LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

ESCOLHA DA ESTRATÉGIA DE MANUTENÇÃO DE UM SISTEMA DE GERAÇÃO DE VAPOR: UMA APLICAÇÃO DO MÉTODO PSI-COCOSO

Marcello Dantas Gomes Júnior
Petróleo Brasileiro SA
Avenida Henrique Valadares, 28, Centro. Rio de Janeiro/RJ
marcellodantas@id.uff.br

Marcos do Santos
Instituto Militar de Engenharia (IME)
Praça Gen. Tibúrcio, 80 - Urca, Rio de Janeiro/RJ
marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

Carlos Francisco Simões Gomes
Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 Campus Praia Vermelha Niterói/RJ
cfsg1@bol.com.br

Pauli Adriano de Almada Garcia
Universidade Federal Fluminense
Rua Desembargador Ellis Hermydio Figueira, 783. Aterrado. Volta Redonda/RJ
pauliadriano@id.uff.br

RESUMO

A geração de vapor é um aspecto essencial em diversos processos industriais, exigindo um sistema de segurança eficaz para evitar acidentes graves. Este estudo propõe a aplicação do método híbrido PSI-CoCoSo para selecionar uma estratégia de manutenção otimizada, considerando a probabilidade de falha do sistema de segurança, o esforço de trabalho dos técnicos e os custos associados. Utilizando uma abordagem de otimização multiobjetivo, foram obtidas soluções não dominadas, cada uma representando uma estratégia ótima. O método híbrido PSI-CoCoSo é então empregado para ordenar essas soluções, com análises de sensibilidade reforçando a escolha da estratégia ideal. Essa metodologia pode ser aplicada em qualquer sistema de segurança, garantindo escolhas fundamentadas e com mínimo de subjetividade. Ao fornecer uma estrutura robusta para a tomada de decisões em manutenção de sistemas críticos, este estudo contribui para a segurança e eficiência dos processos industriais.

PALAVRAS-CHAVE: Método híbrido PSI-CoCoSo. Fronteira de Pareto. Estratégia de manutenção.
Tópicos: Apoio à Decisão Multicritério. PO na Área de Energia, Petróleo e Gás. Estatística e Modelos Probabilísticos.

ABSTRACT

The generation of steam is an essential aspect in various industrial processes, requiring an effective safety system to prevent serious accidents. This study proposes the application of the hybrid method PSI-CoCoSo to select an optimized maintenance strategy, considering the probability of failure of the safety system, technicians' workload, and associated costs. Using a multi-objective optimization approach, non-dominated solutions were obtained, each representing an optimal strategy. The PSI-CoCoSo hybrid method is then employed to rank these solutions, with sensitivity analyses reinforcing the choice of the ideal strategy. This methodology can be applied to any safety system, ensuring well-founded choices with minimal subjectivity. By providing a robust framework for decision-making in critical system maintenance, this study contributes to the safety and efficiency of industrial processes.

KEYWORDS. Hybrid method PSI-CoCoSo. Pareto frontier. Maintenance strategy.
Paper topics: Multicriteria Decision Support. OR in the Energy, Oil and Gas Area. Statistics and Probabilistic Models

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

1. Introdução

A atividade de geração de vapor representa um pilar essencial em inúmeros processos industriais. Para tal. os vasos aquecedores transformam água em vapor por meio de calor controlado. Consistem em uma câmara fechada onde a água é aquecida, geralmente por queima de combustíveis fósseis, eletricidade ou outras fontes de calor. Tipicamente operam sob pressão para elevar o ponto de ebulição da água, permitindo a obtenção de vapor em maiores temperaturas e entalpias específicas. Devido às pressões internas envolvidas, vasos aquecedores são equipados com sistemas de segurança, como válvulas de alívio de pressão, transmissores de nível, de pressão e de temperatura e controladores, para evitar falhas catastróficas e garantir a segurança operacional.

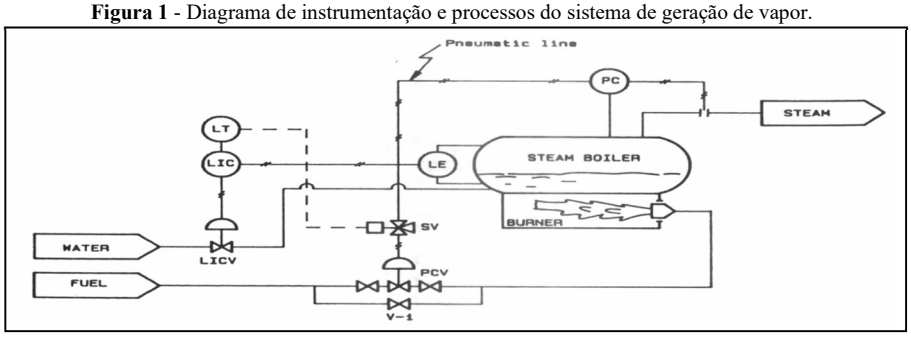
A periodicidade com a qual cada componente do sistema de segurança é inspecionado, testado e calibrado influencia no seu nível de integridade de segurança (SIL, do inglês *safety integrity level*). Tal periodicidade também influencia no trabalho, em homem-hora (Hh), demandado da equipe de manutenção. A periodicidade influencia também nos custos de manutenção preventiva, corretiva, inspeções, testes e calibrações. Desta forma, a estratégia de manutenção do sistema de segurança do vaso aquecedor é composta pela combinação de periodicidades de intervenção nos dispositivos do sistema. Estas três métricas são conflitantes entre si, portanto, deve-se buscar uma estratégia de manutenção que se traduza no melhor equilíbrio entre nível de segurança, trabalho humano e custos. O excesso de manutenção pode levar a indisponibilidades planejadas no sistema de segurança, maior exposição da equipe técnica a riscos, inserção de novas falhas em equipamentos saudáveis, custos de manutenção proibitivos, entre outros. A escassez pode levar à redução dos níveis de segurança, indisponibilidade não planejada no sistema de segurança, altos custos de manutenção corretiva, multas, riscos às equipes de manutenção e operação, entre outros.

Este trabalho desenvolve um procedimento metodológico para alcançar o melhor equilibro entre risco, custo e trabalho decorrente da escolha da estratégia de manutenção mais adequada para um sistema de segurança industrial, mitigando interferências subjetivas na tomada de decisão.

2. Descrição do Problema

Na ilustração da Figura 1 é apresentado um sistema de geração de vapor com a finalidade de fornecer vapor a uma pressão e entalpia específica para um processo de produção de petróleo em uma plataforma *offshore*.

Figura 1 - Diagrama de instrumentação e processos do sistema de geração de vapor.



