural e o funcionamento contínuo das instalações *offshore*.

Portanto, além do custo associado à aplicação do método de inspeção, deve-se considerar o custo de deslocamento das embarcações entre os equipamentos. Esse custo depende da rota percorrida durante cada campanha e pode ser reduzido por meio de estratégias de roteamento que determinem uma ordem de visita mais eficiente, compatível com o período definido para execução das inspeções.

A aplicação de técnicas avançadas de avaliação de risco em instalações de petróleo e gás envolve métodos como Análise Quantitativa de Risco (QRA, do inglês *Quantitative Risk Analysis*) e Modelagem de Integridade de Equipamentos (EIM, do inglês *Equipment Integrity Modeling*). Essas metodologias permitem analisar dados históricos de falha, condições operacionais e impactos potenciais, oferecendo suporte à tomada de decisão em inspeção e manutenção. Quando associadas a algoritmos de otimização multiobjetivo, elas também viabilizam a integração entre o planejamento de inspeções e o planejamento logístico necessário para executar as campanhas (MARTINS et al., 2016; AVEN, 2011).

Neste contexto, este trabalho investiga a incorporação explícita do roteamento à otimização de planos de inspeção para múltiplos equipamentos submarinos. O planejamento das inspeções é conduzido por meio do Algoritmo Genético de Ordenação Não-dominada II (NSGA-II, do inglês *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*), responsável por buscar soluções de compromisso entre risco residual e custo total. Para estimar a parcela logística desse custo, são empregados dois módulos de roteamento: no cenário anual, uma estratégia baseada em agrupamento espacial por K-means seguida da solução de instâncias do Problema do Caixeiro Viajante (TSP, do inglês *Traveling Salesman Problem*) por meio da Otimização por Colônia de Formigas (ACO, do inglês *Ant Colony Optimization*); e, no cenário mensal, uma heurística gulosa do vizinho mais próximo, adotada por sua viabilidade computacional. Essa integração entre decisões de inspeção e de execução logística é tratada sob uma perspectiva semelhante ao conceito de *Integrated Process Planning and Scheduling* (IPPS), permitindo

avaliar de forma coordenada os efeitos técnicos e operacionais das soluções (PHANDEN; VERMA, 2011; ZHANG; WONG, 2016).

1.1 Objetivos

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma abordagem integrada para a otimização de planos de inspeção e do roteamento de embarcações em cenários com múltiplos equipamentos *offshore* de petróleo e gás, considerando simultaneamente a evolução temporal do risco e os custos associados às atividades de inspeção, incluindo custos logísticos.

Para alcançar esse objetivo geral, são definidos os seguintes objetivos específicos:

1. **Empregar uma metodologia dinâmica de quantificação do risco:** aplicar metodologias para estimar e acompanhar, ao longo do horizonte de planejamento, o risco associado a cada equipamento *offshore*, conforme a metodologia apresentada em Maturana et al. (2022).
2. **Modelar os custos de inspeção:** modelar e estimar o custo total de diferentes planos de inspeção, contemplando (i) os custos de execução dos métodos de inspeção e (ii) os custos de mobilização, operação e deslocamento das embarcações.
3. **Desenvolver uma abordagem de otimização integrada:** formular uma abordagem que combine, em um mesmo processo de avaliação, a definição do plano de inspeção e a estimativa do custo logístico de execução, utilizando algoritmos evolutivos multiobjetivo.
4. **Implementar e analisar o comportamento da abordagem proposta:** implementar um protótipo computacional da solução e avaliá-lo em cenários experimentais, investigando como a incorporação do roteamento afeta o *trade-off* custo–risco e o perfil das soluções não dominadas.
5. **Comparar estratégias integrada e não integrada:** comparar os resultados da abordagem integrada com aqueles obtidos por uma estratégia em duas etapas, na qual o roteamento é tratado após a otimização, identificando em quais regiões da fronteira custo–risco cada estratégia se mostra mais competitiva.

