

DECOMPOSIÇÃO OTIMIZADA DE MATRIZES ESTRUTURAIS DE PROJETOS EM MÓDULOS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

OPTIMAL DECOMPOSITION OF DESEGN STRUCTURE MATRICES INTO MODULES USING GENETIC ALGORITHMS

Guilherme Augusto Capellari da Silva*  Email: capellarigui@hotmail.com

Leandro Gauss*  Email: lgauss@unisinós.br

Fabio Antônio Sartori Piran*  Email: fpiran@unisinós.br

Daniel Pacheco Lacerda*  Email: dlacerda@unisinós.br

*Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS), São Leopoldo, RS, Brasil.

Resumo: Com a alta demanda por variedade de produtos, as empresas têm buscado alternativas eficientes para a oferta dessa diversidade. A adoção de projetos de produtos modulares tem sido comum pelas companhias, por isso esta pesquisa apresenta uma proposta de como decompor, de forma otimizada, matrizes estruturais de projetos em módulos. Para tal, a métrica de modularidade (MI) foi empregada como função objetivo em um algoritmo de otimização evolutiva, e o modelo obtido foi aplicado a estudos existentes na literatura. O método se mostrou uma boa alternativa de decomposição otimizada de matrizes estruturais de projetos em módulos quando comparado às técnicas apresentadas em estudos anteriores. Este trabalho contribui academicamente ao utilizar a métrica MI como função objetivo de um algoritmo de otimização evolutiva. Gerencialmente, entrega uma ferramenta ágil e eficaz para a gestão do dilema variedade-custo enfrentado pelas companhias.

Palavras-chave: Otimização. Métricas de modularidade. Matrizes estruturais de projetos. Projeto de produtos em módulos. Algoritmo genético. Otimização evolutiva.

Abstract: With the high demand for product variety, companies have sought efficient alternatives to offer this diversity. The adoption of modular product designs has been common by companies, so this research presents a proposal on how to decompose, in an optimized way, structural matrices of designs into modules. To this end, the modularity metric (MI) was employed as an objective function in an evolutionary optimization algorithm, and the model obtained was applied to existing studies in the literature. The method proved to be a good alternative for optimally decomposing structural matrices of projects into modules when compared to techniques presented in previous studies. This work contributes academically by using the MI metric as the objective function of an evolutionary optimization algorithm. Managerially, it delivers an agile and effective tool for managing the variety-cost dilemma faced by companies.

Keywords: Optimization. Modularity metrics. Design structure matrices. Product design in modules. Genetic algorithm. Evolutionary optimization.

1 INTRODUÇÃO

A exclusividade têm sido um fator decisório de consumo, tornando eminente a procura por diversidade de produtos e refletindo na necessidade das companhias de

investir em variedade (Piran, 2015). A ampliação do mix de produtos tornou-se uma das estratégias de competitividade das empresas, pois aquelas que se diferenciarem em relação à variedade de produtos estarão bem posicionadas no mercado (Zhang; Tor; Britton, 2006). Por outro lado, chega-se a um dilema, pois variedade de produtos, apesar de significar um crescente de vendas, também significa um aumento de custos, de desenvolvimento de produtos e de produção (Simpson *et al.*, 2014, p. 21).

Uma das estratégias para viabilizar a variedade de produção a custos baixos é o projeto de produtos em família, o qual pode ser definido como um grupo de produtos que tem uma série de componentes e funções em comum (Simpson *et al.*, 2014, p. 2). O desafio está no projeto e no desenvolvimento destas famílias, pois há diferentes aspectos envolvidos a serem considerados. Uma alternativa eficaz para lidar com este trade-off entre variedade e custo tem sido a família de produtos modulares, que consiste em módulos de componentes físicos ou funcionais construídos com interfaces padronizadas (Borjesson; Hölttä-Otto, 2014).

As divisões da família de produtos em módulos devem ser determinadas de maneira eficaz para que, de fato, o objetivo de maximizar os lucros seja atingido (Zhang; Tor; Britton, 2006). Uma decomposição não efetuada de maneira adequada pode não atingir os resultados esperados, resultando em uma família de produtos ineficientes, a qual, apesar de apresentar melhoria da variedade de produtos, não necessariamente converterá esta melhoria em lucros para a empresa.

A modularidade tem sido considerada a principal técnica de desenvolvimento de família de produtos, a qual proporciona uma melhora significativa para o trade-off variedade-custo, por ser crucial para o desenvolvimento destas famílias (Meng; Jiang; Huang, 2007). Portanto, é importante que haja o desenvolvimento de um método que decomponha as famílias de produtos em módulos de maneira ótima, visando maximizar a oferta de variedade e minimizar os custos (Zhang; Tor; Britton, 2006).

Com o intuito de solucionar tal problema, diferentes pesquisas se propuseram a desenvolver técnicas que otimizassem a decomposição das famílias de produtos em módulos. Pode-se citar o desenvolvimento de uma métrica de modularidade que objetivou maximizar as conexões dentro dos módulos enquanto minimizava as conexões entre os módulos (Guo; Gershenson, 2004). Além disso, outro estudo se propôs a desenvolver um algoritmo que utiliza o princípio *minimum description length* (MDL) que busca minimizar as informações necessárias para a descrição da

conectividade entre os módulos, para depois identificar problemas como a sobreposição excessiva de componentes entre os agrupamentos (Yu; Yassine; Goldberg, 2003; 2007). Ambas as técnicas mensuram a modularidade a partir de matrizes estruturais de projetos (do inglês *Design Structure Matrix* – DSM), que é uma forma de representação das interações entre variáveis do mesmo domínio. (Eppinger; Browning, 2012).

O algoritmo que utiliza o princípio MDL (Yu; Yassine; Goldberg, 2003; 2007) apresenta dificuldades na comparação entre DSMs com tamanhos distintos, uma vez que seu valor aumenta proporcionalmente com o tamanho da DSM. O índice MDL pode ser usado como função objetivo para otimização de matrizes estruturais de projetos, mas a sua solução costuma resultar em sobreposições de módulos e componentes. Apesar das diferentes técnicas aplicadas, as pesquisas anteriormente citadas apresentam algumas limitações no seu desenvolvimento. A métrica proposta por Guo e Gershenson (2004) mede a modularidade utilizando a média dos valores de conexão dentro dos módulos e entre os módulos, não levando em consideração a proximidade das conexões com a diagonal do DSM, tampouco as densidades destas conexões dentro e entre os módulos.

Considerando os fatores apresentados, esta pesquisa se propões a apresentar uma proposta de como otimizar a decomposição de matrizes estruturais de projeto de produtos em módulos.

Para isso, utilizou-se o índice de modularidade (do inglês *Modularity Index* – MI) apresentado por Jung e Simpson (2017), o qual se propõe mensurar três aspectos de um DSM: (i) a força de conexão dentro de cada módulo independente e entre diferentes módulos; (ii) a força de conexão intramodular e intermodular; e (iii) a densidade das conexões dentro dos módulos e entre os módulos. A métrica MI foi utilizada em conjunto com uma técnica evolutiva de algoritmo genético (do inglês *Genetic Algorithm* - GA) para decompor DSMs de maneira ótima. A pesquisa se propõe testar a eficácia do modelo, comparando a decomposição gerada com outro método de decomposição proveniente de uma pesquisa anterior (Jung; Simpson, 2014).

Esta pesquisa resultou na obtenção de um modelo de otimização de DSMs proficiente quando comparado com outras técnicas apresentadas na literatura, obtendo resultados melhores em ambas as aplicações experimentadas. Isso sustenta

a utilização de MI como função objetivo para o modelo de otimização, além de agregar fatores que até então não haviam sido incorporados em conjunto em estudos anteriores.

