

Estudo para classificação de impressoras 3D: uma abordagem à luz do método ELECTRE-MOr

Paula Drumond
drumond.paula16@gmail.com,
IME

Igor Pinheiro de Araújo Costa
costa_igor@id.uff.br
UFF

Daniel Augusto de Moura Pereira
danielmoura@ufcg.edu.br
UFCG

Carlos Francisco Simões Gomes
cfsg1@bol.com.br
UFF

Marcos dos Santos
marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br
IME

Resumo: As tecnologias de impressão 3D definem a essência da Manufatura Aditiva e tornam possível a produção ágil de peças customizadas de diferentes materiais, com menor custo unitário e geração de resíduos. Atualmente, uma das tecnologias de impressoras 3D mais difundidas é a do tipo Fused Deposition Modeling (FDM), objeto deste estudo deste artigo. A escolha do equipamento de impressão 3D depende do alinhamento da finalidade de uso e de conhecimentos técnicos para a ponderação de determinados quesitos. Portanto, esta escolha pode ser demorada e/ou imprecisa. Neste sentido, este trabalho teve como objetivo classificar modelos de impressora 3D do tipo FDM mediante aplicação do método ELECTRE-MOr, um modelo axiomático de Apoio Multicritério à Decisão (AMD). Como resultado, a partir de uma categorização entre classes, a alternativa FABER 10 foi a única que apresentou desempenho classe A em todos os cenários avaliados, a partir de critérios definidos pelos especialistas consultados neste estudo.

Palavras Chave: Manufatura Aditiva - Impressoras 3D - Pesquisa Operacional - ELECTRE-MOr - Apoio Multicritério

1. INTRODUÇÃO

A Manufatura Aditiva (MA) é a tecnologia capaz de transformar um modelo de geometria complexa, elaborado através de um sistema computacional, em um produto sem a necessidade de existir um longo processo de planejamento da produção. A fabricação de peças acontece com a sobreposição de camadas de material, adicionadas uma a uma em uma área de impressão tridimensional, após as configurações em software (GIBSON; ROSEN; STUCKER, 2015).

A MA é uma abordagem transformadora para empresas modernas, permitindo a produção personalizada com peças altamente intrincadas e complexas. Segundo Sonar et al. (2021), pode ser considerada como o paradigma de manufatura do futuro devido à sua capacidade de atender às mudanças de capacidade e funcionalidade de forma rápida e eficiente.

A manufatura aditiva apresenta múltiplas vantagens sobre as técnicas convencionais de fabricação, como a liberdade geométrica e, em grande parte, a omissão de ferramentas. Assim, projetos futurísticos e estruturas não padronizadas com topologia otimizada podem ser fabricados sem causar custos extras significativos (HITZLER et al., 2018).

Gorelik (2017) afirma que, devido a sua flexibilidade inerente, a MA pode ser considerada para uma variedade de domínios de aplicação que abrangem novas peças, reparos e pós-venda. Os estudos para a expansão da tecnologia estão sendo impulsionados pelas amplas vantagens que a mesma oferece, como a rápida produção de um modelo digital em físico, a possibilidade de personalizar produtos, um baixo custo de produção e a utilização de menos material, que faz com que sejam gerados menos resíduos que impactam o meio ambiente (GIORDANO; DE SENZI ZANCUL; RODRIGUES, 2016).

A manufatura aditiva ganhou ampla difusão em uma série de aplicações com base na técnica de fabricação de camadas nos últimos anos (RANSIKARBUM; KHAMHONG, 2021). No entanto, é um desafio selecionar um processo de MA adequado para determinado cliente ou empresa. Isso ocorre porque o resultado pode variar devido não apenas a diferentes materiais e impressoras, mas também a diferentes parâmetros e pós-processos (WANG; ZHONG; XU, 2018).

Segundo Qin et al. (2020), selecionar um processo de MA apropriado ou máquina para fabricar um produto de uso final é uma questão importante no projeto de Manufatura Aditiva. Um dos muitos tipos de abordagens para a seleção do processo é baseado na tomada de decisão multicritério (QIN et al., 2020).

Neste contexto, o Apoio Multicritério à Decisão (AMD) consiste em um conjunto de abordagens formais que buscam levar em conta de forma explícita múltiplos critérios para ajudar as partes interessadas e grupos a explorar decisões importantes (BELTON; STEWART, 2002). Essas decisões envolvem, via de regra, vários objetivos conflitantes, tipos nebulosos de incertezas não repetíveis, custos e benefícios acumulados para vários indivíduos, empresas, grupos e outras organizações (KEENEY; RAIFFA; MEYER, 1993).

Apesar da diversidade de abordagens, métodos e técnicas multicritério, os componentes básicos do AMD são um conjunto finito ou infinito de ações (alternativas, soluções, cursos de ação, etc.), pelo menos dois critérios e pelo menos um Decisor (DM - *Decision Maker*). Dados esses elementos básicos, o AMD é uma atividade que auxilia na tomada de decisões, principalmente em termos de escolha, classificação ou ordenação das ações (GRECO; FIGUEIRA; EHRGOTT, 2016).

Este trabalho tem como objetivo propor, por meio da aplicação do método de AMD ELECTRE-MOr, um algoritmo capaz de apoiar o processo estratégico de classificação de

equipamentos de impressão 3D que atendam aos objetivos do usuário. O modelo axiomático do método ELECTRE-MOr permite a avaliação e obtenção dos pesos dos critérios, ponderados em análise paritária qualitativa por especialistas em MA, e a distribuição das alternativas em categorias predefinidas. O método foi escolhido pelo fato de distribuir alternativas em classes, o que permite ao tomador de decisão a seleção de uma ou mais opções que estejam alocadas nas classes mais altas.

