



OTIMIZAÇÃO MULTIOBJECTIVO E SIMULAÇÃO DE PARÂMETROS DE PROCESSO DE MANUFATURA ADITIVA DIRETA DE ALUMINA

Thiago Calabreze de Azevedo, Projeto, Materiais e Manufatura, azevedo.thiago@usp.br

Melkzedekue Moraes De Alcântara Calabrese Moreira, Dinâmica e Mecatrônica, melkzedekue@usp.br

Carlos Alberto Fortulan, Projeto, Materiais e Manufatura, fortulan@usp.br

Maíra Martins da Silva, Dinâmica e Mecatrônica, mairams@sc.usp.br

Resumo A capacidade de processamento de material cerâmico através de manufatura aditiva tem se expandido ao longo das últimas décadas, sendo atualmente possível fabricar peças com propriedades mecânicas iguais ou superiores àquelas obtidas por vias tradicionais. Contudo, muitos desafios ainda inviabilizam a utilização do processo em larga escala, sendo ainda difícil fabricar peças com alta previsibilidade. Desta forma, propõe-se utilizar três métodos de otimização multiobjetivo no estudo do processo de manufatura aditiva direta de alumina por *Laser Power Directed Energy Deposition* e compará-los, com o intuito de obter as relações entre entradas (potência do laser, velocidade do cabeçote e taxa de aplicação do pó) e saídas (rugosidade, eficiência de aplicação do pó e micro dureza) e as melhores combinações entre si. A solução de otimização é considerada satisfatória, sendo possível identificar as melhores combinações entre entradas e saídas pretendidas, sendo que o método numérico mais eficiente para solução deste problema foi o algoritmo genético de classificação não dominado.

Palavras-chave: Otimização multiobjetivo. Directed Energy Deposition. Manufatura aditiva direta. Cerâmica. Alumina.

1. INTRODUÇÃO

Manufatura aditiva (MA) direta é definida como um processo de MA no qual uma fonte de energia focalizada incide diretamente na matéria prima, fundindo-a enquanto é depositada (ISO/ASTM 52900:2015). Esta técnica é vantajosa na produção de material cerâmico quando comparada aos processos convencionais de produção em alguns aspectos, tais como redução do tempo de preparação, aumento na capacidade de produção de peças de geometria complexa minimização de resíduo e perda de matéria prima, sendo os principais representantes da MA direta são os processos *Directed Energy Deposition* (DED) e *Powder Bed Fusion* (PBF) (AZEVEDO et al., 2021; CAMARGO et al., 2020; LI et al., 2017; NIU et al., 2015, 2018). pelos quais, de modo geral, é possível fabricar peças com pureza, densidade e propriedades mecânicas superiores em comparação aos métodos indiretos (mais tradicionais e com menor requisito de energia para o processamento) (NIU et al., 2014). O processo DED é apresentado esquematicamente na Fig. (1).

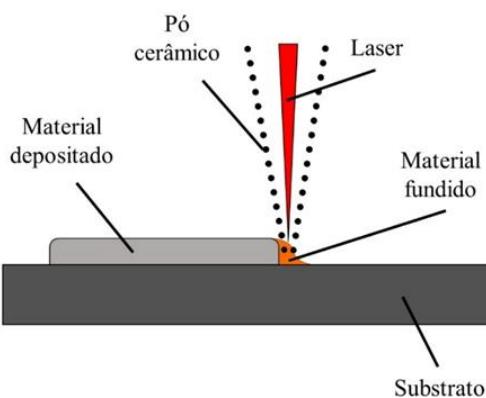


Figura 1. Sistema esquemático de deposição por DED

Pesquisadores tem alcançado ótimos resultados e propriedades de peças fabricadas por MA direta. NIU et al. (2018), utilizando *Laser Engineering Net Shaping* (LENS) – marca comercial de *Sandia National Laboratories*, obtiveram amostras com 99,5% de densidade relativa em relação ao valor teórico das peças fabricadas por meio de processos convencionais. LI et al. (2017), também utilizando LENS, alcançaram valores de micro dureza da ordem de 2400 HV, excedendo os valores teórico esperados para peças fabricadas por métodos convencionais. WILKES et al. (2013), utilizando PBF, depositaram uma composição de alumina-zircônia e obtiveram amostras de alta densidade e com resistência à flexão com valores acima de 500 MPa.