1.2 Hipóteses

Com base na revisão da literatura e nos objetivos propostos, foram estabelecidas as seguintes hipóteses, as quais orientaram a condução do estudo e foram testadas por meio dos experimentos e análises apresentados neste trabalho:

- **Hipótese 1 (logística integrada e custo):** Ao integrar a otimização do plano de inspeção ao roteamento das embarcações, o IPPS considera os impactos logísticos durante o próprio processo de busca, favorecendo a seleção de inspeções em momentos mais adequados para aproveitar a logística das rotas. Como consequência, espera-se uma redução do custo total (inspeção + navegação) com pouca alteração nos níveis de risco, em comparação com a abordagem em duas etapas (NSGA-II aplicado de forma isolada com roteamento definido após a otimização).
- **Hipótese 2 (possível efeito colateral no risco):** A integração do roteamento no processo de otimização do IPPS pode alterar a dinâmica evolutiva do algoritmo e reduzir a influência relativa do custo das inspeções na seleção, o que pode resultar, em alguns cenários, em planos finais com risco mais elevado para custos totais semelhantes, quando comparados aos planos obtidos pelo NSGA-II aplicado de forma isolada.

As hipóteses foram avaliadas com base nos resultados obtidos na implementação do modelo proposto, permitindo discutir os benefícios e os possíveis efeitos adversos da integração entre a otimização de planos de inspeção e o roteamento de embarcações no contexto da indústria de petróleo e gás.

1.3 Organização do texto

A presente dissertação está estruturada da seguinte forma. A revisão da literatura e os trabalhos relacionados ao tema são apresentados no Capítulo 2. No Capítulo 3, é apresentada a fundamentação teórica dos principais temas abordados neste trabalho, incluindo a inspeção baseada em risco, os algoritmos genéticos, a otimização integrada e o roteamento. A metodologia proposta para este estudo é apresentada no Capítulo 4. Os resultados obtidos com os experimentos são apresentados no Capítulo 5. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões do trabalho realizado.

6 Conclusão

Neste trabalho, foi desenvolvida uma abordagem integrada para a otimização de planos de inspeção de múltiplos equipamentos submarinos em contexto offshore, contemplando de forma conjunta a evolução temporal do risco, os custos de inspeção e os custos logísticos de *roteamento*. Essa formulação permitiu avaliar os planos de inspeção de maneira mais aderente às condições operacionais do problema, ao incorporar explicitamente o impacto da navegação no custo total. Com base nos cenários experimentais analisados, verificou-se que essa incorporação modifica o trade-off custo–risco e influencia diretamente o perfil das soluções obtidas pelo processo de otimização.

No Experimento 1, em escala anual, as duas abordagens comparadas apresentaram comportamento de convergência similar e produziram fronteiras de Pareto consistentes com o compromisso entre risco e custo esperado. Ao consolidar as soluções não dominadas de repetidas execuções, observou-se predominância do caso com cálculo do custo de navegação ao término da otimização, com maior presença na fronteira consolidada. Esse resultado indica que, na configuração anual, o pós-processamento foi suficiente para produzir soluções competitivas em termos de custo total e risco, preservando diversidade e oferecendo um conjunto mais amplo de alternativas para análise.

No Experimento 2, com discretização mensal e maior diversidade de equipamentos, a influência do custo de navegação tornou-se mais evidente. A fronteira global apresentou um comportamento complementar entre os casos: o NSGA-PP concentrou soluções no extremo de menor risco, enquanto o IPPS-NN apresentou maior densidade na região de menor custo total para níveis de risco moderados. Essa leitura reforça que, quando o custo de navegação é incorporado durante a evolução do algoritmo genético, o processo seletivo passa a privilegiar planos mais eficientes do ponto de vista econômico, ao passo que a incorporação apenas ao final tende a favorecer, durante a busca, planos mais agressivos em inspeção (e, portanto, mais efetivos na redução de risco), que podem se deslocar para faixas elevadas de custo total quando a navegação é computada.

Adicionalmente, o estudo comparativo do módulo de roteamento mostrou um compromisso claro entre qualidade de rota e o tempo de processamento. O ACO produziu rotas sistematicamente melhores do que a heurística do vizinho mais próximo, mas com custo computacional que pode se tornar impraticável. Por outro lado, a heurística do vizinho mais próximo se mostrou adequada para cenários em que o custo de navegação precisa ser estimado inúmeras vezes dentro do ciclo de avaliação do algoritmo evolutivo. Portanto, enquanto o ACO permanece como alternativa de referência para instâncias menores ou para análises em que se deseja maior refinamento na estimativa de deslocamento, a heurística do vizinho mais próximo

é indicada para instâncias mais complexas do problema de planejamento de inspeções.

