

Algoritmos Genéticos aplicados ao conceito de *Risk Based Inspection* (RBI): otimização de planos de inspeção

Carlos Henrique Bittencourt Morais, João Pedro Barros Cuba, Elcio Abrahão, Marcos Coelho Maturana, Marcelo Ramos Martins

Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco - LabRisco, Departamento de Engenharia Naval e Oceânica, Universidade de São Paulo (USP)

Leonardo Oliveira de Barros e Rene Thiago Capelari Orlowski
Centro de Pesquisas e Desenvolvimento – CENPES - Petrobras

Maximiano Correia Martins, Andressa dos Santos Nicolau, Paulo F. Frutuoso e Melo
Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE / PEN/ UFRJ

André Luis Debiasio Rossi, Adriana Miralles Schleder
Universidade Estadual Paulista - UNESP – Itapeva / Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco - LabRisco, Departamento de Engenharia Naval e Oceânica, Universidade de São Paulo (USP)

RESUMO

A inspeção baseada em risco, ou RBI do inglês *Risk Based Inspection*, é utilizada na indústria do petróleo para auxiliar na identificação do equipamento de maior risco (trabalhando com os respectivos modos de falha) e para recomendar um programa de inspeção que considere tanto a chance de ocorrência dos modos de falha mais relevantes como também o risco associado à sua ocorrência. O presente trabalho apresenta o uso de algoritmos genéticos, que empregam técnicas inspiradas nos conceitos de hereditariedade, mutação, seleção natural e recombinação na otimização de planos de inspeção de equipamentos *subsea*. O problema é tratado como multiobjetivo por considerar as grandezas opostas custo de inspeção e índice de risco. O gene de um indivíduo representa o tipo de inspeção e o período em que ocorre, tendo em consideração uma janela finita de oportunidades de ocorrências de inspeção, que define o tamanho de um indivíduo (número de genes). Neste artigo são discutidas a metodologia desenvolvida para a definição dos critérios de aceitação de risco, as premissas consideradas para a elaboração do algoritmo genético e os planos de inspeção obtidos.

1. INTRODUÇÃO

O melhor plano de inspeção a fim de reduzir os índices de riscos associados aos modos de falha deve prever realizar diferentes métodos a cada oportunidade de inspeção. Porém, realizar inspeções mensais utilizando diversos métodos resultaria em um custo impraticável para a empresa. Portanto, o problema de otimização de planos de inspeção deve ser tratado como um problema multiobjetivo, em que se deseja otimizar o índice de risco e o custo [1], [2]. A otimização multiobjetivo é, a princípio, muito diferente da otimização de um único objetivo, que tenta obter a melhor solução, seja o mínimo global, para problemas de minimização, ou o máximo global, para problemas de maximização. No caso da otimização multiobjetivo, não há a melhor solução (mínimo ou máximo global) para todos os objetivos.

Para esses problemas, existe um conjunto de soluções ótimas, conhecidas como soluções da fronteira de Pareto ou soluções não dominadas, que são as soluções que são superiores às demais soluções no espaço de busca considerando todos os objetivos, mas não são inferiores ao resto das soluções do espaço de busca para um ou mais objetivos [3]. Para lidar com esses problemas, diferentes Algoritmos Evolutivos (EA) multiobjetivos foram propostos [4]–[7]. Um dos motivos para o uso dos EAs é que esses algoritmos permitem encontrar múltiplas soluções na fronteira de Pareto a cada iteração e se movem para a região verdadeira da fronteira ao longo das gerações [8].

Neste trabalho, apresenta-se uma metodologia de otimização multiobjetivo de planos de inspeção empregando Algoritmos Evolutivos para o equipamento de interligação de dutos submarinos rígidos e flexíveis Pipeline

End Manifold, PLEM, instalado na extremidade de um trecho de duto a fim de permitir a interligação entre este e um ou mais trechos de dutos.