Portal de Eventos Científicos da Escola de Engenharia de São Carlos

Anais eletrônicos do 5º Simpósio do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
 Disponível em: <http://eventos.eesc.usp.br/sipgem2021>

 Serviço de Biblioteca
 Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes



Aplicar a MA direta em material cerâmico apresenta grandes desafios práticos, relacionados com a dureza e fragilidade intrínsecas desta classe de materiais, sendo agravados pelo requisito de alta potência de processo (necessária para alcançar os elevados índices de temperatura de fusão do material), gerando grande gradiente térmico na região de deposição, ambiente favorável à criação de tensões internas e falhas, tais como vazios e trincas. Além destes fatores, pode-se ainda citar a baixa capacidade de absorção de radiação infravermelha do laser pelos materiais cerâmicos em geral (CHEN et al., 2018; MONIZ et al., 2019).

Para compreender as relações entre as entradas e saídas do processo DED de alumina, LI et al. (2017) realizaram um extenso trabalho experimental, analisando os efeitos da variação de três parâmetros do processo nas propriedades mecânicas e geométricas das peças fabricadas. Metodologias numéricas de otimização e simulação tem sido utilizadas para análise de dados deste tipo, demonstrando ser uma forma assertiva para lidar com as possibilidades envolvidas no processo e auxílio para tomadas de decisão (CHEN et al., 2017; GOSWAMI et al., 2014; PATIL; NIGAM; MOHAPATRA, 2021; SAFONOV et al., 2019; VU; WEIN; STINGL, 2021).

A otimização do processo de experimentos é uma técnica utilizada para maximizar os resultados com o mínimo possível de experimentos, utilizando a combinação entre modelagem numérica e aproximações estatísticas. Uma técnica utilizada entre esta metodologia é chamada de *Response Surface Methodology* (RSM), cujo objetivo é descrever as diferentes relações entre os parâmetros de entrada e saída do sistema por meio de polinômios, sendo composta por três etapas: 1) planejamento e realização de experimentos; 2) modelagem por regressão polinomial e 3) otimização dos dados (KERAMAT; HASHEMI, 2020).

As relações de processo em MA podem ser caracterizadas por um problema multiobjetivo, apresentando variáveis conflitantes ou não entre si. Os problemas deste tipo apresentam um espaço ótimo de objetivo, formado por um vetor com vários pontos ótimos, chamado de solução ótima de Pareto. Cada ponto ótimo desta solução é definido de forma que a função objetivo seja reduzida sem impacto simultâneo de acréscimo em outra função objetivo do problema (RAO, 2009).

2. MATERIAIS E MÉTODOS

Seguindo a metodologia RSM, o problema então é caracterizado por meio da coleta dos dados experimentais, os quais foram extraído do trabalho de LI et al. (2017), onde os autores estudaram os efeitos da variação de três parâmetros de máquina (entradas) em cinco propriedades-objetivo (saídas). No caso, as entradas são a potência do feixe de laser (PL), a velocidade de movimentação do cabeçote de laser (VC) e a taxa de aplicação de pó (TAP) e as saídas são a rugosidade, eficiência de aplicação de pó (EAP) – relação entre a massa aplicada e efetivamente depositada, micro dureza Vickers (MDV), planicidade e retração/alongamento de arestas. Por simplificação, a otimização será realizada com as três variáveis de entrada e três parâmetros de saída como funções objetivos, excluindo-se os objetivos de planicidade e retração/alongamento de arestas. Tais simplificações são aplicadas para reduzir o grau de complexidade do problema de otimização e o custo computacional, facilitando a validação do modelo numérico utilizado e sua funcionalidade.

Após a etapa de aquisição e preparação de dados, utilizou-se o *software Microsoft Excel* para ajustar as relações entre cada uma das entradas e saídas, descrevendo-as através de funções polinomiais de primeira, segunda ou terceira ordem, através da aproximação pelo método dos mínimos quadrados. A hipótese utilizada para combinar a parcela de participação de cada uma das variáveis de entrada em cada função objetivo é utilizando um fator de proporcionalidade, pontuando a relevância da entrada na função objetivo construída, de forma que, a somatória dos fatores de proporcionalidade aplicados totalize o valor unitário. No caso do trabalho, o valor padrão de proporcionalidade utilizado é o igual para todas as variáveis. Por fim, as funções objetivo são construídas através de um somatório da parcela de participação de cada variável de entrada em sua respectiva variável de saída, conforme descrito na Eq. (1).

$$F_{obj(i)} = \alpha * f_{i,j} + \beta * f_{i,j} + \gamma * f_{i,j} \quad (1)$$

Em que os índices i e j referem-se, respectivamente, às variáveis de saída e entrada, totalizando três funções objetivo e nove funções polinomiais de relações.