Este trabalho contribui academicamente ao apresentar a utilização da métrica MI como função objetivo em um algoritmo de otimização evolutiva (GA), que é um diferencial frente a pesquisas existentes na área. Gerencialmente, o trabalho provê uma ferramenta que facilitará a concepção de projetos modulares ao entregar agilidade e eficácia, e, conseqüentemente, favorecerá o gerenciamento do trade-off, variedade-custo, quando aliada às estratégias competitivas das organizações.

Além desta introdução, esta pesquisa é dividida em outras cinco seções. A seção 2 contém o referencial teórico utilizado como base de fundamentação para a pesquisa. A seção 3 apresenta a metodologia de trabalho abordada para o desenvolvimento da pesquisa. A seção 4 mostra os resultados obtidos. A seção 5 discute os resultados observados. Por fim, a seção 6 destina-se às considerações finais da pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A presente seção contém os principais fundamentos teóricos dos tópicos tratados nesta pesquisa, divididos em subseções. A seção 2.1 aborda o tópico de famílias de produtos modulares. A seção 2.2 apresenta o contexto das métricas de modularidade. A seção 2.3, por fim, fundamenta os conceitos de decomposição de projetos de produto em módulos.

2.1 Famílias de produtos modulares

O compartilhamento de ativos proporciona diversos benefícios para as companhias. Dente eles: economia de custos; facilidade no fornecimento de peças; flexibilidade e agilidade na fabricação reduzindo o tempo de resposta dos processos; controle de qualidade apurado; redução de riscos de desenvolvimento e complexidade do sistema e maior capacidade de atualização de produtos (Jiao; Simpson; Siddique, 2007). Por conta desses benefícios, são raras as exceções em que empresas optam pela produção de produtos isolados. Atualmente, é comum que os produtos

pertencam a uma família e que as suas variáveis sejam baseadas em uma plataforma comum (Otto *et al.*, 2016).

Cada variante de produto é um membro individual da família. As famílias são projetadas para atender um segmento de mercado e, mesmo compartilhando estruturas e tecnologias, cada membro da família tem o papel de suprir um subconjunto de necessidades específicas dos clientes dentro do nicho no qual a família está posicionada (Erens; Verhulst, 1997).

Diversas óticas podem ser usadas para definir as famílias de produtos, principalmente as perspectivas do marketing e da engenharia. Sob a visão do marketing, as famílias representam as divisões de portfólio e de linhas de produtos caracterizados pelos atributos e funcionalidades para diferentes grupos de clientes. Sob o panorama da engenharia, as famílias são caracterizadas a partir dos parâmetros de projeto, componentes e estruturas de montagem, pois leva-se em consideração os diferentes aspectos tecnológicos e produtivos envolvidos nas famílias de produtos (Jiao; Simpson; Siddique, 2007).

A construção de arquiteturas de produtos está diretamente ligada aos conceitos de modularidade. Um módulo não passa de um agrupamento físico ou conceitual de componentes com características comuns. A necessidade de tratar os módulos independentemente, como unidades lógicas, faz com que a decomposição se torne o principal ponto de atenção na modularidade, proporcionando a devida caracterização das interações intermodulares e intramodulares (Jiao; Simpson; Siddique, 2007).

2.2 Métricas de modularidade

A subjetividade das medidas de modularidade torna desafiador, mas não menos interessante a definição do quão modular é um produto. Partindo da implementação de um projeto modular seguindo uma metodologia, é relativamente fácil avaliar os benefícios da modularidade sem a necessidade de uma métrica definida, porém, a partir do momento em que mudanças passam a ser realizadas no projeto, percebe-se a necessidade de se avaliar a modularidade através de uma métrica (Gershenson; Prasad; Zhang, 2004).

Contudo, a modularidade não é uma quantidade binária, definida apenas por modular ou integral. A modularidade é dividida em graus ou níveis e diferentes aplicações dependem de diferentes níveis de modularidade. A partir desta premissa,

observou-se a necessidade da quantificação da modularidade por meio de uma escala contínua (Höltkä-Otto *et al.*, 2012). Por outro lado, métricas menos precisas, que não necessitam de uma extensa massa de dados, podem auxiliar nas tomadas de decisões para o desenvolvimento do conceito e do projeto (Gershenson; Prasad; Zhang, 2004).

Dois tipos principais de métricas são identificados na literatura: (i) métricas que utilizam o grau de acoplamento para medir a independência do módulo; e (ii) as métricas que identificam as semelhanças entre os módulos. As combinações entre as duas abordagens não são comuns nas métricas identificadas. As discordâncias dos resultados entre as métricas são resultado da utilização de premissas distintas para cada uma das métricas desenvolvidas (Höltkä-Otto *et al.*, 2012), não havendo, até então, uma métrica de modularidade amplamente difundida.

Métricas de modularidade baseadas em DSMs passaram a ser estudadas de maneira ampla, todavia a dependência dos tipos de DSMs para o desempenho destas métricas traz limitações para a sua utilização, como a capacidade de capturar apenas a conectividade inter ou intramodular, dificultando as medições de diferentes tipos de arquiteturas de produtos como, por exemplo, as do tipo bus (Höltkä-Otto *et al.*, 2012; Jung, Simpson, 2017; Yu, Yassine, Goldberg, 2007).

As medidas de modularidade devem ser capazes de medir os seguintes pontos: a força de conexão entre os módulos e dentro de cada módulo, as densidades de conexões entre os módulos e dentro de cada módulo, a proximidade dos componentes com a diagonal da DSM (Jung; Simpson, 2017).

A medida de modularidade relativa apresenta um conceito capaz de comparar a modularidade entre produtos similares, sendo dependente das relações entre os componentes para se obter um resultado de “bondade” na medição de modularidade. O índice de modularidade é obtido através da razão entre a soma das semelhanças dentro dos módulos e a semelhança total e a soma com a razão entre a soma das dependências dentro dos módulos e a dependência total, definidos em uma escala de 0 a 2 (Gershenson *et al.*, 1999). A limitação do método está em não avaliar os pontos definidos no parágrafo anterior como importantes para uma boa medição da modularidade, atendo-se, basicamente, às forças de conexão e limitando-se apenas a componentes similares.

O Algoritmo Idicula-Gutierrez-Thebeau (AIGT) trabalha na redução das interações entre os módulos, enquanto busca o aumento das interações dentro de cada módulo, através da realocação dos componentes (Borjesson; Holtta-Otto, 2012). O resultado é obtido através da métrica chamada Custo Total (CT), obtida por meio da soma das interações dentro e entre os módulos. A principal limitação do método é o tempo de processamento que leva para obter resultados satisfatórios, necessitando de milhares de rodadas.

A fim de solucionar este problema, duas melhorias são implementadas, desenvolvendo, assim, o AIGT-plus. A primeira melhoria é a inclusão da Supressão de Alocação Multicluster (SAM), que lida com a condição de multicluster e calcula o CT de maneira mais eficiente. O segundo, a Melhoria do Critério de Encerramento (MCE), mantém, na lista de tentativas, os elementos que ainda não foram testados e os remove à medida que são experimentados. O algoritmo finaliza quando a lista for esvaziada. A utilização das duas melhorias em conjunto apresenta uma melhora significativa na velocidade e na qualidade da obtenção dos resultados (Borjesson; Holtta-Otto, 2012). Ainda assim, não mede as densidades das interações e a proximidade dos componentes com a diagonal da DSM.

O Índice de Modularidade de Valor Individual (IMVI) apresenta uma boa alternativa para a medição do grau de proximidade das diagonais do DSM, entretanto este método se torna desfavorável por apresentar um valor constante independente da ordem dos componentes na DSM. A Fração Não-Zero (FNZ) apresenta a esparsidade do sistema (Hölttä-Otto; Weck, 2007). Ambas as técnicas, por si só, não são completas o suficiente para suprir as necessidades de uma boa medição de modularidade.