Em face do exposto, este artigo apresenta uma contribuição para a academia e sociedade, pois representa a aplicação de um método de AMD no estado da arte para apoio à decisão em uma área com grande potencial de inovação e expansão de mercado.

Este artigo está dividido em seis seções. Após esta introdução, a seção 2 apresenta a revisão da literatura; a seção 3 apresenta a estruturação do problema e a metodologia, enquanto a seção 4 trata das principais características do método ELECTRE MOr; a seção 5 demonstra sua aplicação e resultados; finalmente, a seção 6 conclui esta pesquisa.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Com as tendências da Indústria 4.0 abrangendo meios físicos e virtuais, a MA representa a tendência para a realização de geometrias complexas projetadas em computadores (OH et al., 2020). Conhecida amplamente como Impressão 3D, a MA vem se difundindo ao redor do mundo devido à possibilidade de desenvolvimento de produtos customizados de maneira rápida e com mínimo desperdício de material, o que impacta positivamente na cadeia produtiva (GIBSON; ROSEN; STUCKER, 2015).

A impressora do tipo Modelagem por Fusão e Deposição (FDM – *Fused Deposition Modeling*) utiliza calor para derreter um filamento termoplástico e, em seguida, gerar um item 3D a partir de designs digitais (JOO et al., 2020), apresentando um processo econômico, principalmente na construção de itens com geometria complexa ou com quase qualquer forma (TAN; MANIRUZZAMAN; NOKHODCHI, 2018).

A literatura acadêmica apresenta diversas aplicações de métodos de AMD em problemas relacionados à Manufatura Aditiva. Roberson et al. (2013) avaliaram a capacidade de cinco máquinas de MA com base na capacidade de produzir um componente padrão. Os autores também desenvolveram um modelo / método para avaliar e classificar as tecnologias de MA com base em critérios selecionados para facilitar as decisões de compra.

Wang et al. (2018) propuseram uma modelagem híbrida para ajudar os usuários no processo de seleção de opções de MA. Os autores aplicaram o método *Analytical Hierarchical Process* (AHP) para capturar as preferências dos clientes. Após analisar os resultados de diferentes métodos de normalização, uma abordagem modificada do método *Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution* (TOPSIS) foi proposta para ordenar as soluções e fornecer sugestões aos usuários.

Khamhong et al. (2019) empregaram a metodologia *Fuzzy Analytic Hierarchy Process* (Fuzzy AHP) para analisar pesos de critérios para fatores relacionados à seleção de impressoras 3D. Raigar et al. (2020) propuseram uma metodologia multicritério híbrida para selecionar um processo de MA apropriado a partir de processos disponíveis. O *Best Worst Method* (BWM) foi usado para determinar os pesos ideais dos critérios e o método *Proximity Indexed Value* (PIV) foi empregado para classificar os processos de MA disponíveis.

De acordo com Palanisamy et al. (2020), os custos da máquina e do material são os parâmetros significativos, que desempenham um papel importante na estimativa de custo da MA. Os autores aplicaram o método BWM para selecionar o material adequado para um projeto de MA, visando diminuir os custos inerentes ao projeto.

Segundo Büyüközkan e Göçer (2020), embora as opções sejam abundantes, a seleção de uma escolha adequada de MA não é uma tarefa trivial. Os autores aplicaram o método *Combinative Distance-Based Assessment* (CODAS) sob o *Pythagorean Fuzzy* (PF) para auxiliar na seleção da tecnologia de impressão 3D mais adequada às necessidades das cadeias de suprimentos em determinada empresa.

Sonar et al. (2021) identificaram e priorizaram importantes fatores de implementação de MA usando o método AHP. Um total de 11 fatores foram identificados e ordenados por meio do AHP. Ransikarbum e Khamhong (2021) avaliaram o problema de seleção de impressora 3D para aplicativos de saúde usando a técnica de análise de decisão integrativa. Inicialmente, os autores usaram o método Fuzzy AHP para avaliar os critérios considerados importantes para a seleção da impressora. Em seguida, o método TOPSIS foi empregado para avaliar alternativas de impressoras, considerando preferências de especialistas técnicos e grupos de usuários.

A revisão da literatura, embora não exaustiva, revelou várias aplicações dos métodos de AMD para apoiar o processo de tomada de decisão em problemas relacionados à MA. Entretanto, verificou-se a inexistência de modelos de distribuição de alternativas em classes, como é a proposta deste artigo.

A modelagem apresentada nesta pesquisa distribui as alternativas em categorias predefinidas, apresentando entrada ordinal de pesos, múltiplos DMs e avaliação de critérios quantitativos e qualitativos. Além disso, o método ELECTRE-MOr apresenta duas maneiras de obter os limites inferiores de classes predefinidas, fornecendo duas distribuições das alternativas, fornecendo maior transparência e robustez ao processo de tomada de decisão.

3. ESTRUTURAÇÃO DO PROBLEMA

Considerando um problema real de tomada de decisão, a incerteza é intrínseca. Conforme sugerido por Malloy et al. (2017), os métodos utilizados como auxílio à decisão devem possibilitar um algoritmo integrado, permitindo a avaliação de dados qualitativos e quantitativos. Ou seja, as ferramentas devem possibilitar estruturar e analisar variáveis em situações nas quais não é possível definir uma entrada numérica precisa. Na análise de decisão, a presença de incerteza quanto à avaliação de um problema é recorrente, tendo em vista que as informações obtidas podem apresentar falta de dados completos ou de certeza (DONG et al., 2018).

Nesse contexto, a subjetividade na modelagem do AMD possui um papel importante (DURBACH; STEWART, 2012), transcrevendo as preferências do DM pelo método implementado, sendo transparente quanto às manipulações e atribuições na problemática de avaliação (MOREIRA et al., 2021).