A otimização multiobjetivo é então realizada através do pacote “*FunctionalProblem*” em linguagem de programação *Python*. Este pacote contém implementados os algoritmos utilizados para a solução numérica, sendo estes: 1) busca por padrão (*Pattern Search*) (Pymoo, 2020a); 2) algoritmo genético de classificação não dominada 2 (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA2*) (Pymoo, 2020b) e; 3) algoritmo genético de classificação não dominada referenciado 2 (*Referenced Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II – RNNSGA2*) (Pymoo, 2020c).

O método 1) foi escolhido para estudar o custo computacional de uma metodologia pouco rebuscada, que utiliza uma busca de solução simples, executando o algoritmo ponto a ponto em direção ao ótimo do problema. Por outro lado requer poucos parâmetros de preparação. Os métodos 2) e 3) são escolhas mais robustas em relação ao método anterior. O algoritmo genético é uma classe particular de algoritmo evolutivo, otimizando a busca por pontos ótimos com técnicas de evoluções entre candidatos, mutações e trocas, economizando o custo computacional envolvido para solução. A diferença

Portal de Eventos Científicos da Escola de Engenharia de São Carlos



entre 2) e 3) é que o terceiro método possibilita a utilização de um ponto de referência inicial, com objetivo de aproximar brevemente as soluções da região de ótimo do espaço objetivo.

3. RESULTADOS

A rota de solução da metodologia RSM possibilitou a obtenção das funções polinomiais de relação entre entradas e saídas e as soluções numéricas do problema de otimização das funções objetivo, criando a função ótima de Pareto para cada um dos métodos.

A seguir, apresentam-se os resultados obtidos para as relações entre os parâmetros de máquina e suas respectivas propriedades, assim como as funções objetivo construídas. As Figs. (2), (3) e (4), representam, respectivamente, as propriedades de rugosidade, eficiência de aplicação do pó e micro dureza.

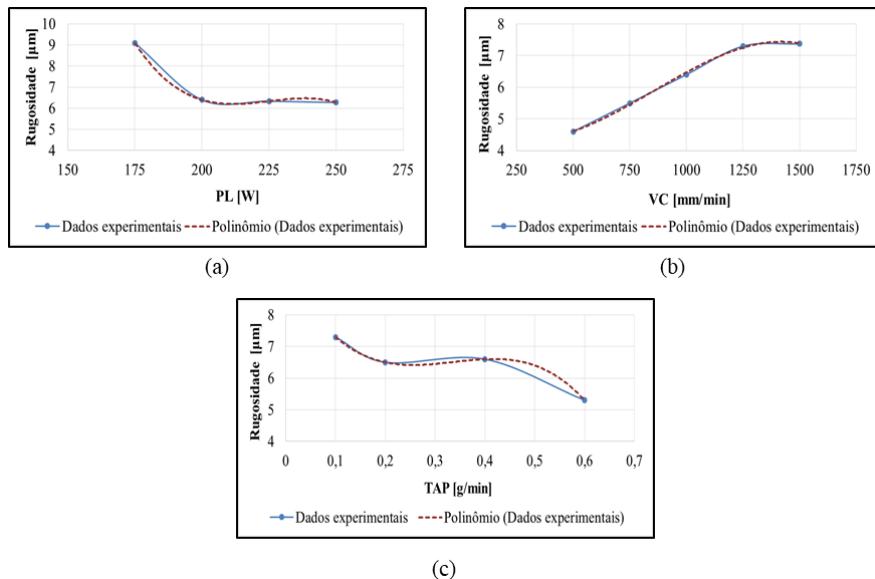


Figura 2: relação de entradas e saída para a função objetivo de rugosidade. (a) Potência de Laser; (b) Velocidade de translação do cabeçote e (c) Taxa de aplicação de pó.