Buscando reduzir e simplificar os dados que descrevem o modelo de uma arquitetura modular, é apresentada a proposta do Comprimento Mínimo de Descrição (CMD). Para derivar o CMD, faz-se necessária a utilização de outros dois conceitos: o de Descrição Ótima de Cluster (DOC), em que é descrito o DSM, considerando um cluster plenamente preenchido e sem marcas de dependência fora dos clusters, e a Descrição de Dados Incompatíveis (DDI), que captura os desvios da DSM ótima. A proposta original do CMD possuía algumas deficiências que foram superadas através da utilização de GA que utiliza Chaves Aleatórias (CA) com o objetivo de evitar que um elemento esteja multiplicado em locais diferentes. O ponto negativo do método é

não ser uma ferramenta capaz de sugerir uma arquitetura ótima, mas ser uma ferramenta de apoio para os projetos de arquitetura de produto para fins de validação dos projetos (HELMER; YASSINE; MEIER, 2010).

2.3 Decomposição de projeto de produtos em módulos

Todo sistema ou produto de engenharia complexa exige a decomposição das suas funções em subfunções. A simplificação em problemas menores e o aumento da velocidade de resolução, por conta da possibilidade de os subproblemas serem derivados em paralelo, são os principais motivos desta abordagem ser amplamente adotada. Não obstante, a dificuldade de decompor e de integrar os subsistemas são desafios para esta estratégia (Simpson *et al.*, 2014, p. 235).

A capacidade de desempenho da companhia, especialidades de fabricação e estratégia de produtos estão diretamente ligados ao projeto de produtos, portanto é importante que o projeto seja definido de maneira ótima, pois terá forte impacto no decorrer do desenvolvimento. Para tal, a decomposição do produto disponibiliza uma importante base para a estruturação do projeto (Pimmler; Eppinger, 1994).

O processo de decomposição, geralmente, é conduzido por um projetista familiarizado com o sistema, mas as decomposições dependem diretamente da percepção e da ótica pela qual se olha para este. Então, é provável que equipes diferentes obtenham decomposições diferentes de um mesmo sistema (Simpson *et al.*, 2014, p. 235).

As principais óticas observadas na literatura para decomposição de projetos de produtos em módulos são decomposição em módulos físicos e decomposição em módulos funcionais (Gauss; Lacerda; Cauchick, 2021). A decomposição em módulos físicos consiste na análise da disposição física real dos elementos do sistema, podendo ser obtida através de uma desmontagem virtual ou por uma desmontagem real. Assim, é possível identificar os conjuntos de elementos do sistema e preencher a DSM. O processo segue partindo de grandes pedaços de conjuntos até obter um nível suficiente de decomposição com partes pequenas a ponto de não poderem mais ser decompostas. O nível de decomposição aumenta à medida que os pedaços vão sendo decompostos (Simpson *et al.*, 2014, p. 235).

A decomposição em módulos funcionais parte da identificação das principais subfunções do sistema, gerando o DSM do primeiro nível de decomposição. Cada

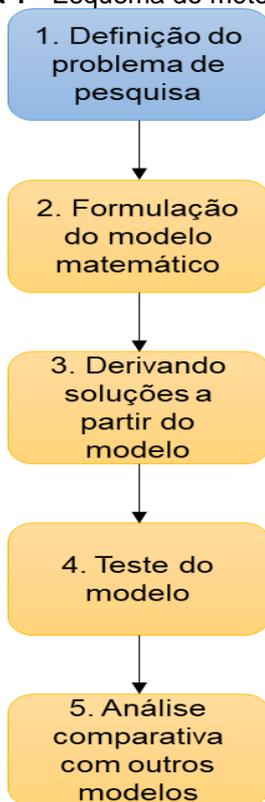
subfunção é decomposta em suas respectivas subfunções até que o sistema esteja dividido em elementos únicos ou até que se tenha alcançado o nível de decomposição desejado. Ainda dentro da decomposição em módulos funcionais, algumas premissas podem ser consideradas para o agrupamento das subfunções ou elementos. Essas premissas podem partir da divisão de departamentos de engenharia da empresa ou até mesmo do agrupamento de diferentes funções, mas que estão ligadas de alguma forma (Simpson *et al.*, 2014, p. 235).

As técnicas encontradas na literatura possuem deficiências semelhantes. Possuem algoritmos difíceis de automatizar e replicar, pois são manuais e dependentes da experiência humana, além de colapsarem ao enfrentar projetos complexos de produtos por serem algoritmos de construções matemáticas simples. Portanto, a literatura é carente de um método de decomposição robusto o suficiente para a otimização de matrizes de projetos de produtos em módulos (Yu; Yassine; Goldberg, 2007).

3 MÉTODO

O método de trabalho para este artigo utiliza como base as quatro primeiras etapas da abordagem de Modelagem de Pesquisa Operacional (Hillier; Lieberman, 2002), incluindo uma quinta etapa de análise comparativa. O fluxograma do método de trabalho está representado na Figura 1.

Figura 1 - Esquema do método utilizado neste trabalho



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na primeira etapa, definiu-se o seguinte problema de pesquisa: como otimizar a decomposição de matrizes estruturais de projeto de produtos em módulos? Com o problema definido, foi realizada uma revisão de literatura com o objetivo de identificar as técnicas mais adequadas para o desenvolvimento da pesquisa, conforme descrito por Morandi e Camargo (2015). A partir da revisão, foi ratificado o uso de GA (Jiao; Zhang; Wang, 2007) como técnica de otimização proeminente e o MI como métrica objetiva de otimização de maior potencial no que se refere à possibilidade de mensurar diferentes aspectos de uma matriz estrutural de projeto (Jung; Simpson, 2017).

Na segunda etapa, para a construção do modelo matemático, o MI foi utilizado como função objetivo, com propósito de maximização. As variáveis de decisão foram definidas a partir da lógica de cromossomos, apresentada por Jung e Simpson (2014). As variáveis de decisão estão sujeitas a restrições que parametrizam o modelo (Hillier; Lieberman, 2002, p. 11) e são apresentadas na seção 4.1. A construção do modelo matemático foi realizada utilizando a linguagem de programação R (ver no Apêndice A scripts disponíveis online) (R Core Team, 2022).

Após a elaboração do modelo em R, foram realizadas soluções de matrizes do estudo de Jung e Simpson (2014) para verificar se o modelo estava funcionando adequadamente e, de maneira subsequente, foi feita uma validação do modelo, comparando-o com uma matriz estrutural de projeto, apresentada no estudo de Gauss, Lacerda e Cauchick (2022). Esse processo foi feito de maneira interativa e os ajustes nas restrições foram identificados e resolvidos antes do modelo final.

Na etapa 4, a função objetivo, as variáveis de decisão e as restrições foram alimentadas como constituintes de um modelo de otimização evolutivo utilizando GA. Além disso, nesta etapa, também foram definidos os meta-parâmetros do GA: (i) tamanho de população; (ii) probabilidade de mutação; e (iii) probabilidade de crossover. Os meta-parâmetros afetam diretamente a performance de otimização do GA (Jiao; Zhang; Wang, 2007), por isso foram definidos utilizando a técnica de projetos de experimentos (Montgomery; Runger, 2003). Inicialmente, os meta-parâmetros foram definidos utilizando valores apresentados em estudos anteriores (Hassanat *et al.*, 2019). Em seguida, a partir do experimento, foi selecionada a melhor combinação de meta-parâmetros, a qual pode ser visualizada na seção 4.2.

Na última etapa, foi realizada uma análise comparativa entre otimizações apresentadas na literatura. O modelo proposto foi aplicado à matriz estrutural de projeto apresentado por Gauss, Lacerda e Cauchick (2022) e à matriz apresentada por Jung e Simpson (2014). Os resultados das aplicações experimentais podem ser visualizados na seção 4.3.

4 RESULTADOS

Na presente seção, são apresentados os resultados obtidos nesta pesquisa, organizados em três subseções. Na subseção 4.1, é apresentado o modelo matemático. A subseção 4.2 detalha o GA e a subseção 4.3 demonstra uma aplicação experimental do modelo de otimização.