2. METODOLOGIA

Um EA multiobjetivo que tem alcançado grande sucesso em diversas áreas [9]–[12] é o Algoritmo Genético de Classificação por Não Dominância II (NSGA-II), que foi desenvolvido por [8] como uma melhoria do seu antecessor, o NSGA [3]. A ideia principal do NSGA, e que o difere dos demais algoritmos genéticos, é o processo de seleção, utilizado para ordenar as soluções dominadas e não-dominadas, e um método para a criação de agrupamentos, com o objetivo de manter a diversidade da população [13].

A seleção das soluções que serão utilizadas nas demais etapas do algoritmo genético, como o cruzamento e a mutação, é a ideia principal do NSGA-II e pode ser dividida em dois processos: Classificação por Não Dominância (*Fast Non-Dominated Sorting*) e Distância de Agrupamento (*Crowding distance*). Na Classificação por não dominância, primeiramente, todos os indivíduos da população são comparados entre si e um grau de dominância é atribuído a esses indivíduos. Em seguida, os indivíduos são classificados de acordo com esse grau, sendo que os não-dominados, ou seja, que possuem grau de dominância igual a zero, são inseridos na fronteira de Pareto desta geração. Em seguida, os indivíduos remanescentes são novamente comparados e aqueles com grau de dominância igual a zero são inseridos na próxima fronteira de Pareto. O processo é repetido até que todos os indivíduos da geração em análise sejam inseridos nas fronteiras.

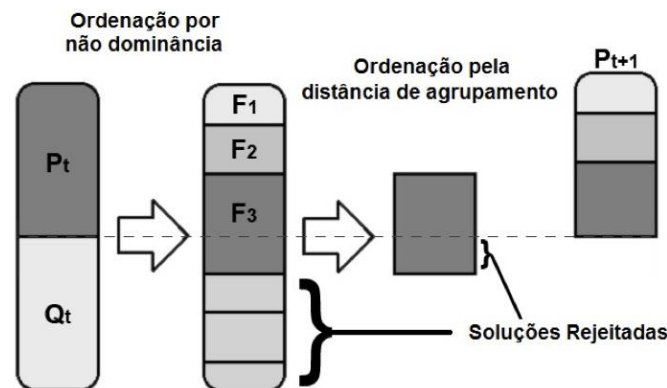


Figura 1 - Procedimento do algoritmo NSGA-II. Fonte: [14]

Conhecendo esse processo, o NSGA-II pode ser apresentado como a seguir (Fig. 1). Considere um problema de minimização multiobjetivo e seja P_0 a população inicial criada aleatoriamente de tamanho N . Essa população é ordenada com base na não-dominância e uma aptidão é atribuída de acordo com o nível de não-dominância (F_1 melhor nível, F_2 segundo melhor, e assim sucessivamente). Os operadores usuais de seleção por torneio binário, cruzamento e mutação serão utilizados na sequência para criar uma população filha Q_0 de tamanho N [8]. Para uma geração t , é realizada a combinação das populações: $R_t = P_t \cup Q_t$. Portanto, $|R_t|$ é igual a $2N$, sendo N o tamanho da população. Essa população é ordenada de acordo com a não-dominância, como descrito anteriormente. Como todos os membros das duas populações são incluídas em R_t , o elitismo está garantido. Em seguida, as soluções pertencentes à primeira fronteira F_1 , ou seja, as soluções de não-dominância, são selecionadas. Se $|F_1| < N$, todos os indivíduos são selecionados para formar a população P_{t+1} . As soluções restantes são selecionadas da fronteira seguinte, F_2 , de acordo com a classificação por não-dominância e assim sucessivamente, até que N soluções tenham sido selecionadas. Para escolher exatamente N indivíduos, as soluções da última fronteira a ser utilizada, F_k , são selecionados de acordo com o operador de comparação de agrupamento $<_n$ em ordem decrescente. A nova população P_{t+1} é então usada para seleção, cruzamento e mutação para criar uma nova população Q_{t+1} de tamanho N [8].

3. APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

Nesta seção, ilustra-se a obtenção de um plano de inspeção otimizado através do NSGA-II. O problema multiobjetivo foi caracterizado em termos dos índices de risco (IR), conforme indicado na Equação (1), e do custo por método de inspeção.

$$IR = \{1 - e^{-(\alpha)(\lambda)(t_{inspeção})}\}[1 - (P_{detecção})](\beta)(Severidade) \quad (1)$$

α : fração do modo de falha;

λ : taxa de falhas/hora;

$t_{inspeção}$: intervalo entre inspeções, adotado constante e igual a 720 horas;

$P_{detecção}$: probabilidade de detecção, dependente do método empregado;

β : probabilidade de efeito da falha;

Severidade: classe de severidade.

4. RESULTADOS

Na Figura 2 é apresentada a solução do sistema multiobjetivo na determinação de planos de inspeção para o equipamento PLEM. Na Figura 2(a) são apresentados todos os indivíduos gerados ao longo das 5000 gerações e na Fig. 2(b) são mostrados os indivíduos que fazem parte da fronteira de Pareto para cada geração. A linha em preto representa a fronteira de Pareto considerando todas as gerações.

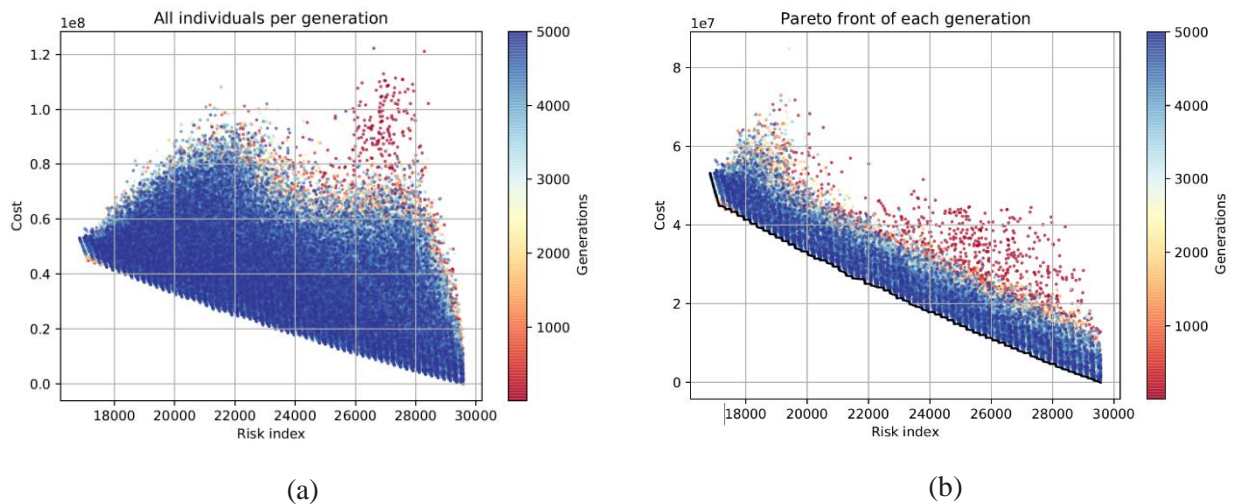


Figura 2 – PLEM – Planos de Inspeção: (a) Todos os planos; (b) Apenas os planos nas fronteiras de Pareto

Da Figura 2, depreende-se a capacidade de convergência do algoritmo empregado. A população inicial, visualmente identificada pelo gradiente de vermelho mais escuro, se apresenta bastante dispersa. À medida que as gerações de soluções avançam, a população vai ganhando contornos mais concentrados, visualmente identificados pelo gradiente de azul.

5. CONCLUSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho abordou a determinação de planos otimizados de inspeção para equipamentos subsea. Como metodologia, foi apresentado o Algoritmo Genético de Classificação por Não Dominância II (NSGA-II) e sua aplicação foi ilustrada para o caso específico do equipamento PLEM. A função multiobjetivo empregado considerou duas dimensões: índice de risco, determinado para janelas de inspeção fixas de 720 horas, e os custos das diferentes técnicas de inspeção (ultrassom, partículas magnéticas, etc.), definidos proporcionalmente em relação ao custo da técnica considerada como a opção mais barata, que é a inspeção

visual do equipamento por meio de Remotely Operated Vehicles, ROV. Cada janela representa um gene, caracterizado pelo tipo de inspeção (incluindo a não inspeção), custo e índice de risco associado. O algoritmo, na forma atual, não considera a execução simultânea de mais de um tipo de inspeção.