A água é conduzida até o gerador de vapor por meio de uma linha equipada com uma válvula reguladora LICV. O combustível, por sua vez, é direcionado ao queimador por meio de uma linha equipada com uma válvula reguladora PCV. A válvula PCV é instalada em paralelo com uma válvula de *bypass* V-1 e, juntamente com duas válvulas de isolamento, facilita a inspeção e manutenção da PCV durante condições normais de operação. O nível de água no *boiler* é monitorado por um transmissor de sinal de nível LE. O controle do nível de água, mantendo-o dentro de uma faixa entre um nível baixo predefinido e um nível alto determinado, é realizado por um circuito de controle pneumático conectado à válvula reguladora de água LICV. O controlador do indicador de nível LIC converte o sinal elétrico do LE em um sinal pneumático que controla a válvula LICV. É de extrema importância que o nível de água não diminua abaixo do nível mínimo predefinido. Quando o nível de água se aproxima do nível mínimo, um sinal pneumático é transmitido do LIC para o transmissor de nível LT. O LT converte então o sinal pneumático em

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

um sinal elétrico, que é enviado para a válvula solenoide SV. Esse circuito é projetado para interromper o fornecimento de combustível quando o nível de água cai abaixo do nível baixo predefinido. A pressão no *boiler* e na linha de saída de vapor é monitorada por um controlador de pressão PC, que está conectado à válvula SV e à válvula PCV na linha de entrada de combustível. Esse circuito é projetado para interromper o fornecimento de combustível quando a pressão no *boiler* ultrapassa a pressão alta predefinida.

Como ilustrado, o sistema instrumentado de segurança deste vaso aquecedor é composto por oito equipamentos contemplando válvulas, transmissores e controladores. Todos eles são sujeitos a falhas ocultas ou evidentes, seguras ou perigosas. É necessário definir uma estratégia de manutenção que contemple estes oito equipamentos, de forma a garantir o desempenho adequado da função de segurança e impedir a explosão ou incêndio do vaso aquecedor. A estratégia de manutenção é a combinação de periodicidades com que os equipamentos sofrerão atividades preventivas, de inspeção, testes, calibração e corretivas. A periodicidade de intervenção em cada equipamento define sua Probabilidade de Falha na Demanda (PFD), cujo nível máximo tolerável é 0,1, o que corresponde ao Safety Integrity Level 1 ou simplesmente SIL 1. A periodicidade ainda influencia no trabalho demandado aos técnicos instrumentistas e nos custos de manutenção e sobressalentes. As equipes de engenharia de manutenção, confiabilidade e segurança de processos devem definir a estratégia de manutenção mais adequada e apresentá-la ao gerente da instalação para aprovação final. Este tipo de decisão recorrentemente tem se ancorado em manuais de fabricantes e práticas perenizadas ao longo dos anos. Entretanto, não é a melhor forma de definir a estratégia de manutenção para este tipo de sistema. É necessário buscar uma maneira mais estruturada para esta decisão, levando em conta as particularidades do contexto operacional deste sistema de geração de vapor.

3. Fundamentação Teórica e Revisão da Literatura

3.1. Tratamento da Fronteira de Pareto

Muitos problemas práticos de engenharia são abordados por meio de meta-heurísticas, envolvendo algoritmos evolucionários, resultando em objetivos conflitantes e na busca por um *trade-off* representado por uma fronteira de Pareto. Contudo, essa fronteira pode conter muitas soluções, todas não dominadas, o que cria desafios para os decisores na escolha de uma solução. Segundo a revisão literária de [Petchrompo et al., 2022], foram desenvolvidas abordagens categorizadas em métodos a priori, a posteriori, iterativos e métodos de poda da fronteira de Pareto.

Os métodos a priori transformam problemas de otimização multiobjetivo em problemas de otimização mono objetivo antes da obtenção da solução, como afirmado por [Petchrompo et al., 2022]. Essa conversão é realizada por meio da aplicação de Métodos Multicritério de Apoio à Decisão (MCDA), que ponderam as importâncias, unificando vários objetivos em um único. Esses métodos têm dois passos: o primeiro envolve a ponderação da importância de cada objetivo, e o segundo consiste na conversão dos múltiplos objetivos em apenas um, como discutido por [Cinelli et al., 2020] e [Wątróbski et al., 2019].

Os métodos a *posteriori* possibilitam a geração de uma fronteira de Pareto com muitas soluções, aplicando algum algoritmo evolucionário. Esses métodos se baseiam na suposição de que o decisor poderá analisar um conjunto amplo de soluções e fazer uma escolha. Conforme [Petchrompo et al., 2022], os métodos a posteriori são subdivididos em duas categorias. A primeira utiliza técnicas de conversão de múltiplos objetivos em uma função escalar de objetivo único, resolvendo o problema de otimização várias vezes para obter uma fronteira de Pareto [Karimi & Jadid, 2019] e [Miettinen & Mäkelä, 2002]. A segunda categoria é mais tradicional, utilizando o conceito de dominância de Pareto para orientar a busca pelas soluções ótimas até a obtenção da fronteira de Pareto [Al-Jamimi et al., 2021] e [Yenisey & Yagmahan, 2014].

Os métodos iterativos exigem uma maior participação do decisor, que interage continuamente com o processo de otimização para direcionar a busca de soluções de acordo com suas preferências, como destacado por [Barbati et al., 2018]. Inicialmente, uma solução simples ou um conjunto grande de soluções ótimas de Pareto é gerado aleatoriamente e apresentado ao decisor. O decisor, então, expressa suas preferências em relação às soluções geradas, orientando o algoritmo

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

na busca de soluções ótimas na próxima iteração. Esse processo se repete até que um critério de parada seja atingido ou o decisor esteja satisfeito. Conforme [Petchrompo et al., 2022], os métodos iterativos têm duas peculiaridades: as preferências do decisor podem mudar à medida que as soluções são apresentadas, e eventualmente as soluções convergem para uma região preferida pelo decisor da fronteira de Pareto. Esses métodos são agrupados em subclasses de acordo com o tipo de informação extraída do decisor, como *trade-off* [Ji et al., 2019], ponto de referência [Barba-González et al., 2020] e classificação de objetivo [Aittokoski & Miettinen, 2008].

Métodos que não se enquadram nessas três categorias são classificados por [Petchrompo et al., 2022] como métodos de poda da fronteira de Pareto. O objetivo da poda da fronteira de Pareto é, por meio de critérios definidos previamente, selecionar um pequeno conjunto de soluções da fronteira e apresentá-lo ao decisor. Isso proporciona ao decisor um conjunto mais conciso de soluções, agilizando o processo de análise e tomada de decisão. As aplicações de poda da fronteira de Pareto antes, durante e depois do processo de otimização são classificadas, respectivamente, como pré-otimização, intra-otimização e pós-otimização, como descrito por [Petchrompo et al., 2022].