4.1 Modelo matemático

O modelo matemático foi elaborado a partir das equações MI, que calculam o índice de modularidade (MI) (Equações 1, 2, 3, 4 e 5), o qual foi utilizado como função

objetivo para a maximização de modularidade em decomposições de matrizes estruturais projetos de produtos.

$$MI = w_1MI_1 + w_2MI_2 + w_3MI_3 \quad (1)$$

Onde

$$MI_1 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_m-1} \sum_{j=i+1}^{n_m} \left(\left(\frac{BS_{ij}}{WS_i} \right) + \left(\frac{BS_{ij}}{WS_j} \right) + \left(\frac{BC_{ij}}{WC_i} \right) + \left(\frac{BC_{ij}}{WC_j} \right) \right)}{2n_m(n_m-1)} \quad (2)$$

$$MI_2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} WC_i + n_c}{\sum_{i=1}^{n_m} (q_i - p_i + 1)^2} \quad (3)$$

$$MI_3 = \frac{\sum_{i=1}^{n_c-1} \sum_{j=i+1}^{n_c} \left(\frac{\left(1 - \frac{j-i}{n_c-1}\right)(R_{ij}+R_{ji})}{R_{max}} \right)}{\sum_{i=1}^{n_c-1} \sum_{j=i+1}^{n_c} \frac{(R_{ij}+R_{ji})}{R_{max}}} \quad (4)$$

$$w_1MI_1 + w_2MI_2 + w_3MI_3 = 1, 0 \leq w_k \leq 1 \quad (5)$$

Nas equações acima, w_k é o fator de ponderação de MI_k ; n_m é o número de módulos; n_c é o número de componentes da matriz; BS_{ij} calcula a soma dos valores de interação entre o módulo i e o módulo j ; WS_{ij} é a soma dos valores de interação dentro do módulo i ; BC_{ij} é o número de conexões entre o módulo i e o módulo j ; WC_{ij} é o número de conexões dentro do módulo i ; q_i é o índice do último componente do módulo i ; p_i é o índice do primeiro componente do módulo i ; R_{ij} é o valor do elemento da linha i e coluna j do DSM; e R_{max} é o valor máximo de interação dentro do DSM. Em que BS_{ij} , WS_{ij} , BC_{ij} , WC_{ij} , q_i , p_i são funções de x , e.g., $BS_{ij} = f(x)$.

Para a aplicação do modelo matemático, fez-se necessária a utilização de uma adaptação do método de cromossomo estendido (Jung; Simpson, 2014), em que se definiu um cromossomo no qual cada gene contém a informação dos pontos de divisão dos módulos do DSM e o tamanho do cromossomo é igual ao número de módulos do DSM, como exemplificado na Figura 2. Este cromossomo segue três critérios: 1) é

crescente da direita para a esquerda; 2) o último gene é sempre 0, pois representa a divisão do primeiro módulo; e 3) o valor máximo de um gene é igual ao número de componentes do DSM menos 1. Os critérios definidos para o cromossomo foram incluídos no modelo como penalizações da otimização (Equações 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12 e 13).

Maximizar

$$MI = w_1M_1 + w_2M_2 + w_3M_3, \quad (6)$$

Onde,

$$x = \text{Cromossomo}, \quad (7)$$

$$x \equiv \{x_k | [k = 0, \dots, (n_c - 1)] \wedge x \in \mathbb{N}\}, \quad (8)$$

Sujeitos a,

$$0 \leq M_1 \leq 1, \quad (9)$$

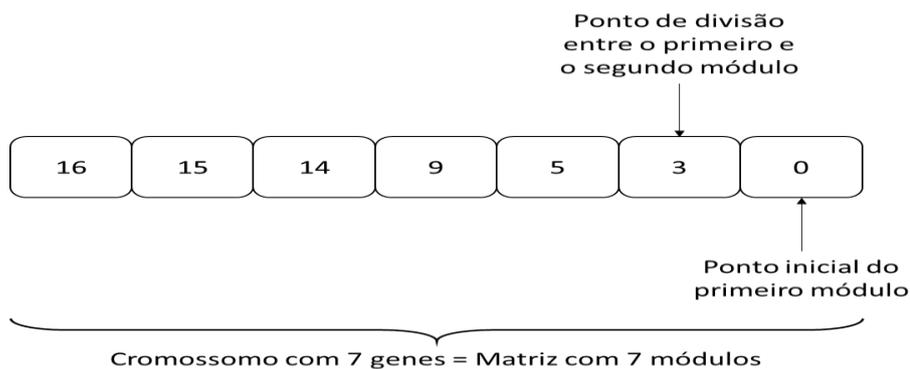
$$0 \leq M_2 \leq 1, \quad (10)$$

$$0 \leq M_3 \leq 1, \quad (11)$$

$$x_k > x_{k+1}, \quad (12)$$

$$x_{nm} = 0, \quad (13)$$

Figura 2 - Cromossomo



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

O modelo se limita a aplicações de matrizes simétricas, ou seja, matrizes estruturais de projeto v (DSM). Então, para a validação do modelo, usou-se a comparação do resultado do MI, obtido pelo modelo para o DSM de módulos físicos

de paletizadores móveis e autônomos (Quadro 1) com o resultado obtido pelo estudo de Gauss, Lacerda e Cauchick (2022). Tanto o resultado alcançado através do modelo matemático deste projeto, quanto aquele apresentado por Gauss, Lacerda e Cauchick (2022) foram exatamente os mesmos: 0,94322.

O DSM do estudo considerou a disposição de sete módulos, os quais foram divididos nos componentes 3, 5, 9, 14, 15 e 16 (Quadro 1).

Quadro 1 – DSM de Módulos Físicos de Paletizadores Móveis e Autônomos

			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
			End effector	Pick and place	Sheet dispenser	Pallet hopper	Pallet dispenser	Package singulation	Package turner	Package accumulation	Package break conveyor	Stretch wrapper	Pallet station	Pallet/load shuttle car	Load discharge conveyor	Load turntable	Sheet hopper	Load labeler	Package reader	
			DP7	DP6	DP15	DP8	DP9	DP4	DP3	DP1	DP2	DP16	DP10	DP11	DP12	DP13	DP14	DP17	DP5	
1	DP7	End effector	1	1	1			1												
2	DP6	Pick and place		1																
3	DP15	Sheet dispenser	1	1	1															
4	DP8	Pallet hopper				1	1													
5	DP9	Pallet dispenser				1	1													
6	DP4	Package singulation conveyor						1										1		
7	DP3	Package turner							1									1		
8	DP1	Package accumulation conveyor								1	1									
9	DP2	Package break conveyor								1	1									
10	DP16	Stretch wrapper										1	1	1	1	1				
11	DP10	Pallet station					1					1	1	1						
12	DP11	Pallet/load shuttle car										1	1	1		1				
13	DP12	Load discharge conveyor										1			1					
14	DP13	Load turntable										1		1		1				
15	DP14	Sheet hopper																1		
16	DP17	Load labeler													1				1	
17	DP5	Package reader																		1

Fonte: Gauss; Lacerda; Cauchick (2022).

4.2 Algoritmo genético

Para a condução do GA, o modelo foi alimentado com a função objetivo MI (Equação 1), com as variáveis de decisão que compõem o cromossomo (Equação 8) e com as penalizações apresentadas na subseção anterior como os critérios do cromossomo (Equações 9 a 13).

A definição dos meta-parâmetros de tamanho de população, taxa de mutação e taxa de crossover do GA foi obtida por meio do experimento fatorial fracionado apresentado na Tabela 1. Para o experimento, foram considerados os tamanhos de população 100, 300, 400 e 600; probabilidade de crossover 0,6; 0,7; 0,8 e 0,9; e as probabilidades de mutação 0,005; 0,01; 0,05; 0,1 e 0,2 (Hassanat *et al.*, 2019).