A abordagem proposta mostrou-se adequada. Futuros desenvolvimentos preveem uma abordagem baseada na degradação do sistema ao invés do risco, de janelas de tempo variáveis para a inspeção e, finalmente, da valoração dos custos em termos de funções temporais, além da consideração do tipo de inspeção a ser realizada, já constante na metodologia atual.

6. REFERÊNCIAS

- [1] M. D. C. Moura, I. D. Lins, E. L. Droguett, R. F. Soares, and R. Pascual, “A multi-objective genetic algorithm for determining efficient risk-based inspection programs,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 133, pp. 253–265, 2015, doi: 10.1016/j.ress.2014.09.018.
- [2] Y. Javid, “A bi-objective mathematical model to determine risk-based inspection programs,” *Process Saf. Environ. Prot.*, vol. 146, pp. 893–904, 2021, doi: 10.1016/j.psep.2020.12.022.
- [3] N. Srinivas and K. Deb, “Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms,” *Evol. Comput.*, vol. 2, no. 3, pp. 221–248, Sep. 1994, doi: 10.1162/evco.1994.2.3.221.
- [4] E. Zitzler and L. Thiele, “Multiobjective optimization using evolutionary algorithms — A comparative case study,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 1498 LNCS, pp. 292–301, 1998, doi: 10.1007/BFB0056872.
- [5] J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, “Niche Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” *IEEE Conf. Evol. Comput. - Proc.*, vol. 1, pp. 82–87, 1994, doi: 10.1109/ICEC.1994.350037.
- [6] A. Konak, D. W. Coit, and A. E. Smith, “Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 91, no. 9, pp. 992–1007, Sep. 2006, doi: 10.1016/j.ress.2005.11.018.
- [7] G. G. Yen and H. Lu, “Dynamic multiobjective evolutionary algorithm: Adaptive cell-based rank and density estimation,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 7, no. 3, pp. 253–274, Jun. 2003, doi: 10.1109/TEVC.2003.810068.
- [8] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, Apr. 2002, doi: 10.1109/4235.996017.
- [9] Y. Yusoff, M. S. Ngadiman, and A. M. Zain, “Overview of NSGA-II for Optimizing Machining Process Parameters,” *Procedia Eng.*, vol. 15, pp. 3978–3983, Jan. 2011, doi: 10.1016/j.proeng.2011.08.745.
- [10] M. Hemmat Esfe and S. M. Sadati Tilebon, “Statistical and artificial based optimization on thermo-physical properties of an oil based hybrid nanofluid using NSGA-II and RSM,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 537, p. 122126, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.physa.2019.122126.
- [11] M. Hemmat Esfe, H. Hajmohammad, R. Moradi, and A. A. Abbasian Arani, “Multi-objective optimization of cost and thermal performance of double walled carbon nanotubes/water nanofluids by NSGA-II using response surface method,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 112, pp. 1648–1657, Feb. 2017, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2016.10.129.
- [12] C. Su and Y. Liu, “Multi-objective imperfect preventive maintenance optimisation with NSGA-II,” <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1641237>, vol. 58, no. 13, pp. 4033–4049, Jul. 2019, doi: 10.1080/00207543.2019.1641237.
- [13] Rodrigo Evangelista de Castro, “Otimização de Estruturas com Multi-objetivos via Algoritmos Genéticos de Pareto,” COPPE / UFRJ, Rio de Janeiro, 2001.
- [14] D. V. de Lucena, “Algoritmos evolutivo multiobjetivo para seleção de variáveis em problemas de calibração multivariada,” Universidade Federal de Goiás, 2013.