O ranqueamento não numérico de objetivos (NOR), baseado no ranque de objetivos especificado pelo decisor, conforme discutido por [Zio et al., 2009], utiliza um conjunto de pesos gerados aleatoriamente, onde a soma ponderada é igual a 1 (um). Através da determinação de uma função de único objetivo, uma solução ótima é obtida e armazenada no conjunto podado de Pareto. Em iterações subsequentes, novos conjuntos de pesos são gerados, repetindo o processo até que o critério de parada seja alcançado. Ao final, o decisor recebe soluções representativas pertencentes à sua região de preferência na Fronteira de Pareto, sem a necessidade de definir os pesos dos objetivos. Exemplos de aplicação do NOR podem ser encontrados em estudos como os de [Guo et al., 2013], [Kulturel-Konak et al., 2008] e [Wong et al., 2014].

O método de poda baseado no ponto de referência (RPB), como discutido por [Mohammadi et al., 2012], [Sudeng & Wattanapongsakorn, 2015] e [Yali Wang et al., 2017], busca soluções representativas próximas de um ou mais pontos de referência previamente definidos pelo decisor. Este método pressupõe que o decisor tenha conhecimento suficiente para estabelecer tais pontos antes do início do processo de otimização, sem influenciar ativamente o mesmo, uma vez que não pode alterar suas preferências. Os pontos de referência orientam a busca do Problema de Otimização Multiobjetivo (MOO) pela região preferencial da fronteira de Pareto.

Os métodos de poda baseados em Métodos Multicritério de Apoio à Decisão (MCDA) aplicam técnicas de MCDA ao método a *posteriori*. As soluções da fronteira de Pareto são ranqueadas de acordo com as preferências do decisor. A diferença essencial entre esse método e o método a *priori* é que, no primeiro, o MCDA é aplicado às soluções da fronteira de Pareto, enquanto o segundo compara múltiplos objetivos, ponderando-os, antes do início do processo de otimização, como destacado por [Petchrompo et al., 2022]. Por exemplo, em [Iniestra & Gutiérrez, 2009], um problema de otimização multiobjetivo na área de transporte foi inicialmente abordado com o NSGA-II, seguido pela aplicação do ELECTRE-III para comparação e ranqueamento das soluções da fronteira de Pareto. Outros exemplos incluem a aplicação do método R em [Rao & Lakshmi, 2021] e o uso de AHP e PROMETHEE para ranquear a fronteira de Pareto em [Wismans et al., 2014]. Há também aplicações envolvendo pontos ideais e anti-ideais para representar as preferências do decisor, seguidos pela aplicação de MCDA para a poda da fronteira de Pareto, como visto em estudos como [Li et al., 2016], [Santos et al., 2018] e [Yadollahi et al., 2015].

Os métodos de poda baseados na soma das diferenças de ranque (SRD) combinam múltiplos objetivos em uma função representativa por meio da aplicação simultânea de vários métodos de MCDA e ponderação, conforme discutido por [Petchrompo et al., 2022]. Utilizando a fronteira de Pareto, uma faixa de pesos de importância consistente com as preferências do decisor e o ponto ideal, o método ranqueia as soluções ótimas de Pareto em relação ao ponto ideal, somando as diferenças de cada solução em relação a esse ponto. Soluções representativas com um pequeno valor de SRD estão mais próximas da solução ideal. Exemplos de aplicação do SRD podem ser encontrados em estudos como [Lourenco & Lebensztajn, 2018] e [Pires et al., 2019].

Em termos de engenharia de confiabilidade, pode ser citado o trabalho de [Dolatshahi-Zand & Khalili-Damghani, 2015]. Os autores abordam a alocação de redundância de um sistema

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) para gerenciar um centro de controle de fornecimento de água. A falha do SCADA pode desencadear uma crise generalizada, sendo necessário maximizar a confiabilidade e minimizar os custos associados. Os autores comparam dois métodos para resolver esse problema: o primeiro é uma adaptação do MOPSO (*Multi-Objective Particle Swarm Optimization*) com ajuste dinâmico de parâmetros, manipulação eficiente de restrições e *gridding* da fronteira de Pareto; o segundo é o método da restrição ε eficiente. Ao final, o método TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) é utilizado para ranquear as soluções da fronteira de Pareto. Conforme relatado pelos autores, o MOPSO apresentou resultados superiores, especialmente em termos de tempo de execução. Na esteira da aplicação dos métodos a posteriori em problemas de engenharia de confiabilidade, em que a fronteira de Pareto é gerada, e o decisor é confrontado com a necessidade de escolher uma solução ótima, podem ser citados outros exemplos, tais como os trabalhos de [Coit & Zio, 2019], [Petchrompo & Parlikad, 2019], [Syan & Ramsoobag, 2019] e [Zitzler et al., 2003].

3.2. Método híbrido PSI-CoCoSo

Conforme [Maniya & Bhatt, 2010], o PSI (*Preference Selection Index*) é uma ferramenta para seleção de alternativa que elimina a necessidade de atribuição de pesos ou importância aos critérios. Usando as *strings* “preference” AND “selection” AND “index” AND “psi”, na base Scopus, foram encontrados 110 trabalhos entre 2010 e 2024. Há diversos métodos na literatura para elicitação dos pesos dos critérios, que podem ser classificados em subjetivos, objetivos e combinados, [Odu, 2019]. Tal qual o MPSI (*Modified Preference Selection Index*) é aplicado para definição dos pesos dos critérios, [Gligorić et al., 2022], o PSI também pode ser usado para esta finalidade, conforme 35 trabalhos encontrados em busca na base Scopus com as *strings* “selection” AND “index” AND “psi” AND “weights”.

O método CoCoSo (*Combined Compromised Solution*), conforme [Yazdani et al., 2019], possui uma estrutura única entre os métodos multicritério de apoio à decisão. Combinam-se estratégias de agregação e medida de distância, culminando numa agregação final para formar uma medida completa, o que resulta na priorização ou ordenação das alternativas. Ainda segundo [Yazdani et al., 2019], em aplicação num problema real da aviação, o CoCoSo se mostrou muito estável e com resultados coerentes com outros métodos de apoio à decisão aplicados ao mesmo problema.