Durante a análise dos dados referentes ao estudo de caso deste artigo, verificou-se que, dentre as diversas ferramentas de AMD disponíveis, o método ELECTRE-MOr tem boa aderência ao problema, pois distribui as alternativas em classes predefinidas e possibilita a obtenção dos pesos dos critérios por entradas ordinais, considerando a opinião de múltiplos DMs.

Portanto, este trabalho tem como objetivo propor um plano de ação para classificação de impressoras 3D do tipo FDM, baseado na aplicação do método ELECTRE-MOr, que facilita a expressão de relações de preferência por DMs, contribuindo para tomadas de decisão transparentes e confiáveis.

3.1. METODOLOGIA

De acordo com a classificação proposta por Creswell e Creswell (2017), esta pesquisa pode ser caracterizada como qualitativa-quantitativa mista, combinando estudo de caso e modelagem matemática (BERTRAND; FRANSOO, 2002). A Manufatura Aditiva é o objeto de pesquisa, conforme apresentado anteriormente nas Seções 1 e 2.

O referencial teórico e detalhes do estudo de caso são apresentados nas Seções 4 e 5, respectivamente. A modelagem matemática do AMD passa por cinco etapas principais, resumidas na Figura 1.

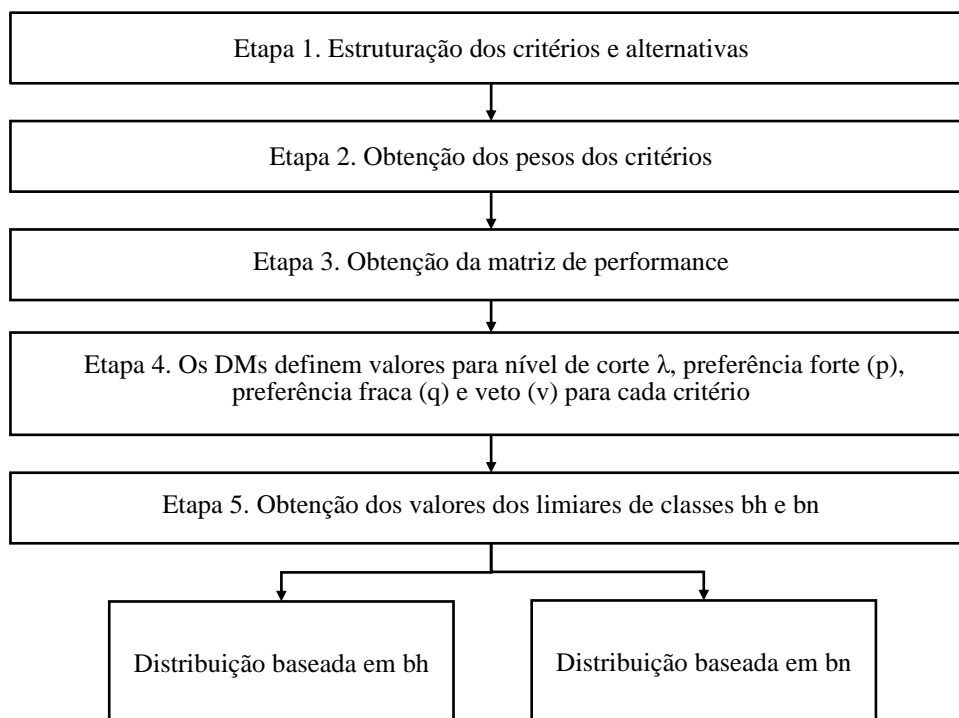


Figura 1: Etapas da metodologia aplicada.

Fonte: Autores (2021)

4. O MÉTODO ELECTRE-MOR

O ELECTRE MOR, proposto por Costa et al. (2021a), é um método de classificação de múltiplos critérios com entrada de pesos ordinal, que inclui múltiplos tomadores de decisão e distribui as alternativas em categorias predefinidas. Para o estabelecimento das relações de preferência, o método estabelece três situações fundamentais de comparação entre as alternativas e os limites de classes predefinidas:

I – Preferência Fraca (q): Existem razões claras e positivas que não implicam uma preferência estrita em favor de uma (bem definida) das duas ações, mas essas razões são insuficientes para que seja assumida uma preferência estrita em favor de outra, ou a indiferença entre elas (ROY; FIGUEIRA; ALMEIDA-DIAS, 2014);

II – Preferência estrita (p): Existem razões claras e positivas que justificam uma preferência significativa em favor de uma (bem definida) das duas ações (ROY; FIGUEIRA; ALMEIDA-DIAS, 2014);

III – Veto (v): Limite definido para cada critério que fixa um valor para a diferença $g_j(b) - g_j(a)$ (diferença em relação ao critério j e discordante da afirmativa aSb), a partir do qual não será aceita a proposição aSb (GOMES; GOMES, 2019).

Os procedimentos do ELECTRE MOR são desenvolvidos em duas etapas:

- 1) Transformar preferências ordinais de critérios em um vetor de pesos de critérios;
- 2) Integrar os critérios vetoriais de diferentes tomadores de decisão.

No procedimento de construção das relações de superação, o ELECTRE MO_r utiliza uma adaptação do método *Simple Aggregation of Preferences Expressed by Ordinal Vectors* (SAPEVO) (GOMES et al., 2020; GOMES; MURY; GOMES, 1997) para gerar os pesos. Esta primeira etapa reúne dois passos:

- Passo 1: a relação está associada à seguinte escala de cinco pontos, variando de -2 a 2, conforme a Tabela 1:

Tabela 1: Relação e escala.