Com isso, foram definidos 16 experimentos, os quais foram replicados 10 vezes cada. Observou-se que os seguintes parâmetros apresentaram a melhor média de MI após dez experiências para cada conjunto de parâmetro: tamanho da população igual a 300, probabilidade de crossover igual a 0,8 e probabilidade de mutação igual a 0,1. Todos os experimentos foram realizados com 200 gerações.

Tabela 1 – Análise dos meta-parâmetros do GA (Valor de MI)

Experiment	Population Size	Crossover	Mutation	Generations	1st run		2nd run		3rd run		4th run		5th run		6th run		7th run		8th run		9th run		10th run		mean MI
					seed	MI	seed	MI																	
1	100	0,6	0,005	200	9	0,6967	105	0,6474	55	0,6759	365	0,6967	1783	0,6345	3790	0,6967	8756	0,6025	13500	0,6228	2525	0,7005	1	0,6967	0,6670
12	600	0,8	0,005	200	9	0,9206	105	0,9393	55	0,9206	365	0,8757	1783	0,9206	3790	0,9403	8756	0,9206	13500	0,7824	2525	0,7574	1	0,9403	0,8918
15	400	0,9	0,005	200	9	0,9536	105	0,9393	55	0,9393	365	0,9206	1783	0,9206	3790	0,9206	8756	0,7502	13500	0,9393	2525	0,9206	1	0,9403	0,9144
18	300	0,6	0,01	200	9	0,6967	105	0,9206	55	0,9206	365	0,9091	1783	0,9206	3790	0,9393	8756	0,9079	13500	0,7159	2525	0,6967	1	0,9206	0,8548
25	100	0,8	0,01	200	9	0,6283	105	0,6391	55	0,6967	365	0,6967	1783	0,6355	3790	0,6967	8756	0,7502	13500	0,6785	2525	0,6967	1	0,6622	0,6780
31	400	0,9	0,01	200	9	0,9206	105	0,9206	55	0,7029	365	0,9206	1783	0,9403	3790	0,9403	8756	0,9206	13500	0,9206	2525	0,8757	1	0,9403	0,9003
36	600	0,6	0,05	200	9	0,9206	105	0,9206	55	0,9206	365	0,9403	1783	0,9206	3790	0,8757	8756	0,9206	13500	0,7082	2525	0,9206	1	0,9206	0,8968
38	300	0,7	0,05	200	9	0,9206	105	0,9206	55	0,9403	365	0,9403	1783	0,9206	3790	0,8757	8756	0,8757	13500	0,8141	2525	0,9206	1	0,9206	0,9049
43	400	0,8	0,05	200	9	0,6966	105	0,9206	55	0,9536	365	0,9206	1783	0,9206	3790	0,9206	8756	0,9206	13500	0,9403	2525	0,9206	1	0,9206	0,9035
45	100	0,9	0,05	200	9	0,6967	105	0,6613	55	0,9091	365	0,6967	1783	0,6428	3790	0,6967	8756	0,6355	13500	0,6967	2525	0,6658	1	0,6573	0,6958
55	400	0,7	0,1	200	9	0,9536	105	0,9091	55	0,9536	365	0,9206	1783	0,8912	3790	0,9256	8756	0,9101	13500	0,9206	2525	0,9206	1	0,9206	0,9225
58	300	0,8	0,1	200	9	0,9206	105	0,9536	55	0,9393	365	0,9206	1783	0,9206	3790	0,9393	8756	0,9536	13500	0,9206	2525	0,9206	1	0,9206	0,9309
64	600	0,9	0,1	200	9	0,9206	105	0,9536	55	0,9403	365	0,9206	1783	0,9206	3790	0,9209	8756	0,9206	13500	0,9536	2525	0,6966	1	0,9536	0,9101
67	400	0,6	0,2	200	9	0,9112	105	0,9206	55	0,9206	365	0,6967	1783	0,9393	3790	0,9206	8756	0,9403	13500	0,9206	2525	0,9536	1	0,9206	0,9044
72	600	0,7	0,2	200	9	0,9393	105	0,9403	55	0,9206	365	0,9206	1783	0,9206	3790	0,9206	8756	0,9403	13500	0,9403	2525	0,9206	1	0,9206	0,9284
78	300	0,9	0,2	200	9	0,9393	105	0,9536	55	0,9393	365	0,9206	1783	0,9403	3790	0,9393	8756	0,9206	13500	0,8030	2525	0,9206	1	0,9403	0,9217

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

4.3 Aplicações experimentais

A primeira aplicação experimental foi conduzida com a otimização do DSM apresentado no Quadro 1, referente aos módulos físicos de paletizadores móveis e autônomos (Gauss; Lacerda; Cauchick, 2022). A otimização obteve a solução de disposição de módulos representada pelo cromossomo (16,15,14, 9, 6, 3, 0) que define o ponto de divisão dos módulos nos componentes 3, 6, 9, 14, 15 e 16 (Quadro 2).

Quadro 2 - DSM de Módulos Físicos de Paletizadores Móveis e Autônomos Otimizado

			1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	1	1	1	1	1	1	1
			End effector	Pick and place	Sheet dispenser	Pallet hopper	Pallet dispenser	Package	Package turner	Package	Package break	Stretch wrapper	Pallet station	Pallet/load shuttle	Load discharge	Load turntable	Sheet hopper	Load labeler	Package reader
			DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP	DP
1	DP7	End effector	1	1	1			1											
2	DP6	Pick and place		1															
3	DP15	Sheet dispenser	1	1	1														
4	DP8	Pallet hopper				1	1												
5	DP9	Pallet dispenser				1	1												
6	DP4	Package singulation conveyor						1										1	
7	DP3	Package turner							1									1	
8	DP1	Package accumulation conveyor								1	1								
9	DP2	Package break conveyor								1	1								
10	DP16	Stretch wrapper										1	1	1	1	1			
11	DP10	Pallet station					1					1	1	1					
12	DP11	Pallet/load shuttle car										1	1	1		1			
13	DP12	Load discharge conveyor										1			1				
14	DP13	Load turntable										1		1		1			
15	DP14	Sheet hopper															1		
16	DP17	Load labeler													1			1	
17	DP5	Package reader																	1

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

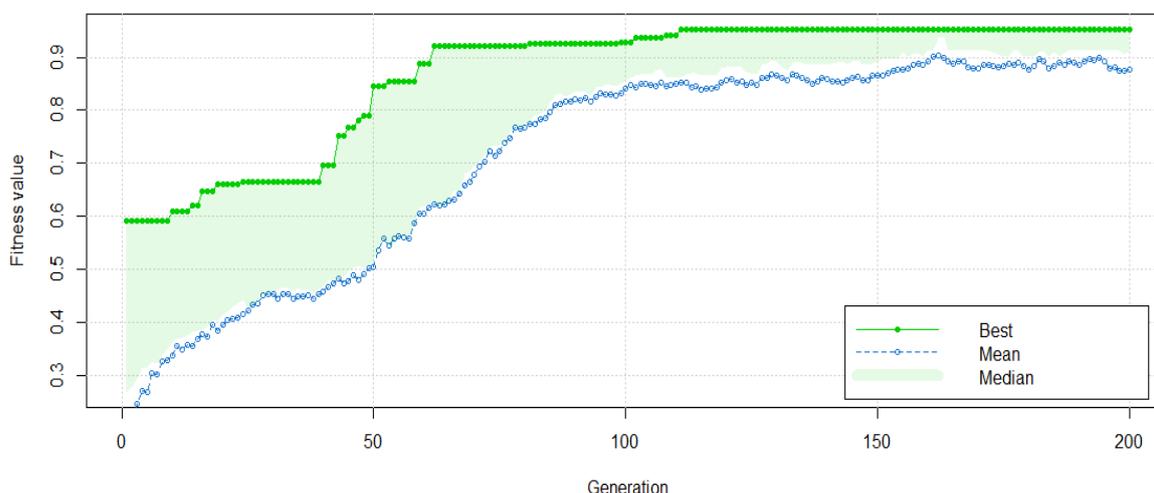
O resultado de MI obtido através da otimização, considerando a soma ponderada de MI1, MI2 e MI3, distribuídos igualmente, foi de 0,9536. Os resultados obtidos apresentam uma redução de 0,4% em MI1, um aumento de 3,5% em MI2 e não houve mudança no índice MI3. A otimização de MI representou um aumento de 1,1% no índice (Tabela 2). A evolução da otimização realizada pelo GA pode ser observada no gráfico a seguir (Figura 3).