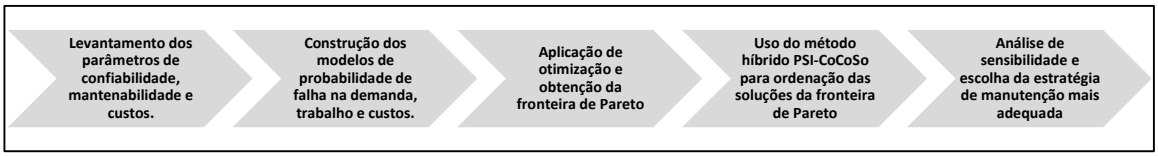
A proposta do presente trabalho é usar o método híbrido PSI-CoCoSo para ordenar as soluções de uma fronteira de Pareto em um problema de otimização multiobjetivo. Em duas pesquisas feitas na base Scopus com as *strings* “CoCoSo” AND “Pareto” e com a sequência de strings "combined compromise solution" AND “pareto”, sem restrição a qualquer janela de tempo, não foi encontrado nenhum trabalho em que se aplique os métodos PSI ou CoCoSo, de forma individual ou combinada, para ordenação das soluções da fronteira de Pareto. O único trabalho mais próximo disso foi o de [Kalita et al., 2023], em que são comparados os desempenhos e resultados de seis algoritmos de otimização multiobjetivo meta heurísticos em um problema de usinagem por eletro fusão a frio. Entretanto, não há tratamento da fronteira de Pareto com o CoCoSo. Adicionalmente, na extensa revisão da literatura feita por [Petchrompo et al., 2022], também não foi encontrado nenhum trabalho em que se aplique os métodos PSI ou CoCoSo, individual ou conjuntamente, para ranqueamento das soluções da fronteira de Pareto em qualquer tipo de problema, inclusive em problemas de engenharia de confiabilidade e manutenção. Desta maneira, a proposta do presente trabalho se mostra inédita. A combinação PSI-CoCoSo se mostra bastante interessante porque o PSI é usado na elicitação dos pesos a partir da matriz de decisão, ou seja, não há interferência dos decisores neste ponto. Além disso, o CoCoSo se mostra bastante coerente em análises de sensibilidade e com baixo custo computacional.

4. Metodologia

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

A Figura 2 resume o procedimento metodológico deste trabalho.

Figura 2 - Etapas do procedimento metodológico.



O sistema ilustrado na Figura 1 é uma simplificação de um sistema real e seus dados de confiabilidade e mantenabilidade foram levemente modificados. Para replicabilidade desta pesquisa, os dados apresentados na seção Proposta de Solução são suficientes. São utilizadas a distribuição de Weibull para descrever o comportamento de falha dos oito componentes do sistema instrumentado de segurança do vaso aquecedor. Para mantenabilidade são adotados tempos fixos com base na experiência das equipes de instrumentação.

A etapa seguinte é construir o modelo para estimar a Probabilidade de Falha na Demanda (PFD) do sistema instrumentado de segurança do vaso aquecedor de geração de vapor. Neste trabalho, o sistema foi representado através de um diagrama de blocos de confiabilidade e simplificado utilizando o teorema das probabilidades totais. Na modelagem da PFD são levados em conta os parâmetros de forma e de vida característica de Weibull para cada componente, o tempo médio de reparo (MTTR) de cada componente e o tempo que cada componente fica indisponível durante um teste ou inspeção. Ainda nesta etapa é modelado o trabalho ou esforço anual, medido em homem-hora (Hh), para realizar as inspeções, os testes e calibrações nos componentes do sistema instrumentado de segurança. Neste caso, através de entrevistas não estruturadas com as lideranças operacionais e as equipes técnicas de instrumentação, foram estimados os tempos necessários não apenas para intervir nos componentes *in loco*, mas para solicitação da permissão de trabalho (PT), busca de ferramentas na oficina, busca de materiais no almoxarifado, preparação dos equipamentos de proteção coletiva (EPC) necessários, preparação do local de realização do serviço, execução do serviço propriamente dita, desmobilização, liberação do equipamento para retorno à operação, encerramento da permissão de trabalho, devolução dos EPCs e das ferramentas utilizados. Todas estas tarefas são executadas pela equipe de manutenção. Por fim, são modelados os custos por unidade de tempo (CPTU) da estratégia de manutenção, levando em conta o comportamento de falha de cada componente, custos de inspeção, preventivas e corretivas.

A terceira etapa do procedimento metodológico deste trabalho é otimizar as periodicidades de inspeção, teste e calibração dos oito componentes do sistema instrumentado de segurança do vaso aquecedor de geração de vapor. Estas periodicidades são as variáveis de decisão do problema de otimização. São três objetivos a serem minimizados: a Probabilidade de Falha na Demanda (PFD), o trabalho anual e os custos por unidade de tempo. No espaço de busca, a PFD é conflitante com o Trabalho Anual e com o Custo por Unidade de Tempo. A otimização das periodicidades vai gerar uma fronteira de Pareto tridimensional, com soluções não dominadas que são *trade offs* entre PFD, trabalho anual e CPTU. Cada solução da fronteira de Pareto corresponderá a uma estratégia otimizada de manutenção do sistema.

A quarta etapa é o problema de ordenação. A matriz de decisão é constituída por três critérios, sendo cada um deles uma dimensão da fronteira de Pareto: PFD, trabalho anual e CPTU. As alternativas serão as soluções da fronteira de Pareto. É utilizado o método PSI para geração dos pesos com base nos próprios dados da matriz de decisão. Será atribuído um peso para cada critério. Na sequência é usado o método CoCoSo para ordenação das alternativas.

A quinta e última etapa é a análise de sensibilidade. O fator λ do CoCoSo assume os valores 0,50, 0,25 e 0,75, onde, para cada valor de λ, gera-se um ranque das alternativas. São comparados os três ranques gerados, tendo como referência o ranque gerado pelo PSI-CoCoSo com valor 0,5 para o λ. O gerente da instalação, junto com seu *staff*, deve analisar a ordenação formada e avaliar a viabilidade de implantação da estratégia de manutenção que ficar em primeiro lugar.