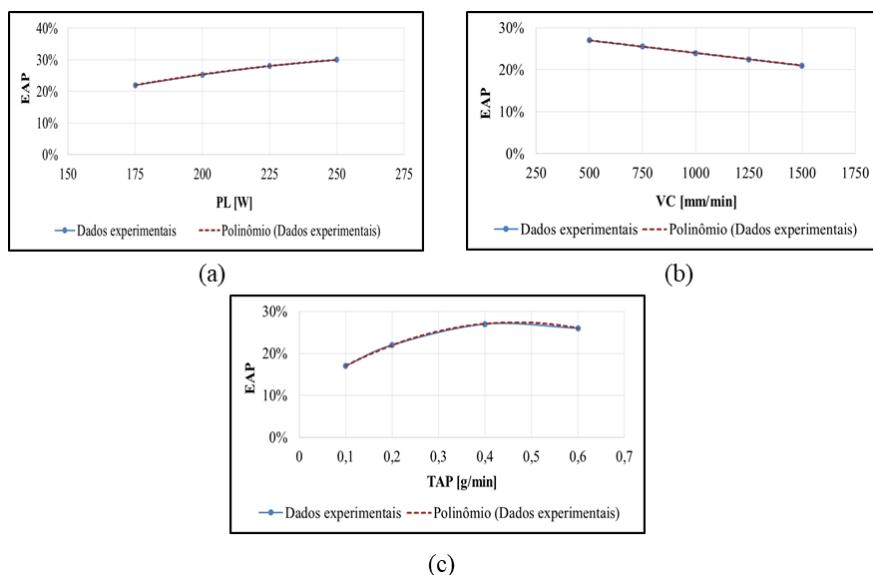


Figura 3: relação de entradas e saída para a função objetivo de eficiência de aplicação de pó. (a) Potência de Laser; (b) Velocidade de translação do cabeçote e (c) Taxa de aplicação de pó.

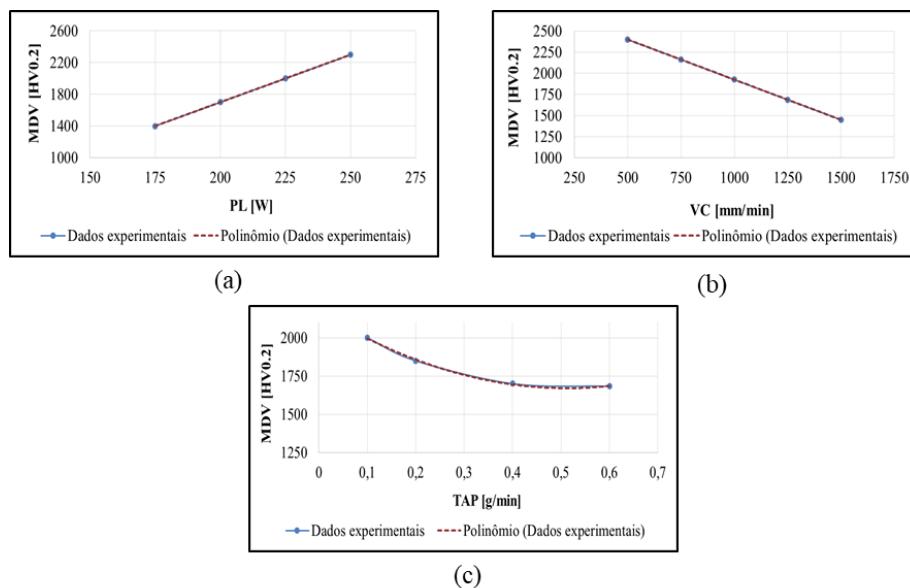


Figura 4: relação de entradas e saída para a função objetivo de micro dureza *Vickers*. (a) Potência de Laser; (b) Velocidade de translação do cabeçote e (c) Taxa de aplicação de pó.

Por fim, os algoritmos de otimização são executados e os gráficos das funções de Pareto obtidos. Estes são apresentados na Fig. (5), representando as soluções dos métodos *Pattern Search*, *NSGA2* e *RNSGA2*.