Em síntese, os resultados obtidos evidenciam que (i) o custo de navegação é um componente determinante para a interpretação econômica das soluções e (ii) a estratégia de integração desse componente altera quais regiões da fronteira de Pareto são mais exploradas. Dessa forma, não se observa uma estratégia universalmente dominante: diferentes formas de integração tendem a favorecer diferentes perfis de solução, oferecendo ao tomador de decisão alternativas com características distintas de risco e custo total.

Como continuidade natural deste trabalho, destacam-se as seguintes direções:

- ampliar o modelo de *roteamento* e de custo logístico com premissas operacionais mais detalhadas (por exemplo, tempos de operação, velocidades e janelas operacionais), aproximando a estimativa do deslocamento das condições reais de campanha;
- investigar estratégias híbridas para o *roteamento*, combinando heurísticas construtivas rápidas com procedimentos de melhoria local, buscando um compromisso mais favorável entre qualidade de rota e tempo de processamento;
- avaliar a abordagem em cenários ampliados e com novas bases de dados, de modo a consolidar a robustez dos padrões observados e ampliar a evidência empírica sobre os ganhos obtidos com a integração do *roteamento*;
- estender a integração entre planejamento e roteamento para permitir que o módulo logístico opere de forma *interperíodos*, isto é, autorizando o ajuste parcial do plano de inspeção entre períodos adjacentes (por exemplo, antecipando ou postergando algumas inspeções) quando isso reduzir o custo total de campanha, mantendo o controle sobre o impacto em risco.

Referências

- AGENCY, I. E. *World Energy Outlook 2023*. Paris, 2023. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>>.
- American Petroleum Institute. *Risk-Based Inspection*. 3rd. ed. Washington, D.C.: API Publishing Services, 2016.
- AVEN, T. *Risk Management and Governance: Concepts, Guidelines and Applications*. London: Springer, 2011.
- CAMCI, F. Maintenance scheduling of geographically distributed assets with prognostics information. *European Journal of Operational Research*, v. 245, n. 2, p. 506–516, 2015. ISSN 0377-2217. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221715002301>>.
- CASTRO, R. E. *Otimização de Estruturas com Multi-objetivos via Algoritmos Genéticos de Pareto*. Tese (Doutorado) — COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2001.
- CHEN, F.; PUNDOOR, G. An efficient hybrid algorithm for integrated order batching, sequencing and routing problem. *International Journal of Production Economics*, v. 159, p. 158–167, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.09.029>>.
- COELLO, C. C.; LECHUGA, M. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization. In: *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 1051–1056.
- CUBA, J. P. B.; MARTINS, M. R.; SCHLEDER, A. M.; BARROS, L. O. de; ORLOWSKI, R. T. C. Methodology to define the probability of detection of non-destructive techniques in an offshore environment. In: *Proceedings of the 32nd European Safety and Reliability Conference*. [S.l.: s.n.], 2022.
- DABAGH, S.; JAVID, Y.; SOBHANI, F.; SAGHAIEE, A.; PARSA, K. Self-adaptive risk-based inspection planning in petrochemical industry by evolutionary algorithms. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v. 77, p. 104762, 2022. ISSN 0950-4230.
- DEB, K.; AGRAWAL, R. B. Simulated binary crossover for continuous search space. *Complex Systems*, v. 9, n. 2, p. 115–148, 1995.
- DEB, K.; BEYER, H.-G. Self-adaptive genetic algorithms with simulated binary crossover. *Evolutionary Computation*, v. 9, n. 2, p. 197–221, 1995.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, p. 182 – 197, 12 2002. ISSN 1941-0026.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B*, v. 26, n. 1, p. 29–41, 1996. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/3477.484436>>.