5. Proposta de Solução

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

Uma forma de modelar a Probabilidade de Falha na Demanda a partir deste diagrama é usar o Teorema da Probabilidade Total, conforme (Montgomery & Runger, 2014), resultando na Equação 1. Ela se constitui em uma função objetivo. A restrição é a PFD ser sempre menor que 0,1.

$$PFD = 1 - [(1 - A_{\infty_{PC}}) \cdot (A_{\infty_{LIC}} \cdot A_{\infty_{LE}}) \cdot (A_{\infty_{LICV}} + A_{\infty_{LT}} \cdot A_{\infty_{SV}} \cdot A_{\infty_{PCV}} \cdot A_{\infty_{V1}}) \cdot (1 - A_{\infty_{LICV}}) + A_{\infty_{SV}} \cdot A_{\infty_{PCV}} \cdot A_{\infty_{V1}} \cdot A_{\infty_{PC}}] \quad (1)$$

Em que:

$$A_{\infty_i} = \left(\frac{1}{T_{o_i}} \int_0^{T_{o_i}} e^{-\left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{\beta_i}} dt\right) - \frac{t_{off_i}}{T_{o_i}} - \frac{\frac{1}{T_{o_i}} \int_0^{T_{o_i}} \frac{\beta_i}{\eta_i} \cdot \left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{\beta_i - 1} dt}{MTTR_i} \quad (2)$$

A_{∞_i} é a disponibilidade de estado estacionário do componente i, o índice i representa cada um dos oito componentes, T_{o_i} é o intervalo de teste e calibração, β_i e η_i são os parâmetros da distribuição Weibull, t_{off_i} é o tempo de indisponibilidade do componente durante o teste e calibração, $MTTR_i$ é o tempo médio de reparo do componente e t é a variável aleatória tempo.

A segunda função objetivo é o Trabalho Anual (W_{anual}) para executar a estratégia de manutenção e é dada pela Equação 3.

$$W_{anual} = 8760 \left(\frac{w_{V1}}{T_{o_{V1}}} + \frac{w_{LE}}{T_{o_{LE}}} + \frac{w_{LIC}}{T_{o_{LIC}}} + \frac{w_{LICV}}{T_{o_{LICV}}} + \frac{w_{LT}}{T_{o_{LT}}} + \frac{w_{PC}}{T_{o_{PC}}} + \frac{w_{PCV}}{T_{o_{PCV}}} + \frac{w_{SV}}{T_{o_{SV}}}\right) \quad (3)$$

A terceira função objetivo do problema de otimização é o Custo por Unidade de Tempo (CPTU):

$$CPTU = \sum_{i=1}^{8} \left[\frac{\int_0^{T_{o_i}} C_{U_i} f(t)dt + \sum_{k=1}^{M} \left([C_{P_i} + kC_I] \int_{kT_{o_i}}^{\frac{kT_{o_i}}{p}} f(t)dt + [C_{U_i} + kC_{I_i}] \int_{\frac{kT_{o_i}}{p}}^{\frac{(k+1)T_{o_i}}{p}} f(t)dt \right) + [C_{P_i} + (M+1)C_{I_i}] \int_{(M+1)T_{o_i}}^{\frac{(M+1)T_{o_i}}{p}} f(t)dt + \sum_{k=M+1}^{\infty} \left([C_{P_i} + (k+1)C_{I_i}] \int_{\frac{kT_{o_i}}{p}}^{\frac{(k+1)T_{o_i}}{p}} f(t)dt \right)}{\int_0^{T_{o_i}} tf(t)dt + \sum_{k=1}^{M} \left[(kT_{o_i}) \int_{kT_{o_i}}^{\frac{kT_{o_i}}{p}} f(t)dt + \int_{\frac{kT_{o_i}}{p}}^{\frac{(k+1)T_{o_i}}{p}} tf(t)dt \right] + T_{o_i}(M+1) \int_{(M+1)T_{o_i}}^{\frac{(M+1)T_{o_i}}{p}} f(t)dt + \sum_{k=M+1}^{\infty} \left(T_{o_i}(k+1) \int_{\frac{kT_{o_i}}{p}}^{\frac{(k+1)T_{o_i}}{p}} f(t)dt \right)} \right] \quad (4)$$

Em que:

$$f(t) = \frac{\beta_i}{\eta_i} \left(\frac{t}{\eta_i}\right) e^{\frac{\beta_i}{\eta_i} t} \quad (5)$$

$$M = maior\ inteiro < \frac{p}{1-p} \begin{cases} \frac{p}{1-p} - 1, se\ inteiro \\ \frac{p}{1-p}, se\ não\ inteiro \end{cases} \quad (6)$$

C_U é o custo de manutenção corretiva em cada componente i, C_P e C_I são respectivamente os custos de preventiva e de inspeção/teste, p é a efetividade da inspeção ou teste e varia entre 0 e 1.

A Tabela 1 condensa todos os parâmetros utilizados nas três funções objetivo:

Tabela 1 - Parâmetros das três funções objetivo

Componente	β	η	t_{off}	w	$MTTR$	C_U	C_P	C_I	$T_{o_{inferior}}$	$T_{o_{superior}}$
V1	2,71	18500	1	2	3	2500	390	200	720	8760
LE	1,35	15000	2	3,5	4,5	1200	200	80	720	8760
LIC	1,95	17440	2	2,5	3,5	1500	300	100	720	8760
LICV	2,44	14870	1,5	2,5	3,5	2800	500	200	720	8760
LT	1,44	18770	2	3	4	1200	240	80	720	8760
PC	1,89	16650	1	1,5	2,5	1600	380	150	720	8760
PCV	2,77	18500	2	2,5	3,5	3500	650	275	720	8760
SV	2,62	20210	1,5	2	3	1900	410	280	720	8760

Todas as três funções objetivo devem ser minimizadas, tendo como variáveis de decisão as oito periodicidades de intervenção nos dispositivos do sistema de segurança. A otimização foi realizada através de um algoritmo de meta heurística consagrado conhecido como MOPSO-CD (*Multi objective Particle Swarm Optimization based on Crowding Distance*). Detalhes sobre o algoritmo e seu desenvolvimento na linguagem R podem ser encontrados em [Raquel & Naval, 2005]. A Figura 3 mostra os parâmetros utilizados no MOPSO-CD, embora não haja garantia de reprodutibilidade dos resultados, já que o MOSPO-CD tem uma abordagem randômica na busca das soluções ótimas.