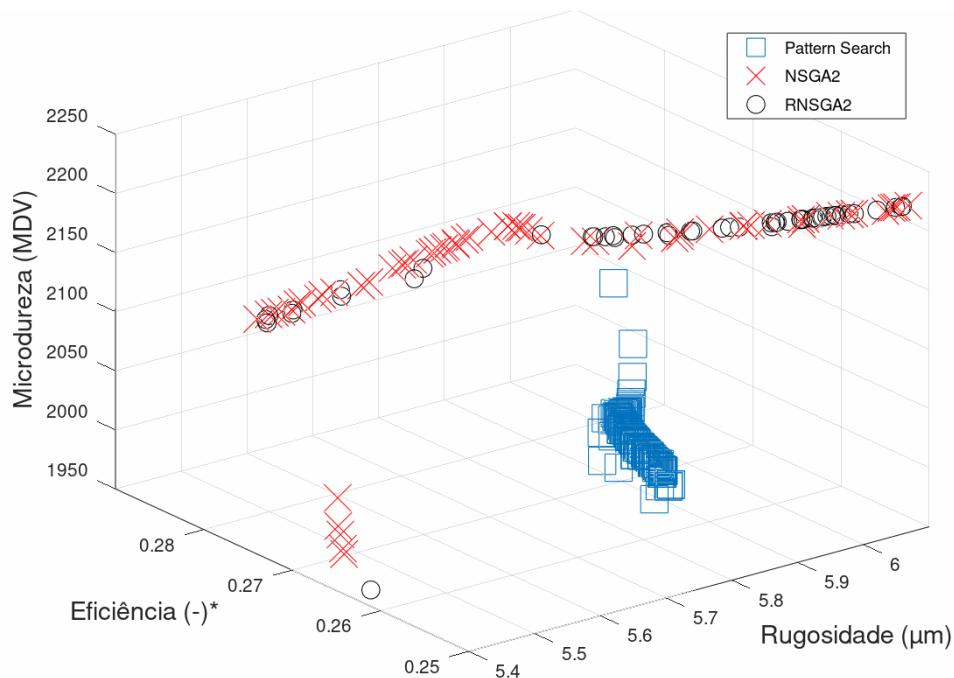


Figura 5: Espaço objetivo - solução ótima de Pareto para cada um dos algoritmos utilizados.

As funções de Pareto demonstram-se coerentes para os três métodos numéricos utilizados, sendo que o método mais eficiente e homogêneo no espaço objetivo foi o *NSGA2*, enquanto que pelo método *Pattern Search* somente foi possível

Portal de Eventos Científicos da Escola de Engenharia de São Carlos



obter os pontos ótimos dentro de uma pequena faixa possível do espaço objetivo. Em relação à velocidade de execução (utilizando um computador com processador *Intel(R) Core(TM) i5-3230M CPU @ 2.60GHz 2.60 GHz* e 8GB de memória RAM), os algoritmos genéticos apresentam resultados similares, executando todo algoritmo praticamente instantaneamente. Por outro lado, o *Pattern Search* foi lento, o que prejudicou o tamanho da população de busca devido ao grande volume de pontos de otimização processados pelo método (cerca de 10 vezes a mais do que os pontos gerados pelos algoritmos genéticos). O ajuste no algoritmo genético de acréscimo de um ponto de referência não demonstrou nenhuma melhoria, mesmo indexando um ponto próximo à uma região de pontos ótimos. Em geral os resultados obtidos são considerados satisfatórios e a metodologia RSM se demonstrou eficaz para otimização de experimentos e relações entre parâmetros em problemas multiobjetivos.

4. CONCLUSÕES E DISCUSSÕES

O método estatístico RSM mostrou ser uma ferramenta eficaz em problemas de otimização de parâmetros em processos de fabricação, definindo uma rota eficiente para caracterização de dados experimentais e otimização das relações de processo.

As relações entre as variáveis de entrada e saída referentes ao processo de manufatura aditiva direta de alumina são bem descritas por meio de funções polinomiais de primeira, secunda e terceira ordem, obtidas através do método dos mínimos quadrados.

O algoritmo NSGA2 foi considerado o melhor método de otimização em comparação com os outros estudados, executando o código rapidamente, em pontos ótimos coerentes e de forma homogênea em praticamente todo espaço objetivo. Por outro lado, o algoritmo *Pattern Search* foi lento e incapaz de percorrer o espaço objetivo completamente, restringindo as respostas ótimas somente a uma parte do espaço objetivo, sendo considerado o pior método utilizado neste estudo.