EBBS-PICKEN, T.; Da Silva, C. M.; AMON, C. H. Design optimization methodologies applied to battery thermal management systems: A review. *Journal of Energy Storage*, v. 67, p. 107460, 2023. ISSN 2352-152X.

ESHELMAN, L. J.; SCHAFFER, J. D. Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. *Foundations of Genetic Algorithms*, Elsevier, v. 2, p. 187–202, 1993. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/B978-0-08-094832-4.50019-4>>.

ESTER, M.; KRIEGEL, H.-P.; SANDER, J.; XU, X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*. Portland, Oregon: [s.n.], 1996. p. 226–231.

GOTI, A.; ZUBILLAGA, A. O.; SANCHEZ, A.; AKYAZI, T.; ALBERDI, E. Multi equipment condition based maintenance optimization using multi-objective evolutionary algorithms. *Applied Sciences*, v. 9, n. 22, 2019. ISSN 2076-3417.

HAN, Y.; ZHEN, X.; HUANG, Y. Multi-objective optimization for preventive maintenance of offshore safety critical equipment integrating dynamic risk and maintenance cost. *Ocean Engineering*, v. 245, p. 110557, 2022. ISSN 0029-8018.

HARTIGAN, J. A.; WONG, M. A. Algorithm as 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, v. 28, n. 1, p. 100–108, 1979.

HOUGARDY, S.; WILDE, M. On the nearest neighbor rule for the metric traveling salesman problem. *Discrete Applied Mathematics*, v. 195, p. 101–103, 2015.

JARDINE, A. K.; LIN, D.; BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 20, n. 7, p. 1483–1510, 2006. ISSN 0888-3270. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327005001512>>.

JONES, D.; MIRRAZAVI, S.; TAMIZ, M. Multi-objective meta-heuristics: An overview of the current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research*, v. 137, n. 1, p. 1–9, 2002. ISSN 0377-2217. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701001230>>.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*. [S.l.: s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948 vol.4.

KHAN, F.; HADDARA, M. Risk-based maintenance (rbm): a quantitative approach for maintenance/inspection scheduling and planning. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v. 17, n. 6, p. 345–356, 2004.

LIANG, J.; BAN, X.; YU, K.; QU, B.; QIAO, K.; YUE, C.; CHEN, K.; TAN, K. C. A survey on evolutionary constrained multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 27, n. 2, p. 201–221, 2023.

LUCENA, D. V. *Algoritmos evolutivo multiobjetivo para seleção de variáveis em problemas de calibração multivariada*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goiás, 2013.

MARTINS, M.; PESTANA, M.; SOUZA, G.; SCHLEDER, A. Quantitative risk analysis of loading and offloading liquefied natural gas (Lng) on a floating storage and regasification unit (fsru). *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v. 43, p. 629–653, 2016.

MATURANA, M. C.; SCHLEDER, A. M.; MELO, P. F. F. F. e; MARTINS, M. R.; BARROS, L. O. de. Methodology for defining risk indices applicable to subsea equipment. In: . [s.n.], 2022. (International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering). V002T02A066. Disponível em: <<https://doi.org/10.1115/OMAE2022-79316>>.

MICHALEWICZ, Z. Genetic algorithms + data structures = evolution programs. *Springer*, v. 3, 1996. Disponível em: <<https://www.springer.com/gp/book/9783540606766>>.

MORAIS, C. H. B.; ABRAHÃO, E.; MATURANA, M. C.; MARTINS, M. R.; ROSSI, A. L. D.; SCHLEDER, A. M.; MOURA, F. M. d.; BARROS, L. O. d.; ORLOWSKI, R. T. C. Genetic algorithms applied to the concept of risk based inspection (RBI): Optimization of inspection plans. In: . [S.l.: s.n.], 2022. (International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, v. 2).

MOURA, F. M.; MARTINS, M.; SCHLEDER, A. M.; BARROS, L. O.; ORLOWSKI, R. T. C. Aplicação de análise de modo de falha, efeitos e criticidade (fmeca) para priorizar os equipamentos e componentes do sistema submarino de Árvore de natal. In: *5º Congresso da Associação Brasileira de Análise de Risco, Segurança de Processo e Confiabilidade*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2021. p. 1–10.