Relação	Escala
<< é muito menos importante que	- 2
< é menos importante que	- 1
≈ é tão importante quanto	0
> é mais importante que	1
>> é muito mais importante que	2

Fonte: (COSTA et al., 2021a)

- Passo 2: essa relação associada a uma escala permite transformar a matriz $D_k = [\delta_{ij}]$, onde $k =$ tomadores de decisão, em um vetor coluna $[v_i]$, de tal forma que (1):

$$\sum_{j=1}^m (c_i), \text{ para } i = 1, \dots, m \text{ e } k = 1, \dots, n \quad (1)$$

Onde c_i representa os graus atribuídos na avaliação paritária dos critérios, de acordo com a escala da Tabela 1. Terminado o processo de integração da matriz, é feita a normalização do vetor resultante, que garante a geração de valores não negativos (2):

$$\bar{c}_i = \left(\frac{a_{ij} - \min a_{ij}}{\max a_{ij} - \min a_{ij}} \right) \quad (2)$$

Os índices de concordância, discordância e credibilidade foram desenvolvidos com base nas características dos métodos da família ELECTRE. Na segunda etapa do método, esses índices são calculados de acordo com as seguintes fórmulas (COSTA et al., 2021a)

(a) Índice de concordância:

A condição ($p > q$) deve ser atendida para que o resultado do cálculo não seja igual a zero (3).

$$c_j(a, b_n) = \begin{cases} 0 & \text{se } g_j(b_n) - g_j(a) \geq p_j(b_n) \\ 1 & \text{se } g_j(b_n) - g_j(a) \leq q_j(b_n) \\ \text{se } p_j \geq g_j(b_n) - g_j(a) > q_j \\ 1 - \left(\frac{-g_j(b_n) + g_j(a) + q_j}{-p_j - q_j} \right) & \end{cases} \quad (3)$$

(b) Índice de concordância global (4):

$$c(a, b_h) = \frac{\sum_{j \in F} w_j c_j(a, b_h)}{\sum_{j \in F} w_j} \quad (4)$$

(c) Índice de discordância:

(5). A condição ($v > p$) deve ser atendida para que o resultado do cálculo não seja igual a zero

$$d_j = \begin{cases} 0 & \text{se } g_j(a) - g_j(b) \leq p \\ 1 & \text{se } g_j(a) - g_j(b) > v \\ \text{se } v > g_j(a) - g_j(b) \geq p & \\ \left(\frac{g_j(a) - g_j(b) - p}{v - p} \right) & \end{cases} \quad (5)$$

(d) Índice de credibilidade (6):

$$\sigma(a, b_h) = c(a, b_h) \prod_{j \in F} \frac{1 - d_j(a, b_h)}{1 - c(a, b_h)} \quad (6)$$

(e) Obtenção dos limites das classes:

As classes são delimitadas por duas formas de obtenção de perfis:

- Conjunto $B_h = \{bh_1, bh_2, \dots, bh_p\}$; e
- Conjunto $B_n = \{bn_1, bn_2, \dots\}$.

Os limiares bh são obtidos considerando o número de perfis p estabelecidos pelo DM, dividindo o intervalo entre os valores máximo e mínimo de cada critério em $p + 1$ partes iguais (classes). Sejam g_j^* e g_j^- os valores máximo e mínimo, respectivamente, apresentados pelas alternativas em cada critério. Define-se o intervalo h_j entre perfis consecutivos mediante (7), (8).

$$h_j = \frac{g_j^* - g_j^-}{p + 1} \quad (7)$$

$$bh_i = g_j^- + i * h_j; \quad i = 1, \dots, p \quad (8)$$

A Figura 2 ilustra o estabelecimento dos perfis de classe obtidos por meio do procedimento bh :

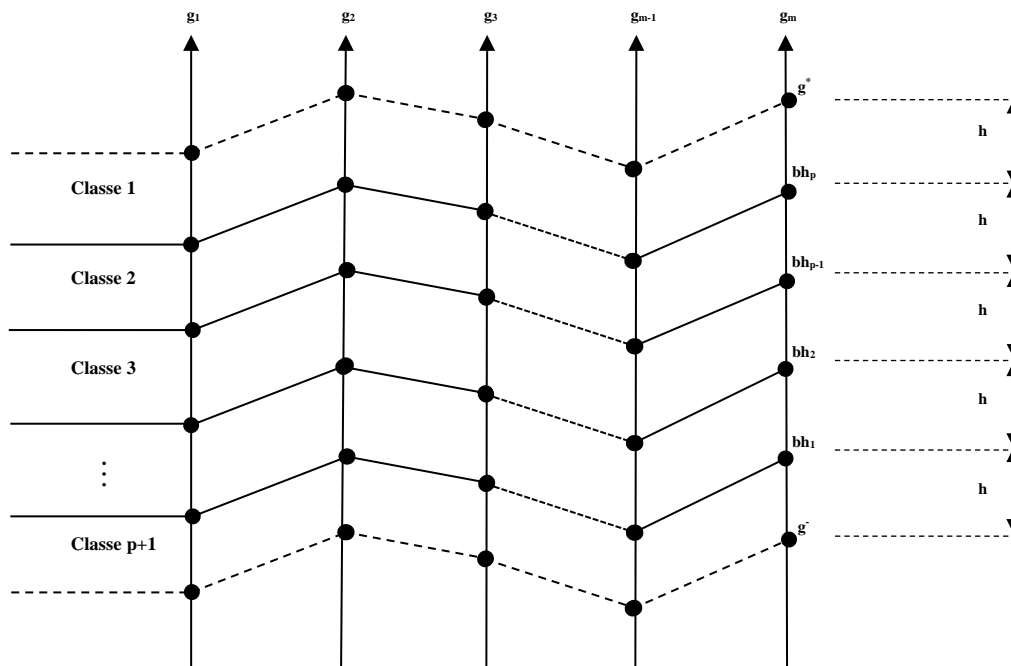


Figura 2: Procedimento bh do método ELECTRE-MOr.