Figura 3 - Parâmetros definidos para o MOPSO-CD na otimização

Funções objetivo: 3	Probabilidade de mutação: 0,5
Variáveis de decisão: 8	Coeficiente C1: 2

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

Restrições: 1	Coeficiente C2: 2
Tamanho da população: 100	Limite inferior do espaço de busca: 720 horas
Gerações: 500	Limite superior do espaço de busca: 8760 horas

A otimização via MOPSO-CD produziu uma fronteira de Pareto com 100 soluções ótimas, em três critérios: Probabilidade de Falha na Demanda, Trabalho Anual e Custo por Unidade de Tempo. Para ordenar as soluções da fronteira de Pareto foi usado o método híbrido PSI-CoCoSo. O primeiro ponto é calcular os pesos para os três critérios usando o PSI. Conforme [Maniya & Bhatt, 2010], o passo 1 é a construção da matriz de *payoff*:

Alternativas (A_i)	**Critérios** (C_j)			
	C_1	C_2	…	C_m
A_1	x_{11}	x_{12}	…	x_{1m}
A_2	x_{21}	x_{22}	…	x_{2m}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
A_n	x_{n1}	x_{n2}	…	x_{nm}

(7)

Os passos 2 e 3 são normalizar a matriz. Para critérios monotônicos de lucro, tem-se que:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}}, \forall\, i = 1, \dots, m \tag{8}$$

Para critérios monotônicos de custo, que é o caso do presente trabalho, tem-se que:

$$r_{ij} = \frac{\min x_{ij}}{x_{ij}}, \forall\, i = 1, \dots, m \tag{9}$$

$$R(A/C) = [r_{ij}]_{mxn} = \begin{bmatrix} A/C & C_1 & C_2 & \cdots & C_n \\ A_1 & r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ A_2 & r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_m & r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \tag{10}$$

O passo 4 é o cálculo da variação quadrática de preferências:

$$PV_j = \sum_{i=1}^{N} [R_{ij} - \bar{R}_j]^2 \tag{11}$$

Em que $\bar{R}_j$ é a média do valor normalizado do critério j:

$$\bar{R}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} R_{ij} \tag{12}$$

O passo 5 é o cálculo do desvio das preferências:

$$\Phi_j = 1 - PV_j \tag{13}$$

O último passo é o cálculo da Preferência Geral, que corresponderá ao peso atribuído a cada critério j:

$$\Psi_j = \frac{\Phi_j}{\sum_{j=1}^{M} \Phi_j} \tag{14}$$

Os valores dos pesos ficaram conforme Tabela 2:

Tabela 2 - Pesos elicitados com uso do PSI

Peso/Critério	**Probabilidade de Falha na Demanda**	**Trabalho Anual**	**Custo por Unidade de Tempo**
Ψ_j	0,7499	0,2437	0,0064

A etapa seguinte é a ordenação das 100 soluções da fronteira de Pareto usando o CoCoSo, aplicando os pesos definidos via PSI. De acordo com [Yazdani et al., 2019], o primeiro passo é a matriz de decisão, a qual já foi obtida, conforme Equação 7.

O passo 2 é a normalização da matriz de decisão. Para critérios monotônicos de lucro, tem-se que:

(15)

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - \min x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}}, \forall\, i = 1, \dots, m$$

Para critérios monotônicos de custo, nos quais enquadram-se os critérios deste trabalho, tem-se que:

$$r_{ij} = \frac{\max x_{ij} - x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}}, \forall\, i = 1, \dots, m \quad (16)$$

O passo seguinte é a Sequência de Comparabilidade Ponderada (S_i):

$$S_i = \sum_{j=1}^{n} \left(\Psi_j r_{ij}\right) \quad (17)$$

Em seguida determina-se a Sequência de Comparabilidade Ponderada Exponencialmente (P_i)

$$P_i = \sum_{j=1}^{n} \left(r_{ij}\right)^{\Psi_j} \quad (18)$$

O passo 4 são as três estratégias de agregação:

$$k_{ia} = \frac{P_i + S_i}{\sum_{i=1}^{m}(P_i + S_i)}, \qquad \forall\, i = 1, \dots, m \quad (19)$$

$$k_{ib} = \frac{S_i}{\min S_i} + \frac{P_i}{\min P_i}, \qquad \forall\, i = 1, \dots, m \quad (20)$$

$$k_{ic} = \frac{\lambda S_i + (1-\lambda) P_i}{\lambda \max S_i + (1-\lambda) \max P_i}, \qquad \forall\, i = 1, \dots, m \quad (21)$$

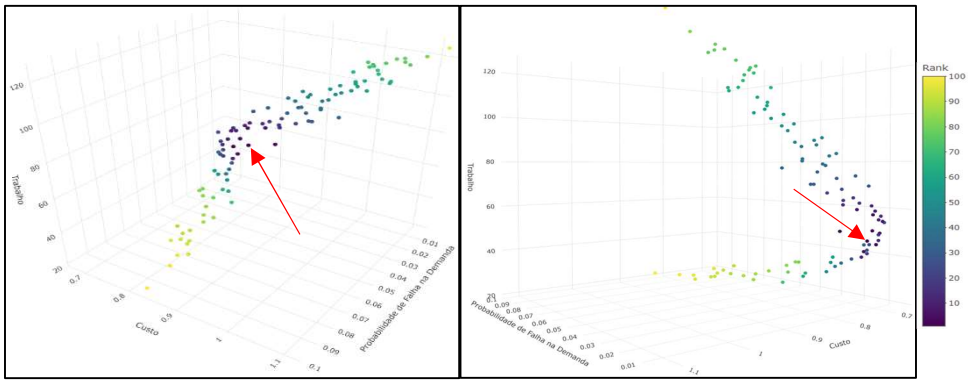
Em que λ varia entre 0 e 1 e é determinado pelo decisor. O valor típico é $\lambda = 0{,}5$, embora o CoCoSo tenha flexibilidade e estabilidade para outros valores de λ, conforme [Yazdani et al., 2019].

O último passo é a agregação final para definição do ranqueamento, que é dada por:

$$k_i = (k_{ia} k_{ib} k_{ic})^{\frac{1}{3}} + \frac{1}{3}(k_{ia} + k_{ib} + k_{ic}), \qquad \forall\, i = 1, \dots, m \quad (22)$$

A matriz de decisão possui 100 alternativas. Elas foram ordenadas pelo método híbrido PSI-CoCoSo. Foi produzido um ranque para cada um deste valores de λ, a saber: $\lambda = 0{,}50$, $\lambda = 0{,}25$ e $\lambda = 0{,}75$. A Figura 4 mostra a fronteira de Pareto, em duas perspectivas, após a ordenação das soluções.

Figura 4 - Fronteira de Pareto com as soluções ranqueadas pelo PSI-CoCoSo.



6. Discussão e Resultados

O resultado da otimização via MOPSO-CD está coerente e respeitando a restrição de PFD máxima de 0,1, como pode ser visto na Tabela 3. Foram analisadas as correlações entre os valores das soluções da fronteira de Pareto. O coeficiente de Pearson entre PFD e Trabalho Anual ficou em -0,7222, entre PFD e CPTU o coeficiente de Pearson ficou em -0,3098, entre Trabalho Anual e CPTU ficou em 0,8486. Adicionalmente, pela fronteira de Pareto evidencia-se que o MOPSO-CD explorou bem o espaço de busca das oito variáveis de decisão.