Tabela 2 – Resultado Comparativo de Otimização do DSM de Módulos Físicos de Paletizadores Móveis e Autônomos

Índice	(Gauss; Lacerda; Cauchick, 2022)	Método Proposto	Diferença	Diferença (%)
MI1	0,9448	0,9414	-0,0034	-0,4%
MI2	0,9474	0,9818	0,0344	3,5%
MI3	0,9375	0,9375	0,0000	0,0%
MI	0,9432	0,9536	0,0104	1,1%

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Figura 3 – Gráfico evolutivo de evolução da solução de MI em GA



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

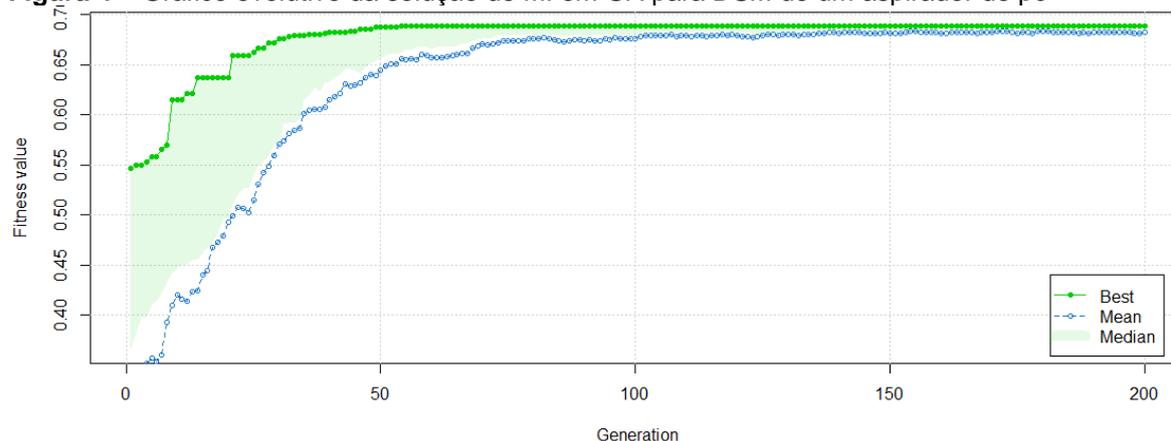
O segundo experimento foi realizado a partir da comparação dos resultados obtidos pelo método de otimização proposto por Jung e Simpson (2014) com o método apresentado nesta pesquisa. A aplicação foi realizada no DSM de um aspirador de pó, o qual está representado no Quadro 3. A otimização proposta pelos autores encontrou como ótimo o DSM com seis módulos divididos nos componentes 2, 14, 31, 34 e 41. O método proposto por Jung e Simpson (2014) utiliza uma métrica diferente

Tabela 3 – Resultado comparativo de otimização do DSM de um aspirador de pó

Índice	(Jung; Simpson, 2014)	Método Proposto	Diferença	Diferença (%)
MI1	0,9264	0,9037	-0,0227	-2,5%
MI2	0,3515	0,4111	0,0596	14,5%
MI3	0,9821	0,9821	0,0000	0,0%
MI	0,6780	0,6891	0,0111	1,6%

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Figura 4 – Gráfico evolutivo da solução de MI em GA para DSM de um aspirador de pó



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

5 DISCUSSÃO

Esta pesquisa teve como objetivo otimizar a decomposição de matrizes estruturais de projetos de produtos em módulos através do uso de algoritmos genéticos. Para tanto, o modelo matemático MI foi escrito em linguagem R e utilizado como função objetivo para a otimização.

Através deste estudo, foi possível validar que a métrica MI pode ser usada de forma satisfatória como função objetivo para a otimização de decomposição de matrizes estruturais de projetos em módulos. O primeiro caso de otimização de paletizadores (Gauss; Lacerda; Cauchick, 2022) apresentou uma melhora no índice de modularidade de 1,1% frente à sua disposição de módulos inicial. Ao analisar as mudanças no projeto, observou-se que a diferença entre as duas soluções se deu pela disposição física dos módulos, o que levanta duas questões para o problema: (i) o mapeamento estrutural do projeto foi realizado de maneira adequada? e (ii) qual seria o impacto no resultado da otimização se o modelo contemplasse a reorganização dos componentes da matriz?

Na segunda aplicação experimental, para o projeto de um aspirador de pó (Jung; Simpson, 2014), apresentado na seção 4.3, obteve-se uma melhora de 1,6% em comparação a uma DSM otimizada por outro módulo. Ao observar os resultados obtidos, nota-se que o índice detrator de MI para esta aplicação foi a densidade de conexões dentro dos módulos (MI2), que, mesmo obtendo 14,5% de aumento, manteve um valor baixo de 0,4111. Para este caso, a limitação do projeto de não otimizar o número de módulos do DSM teve impacto direto na limitação da otimização desta matriz. Um DSM com mais módulos resultaria em uma maior densidade de conexões e, conseqüentemente, no aumento de MI.

Uma das principais forças de utilizar MI como avaliação de modularidade é a sua robustez na medição de MI1, MI2 e MI3. O método comparado na seção 4.3 possui apenas dois índices (Jung; Simpson, 2014), que são equivalentes a MI1 e a MI3 e, como pode ser visto através dos resultados apresentados nas Tabelas 2 e 3, é possível visualizar que ambos os experimentos tiveram melhorias significativas no índice MI2, o qual influenciou diretamente na melhora do índice MI.

Outro fator importante é o MI permitir a ponderação entre os índices MI1, MI2 e MI3, que podem ser priorizados conforme a necessidade de cada projeto, o que influenciaria diretamente o resultado de MI e a otimização de cada DSM. Ambos os projetos apresentados nesta pesquisa tiveram uma redução de independência dos módulos (MI1), portanto esta redução poderia ser suavizada ou ressaltada no resultado da otimização de MI a depender da ponderação utilizada. Através dos resultados obtidos, pode-se dizer que a otimização com as ponderações igualmente distribuídas prioriza a melhora na densidade de conexões dentro dos módulos (MI2).

Observando as Tabelas 2 e 3, verifica-se que o índice MI3 não foi otimizado em nenhuma das aplicações do método proposto. Isso ocorre pelo fato de o método não realizar a reordenação dos componentes do DSM, sendo este o único fator que afeta a proximidade das conexões com a diagonal do DSM.

Outro fator limitante deste trabalho é o fato de o método otimizar apenas DSM simétricas. Ou seja, não é possível realizar a otimização de matrizes assimétricas de arquiteturas de produtos com o modelo de otimização proposto nesta pesquisa, apenas matrizes estruturais de projeto.

Em comparação com as pesquisas semelhantes existentes, o presente estudo apresenta um grande avanço na decomposição de famílias de produtos em módulos. A utilização de uma métrica de modularidade robusta e o desenvolvimento do modelo computacional faz com que este trabalho resulte em um grande avanço para a área de modularidade e de famílias de produtos. Ainda assim, a pesquisa apresenta oportunidades de desenvolvimento, como a otimização do número de módulos do DSM e a reorganização da ordem dos componentes no DSM. Tais melhorias podem alavancar os benefícios desta pesquisa.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Tendo em vista o cenário do mercado atual, as empresas têm se posicionado estrategicamente através da oferta de variedade de produtos para se manterem competitivas. Com isso, estratégias como o projeto de produtos modulares têm sido adotadas, porém estas carregam consigo um aumento nos custos de produção e de projeto destes produtos. Então, surge a necessidade de aumentar a eficiência na decomposição destes projetos, para que o dilema custo-variedade seja estreitado.