5. REFERÊNCIAS

- Azevedo TC et al. Estudo da viabilidade da manufatura aditiva direta de multa por laser engineered net shaping (lens). Proceedings of the 11º Congresso brasileiro de engenharia de fabricação (COBEF), 2021. 24-26 de maio, Curitiba.
- Camargo IL et al. An Overview of Laser Engineered Net Shaping of Ceramics. Matéria (Rio Janeiro). 2020;25(1). doi:10.1590/s1517-707620200001.0916.
- Chen A-N et al. High-performance ceramic parts with complex shape prepared by selective laser sintering: a review. *Adv Appl Ceram.* 2018;117(2):100-117. doi:10.1080/17436753.2017.1379586.
- Chen Q et al. Three-dimensional finite element thermomechanical modeling of additive manufacturing by selective laser melting for ceramic materials. *Addit Manuf.* 2017;16:124-137. doi:10.1016/j.addma.2017.02.005.
- Goswami A et al. Optimization of rheological properties of photopolymerizable alumina suspensions for ceramic microstereolithography. *Ceram Int.* 2014;40(2):3655-3665. doi:10.1016/j.ceramint.2013.09.059.
- International Organization for Standardization (ISO) / American Society for Testing and Materials (ASTM) 52900(en). Additive manufacturing — General principles — Terminology, 2015.
- Keramat E, Hashemi B. Modelling and optimizing the liquid phase sintering of alumina/CaO–SiO₂–Al₂O₃ ceramics using response surface methodology. *Ceram Int.* Published online September 2020. doi:10.1016/j.ceramint.2020.09.153.
- Li Y et al. Additive manufacturing of alumina using laser engineered net shaping: Effects of deposition variables. *Ceram Int.* 2017;43(10):7768-7775. doi:10.1016/j.ceramint.2017.03.085.
- Moniz L et al. Additive manufacturing of an oxide ceramic by laser beam melting—Comparison between finite element simulation and experimental results. *J Mater Process Technol.* 2019;270:106-117. doi:10.1016/j.jmatprot.2019.02.004.
- Niu F et al. Microstructure and macro properties of Al₂O₃ ceramics prepared by laser engineered net shaping. *Ceram Int.* 2018;44(12):14303-14310. doi:10.1016/j.ceramint.2018.05.036.



Niu F et al. Additive manufacturing of ceramic structures by laser engineered net shaping. *Chinese J Mech Eng.* 2015;28(6):1117-1122. doi:10.3901/CJME.2015.0608.078.

Niu F et al. Power prediction for laser engineered net shaping of Al₂O₃ ceramic parts. *J Eur Ceram Soc.* 2014;34(15):3811-3817. doi:10.1016/j.jeurceramsoc.2014.06.023.

Patil DB et al. Image processing approach to automate feature measuring and process parameter optimizing of laser additive manufacturing process. *J Manuf Process.* 2021;69:630-647. doi:10.1016/j.jmapro.2021.07.064.

Pymoo (a) [homepage]. Blank J, 2020 [cited 17 nov. 2021]. Disponível em: <https://pymoo.org/algorithms/soo/pattern.html>.

Pymoo (b) [homepage]. Blank J, 2020 [cited 17 nov. 2021]. Disponível em: <https://pymoo.org/algorithms/moo/nsga2.html>.

Pymoo (c) [homepage]. Blank J, 2020 [cited 17 nov. 2021]. Disponível em: <https://pymoo.org/algorithms/moo/rnsga2.html>.

Rao SS. *Engineering Optimization*. John Wiley & Sons, Inc.; 2009. doi:10.1002/9780470549124.

Safonov A et al. Numerical simulation of sintering for 3D-printed ceramics via SOVS model. *Ceram Int.* 2019;45(15):19027-19035. doi:10.1016/j.ceramint.2019.06.144.

Vu BN et al. M. Two-Scale Optimization and Generation of Anisotropic Cellular Designs in the Context of Additive Manufacturing. *Comput Des.* 2021;140:103073. doi:10.1016/j.cad.2021.103073.

Wilkes J et al. Additive manufacturing of ZrO₂ - Al₂O₃ ceramic components by selective laser melting. *Rapid Prototyp J.* 2013;19(1):51-57. doi:10.1108/13552541311292736.

6. AGRADECIMENTOS

Agradecimentos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) [processo 133205/2020-7] e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001 [Processo 88887.498688/2020-00] pelo financiamento deste estudo.

7. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.