Fonte: Autores (2021)

O procedimento bn consiste em estabelecer perfis para cada critério de forma que cada subclasse tenha o mesmo número de alternativas. Seja n o número de alternativas, no procedimento bn, uma pré-ordem decrescente das alternativas é estabelecida, de modo que $a_i = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$, em que a_1 representa a pontuação da alternativa com o melhor desempenho em um determinado critério, e a_n , a pior pontuação. Para a definição dos limites de bn, calcula-se um parâmetro k , que serve de base para a obtenção dos índices e valores dos perfis (9).

$$k = \frac{n}{p + 1} \quad (9)$$

Depois de definir o valor de k , os perfis bn são obtidos, tais que $bn_i = \{bn_p = a_k, bn_{p-1} = a_{2k}, \dots, bn_1 = a_{pk}\}$, em que p é o número de perfis. O perfil bn_p representa o limite inferior da classe mais alta (Classe 1), e bn_1 , o limite superior da pior classe (Classe $p + 1$).

A Figura 3 mostra o estabelecimento dos perfis de classe obtidos por meio do procedimento bn:

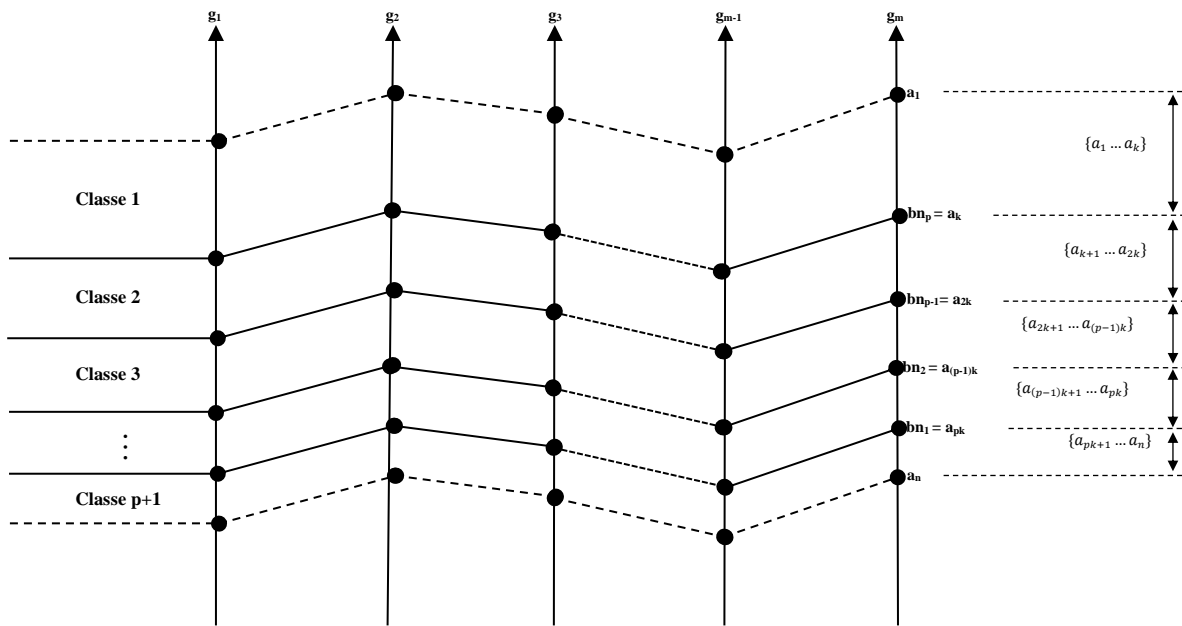


Figura 3: Procedimento bn do método ELECTRE-MOR.

Fonte: Autores (2021)

(f) Nível de corte:

A afirmação aSb_h significa que "a alternativa a não tem desempenho pior do que o perfil bh". Na validação da afirmação aSb_h , calcula-se um índice de credibilidade $\sigma(a, b_h)$, o qual expressa o grau de confiança da declaração "a não é pior que b_h ". Para definir a relação de sobreclassificação, é adotado o nível de corte λ (10).

$$aSb_h \leftrightarrow \sigma(a, b_h) \geq \lambda \quad (10)$$

O nível de corte λ indica se a credibilidade é ou não suficiente para aceitar a sobreclassificação (ROCHA; DIAS, 2008). A distribuição é realizada por meio de dois procedimentos:

- Otimista: consiste em comparar a alternativa sucessivamente à alternativa b, a partir do último perfil (categoria, classe);
- Pessimista: consiste em comparar a alternativa a sucessivamente à alternativa b, partindo do primeiro perfil (categoria, classe), sendo esta a classificação mais exigente.

Devido ao fato de apresentar duas formas de obtenção dos limiares de classes predefinidas (b_h e b_n), o ELECTRE-MOR apresenta duas distribuições pessimistas e otimistas das alternativas.

O método vem sendo empregado para apoiar o processo de tomada de decisão em diversos problemas táticos, operacionais, logísticos e estratégicos, como na classificação de aviões-hospitais a serem empregados no combate à pandemia de COVID-19 (COSTA et al., 2021a); avaliação edafoclimática e econômica de regiões do Brasil para o plantio de mogno africano (MAËDA et al., 2020); classificação de lanchas a serem adquiridas pela Marinha do Brasil no combate à COVID-19 no Amazonas (COSTA et al., 2020); e em um estudo estratégico para a retomada econômica no estado do Rio de Janeiro (BERRIEL et al., 2020).