A partir desta necessidade, métricas de modularidade e técnicas de otimização vêm sendo apresentadas na literatura com o objetivo de fornecer decomposições ótimas de matrizes estruturais de projetos em módulos, contudo ainda há a carência de métricas de modularidade completas que tenham sido aplicadas como função objetivo para a aplicação em otimizações.

O presente trabalho teve como objetivo decompor matrizes estruturais de projetos de produtos de maneira ótima. Assim, para que os objetivos fossem alcançados, passou-se pelas seguintes etapas: (i) formulação do modelo matemático; (ii) derivação das soluções a partir do modelo; (iii) teste do modelo; e (iv) análise comparativa com outros modelos.

Para a construção do modelo matemático, foi utilizada a combinação de duas técnicas apresentadas na literatura: a métrica MI, que foi empregada como função objetivo para o modelo, e a técnica evolutiva de GA para otimização. Os resultados apresentaram melhoria de até 1,6% do índice MI de projetos otimizados por pesquisas anteriores. A utilização de MI no modelo permite a ponderação de três diferentes

aspectos de modularidade do projeto, sendo um dos principais diferenciais quando comparado com outras métricas disponíveis na literatura.

Além disso, a utilização de GA como técnica de otimização evolutiva ostenta agilidade e eficiência para o modelo. Por conseguinte, esta pesquisa contribui academicamente ao desenvolver a utilização de MI em conjunto com GA. No aspecto gerencial, provê uma ferramenta facilitadora para a concepção de projetos modulares que será aliada às estratégias competitivas das empresas proporcionando agilidade na gestão do trade-off variedade x custo. Sendo assim as empresas poderão se beneficiar do estudo para disponibilizar maior variedade de produtos no mercado.

No entanto, o modelo se limita a otimizar apenas DSMs simétricas, não sendo possível o tratamento de matrizes assimétricas de arquitetura de produtos. Outra limitação é a não alteração do número de módulos apresentados no DSM, além do modelo não realizar a reordenação dos componentes na matriz. A decomposição das matrizes também depende de um bom mapeamento prévio do projeto, o que pode influenciar nos resultados da otimização.

Para trabalhos futuros, sugere-se a alteração da ordem dos componentes no DSM no modelo de otimização, pois isso afeta diretamente a proximidade dos componentes com a diagonal do DSM, índice que não sofreu qualquer melhoria de otimização. Além disso, há a necessidade de ser analisada a implementação de otimização do número de módulos do projeto, pois está diretamente ligada à densidade das conexões dentro dos módulos no DSM e, conseqüentemente, ao MI. Com estas melhorias, será possível ter resultados de otimização ainda mais precisos e satisfatórios.

REFERÊNCIAS

BORJESSON, F.; HOLTÄ-OTTO, K. **Improved Clustering Algorithm for Design Structure Matrix**. Chicago, 2012.

BORJESSON, F.; HÖLTTÄ-OTTO, K. A module generation algorithm for product architecture based on component interactions and strategic drivers. **Research in Engineering Design**, v. 25, n. 1, p. 31–51, 2014.

EPPINGER, S. D.; BROWNING, T. R. **Design structure matrix methods and applications**. MIT Press, 2012.

ERENS, F.; VERHULST, K. Architectures for product families. **Computers in Industry**, v. 33, p. 165–178, 1997.

GAUSS, L.; LACERDA, D. P.; CAUCHICK M., P. A. Module-based product family design: systematic literature review and meta-synthesis. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 32, n. 1, p. 265–312, 2021.

GAUSS, L.; LACERDA, D. P.; CAUCHICK M. P. A. Market-Driven Modularity: Design method developed under a Design Science paradigm. **International Journal of Production Economics**, v. 246, 2022.

GERSHENSON, J. *et al.* Modular product design: a life-cycle view. **Journal of Integrated Design and Process Science**, 1999.

GERSHENSON, J. K.; PRASAD, G. J.; ZHANG, Y. Product modularity: measures and design methods. **Journal of Engineering Design**, v. 15, n. 1, p. 33–51, 2004.

GUO, F.; GERSHENSON, J. K. A comparison of modular product design methods based on improvement and iteration: design engineering technical conferences and computers and information in engineering conference. **Anais [...]**, 2004.

HASSANAT, A. *et al.* Choosing mutation and crossover ratios for genetic algorithms—a review with a new dynamic approach. **Information (Switzerland)**, v. 10, n. 12, 2019.

HELMER, R.; YASSINE, A.; MEIER, C. Systematic module and interface definition using component design structure matrix. **Journal of Engineering Design**, v. 21, n. 6, p. 647–675, 2010.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. Introduction to operations reasearch. **McGraw-Hill Science/Engineering/Math**, v. 7, 2002.

HÖLTTÄ-OTTO, K. *et al.* Comparative analysis of coupling modularity metrics. **Journal of Engineering Design Taylor and Francis Ltd.** 2012.

HÖLTTÄ-OTTO, K.; WECK, O. Degree of modularity in engineering systems and products with technical and business constraints. **Concurrent Engineering Research and Applications**, v. 15, n. 2, p. 113–125, jun. 2007.

JIAO, J. R.; ZHANG, Y.; WANG, Y. A heuristic genetic algorithm for product portfolio planning. **Computers and Operations Research**, v. 34, n. 6, p. 1777–1799, 2007.

JIAO, J.; SIMPSON, T. W.; SIDDIQUE, Z. Product family design and platform-based product development: A state-of-the-art review. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 18, n. 1, p. 5–29, fev. 2007.

JUNG, S.; SIMPSON, T. W. A clustering method using new modularity indices and a genetic algorithm with extended chromosomes. **International Dependency and Structure Modelling Conference**, 2014.

JUNG, S.; SIMPSON, T. W. New modularity indices for modularity assessment and clustering of product architecture. **Journal of Engineering Design**, v. 28, n. 1, p. 1–22, 2017.

MENG, X.; JIANG, Z.; HUANG, G. On the module identification for product family development. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 35, n. 1-2, p. 26-40, 2007.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied statistics and probability for engineers**. Wiley, 2003.

MORANDI, M. I. W. M.; CAMARGO, L. F. R. Revisão sistemática da literatura. In: DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JR, J. A. V. **Design science research: método de pesquisa para o avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: Bookman, 2015. p. 141–172.

OTTO, K. *et al.* Global views on modular design research: linking alternative methods to support modular product family concept development. **Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME**, v. 138, n. 7, 2016.

PIMMLER, T. U.; EPPINGER, S. D. Integration analysis of product decompositions. Design Theory and Methodology Conference. **Anais [...]**, 1994.

PIRAN, F. **Modularização de produto e os efeitos sobre a eficiência técnica: uma avaliação em uma fabricante de ônibus**. 2015. 233F. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2015.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. **R Foundation for Statistical Computing**. Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>. 2022

SIMPSON, T. W. *et al.* **Advances in product family and product platform design**. New York: Springer Science+Business Media, 2014.

YU, T. L.; YASSINE, A. A.; GOLDBERG, D. E. An information theoretic method for developing modular architectures using genetic algorithms. **Research in Engineering Design**, v. 18, n. 2, p. 91–109, 2007.

YU, T. L.; YASSINE, A. A.; GOLDBERG, D. E. **A genetic algorithm for developing modular product architectures**. 2003. Disponível em: <http://www.asme.org/about-asme/terms-of-use>. Acesso em: 15 jun. 2022.