Em relação à elicitação dos pesos vai PSI, nota-se uma importância muito maior para a segurança, dado que, conforme já visto na Tabela 22, a Probabilidade de Falha na Demanda (PFD) recebeu peso de 0,7499, ao passo que o Trabalho Anual teve seu peso elicitado em 0,2437 e o

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

Custo por Unidade de Tempo em 0,0064. Embora para os decisores seja discutível estas proporções tão divergentes, todos podem concordar que a segurança tem que receber um peso maior. O Hh das equipes deve realmente o segundo maior peso, dado que a restrição de mão de obra numa plataforma offshore de produção de petróleo e gás natural é mais imperativa que o custo da estratégia de manutenção.

A ordenação das soluções da fronteira de Pareto feita pelo método híbrido PSI-CoCoSo se mostrou interessante. Nos gráficos da Figura 4 percebe-se uma tendência de, com uso do PSI-CoCoSo, haver preferência pelas soluções da região do joelho da fronteira de Pareto. Conforme [Petchrompo et al., 2022], uma situação típica em problemas que envolvem tratamento da fronteira de Pareto. No ranqueamento feito via PSI-CoCoSo com $\lambda = 0{,}5$, a solução nº 37 da fronteira de Pareto foi a primeira colocada, conforme Tabela 3. O que mostra uma elevada estabilidade e coerência no uso do CoCoSo neste problema. A estratégia de manutenção vencedora corresponde a uma Probabilidade de Falha na Demanda bem distante do valor tolerável de 0,1, o que corresponde ao SIL 1, uma vez que a PFD alcançada foi de $6{,}83 \cdot 10^{-3}$. O Trabalho Anual foi o 37º menor valor dentre os 100 valores de Trabalho Anual. O Custo por Unidade de Tempo, CPTU, foi o 26º menor entre todos 100 os valores de CPTU. A periodicidade de intervenção em cada um dos oito componentes do sistema em estudo é viável e pode ser implementada, ou seja, a estratégia de manutenção escolhida com apoio do PSI-CoCoSo é factível.

Tabela 3 – As 10 melhores e as 10 piores soluções da Fronteira de Pareto pelo Ranque via PSI-CoCoSo.

Soluções não dominadas				Posição no ranque via PSI-COCOSO		
Solução	***PFD***	***Trabalho***	***Custo***	$\lambda = 0{,}25$	$\boldsymbol{\lambda = 0{,}50}$	$\lambda = 0{,}75$
37	6,83E-03	47,7528	0,7376	1	**1**	1
62	8,41E-03	45,3766	0,7050	2	**2**	2
26	6,76E-03	52,8571	0,8017	3	**3**	3
15	7,67E-03	51,4845	0,7196	4	**4**	4
50	1,05E-02	42,5749	0,7224	5	**5**	6
23	5,57E-03	58,4366	0,7320	6	**6**	5
38	5,15E-03	61,0645	0,7730	7	**7**	7
56	7,26E-03	55,0602	0,6965	9	**8**	8
74	8,88E-03	49,9116	0,6930	8	**9**	9
19	5,75E-03	59,8365	0,7256	10	**10**	10
91	6,53E-02	27,1622	0,7834	91	**91**	91
48	6,60E-02	24,4540	0,8007	92	**92**	92
96	6,79E-02	23,9699	0,8025	93	**93**	93
100	6,78E-02	25,4050	0,7878	94	**94**	94
73	7,24E-02	22,5710	0,8218	95	**95**	95
89	7,16E-02	26,7875	0,7806	96	**96**	96
51	7,61E-02	23,6084	0,8117	97	**97**	97
52	8,27E-02	22,8972	0,8209	98	**98**	99
1	4,44E-03	125,0983	1,1149	99	**99**	98
3	9,73E-02	21,3999	0,8293	100	**100**	100

7. Considerações Finais

A estratégia de manutenção escolhida corresponde à solução nº 37 da fronteira de Pareto, conforme Tabela 3. A solução se mostrou viável e, como desejado pelos decisores, priorizou maior segurança e menor utilização da equipe de manutenção. O equilíbrio desejado entre a Probabilidade de Falha na Demanda do sistema instrumentado de segurança do vaso gerador de vapor, o Trabalho Anual e o Custo por Unidade de Tempo foi obtido, já que uma solução da região de joelho da fronteira de Pareto foi selecionada. As análises de sensibilidade resultaram em ranques levemente diferentes, porém em todos eles a mesma solução ficou em primeiro lugar. Desta forma, o PSI-CoCoSo apresentou um bom desempenho na ordenação das soluções da fronteira de Pareto, numa utilização inédita para esta classe de problemas. Os objetivos propostos neste trabalho foram atingidos.

Importante reforçar que o uso do método híbrido PSI-CoCoSo é absolutamente inédito nesta ampla e importante classe de problemas, além de ter se mostrado bastante efetivo no estudo de caso em questão.

Para estudo futuros podem ser melhorados alguns aspectos no modelo de confiabilidade para cálculo da PFD, especialmente na modelagem da taxa de falhas variável. Podem ser testados outros algoritmos meta heurísticos para otimização e geração da fronteira de Pareto. Adicionalmente, o método híbrido PSI-CoCoSo pode ser comparado com o MPSI-CoCoSo e com outros métodos na solução deste mesmo problema.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

Referências

Aittokoski, T., & Miettinen, K. (2008). Cost effective simulation-based multiobjective optimization in the performance of an internal combustion engine. *Engineering Optimization*, *40*(7), 593–612. https://doi.org/10.1080/03052150801914429

Al-Jamimi, H. A., BinMakhashen, G. M., Deb, K., & Saleh, T. A. (2021). Multiobjective optimization and analysis of petroleum refinery catalytic processes: A review. In *Fuel* (Vol. 288). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.fuel.2020.119678

Barba-González, C., Nebro, A. J., García-Nieto, J., & Aldana-Montes, J. F. (2020). A multi-objective interactive dynamic particle swarm optimizer. *Progress in Artificial Intelligence*, *9*(1), 55–65. https://doi.org/10.1007/s13748-019-00198-8

Barbati, M., Greco, S., Kadziński, M., & Słowiński, R. (2018). Optimization of multiple satisfaction levels in portfolio decision analysis. *Omega*, *78*, 192–204. https://doi.org/10.1016/j.omega.2017.06.013

Cinelli, M., Kadziński, M., Gonzalez, M., & Słowiński, R. (2020). How to support the application of multiple criteria decision analysis? Let us start with a comprehensive taxonomy. In *Omega (United Kingdom)* (Vol. 96). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102261