4.1. O SOFTWARE ELECTRE-MOR WEB

Uma característica relevante para um método de apoio à tomada de decisão é a disponibilidade de software implementando a sua parte axiomática, bem como sua representação gráfica e exploração dos resultados (CINELLI et al., 2020). Assim, para facilitar a utilização do método pela sociedade em geral, foi realizada a implementação computacional do método. O software ELECTRE-MOR WEB (COSTA et al., 2021b) foi desenvolvido a partir de uma parceria entre o corpo técnico do Centro de Análise de Sistemas Navais (CASNAV), um grupo de pesquisa do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal Fluminense (UFF) e um grupo de pesquisa do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Computação do Instituto Militar de Engenharia (IME). O software foi registrado junto ao Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI) via Núcleo de Inovação Tecnológica da Marinha, sediado na Diretoria-Geral de Desenvolvimento Nuclear e Tecnológico da Marinha (DGDNTM).

5. ESTUDO DE CASO

Diante das inúmeras opções de impressoras 3D FDM encontradas no mercado, foram consultados três especialistas da área para designar as alternativas componentes da análise deste trabalho. Para as alternativas possíveis, foram consideradas impressoras que possuem semelhanças entre padrão construtivo (equipamento e produto acabado) e preço, de modo que não houvesse desigualdade entre as alternativas selecionadas. Com isso, concluiu-se que oito impressoras seriam avaliadas: ENDER 3, ENDER 3 PRO, DAVINCI PRO 1.0, GI3, S2, PRIME ONE V3, GRABER I3 e FABER 10.

Após a seleção dos equipamentos que seriam avaliados, os especialistas consultados definiram seis critérios relevantes que se relacionam com a escolha do equipamento e que podem influenciar na qualidade das peças impressas em 3D, a saber (Tabela 2):

Tabela 2: Critérios que compõem a análise.

Sigla	Critérios	Monotonicidade
C ₁	Velocidade de impressão (mm/s)	Lucro
C ₂	Área de impressão (mm ²)	Lucro
C ₃	Preço (R\$)	Custo
C ₄	Resolução da camada (mm)	Custo
C ₅	Garantia (Meses)	Lucro
C ₆	Consumo energético (w)	Custo

Fonte: Autores (2021)

Salienta-se que foi determinada a monotonicidade dos critérios, ou seja, se são critérios de custo ou benefício (lucro), de modo a minimizá-los ou maximizá-los, respectivamente, quando incorporados ao método ELECTRE-MOR.

5.1. OBTENÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS

O primeiro passo para a aplicação do método é a obtenção dos pesos dos critérios, mediante escala de relacionamento apresentada na Tabela 1 e equações (1) e (2). Ressalta-se que os cálculos foram realizados com o auxílio da ferramenta computacional ELECTRE-MOR WEB. Após aplicação dos primeiros passos do método, mediante comparação paritária, considerando as opiniões dos mesmos especialistas que definiram critérios e alternativas do problema, foram obtidos os seguintes pesos para os critérios (Tabela 3).

Tabela 3: Pesos dos critérios, obtidos após aplicação do ELECTRE-MOr.

Critério	Pesos
C ₁ . Velocidade de impressão (mm/s)	0,92
C ₂ . Área de impressão (mm ²)	1,21
C ₃ . Preço (R\$)	2
C ₄ . Resolução da camada (mm)	1,29
C ₅ . Garantia (Meses)	0,72
C ₆ . Consumo energético (w)	0,45

Fonte: Autores (2021)

Observa-se que o critério com maior peso após análise dos três especialistas foi o preço, seguido da resolução da camada e área de impressão. O critério consumo energético foi considerado como o menos importante pelos analistas.

5.2. AVALIAÇÃO DAS ALTERNATIVAS

Em seguida, é obtida a matriz de performance, com as alternativas sendo avaliadas à luz de cada critério (Tabela 4).

Tabela 4: Matriz de performance.

Alternativa / Critério	C₁	C₂	C₃	C₄	C₅	C₆
ENDER 3	100	48.400	-2.199	-0,050	6	-340
ENDER 3 PRO	100	48.40	-2.599	-0,050	6	-340
DAVINCI PRO 1.0	120	40.000	-10.000	-0,075	12	-200
GI3	200	40.000	-3.100	-0,050	12	-360
S2	150	40.000	-5.550	-0,050	12	-350
PRIME ONE V3	75	40.000	-2.350	-0,080	3	-360
GRABER I3	80	40.000	-1.950	-0,050	12	-360
FABER 10	200	90.000	-3.685	-0,070	12	-270
bh ₃	169	77.500	-3.963	-0,058	10	-240
bh ₂	138	65.000	-5.975	-0,065	8	-280
bh ₁	106	52.500	-7.988	-0,073	5	-320
bn ₃	150	48.400	-2.199	-0,070	12	-270
bn ₂	100	40.000	-2.599	-0,075	6	-350
bn ₁	80	40.000	-3.685	-0,080	3	-360
q	15	2.000	100	0,025	6	15
p	20	4.000	500	0,050	12	50
v	25	10.000	10.000	0,075	10	200
Pesos dos critérios	0,92	1,21	2,00	1,29	0,72	0,45

Fonte: Autores (2021)

Os critérios monotônicos de custo foram representados com valores negativos na matriz de performance. Os limiares de Preferência Fraca (q), Preferência estrita (p) e Veto (v) foram definidos mediante consenso entre os especialistas. Além disso, foi estabelecido que as oito alternativas seriam distribuídas em quatro classes. Os valores de bh e bn foram obtidos pela aplicação das equações (7)-(9).

5.3. RESULTADOS OBTIDOS

Após aplicação de todos os passos do ELECTRE-MOr, foram obtidas as classificações otimistas e pessimistas para as duas formas de distribuição (bh e bn). Em consenso entre os autores e especialistas, foi estabelecido um nível de corte λ igual a 0,6, por apresentar uma boa discriminação na classificação das alternativas mediante aplicação da Eq. 10. Por definição, o

valor de λ varia de 0,5 a 1 e, quanto maior seu valor, mais exigente é a distribuição das alternativas nas classes predefinidas (COSTA et al., 2021a). Assim, obtém-se a distribuição das alternativas nas quatro classes predefinidas (Tabela 5).