ZHANG, W. Y.; TOR, S. Y.; BRITTON, G. A. Managing modularity in product family design with functional modeling. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 30, n. 7–8, p. 579–588, out. 2006.

APÊNDICE A – SCRIPTS DO R STÚDIO DISPONÍVEIS ONLINE

Scripts desenvolvidos neste trabalho disponíveis em:

<https://github.com/CapellariGui/OPTIMAL-DECOMPOSITION-OF-DSMS>

BIOGRAFIA DOS AUTORES

Guilherme Augusto Capellari da Silva

Graduado em Engenharia de Produção pela Universidade do Vale do Rio do Sinos (UNISINOS), aprovado com distinção no trabalho de conclusão. Atua a mais de 5 anos na áreas de logística interna, planejamento de produção e planejamento de suprimentos na indústria de não tecidos.

Leandro Gauss

Doutor, mestre e especialista em Engenharia de Produção e Sistemas, com graduação em Engenharia Mecânica e Design de Produtos. Por mais de 20 anos tem atuado na área de engenharia de sistemas, especificamente no projeto, simulação e construção de bens de capital para ambientes de manufatura. Desde 2018 integra o Grupo de Pesquisas em Modelagem para Aprendizagem (GMAP Unisinos) como pesquisador permanente. Atua há quase dois como Coordenador, e há mais quatro anos como Professor nos cursos de Graduação em Engenharia de Produção e Tecnólogo em Gestão da Produção Industrial da Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS), onde ministra regularmente as seguintes disciplinas: (i) Simulação Computacional de Processos Produtivos; (ii) Modelagem e Otimização de Sistemas Produtivos; (iii) Modelagem de Dinâmica de Sistemas; (iv) Métodos Hard e Soft para a Tomada de Decisão; (v) Sistemas de Informação para Smart Factories; e (vi) Concepção e Desenvolvimento de Produtos e Serviços Inovadores. Recentemente, passou a integrar o Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Engenharia de Produção e Sistemas da UNISINOS como professor permanente. Obteve reconhecimento, por meio do prêmio ANPEPRO, de melhor artigo em nível de mestrado acadêmico no ano de 2019. Em 2020, recebeu o prêmio ABEPRO de melhor dissertação de mestrado acadêmico em Engenharia de Produção e, em 2022, o prêmio de melhor Caso Empresarial. Possui um livro internacional publicado pela Springer e artigos publicados no *International Journal of Production Economics*, *Journal of Intelligent Manufacturing*, *Research in Engineering Design*, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *Operations Management Research*, entre outros. Em termos internacionais, tem colaborado com a Eindhoven University of Technology (TU/e) e Hanken University no desenvolvimento de pesquisas sobre Design Science na Gestão de Operações. Também tem colaborado com a empresa sueca Modular Management em atividades de ensino, pesquisa e aplicação de sistemas modulares.

Fabio Antônio Sartori Piran

Doutor em Engenharia de Produção e Sistemas pela Universidades do Vale do Rio dos Sinos - Unisinos com período de estudos na Universidade do Porto (Portugal). Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas pela Universidades do Vale do Rio dos Sinos - Unisinos. Graduado em Logística pela Universidades do Vale do Rio dos Sinos - Unisinos. Formação Superior em Gestão de Produção pela Universidade Feevale. Professor do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas - PPGEPS/UNISINOS e Pesquisador no GMAP UNISINOS (Grupo de Pesquisa em Modelagem para Aprendizagem). Possui experiência em Tomada de Decisão baseada em Dados (Data Analytics) e Modelagem para Tomada de Decisão. Desenvolveu projetos em empresas nacionais e multinacionais de calçados, componentes para calçados, artefatos, têxteis, metal mecânica, alimentação, varejo, aviação e da área da saúde. Obteve reconhecimento, por meio do Prêmio ABEPRO, de melhor dissertação de mestrado acadêmico em Engenharia de Produção no ano de 2015. Possui cinco prêmios NUGEEP de melhor TCC em Engenharia de Produção (orientador), sendo três como primeiro colocado e dois como segundo colocado. Obteve reconhecimento por meio do Prêmio de melhor artigo das sessões temáticas no ENEGEP 2022, conferido pela ABEPRO. Coordena e participa de projeto de pesquisa financiado por órgão de fomento nacional (Fapergs). Possui parceria com pesquisadores internacionais das seguintes universidades: Universidade do Porto, Universidade Católica do Porto. É um dos coordenadores do Workshop de Pós-Graduação (WPG) da ABEPRO. Atua como consultor Ad hoc da Secretaria de Inovação, Ciência e Tecnologia (SICT) do estado do Rio Grande do Sul. Possui 2 livros publicados em importantes editoras (Elsevier e Taylor & Francis). Publica em relevantes Journals de Gestão de Operações e Pesquisa Operacional.

Daniel Pacheco Lacerda

Doutor em Engenharia de Produção pela COPPE/UFRJ e Bolsista de Produtividade em Pesquisa do CNPq (PQ-1D) na área de Engenharia de Produção. Atuou como Coordenador do Bacharelado em Engenharia de Produção/UNISINOS (2011-2021). Coordena o Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas - PPGEPS/UNISINOS, lidera o GMAP | UNISINOS (Grupo de Pesquisa em Modelagem para Aprendizagem) e atua como Vice-Presidente da ABEPRO (Associação Brasileira de Engenharia de Produção). Desenvolve projetos de pesquisa aplicada em empresas como FIOCRUZ/Bio-Manguinhos, PETROBRAS, TRANSPETRO, JBS, AGDI, SEBRAE/RS, SESI, VALE, TAURUS e INDASA. Obteve distinções acadêmicas com a orientação das pesquisas premiadas pela ABEPRO em 2013/2014/2015/2018/2020/2023 e ANPEPRO em 2019, Prêmio Pesquisador Gaúcho - FAPERGS 2014 (categoria Pesquisador na Empresa), Prêmio Mérito em Administração (CRA-RS) e a bolsa de Produtividade em Desenvolvimento Tecnológico e Extensão Inovadora do CNPq (2013-2016). Publicou mais de 100 artigos em periódicos como International Journal of Production Economics, European Journal of Operational Research, Journal of Intelligent Manufacturing, Production Planning and Control, International Journal of Advanced Manufacturing Technology e Business Process Management Journal entre outros, com alto fator de impacto. Atua como revisor ou editor associado de periódicos indexados na SCOPUS e na Web of Science. Possui 22 livros publicados em importantes editoras como Elsevier, Bookman, Springer e Taylor Francis. O livro sobre Design Science Research alcançou mais de 60.000 acessos e o Literature Reviews mais 8.000 acessos. Em termos internacionais, obteve o Outstanding Paper Award for Excellence da Emerald Literati Network e o TOCICO Outstanding Volunteer Award, publicou livros pela Springer e Taylor Francis. Avalia projetos para o NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), integra o Independent Award Committee of International Symposium on Immunobiologicals (ISI-Bio-Manguinhos/FIOCRUZ) e desenvolve colaborações com o College of Charleston/USA, Universidade do Porto, Universidade Católica do Porto e Eindhoven Technology University (TU/e - Netherlands). Atuou como Professor Visitante na Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (FEUP/Uporto), no Department of Industrial Engineering da Universiã

Degli Studi di Firenze e integra o Global Manufacturing Research Group (GMRG). É listado em artigo publicado no International Journal of Production Research como um dos 12 mais profícuos autores em Teoria das Restrições (Theory of Constraints) do mundo. Tem experiência profissional e acadêmica nas áreas de Estratégia de Operações, Engenharia de Processos e Projeto Organizacional, Gestão e Análise de Eficiência (Data Envelopment Analysis), Design Science Research, Teoria das Restrições, Modularidade e Modelagem hard e soft.



Artigo recebido em: 13/04/2023 e aceito para publicação em: 30/03/2024
DOI: <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v24i1.4886>