MOURA, F. M.; MARTINS, M. R.; SCHLEDER, A. M. Application of failure mode, effects and criticality analysis (fmeca) to prioritize the equipment and components of the subsea christmas tree system. In: *Proceedings of the 31st European Safety and Reliability Conference (ESREL 2021)*. Angers: Research Publishing Services, 2021. p. 3383.

MOURA, F. M. d.; SCHLEDER, A. M.; MATURANA, M. C.; ORLOWSKI, R. T. C.; BARROS, L. O. de; MARTINS, M. R. Using tlm to calculate risk of wet christmas tree. In: *Advances in Reliability, Safety and Security: Part 4: Simulation Based Methods for Reliability, Safety and Security & Risk and Reliability Assessment and Management (ESREL 2024)*. Gdynia: Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2024. Disponível em: <<https://repositorio.usp.br/bitstreams/68474eab-d37a-4317-9b3d-58f802d3c122>>.

MOURA, M. das C.; LINS, I. D.; DROGUETT, E. L.; SOARES, R. F.; PASCUAL, R. A multi-objective genetic algorithm for determining efficient risk-based inspection programs. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 133, p. 253–265, 2015. ISSN 0951-8320.

NECCI, A.; TARANTOLA, S.; VAMANU, B.; KRAUSMANN, E.; PONTE, L. Lessons learned from offshore oil and gas incidents in the arctic and other ice-prone seas. *Ocean Engineering*, v. 185, p. 12–26, 2019. ISSN 0029-8018.

NGUYEN, H. D.; YOSHIHARA, I.; YAMAMORI, K.; YASUNAGA, M. Implementation of an effective hybrid ga for large-scale traveling salesman problems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B*, v. 37, n. 1, p. 92–99, 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TSMCB.2006.883254>>.

PHANDEN, A. J. R. K.; VERMA, R. Integration of process planning and scheduling: a state-of-the-art review. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, Taylor & Francis, v. 24, n. 6, p. 517–534, 2011.

RASHIDNEJAD, M.; EBRAHIMNEJAD, S.; SAFARI, J. A bi-objective model of preventive maintenance planning in distributed systems considering vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, v. 120, p. 360–381, 2018. ISSN 0360-8352. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036083521830202X>>.

ROSENKRANTZ, D. J.; STEARNS, R. E.; LEWIS PHILIP M., I. An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem. *SIAM Journal on Computing*, v. 6, n. 3, p. 563–581, 1977. Disponível em: <<https://doi.org/10.1137/0206041>>.

ROSSI, A. L. D.; TAMASI, R. M.; BARROS, L. O. de; ORLOWSKI, R. T. C.; MALTA, G. S.; FIUZA, M. F. F.; SCHLEDER, A. M.; MARTINS, M. R. Optimizing inspection plans for multiple oil and gas equipment under resource constraints. In: RESEARCH PUBLISHING, SINGAPORE. *Proceedings of the 33rd European Safety and Reliability Conference (ESREL 2023)*. [S.l.], 2023.

SHAFIEE, M.; BRENNAN, F.; ESPINOSA, I. A. A parametric whole life cost model for offshore wind farms. *International Journal of Life Cycle Assessment*, v. 21, n. 7, p. 961 – 975, 2016.

SRINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, v. 2, n. 3, p. 221–248, 1994.

SYAN, C. S.; RAMSOOBAG, G. Maintenance applications of multi-criteria optimization: A review. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 190, p. 106520, 2019. ISSN 0951-8320.

ZHANG, C.; YANG, T. Optimal maintenance planning and resource allocation for wind farms based on non-dominated sorting genetic algorithm-ii. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 164, p. 1540–1549, 2 2021. ISSN 18790682.

ZHANG, L.; WONG, T. Solving integrated process planning and scheduling problem with constructive meta-heuristics. *Information Sciences*, v. 340-341, p. 1–16, 2016. ISSN 0020-0255.

ZHOU, A.; QU, B.-Y.; LI, H.; ZHAO, S.-Z.; SUGANTHAN, P. N.; ZHANG, Q. Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, v. 1, n. 1, p. 32–49, 2011. ISSN 2210-6502.