Tabela 5: Resultados obtidos após aplicação do método ELECTRE-MOr.

$\lambda = 0,6$ ALTERNATIVAS	bh		bn	
	PESSIMISTA	OTIMISTA	PESSIMISTA	OTIMISTA
ENDER 3	C	C	B	B
ENDER 3 PRO	C	C	B	B
DAVINCI PRO 1.0	D	D	B	B
GI3	D	A	A	A
S2	D	C	A	A
PRIME ONE V3	D	D	C	C
GRABER I3	D	D	B	B
FABER 10	A	A	A	A

Fonte: Autores (2021)

Tendo em vista as classificações obtidas através do método, constata-se que a alternativa FABER 10 foi única com a classificação correspondente à Classe A nos dois cenários (pessimista e otimista) dentro das duas distribuições (bh e bn). Portanto, esta é a impressora 3D mais indicada a ser adquirida em face das condições abordadas.

Na análise de bh, nota-se que somente a FABER 10 alcançou a melhor classificação nos dois cenários. Já no procedimento bn, percebe-se que as alternativas GI3, S2 também atingiram a maior classe, porém a GI3 obteve um resultado ruim no cenário pessimista de bh e a S2 teve desempenho ruim em ambos os cenários de bh.

Dentre as razões que levaram a FABER 10 a ser a mais bem classificada, pode-se observar o bom desempenho geral nos critérios, destacando-se a grande área de impressão (terceiro critério de maior peso) de 90.000 mm² e a velocidade de impressão de 200 mm/s, o que justifica o bom desempenho da alternativa na análise proposta.

6. CONCLUSÃO

O presente artigo teve por objetivo apoiar o processo de classificação de impressoras 3D do tipo FDM, de modo a avaliar as alternativas selecionadas à luz de critérios estabelecidos para se chegar a um resultado fundamentado em um modelo multicritério.

A aplicação do método ELECTRE-MOr considerou a avaliação de três especialistas diferentes, com base nos critérios em questão e dos pesos provenientes de suas avaliações, tendo interferido sobre o resultado final.

Ressalta-se que o método aplicado se mostrou eficiente para a análise proposta, possibilitando entrada de pesos ordinais, levando em consideração a opinião de múltiplos decisores, tanto na obtenção dos pesos, quanto na elicitação dos limiares de preferência e veto. Além disso, a apresentação de duas ordenações pessimistas e otimistas permitiu verificar o comportamento das alternativas em diversos cenários, com a possibilidade de escolha de diversos parâmetros de análise, seja pela consideração do maior número de ocorrências de classificações, como foi feito neste artigo, ou pela consideração de apenas uma das duas formas de classificação.

Verificou-se que o método possibilitou classificar as impressoras 3D, apontando a FABER 10 como opção mais assertiva dentre as oito possíveis diante dos critérios técnicos estipulados, dos pesos gerados através da análise de especialistas e dos demais parâmetros que

fazem parte do modelo. Ressalta-se que no caso específico deste artigo, apenas um modelo apresentou a classificação mais alta (Classe A) em todos os cenários avaliados, porém em outros casos é comum que mais de uma alternativa apresente a melhor classificação possível, oferecendo informação adicional ao tomador de decisão.

Como sugestão de trabalhos futuros, é proposto que se incluam outros critérios relevantes e/ou alternativas, modificando o nível de corte, e que sejam analisadas as impressoras 3D de outros tipos.

7. REFERÊNCIAS

- BELTON, V.; STEWART, T. **Multiple criteria decision analysis: an integrated approach**. [s.l.] Springer Science & Business Media, 2002.
- BERRIEL, P. C. et al. Retomada econômica no município de Nilópolis durante a pandemia de COVID-19: uma análise a partir do método ELECTRE-MOr. **Congreso Internacional XXXI EPIO – XXXIII ENDIO y RED-M IX**, 2020.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002.
- BÜYÜKÖZKAN, G.; GÖÇER, F. **Assessment of additive manufacturing technology by pythagorean fuzzy CODAS** *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2020. Disponível em: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85069478922&doi=10.1007%2F978-3-030-23756-1_114&partnerID=40&md5=63ef2c031d36d9c8bca97f3aca034325>
- CINELLI, M. et al. How to Support the Application of Multiple Criteria Decision Analysis? Let Us Start with a Comprehensive Taxonomy. **Omega**, p. 102261, 2020.
- COSTA, I. P. DE A. et al. Desenvolvimento axiomático e implementação computacional do método híbrido ELECTRE-MOr: apoiando à decisão da Marinha do Brasil na aquisição de lanchas no combate à COVID-19. **Congreso Internacional XXXI EPIO – XXXIII ENDIO y RED-M IX 2020**, 2020.
- COSTA, I. P. DE A. et al. Choosing flying hospitals in the fight against the COVID-19 pandemic: structuring and modeling a complex problem using the VFT and ELECTRE-MOr methods. **IEEE Latin America Transactions**, v. 19, n. 6, p. 1099–1106, 2021a.
- COSTA, I. P. DE A. et al. **ELECTRE-MOr WEB Software (v.1), sob registro INPI: BR512021001100-7**. Disponível em: <<http://electremor.com/>>. Acesso em: 15 jun. 2021b.
- CRESWELL, J. W.; CRESWELL, J. D. **Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches**. [s.l.] Sage publications, 2017.
- DONG, Y. et al. Strategic weight manipulation in multiple attribute decision making. **Omega (United Kingdom)**, v. 75, p. 1339–1351, 2018.
- DURBACH, I. N.; STEWART, T. J. Modeling uncertainty in multi-criteria decision analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 223, n. 1, p. 1–14, 2012.
- GIBSON, I. .; ROSEN, D. W. .; STUCKER, B. **Additive Manufacturing Technologies: 3D Printing, rapid prototyping and direct digital manufacturing**. New York: Springer, 2015.
- GIORDANO, C. M.; DE SENZI ZANCUL, E.; RODRIGUES, V. P. Análise dos custos da produção por manufatura aditiva em comparação a métodos convencionais. **Revista Produção Online**, v. 16, n. 2, p. 499–523, 2016.
- GOMES, C. F. S. et al. SAPEVO-M: a group multicriteria ordinal ranking method. **Pesquisa Operacional**, v. 40, 2020.
- GOMES, L.; GOMES, C. F. S. **Princípios e métodos para a tomada de decisão: Enfoque multicritério** São Paulo: Atlas, , 2019.
- GOMES, L.; MURY, A.-R.; GOMES, C. F. S. Multicriteria ranking with ordinal data. **Systems Analysis-Modelling-Simulation**, v. 27, n. 2, p. 139–146, 1997.
- GORELIK, M. Additive manufacturing in the context of structural integrity. **International Journal of Fatigue**, v. 94, p. 168–177, 2017.