Coit, D. W., & Zio, E. (2019). The evolution of system reliability optimization. *Reliability Engineering & System Safety*, *192*, 106259. https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.09.008

Dolatshahi-Zand, A., & Khalili-Damghani, K. (2015). Design of SCADA water resource management control center by a bi-objective redundancy allocation problem and particle swarm optimization. *Reliability Engineering & System Safety*, *133*, 11–21. https://doi.org/10.1016/j.ress.2014.07.020

Gligorić, M., Gligorić, Z., Lutovac, S., Negovanović, M., & Langović, Z. (2022). Novel Hybrid MPSI–MARA Decision-Making Model for Support System Selection in an Underground Mine. *Systems*, *10*(6), 248. https://doi.org/10.3390/systems10060248

Iniestra, J. G., & Gutiérrez, J. G. (2009). Multicriteria decisions on interdependent infrastructure transportation projects using an evolutionary-based framework. *Applied Soft Computing*, *9*(2), 512–526. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2008.07.006

Ji, S., Luo, R., & Peng, X. (2019). A probability guided evolutionary algorithm for multi-objective green express cabinet assignment in urban last-mile logistics. *International Journal of Production Research*, *57*(11), 3382–3404. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1533653

Kalita, K., Ghadai, R. K., & Chakraborty, S. (2023). A comparative study on multi-objective pareto optimization of WEDM process using nature-inspired metaheuristic algorithms. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*, *17*(2), 499–516. https://doi.org/10.1007/s12008-022-01007-8

Karimi, H., & Jadid, S. (2019). Optimal microgrid operation scheduling by a novel hybrid multi-objective and multi-attribute decision-making framework. *Energy*, *186*. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.115912

Li, A.-D., He, Z., & Zhang, Y. (2016). Bi-objective variable selection for key quality characteristics selection based on a modified NSGA-II and the ideal point method. *Computers in Industry*, *82*, 95–103. https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.05.008

Lourenco, J. M., & Lebensztajn, L. (2018). Post-Pareto Optimality Analysis With Sum of Ranking Differences. *IEEE Transactions on Magnetics*, *54*(8), 1–10. https://doi.org/10.1109/TMAG.2018.2836327

Maniya, K., & Bhatt, M. G. (2010). A selection of material using a novel type decision-making method: Preference selection index method. *Materials and Design*, *31*(4), 1785–1789. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2009.11.020

Miettinen, K., & Mäkelä, M. M. (2002). On scalarizing functions in multiobjective optimization. In *OR Spectrum* (Vol. 24). Springer-Verlag.

Mohammadi, A., Omidvar, M. N., & Li, X. (2012). Reference point based multi-objective optimization through decomposition. *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1–8. https://doi.org/10.1109/CEC.2012.6256486

Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2014). *Applied Statistics and Probability for Engineers* (6th ed.). John Wiley & Sons, Inc.

Odu, G. O. (2019). Weighting methods for multi-criteria decision making technique. *Journal of Applied Sciences and Environmental Management*, *23*(8), 1449. https://doi.org/10.4314/jasem.v23i8.7

Petchrompo, S., Coit, D. W., Brintrup, A., Wannakrairot, A., & Parlikad, A. K. (2022). A review of Pareto pruning methods for multi-objective optimization. *Computers and Industrial Engineering*, *167*. https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108022

Petchrompo, S., & Parlikad, A. K. (2019). A review of asset management literature on multi-asset systems. In *Reliability Engineering and System Safety* (Vol. 181, pp. 181–201). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.09.009

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br

Pires, V. F., Pombo, A. V., & Lourenço, J. M. (2019). Multi-objective optimization with post-pareto optimality analysis for the integration of storage systems with reactive-power compensation in distribution networks. *Journal of Energy Storage*, *24*, 100769. https://doi.org/10.1016/j.est.2019.100769

Rao, R. V., & Lakshmi, R. J. (2021). Ranking of Pareto-optimal solutions and selecting the best solution in multi- and many-objective optimization problems using R-method. *Soft Computing Letters*, *3*, 100015. https://doi.org/10.1016/j.socl.2021.100015

Raquel, C. R., & Naval, P. C. (2005). *An Effective Use of Crowding Distance in Multiobjective Particle Swarm Optimization*.

Santos, J., Ferreira, A., Flintsch, G., & Cerezo, V. (2018). A multi-objective optimisation approach for sustainable pavement management. *Structure and Infrastructure Engineering*, *14*(7), 854–868. https://doi.org/10.1080/15732479.2018.1436571

Sudeng, S., & Wattanapongsakorn, N. (2015). Post Pareto-optimal pruning algorithm for multiple objective optimization using specific extended angle dominance. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *38*, 221–236. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.10.020

Syan, C. S., & Ramsoobag, G. (2019). Maintenance applications of multi-criteria optimization: A review. In *Reliability Engineering and System Safety* (Vol. 190). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.106520

Wątróbski, J., Jankowski, J., Ziemba, P., Karczmarczyk, A., & Zioło, M. (2019). Generalised framework for multi-criteria method selection. *Omega (United Kingdom)*, *86*, 107–124. https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.07.004

Wismans, L. J. J., Brands, T., van Berkum, E. C., & Bliemer, M. C. J. (2014). Pruning and ranking the Pareto optimal set, application for the dynamic multi-objective network design problem. *Journal of Advanced Transportation*, *48*(6), 588–607. https://doi.org/10.1002/atr.1212

Xin, B., Chen, L., Chen, J., Ishibuchi, H., Hirota, K., & Liu, B. (2018). Interactive Multiobjective Optimization: A Review of the State-of-the-Art. *IEEE Access*, *6*, 41256–41279. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2856832

Yadollahi, M., Abd Majid, M. Z., & Mohamad Zin, R. (2015). Post-Pareto optimality approach to enhance budget allocation process for bridge rehabilitation management. *Structure and Infrastructure Engineering*, *11*(12), 1565–1582. https://doi.org/10.1080/15732479.2014.980833

Yali Wang, Li, L., Yang, K., & Emmerich, M. T. M. (2017). A new approach to target region based multiobjective evolutionary algorithms. *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1757–1764. https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969514

Yazdani, M., Zarate, P., Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2019). A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems. *Management Decision*, *57*(9), 2501–2519. https://doi.org/10.1108/MD-05-2017-0458

Yenisey, M. M., & Yagmahan, B. (2014). Multi-objective permutation flow shop scheduling problem: Literature review, classification and current trends. *Omega*, *45*, 119–135. https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.07.004

Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M., & da Fonseca, V. G. (2003). Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *7*(2), 117–132. https://doi.org/10.1109/TEVC.2003.810758

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193926
https://proceedings.science/p/193926?lang=pt-br