GRECO, S.; FIGUEIRA, J.; EHRGOTT, M. **Multiple Criteria Decision Analysis: State of art surveys**. [s.l.] Springer, 2016. v. 37

HITZLER, L. et al. A Review of Metal Fabricated with Laser- and Powder-Bed Based Additive Manufacturing Techniques: Process, Nomenclature, Materials, Achievable Properties, and its Utilization in the Medical Sector. **Advanced Engineering Materials**, v. 20, n. 5, 2018.

JOO, Y. et al. The advent of a novel manufacturing technology in pharmaceuticals: Superiority of fused deposition modeling 3D printer. **Journal of Pharmaceutical Investigation**, v. 50, n. 2, p. 131–145, 2020.

KEENEY, R. L.; RAIFFA, H.; MEYER, R. F. **Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs**. [s.l.] Cambridge university press, 1993.

KHAMHONG, P.; YINGVIWATANAPONG, C.; RANSIKARBUM, K. **Fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP)-based Criteria Analysis for 3D Printer Selection in Additive Manufacturing**. RI2C 2019 - 2019 Research, Invention, and Innovation Congress. **Anais...2019** Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85093702659&doi=10.1109%2FRI2C48728.2019.8999950&partnerID=40&md5=5d3c670ce0078c24f2ab1e875874e70b>>

MAËDA, S. M. DO N. et al. Avaliação edafoclimática e econômica de regiões para o plantio de mogno africano: uma abordagem à luz do método ELECTRE-MOr. **Congresso Internacional XXXI EPIO – XXXIII ENDIO y RED-M IX**, 2020.

MALLOY, T. F. et al. Advancing alternative analysis: Integration of decision science. **Environmental Health Perspectives**, v. 125, n. 6, p. 1–12, 2017.

MOREIRA, M. Â. L. et al. PROMETHEE-SAPEVO-M1 a Hybrid Approach Based on Ordinal and Cardinal Inputs: Multi-Criteria Evaluation of Helicopters to Support Brazilian Navy Operations. **Algorithms**, v. 14, n. 5, p. 140, 27 abr. 2021.

OH, Y. et al. Nesting and scheduling problems for additive manufacturing: A taxonomy and review. **Additive Manufacturing**, v. 36, 2020.

PALANISAMY, M.; PUGALENDHI, A.; RANGANATHAN, R. Selection of suitable additive manufacturing machine and materials through best–worst method (BWM). **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 107, n. 5–6, p. 2345–2362, 2020.

QIN, Y. et al. An additive manufacturing process selection approach based on fuzzy Archimedean weighted power Bonferroni aggregation operators. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, v. 64, 2020.

RAIGAR, J. et al. A decision support system for the selection of an additive manufacturing process using a new hybrid MCDM technique. **Sadhana - Academy Proceedings in Engineering Sciences**, v. 45, n. 1, 2020.

RANSIKARBUM, K.; KHAMHONG, P. Integrated Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution for Additive Manufacturing Printer Selection. **Journal of Materials Engineering and Performance**, 2021.

ROBERSON, D. A.; ESPALIN, D.; WICKER, R. B. 3D printer selection: A decision-making evaluation and ranking model. **Virtual and Physical Prototyping**, v. 8, n. 3, p. 201–212, 2013.

ROCHA, C.; DIAS, L. C. An algorithm for ordinal sorting based on ELECTRE with categories defined by examples. **Journal of Global Optimization**, v. 42, n. 2, p. 255–277, 2008.

ROY, B.; FIGUEIRA, J. R.; ALMEIDA-DIAS, J. Discriminating thresholds as a tool to cope with imperfect knowledge in multiple criteria decision aiding: Theoretical results and practical issues. **Omega**, v. 43, p. 9–20, 2014.

SONAR, H. C.; KHANZODE, V. V.; AKARTE, M. M. Ranking of Additive Manufacturing Implementation Factors using Analytic Hierarchy Process (AHP). **Journal of The Institution of Engineers (India): Series C**, v. 102, n. 2, p. 421–426, 2021.

TAN, D. K.; MANIRUZZAMAN, M.; NOKHODCHI, A. Advanced pharmaceutical applications of hot-melt extrusion coupled with fused deposition modelling (FDM) 3D printing for personalised drug delivery. **Pharmaceutics**, v. 10, n. 4, p. 203, 2018.

WANG, Y.; ZHONG, R. Y.; XU, X. A decision support system for additive manufacturing process selection using a hybrid multiple criteria decision-making method. **Rapid Prototyping Journal**, v. 24, n. 9, p. 1544–1553, 2018.